



**UNIVERSIDAD SEÑOR DE SIPÁN
ESCUELA DE POSGRADO**

TESIS

**SISTEMA PREDICTIVO BASADO EN UN MODELO
CREDIT SCORING DE APRENDIZAJE
AUTOMÁTICO PARA LA MEDICIÓN DEL RIESGO
CREDITICIO EN LOS CRÉDITOS PYME DE LA
EDPYME ALTERNATIVA S.A.**

**PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO
DE DOCTOR EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN Y
SISTEMAS**

Autor:

Mg. Vasquez Leyva Oliver

Asesor:

Dr. Dios Castillo Christian Abraham

Línea de Investigación:

Gestión de Aplicaciones con Innovación Tecnológica

Pimentel – Perú

2019



UNIVERSIDAD SEÑOR DE SIPÁN

ESCUELA DE POSGRADO

**DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA
COMPUTACIÓN Y SISTEMAS**

**“SISTEMA PREDICTIVO BASADO EN UN MODELO CREDIT
SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA MEDICIÓN
DEL RIESGO CREDITICIO EN LOS CRÉDITOS PYME DE LA
EDPYME ALTERNATIVA S.A.”**

AUTOR

Mg. VASQUEZ LEYVA OLIVER

PIMENTEL – PERU

2019

“SISTEMA PREDICTIVO BASADO EN UN MODELO CREDIT
SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA MEDICIÓN
DEL RIESGO CREDITICIO EN LOS CRÉDITOS PYME DE LA
EDPYME ALTERNATIVA S.A.”

APROBACIÓN DE LA TESIS POR:

Dr. Callejas Torres Juan Carlos
Asesor Metodológico

Dr. Tuesta Torres Edgar Roland
Presidente del Jurado de Tesis

Dr. Callejas Torres Juan Carlos
Secretario del jurado de tesis

Dr. Dios Castillo Christian Abraham
Vocal del jurado de tesis

ÍNDICE	
DEDICATORIA	10
AGRADECIMIENTO	11
RESUMEN	12
ABSTRACT	13
INTRODUCCIÓN	14
PRIMERA PARTE: METODOLOGÍA Y FUNDAMENTACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	26
CAPÍTULO 1. CONSTRUCCIÓN DEL MARCO TEÓRICO	26
1.1. Caracterización del proceso de concesión de créditos y su dinámica	26
1.1.1. Metodologías del proceso de concesión de crédito.....	27
1.1.2. Estructura orgánica para la concesión de crédito.....	30
1.1.3. La medición del riesgo crediticio en la concesión de crédito	31
1.1.4. Herramientas y métodos para el proceso de concesión de crédito.....	34
1.1.5. Machine learning	41
1.1.6. Los algoritmos del aprendizaje supervisado	48
1.1.7. Métodos de desarrollo	51
1.2. Determinación de las tendencias históricas o antecedentes del proceso de concesión de créditos y su dinámica	51
1.2.1. I Etapa: El origen de los modelos de medición de riesgos dentro del proceso de concesión de crédito (1988 – 2003)	54
1.2.2. II Etapa: Consolidación de los modelos de medición de riesgo dentro del proceso de concesión de crédito (2004 – 2009)	57
1.2.3. III Etapa: Reestructuración del sistema regulador (2010 – 2019)	60
CAPÍTULO 2. JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA Y CARACTERIZACIÓN DE LA DINÁMICA DEL PROCESO DE CONCESIÓN DE CRÉDITO.	63
2.1. Justificación del problema.....	63
2.1.1 Situación actual.....	63
2.1.2 Estudios e investigaciones anteriores.....	68
2.2. Caracterizar la situación actual de la dinámica del proceso de concesión de créditos en la Edpyme Alternativa S.A.	70
2.1.3 Promoción y admisión de créditos.	73
2.1.4 Evaluación de créditos.	74
2.3. Marco conceptual.	85
CAPÍTULO 3. HIPÓTESIS Y DISEÑO DE LA EJECUCIÓN	91

3.1. Definición de hipótesis.....	91
3.2. Determinación de las variables de hipótesis.	91
3.1.1 Definición de las variables.....	92
3.1.2 Clasificación de las variables.....	92
3.3. Diseño de la ejecución.....	93
3.1.3 Universo.....	94
3.1.4 Selección de técnicas, instrumentos e informantes o fuentes	95
3.1.5 Selección de muestras	98
3.1.7 Forma de análisis de la información	99
SEGUNDA PARTE: CONSTRUCCIÓN DE LOS APORTES.....	102
CAPÍTULO 4. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO CREDIT SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LOS CRÉDITOS PYME DE LA EDPYME ALTERNATIVA S.A.....	102
4.1. Fundamentación del aporte teórico.	103
4.2. Descripción argumentativa del aporte teórico.....	103
CAPÍTULO 5. ELABORACIÓN DEL MODELO CREDIT SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO BAJO EL MODELO DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO CON TÉCNICAS SUPERVISADAS Y ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN PARA LOS CRÉDITOS PYME DE LA EDPYME ALTERNATIVA S.A.....	118
5.1. Relación entre el aporte teórico y el aporte práctico.	119
5.2. Construcción del aporte práctico.....	119
TERCERA PARTE: VALIDACIÓN DE RESULTADOS	140
CAPÍTULO 6. VALORACIÓN Y CORROBORACIÓN DE LOS RESULTADOS	140
6.1. Valoración de los resultados.	140
6.2. Validación de los resultados.....	142
6.3. Ejemplificación de los resultados del credit scoring.	142
6.4. Corroboración estadística de las transformaciones logradas.....	145
CONCLUSIONES GENERALES	148
RECOMENDACIONES.....	150
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	151
ANEXOS.....	157
Anexo 01: La Matriz de Consistencia.....	158

Anexo 02: Operacionalización de la variable dependiente. Medición del riesgo crediticio de los créditos a clientes micro y pequeñas empresas para los productos Pyme y Rural.	159
Anexo 03: Comparación de cualidades de técnicas de machine learning	160
Anexo 04: Guía de observación	161
Anexo 05: Guía de entrevista	163
Anexo 06: Validación de instrumentos por juicio de expertos	165

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 Matriz de transición de rating a un año (%) según Standard Poor´s.....	36
Tabla 2 Análisis del bien.....	37
Tabla 3 Racionalidad de la gerencia	38
Tabla 4 Análisis el ambiente	39
Tabla 5 Principales algoritmos de predicción para clasificación de dos clases.	49
Tabla 6 Principales algoritmos de predicción para clasificación de tres a más categorías.	49
Tabla 7 Matriz de confusión	50
Tabla 8 Modelos y técnicas para IMF en el marco de Basilea I	57
Tabla 9 Modelos y técnicas para IMF en el marco de Basilea II.....	60
Tabla 10 Evolución histórica del proceso de concesión de créditos y su dinámica.....	61
Tabla 11 Ratio de morosidad del sistema financiero	67
Tabla 12 Clasificación de técnicas.....	69
Tabla 13 Procedimiento para la promoción y admisión de créditos.....	73
Tabla 14 Procedimiento de evaluación de créditos.....	74
Tabla 15 Proceso de seguimientos de créditos.....	75
Tabla 16 Estructura funcional.....	105
Tabla 17 Parámetros utilizados en Edpyme Alternativa S.A.....	110
Tabla 18 Extracción de parámetros influyentes	114
Tabla 19 Estructura de la data seleccionada y su interpretación.....	121
Tabla 20 Estructura de la base de datos con resumen de la evaluación del riesgo en la concesión.....	127
Tabla 21 Procedimiento de evaluación de créditos propuesto.....	131
Tabla 22 Estructura de la base de datos calificación del riesgo en el seguimiento de créditos.....	132
Tabla 23 Base de datos de calificación del riesgo en el seguimiento de créditos en entrenamiento.....	133
Tabla 24 Diferencias según clasificación para el algoritmo de redes neurales.....	134
Tabla 25 Indicadores de precisión y con asignación igual de pesos a cada categoría ...	134
Tabla 26 Adecuación del procedimiento de seguimiento de créditos.....	138
Tabla 27 Comparación de técnicas del machine learning frente a la red neural.....	141
Tabla 28 Comparación de resultados para la categoría moderado y normal	146
Tabla 29 Comparación de resultados para múltiples categorías	146

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Modelo tradicional del proceso de concesión de créditos	30
Figura 2: Factores explicativos de la pérdida crediticia.....	34
Figura 3: Sistemas de calificación: scoring y rating	35
Figura 4: Potencial del machine learning.....	41
Figura 5: Estructura aplicada de una red neuronal.....	42
Figura 6: Red multicapa 10-10-5	43
Figura 7: Modelo de perceptrón simple	44
Figura 8: Árbol de clasificación.....	46
Figura 9: Selección random forest.	47
Figura 10: Red bayesiana con su herencia genética.....	48
Figura 11: Ratio de morosidad: Abr'14 - Abr'17 (en porcentaje)	53
Figura 12: Estructura de Basilea I.....	56
Figura 13: Estructura de Basilea II	58
Figura 14: Los rating y el capital	59
Figura 15: Evolución de las colocaciones por tipo de crédito	64
Figura 16: Evolución del ratio de morosidad 2009 - 2016	71
Figura 17: Distribución de cartera 2016 y cartera proyectada 2017	72
Figura 18: Mapa de procesos concesión de créditos de Edpyme Alternativa.....	72
Figura 19: Clientes tipo MYPES evaluados del 2016 al I Trimestre 2019 por los productos PYMES y Rural.....	76
Figura 20: Destino del crédito.....	77
Figura 21: Indicador de apalancamiento.....	78
Figura 22: Indicador IFIs.	79
Figura 23: Calificación SBS a la cartera vigente y vencida de los periodos 2017, 2018 y I trim 2019.....	80
Figura 24: Comportamiento de clientes nuevos.....	81
Figura 25: Comportamiento de clientes recurrentes.	82
Figura 26: Porcentaje de fluctuación del nivel de riesgo desde la evaluación hasta el vencimiento.....	83
Figura 27: Porcentaje de fluctuación del nivel de riesgo desde la evaluación a junio 2019.	84
Figura 28: Operacionalización de la variable	94

Figura 29: Evaluación Gartner a las plataformas machine learning	100
Figura 30: El análisis de riesgo en la dinámica de concesión de riesgos.....	104
Figura 31: Proceso funcional de la dinámica de concesión de créditos.....	106
Figura 32: Proceso de admisión de créditos.	108
Figura 33: Proceso de evaluación.	109
Figura 34: Modelo de clasificación crediticia.....	111
Figura 35: Modelo adaptativo	112
Figura 36: Modelo credit scoring de aprendizaje automático integrado adaptativo	115
Figura 37: Data set con nombre a las columnas	122
Figura 38: Casos atípicos de la data ingresada	123
Figura 39: Modelo del pre procesamiento	123
Figura 40: Modelo del entrenamiento.....	124
Figura 41: Resultados del entrenamiento.....	125
Figura 42: Resultado de aprendizaje al 99.6%	125
Figura 43: Análisis lineal de la evaluación del modelo	126
Figura 44: Precisión de la evaluación	127
Figura 45: Relación Y/X ingresos netos del negocio / monto original del crédito.....	128
Figura 46: Modelo de entrenamiento	129
Figura 47: Asociación de variables.....	130
Figura 48: Precisión y resultados del análisis de riesgo en evaluación.	130
Figura 49: Distribución lineal de la relación monto de original de créditos y días totales atrasados.....	133
Figura 50: Modelo de pre procesamiento para el seguimiento de créditos.....	135
Figura 51: Distribución gráfica de los resultados entrenados por el algoritmo.	136
Figura 52: Distribución gráfica de los resultados entrenados por el algoritmo.	137
Figura 53: Transformación del input.	143
Figura 54: Transformación del output.	143
Figura 55: Transformación del output.	144
Figura 56: Ingreso de datos tipo batch.	145

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mi Dios que con su finos detalles en todo lo creado me ha inspirado en avanzar siempre.

AGRADECIMIENTO

A mi madre, esposa y a mis queridos hijos Gandhi Gabriel y Oliver Mijaíl, por ser la fuerza que me mueve a esforzarme y procurar ser mejor cada día. A mis queridos hermanos Editha y Wilder por su cariño y amistad incondicional.

A mis familiares, amigos y colegas por su apoyo y confianza de siempre, la cual prometo valorar.

RESUMEN

La investigación que presento tiene como propósito analizar y proponer una solución a las insuficientes herramientas tecnológicas y métodos de referencia de evaluación de créditos a pequeñas y micro empresas que limitan la medición del riesgo crediticio, teniendo como objetivo elaborar un sistema predictivo inteligente basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la mejora de la medición del riesgo en la Edpyme Alternativa S.A.

La solución está fundamentada de manera teórica y conceptualizada en un modelo basado en el proceso funcional actual de concesión de créditos. El modelo muestra la evaluación del riesgo en los procedimientos de admisión y clasificación de los clientes basados en su tecnología y procedimientos, tales como, el sistema de información y bases de datos de referencia externas. El aporte se consolida con la inclusión de las nuevas tecnologías como soporte al proceso funcional mediante la medición, predicción y calificación inteligente empaquetadas en un sistema de credit scoring fundamentadas en las dimensiones de estimación, prospección y la toma de decisiones como del aprendizaje automático y la inteligencia artificial.

Finalmente se elaboró el aporte práctico haciendo uso de la tecnología por servicio de Microsoft Azure para la selección del algoritmo que mejor prestación otorgue a la predicción según el modelo de datos de la institución. En la experimentación con datos reales se evidencia un alto nivel de precisión, así como unas ligeras variaciones fruto de un probable sesgo humano. Como conclusión se demostró la factibilidad del modelo y se propuso el rediseño de sus procedimientos de admisión y clasificación de créditos.

Palabras claves: machine learning, algoritmos, inteligencia artificial, créditos pyme, riesgo

ABSTRACT

The research presented is intended to analyze and propose a solution to the insufficient technological tools and reference methods for credit evaluation to small and micro businesses that limit the measurement of credit risk, with the objective of developing an intelligent predictive system based on a model Machine learning credit rating to improve risk measurement at Edpyme Alternativa SA

The solution is based theoretically and conceptualized on a model based on the current functional process of granting credits. The model shows the risk assessment in the admission procedures and classification of customers in their technology and procedures, such as the information system and external reference databases. The report is consolidated with the inclusion of new technologies to support the functional process through smart measurement, prediction and rating packaged in a credit rating system based on the dimensions of calibration, prospecting and decision making such as machine learning and artificial intelligence

Finally, the practical report was prepared using Microsoft Azure service technology for the selection of the algorithm that best gives the prediction according to the data model of the institution. In the experimentation with real data a high level of precision is evident, as well as slight variations of a probable human bias. In conclusion, the feasibility of the model was demonstrated and the redesign of its admission procedures and credit classification was proposed.

Keywords: machine learning, algorithms, artificial intelligence, SME credits, risk.

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial a través del machine learning está conquistando paso a paso los duros estándares del mundo de las finanzas en el sector bancario. La gestión de servicios a través del área comercial ha visto con buenos ojos tener una respuesta rápida y oportuna a los clientes a través de chatbots y asistentes virtuales para preguntas y consultas cotidianas que generan colas de atención o saturación del call center. El robot Arturito de IBM para el BCP tiene un crecimiento al 2018 del 30% de las atenciones. El Comercio (2018).

El avance más profundo del machine learning ha sido convencer al sistema bancario que la información puede ser manejada en forma de patrones no personificados de manera anónima respetando los derechos a la privacidad, secreto bancario, entre otros y a la obligación del sector en la protección de la información. La data no identificada permite establecer patrones usuales e inusuales de comportamiento a fin de detectar un uso anómalo y alertar de un posible fraude, el mismo que será comunicado al usuario a fin de tomar las acciones respectivas en tiempo real. Es así como el BBVA trabaja, procediendo a través de un “análisis cognitivo que identifica algo como fraude, la máquina aprende y la próxima vez lo identificará automáticamente” Álvarez, C. (2019), apoyando así a la gestión de riesgos.

Atrás quedaron las pantallas negras o azules en el sector bancario; siempre resistente a mirar de lejos la adopción rápida de las nuevas tecnologías debido a las certificaciones y estandarización de los procesos regulados por instancias nacionales e internacionales. El cambio para que sea una realidad ha tenido que nacer de adentro del sistema, por lo que mediante sus concursos de startups nacionales e internacionales denominados fintech (financial technology), y teniendo entre sus líneas el conocimiento del cliente y al big data recopila la innovación que necesita para mejorar sus procesos internos. Es así como Microsoft con sus soluciones de big data e inteligencia artificial asociado con AdviceRobo

está transformando el modelo tradicional de evaluación de riesgos a un sistema credit scoring psicográfico aprovechando los grandes volúmenes de datos para determinar la capacidad de pago y la disposición a pagarlos. Serrano, L. (2018).

En el Perú el sistema financiero bancario está determinado por las regulaciones gubernamentales a través del Ministerio de Economía y Finanzas (MEF) y la Superintendencia de Banca Seguros y AFP (SBS) con tendencias conservadoras consignando en su portal transparencia la siguiente declaración “La legislación peruana es más estricta que los estándares impuestos por Basilea, ya que prevé que los activos ponderados por riesgo no pueden exceder de 11 veces el patrimonio efectivo” MEF (2019). El sistema está compuesto por empresas bancarias, entidades financieras estatales, empresas financieras, cajas municipales de crédito y popular, cajas rurales de ahorro y crédito, edpymes y bancos de inversión (BCRP, 2019), así como sus regulaciones y normas internas. Las empresas financieras al buscar un retorno del riesgo en la intermediación pueden ser más avezadas al riesgo o conservadoras a fin de alcanzar sus objetivos y generar beneficios sociales, en el Perú los créditos de capital de trabajo y activo fijo presentan el más alto riesgo en el sector de la micro y pequeña empresa conocidas como MYPE (SUNAT, 2019).

Las Edpymes nacen con Resolución de la SBS (Superintendencia de Banca y Seguros) N° 847-94 dentro de sus atribuciones tiene la capacidad de otorgar créditos a personas naturales y jurídicas, empresarios o emprendedores que tengan actividades empresariales a nivel de pequeña y microempresa. Desde sus inicios no están calificadas para ser receptoras de ahorros y nacieron de un fin altruista de apoyar la creación de valor para el apoyo al sector microempresario que muchas veces no tiene productos estructurados en la banca que puedan evaluar su capacidad, realidad y factores que influyen en sus negocios. Por lo que

su razón de ser está orientada a la emisión de créditos para negocios que desean respaldo financiero, convirtiéndose rápidamente en uno de los motores de desarrollo del sector microfinanciero para pequeñas y microempresas.

Al año 2019 reportado por la SBS la región Lambayeque alberga a cinco empresas tipo Edpyme, la tercera región con contar con la mayor cantidad de instituciones de apoyo a la pequeña y microempresa, por lo que se experimenta una mayor oferta en el sub sector microfinanciero teniendo las siguientes **manifestaciones problemáticas genéricas** como:

- Deterioro de la cartera de clientes medido por el incremento de la morosidad.
- Sobreendeudamiento de los clientes producto de la sobre oferta por la competencia comercial.

Edpyme Alternativa S.A. como empresa dedicada al sector de microfinanzas con sede en Chiclayo en la región Lambayeque, nace en 1992 gracias a la Cámara de Comercio y Producción de Lambayeque con el apoyo del Banco Interamericano de Desarrollo e inicia operaciones en apoyo al emprendedurismo en la región. Al 2001 empieza operando bajo la supervisión de la Superintendencia de Banca y Seguro de Perú, la confianza en las operaciones hace que la formación societaria se conforme actualmente por la Cooperativa de Ahorro y Crédito Abaco, Grupo Financiero Diviso S.A. y Microvest II-A LP siempre con su decidido apoyo al nicho de la microempresa. Los productos en cartera promocionados son: a) pyme, b) rural, c) vehicular, d) consumo y e) mejorando mi casa; todos ellos orientados a la emisión de créditos (Edpyme Alternativa S.A., 2016)

Sin embargo, al ser parte del sector de microfinanzas están sujetos a los mismos riesgos genéricos del sector y a las variaciones del mercado, adicional se observan **manifestaciones problemáticas propias**, que no se corresponden con la aspiración antes planteada, las

cuales se corroboran mediante la aplicación de instrumentos y se pueden resumir de la siguiente forma:

- La admisión de un expediente es una tarea compleja y laboriosa debido a la realidad administrativa, contable y financiera de las mype con la restricción de no incrementar la cartera morosa de la institución.
- El proceso actual con las herramientas utilizadas no logra determinar la capacidad de endeudamiento y la intensión de pago del cliente.
- La estimación del riesgo crediticio no contiene un nivel de precisión que manifieste confiabilidad para la toma de decisiones respecto a la emisión de un crédito.
- El mal cálculo de la prospección según el comportamiento del crédito no permite un seguimiento al crédito y la toma de decisiones preventivas.

Estas manifestaciones se sintetizan en el **problema científico de investigación:** Insuficientes herramientas tecnológicas y métodos de referencia de evaluación de créditos pyme, limitan la medición del riesgo crediticio.

A fin de sustentar la estructura de problema científico se pretende evaluar y considerar las siguientes **causas** observables.

- Insuficientes referentes teóricos y prácticos para la estimación de riesgo de las MYPE dentro del proceso de concesión de crédito.
- Limitaciones en el manejo de las herramientas informáticas y métodos de referencia que apoyen a sustentar una capacidad de pago idónea para cada realidad empresarial dentro del proceso de concesión de crédito.
- Toma de decisiones sin la información adecuada respecto al cálculo del riesgo crediticio que deslinde responsabilidad de la autonomía o la decisión del comité de riesgos en el proceso de concesión del crédito.

- Desconocimiento de una probabilidad más certera que permita calcular la capacidad de recuperación del crédito y estimar el riesgo crediticio gestionado dentro de un proceso de concesión de crédito óptimo.
- Escasa connotación práctica del proceso de concesión de crédito para los créditos PYME por la compleja organización comercial, administrativa, contable y financiera que presentan.

Estas manifestaciones causales sugieren profundizar en el estudio del proceso de concesión de crédito, **objeto** de la presente investigación.

Con respecto al cálculo del riesgo crediticio que se desarrolla como eje central del proceso de concesión de un crédito; se puede evidenciar: a) Un sistema comercial, b) Uso de información externa en bases de datos de riesgo, c) Análisis documentario y d) Visita de campos como elementos base para su estimación. El resultado de estos insumos con las valoraciones de relevancia respectiva se convierte en métodos de referencia manuales que se pueden considerar un modelo credit scoring propio. Por otro lado es posible que el aprendizaje automático programado con herramientas informáticas optimice la medición del riesgo crediticio de las empresas tipo MYPE para los productos PYME y rural en base a algoritmos de predicción que de soporte a los proceso de concesión de crédito.

En relación al **proceso de concesión de crédito**, se ha revisado normativas e indicaciones tanto nacionales como internacionales y se ha considerado que, el proceso de emisión de crédito estándar generalmente tiene siete pasos y es gestionada desde la 1) Recepción de la solicitud del crédito, 2) Trasladar el expediente completo al área de riesgos, 3) Aplicar un credit scoring para medir el riesgo crediticio, 4) Elaborar la propuesta con la opinión positiva o negativa por riesgo, 5) Aprobar la propuesta por el gerente de riesgo según su autonomía o mediante el comité de riesgos, 6) Comunicar al cliente la decisión del banco

fundamentada en el riesgo, y 7) Formalizar el desembolso de la operación (MINCETUR, 2009).

La naturaleza de las entidades financieras tiene un marco de **medición de riesgo** estructurado en niveles, como el riesgo de crédito, operacional y de mercado. Estas estructuras están especificados en los acuerdos de Basilea, para la legislación peruana el sistema adoptado está basado en Basilea II, en dónde a nivel de riesgo operacional se considera que la entidad puede “sufrir pérdidas debido a la inadecuación o a fallos de los procesos, el personal y los sistemas internos o bien a causa de acontecimientos externos” (Banco de Pagos Internacionales, 2006).

Por otra parte, para la evaluación de riesgos crediticios empresariales se considera la inclusión de “un modelo intensivo basado en el contacto con el cliente mediante las visitas, el contraste sistematizado de su información, una evaluación económica financiera y el uso de herramientas” (BBVA, 2012). Respecto al uso de sistemas de soporte para calificaciones se requiere que “incluyan todos los métodos, procesos, controles y sistemas de recopilación de datos e informáticos... para la evaluación del riesgo de crédito, la asignación de calificaciones de riesgo internas y la cuantificación de las estimaciones de incumplimiento y de pérdida” (Banco de Pagos Internacionales, 2006).

Edpyme Alternativa S.A. asume con responsabilidad el salvaguardar los intereses de los accionistas, el alineamiento de sus operaciones a los acuerdos de Basilea II por ser una entidad supervisada por la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú. Para la medición del riesgo de crédito utiliza también métodos de referencia como los ratings de calificación de la empresa, scoring para créditos minoristas (consumo y pyme), buró de empresas con reportes de las centrales de riesgo y buenas prácticas de calificación crediticia. Así mismo

resulta insuficiente la gestión de manejo de información debido a que aún se presentan limitaciones en la evaluación y clasificación de créditos.

De lo analizado se desprende que existe un marco regulatorio que admite la utilización de herramientas informáticas para determinar la calificación del crédito incluyendo variables cualitativas y cuantitativas que son gestionadas actualmente por métodos históricos probabilísticos y tradicionales de evaluación crediticia, por lo que requiere su potenciación a través de métodos de predicción y aprendizaje automático para medir con mayor eficiencia el riesgo crediticio.

Por tanto, en el ámbito investigativo, todavía los resultados no satisfacen los requerimientos teóricos y prácticos para el estudio del proceso de concesión de crédito, desde una dinámica que potencie la interacción de algoritmos y el enfoque de aprendizaje de máquinas en el contexto de las MYPES en la complejidad y diversidad de influencias prácticas integradas como sistema.

Se plantea entonces como **objetivo** el **elaborar un sistema predictivo inteligente** basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la **mejora de la medición del riesgo crediticio** de los créditos pyme en la Edpyme Alternativa S.A.

El **campo de acción** que sustenta la investigación está determinado por la **dinámica del proceso de concesión de créditos**.

De tal manera, que permita obtener un parámetro de clasificación del riesgo del expediente que será la base decisoria dentro del proceso de concesión de crédito para apoyar al responsable de riesgos o al comité de riesgos respetando los lineamientos internos de la empresa y marcos regulatorios externos.

En la fundamentación epistemológica del objeto y el campo de la investigación revela una **brecha epistemológica** que se manifiesta en que las tecnologías actuales de inteligencia artificial aplicados a modelos de medición de riesgo de las mypes de Lambayeque que aún no han sido suficientes los estudios aplicando el uso de algoritmos de aprendizaje automático y métodos de referencia de evaluación de créditos pyme y rural que permitan adecuarse a los procesos estructurados existentes en la Edpyme Alternativa S.A. que le permita incrementar la precisión a la hora de otorgar o denegar una solicitud de crédito.

Por lo que, se plantea como **hipótesis**: Si se elabora un sistema predictivo inteligente basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático, que considere el uso de algoritmos de inteligencia artificial y métodos de referencia de evaluación de créditos PYME, entonces se contribuye a la medición del riesgo crediticio de los créditos PYME en la Edpyme Alternativa S.A.

A fin de dar cumplimiento al objetivo y a la hipótesis planteada, se planifica la ejecución de las siguientes **tareas de investigación**:

- a) Diagnosticar el estado actual de la dinámica del proceso de concesión de créditos en la Edpyme Alternativa S.A.
- b) Determinar las tendencias históricas del proceso de concesión de crédito y su dinámica.
- c) Caracterizar epistemológicamente el estado del proceso de concesión de crédito y su dinámica para los créditos tipo pyme.
- d) Elaborar el modelo credit scoring para los créditos PYME de aprendizaje automático haciendo uso de algoritmos que demuestren la optimización de los algoritmos actuales.

- e) Estructurar un sistema predictivo inteligente basado en el modelo credit scoring automático en base a las herramientas tecnológicas disponibles y accesibles por la empresa.
- f) Validar los resultados alcanzados a través de la ejecución del sistema para periodos referenciales.

Entre los **métodos** y **técnicas** se emplean las siguientes:

- Histórico-lógico: Se ha analizado la evolución en el tiempo del proceso de concesión de crédito y la medición del riesgo de crédito a través de las diversas actualizaciones del marco regulatorio internacional, la más importante variación en el tiempo ha radicado en la inclusión de herramientas externas como scoring y rating para medir el riesgo crediticio alineados a los métodos de cálculo de capital mínimo por riesgo como el estándares y el IRB entre sus modalidades básica y avanzada, aprobados a partir de Basilea II (aplicado en Perú), hasta Basilea III (actual), aún en fase de difusión, pendiente de aplicación en Perú.
- Análisis-síntesis en el estudio del proceso de proceso de concesión de crédito, transitando por toda la lógica de las categorías desarrolladas en la investigación.
- Hipotético-deductivo: Desde la formulación de la hipótesis hasta la aplicación de la solución, respecto a esta última se avanza metodológicamente mediante un estudio escalonado en base a la experiencia de los métodos actuales hasta su incorporación en métodos modernos de programación de sistemas.
- Sistémico estructural funcional: Los algoritmos bajo un modelo de aprendizaje automático permiten aprender al sistema de manera automática en el tiempo, lo que mantendrá optimizado de manera sistemática según las nuevas realidades de los clientes.

- Holístico Dialéctico: Este es un proceso integral que vincula los acuerdos de Basilea, políticas del BCRP y las políticas internas de la institución con el fin de estimar el riesgo crediticio sin vulnerar lo regulado, consolidando una ventaja competitiva comercial en el proceso de concesión de crédito.
- Análisis documental: La fuente principal de la información está fundamentada en los expedientes de crédito aprobados que han concluido su contrato sin incrementar su nivel de riesgo estimado en la emisión y los que han sido determinados como pérdida y han sido emitidos a las empresas de tipo MYPE.
- Estadísticos: Las herramientas estadísticas que se utilizarán para la determinación de la hipótesis y su contrastación será mediante software estadístico que empaqueta fórmulas y muestra resultados estadísticos.
- Método de análisis documental: Se considera un aporte al análisis documental debido a que parte de expedientes de créditos seleccionados según su calificación para la etapa de aprendizaje del sistema propuesto y se comprueba aleatoriamente la predicción y la medición del riesgo con la situación actual, a fin de evaluar la eficiencia del modelo que utiliza y el sistema propuesto a fin de comparar la optimización con los procesos actuales.
- Guías de observación y de entrevista: El modelo es enriquecido con los factores cualitativos como la intuición en base a las experiencias obtenidas en las entrevistas al Analista de Créditos y a los integrantes del Comité de Riesgos a fin de enriquecer la propuesta y poder determinar la optimización de la medición del riesgo crediticio.

La investigación es experimental, debido a que se realizan manipulaciones intencionadas a la variable independiente, pero su intención es más causal debido a que se pretende optimizar la medición del riesgo crediticio de los clientes. Es cualitativa-cuantitativa porque se ha considerado indicadores cualitativos como cuantitativos, incluyendo la

naturaleza del modelo propuesto que contiene factores cualitativos y cuantitativos para la medición del riesgo crediticio.

El **diseño de la investigación** que es de tipo experimental con naturaleza longitudinal debido a que se tomará los datos a profundidad mediante los instrumentos y luego se propondrá un modelo que serán experimentados con expedientes aleatorios para demostrar la hipótesis, la evaluación del modelo requiere nueva información para medir la variable dependiente.

La población considerada está conformada por los expedientes de crédito otorgados con un nivel de riesgo bajo y moderado en la evaluación por la Edpyme Alternativa S.A. con un estado vigente y no vigente; todos ellos clasificados según su comportamiento en base al estándar de la SBS para empresas, estos constituirán el insumo para el aprendizaje del sistema predictivo inteligente en sus fases de pre procesamiento, entrenamiento y evaluación del modelo, en la experimentación se considera uno o más periodos actuales para estimar calificación en la admisión y clasificación SBS, los que serán evaluados en base a la precisión alcanzada a fin de constituirse en un nivel más de apoyo a la medición del riesgo crediticio en la institución.

Teniendo como **aporte teórico** el modelo de aprendizaje automático para la medición del riesgo para los créditos PYME de la Edpyme Alternativa S.A.

Como **aporte práctico** se considera la sistematización del modelo a través de un sistema predictivo inteligente de evaluación de riesgo para los créditos otorgado a los clientes con créditos tipo PYME por la empresa Edpyme Alternativa S.A. Actualmente una de las herramientas más utilizadas para la estimación del riesgo de crédito es el scoring o credit scoring, otorgando puntuaciones que apoyen a considerar la decisión de la asunción del riesgo; usualmente para créditos minoristas, la mayoría de empresas PYME no califican

para ser sometidas a técnicas rating que ayudaría de manera estructurada a calificar el riesgo, por lo que toda innovación en este campo aportará a dinamizar la economía de apoyo al desarrollo empresarial.

La **novedad científica** está en revelar que los algoritmos de evaluación de riesgo probabilístico pueden ser optimizados a través de algoritmos de inteligencia artificial a través de las técnicas de aprendizaje automático tomando variables no identificadas de los clientes.

La **significación práctica**, consiste en generar un impacto en la calificación crediticia de las MYPES de la Región Lambayeque en base a parámetros de referencia y al comportamiento crediticio que permita optimizar la cartera de créditos y apoye a la toma de decisiones enfocados en los indicadores financieros de morosidad establecidos por norma dentro de los parámetros deseados por la empresa.

PRIMERA PARTE: METODOLOGÍA Y FUNDAMENTACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

CAPÍTULO 1. CONSTRUCCIÓN DEL MARCO TEÓRICO

Introducción

Este capítulo permite ordenar la secuencia lógica de la revisión teórica que se ha desarrollado a fin de poder estructurar un marco que permita sustentar la propuesta de un modelo de credit scoring. La evaluación del riesgo crediticio es un factor ampliamente regulado por el sistema financiero a través de organismos nacionales e internacionales. La investigación ha permitido describir ampliamente el proceso de gestión de emisión de créditos y su dinámica a través de la incorporación de nuevas tecnologías como el aprendizaje automático (machine learning).

1.1. Caracterización del proceso de concesión de créditos y su dinámica

El proceso de concesión del crédito es el conjunto de operaciones que tiene como fin comprender que “el nivel de riesgo para definir el proceso de crédito que aporta considerables ventajas para la entidad, tanto en términos de costos como en mejora del servicio prestado en relación con la velocidad de respuesta” (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011). El proceso de concesión de crédito a nivel operativo se inicia con una solicitud de crédito y tiene por objetivo medir el nivel de riesgo del expediente. En este proceso intervienen recursos humanos y herramientas como sistemas internos y externos de calificación. La precisión y el tiempo de evaluación empleado determinan la velocidad de respuesta que podrá ser utilizado como una ventaja comercial. El costo óptimo que soporten los gastos del área estará en función de las “reducciones de pérdidas crediticias

por una selección adecuada de los acreditados” (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011).

La función del riesgo de crédito o el riesgo crediticio está determinado en dos sentidos, de los reguladores hacía las entidades financieras y de las entidades al cliente. El primero busca garantizar la solvencia del sistema asegurándose un capital en reserva por riesgo, mientras que el segundo manifiesta el riesgo del no cumplimiento de un contrato de crédito. Ambos análisis hacen uso de herramientas y métodos que ayuden a estimar la probabilidad y riesgos futuros, dependiendo y colaborando así el uno del otro, radicando allí su importancia como riesgo de expediente individual y su influencia al riesgo en la cartera y riesgo de crédito de toda la entidad para determinar así el capital exigido por el regulador.

1.1.1. Metodologías del proceso de concesión de crédito.

a) Para el Ministerio de Comercio Exterior y Turismo en su guía para inversionistas, las entidades de atención a las microfinanzas mantienen la siguiente secuencia del proceso de evaluación crediticia para una concesión de créditos. (Ministerio de Comercio Exterior y Turismo, 2009).

- Fase 1: El prestatario (personal o empresa), presenta la solicitud de crédito al sectorista o funcionario, incluyendo toda la documentación necesaria para poder realizar la medición del riesgo crediticio.

- Fase 2: La solicitud de ser conforme, es trasladada al Área de Riesgos, existen casos en dónde se requiere mayor precisión o documentación adicional, esta puede ser solicitada de manera directa o mediante el sectorista a cargo.

- Fase 3: Se inicia la medición del riesgo crediticio a cargo del Analista de Riesgos, esta estimación usualmente implica el uso de la técnica del Credit Scoring. En esta fase también se puede realizar una visita a la empresa o persona solicitante, también se solicita la presencia del interesado con la finalidad de consultar respecto a la documentación presentada y realidad expresada. Esta fase tiene por salida una opinión respecto a acceder o no al crédito, así como la apreciación del monto requerido, garantías requeridas, avales u condiciones adicionales. A la fecha estos modelos son manejados con herramientas estadísticas como la regresión lineal y su eficiencia está basada en un proceso de valoración de variables previamente definidas. Son herramientas que mediante un “sistema de predicciones, califica un crédito y mide el riesgo de incumplimiento inherente”.(Rayo, S., Lara, J. & Camino, D. (2010)). Identificando aquí las debilidades del proceso al tener que establecer de manera subjetiva una valoración estimada en base al tomador de decisiones.

- Fase 4: Se elabora una propuesta de créditos que según la autonomía del Gerente de Riesgos respecto al monto puede ser aprobada de manera directa según la opinión del Analista de Riesgos.

- Fase 5: En caso de que el monto supere la autonomía la propuesta deberá ser elevada al Comité de Riesgos para su decisión correspondiente.

- Fase 6: Se comunica la decisión del banco respecto a la solicitud presentada.

- Fase 7: Se realiza el desembolso mediante la documentación y procedimiento respectivo.

b) El modelo tradicional, para el análisis de crédito tradicional está compuesto por un conjunto de procedimientos homogéneos y tradicionales conocidos como “las tres C: conocer al sujeto de crédito (carácter), su solvencia moral y económica y su disposición para cumplir con sus compromisos; medir su capacidad de pago del solicitante (capacity) y finalmente revisar la estructura de capital (capital)” (De Lara, A. 2002), esta información procesada determinará la capacidad de endeudamiento.

El modelo tradicional requiere de una estructura y herramientas financieras, los hitos del modelo consumen gran cantidad de tiempo en horas hombre trabajando la información requerida, procesamiento e interpretación de los datos.

El modelo tradicional respecto a la estimación o probabilidad de incumplimiento recomiendan el uso de modelos econométricos propios o de agencias externas.

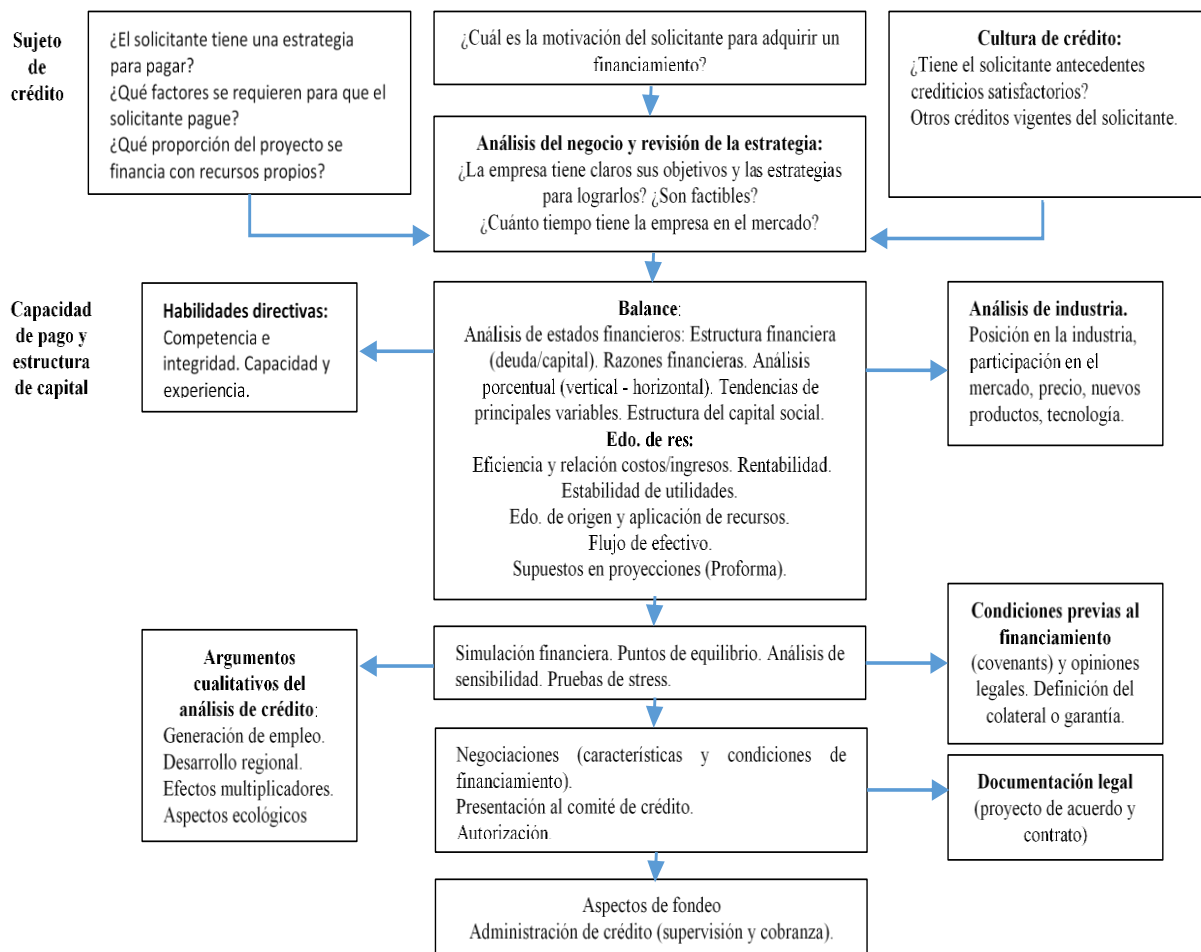


Figura 1: Modelo tradicional del proceso de concesión de créditos

Fuente: (De Lara. A., 2002)

1.1.2. Estructura orgánica para la concesión de crédito

La calificación crediticia corporativa para la medición del riesgo de crédito involucra a todas las esferas de la institución prestamista, así desde el Gobierno Corporativo que aprueba el sistema de calificación de riesgos, las modificaciones, excepciones y funcionamiento del mismo. La responsabilidad del gobierno incluye la reunión frecuente con el fin de mejorar posibles deficiencias previamente identificadas. Los informes que el gobierno analiza se deben centrar en el perfil por grados, sus movimientos de los grados, los parámetros posibles que originan el

movimiento entre grados y las tasas de incumplimiento efectivas frente a las esperadas.

El área de control de riesgos está encargada de examinar cualquier cambio o variación del proceso de calificación, así como los factores o causas que originaron la variación. Debe además verificar con parámetros individuales si continua prediciendo el riesgo. Esta área participa de manera activa en la selección del modelo a emplear, debido a la naturaleza de vigilancia y supervisión.

El área de auditoría interna y externa aporta al proceso de calificación crediticia toda vez que es la responsable de al menos una vez al año de evaluar el sistema de calificación del banco y además incluir el proceso operativo de la unidad de créditos. La unidad de créditos deberá someterse a evaluación para los parámetros de la probabilidad de incumplimiento (PD), pérdida en caso de incumplimiento (LGD), exposición al riesgo de crédito (EAD). Por lo que el proceso operativo del área de créditos aporta los insumos que agrupados determinan el riesgo de crédito de toda la entidad y su relación con el capital sujeto a regulaciones y supervisiones estatales. Estos a su vez deben contemplar las políticas y permisiones que el marco establece para las calificaciones independientes del riesgo crediticio de cada prestatario.

1.1.3. La medición del riesgo crediticio en la concesión de crédito

El riesgo estadísticamente “es una variable aleatoria cuyo valor se desconoce en el momento de la concesión. Su estimación requiere especificar la distribución de probabilidad de las pérdidas potenciales para un periodo temporal concreto” (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011), este valor puede representar una pérdida crediticia esperada o inesperada. La medición del riesgo crediticio es

factible de sistematizarse se “puede diseñar sistemas de calificación diseñados a la medida de determinados sectores económicos o segmentos del mercado..., deberá documentarse el razonamiento por el que cada prestatario se asigna a un sistema de calificación..., el nivel de riesgo del prestatario” (Banco de Pagos Internacionales, 2006). Es así como existe un marco para el trabajo de la estimación del riesgo específico para determinados sectores a través de métodos, procesos y controles que apoyen la gestión del riesgo, con la recomendación que no pueden ser manipulados de manera intencional a fin de minimizar los requerimientos de capital por parte de los prestamistas. Esta práctica conlleva a la aplicación de diversa tecnología que trata de proteger y estimar la calidad de las carteras de clientes.

Los factores de riesgo que se analizan están enmarcados también dentro de las disposiciones de Basilea, entre ellas están las características del prestatario, aquí se puede considerar el tipo o sector al que pertenece, incluso se debe tomar en cuenta la relación demográfica como edad o especialidad que ostenta como profesión. Así también, se debe incluir las características propias de la operación que está solicitando, la naturaleza o tipo de producto dentro del mercado, el aporte y su impacto en la intensión requerida, experiencia o madurez del prestatario dentro del manejo de operaciones similares o anteriores, así también como las garantías que se aportan para el respaldo. (Banco de Pagos Internacionales, 2006). Estas variables requieren además que la institución simule de manera previa la posición en la que estaría el nivel de riesgo en caso la operación se encuentre en diversos escenarios de riesgo por el que atraviere el sector o zona geográfica. Incluso los reguladores deberán considerar que los modelos son perfectibles dada naturaleza de estimación y su factor de precisión con la asunción de una mejora continua, que se deberá contrastar con la práctica. El proceso de calificación debe tener la capacidad de

sustentar su metodología mediante un proceso de repetición de la estimación y la exposición de los modelos matemáticos que lo sustenta con muestreos individuales y también a nivel de conjunto de deudores, incluyendo además los posibles quiebres o estimación de fallas del sistema con supuestos no considerados desde su concepción, incluyendo los creados con tecnología propia.

A nivel operativo la estimación del riesgo debe sustentar un calificativo permanente a cada cliente o prestatario, así como al conjunto de ellos de manera agrupada por tipos. El proceso de emisión de crédito debe incluir a los garantes reconocidos y es cíclico dentro del año, considerando la información histórica que se posee del cliente, a fin de estimar y predecir su comportamiento. Es así como es de mucha relevancia la actualización continua de la información actualizada y pertinente del cliente y su situación financiera.

Según Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado (2011), los factores de la medición del riesgo crediticio son los siguientes:

- a) Probabilidad de que la contraparte incumpla sus obligaciones contractuales o probabilidad de incumplimiento (probability of default).
- b) Exposición crediticia en el momento de incumplimiento (EAD).
- c) Porcentaje no recuperado de montante impagado o severidad (LGD).
- d) Correlación entre incumplimientos.
- e) Concentración de la cartera.

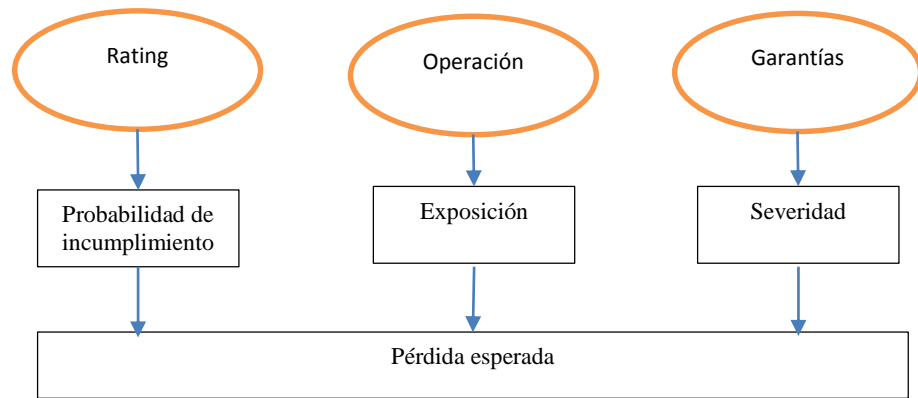


Figura 2: Factores explicativos de la pérdida crediticia

Fuente: (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011)

1.1.4. Herramientas y métodos para el proceso de concesión de crédito

El cálculo de la probabilidad de incumplimiento tradicionalmente se ha basado en herramientas y técnicas, incluyendo métodos subjetivos que dependían de la apreciación del funcionario. Con Basilea II apertura el uso de sistemas rating que permitan gestionar y controlar la pérdida crediticia esperada y el capital regulatorio vinculado a la pérdida crediticia inesperada (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011).

a) El rating

Los sistemas rating centran su análisis en las características del cliente, este sistema debe ser lo suficientemente preciso y conciso (Treacy, 1998), con aplicación a cualquier cliente según su propósito. Puede vincular en su análisis calificaciones internas, externas y apreciaciones subjetivas a fin de afinar sus precisiones, mediante modelos estadísticos permiten una clasificación de toda una cartera tipo rating; estos sistemas internos son “herramientas que sólo clasifican clientes (pymes, empresas, corporaciones, administraciones públicas, etc.), y la clasificación obtenida está soportada en mayor medida por la aplicación de metodologías estadísticas de

clasificación que en el juicio del analista” (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011).

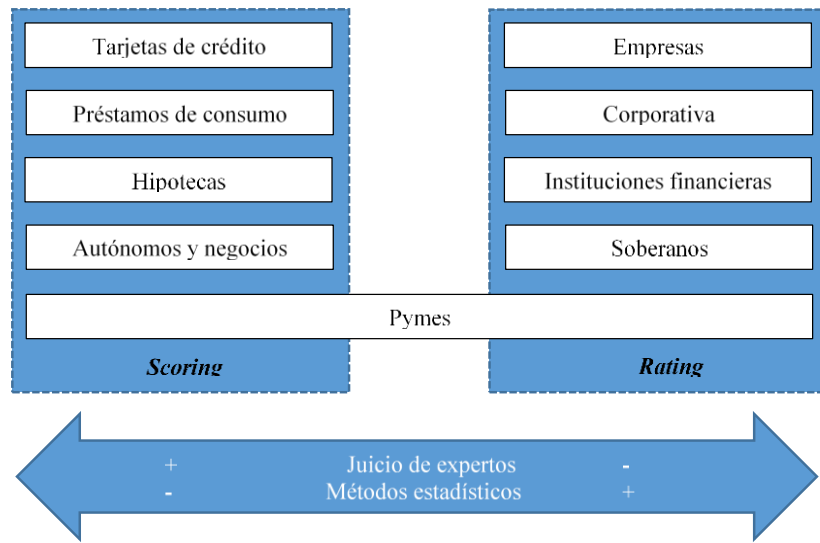


Figura 3: Sistemas de calificación: scoring y rating

Fuente: (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011)

Los sistemas rating han de “reflejar la capacidad y la voluntad del cliente de atender al contenido contractual de la obligación, basado en información relevante y actualizada del prestatario y en un conjunto claro y detallado de criterios de calificación” (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011), permitiendo la clasificación y la medición de la variación del riesgo del rating. Estos sistemas interactúan y apoyan a la gestión del riesgo en los diferentes procesos de la entidad financiera. La complejidad de las empresas pymes hace necesario un mayor juicio de expertos y métodos estadísticos que acompañen su evaluación integral por mantener características de banca minorista y transacciones comerciales similares a la banca no minorista.

Para Standard Poor's como calificadora externa el "rating se define como una opinión que se emite sobre la capacidad presente y futura de un emisor para cumplir una obligación financiera según las oportunidades y montos pactados originalmente" (SBS, n.d.). El proceso de elaboración de la demanda de la evaluación con factores cualitativos como riesgo sectorial, entorno operativo, posición de mercado, gestión y política contable, como factores cualitativos se evalúa la liquidez, beneficio, estructura financiera y flexibilidad financiera según lo manifiesta la SBS.

Tabla 1
Matriz de transición de rating a un año (%) según Standard Poor's

		Rating al finalizar el año (%)							
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
Rating inicial	AAA	90,81	8,33	0,68	0,06	0,12	0	0	0
	AA	0,70	90,65	7,79	0,64	0,06	0,14	0,02	0
	A	0,09	2,27	91,05	5,22	0,74	0,26	0,01	0,06
	BBB	0,02	0,33	5,95	86,93	5,30	1,17	0,12	0,18
	BB	0,03	0,14	0,67	7,73	80,53	8,84	1,00	1,06
	B	0	0,11	0,24	0,43	6,48	83,46	4,07	5,20
	CCC	0,22	0	0,22	1,30	2,38	11,24	64,86	19,79

Fuente: (SBS, n.d.)

b) El scoring

Los sistemas scoring complementan o reemplazan a los sistemas de clasificación en la cartera minorista de manera exclusiva, estas herramientas clasifican clientes de variables heterogéneas (pymes, negocios, hipotecas,

préstamos de consumo y tarjetas de crédito), y la calificación obtenida está soportada en menor medida por la aplicación de metodologías estadísticas de clasificación afianzando en mayor medida el juicio del analista (Partal Ureña & Gómez Fernández-Aguado, 2011).

Los scoring utilizan información cualitativa para la evaluación de una empresa; dentro de estas variables se encuentran el modelo de Apaza Meza (2003); la misma que debe ser complementada por el criterio del evaluador y detallada de la siguiente manera:

- El bien; aquí se asigna un peso, medición de uno al diez en razón de no favorecer a favorecer a la empresa y un valor ponderado para las características de “tangibilidad, semitangible o intangible, almacenable o no; sustituible; desechable o reparable; genérico o ampliado; con poca o larga duración para el usuario; imprescindible o no; segmentado o general”. (Apaza Meza, 2003).

Tabla 2
Análisis del bien

Característica del Bien	Peso	Medición (1 al 10)	Valor Ponderado
Tangibilidad	1		
Almacenabilidad	2		
Sustituibilidad	2		
Reparabilidad	2		
Segmentabilidad	3		
Durabilidad Uso	3		
Prescindibilidad	2		
TOTAL			

Fuente: (Apaza Meza, 2003)

- Economía; este diagnóstico se realiza al entorno económico público y privado a nivel nacional con un enfoque macroeconómico con proyección futura.

- Ciclicidad; para empresas que avanzan en razón de las variables macroeconómicas del país o el adjetivo de contracíclicas en caso sea

contrario, para empresas con líneas diversas deberá asignarse el calificativo según la mayoría de líneas en un sentido u otro.

- Elasticidad; referido a la fórmula $e = \Delta X / \Delta P < -1$ para la inelasticidad y $e = \Delta X / \Delta P > -1$ para la elasticidad, “si ante un cambio en el precio del bien su cantidad demanda varía más que proporcional en sentido contrario; es decir su grado de elasticidad es mayor de -1” (Apaza Meza, 2003).

- Rigidez; está en razón a la posibilidad de efectuar cambios relacionados con la materia prima utilizada o línea de producción, así como estar dentro de marcos legales o gubernamentales, en algunos casos puede estar condicionado a precios por regulación o dependiente directo de la inflación. El calificativo va desde rígida, semi rígida y flexible; en tanto puede realizar cambios en sus procesos o líneas de productos (Apaza Meza, 2003).

- Racionalidad; está referido a la capacidad educativa del gerente en razón a mayor de 24 puntos para la alta racionalidad, entre 15 y 24 puntos con racionalidad media y menos a 15 puntos baja racionalidad para la siguiente distribución:

Tabla 3
Racionalidad de la gerencia

Educación Gerencial	Calf.	Peso	Años Experiencia	Calf.	Peso	Puntaje
Gerenc. Prof. Con Postgrado		12			1.5	
Ger. Prof. Con sólo pregrado		10			1.2	
Ger. Empírica con curso for.		8			1.1	
Ger. Emp. Sin o pocos cursos		5			1.0	
		TOTAL:				

Fuente: (Apaza Meza, 2003)

- Ambiente: Aquí debe analizarse el medio ambiente general y específico (excluyendo la situación económica), que rodea a la empresa y que, de una u otra forma e intensidad, influyen sobre ella. La influencia se

valora de 0 a 10 con signo positivo para impacto positivo si la influencia en buena y negativo al contrario, el peso está determinado si es Industrial, Comercial, Servicios y Agropecuaria.

Tabla 4
Análisis el ambiente

Influencia del medio ambiente general y específico						
Factor del medio ambiente	Influencia neta	Peso por tipo de empresa				Puntaje por factor
		I	C	S	A	
Tecnológico						
Demográfico						
Ecológico						
Religioso						
Cultural						
Financiero						
Legal						
Social						
Puntaje Total						

Fuente: (Apaza Meza, 2003)

Otra metodología presentada por Monzón Ugarriza (2016) complementa el análisis cuantitativo en la IMF está en considerar variables cualitativas que ayuden a entender que las MYPES pese a la capacidad de pago son frágiles al momento de decidir la concreción de los contratos, los puntos de análisis son:

- El historial y la situación actual del negocio; el análisis considera responder a las siguientes interrogantes “¿Cómo se inició el negocio? ¿Con qué recursos conto para ello? ¿Quiénes más participaron en el ingreso negocio de la familia? ¿Siguen en mismo giro del negocio o lo cambió? ¿Hay otras tiendas?” (Monzón Ugarriza, 2016) .

- La reputación; se recomienda analizar al cumplimiento de sus compromisos asumidos con diversos tipos de acreedores, incluyendo la reputación en las redes sociales.

- Integrantes de la empresa; se analiza la maduración de la PYME respecto a la maduración del equipo en la toma de decisiones sobre todo la autonomía en las compras, ventas u otras decisiones que influyen en la marcha de la empresa.

- La capacidad de recuperarse de situaciones adversas; es la experiencia en situaciones no favorables o atípicas como en eventos sociales, políticos o climatológicos, etc.

- El entorno macroeconómico y sectorial del país; está referido a indicadores como PBI, consumo, variación monetaria, etc. Y su impacto en el cliente.

- El mercado del producto o servicio; “negocios que buscan mantenerse competitivos tienen menor riesgo de incumplimiento de pago. ¿Qué ventajas competitivas tiene (o no) el cliente MYPE frente a su competencia? ¿Es innovador en su producto a servicio? ¿Hace uso adecuado de herramientas tecnológicas” (Monzón Ugarriza, 2016), todo a fin de alcanzar continuamente la competitividad.

Respecto al proceso de admisión o concesión y la tarea de automatizar Belaunde Gregorio (2016), en su análisis de gestión de riesgos para la SBS presenta a la admisión como la discriminación del riesgo a fin de aceptar o rechazar el crédito. Dependiendo de los tipos de créditos diferenciando a los de consumo, hipotecarios y micro empresas (MES), se plantea una tabla de puntuación en la que se analice a los créditos minoristas por los factores de riesgo. Para los créditos MES plantea analizar: “a) variables del crédito de consumo (“edad, categoría socio-económica, saldo medio de cuentas, plazo de crédito, ratio cuotas/ingresos, existencia o no de pagos en otros créditos,

número de entidades con las que opera, existencia de garantes, etc.” (Belaunde, 2006)), b) análisis del sector en la que se encuentra el negocio, c) localización del local, d) profesionalización del propietario del negocio, e) flujos de caja y otros estados financieros, etc. El modelo incluye la posibilidad de incluir el comportamiento de pago u otros factores como filtros excluyente y determinante en caso de una referencia accesible.

La dinámica del proceso de concesión de créditos otorga el espacio suficiente para la incorporación de nueva tecnología que se pueden nombrar como el a) machine learning y, b) algoritmos de predicción. Esta nueva tecnología requiere entonces de un método de integración a los procesos actuales de concesión de créditos que permitan disponer de una medición, predicción y calificación (Figura 4), basados en datos históricos. Barreda D. (2018).

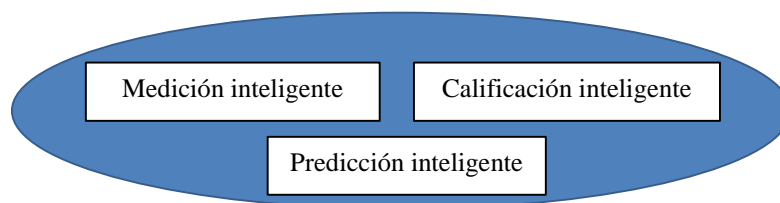


Figura 4: Potencial del machine learning

Fuente: Adaptado de Revista G (2018).

1.1.5. Machine learning

La inteligencia artificial se puede comprender como “la habilidad de los ordenadores para hacer actividades que normalmente requieren inteligencia humana” Rouhiainen (2018, pg. 15). Las áreas que involucra son multivariadas según su aplicación o área de estudio; actualmente en constante crecimiento, se pueden reconocer temas de estudio formales como el procesamiento de lenguaje natural, reconocimiento de modelos, robótica, aprendizaje automático, entre otras.

Estas áreas de estudio resultan de la aplicación de la lógica difusa, redes neuronales artificiales y algoritmos artificiales.

El aprendizaje automático (machine learning), permite a las computadoras poseer la capacidad de aprender sin una programación de los parámetros previamente estructurados; ahora goza de una aceptación bastante importante alrededor del 79% favorable al intuir que “la IA cambiará drásticamente la forma en la que reciben los datos de los clientes; al igual que la manera de relacionarse con ellos” Rouhiainen (2018, pg. 17). Los puntos ya aceptados son los chatbots para preguntas usuales, detección de inversiones fiables, mayor rapidez en las operaciones libres de papel, seguridad mejorada frente a fraudes o suplantaciones, así como en análisis del riesgo. Por lo tanto, el profundizar y buscar su aplicación en la banca local es alinear los procesos financieros locales a la tendencia futura.

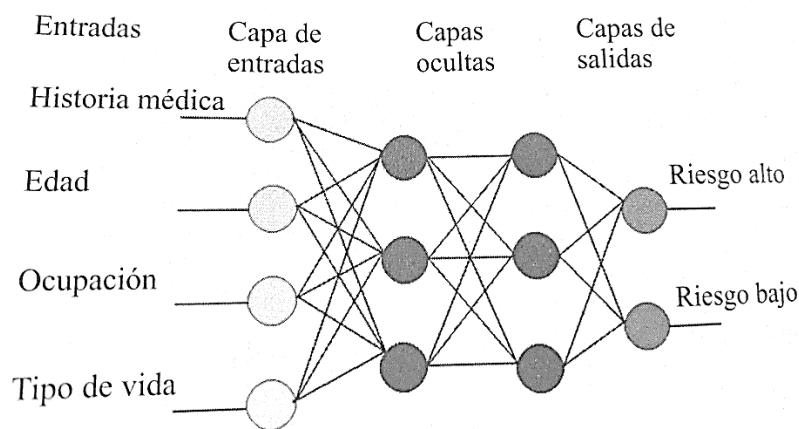


Figura 5: Estructura aplicada de una red neuronal

Fuente: Ponce (2010).

El aprendizaje automático aplica algoritmos para aprender de los patrones de datos Rouhiainen (2018, pg. 18), El aprendizaje en entornos virtuales se clasifica en aprendizaje supervisado y no supervisado adicionalmente el aprendizaje de refuerzo. Las técnicas de aprendizaje supervisado más utilizadas para categorías

limitadas en la capa de ingreso son las redes neurales artificiales, árboles de decisión y redes bayesianas.

a) Redes neurales artificiales

Fundamentada en la línea de la inteligencia artificial las redes neurales o neuronales artificiales (RNA) intentan emular el proceso humano, en el aplica la experiencia a fin de poder resolver una situación particular. “Las RNA pueden sintetizar algoritmos a través de un proceso de aprendizaje, para utilizar la tecnología neural no es necesario conocer los detalles matemáticos. Solo se requiere estar familiarizado con los datos del trabajo” Ponce (2010, pg. 7).

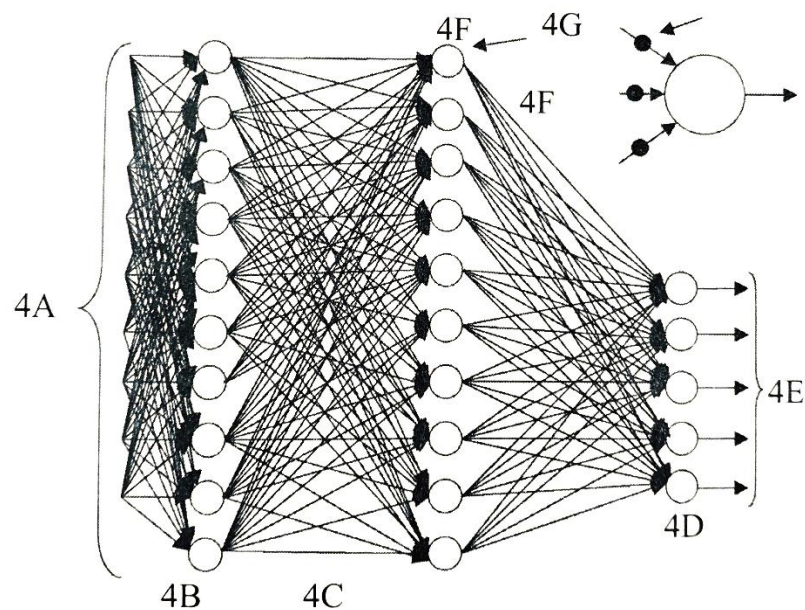


Figura 6: Red multicapa 10-10-5

Fuente: Ponce (2010).

Nota: 4A (entradas, diversas variables), 4B (capa de entradas), 4C (capa oculta), 4D (capa de salida), 4E (salidas, variables de interés para el usuario), 4F (pesos de cada neurona) y 4G representación del peso.

La unidad mínima del sistema neural es el perceptrón o también conocida como neurona artificial. El perceptrón a través de variables de entrada multiplicadas por un peso aleatorio, bajo un sistema de comparación con un patrón pre establecido como salida, puede tener dos estados; el uno, si es que ha sido igual al patrón y cero si no ha logrado aprender. A través de un sistema de refuerzo (sinapsis), ajusta sus patrones y se puede considerar que ha logrado aprender. Los algoritmos backpropagation a través de la generalización del algoritmo de mínimos cuadrados apoya al aprendizaje supervisado debido a que propaga el error de capas anteriores para ajustar los pesos empezando con un valor alto y disminuyendo gradualmente hasta ajustar la salida deseada; originando de esta manera el aprendizaje.

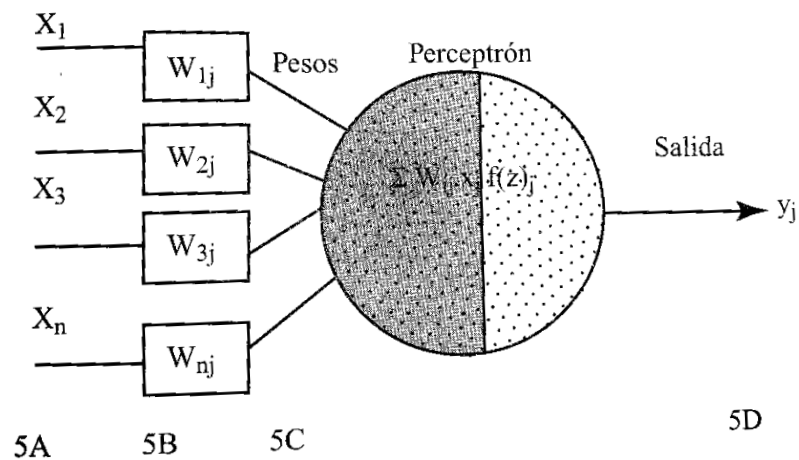


Figura 7: Modelo de perceptrón simple

Fuente: Ponce (2010).

Nota: 5A (entradas, diversas variables), 5B (pesos aleatorios), 5C (sumatoria de pesos por entradas $\sum W_{ij} x_j f(z)_j$), 5D (cálculo de los pesos por entradas).

Para IBM las redes neurales y su capacidad de retropropagación han cobrado relevancia y a través de arreglos informáticos se han podido empaquetar logrando así el concepto de redes neurales probabilísticas. A

diferencia de las expuestas, aquí se añade una capa adicional denominada sumatoria; estas “incluyen una media que se basa en el número de observaciones para la clase. Finalmente, la capa de resultado, llamada capa de decisión, ... identifica la neurona de la clase que tiene el mayor valor de la capa sumatoria.”. Tim, M. (2018).

b) Los árboles de decisión

Los árboles han sido implementados a fin de poder salvar la limitación entre las variables dependientes e independientes fuera de un modelo lineal y que sea fácil de demostrar su relación. Los árboles pueden ser de regresión o clasificación; la primera es para valores numéricos y la clasificación para etiquetas determinadas. La lógica de trabajo implica dividir la población o muestra en conjuntos homogéneos basados en la variable de entrada más significativa.... se sigue una división binaria recursiva (top-down greedy approach), el método greedy va analizando la mejor división o ramificación. Orellana, J. (2018).

La fórmula $\sum_{m=1}^M \sum_{i \in R_m} (y_i - y_{R_m}^{\wedge})$ se potencia por el índice de Gini. El índice analiza las probabilidades duales de éxito o error añadiendo la suma de los cuadrados en la fórmula $(p^{\wedge} 2 + q^{\wedge} 2)$. A este arreglo se ha incorporado las herramientas como el chi cuadrado determina la significancia estadística y la ganancia de entropía.

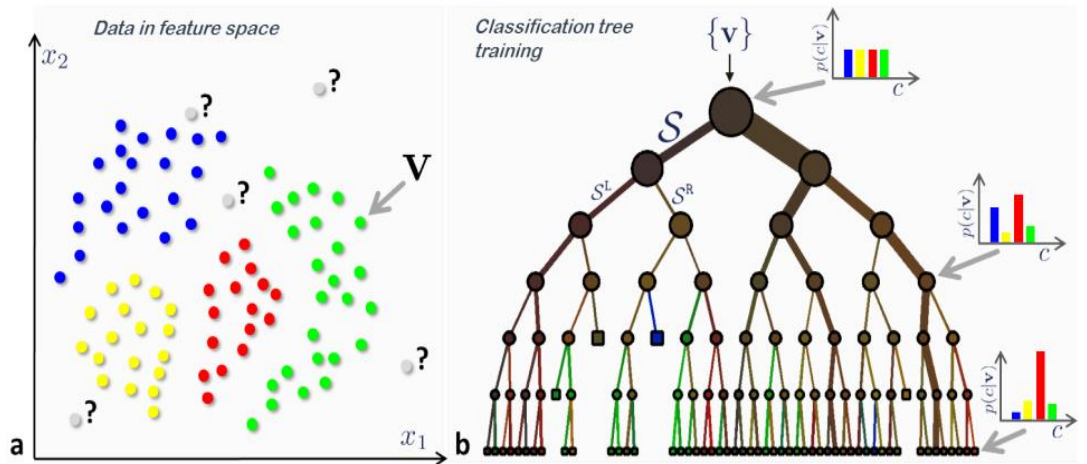


Figura 8: Árbol de clasificación.

Fuente: Orellana (2018).

Nota: Existen puntos no alineados representados por el signo (?) los mismos que tendrán que ser limpiados de manera estadística o eliminados para no afectar los resultados.

La variación del árbol de decisión más flexible aplicada al aprendizaje automático es el random forest. El algoritmo “al dividir un nodo durante la construcción del árbol, la división elegida deja de ser la mejor división entre todas las características. En su lugar, la división que es elige es la mejor división entre un conjunto aleatorio de características.” (Breiman, L, 2001). Esta división aparta el sesgo de direccionar la división, aún de excederse en la cantidad de parámetros de entrada el riesgo de caer en overfitting es más alto.

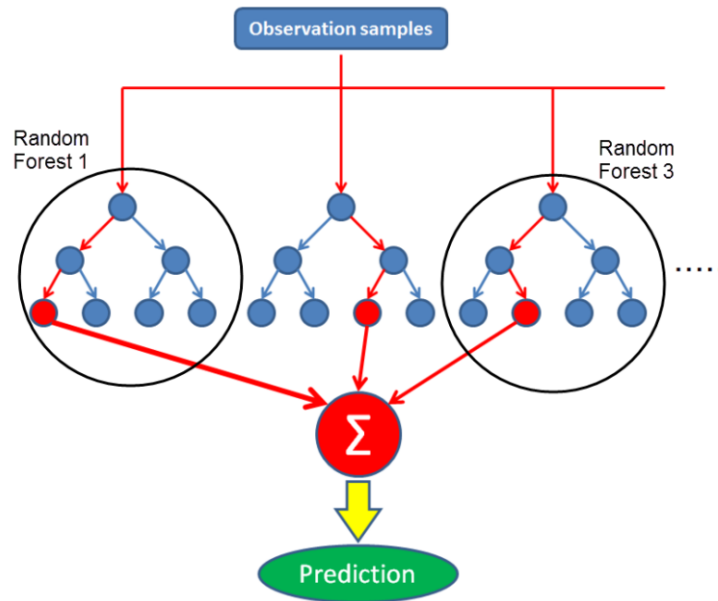


Figura 9: Selección random forest.

Fuente: Takashi J (2015).

c) Redes bayesianas

Conocido también como modelo probabilístico, su trabajo permite conectar en un diagrama causal según la dirección de las flechas en una relación padre a hijo, cada uno de los nodos posee una función de probabilidad independiente del resto con influencia únicamente de su padre. Las redes bayesianas son acíclicas y “consta de un modelo estructural (cualitativo) que brinda una representación visual de las interacciones entre las variables y de un conjunto de distribuciones locales de probabilidad (cuantitativo), que permite efectuar inferencia probabilística” (Mestizo, G., 2015) permitiendo así cuantificar el impacto de una variable en relación a las demás. Las técnicas más representativas en el aprendizaje automático perteneciente a estas técnicas son, entre otras: a) naive bayes, b) Tree Augmented Naive Bayes (TAN), etc.

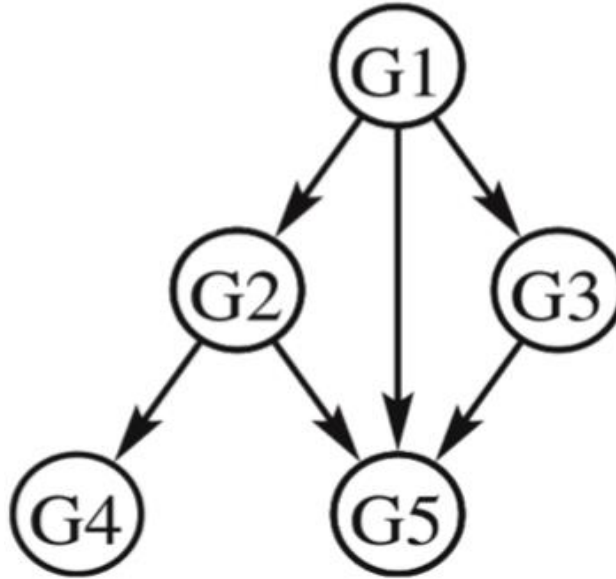


Figura 10: Red bayesiana con su herencia genética.

Fuente: Li, R., et all (2013).

La aplicación al aprendizaje automático requiere unas adaptaciones que aporten el carácter cíclico que se alcanza aplicando la cadena de Markov o Monte Carlo. Esta técnica ofrece dos sub clasificaciones como el aprendizaje paramétrico y estructural. El aprendizaje paramétrico tiene la estructura y busca las probabilidades asociadas, mientras que el estructural obtiene la estructura o topología. (Sucar. L., 2013)

1.1.6. Los algoritmos del aprendizaje supervisado

La diversidad de casos de agrupación de artificios, mix de métodos, manejo de valores extra polarizados y la velocidad para el funcionamiento han dado origen a arreglos estructurados y patentados que brindan soluciones a cada caso particular. Mucho del éxito del machine learning no está en la elaboración del algoritmo, sino más bien en la elección del óptimo para obtener mejores prestaciones, ahora se considera ciencia y arte de comprensión de los datos. Por otro lado, el

funcionamiento eficiente del mismo va a depender de la cantidad de datos de entrada, a fin poder disponer de suficiente casuística que permita un óptimo aprendizaje. (Hurwitz, J & Kirsch, D., 2018. Pag. 29)

La plataforma Microsoft Azure dispone de los siguientes algoritmos de clasificación de aprendizaje automático con sus ventajas disponibles:

Tabla 5
Principales algoritmos de predicción para clasificación de dos clases.

Algoritmo de Clasificación	Funcionalidad
Linear model	Para clasificación de dos clases
Fast training linear model.	Perceptrón promedio de dos clases
Fast training, linear model.	Regresión logística de dos clases
Fast training linear model.	Máquina de puntos Bayesianos de dos clases
Two-class decision forest	Precisión, entrenamiento rápido
Two-class boosted decision tree.	Precisión, formación rápida, gran uso de memoria
Two-class decision jungle.	Precisión, dispositivos de memoria pequeña
Two-class neural network.	Precisión, largos tiempos de entrenamiento

Fuente: Microsoft Azure (2019).

Nota: Cada uno de los proveedores ha realizado las mejoras respectivas y nombradas según su conveniencia, manteniendo la base en las técnicas generales del aprendizaje supervisado.

Para la predicción de tres a más categorías la plataforma puede asociar algoritmos de aprendizaje supervisado en base a la precisión y la velocidad de entrenamiento.

Tabla 6
Principales algoritmos de predicción para clasificación de tres a más categorías.

Algoritmo de Clasificación	Funcionalidad
Multiclass logistic regression	Regresión logística para múltiples salidas, con rápido entrenamiento con un modelo lineal.
Multiclass neural network	Red neural para múltiples clases, precisión con largo tiempo de entrenamiento.
Multiclass decision forest	Árbol de decisión para múltiples clases, precisión con rápido entrenamiento.

Fuente: Microsoft Azure (2019).

Nota: Cada uno de los proveedores ha realizado las mejoras respectivas y nombradas según su conveniencia, manteniendo la base en las técnicas generales del aprendizaje supervisado.

La medición de la efectividad de cada uno de los algoritmos de clasificación puede realizarse a través de la matriz de confusión. Por lo general existe una estandarización de los porcentajes para la información de entrenamiento y la evaluación del modelo, la mayoría de proveedores entre ellos de servicios Machine Learning como Google, IBM, Microsoft, Amazon, etc., recomiendan la regla 80% / 20%. La interpretación de la precisión frente del entrenamiento y la evaluación se desarrolla analizando los verdaderos positivos, falsos positivos, falsos negativos y verdaderos negativos.

Tabla 7
Matriz de confusión

		Predicción (Resultado del modelo)	
		Positivos	Negativos
Realidad	Positivos	Verdaderos Positivos	Falsos Negativos
	Negativos	Falsos Positivos	Verdaderos Negativos

Fuente: Elaboración propia; adaptada de Zelada, C., 2017.

El valor de precisión conocido como accuracy considera a los verdaderos positivos más los verdaderos negativos entre el total de casos presentados. Mientras que la precisión corresponde a las clasificaciones como verdaderos positivos frente al total clasificado como positivos en la predicción. Por otro lado, la tasa de error es medida por el misclassification rate y resulta de la sumatoria de los falsos positivos más los falsos negativos entre el total de la data clasificada.

1.1.7. Métodos de desarrollo

Los métodos de desarrollo permiten abordar una solución para un problema específico, estos van a variar del enfoque y prestación del proveedor de servicio o promotor de la tecnología. Existen algunas similitudes y otras que aportan a la precisión de los resultados de tareas más minuciosas. Siendo el modelo genérico para IBM y Microsoft Azure: a) La importación de datos, b) Seleccionar el algoritmo, c) Entrenar el modelo y d) Evaluar el modelo.

1.2. Determinación de las tendencias históricas o antecedentes del proceso de concesión de créditos y su dinámica

Al ser el crédito el activo que se confía a un prestatario este debe pasar por una calificación crediticia dentro del proceso de concesión de crédito con el fin de estimar el riesgo crediticio que asume la institución. Por lo que el uso de las herramientas tecnológicas y métodos de cálculo deben acompañar esta fase a fin de poder estimar de manera previa el riesgo que se asumirá. Las herramientas tecnológicas y los métodos de referencia para evaluar créditos pyme que los marcos de regulación ofertan son limitados, orientados a la supervisión, descuidando así la prevención en el proceso de asunción del riesgo, dejando a criterio de las instituciones dentro del marco regulatorio de cada país adoptar las medidas que garanticen una buena gestión del riesgo.

En el mundo se vienen deseando conocer la probabilidad de riesgo desde la antigüedad misma del sistema financiero, el sistema en sus inicios presentaba casos comunes como los casos cuando “un agricultor al que el banquero le otorga un crédito pensando que este le pagará con la venta de su cosecha, sin embargo si se presenta una helada toda la siembra se pierde” (Cossio et al., 2012), las situaciones de ese entonces se fundamentaban en la habilidad para intuir pérdidas esperadas y las no esperadas. En el

sistema bancario y financiero formal desde su inicio a través de Basilea I en 1988 planteó un método estándar y el modelo de calificaciones internas, éstas “deberán tener poder estadístico y el modelo tendrá que recoger todas las variables principales; las variables que no están consideradas en el modelo deberán ser objeto de atención durante la evaluación de riesgos realizada por personal experto” (Basel Committee on Banking Supervision, 2001). Continuando hasta la fecha con limitados modelos estadísticos predictivos.

En el Perú también se ha trabajado respecto al tema, el buscar herramientas y métodos que apoyen al proceso de calificación crediticia y determine el riesgo, es así como con la Resolución SBS N° 37-2008 define la variable probabilidad dentro del sistema de riesgos como “la posibilidad de la ocurrencia de un evento que usualmente es aproximada mediante una distribución estadística. En ausencia de información suficiente, o donde no resulta posible obtenerla, se puede aproximar mediante métodos cualitativos” (El Peruano, 2008).

Por otra parte se han hecho esfuerzos respecto a la transparencia de la información respecto a los compromisos contractuales asumidos por las personas que pueden brindar un indicio de comportamiento frente a la asunción de cumplimiento de contratos, por lo que en concordancia con la Ley N° 27489 se crean los CEPIRS o centrales privadas de información de riesgos, las mismas que tienen como objetivo el tratamiento de información para la prevención del riesgo mediante la difusión a entidades y a la misma persona, la “información relacionada a obligaciones o antecedentes financieros, comerciales, tributarios, laborales, de seguros de una persona natural o jurídica que permita evaluar su solvencia económica vinculada principalmente a su capacidad y trayectoria de endeudamiento y pago” (Congreso del Perú, 2001), constituyéndose de esta manera los reportes emitidos una buena herramienta para la toma de decisiones.

Si bien es cierto los esfuerzos por estructurar y compartir información se han intensificado, esta no ha sido suficiente para poder cubrir la mora y su impacto negativo que afecta al sistema. Visualizándose que el 3.06% es uno de los mayores picos registrados en abril del 2017. En este porcentaje se encuentran los créditos personales y créditos a las pequeñas y empresas.



Figura 11: Ratio de morosidad: Abr'14 - Abr'17 (en porcentaje)

Fuente: ASBANC. Recuperado de: (“Gestion,” 2017)

En el contexto local las herramientas y métodos de evaluación crediticia que mitigan el riesgo de las instituciones encuentran su lado más débil cuando son miradas desde el tema comercial de las entidades financieras; en la sobre oferta de crédito, esta realidad origina una disminución en las tasas de interés, así como también una menor animadversión al riesgo originando una creciente morosidad en el sector. Respecto a la solides de las instituciones originadas por la fuerte sobre oferta, estas se han visto afectadas sobre todo las del sector de las Instituciones Micro Financieras IMF, las que han reportado utilidades negativas y alta morosidad (MicroRate, 2015). En este sentido las calificadoras de crédito en su función de catalogar la capacidad de la institución versus el riesgo de crédito manejado plantean estándares de medición con escalas de Y, Y+, B-, B, B+, A-, A y A+

todas estas contemplan la solides al corto, mediano y largo plazo, así como el riesgo asumido desde muy alto a bajo riesgo o bien manejado. Para el caso de la Edpyme Alternativa la calificación emitida por Micro Rate al 2015 es de nivel B, lo que significa que cuenta con “moderada viabilidad institucional a largo plazo y moderada capacidad financiera” (MicroRate, 2015). Habiendo evolucionado desde un nivel B- obtenido en el año 2013.

El sistema regulador Basilea es el que inicia las normas, los parámetros del proceso de evaluación de riesgo, calificación crediticia, soporte financiero de las entidades bancarias a fin de garantizar las operaciones. La Edpyme Alternativa S.A. como parte del sistema financiero peruano regulado, reconoce las recomendaciones autorizadas a nivel nacional por la Superintendencia de Banca Seguros y AFP (SBS), adoptando los marcos según la exigencia. En estas fechas la SBS exige la aplicación del Basilea II y tiene en estudio la implementación del sistema Basilea III.

1.2.1. I Etapa: El origen de los modelos de medición de riesgos dentro del proceso de concesión de crédito (1988 – 2003)

Basilea I nace en Julio del 1988 con la finalidad de preservar la integridad del capital de las instituciones financieras bancarias y sus filiales en el mundo minimizando de esta manera inconvenientes en la credibilidad del sistema crediticio, declarado expresamente en el documento de formalización que se buscar eliminar el “doble apalancamiento de capital” (Basel Committee on Banking Supervision, 2001). Esta versión fue actualizada en 1991, 1994 y 1995. Desde su primera versión mantiene el 8% como garantía de capital frente a las contingencias del riesgo de crédito, mercado y tipo de cambio. El riesgo en su método estándar se

calcula según una ponderación fija para cada categoría de activo en riesgo los que podían ir en la siguiente escala (0%, 10%, 20%, 50%, 100%).

Si bien es cierto desde esta versión ya estaba a disposición el método IRB que utiliza los componentes básicos de la calificación del riesgo como el PD o probabilidad de incumplimiento, el mismo que es el factor más subjetivo debido a que requiere de estimaciones estadísticas a fin de determinar “grado de prestatario en cuestión, y estar, por lo tanto, apoyada en la experiencia histórica y evidencia empírica. Al mismo tiempo, la estimación deberá ser de visión hacia el futuro.” (Basel Committee on Banking Supervision, 2001).

En relación al proceso de concesión de créditos no se encuentra normalizado respecto a la consideración del riesgo del cliente a fin de que sea estimado. Con las modificaciones de la primera versión a través de actualizaciones considerarán el uso de herramientas y métodos orientados a la estandarización partiendo desde la emisión del crédito y vinculándolo con el capital mínimo exigido por riesgo.

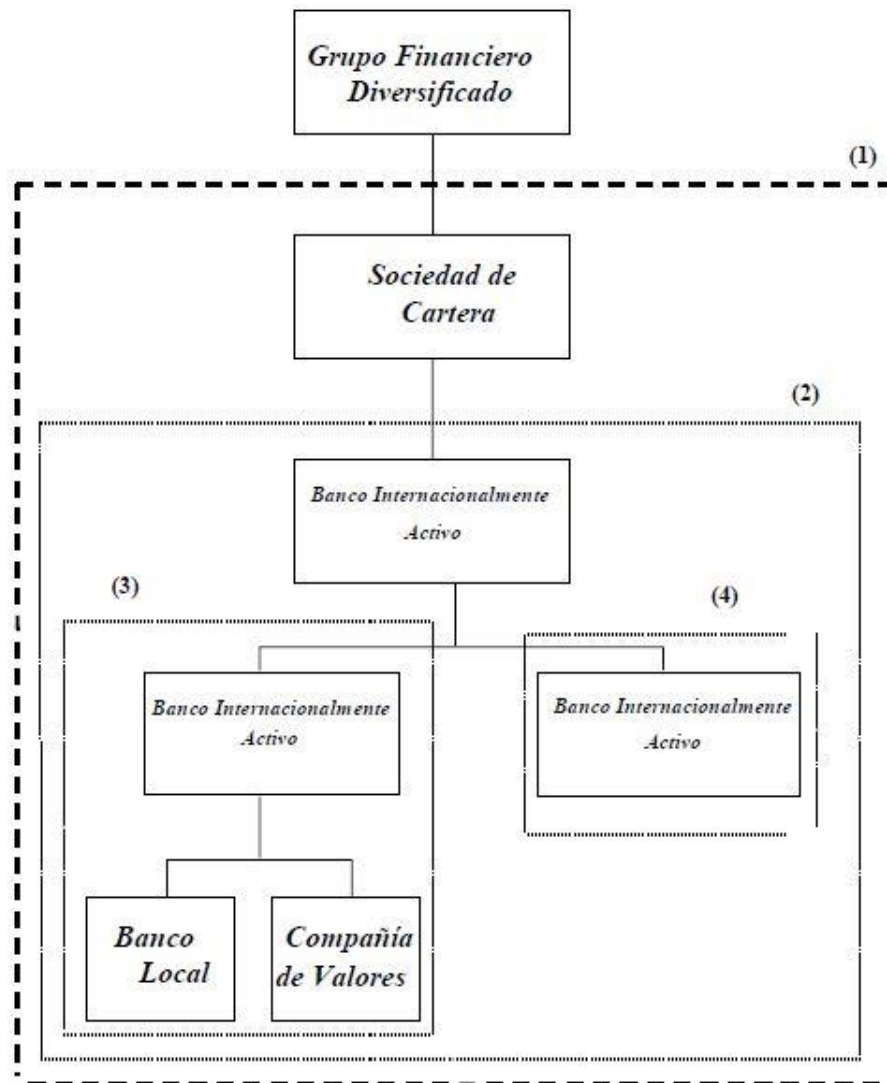


Figura 12: Estructura de Basilea I

Fuente: (Basel Committee on Banking Supervision, 2001)

El riesgo de crédito bajo el concepto de Basilea I es restrictivo y orientado al cálculo del capital y la supervisión del regulador sin ninguna intención de recomendar alguna prevención al prestamista. El incumplimiento es considerado como “la posibilidad de que un prestatario o contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones de acuerdo con los términos acordados” (Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia, 2005).

Para las microfinanzas esta época también fue de adecuaciones de modelos según las herramientas matemáticas y estadísticas lo permitían resaltando las siguientes:

Tabla 8
Modelos y técnicas para IMF en el marco de Basilea I

AUTOR (AÑO, PAÍS)	TIPO DE INSTITUCIÓN	TAMAÑO MUESTRA	VARIABLES INICIALES	VARIABLES EN EL MODELO	TÉCNICA ESTADÍSTICA
Vigano (1993, Burkina Faso)	Microfinanzas	100	53	13	Análisis discriminante
Shama y Zeller (1997, Bangladesh)	Microfinanzas	868	18	5	TOBIT
Zeller (1998, Madagascar)	Microfinanzas	168	19	7	TOBIT
Reinke (1998, Sudáfrica)	Microfinanzas	1641	8	8	PROBIT
Schreiner (1999, Bolivia)	Microfinanzas	39956	9	9	LOGIT
Vogelgesang (2001, Bolivia)	Microfinanzas	8002	28	12	Modelo Utilidad Aleatoria
Vogelgesang (2001, Bolivia)	Microfinanzas	5956	30	13	Modelo Utilidad Aleatoria

Fuente: Elaboración propia.

Adaptado de: (Rayo, S., Lara, J. & Camino, D., 2010)

1.2.2. II Etapa: Consolidación de los modelos de medición de riesgo dentro del proceso de concesión de crédito (2004 – 2009)

En el 2004 luego de consensos y recomendaciones de países miembros y no miembros se publica la segunda versión bajo el nombre de Basilea II. Los cambios significativos estuvieron fundamentados en tres pilares, el primero buscaba actualizar las fórmulas de cálculo del capital exigible a fin de que su determinación fuera estandarizada, la segunda parte radica en la asignación interna del capital y su asignación a cada uno de los productos internos de la entidad, mientras que el tercero busca la disciplina y los procesos internos que faciliten la auditoría y supervisión bancaria, según lo manifiesta Jiménez, R. (2008).

Basilea II asume una definición clara respecto al riesgo de crédito en el que el principal motivo está determinado por el incumplimiento de un contrato de mutuo, por lo que debe involucrarse en el análisis la solides de las garantías a fin de que se cumpla en las condiciones que fueron pactadas. “Por ello, resulta de vital importancia que la entidad bancaria en el momento del otorgamiento de un crédito no sólo analice la solvencia del deudor, la capacidad de pago, la seguridad de la garantía, sino también el régimen de insolvencia” (Ustáriz G., 2003), en el peor escenario la entidad tendrá que buscar ejecutar las garantías a fin de recuperar lo prestado en muchos casos siendo integrante de comités o concursos de reestructuración de la situación de prestatario. Es así como la fase de análisis y cálculo del riesgo crediticio es de vital importancia desde la fase de inicio del otorgamiento del crédito.

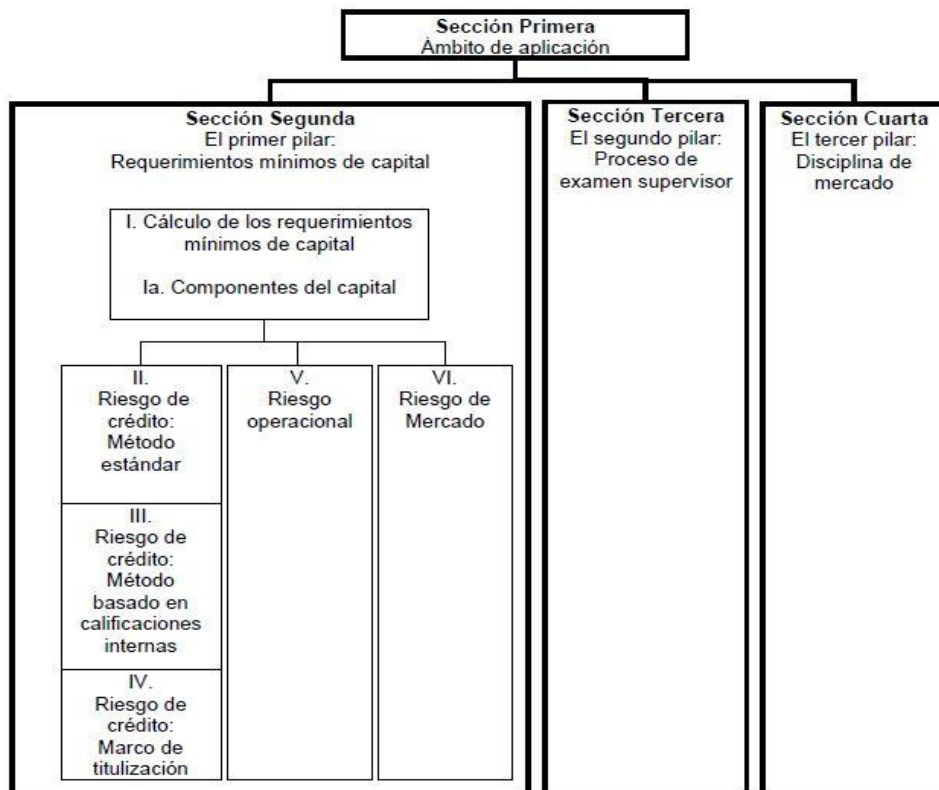


Figura 13: Estructura de Basilea II

Fuente: (Banco de Pagos Internacionales, 2006)

Con Basilea II se exige aún más las políticas y procedimientos documentados con mayor precisión. Además “se generalizaron las evaluaciones o calificaciones (rating) internas de la calidad de los clientes... Se hizo común el uso de las técnicas de clasificación de las personas físicas demandantes de crédito según una serie de características individuales objetivas (scoring)” (Poveda Anadón, 2010). Difundiéndose ampliamente como herramientas de riesgo de crédito los modelos CreditMetrics y CreditRisk. Todo proceso respecto al riesgo debe ser detallado y documentado y debe ser “aprobado por el consejo de administración del banco y la alta dirección. Estos órganos deben poseer un conocimiento general del sistema para asegurar su correcto funcionamiento” (Poveda A., 2010).

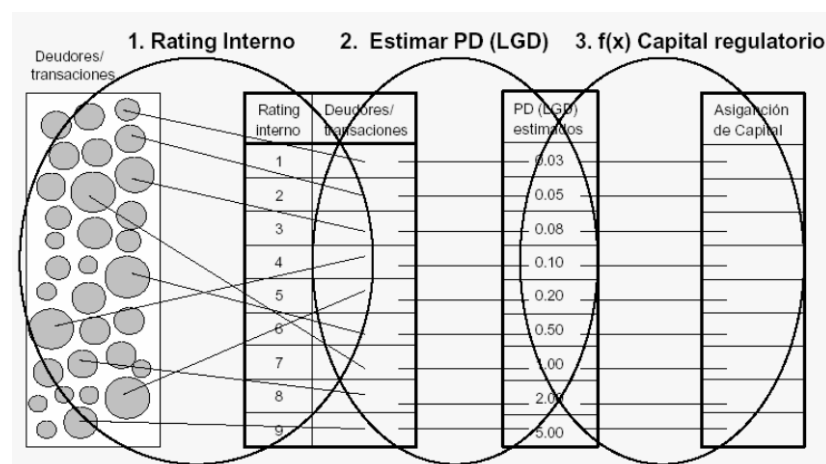


Figura 14: Los rating y el capital

Fuente: (Belaunde, 2006)

Basilea II considera aplicación de rating internos para la determinación de capital para instituciones que han optado por el modelo IBR avanzado para la determinación de capital. Mientras que para las micro finanzas los modelos también se van adecuando e incorporando modelos estadísticos más estructurados de predicción.

Tabla 9
Modelos y técnicas para IMF en el marco de Basilea II

AUTOR (AÑO, PAÍS)	TIPO DE INSTITUCIÓN	TAMAÑO MUESTRA	VARIABLES INICIALES	VARIABLES EN EL MODELO	TÉCNICA ESTADÍSTICA
Diallo (2006, Mali)	Microfinanzas	269	17	5	LOGIT y Análisis Discriminante
Kleimeier et al. 2006, Vietnam)	Banca Minorista	56037	22	17	LOGIT

Fuente: Elaboración propia.

Adaptado de: (Rayo, S., Lara, J. & Camino, D., 2010)

1.2.3. III Etapa: Reestructuración del sistema regulador (2010 – 2019)

Basilea III es el marco regulatorio aprobado el 2010, es una propuesta aún no asumida por la SBS del Perú aunque está diseñada para prever perturbaciones del sistema y su contingencia, fomenta el buen gobierno corporativo de la entidad regulada, a fin de tener autonomía, supervisión y control de cada una de las áreas que intervienen en la estimación del riesgo crediticio, según lo declara las últimas publicaciones del 2017 en (“Marco regulador internacional para bancos (Basilea III),” n.d.).

Por lo que se puede considerar que se vienen realizando grandes esfuerzos por añadir métodos que mantengan el marco y ofrezcan mayor precisión a las estimaciones de riesgo desde el proceso de concesión. Por lo que se puede resumir en base a las autorizaciones del regulador tres etapas a la fecha. (Tabla 10).

Tabla 10*Evolución histórica del proceso de concesión de créditos y su dinámica.*

Etapa	I Etapa (1988 – 2003)	II Etapa (2004 – 2009)	III Etapa (2010 – 2019)
Marco Regulatorio	Basilea I	Basilea II	Basilea III
Enfoque de concepción del riesgo	Preservación del capital al 8%. Añadir la supervisión regulatoria internacional.	Actualizar y estandarizar las fórmulas del cálculo del capital. Asignación interna del capital a productos. Disciplina en procesos internos auditables.	Adiciona las condiciones de Basilea II. Fomenta el gobierno corporativo.
Métodos de estimación del riesgo formal	Solvencia del deudor. Capacidad de pago. Seguridad de la garantía.	Solvencia del deudor. Capacidad de pago. Seguridad de la garantía. Régimen de insolvencia.	Adicional a los métodos aprobados. Intensión de pago.
Técnicas	Rating	Rating Scoring	Rating Scoring
Modelos estandarizados para la banca	Internos no formales	CreditMetrics CreditRisk	Adicional a los modelos existentes. Herramientas internas basada en técnicas no paramétricas
Herramientas utilizadas en las micro finanzas	Análisis discriminante. TOBIT. PROBIT Modelo de utilidad aleatoria.	Logit. Análisis discriminante.	Modelos iniciales de programación lineal.

Fuente: Elaboración propia

Conclusiones Parciales

La evolución histórica evidencia que los esfuerzos se han incrementado desde la primera versión del acuerdo de Basilea según los métodos y técnicas que se disponía en el tiempo a fin de poder calcular la PD o probabilidad de incumplimiento de los créditos. En su primera versión se disponía de herramientas estadísticas fundamentadas en referencias históricas y con técnicas de prospección podían realizar una evaluación futura, probadas enfáticamente en la determinación de capital mínimo por riesgo en las entidades financieras. En Basilea II se aprobó el uso de herramientas informáticas internas y externas para el manejo de algoritmos y funciones matemáticas como los rating y los scoring que permitan estimar de manera más precisa el riesgo crediticio en los clientes y en la determinación de capital mínimo por riesgo. Hasta la fecha no existen referentes teóricos y prácticos que incluyan a las ciencias de la computación a través de sus algoritmos de inteligencia artificial y mediante técnicas de aprendizaje de máquinas en la tarea de predecir de manera más certera el riesgo de crédito en el sector de las micro finanzas para empresas mypes y apoye así al proceso de concesión de crédito dentro de la Edpyme Alternativa S.A.

Frente a los esfuerzos a fin de enfrentar este problema histórico por la falta de herramientas y métodos que intervengan en la calificación del crédito con alta precisión a fin de disminuir el riesgo crediticio, existen muchas investigaciones que han tratado el tema en el mundo, en ellos se evidencia que cada día consideran también que la tecnología y sus métodos pueden aportar al campo de la dinámica de la concesión de créditos.

CAPÍTULO 2. JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA Y CARACTERIZACIÓN DE LA DINÁMICA DEL PROCESO DE CONCESIÓN DE CRÉDITO.

Introducción

La articulación de una solución que aborde el problema de investigación parte de las insuficientes herramientas tecnológicas y métodos de referencia de evaluación de créditos PYME dentro de un proceso de concesión de créditos dentro de un marco de apego a las regulaciones propias del sector financiero. Al ser un sector con regulación externa internacional existen limitaciones respecto a propuestas y alternativas teórico prácticas para la estimación del riesgo propio de una realidad como el sector PYME clientes de la Edpyme Alternativa S.A. Estas limitaciones han propiciado que los cambios tecnológicos que otorgan mayor productividad en estimaciones a menor costo no sean aprovechados por el sector de otorgamiento de créditos.

2.1. Justificación del problema.

El trabajo de investigación está justificado en incorporar programas informáticos basados en aprendizaje de máquinas dentro de un método sustentable para la estimación de riesgo en los créditos PYME gestionados en la Edpyme Alternativa S.A. definiendo el problema científico en las insuficientes herramientas tecnológicas y métodos de referencia de evaluación de créditos pyme, limitan la medición del riesgo crediticio.

2.1.1 Situación actual

El proceso inicia con la medición del riesgo desde el *otorgamiento o concesión* de un crédito directo a un cliente “está determinado por la capacidad de pago del solicitante que, a su vez, está definida fundamentalmente por su flujo de

caja y sus antecedentes crediticios” (SBS, 2008). Mientras que la *evaluación* está condicionada por requisitos específicos dependiendo su correspondencia al bloque de ser considerado deudor minorista o no minorista. La evaluación otorga una *calificación* que constituirá la *clasificación* de la cartera deudora.

Los procedimientos para el proceso de calificación crediticia para el otorgamiento de un crédito inician con la evaluación del solicitante, para los deudores minoristas el flujo de caja está orientado a cuantificar sus ingresos, patrimonio neto, importe de sus diversas obligaciones y el monto de las cuotas que asumirá. Mientras que los antecedentes crediticios están conformados por clasificaciones externas a la institución, estos procedimientos son dinámicos debido a la creciente tasa de colocación de créditos MYPE en el Perú.

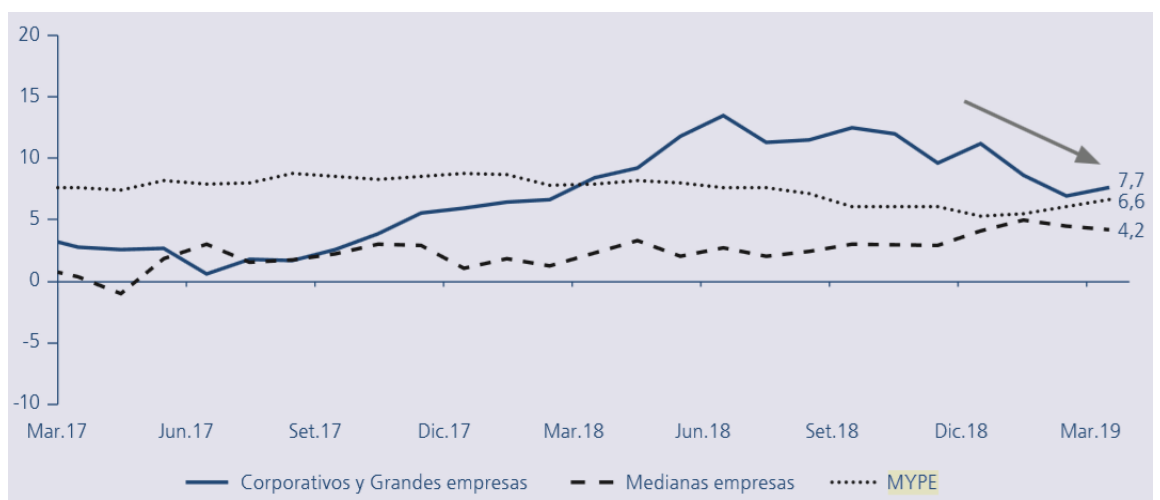


Figura 15: Evolución de las colocaciones por tipo de crédito

Fuente: BCRP (2019)

El crédito solicitado puede ser directo o indirecto (avales, cartas fianzas, líneas no utilizadas, etc.), el crédito directo es el producto o servicio de financiamiento comercializado a los clientes “originando a cargo de éstos la obligación de entregar un monto de dinero determinado. Corresponde a la suma de los créditos vigentes, reestructurados, refinanciados, vencidos y en cobranza

judicial” (SBS, 2015). El estado deseado se transforma cuando un crédito directo se evalúa y convierte en un crédito castigado, es decir irrecuperable con las evidencias suficientes a fin de ser retirado de los balances de la institución. La situación de castigo refleja la eficiencia del proceso de concesión crediticia realizada.

a) Clasificación de clientes según el tipo de crédito

Las instituciones financieras clasifican la cartera de clientes en base a ocho tipos de créditos según su comportamiento de pago de acuerdo a la Resolución SBS 11356-2008:

- Créditos corporativos: Para personas jurídicas con ventas con más de S/ 200 millones en dos años demostrado con estados financieros auditados.
- Créditos a grandes empresas: Para personas jurídicas con ventas entre S/. 20 millones hasta S/. 200 millones o con emisiones en el mercado de capitales.
- Créditos a medianas empresas: Para personas jurídicas y naturales que mantengan un endeudamiento en el sistema superior a S/. 300.000 en los últimos seis meses, para las personas naturales no se considera las hipotecas.
- Créditos a pequeñas empresas: Para personas naturales y jurídicas a fin de financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios, con deudas en el sistema financiero mayores a S/.20.000 hasta S/.300.000 en los últimos seis meses, sin incluir créditos hipotecarios.
- Créditos a microempresas: Para personas naturales y jurídicas a fin de financiar actividades de producción, comercialización o prestación de

servicios, con un endeudamiento en el sistema no mayor a S/.20.000 por seis meses consecutivos, sin incluir créditos hipotecarios.

- Créditos de consumo revolvente: Para personas naturales con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.

- Créditos de consumo no-revolvente: Para personas naturales con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.

- Créditos hipotecarios para vivienda: Para personas naturales con la finalidad de uso en actividades relacionadas con vivienda, siempre y cuando registren una hipoteca debidamente inscrita.

b) Clasificación por tipo de saldo deudor

La calificación de riesgo para los clientes está determinada por el tipo de saldo que éste posee, pero clasifican a toda la cartera en dos grandes bloques, deudores minoristas y deudores no minoristas. La primera clasificación está compuesta por créditos desde los tipos de consumo; incluyendo hipotecarios, microempresas hasta pequeñas empresas; otorgados a personas naturales o jurídicas. La clasificación no minorista corresponde créditos corporativos, grandes empresas y hasta medianas empresas. (SBS, 2008). Para el sector minorista la clasificación por saldo deudor para créditos a pequeñas, microempresas y consumo no revolvente es la siguiente según los días de atraso en relación al contrato firmado:

- Categoría normal (0): Atraso hasta de ocho días calendario.
- Categoría con problemas potenciales (1): de nueve a treinta días calendarios.

- Categoría deficiente (2): de 31 a 60 días calendarios.
- Categoría dudoso (3): de 61 a 120 días calendarios.
- Categoría pérdida (4): más de 120 días.

c) Tareas del proceso de concesión de crédito

El proceso de concesión tiene facultades para la estimación de la probabilidad de riesgos previa a una situación desfavorable para la entidad, así como una vez emitido el préstamo y el deudor caiga en una situación de incumplimiento o default. Esta situación es originada siempre y cuando el deudor presente una mora durante más de 120 días en sus obligaciones de pago. Así mismo también se considera un estatus de default cuando la probabilidad de pago no se concrete y el banco no tenga más recurso que ejecutar las protecciones que avalen la operación.

Las clasificaciones son utilizadas a fin de poder medir el riesgo del sistema y dentro de las instituciones para evaluar el riesgo del capital colocado. En el primer trimestre de 2019 el crédito MYPE se ha incrementado ligeramente y es superior al de la gran empresa

Tabla 11
Ratio de morosidad del sistema financiero

	Sistema Financiero			Banca			Entidades no bancarias		
	Mar.17	Mar.18	Mar.19	Mar.17	Mar.18	Mar.19	Mar.17	Mar.18	Mar.19
Empresas:	4,7	5,1	5,3	4,2	4,5	4,7	8,4	9,1	9,8
Corporativos	0,1	0,2	0,7	0,1	0,2	0,7	0,0	0,0	0,0
Grandes	2,0	2,5	3,0	2,0	2,5	3,0	8,1	5,9	6,4
Medianas	9,8	10,8	11,4	9,8	10,8	11,1	10,0	11,6	15,9
MYPE	9,5	9,6	9,4	10,6	10,3	9,8	8,3	8,9	9,0

Fuente: BCRP (2019).

Nota: Los ratios corresponden a la cartera morosa, incluyendo la vencida, refinanciada y judicial.

La estimación del riesgo crediticio a nivel operativo contempla la probabilidad de incumplimiento (PD), aquí es factible utilizar la experiencia interna debiendo demostrar que los resultados obtenidos agrupan criterios valederos. Así mismo también reflejan diferencias entre lo evaluado y la realidad del deudor, es decir que las “estimaciones obtenidas reflejan los criterios de suscripción y las posibles diferencias entre el sistema de calificación que generó los datos y el sistema de calificación actual” (Banco de Pagos Internacionales, 2006). Es así como en caso no exista información disponible para el prestatario el prestamista deberá mantener un perfil conservador ante los indicadores de baja probabilidad para la emisión de un crédito.

En Edpyme Alternativa S.A. el proceso de concesión de créditos es un proceso sensible con procesos auditables de control, según el grado de autonomía se emite los créditos o mediante aprobación del comité de riesgos (según modelo estandarizado). La calificación de los créditos y su clasificación se realiza mediante un proceso de evaluación que implica el estudio financiero de la capacidad de pago y los antecedentes del pagador para determinar su intensidad de pago. El proceso reporta mediante un sistema informático la variación de las evidencias en sistemas externos como el de la SBS e Infocorp para la toma de decisiones del comité alcanzando mantener el ratio de morosidad alrededor del 3% de los créditos activos.

2.1.2 Estudios e investigaciones anteriores

En el Perú y el mundo existen investigaciones al respecto que tratan de enfrentar el problema de estimar el riesgo en la investigación realizada con el auspicio de la SBS y el Banco Interamericano de Desarrollo realizado en Arequipa se presentó diversos modelos aplicados a la banca expuestos en el 2014.

Tabla 12
Clasificación de técnicas.

Técnicas y su clasificación		Ventajas	Inconvenientes	
Técnicas Paramétricas	Lineales	Análisis Discriminante	Buen rendimiento para grandes muestras. Técnicamente conveniente en la estimación y mantenimiento.	Problemas estadísticos y estimadores ineficientes. No arroja probabilidades de impago.
		Modelos de Probabilidad Lineal	Buen rendimiento para grandes muestras. Sugieren probabilidades de impago. Muestran las probabilidades de impago. Gran rendimiento.	Dificultad de interpretación de los parámetros.
	No lineales	Modelos Logit	Muy buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. Muestran las probabilidades de impago. Gran rendimiento	Dificultad de interpretación de los parámetros.
		Modelos Probit	Muy buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis	Dificultad de interpretación de los parámetros. Proceso de estimación relativamente complicado.
	Técnicas no Paramétricas	Programación Lineal	Apto para gran cantidad de variables. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo.	No estima parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión. Inexactitud en la predicción.
		Redes Neuronales	Gran predicción en muestras pequeñas. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo.	No estima parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión.
Árboles de decisiones		El mejor rendimiento para muchos autores. Modelo de gran flexibilidad. No requiere una especificación previa del modelo.	No estima parámetros ni probabilidades de impago. Difícil comprensión.	

Fuente: (Rayo, S., Lara, J. & Camino, D., 2010)

En la investigación realizada buscó determinar un modelo que se adecuara a la realidad de la IMF, utilizando para ello la técnica de análisis de regresión logística, se concluyó también que existen limitaciones para estimar un credit scoring para las microfinanzas. Así también se pudo determinar “que la integración de Basilea II en la gestión del riesgo de crédito en IMFs que permita la discriminación de precio entre clientes derivados de su diferente probabilidad de impago o distinto rating” (Rayo, S., Lara, J. & Camino, D., 2010).

En el caso de Bolivia se ejecutó una comparación entre los diversos modelos basado en el método de calificaciones internas disponibles a esa fecha, y se encontró “que los resultados obtenidos con los modelos internos para calcular el nivel de provisiones no presentan diferencias muy significativas entre ellos, sin embargo, se comprobó que estos resultados se contrastan notablemente respecto a los requerimientos dispuestos por la normativa” (Vargas Sanchez & Mostajo Castelú, 2015).

El referido autor también explicó que las diferencias que muestran los cálculos son por las variables utilizadas en cada una de las operaciones que se utilizan para realizar las estimaciones. En España se ha realizado la comparación entre las técnicas de calificación de riesgo aplicando sistemas complejos de computación avanzada frente a la emisión de un rating crediticio tradicional, aquí se logró determinar que al “utilizar los Sistemas Automáticos de Soporte Vectorial, tanto clasificatorios como regresivos, se pueden replicar los ratings crediticios de una manera eficiente y sin vulnerar supuestos asociados a la técnica” (Campos, R. 2012).

2.2. Caracterizar la situación actual de la dinámica del proceso de concesión de créditos en la Edpyme Alternativa S.A.

La empresa de tipo sociedad anónima Edpyme Alternativa inicia sus operaciones desde setiembre del 2001 como parte del Sistema Financiero amparada bajo la Ley N° 26702, Ley General del Sistema Financiero y de Seguros y Orgánica de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, en la ciudad de Chiclayo para su oficina principal con el objetivo de apoyar las actividades económica y productiva de la pequeña y micro empresa enfocado en clientes rurales y urbano marginales de la zona norte del Perú como Lambayeque, Piura

y ciudades con relaciones comerciales de Trujillo, Cajamarca y Amazonas comprometiendo recursos financieros nacionales e internacionales, brindando acceso al crédito para el desarrollo social. La composición actual de los accionistas principales es la Cooperativa de Ahorro y Crédito Abaco con 51%, Grupo Financiero Diviso S.A., con el 25% y Microvest LP con 23%. Actualmente ocupa el puesto 26 de 70 instituciones micro financieras a nivel nacional planificando subir de 2 a 3 puntos en el ranking, contando con más de un millón de soles en cartera y una tasa de 3.5% de alto riesgo según lo describe su Memoria Anual Edpyme Alternativa S.A. del 2016. (Sistema Micro Finanzas, 2017).

Según el análisis detallado el tema de expansión está incrementándose según el plan comercial pero el punto medular se centra en la tasa de alto riesgo relacionada con la capacidad de administrar el proceso de concesión y evaluación de créditos, la que manifiesta las siguientes falencias: a) La admisión de un crédito contiene numerosos hitos cualitativos y cuantitativos no considerados en el modelo interno de estimación de riesgos, con consultas a sistemas internos y externos desintegrados, b) La complejidad del sector microempresa y pequeña empresa no permite recopilar información para un real cálculo del apalancamiento necesario que soporte todo el ciclo de vida del crédito, c) El proceso actual con las herramientas utilizadas no logra predecir de manera certera la evaluación de un crédito en base a su comportamiento de pago en el tiempo, d) Mal cálculo de la prospección de la capacidad de pago del prestatario y su clasificación futura.

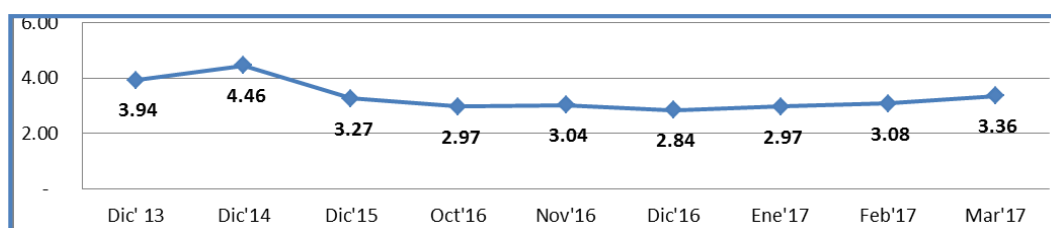


Figura 16: Evolución del ratio de morosidad 2009 - 2016

Nota: Tomado de "Informe de Cartera, Gerencia de Negocios, marzo 2017"

El producto de mayor impacto y representatividad en la cartera del 2016 y el proyectado al 2017 es el crédito pyme, un producto que representa el sector del ámbito geográfico de la zona norte del país, así como los fines que persigue la institución; este crédito está dirigido a financiar a los microempresarios de los sectores de producción, comercio y servicios u otros a excepción de agricultura, siempre que estos están ubicados en zonas urbanas o urbanos marginales. (Memoria 2016 Edpyme Alternativa, 2017)

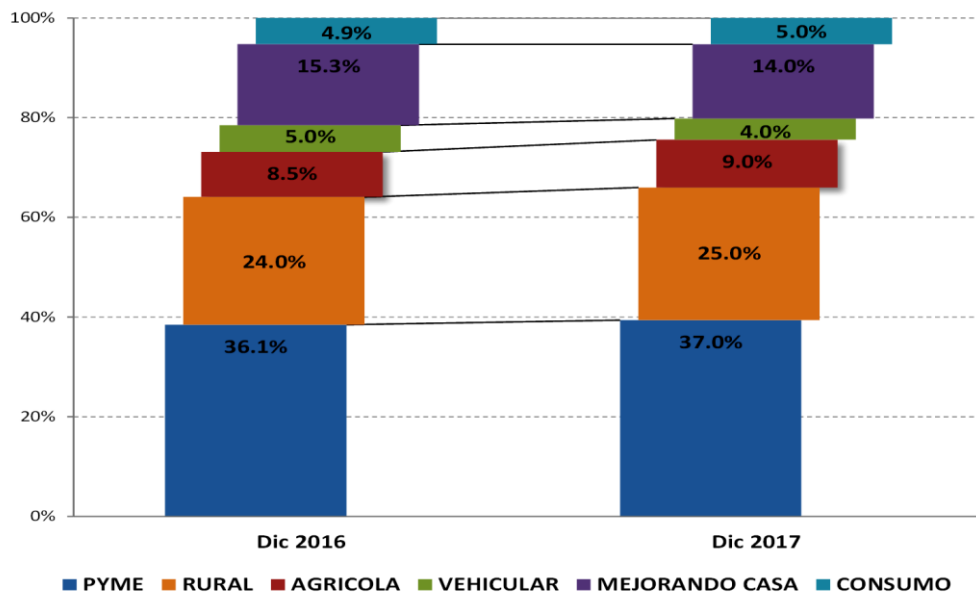


Figura 17: Distribución de cartera 2016 y cartera proyectada 2017

Fuente: Plan Operativo Institucional 2017

El mapa proceso de concesión de créditos se realiza mediante los siguientes procedimientos listados; interviniendo el riesgo crediticio en todos los sub procesos a través de procedimientos estandarizados (Figura 18).



Figura 18: Mapa de procesos concesión de créditos de Edpyme Alternativa

Tomado del “Manual de Procedimientos del área de Negocios 1.0”, Edpyme Alternativa, 2018.

2.1.3 Promoción y admisión de créditos.

Según el procedimiento MP-NEG-01 del Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0, la promoción está a cargo del personal de negocios, pero esta función puede ser apoyada por medios de promoción o telemarketing.

Tabla 13

Procedimiento para la promoción y admisión de créditos.

CÓDIGO: MP-NEG -01		PROMOCIÓN Y ADMISIÓN DE CRÉDITOS	VERSIÓN: 01
Nº	RESPONSABLE	ACTIVIDAD	
01	Analista de Crédito	<p>PARA LA PROMOCIÓN DE CRÉDITOS</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Selecciona la zona, el tipo de productos y tipo de clientes a promocionar. 2. Para clientes recurrentes e inactivos: <ol style="list-style-type: none"> a. Analiza la información de clientes, teniendo en cuenta las condiciones para otorgar un crédito de la Normativa de Otorgamiento de Crédito. b. Realiza y entrega carta de invitación al cliente indicando los beneficios del crédito. 3. Para clientes nuevos: <ol style="list-style-type: none"> a. Realiza la visita al cliente brindando información necesaria sobre los productos crediticios. b. Realiza una entrevista al cliente solicitando la información mínima necesaria para determinar si es sujeto al crédito (DNI). c. Realiza un filtro en las centrales de riesgos seleccionando a clientes aptos para ofrecerles productos crediticios. d. Ingresa al sistema los datos de clientes y almacena la información. e. Crea una data de potenciales clientes para contactar y ofrecerles el producto. <p>Nota: En caso el cliente solicite información en la Agencia u/o Oficina el Analista de Crédito deberá realizar el filtro en la central de riesgo.</p>	
02	Usuario / Cliente	<ol style="list-style-type: none"> 4. Realiza la toma de decisión de aceptar o rechazar el producto ofrecido por el Analista de Crédito. En caso de aceptar la propuesta del Analista Crédito ir a la actividad 05. 	
03	Analista de Crédito	<p>PARA LA ADMISIÓN DE CRÉDITOS</p> <ol style="list-style-type: none"> 5. Ingresa los datos del cliente al sistema en el módulo de solicitud de préstamo. <p>Control 1: Agenda: Datos básicos del cliente ingresados al sistema.</p> <ol style="list-style-type: none"> 6. Solicita al cliente la documentación mínima necesaria según el tipo de producto teniendo referencia la Normativa de Otorgamiento de Crédito. 	
04	Usuario / Cliente	<ol style="list-style-type: none"> 7. Entrega al Analista de Crédito la documentación solicitada. 	
05	Analista de Crédito	<ol style="list-style-type: none"> 8. Revisa la documentación del cliente este completa determina la validez de la misma, en caso de documentación faltante ir a la actividad 5. 9. Programa un cronograma de visita a clientes, ir al procedimiento de Evaluación de Créditos. 	

FIN DEL PROCEDIMIENTO

Fuente: Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0 – Edpyme Alternativa S.A.

2.1.4 Evaluación de créditos.

Está determinado conforme a los lineamientos comerciales y políticas de apetito y tolerancia al riesgo empaquetados en un programa informático utilizado como herramienta a cargo únicamente del personal de negocios.

Tabla 14

Procedimiento de evaluación de créditos

CÓDIGO: MP-NEG – 02		EVALUACIÓN DE CRÉDITOS	VERSIÓN: 01
Nº	RESPONSABLE	ACTIVIDAD	
01	Analista de Crédito	<p>Control: Solicitud ingresada al sistema y cuenta con los documentos de sustento.</p> <ol style="list-style-type: none">1. Recaba referencias del cliente, y si estas determinen que no existe voluntad de pago u otras situaciones de inminente riesgo se termina el procedimiento.2. Levanta información de campo realizando la vista al cliente (negocio/domicilio), para verificar la existencia del negocio/domicilio, levantar datos de la magnitud del negocio/ingresos, patrimonio, u otras condiciones y requisitos necesarios, estimar la capacidad de pago del cliente y determinar la viabilidad de otorgar el crédito caso contrario termina el procedimiento.3. Ingresa los datos en el sistema (Información cualitativa y cuantitativa) <p>Control 2: Ratios de evaluación</p> <p>Previos: Valida que existe utilidad en el negocio, Valida el mínimo de ingresos familiares según normativa, Valida que la cuota estimada sea menor al excedente</p> <p>Determinantes: Valida el cumplimiento del ratio de capacidad de endeudamiento</p> <ol style="list-style-type: none">4. Imprime la evaluación, la comparativa evaluación horizontal y flujo de caja cuando así lo exige la normativa.5. Remite su propuesta a Comité de Agencia.	

FIN DEL PROCEDIMIENTO

Fuente: Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0 – Edpyme Alternativa S.A.

2.1.5 Seguimiento de créditos.

El proceso de autorización basado en parámetros de autonomía o delegación a través del comité de riesgos incrementa los créditos otorgados que pasarán a la etapa de seguimiento para determinar el destino, morosidad, alertas preventivas y alertas por mora. El seguimiento se concentra en la clasificación estipulada por la SBS para los créditos vigentes y la calificación final a los vencidos.

Tabla 15*Proceso de seguimientos de créditos*

CÓDIGO: MP-NEG – 04		SEGUIMIENTO DE CRÉDITOS	VERSIÓN: 01
Nº	RESPONSABLE	ACTIVIDAD	
01	Analista de Crédito	<p>Para Destino Crédito Recibe del sistema el reporte de créditos según su destino y monto del crédito. Elabora informe post desembolso del destino de crédito, ir a la actividad 9.</p> <p>Por Morosidad Recibe del sistema el reporte de morosidad de la cartera en gestión. Realiza un filtro en el reporte priorizando a los clientes con mayor días de atraso, por número de cuota atrasada y zonas. Reporta los resultados del reporte del sistema al Administrador de Agencia en el cual indica el estado de morosidad de la cartera, ir a la actividad 10</p> <p>Por alertas preventivas Recibe del sistema el reporte de alertas preventivas de mora. Ingresa en el sistema el resultado de la gestión de las Alertas Preventivas por mora Reporta los resultados del reporte del sistema al Administrador de Agencia en el cual indica el estado de alertas por morosidad, ir a la actividad 10 Control 6: Reportes de seguimiento de cartera: Morosidad de la cartera en gestión y alertas preventivas.</p>	
02	Asistente de Operaciones	<p>Registra en el sistema el resultado del informe post desembolso del Analista de Crédito, el cual será adjuntado al expediente del cliente.</p>	
03	Administrador de Agencia	<p>Revisa los resultados de morosidad de cartera y alertas tempranas de los analistas de crédito. Realiza una muestra de los clientes atendidos en el mes inmediato anterior y alertas preventivas. Realiza la visita teniendo en cuenta el ítem VISITAS DE SEGUIMIENTO EN EL MES ANTERIOR de la Verificación de créditos desembolsados de la Normativa de Otorgamiento de Crédito. Elaboran informes de resultados de visitas realizadas y envía al Jefe Territorial para su evaluación. Control 7: Cumplimiento de indicadores comerciales (IMO)</p>	
04	Jefe Territorial	<p>Recibe el informe del Administrador de Agencia y evalúa para realizar la visita de seguimiento según el criterio de evaluación, ir a la actividad 19.</p>	
05	Analista de Cumplimiento Normativo	<p>Seleccionan las agencias a realizar las visitas del mes Realiza una muestra de los clientes atendidos en el mes inmediato anterior dé cada agencia. Se realiza una reunión con las agencia con la finalidad de realizar las recomendaciones necesarias para la agencia. Realizan el Informe de la Agencia, para la evaluación respectiva del Gerente de Negocios.</p>	
06	Gerencia de Negocios	<p>Evalúa el informe del Jefe Territorial y Analista de Cumplimiento Normativo, para su respectivo toma de decisiones.</p>	

FIN DEL PROCEDIMIENTO

Fuente: Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0 – Edpyme Alternativa S.A.

Para corroborar la información preliminar se realizó una revisión a los 1392 expedientes de los ciclos comercial anuales correspondiente a los ejercicios 2016, 2017, 2018 y el primer trimestre de 2019 con información desde el proceso de admisión, evaluación y seguimiento de los créditos a fin de poder determinar a priori, que pese a tener estructurado tres procedimientos integrados de promoción y admisión, evaluación y autorización con cinco controles respectivos existe una cartera de morosidad no detectada por las herramientas y tecnología actual, esta información se añadió la encuesta a los analistas de crédito al segmento microempresa en los productos pyme con la sub clasificación rural (clasificación SBS a empresas con préstamos hasta 20000.00 soles). En razón de la efectividad de la colocación se consideró que el 100% de créditos emitidos se consideran que terminarán como normales.

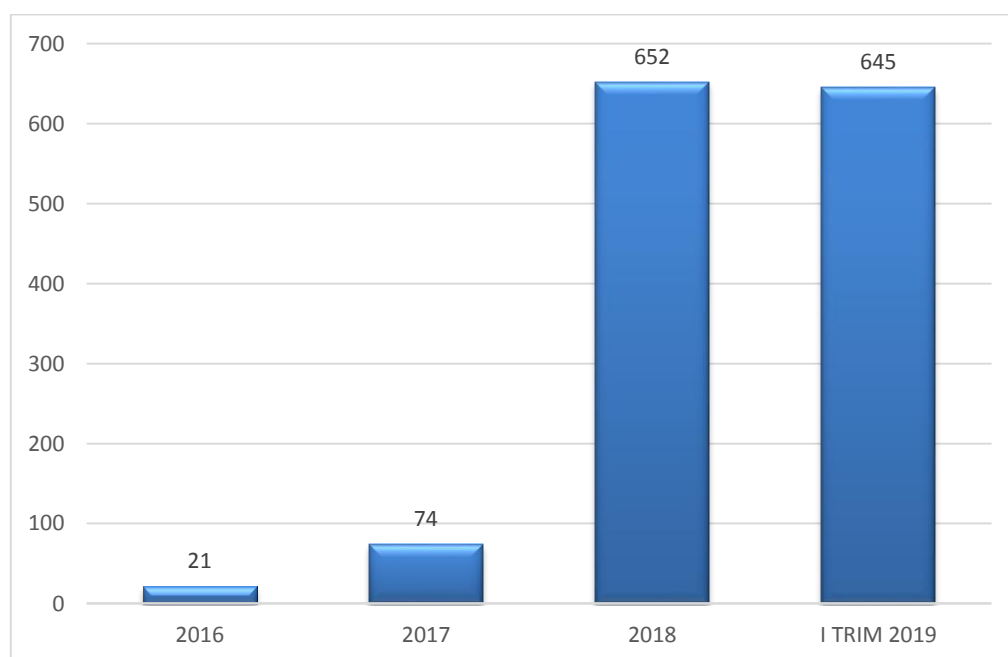


Figura 19: Clientes tipo MYPES evaluados del 2016 al I Trimestre 2019 por los productos PYMES y Rural

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

El destino del financiamiento para el sector PYME se sub divide en productos PYME y RURAL presentando necesidades puntuales orientadas a la continuidad del negocio. El 65% requiere capital para continuar con las operaciones y el 35% a fin de que se pueda ampliar las operaciones invirtiendo en activo fijo. El capital de trabajo será invertido en operaciones comerciales que brindarán un porcentaje de rentabilidad según el análisis y comportamiento del mercado.

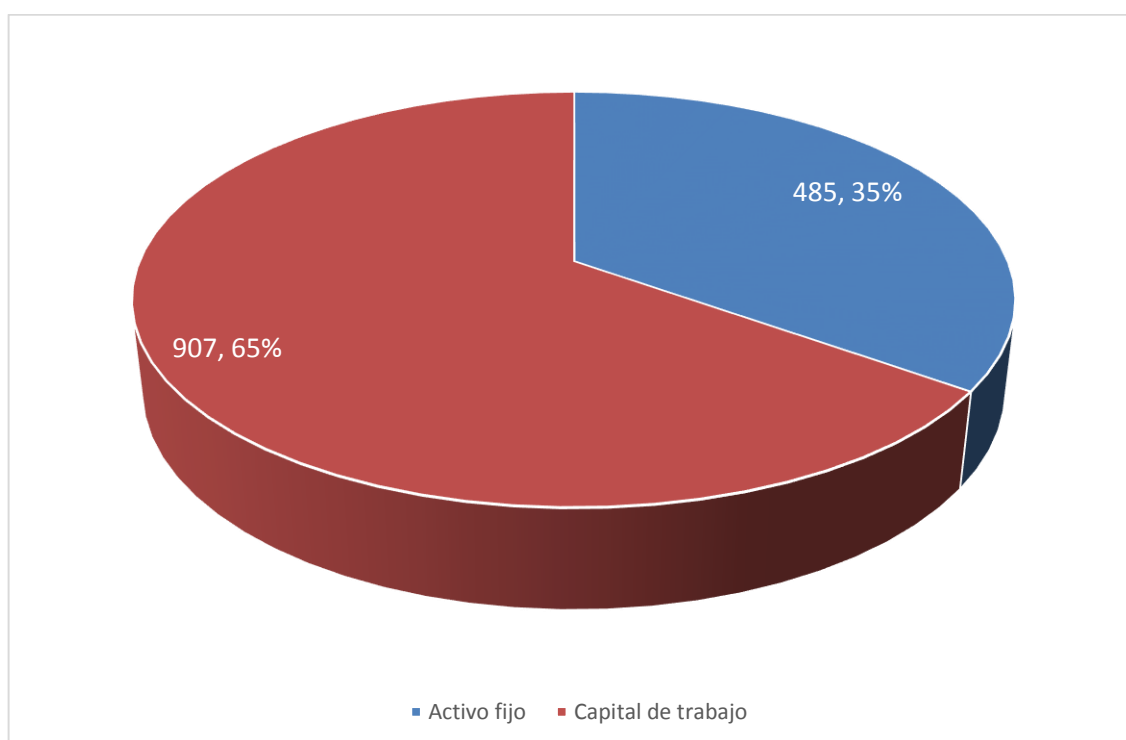


Figura 20: Destino del crédito

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A. y Encuesta propia.

El análisis de riesgo desde el proceso de otorgamiento o concesión establece teóricamente a la capacidad de pago como el factor principal para el análisis de viabilidad. La capacidad de pago entre otros factores está medida por el indicador de apalancamiento que está enfocado en el ratio de apalancamiento (pasivos / patrimonio). En la institución está medida por el indicador de apalancamiento evaluado desde la condición si no supera (NS) el indicador interno o supera (S).

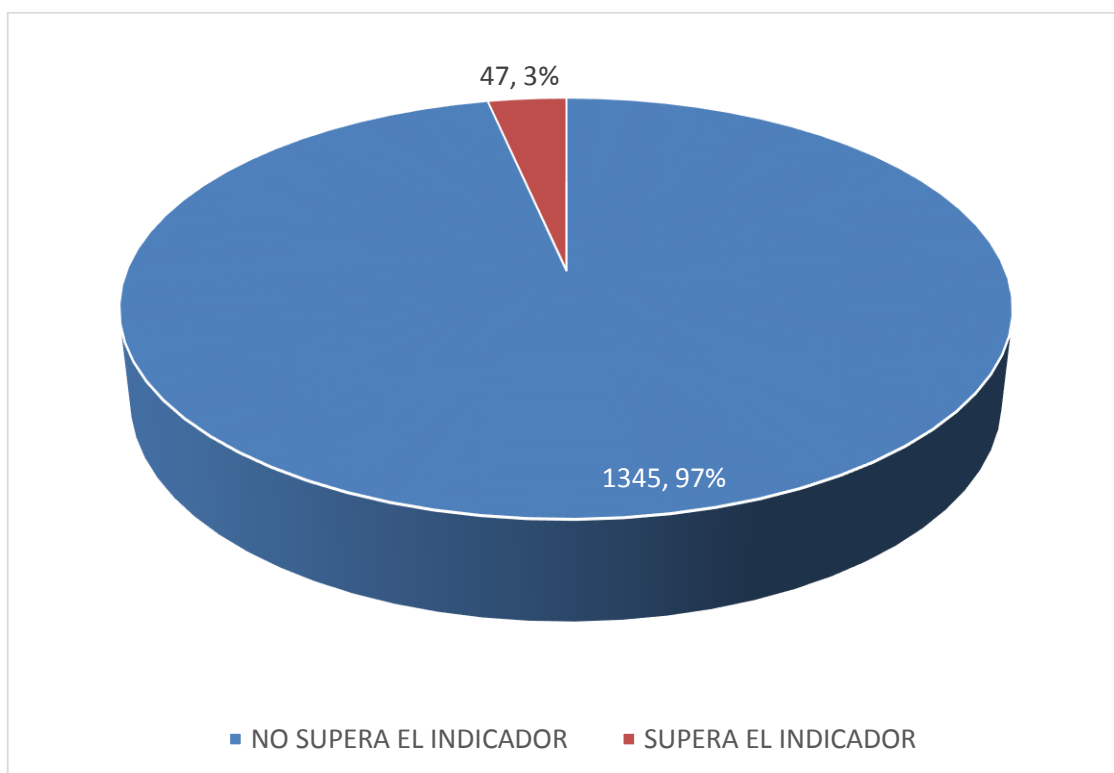


Figura 21: Indicador de apalancamiento.

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A. y Encuesta propia.

El otorgamiento o concesión considera el factor cualitativo denominado como antecedentes crediticios, este análisis está relacionado con el análisis de la IFIs (instituciones financieras reguladas) que poseen relación con el deudor. El análisis de las IFIs está centrado en el análisis a la empresa, deudor titular e incluye a las deudas asumidas por la unidad económica familiar (UEF). En la institución está medida por el indicador IFIs evaluado desde la condición si no supera (NS) el indicador interno o supera (S).

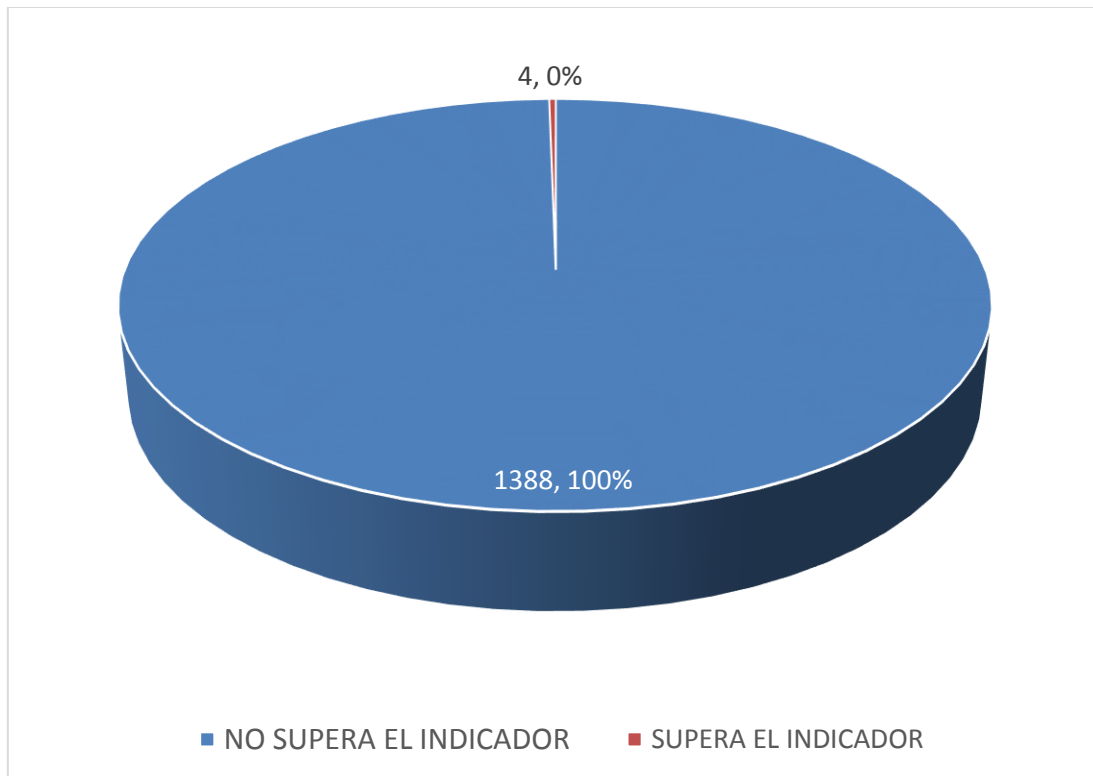


Figura 22: Indicador IFIs.

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A. y Encuesta propia.

El proceso de evaluación crediticia se encuentra normado por la SBS según documento de trabajo en donde establece los criterios de transición crediticia condicionadas a los días atraso, por lo que se puede analizar clasificación del estado normal, con problemas potencia, deficiente, dudoso y pérdida. El estado al momento de emisión se espera que se mantenga y concluya al 100% en una condición normal. La calificación está orientada a los créditos vigentes y vencidos.

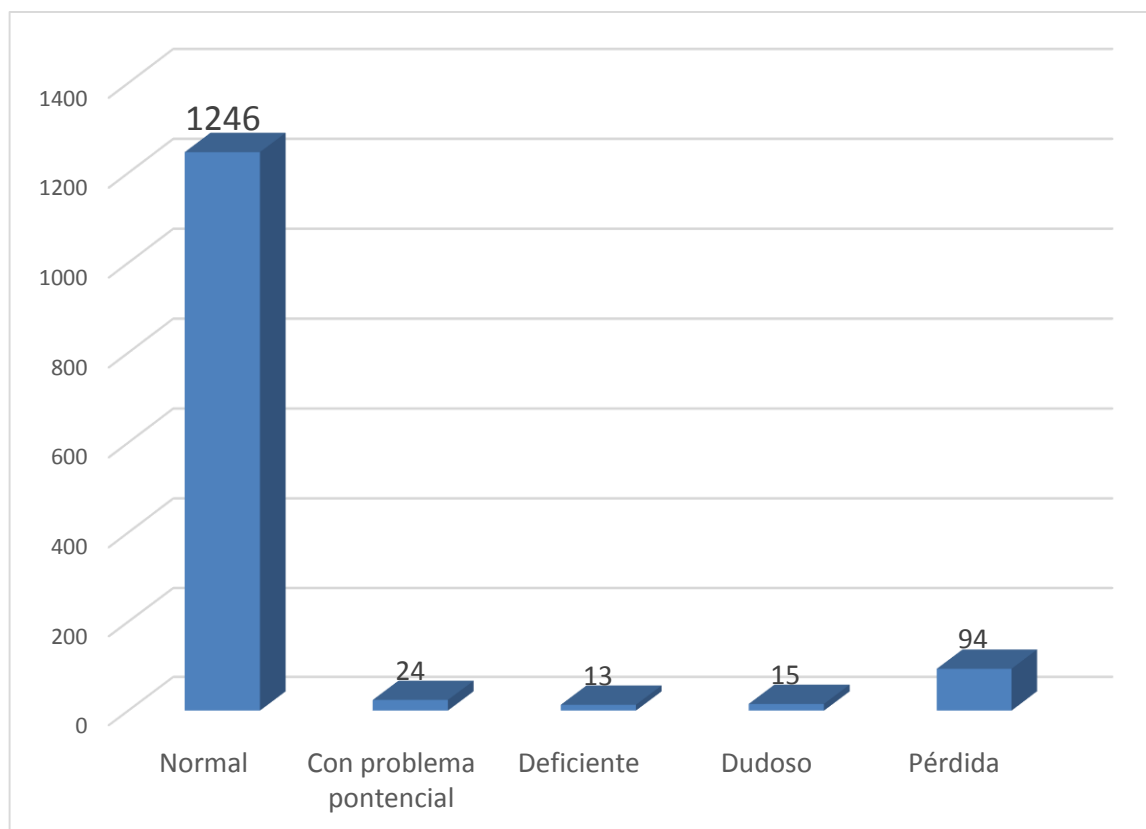


Figura 23: Calificación SBS a la cartera vigente y vencida de los periodos 2017, 2018 y I trim 2019.

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

El comportamiento de los clientes según la recurrencia que se tenga en la institución manifiesta comportamientos diferentes. El análisis manifiesta que existen clientes nuevos que muestran una mayor predisposición a pérdida, no así los clientes recurrentes. Por lo que se visualiza que los clientes recurrentes tienen mayor grado de cumplimiento con la empresa.

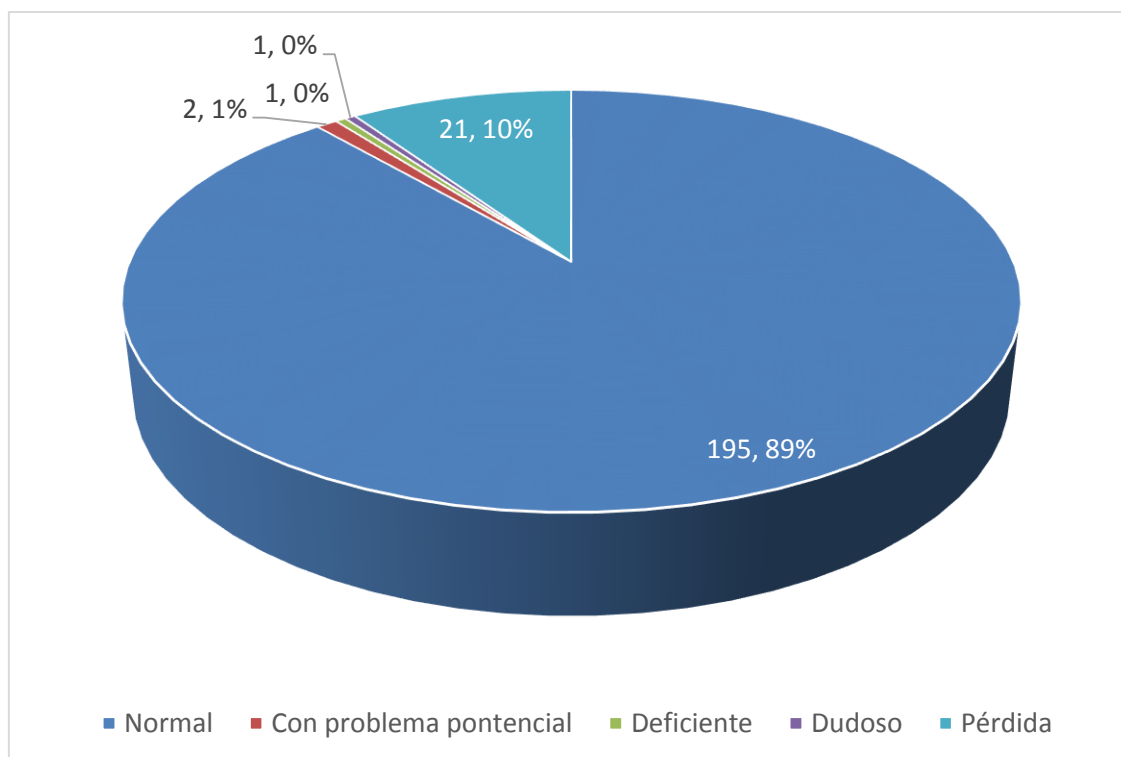


Figura 24: Comportamiento de clientes nuevos

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

Para clientes recurrentes el porcentaje de pérdida representa un 1% más que para los clientes nuevos. Por lo que se evidencia que la nueva captación sin las herramientas adecuadas debilita la cartera. Se considera además el caso que los nuevos clientes son de más inversión en captación.

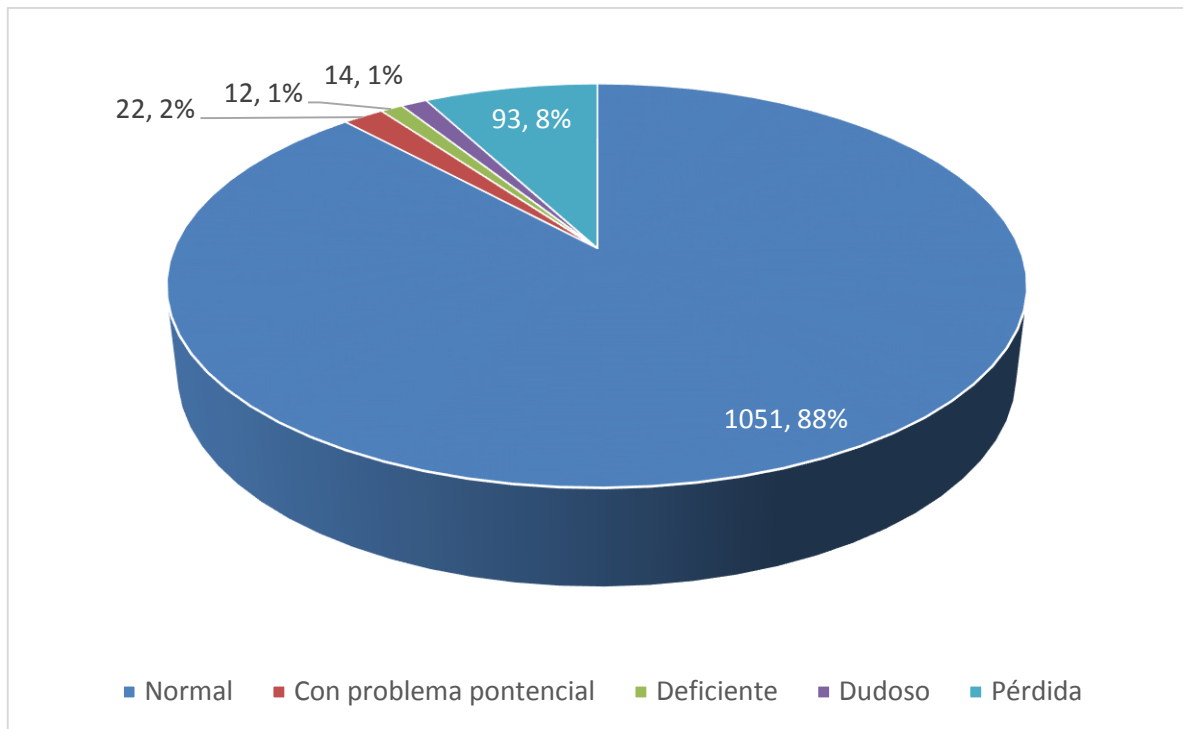


Figura 25: Comportamiento de clientes recurrentes.

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

La capacidad para estimar el riesgo durante el ciclo de vida del crédito está considerada por el nivel asignado al momento de la calificación hasta las evaluaciones durante su vigencia hasta llegar a la etapa de vencido. En la evaluación la institución asume riesgos que van del nivel bajo a moderado los mismos que fluctúan durante la vigencia del crédito y al concluir pueden llegar a alcanzar niveles alto y extremo. La institución mantiene evaluaciones mensuales a la cartera vigente determinando el nivel actual.

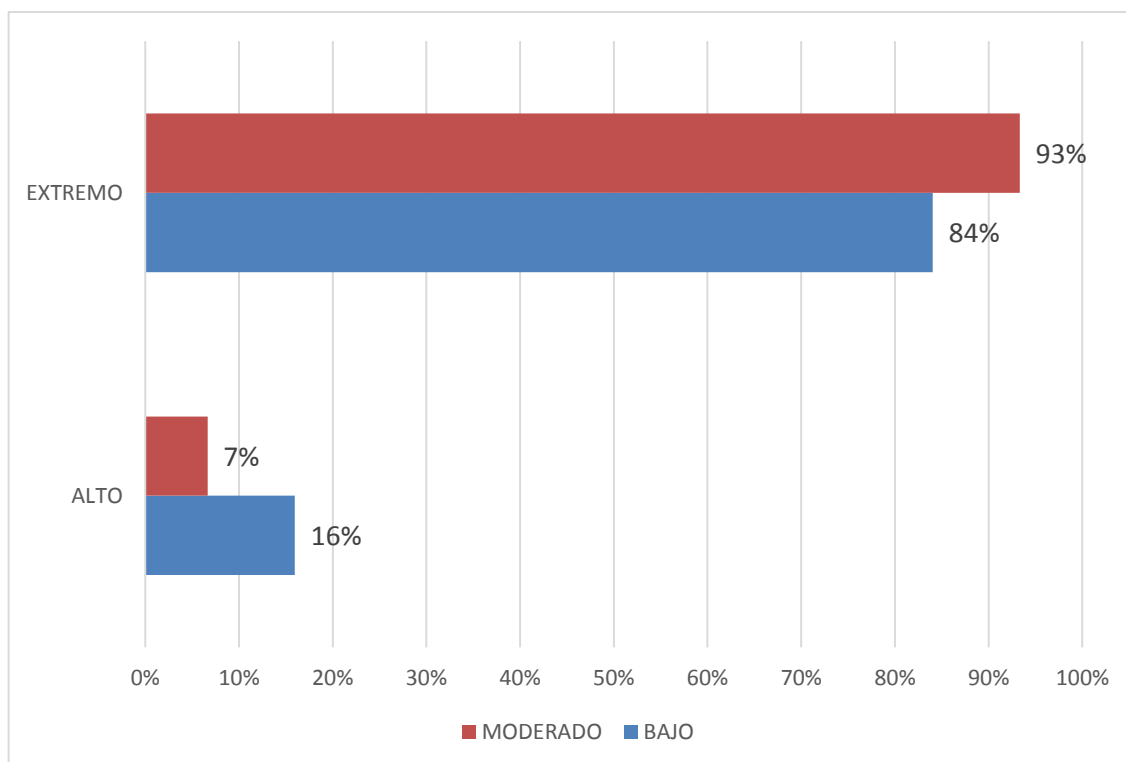


Figura 26: Porcentaje de fluctuación del nivel de riesgo desde la evaluación hasta el vencimiento

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

Nota: La cantidad de créditos evaluados como vencidos son un total de 109 expedientes

Durante la vigencia del crédito este tiene una alta rotación. La calificación asumida va desde normal a moderado, siendo el reto de la institución mantener la calificación o llevar los créditos moderados a un estado normal. Los niveles de riesgo están centrados mensualmente en la migración al estado de riesgo alto.

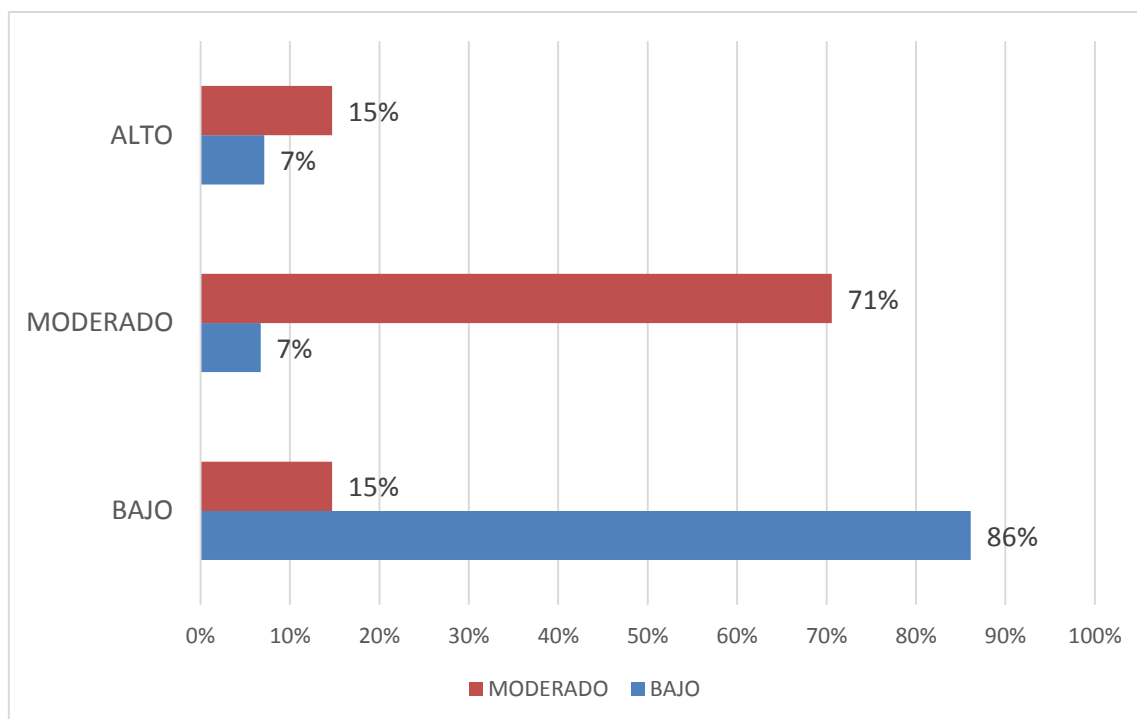


Figura 27: Porcentaje de fluctuación del nivel de riesgo desde la evaluación a junio 2019.

Fuente: Base de datos Edpyme Alternativa S.A.

Nota: La cantidad de créditos evaluados como vencidos son un total de 1282 expedientes

De la situación problemática se evidencia que el 100% del personal implicado en el proceso de concesión de créditos estos se desconocen al 100% el nivel de riesgo si este no ha sido procesado en la fase de evaluación, así como se desconoce al 100% la clasificación del crédito que tomará al cambiar al estado no vigente; es decir al vencimiento del crédito. El proceso de evaluación y seguimiento requiere del procesamiento de 46 indicadores para determinar la capacidad e intensidad de pago. Estas cifras representan el pre test que se ha considerado en la investigación; asociadas al nivel de precisión que actualmente se conoce por el comportamiento real del cliente, más no por una herramienta de predicción alguna.

2.3. Marco conceptual.

Este marco tiene como finalidad guiar la investigación respecto al significado de las variables, términos o constructos que son utilizados a lo largo de toda la redacción del presente documento de investigación:

a) Aprendizaje Automático

El aprendizaje automático es una traducción de machine learning permite “crear programas capaces de generalizar comportamientos a partir de una información no estructurada suministrada en forma de ejemplos. Las técnicas utilizadas en el aprendizaje automático pueden dividirse en dos grandes grupos: descriptivas y predictivas” (Bambino, C. 2005).

b) Credit scoring

Es “un modelo de estimación de la probabilidad de fallido, a partir de las características del candidato, del montante que solicita, mediante la utilización de la base de conocimiento del comportamiento previo de otros individuos en similares condiciones” (Piñero, C., & De Llano, P., 2010). Por lo que se debe considerar elementos como carácter, capacidad, condiciones, capital y colateral a fin de determinar la viabilidad del expediente, además de elementos como entorno micro y macro económico social y ambiental.

Es una “calificación del riesgo de insolvencia o morosidad, puede definirse, en una primera aproximación, como un sistema que, mediante predicciones, califica un crédito y mide el riesgo de incumplimiento inherente al mismo” (Rayo, S., Lara, J. & Camino, D., 2010). Para el sistema financiero un scoring es una herramienta informática “que, partiendo de una información dada, recomendará la aprobación o

no de una operación de financiación..., es una analista de riesgos con corazón de silicio, una suerte de sistema de inteligencia artificial que busca..., eliminar el sesgo humano y homogeneizar” (BBVA Continental, 2015), la atención de solicitudes de crédito y su resolución.

c) Emisión de crédito

Es uno de los primeros procesos del sistema bancario en el que se determina el nivel del riesgo de cualquier expediente a fin de determinar la viabilidad de un crédito protegiendo al prestamista.

d) Herramientas de calificación crediticia

Son las “soluciones metodológicas como el rating, scoring reactivos, de buró, proactivos y comportamentales, desarrolladas en herramientas e incorporadas a las diferentes fases de la gestión del riesgo garantizan su continua detección, evaluación y calificación durante todo el proceso” (BBVA Continental, 2012).

e) Medición del riesgo crediticio

Es el factor resultante que “permite cuantificar exposiciones por tipo de producto, por concentración geográfica y muchos otros factores que facilitan la toma de decisiones en cuanto la relación riesgo-rendimiento” (Cossio et al., 2012), mediante la aplicación de metodologías cualitativas y cuantitativas aplicadas según el tipo de crédito solicitado permite emitir una probabilidad de riesgo de crédito.

f) Modelo

Es la abstracción gráfica que representa una metodología o un proceso que tiene un objetivo o propósito. “Los modelos ayudan a reflejar una realidad concreta” (Meneses, G. 2010).

g) Modelo credit scoring

El modelo credit scoring es una representación teórica propia para la realidad de los clientes de los créditos pyme. “los modelos son iguales, cada compañía tiene sus necesidades particulares” (Villamil, R. 2013). Según la función que realiza dentro de la entidad financiera es denominada credit scoring; y es considerado un método dentro del proceso de emisión de créditos, en ellos se analizan las características y las relaciones entre ellas según (Bambino, C., 2005).

h) Proceso

Es un “conjunto de actividades, tareas y procedimientos organizados y repetibles que producen un resultado esperado” (El Peruano, 2008).

i) Proceso de emisión de crédito

Es el proceso que se realiza siguiendo diversas metodologías en base a cinco o siete pasos, según el tipo de crédito se asume la complejidad de evaluación del riesgo crediticio, se inicia con el expediente y se determina mediante herramientas externas o internas como scoring y rating que refuercen el expediente que será aprobado en los procesos siguiente.

j) Riesgo

El riesgo puede entenderse como “la volatilidad de los flujos financieros no esperados, generalmente derivada del de los activos o pasivos. Las empresas están expuestas a tres tipos de riesgos: de negocios, estratégicos y financieros” (Jorion, 2002). Respecto a al cálculo se puede manifestar que su “medición efectiva y cuantitativa del riesgo se asocia con la probabilidad de una pérdida en el futuro... La esencia de la administración de riesgos consiste en medir esas probabilidades en contextos de incertidumbre” (De Lara, A. 2002). Para las empresas financieras existen tres tipos de riesgos riesgo de mercado, operativos y de crédito.

k) Riesgo de crédito

Desde la posición de la institución se considera la “posibilidad de que una parte de los flujos de caja esperados como consecuencia de la titularidad de activos – préstamos, créditos, activos de renta fija, etc. resulten impagados en sus vencimientos, o sean definitivamente incobrables” (Piñero, C., & De Llano, P., 2010).

l) Riesgo crediticio

Es conocido también como riesgo de crédito, credit risk pero desde el punto de vista del deudor cliente, siendo “la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte, en operaciones directas, indirectas o contingentes que conlleva al no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad de pago de las obligaciones pactadas” (Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia, 2005).

Los componentes principales que se identifican dentro del riesgo crediticio son dos. “El primero se conoce como riesgo de impago, ... la posibilidad de que un

prestatario no pague, ... El segundo componente es la severidad de la pérdida... es decir, la parte del valor de un bono que el inversionista pierde” (Sanchez, A., 2016). Este punto de vista es utilizado para interpretar el término desde el punto de vista del cliente y de la institución.

m) Sistema

Es un software que gestiona un proceso, administrando datos de entrada a fin de que puedan ser procesados utilizando técnicas y algoritmos a fin de mostrar información de salida útil para la toma de decisiones.

n) Sistema predictivo

Es un software que utiliza la predicción para la toma de decisiones. “la predicción tiene aplicaciones numerosas dentro de las cuales podemos encontrar la aprobación de crédito, la predicción de diagnóstico médico, predicción de desempeño, y mercadeo selectivo” (Ortiz, A. 2014). La predicción puede utilizar técnicas de regresión y clasificación según el tipo de dato que se predice.

o) Sistema predictivo de calificación de riesgo

Es una herramienta de software representada en un sistema informático basado en un modelo teórico propio para la emisión de los créditos PYME y apoya a la toma de decisiones en la calificación de riesgo, tiene la capacidad de emitir la posibilidad emitir una calificación del crédito, estima probabilísticamente la medición del riesgo y predice su comportamiento futuro.

Conclusiones parciales

- El problema está directamente relacionado con la ineficiencia de las herramientas informáticas actuales configuradas según el apetito y tolerancia al riesgo gestionados desde un ámbito comercial rentable previsto por los accionistas, ocasionando si bien es cierto mantener en equilibrio el ratio de deuda de alto riesgo; estos parámetros de apetito y tolerancia son ajustados manualmente según su incremento o disminución de la tasa a fin de mantener un equilibrio exigido por los reguladores del sistema financiero.
- Según la encuesta realizada se encontró que la institución espera en un estado ideal que todos los clientes admitidos se mantengan y concluyan al 100% en estado normal. El proceso de otorgamiento y admisión considera la medición del riesgo basado en la capacidad de pago y esta a su vez medida por el apalancamiento que actualmente el 97% no supera el indicador interno establecido, mientras que un 3% tiene factores de superar el indicador de apalancamiento como empresa, titular o por la unidad económica familiar. La concesión también contempla el análisis de la confianza de pago, por lo que se considera la reputación en el sistema financiero como un indicador, siempre y cuando este no supere un endeudamiento externo perjudicial, por lo que se evidencia que el 100% no supera este indicador existiendo casos atípicos de poca relevancia. Así mismo el proceso de evaluación a través del indicador de clasificación de la cartera vigente y vencida con la escala SBS determina que el 10% de clientes nuevos presenta un problema para la institución por ingresar a un estado de pérdida, mientras que el 8% de clientes recurrentes está en pérdida, manteniendo un 89% de créditos en estado normal para clientes nuevos y un 88% en estado normal para clientes recurrentes. Por lo que del 100% en estado normal en evaluación de admisión la realidad manifiesta un 88.5% mantienen el nivel al finalizar el crédito, esta condición real manifiesta la evidencia de una situación problemática.

CAPÍTULO 3. HIPÓTESIS Y DISEÑO DE LA EJECUCIÓN

Introducción

Este capítulo aporta la rigurosidad científica para plantearse una proposición de verdad frente al problema propuesto en la investigación, permite iniciar una solución metodológica partiendo por operacionalizar las variables y declarar los métodos que se aplicarán al diseñar la solución propuesta; entre ellos al método teórico y empírico a fin de brindar una contrastación empírica.

3.1. Definición de hipótesis.

La hipótesis planteada en la investigación que se sujetará a la contrastación está definida en la siguiente declaración:

Si se establece un sistema predictivo inteligente basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático, que considere el uso de algoritmos de inteligencia artificial y métodos de referencia de evaluación de créditos PYME, entonces se contribuye a la medición del riesgo crediticio de los créditos PYME en la Edpyme Alternativa S.A.

3.2. Determinación de las variables de hipótesis.

Para determinar las variables hay que manifestar que la solución planteada ha sido dividida en dos grandes etapas, la primera de corte teórico expresado en un modelo que integra elementos como el contexto y la propuesta planteada dentro de una situación actual, esta idea lógica se llevará a la práctica para su validación a través de un programa informático. Las variables dentro de su naturaleza de variar de valores, este concepto será utilizado a fin de permitir diagnosticar una situación actual frente a una situación nueva planteada una vez aplicada la solución propuesta. Ambos escenarios ayudarán a determinar

de manera cuantitativa los cambios que experimentará la situación actual frente a la solución planteada.

3.1.1 Definición de las variables

Las variables han sido clasificadas en independiente y dependiente; la primera clasificación llamada también explicativa, está relacionada directamente con la propuesta teórica y práctica de la investigación, la segunda variable definida es la variable dependiente, llamada también explicada, está directamente relacionada con la situación problemática que se ha estudiado.

La naturaleza de las variables permitirá cuantificar una situación actual. Una vez aplicada la solución planteada se reemplazarán los valores manteniendo su integridad matemática. La interpretación se asumirá por el cambio de valor de la variable dependiente, se cuantificará el impacto de la solución frente la situación problemática que se desea cambiar.

3.1.2 Clasificación de las variables

Variable independiente:

Sistema predictivo inteligente basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático.

La definición conceptual refiere a un modelo credit scoring automatizado convirtiéndose en una herramienta de software que es capaz de ser aplicado a un contexto específico, para adaptarse a una población universal de empresas del tipo PYME, con un alto nivel de confiabilidad que apoya al proceso de evaluación crediticia, se denominan inteligente por la capacidad de aprender toda vez que emulan el funcionamiento neural del ser humano (Villamil, R. 2013).

Variable dependiente:

Medición del riesgo crediticio de los créditos PYME.

La definición conceptual refiere a consolidar información propia de los modelos scoring y por ser orientadas a las empresas tipo PYME deben además integrar información y métodos propios de los rating a fin de determinar el riesgo crediticio que apoye a la toma de decisiones para el proceso de calificación para el analista o para el comité de créditos de las instituciones en particular de la Edpyme Alternativa S.A.

La operacionalización de las variables muestra los componentes de la variable dependiente en estudio. Estas son agrupadas por las dimensiones y la aplicación de las técnicas de investigación expuestas en el anexo 03.

3.3. Diseño de la ejecución.

El tipo de investigación descriptivo, propositivo y experimental. Se fundamenta que es descriptivo debido a que se tiene que comprender y describir la realidad existente, es propositivo debido a que propone un nuevo sistema tipo scoring que pueda ser utilizado en la segunda fase del proceso de calificación crediticia y experimental porque se tiene la capacidad de comprobar la eficiencia del modelo con datos reales de un ciclo comercial en comparación con los métodos tradicionales de calificación.

El propósito principal explicado de manera metodológica consiste en incorporar las nuevas herramientas tecnológicas al proceso de calificación crediticia, comprendiendo a través de la descripción la situación actual y experimentando con la información de los expedientes de los clientes tipo PYME.

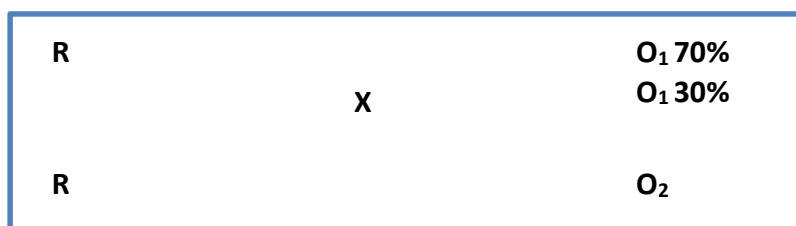


Figura 28: Operacionalización de la variable

Leyenda:

- R representa el proceso de selección de la población en estudio de manera aleatoria.
- O1 representa una parte de la población correspondiente a 1392 expedientes de los ejercicios 2017, 2018 y I trimestre 2019. Esta población será dividida de manera aleatoria en un 70% para el entrenamiento y el 30% para evaluar internamente el modelo.
- O2 representa una parte de la población correspondiente a 503 expedientes correspondiente al ejercicio abril y mayo de 2019.

Este diseño de investigación protege la validez interna y externa debido a que las selecciones de los grupos experimentales se realizan al azar. Mortiz, L., Rosas, R. & Chairez, F. (2012).

3.1.3 Universo

El universo o población está constituido por el conjunto de elementos con características comunes, apreciables y con capacidad de ser medidos, por esta razón está determinado por los expedientes de créditos de un ciclo comercial, debido a la inclusión de la predicción futura se ha seleccionado los ejercicios 2017, 2018, I Trimestre 2019 como data histórica y un total de 1392 expedientes

representando el 64% y el ejercicio mayo del 2019 para la aplicación del experimento con un total de 503 expedientes. La población asciende a un total de 1895 expedientes. Las principales características de la población están determinadas por la información documentaria obligatoria, opinión de analistas y responsables de la autorización de los créditos y situación actual del crédito.

3.1.4 Selección de técnicas, instrumentos e informantes o fuentes

A fin de poder cumplir el objetivo propuesto según la hipótesis planteada se formularon las siguientes tareas de investigación:

- a) Diagnosticar el estado actual de la dinámica del proceso de concesión de créditos en la Edpyme Alternativa S.A.
- b) Determinar las tendencias históricas del proceso de concesión de crédito y su dinámica.
- c) Caracterizar epistemológicamente el estado del proceso de concesión de crédito y su dinámica para los créditos tipo PYME.
- d) Elaborar el modelo credit scoring para los créditos PYME de aprendizaje automático haciendo uso de algoritmos que demuestren la optimización de los algoritmos actuales.
- e) Estructurar un sistema predictivo inteligente basado en el modelo credit scoring automático en base a las herramientas tecnológicas disponibles y accesibles por la empresa.
- f) Validar los resultados alcanzados a través de la ejecución del sistema para periodos referenciales.

Durante la investigación respecto al objeto y campo de estudio se utilizaron diversos métodos y técnicas de investigación a fin de poder dar respuesta a la hipótesis y abordar una solución desde el punto de vista teórico para luego llevarlo a una aplicación práctica, entre ellos tenemos:

a) Histórico-lógico

Se ha analizado la evolución en el tiempo del proceso de concesión de crédito y la medición del riesgo de crédito a través de las diversas actualizaciones del marco regulatorio internacional, la más importante variación en el tiempo ha radicado en la inclusión de herramientas externas como scoring y rating para medir el riesgo crediticio alineados a los métodos de cálculo de capital mínimo por riesgo como el estándares y el IRB entre sus modalidades básica y avanzada, aprobados a partir de Basilea II (aplicado en Perú), hasta Basilea III actual aún en fase de difusión, pendiente de aplicación en Perú.

b) Análisis-síntesis

En el estudio del proceso de concesión de crédito, transitado por toda la lógica de las categorías desarrolladas en la investigación.

c) Hipotético-deductivo

Desde la formulación de la hipótesis hasta la aplicación de la solución, respecto a esta última se avanza metodológicamente mediante un estudio escalonado en base a la experiencia de los métodos actuales hasta su incorporación en métodos modernos de programación de sistemas.

d) Sistémico estructural funcional

Los algoritmos bajo un modelo de aprendizaje automático permiten aprender al sistema de manera automática en el tiempo, lo que mantendrá optimizado de manera sistemática según las nuevas realidades de los clientes.

e) Holístico Dialéctico

Este es un proceso integral que vincula los acuerdos de Basilea, políticas del BCRP y las políticas internas de la institución con el fin de estimar el riesgo crediticio sin vulnerar lo regulado consolidando una ventaja competitiva comercial en el proceso de concesión de crédito.

f) Análisis documental

La fuente principal de la información está fundamentada en los expedientes de crédito aprobados que han concluido su contrato sin incrementar su nivel de riesgo estimado en la emisión y los que han sido determinados como pérdida y han sido emitidos a las empresas de tipo mipyme con el crédito PYME.

g) Estadísticos

Las herramientas estadísticas que se utilizarán para la determinación de la hipótesis y su contrastación serán mediante software estadístico que empaqueta fórmulas y muestra resultados estadísticos.

h) Método de análisis documental

Se considera un aporte al análisis documental debido a que parte de expedientes de créditos seleccionados según su calificación para la etapa de entrenamiento del sistema propuesto y se comprueba en base a un periodo real la predicción respecto a la medición del riesgo, se evalúan los modelos y la eficiencia mediante comparaciones en base a un ratio de optimización.

i) Guías de observación y de entrevista

El modelo es enriquecido con los factores cualitativos como la intuición en base a la experiencia obtenida en las entrevistas al Analista de Créditos y a los integrantes del Comité de Riesgos a fin de enriquecer la propuesta y poder determinar la optimización de la medición del riesgo crediticio.

3.1.5 Selección de muestras

El trabajo con la información en los sistemas de aprendizaje automático requiere contar con la mayor cantidad de casos posibles para su entrenamiento y evaluación del aprendizaje. La Edpyme Alternativa S.A. posee información histórica estructurada a partir del año 2017, 2018 y I trimestre del 2019. Al agosto 2019 se dispone la información del periodo mayo 2019 con un total de 503 expedientes representando un 36% del universo. Por lo que la selección de la muestra es no probabilística sino más bien arbitraria “aquí el procedimiento no es mecánico, ni con base en fórmulas de probabilidad, sino que depende del proceso de toma de decisiones” (Hernández S. et al, 1991:207)

3.1.6 Forma de tratamiento de datos

La investigación al ser aplicada de tipo experimental se constituyó dentro del proceso de concesión de créditos en la segunda etapa a fin de poder realizar la evaluación respectiva de la evaluación del riesgo comparando su eficiencia entre los algoritmos informáticos de aprendizaje de computadoras y los métodos tradicionales de la institución, así también se evaluó la información de calificación subjetiva para la prospección de la calificación final del crédito.

La información de la calificación actual fue obtenida por los reportes informáticos del área de informática de la institución. Los datos teóricos organizados en fichas fueron utilizados para el análisis documental con un enfoque holístico sistémico a fin de poder construir el modelo teórico que dé lugar al aporte práctico del sistema. La aplicación con algoritmos de aprendizaje los datos del post test fueron procesados para comparación estadística.

3.1.7 Forma de análisis de la información

La recolección de datos incluyó muchos métodos y técnicas a fin de poder evidenciar de manera cuantitativa una situación facta perceptible. Para el caso del análisis tendencial se utilizó el método histórico lógico que muestra la evolución de los indicadores de análisis a través del tiempo, evidenciando que las etapas que han marcado los cambios están determinadas por las regulaciones internacionales conocidos como Basilea. Por otro lado, la elaboración del modelo teórico se realizó vinculando los elementos y fases del proceso de concesión de créditos y el impacto científico que aportará a toma de decisiones del proceso.

El producto o aporte práctico no hubiera sido posible sin la aplicación del método sistémico – estructural organizando de manera lógica los algoritmos de aprendizaje automático que permitan predecir el riesgo de crédito de los expedientes. Los demás métodos como observación, encuestas a los analistas de créditos y el análisis de documentos permitieron comprender el proceso y su capacidad de ser mejorado.

La plataforma de trabajo para la elaboración del aporte se ha elegido manteniendo la uniformidad en la tecnología utilizada en la Edpyme Alternativa S.A. compatible con las herramientas Microsoft. Si bien es cierto existen muchas otras plataformas importantes en el mercado para la elaboración de productos machine learning esta no deja de ser expectante en el mercado. La tecnología Microsoft a través de su plataforma Azure se encuentra catalogada como una herramienta visionaria lo que implica un excelente rumbo a convertirse en líder del mercado muy por delante de importantes firmas como IBM y Google. Gartner (2019).

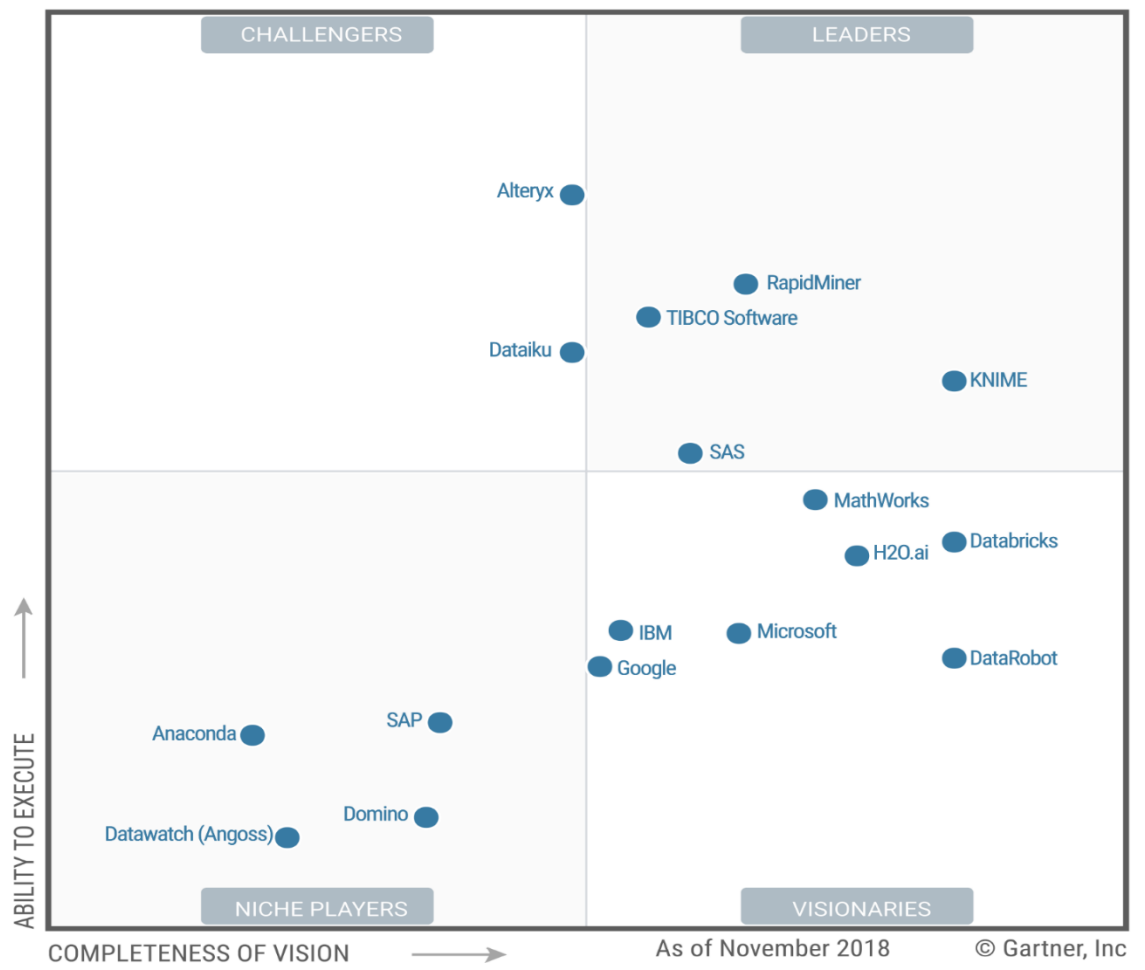


Figura 29: Evaluación Gartner a las plataformas machine learning

Fuente: Tomado de www.gartner.com

Conclusiones parciales

- La hipótesis es el supuesto que lleva al trabajo científico a comprobar su veracidad mediante un recorrido de pasos estructurados y métodos a nivel teórico y práctico; este trabajo en conjunto permite otorgar la respuesta mediante un proceso de contrastación empírica de la hipótesis.
- La definición de las variables permitió encontrar los indicadores que a través de la asignación de valores permitió corroborar porcentualmente la eficiencia de la solución frente a la realidad, este proceso se realizó mediante un pre y un post test dentro de un proceso de concesión de créditos.

SEGUNDA PARTE: CONSTRUCCIÓN DE LOS APORTES

CAPÍTULO 4. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO CREDIT SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LOS CRÉDITOS PYME DE LA EDPYME ALTERNATIVA S.A.

Introducción

El modelo teórico es el resultado lógico abstracto fruto del esfuerzo de caracterizar epistemológicamente el proceso de concesión de créditos, su evolución histórica y dinámica dentro la institución crediticia, el método científico utilizado para construir esta abstracción lógica se ha fundamentado en el método holístico dialéctico y la teorización del objeto y campo de estudio.

Los elementos y relaciones entre categorías intentan mostrar los componentes de una situación actual, insumos y transformaciones que se desarrollarán dentro del proceso de concesión de créditos. El resultado de esta abstracción permite que emerja de manera natural una solución informática que debe ser vinculada a un proceso práctico a fin de que pueda ponerse en marcha. Las dimensiones expresas manifiestan el enfoque práctico que referenció la exigencia de la solución propuesta creando un vínculo entre lo investigado y lo propuesto. El modelo pretende ser un avance a la propuesta teórica matemática mostrada por Rayo, S., Lara, J. & Camino, D. (2010) mediante la cual se trabajan los mismos elementos de análisis administrados por la inteligencia artificial e integrados a los procesos actuales de las IMF mediante una herramienta informática adicional paralela al apoyo subjetivo del tomador de decisiones respecto a la gestión del riesgo.

4.1. Fundamentación del aporte teórico.

El modelo credit scoring de aprendizaje automático en los créditos pyme de la IMF Edpyme Alternativa S.A. se sustenta en el modelo holístico configuracional de Rayo, S., Lara, J. & Camino, D. (2010) desde la perspectiva epistemológica comprender el proceso y a través de un proceso metodológico plantear relaciones dialécticas y de flujo de información que permitan desarrollar una solución práctica al problema y la situación descrita.

Desde el punto de vista holístico dialéctico se ha considerado enmarcar cualquier solución teórica o práctica dentro de la normativa de regulación obligatoria basada en Basilea II. Así como el análisis y la síntesis permitieron transitar entre cada uno de los elementos presentados dentro del modelo teórico. La solución presentada está constituida dentro de un marco lógico de procesos metodológicos dentro del proceso de concesión de créditos, así como en las soluciones planteadas.

La comprensión de la realidad dentro del campo de la investigación estuvo enfocada en la necesidad de medir el riesgo crediticio dentro de un proceso de concesión de créditos estructurada en tres sub procesos como promoción y admisión, evaluación de créditos a fin de obtener una autorización y el sub proceso de seguimiento de créditos. El enfoque histórico social y lógico aportó al conocimiento de la evolución teórica de las categorías en el tiempo y permitió definir las dimensiones de toma de decisiones, prospección y medición del riesgo. Por lo que las soluciones planteadas son capaces de impactar en cada uno de estas dimensiones mejorando la realidad actual.

4.2. Descripción argumentativa del aporte teórico.

La modelación teórica presenta como centro la sistematización del proceso de concesión de créditos enfocándose en la medición del riesgo crediticio. Aquí el modelo de

credit scoring de aprendizaje automático; que considera el uso de algoritmos de inteligencia artificial y métodos de referencia de evaluación de créditos PYME, son las categorías que se incluyen a una realidad normalizada. La sistematización de estos algoritmos trabajando sobre los métodos de referencia de evaluación de créditos pyme permitirá decantar un sistema predictivo inteligente que responda a una situación contextualizada.

a) Estructura funcional según SBS

La Resolución S.B.S N° 3780 – 2011 establece el reglamento de Gestión Integral de Riesgos, en la que el Sub Capítulo III de Evaluación del Riesgo de Crédito manifiesta los elementos a través del Artículo 19 bajo el título Proceso de Aprobación. En esta reglamentación se exige analizar y considerar los principales factores de riesgo; cuantificando el riesgo, teniendo consideración adicional en caso de tratarse de micro empresas y pequeñas empresas, logrando determinar su capacidad y voluntad de pago.

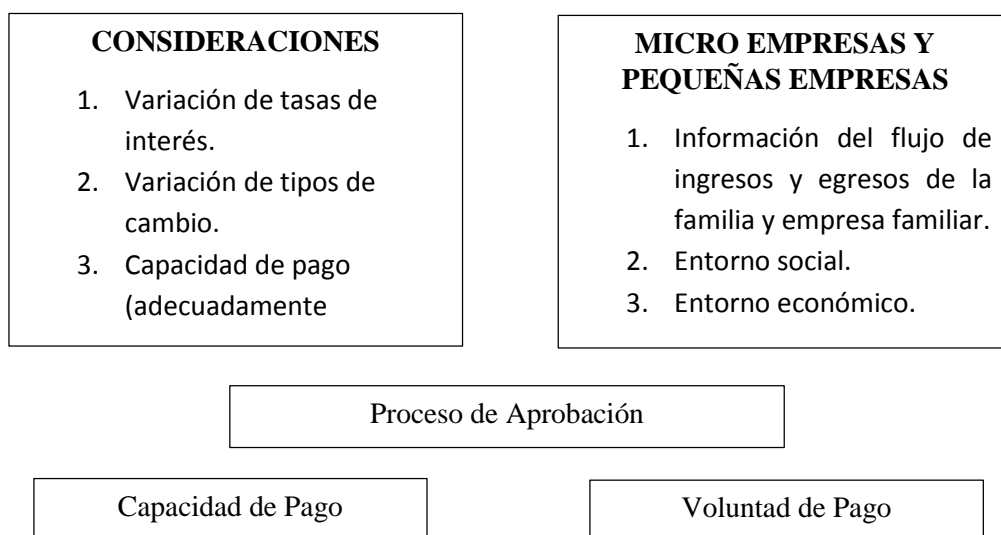


Figura 30: El análisis de riesgo en la dinámica de concesión de riesgos.

Nota: Tomado de BCRP (2011).

El modelo está complementado con el Artículo 20 en la que se “deberán consultar las fuentes de conocimiento de la reputación y de la posición crediticia de la contraparte, así como la de sus accionistas y administración” (SBS, 2011). Así mismo la inclusión del empleo de sistemas internos deberá contar con manuales, políticas y procedimientos. La estructura reglamentaria centra su atención en la cuantificación a fin de otorgar al tomador de decisiones la información oportuna según su apetito y tolerancia al riesgo, manteniendo todo un sistema de contingencias incluido procedimientos para la detección temprana del riesgo de crédito; estos procedimientos aportan de manera oportuna las exposiciones crediticias.

b) Estructura lógica del modelo funcional

El sistema funcional de emisión y evaluación de créditos puede estar basado en una secuencia ordenada de pasos como lo fundamenta el Ministerio de Comercio Exterior y Turismo (2009). El modelo aplica a la micro empresa e involucra a los agentes de riesgo y la información necesaria. El dinamismo de las instituciones puede hacer fusiones entre pasos, pero aun así se encuentran enmascaradas.

Tabla 16

Estructura funcional.

Fase	Prestatario	Prestamista
01	Presenta una solicitud con la documentación requerida.	Promoción de créditos.
02		Se verifica la documentación y la solicitud se traslada al área de riesgos.
03	Recibe información de avance.	Técnica de credit scoring, visitas u entrevista.
04		Se elabora una propuesta de créditos según autonomía puede ser aprobada por el Gerente y el Analista de riesgos.
05		Dependiendo de los montos y autonomía se eleva al comité de riesgos para aprobación.
06	Recibe información de aceptación.	
07	Recibe el desembolso del crédito	Procedimiento de desembolso.

Fuente: Elaboración propia.

Tomado del Ministerio de Comercio y Turismo (2009).

c) Secuencia lógica del modelo funcional

Las fases de otorgamiento de un crédito mypes implica documentación, aprobación según responsabilidad, aceptaciones para continuar y negaciones previas. La secuencia lógica otorga una posición específica del expediente y la comunicación transparente al solicitante. El flujo puede determinar una secuencia de procedimientos con tiempos que pueden ser cuantificados para un seguimiento, estadística y toma de decisiones respecto a la eficiencia de los procesos.

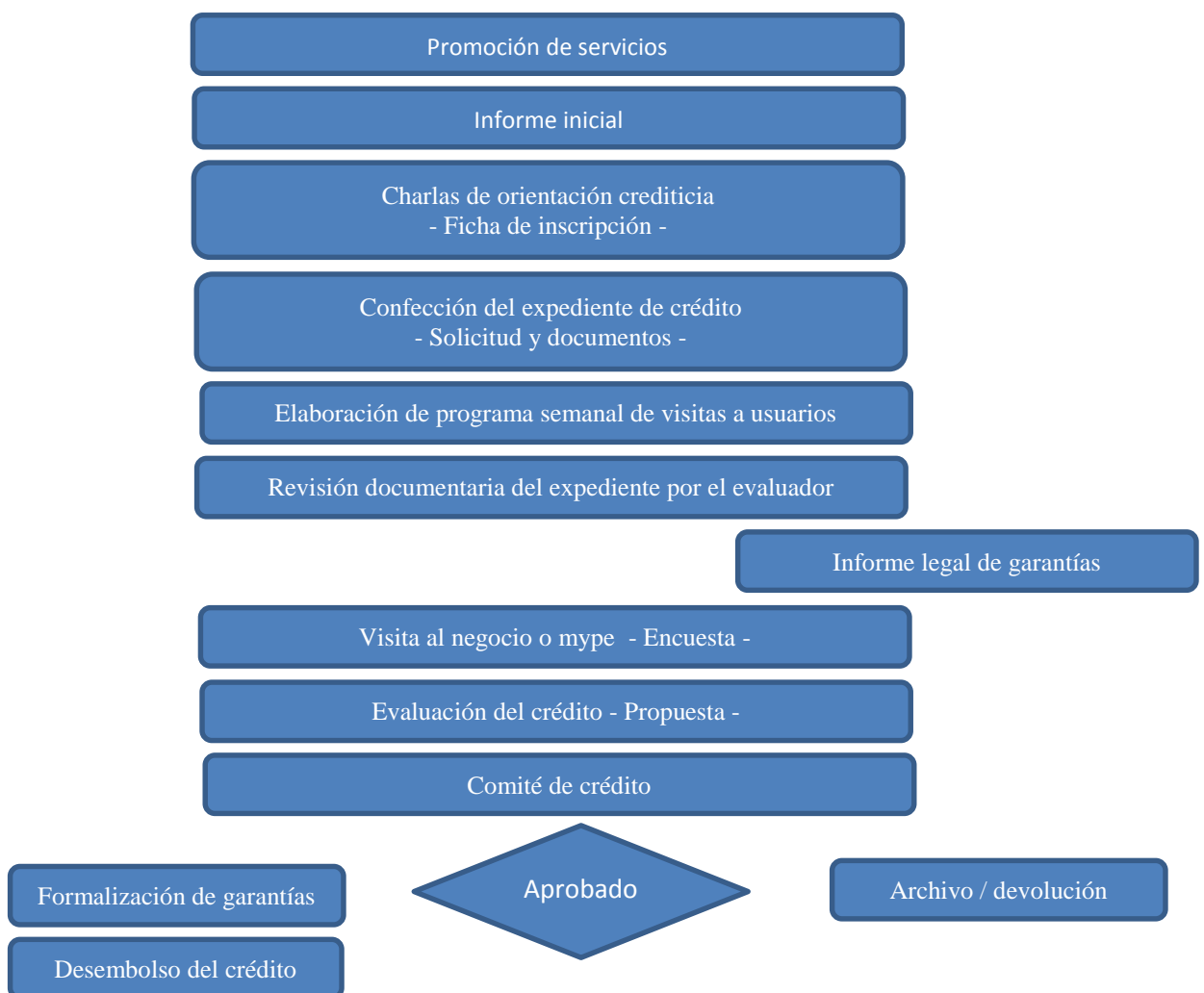


Figura 31: Proceso funcional de la dinámica de concesión de créditos.

d) Adaptación corporativa del proceso de emisión

La adaptación corporativa de los procesos según los modelos contempla los procesos de promoción y admisión de créditos, evaluación de créditos y la autorización como ente integrador según los niveles de autonomía según se detallan en la Tabla 13, Tabla 14 y Tabla 15.

La adaptación está alineada al modelo tradicional, aspectos cualitativos respecto al uso del dinero requerido que debe ser evidenciado, mientras que su beneficio y capacidad para responder a su intención de pago debe ser evaluada por procesos internos operativos, matemáticos, estadísticos, económicos a fin de poder presentar una propuesta de valor para el cliente y la institución. El modelo tradicional está desarrollado para todos los clientes nuevos y recurrentes a fin de poder calificar el riesgo. Los cálculos y referencias están orientadas a la asunción de responsabilidad según un grado de autonomía o la decisión de un comité de riesgos.

La admisión de créditos especificado en la Tabla 13 es aplicado a clientes nuevos, recurrentes e inactivos. El proceso requiere de almacenar la información en el sistema comercial y proceder a la consulta de bases de datos externas a fin de poder determinar la viabilidad de una evaluación crediticia para emisión o el rechazo del expediente. En la primera fase el sistema almacena información del cliente útil para realizar el primer filtro de emisión.

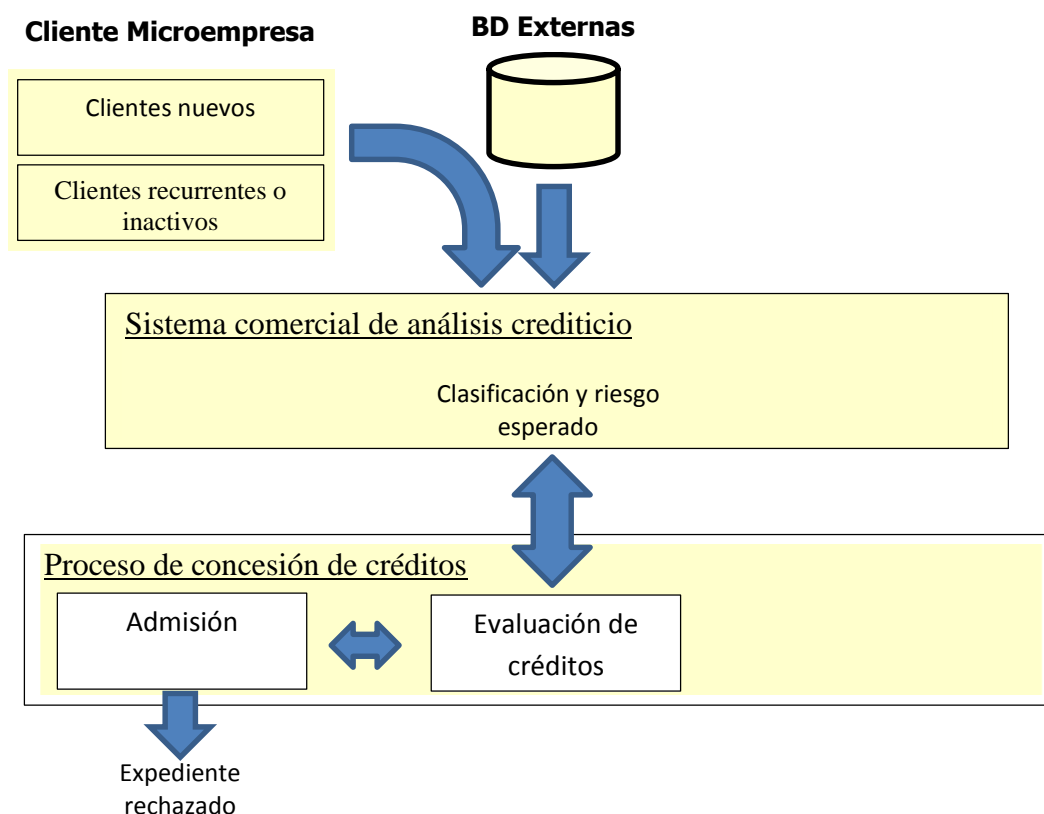


Figura 32: Proceso de admisión de créditos.

La evaluación de créditos es un proceso dinámico, el control 01 de admisión determina la voluntad de pago u otra situación de riesgo a fin de declarar el rechazo del mismo, la evaluación como control 02 con finalidad de emisión involucra el levantamiento de información de campo a fin de verificar ingresos, patrimonio, tamaño del negocio, entre otros de relevancia permitidos por la reglamentación a fin de tener insumos para los cálculos de ratios financieros. El proceso determina la ratio de evaluación o capacidad de endeudamiento según la Tabla 14 y las referencias de las Entidades Financieras para considerar el endeudamiento y la voluntad de pago. Esta evaluación es el principal insumo para la toma de decisiones por parte del funcionario según su grado de autonomía o para el comité de riesgos a fin de dar paso a la fase de otorgamiento.

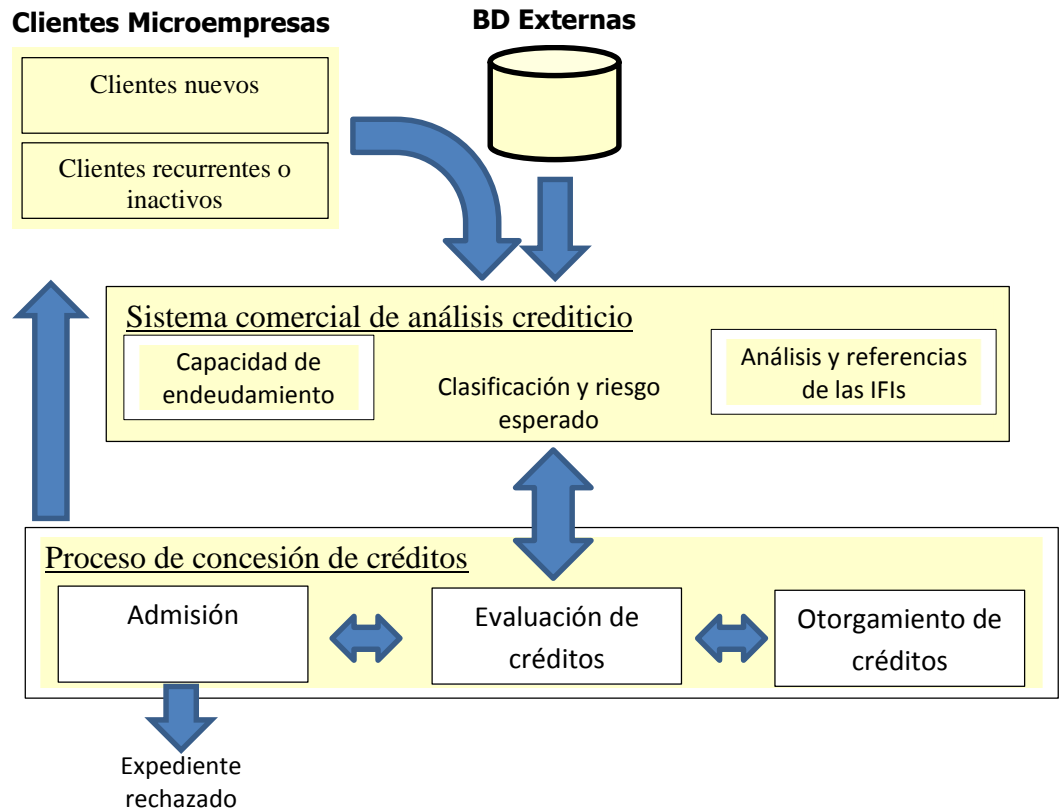


Figura 33: Proceso de evaluación.

Si bien es cierto el proceso de evaluación compila múltiple información, este se puede viabilizar a través de la consolidación de principales parámetros de influencia que consolida información relevante del titular deudor, conyugue, negocio que soporta la deuda, otros negocios y referencias financieras. El procesamiento de la información permite consolidar ratios variables en el tiempo según la consideración del riesgo. La información se exhibe a los tomadores de decisión de manera sintetizada por la clasificación del cliente según SBS, capacidad de pago y referencias en el sistema financiero.

Tabla 17
Parámetros utilizados en Edpyme Alternativa S.A.

Lista de Parámetros	
Estado	Deuda indirecta SF
Periodo de desembolso	Cuota deuda directa SF
Moneda	Cuota deuda indirecta SF
Monto original del crédito(S/.)	Cuota deuda indirecta entidad
TEA	Cuota estimada
Tipo de Crédito según Rpt Cred de Deudores	Cuota exacta cronograma
Producto Crediticio	Flujo Neto antes de Obligaciones Financieras
Destino Fecha de Desembolso	Cuota única
Días de atraso	Total Endeudamiento
Calificación SBS	Exclusivos(Código del deudor)
Clasificación en EA	Firma Pagare(Cónyuge)
Actividad empresarial	Ingresos Netos
Nº ifis ev.negocio	Segmento
Supera indicador ifi	Ratio endeud. evaluación
Nº entidades titular	Clasificación en eval.
Pasivo Balance	Nivel de riesgo en eval.
Patrimonio	Nivel de riesgo actual
Ingresos Netos	Nivel de riesgo final
Patrimonio UEF	Clasificación Final
Total Endeudamiento Titular + Conyugue	Monto expuesto por cliente
Ratio de Apalancamiento en la ev.	Gastos operativos
Supera indicador apalancamiento. EV	Gastos familiares
Deuda directa SF	Ing del negocio 2

El proceso de evaluación de los créditos requiere un ciclo adicional transformado una vez que el crédito ha sido otorgado, esta fase se conoce como seguimiento, aquí nuevamente el proceso de evaluación actualiza los parámetros con la finalidad de advertir las variaciones en el riesgo desde la fase de evaluación al momento actual. Esta información se cuantifica y se otorga al tomador de decisiones a fin de alertar respecto al riesgo.

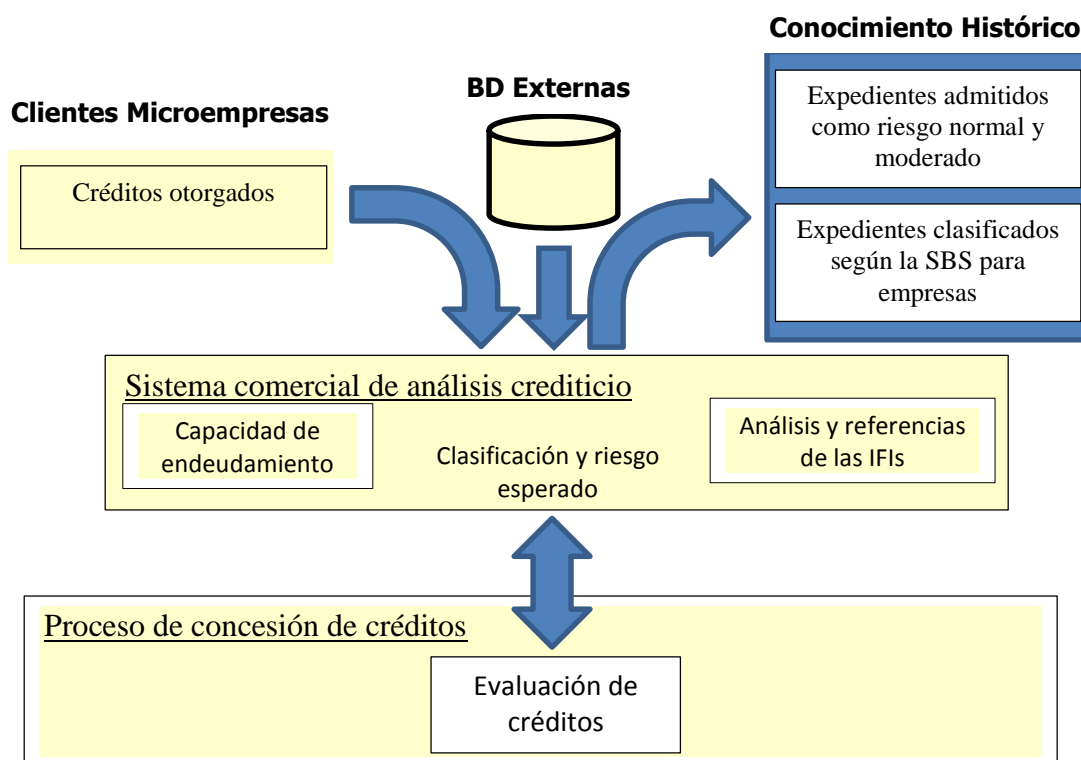


Figura 34: Modelo de clasificación crediticia.

La evolución teórica ha sido la constante en la microfinanzas debido a la capacidad de adaptación de los modelos aplicados a las finanzas para la empresa estructurada a modelos adaptativos para empresas con un “nivel de informalidad de muchas de sus operaciones, genera que no cuenten con respaldo suficiente para sus operaciones financieras” Avolio, B., Mesones, A. & Roca E. (2016, p.76). La inteligencia artificial ha encontrado en el sector financiero un verdadero campo de desarrollo debido a que los “datos son, además, tremendamente exactos a lo largo del tiempo. Y tener registros históricos confiables es la materia prima para construir algoritmos precisos en inteligencia artificial” INCAE (2019). Ahora bien, los algoritmos de inteligencia artificial basado en el machine learning ha logrado estructurar de una manera precisa las áreas de estimación y prospección en base un aprendizaje fruto de un entrenamiento.

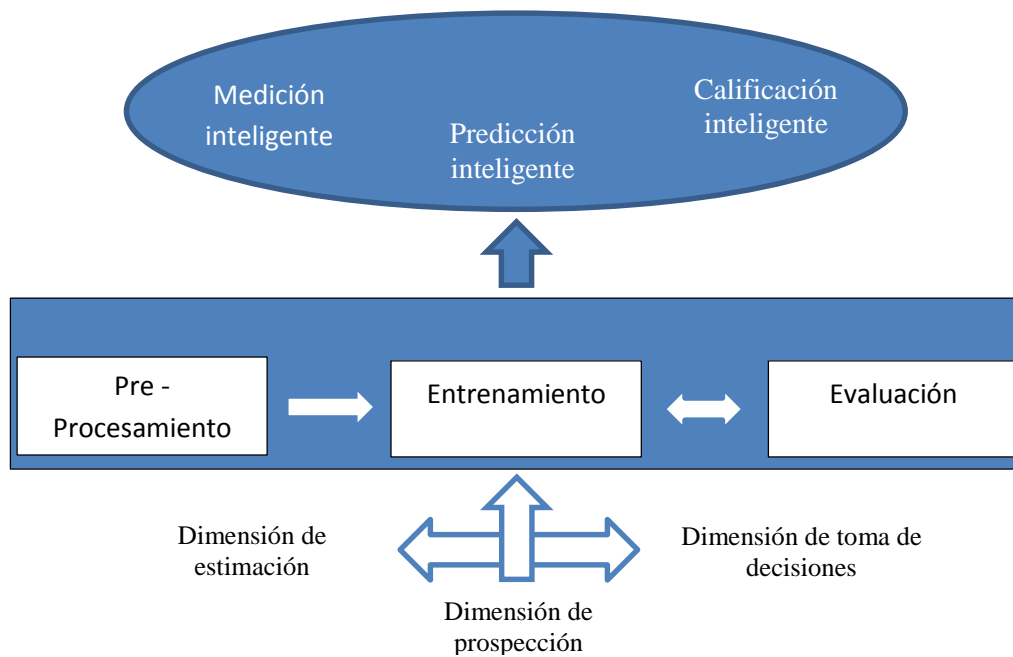


Figura 35: Modelo adaptativo

La tecnología machine learning presenta dos tipos de modelos, el supervisado y el no supervisado, el primer es posible de aplicar para casos con datos identificados a fin de poder obtener como resultado un valor esperado con una probabilidad de acierto. Para la evaluación de créditos y el seguimiento de los mismos el machine learning a través del modelo supervisado trabajará como un modelo de credit scoring a fin de estimar la clasificación del riesgo actual con su probabilidad de acierto; así también podrá determinar el nivel de riesgo clasificado al concluir el crédito estas estimaciones y proyección dará lugar a los elementos de riesgo para dilucidar dimensión de toma de decisiones. Por lo que el modelo en la práctica es capaz añadirse a los métodos de capacidad de pago y a la intensidad de pago como un soporte a la ejecución de la autonomía y a las facultades del comité de riesgos.

Pasando el proceso de admisión el crédito estará listo para el proceso de evaluación y una vez emitido será canalizado a la fase de seguimiento, por lo que se requiere la estimación del riesgo en la evaluación con las etiquetas bajo, moderado,

alto y extremo con un porcentaje de precisión, así como su comportamiento al pasar al nivel de no vigente con las etiquetas normal, con problemas potencial, deficiente, dudoso y pérdida. Este requerimiento corresponde al modelo de machine learning denominado supervisado, el modelo implica técnicas de clasificación y regresión. Los algoritmos de clasificación que se emplean son “máquina de vectores de soporte (SVM), árboles de decisión boosted y bagged, k-vecino más cercano, clasificadores bayesianos (Naïve Bayes), análisis discriminante, regresión logística y redes neuronales”. Mathworks (2019).

La data que requiere para el funcionamiento de los algoritmos es no identificada a fin de poder encajar en las regulaciones de supervisores como SBS, así también los mismos deben ser de una cualidad única para cada expediente. La base de datos de entrada será sometida a una fase de pre procesamiento; en esta etapa se pueden aplicar técnicas estadísticas de centralización, moda o exclusión a fin de poder completar valores vacíos o nulos, así como resolver con estas mismas herramientas los casos atípicos que pueden afectar la estimación, una vez concluida esta etapa los datos son sometidos a un proceso de entrenamiento, esta tiene por objetivo nutrir el algoritmo a fin de que pueda crear las capas con las dimensiones necesarias a fin de poder gestionar cada una de las categorías de ingreso indicando el valor o valores requeridos. La fase de aprendizaje se concluye sometiendo al algoritmo a una evaluación; aquí el modelo recibe datos aleatorios a fin de poder concluir y mostrar la eficiencia del aprendizaje; entre mayor sea el valor estará listo para su explotación.

La información de ingreso que utilizarán los algoritmos estarán determinados por los expedientes históricos con su respectiva calificación y clasificación de riesgo en sus estados de no vigentes y activos. Esta información permitirá estimar en el momento de la admisión o seguimiento una medición inteligente de la clasificación del

riesgo también inteligente, así como una predicción inteligente, este adjetivo debido al parámetro estadístico de probabilidad de acierto que el mismo algoritmo especificará gracias al aprendizaje automático de los datos históricos. La base de datos requiere de columnas heterogéneas fruto de diversidad de valores que incluye procurar la exclusión según la existencia de valores en blanco nulos o no especificados, por lo que se selecciona los de mayor personalización y precisión en el procesamiento.

Tabla 18

Extracción de parámetros influyentes

Lista de Parámetros	
Periodo de desembolso	Ingresos Netos del Negocio
Tipo de Crédito	Ingresos de otros negocios
Producto Crediticio	Flujo Neto antes de Obligaciones Financieras
Destino	Ratio de Apalancamiento en la evaluación
Monto original del crédito	Indicador apalancamiento
TEA	Patrimonio UEF
Estado	Ingresos familiares
Tipo de cliente	Gastos familiares
Cliente Exclusivo de EA	Total Endeudamiento Titular y Conyugue
Supera indicador IFI	Ingresos Netos Personales
Cuota exacta cronograma	Clasificación en la evaluación
Patrimonio	Nivel de riesgo

Los parámetros influyentes además están seleccionados según el modelo teórico para análisis de riesgo en IMF expuestas por Belaunde (2016), Apaza Meza, M. (2003), Monzón Ugarriza, J. (2016) y Partar Ureña, A. & Gomez Fernandez – Aguado, P. (2011), que han sido posibles de extraer luego del análisis técnico de la validez de la información. El modelo también deberá permitir integrarse de manera continua y retroalimentarse con la estructura de parámetros seleccionados.

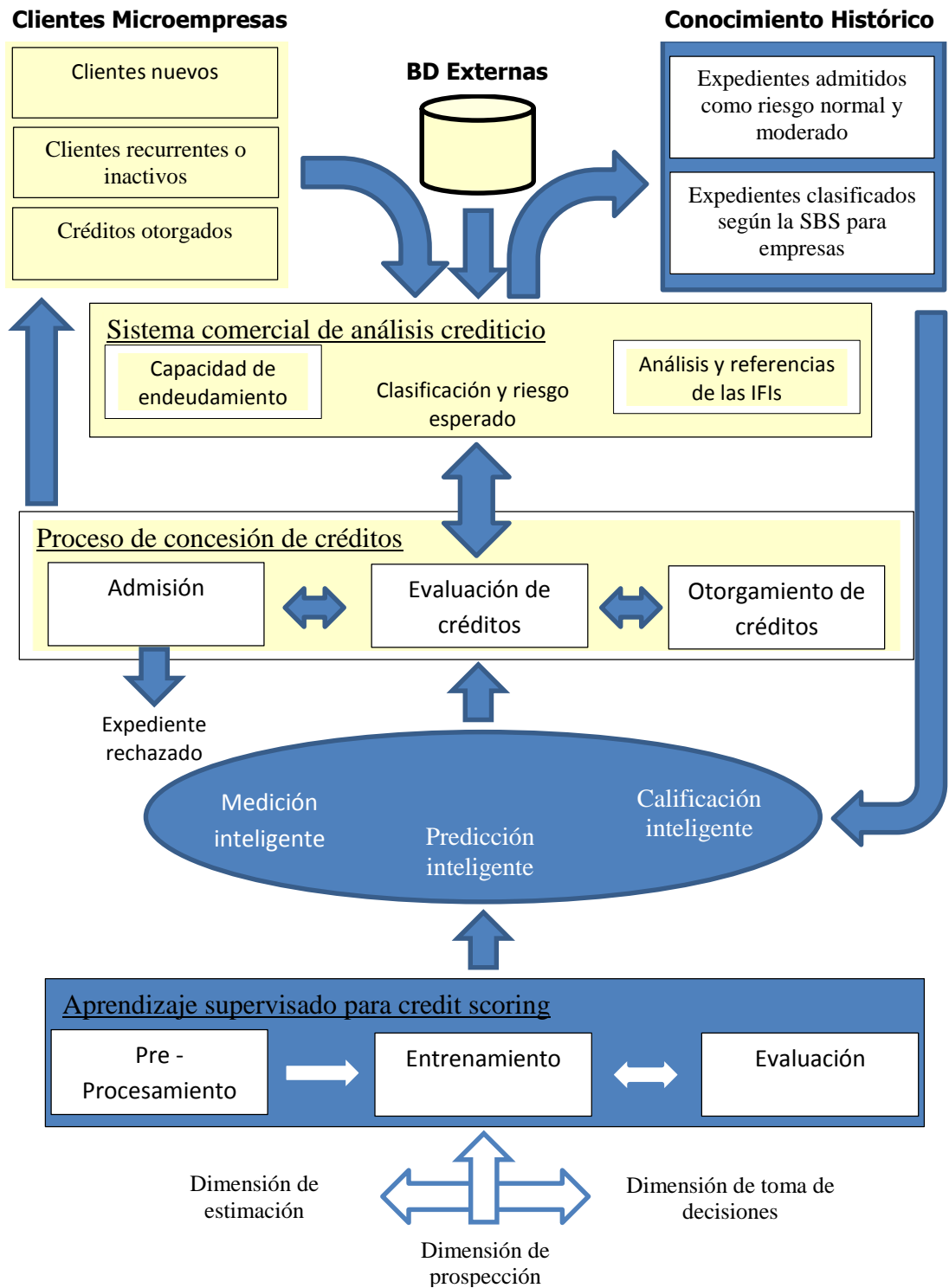


Figura 36: Modelo credit scoring de aprendizaje automático integrado adaptativo

El modelo se considera integrado debido a la capacidad de integrar las herramientas actuales y la inteligencia artificial, es también adaptativo debido a que se adapta al procedimiento de medición de riesgo en el proceso de concesión de créditos.

e) Fundamento teórico del funcionamiento del modelo credit scoring de aprendizaje automático (machine learning).

El modelo credit scoring estará fundamentado en la capacidad de aprendizaje del algoritmo que realizará las siguientes predicciones: a) Nivel de Riesgo en los valores bajo, moderado, alto y extremo. b) Clasificación Final SBS en los valores normal, con problemas potencial, deficiente, dudoso y pérdida. c) Probabilidad de Acierto. Por ser ambas variables discretas se utilizará los algoritmos de clasificación del modelo supervisado por tener etiquetados los resultados esperados. Para Microsoft (2019), la elección de un algoritmo está determinado por la precisión, tiempo de entrenamiento, linealidad y la cantidad de parámetros manejados, el modelo según la Tabla 18 requiere de alta precisión, tiempos breves de entrenamiento y uso de la linealidad por ser de un mismo sector y producto, según las características expuestas en el Anexo 03 es factible de utilizar para maximizar la efectividad del aprendizaje a través del algoritmo Two-class boosted decision tree (árbol de decisión impulsado), debido a cumplir con las exigencias de precisión, rápida velocidad de aprendizaje y buen uso de recursos, sin discriminar el análisis de diversos algoritmos a fin de atender la diversidad o variación de la información a lo largo del tiempo.

Conclusiones parciales

- Los modelos teóricos de emisión de riesgo aplicados al sector de la microempresa han sabido adaptarse según las regulaciones y las directivas de Basilea II. Las mejores prácticas aplicadas a la empresa estructurada han sido cuidadosamente seleccionadas para acoplarse a las exigencias de cada uno de los negocios particulares añadiendo la informalidad en los procesos administrativos. Por lo que la historia de adaptación y acoplamiento de las mejores prácticas a los procesos de emisión han sido una constante evidenciada en sus procesos estandarizados.
- El modelo de machine learning con su técnica de aprendizaje supervisado se presenta como mejor escenario para manejar información estructurada en entrada y salida esperada. Los resultados actuarán como un modelo de credit scoring de apoyo a la toma de decisiones. Los resultados podrán clasificar el nivel de riesgo, predecir la calificación futura con la probabilidad de acierto que otorgue confianza para su uso integrado al modelo actual.
- El algoritmo que se utilizará según la recomendación de Microsoft para este escenario es el Two-class boosted decision tree sin desestimar los demás algoritmos expuestos en la Tabla 05 y Tabla 06 a fin de demostrar la eficiencia de la data en la fase de evaluación del modelo.

CAPÍTULO 5. ELABORACIÓN DEL MODELO CREDIT SCORING DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO BAJO EL MODELO DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO CON TÉCNICAS SUPERVISADAS Y ALGORITMOS DE CLASIFICACIÓN PARA LOS CRÉDITOS PYME DE LA EDPYME ALTERNATIVA S.A.

Introducción

El modelo teórico de credit scoring para Edpyme Alternativa será puesto en marcha utilizando la herramienta Microsoft Azure por ser una tecnología que integra todos los algoritmos de clasificación que serán probados a fin de poder determinar la precisión de los resultados. Para el detalle del desarrollo del modelo teórico se aplicará en el algoritmo árbol de decisión impulsado por ser teóricamente el más efectivo según los requisitos de precisión y tiempo, por lo que será el referente de comparación de todos los demás algoritmos. El modelo práctico será el resultado del proceso de elaboración.

Las variables de entrada según el modelo teórico están determinadas por la Tabla 18. La lista permitirá categorizar a un expediente no identificado. El resultado estimará el nivel de riesgo y la clasificación futura del crédito con un porcentaje de acierto para uso del tomador de decisiones.

El aporte práctico además presenta una adecuación a los procesos estandarizados a fin facilitar su puesta en marcha. Los procesos afectados de manera positiva están determinados por el proceso de emisión de créditos en las fases de promoción y emisión, evaluación de créditos y seguimiento de créditos. El aporte pretende ser un instrumento adicional a las prácticas actuales debido a que es éste sistema el primigenio que permitirá alimentar el sistema, según el modelo teórico cada uno de los expedientes se convertirán en un insumo para el modelo de aprendizaje automático.

5.1. Relación entre el aporte teórico y el aporte práctico.

Los aportes están vinculados por la abstracción teórica del funcionamiento adaptativo que ha sufrido el proceso de emisión de créditos para las microfinanzas. La normatividad del marco Basilea II y la Regulación de la SBS han permitido aplicar las mejores prácticas de un sistema formal estructurado de la banca al sector de las microfinanzas, el modelo ha tomado del sistema de la banca formal la esencia de la calificación del riesgo y clasificación de los créditos dentro de un proceso de emisión, evaluación y seguimiento. El modelo actual requiere de la precisión en el cálculo estimado sin perder la exigencia de las reguladoras.

El aporte teórico añade un uso a la documentación histórica a fin de poder encontrar patrones que puedan ser utilizados para predecir el riesgo según el comportamiento de la cartera activa y vencida. El machine learning ofrece un proceso de aprendizaje basado en la aplicación de algoritmos de clasificación. El aprendizaje del modelo y su aplicación a casos reales permitirá el uso de la aplicación como una herramienta credit scoring inteligente con un modelo propio para Edpyme Alternativa S.A.

5.2. Construcción del aporte práctico.

La construcción sistematizada del modelo credit scoring de aprendizaje automático estará fundamentado en algoritmos de clasificación los mismos que serán comparados a fin de determinar el mejor porcentaje de aprendizaje. Los datos históricos que serán empleados están relacionados con los ejercicios del 2017, 2018 y el primer trimestre del 2019, esta data será pre procesada a fin de aplicar métodos estadísticos de limpieza o adecuación necesaria para permitir su procesamiento, una vez “limpia” la data será dividida en dos bloques, siguiendo la regla es desde el 80-20 hasta el 70-30 AWS (2019), el proceso de aprendizaje o entrenamiento se realizará con el 80% de los datos disponibles, mientras que

el 20% restante será separado de manera aleatoria para la fase de evaluación. La última fase de evaluación permitirá conocer la capacidad de predecir las etiquetas requeridas, en cada fase se puede medir el modelo.

f) Presentación

El desarrollo del producto credit scoring de aprendizaje automático con técnicas de aprendizaje supervisado para el análisis de créditos PYME se desarrolla siguiendo las etapas de desarrollo de experimentos según la plataforma Microsoft Azure. El modelo que incluye al algoritmo seleccionado es implementado en un manejador de fácil acceso dentro de las herramientas Microsoft como lo es Excel 2016. Los resultados de la evaluación del aprendizaje estarán disponibles para la fase de validación de resultados.

g) Etapas de desarrollo del modelo

La base de datos del sistema transaccional de Edpyme Alternativa S.A. otorga la información no identificada a fin de poder determinar los patrones de comportamiento útiles capaces de predecir los comportamientos estimando un nivel de confiabilidad del aprendizaje (Tabla 18). Esta estructura de datos es analizada a fin de poder determinar los valores que permiten el tratamiento de datos en la etapa de pre procesamiento. Por lo que el análisis de datos permitió catalogar la información según los valores que presentan y serán utilizados durante todo el proceso de desarrollo.

Tabla 19*Estructura de la data seleccionada y su interpretación*

N°	ENCABEZADO	VALOR SOPORTADO
1	Tipo de Crédito	MICROEMPRESA / PEQUEÑA EMPRESA
2	Producto Crediticio	PYME / RURAL.
3	Destino	CAPITAL DE TRABAJO / ACTIVO FIJO
4	Monto original del crédito	Tipo moneda soles
5	TEA	Tipo tasa de interés anual
6	Estado	VIGENTE / VENCIDO 2
7	Tipo de cliente	NUEVO / RECURRENTE
8	Cliente Exclusivo de EA	S / N
9	Supera indicador IFI	S / NS
10	Cuota exacta cronograma	Tipo moneda soles
11	Patrimonio	Tipo moneda soles
12	Ingresos Netos del Negocio	Tipo moneda soles
13	Ingresos de otros negocios	Tipo moneda soles
14	Flujo Neto antes de Obligaciones Financieras	Tipo moneda soles
15	Ratio de Apalancamiento en la evaluación	Tipo número decimal menor a uno
16	Indicador apalancamiento	NS / S
17	Patrimonio UEF	Tipo moneda soles
18	Ingresos familiares	Tipo moneda soles
19	Gastos familiares	Tipo moneda soles
20	Total Endeudamiento Titular y Conyugue	Tipo moneda soles
21	Ingresos Netos Personales	Tipo moneda soles
22	Clasificación en la evaluación	NO SOBRE ENDEUDADO / POTENCIALMENTE SOBRE ENDEUDADO.
23	Nivel de riesgo	BAJO / MODERADO.
24	Calificación SBS	NORMAL / CON PROBLEMA POTENCIAL / DUDOSO / DEFICIENTE / PERDIDA

- ***El pre procesamiento***

La etapa de pre procesamiento tiene su punto de partida en la selección de los datos factibles de ser evaluados debido a que presentan mayor homogeneidad (sin valores nulos o viciados por cálculo o procesamiento). La aplicación de diversas técnicas de estadísticas como la moda, promedios, valores cercanos y la eliminación de casos. El pre procesamiento hace uso de diversas herramientas y configuraciones de la plataforma Azure. El producto final de este proceso es una data set útil para el entrenamiento.

Una vez concluido el proceso de importación de la base de datos se procede asignar los nombres de las columnas respectivas con el control Edit Metadata (Ver Tabla 18). Se importa en un archivo plano (nombre de columnas separadas por comas). Se procede a la edición con los nombres asignados.

Credit Scoring > Edit Metadata > Results dataset

rows 1392 columns 24

	Tipo de Credito	Producto Crediticio	Destino	Monto original del credito	TEA	Estado	Tipo de cliente	Cliente Exclusivo de EA	Supera indicador IFI	Cuota exacta cronograma	Patrimonio	Ingresos Netos del Negocio	Ingres de otr negoc
view as													
	MICROEMPRESAS	PYME	CAPITAL DE TRABAJO	6005	51	VIGENTE	RECURRENTE	N	NS	625	4420	2210	0
	MICROEMPRESAS	RURAL	CAPITAL DE TRABAJO	3000	50	VIGENTE	RECURRENTE	N	NS	334	6640	2551	0
	MICROEMPRESAS	RURAL	ACTIVO FIJO	3005	60	VIGENTE	RECURRENTE	N	NS	324	5600	4160	0
	MICROEMPRESAS	PYME	CAPITAL DE TRABAJO	3000	57	VENCIDO	RECURRENTE	S	NS	319	2898	1182	0
	PEQUENAS	RURAL	CAPITAL DE TRABAJO	5001	45	VIGENTE	RECURRENTE	N	NS	509	20276	5379	0

Figura 37: Data set con nombre a las columnas

Evitar que existan valores fuera de rango por motivos de procesamiento o casos atípicos lo que permitirá una mayor precisión de modelo. Haciendo uso del gráfico Scatterplot se evidencia casos fuera de rango, una identificados los parámetros fuera de rango se procede a reorganizar en los cuartiles de mayor cercanía utilizando el control Clip Values. El proceso concluye identificando los casos repetidos y los espacios en blanco teniendo como resultado un dataset posible de analizar.

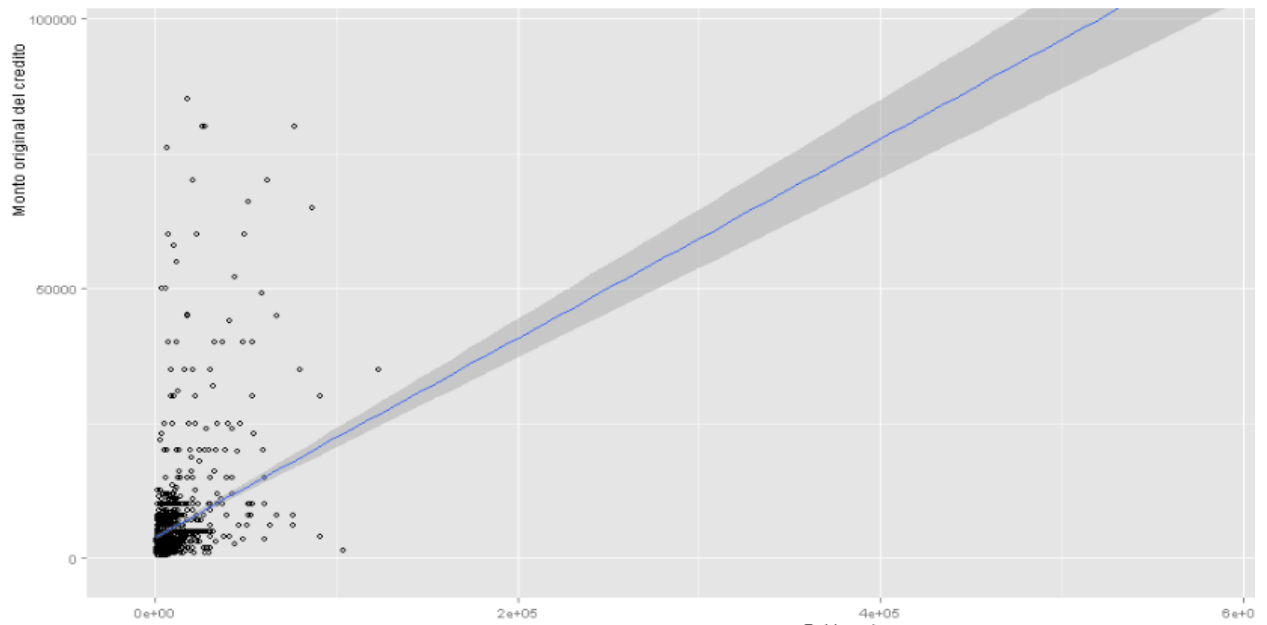


Figura 38: Casos atípicos de la data ingresada

El modelo de la fase de pre procesamiento otorga un panorama claro de la secuencia lógica que se desarrolla permitiendo visualizar cada uno de los avances en tiempo real. El modelo lógico de esta etapa permite comprender cada uno de los pasos ejecutados con la información estadística a disposición para el análisis.

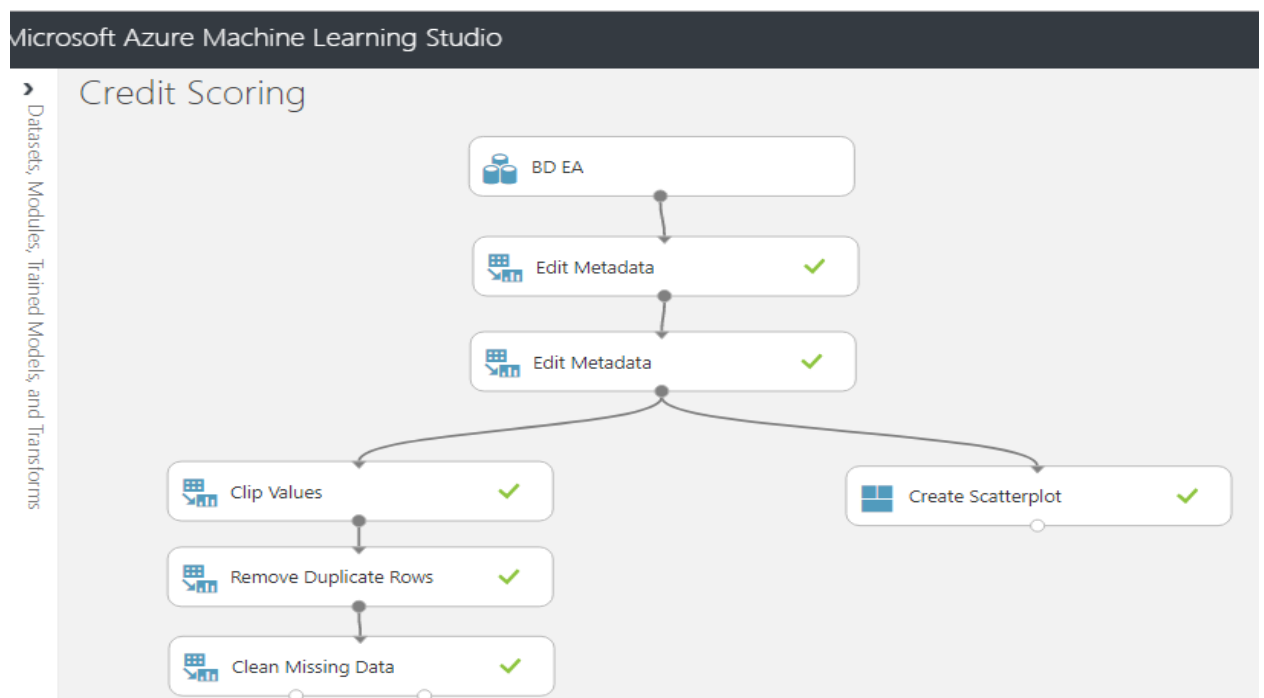


Figura 39: Modelo del pre procesamiento

- ***El entrenamiento***

Esta fase divide el dataset en dos planos con un 70% y un 30% aleatorio. Esta división permitirá entrenar y evaluar respectivamente, esta etapa se realiza utilizando el control Split Data. El control de entrenamiento se identifica como Train Model y permitirá conectar con el control del algoritmo de clasificación Two-Class Boosted Decision. Este proceso interno requiere del control de Score Model a fin de visualizar el resultado del entrenamiento.

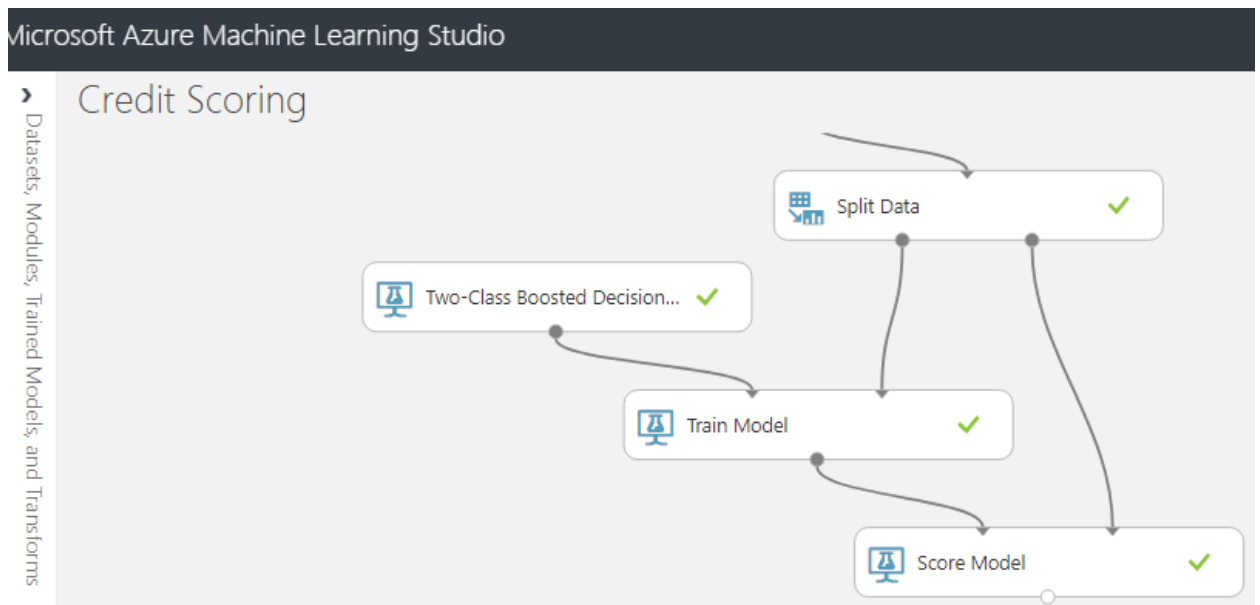


Figura 40: Modelo del entrenamiento

Los resultados del entrenamiento permiten realizar comparaciones entre las variables que conforman el modelo. La matriz de confusión permite evaluar los positivos, negativos, así como los falsos positivos y falsos negativos. El entrenamiento presenta también una cualidad de ser evaluados estadísticamente para evaluar la precisión obtenida.

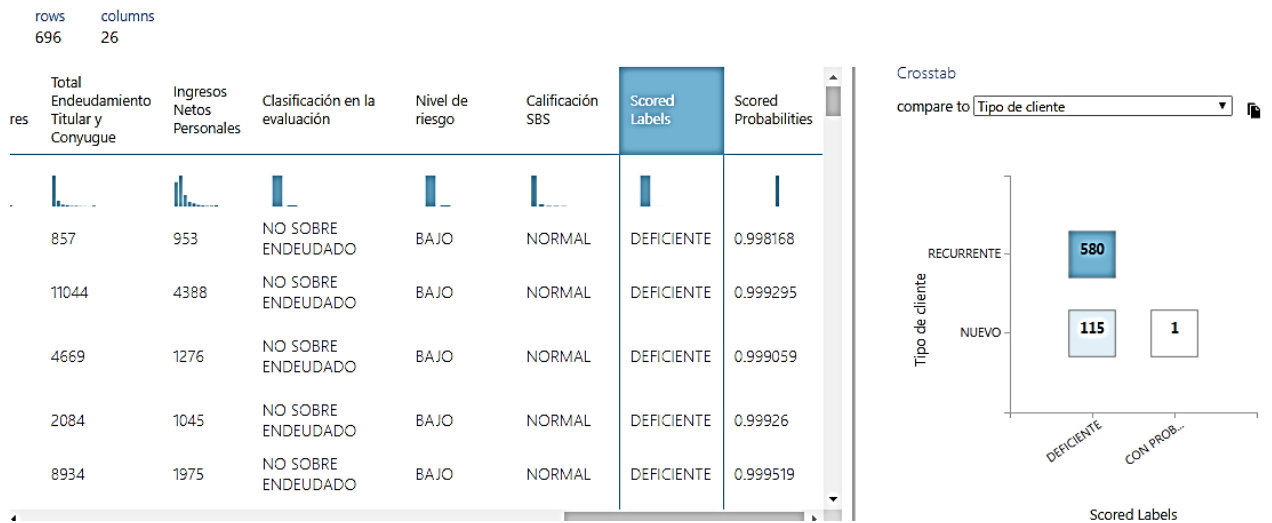


Figura 41: Resultados del entrenamiento

El resultado estadístico permitió comparar la precisión de uno frente al otro, para esta etapa de descripción propositiva se empleó el algoritmo Two-Class Boosted Decision están con nivel alto de precisión. Estos resultados serán evaluados con los algoritmos de clasificación del modelo supervisado. La comparación permitirá seleccionar una mayor eficiencia frente al algoritmo seleccionado por los componentes de precisión y velocidad para este modelo.

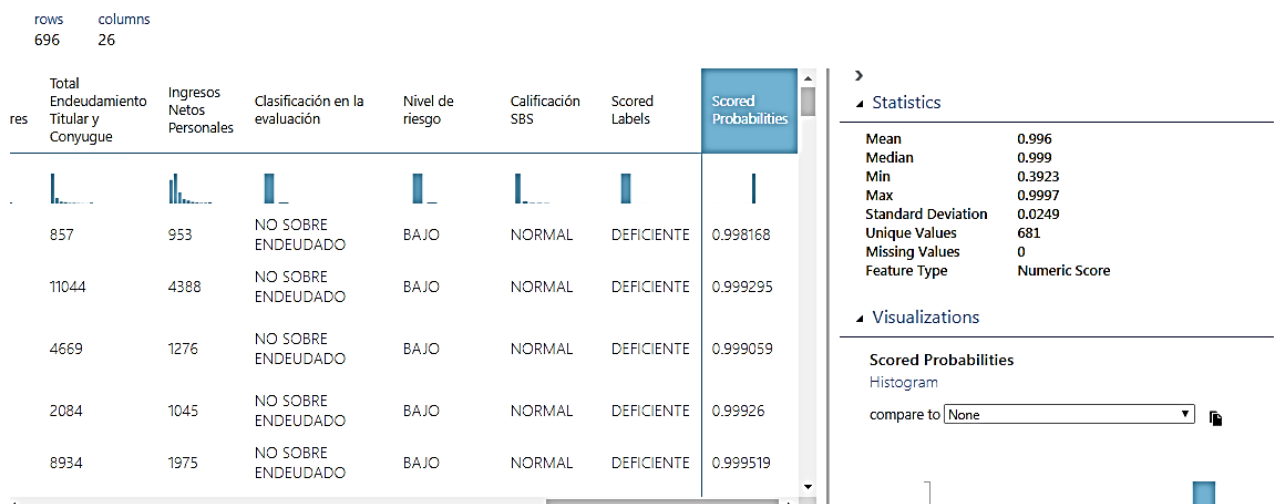


Figura 42: Resultado de aprendizaje al 99.6%

- ***Evaluación del modelo***

El modelo será puesto en evaluación matemática para evidenciar la curva de linealidad. La métrica podrá realizarse utilizando el control Evaluate Model que permite de manera gráfica obtener los resultados. Según la homogeneidad de la curva sobre la recta lineal será considerado un aprendizaje eficiente.

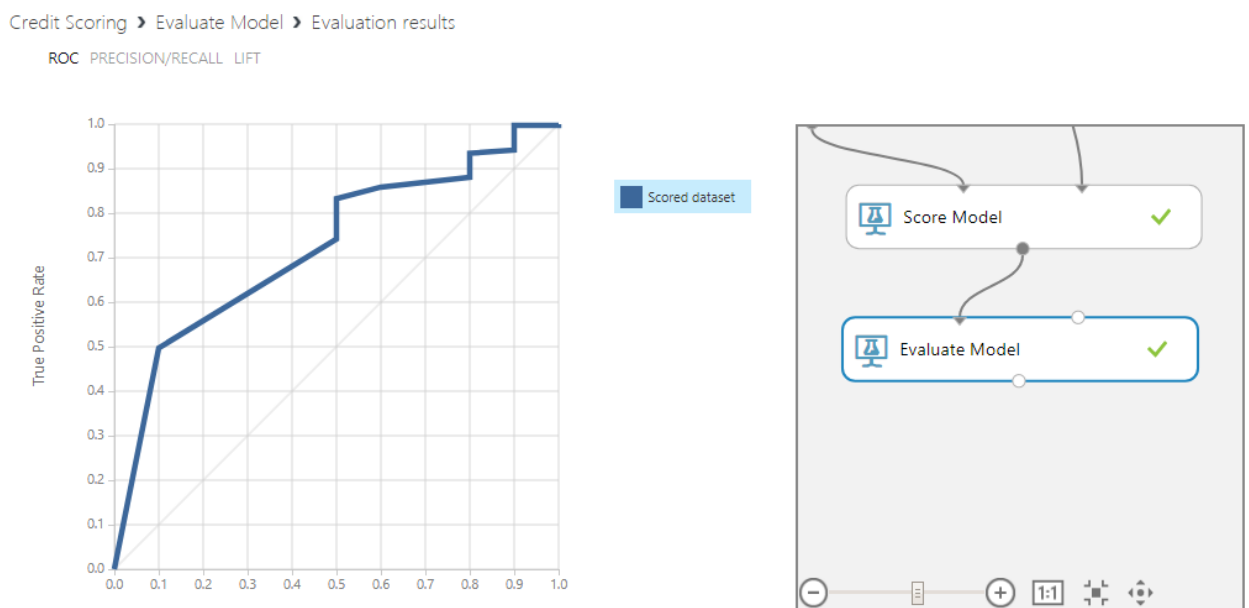


Figura 43: Análisis lineal de la evaluación del modelo

Los resultados deben ser considerados como referenciales según el porcentaje de precisión que se obtengan. Para el modelo desarrollado evidencia la existencia de verdaderos positivos en una cantidad de 685 casos, además de un pequeño y poco considerado falsos positivos en 10 casos, así como un falso negativo, por lo que el modelo tiene una evaluación del 99.2%.

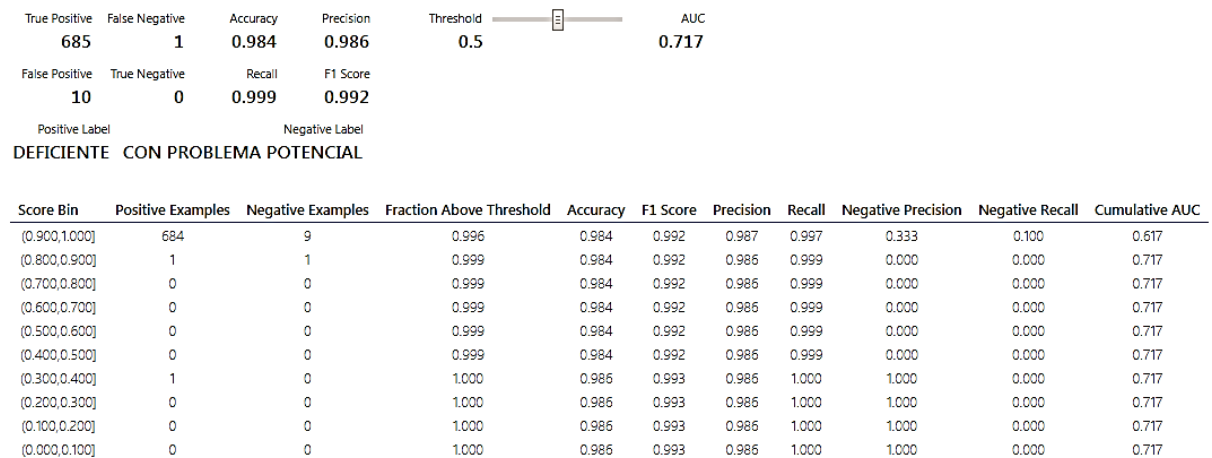


Figura 44: Precisión de la evaluación

h) Construcción del Credit Scoring

El proceso de concesión de créditos (Tabla 13), requiere información que acredite la capacidad de pago y la intensidad de pago. La evaluación muestra resultados del **nivel de riesgo en evaluación** al momento de atender la solicitud de concesión del crédito con el calificativo “bajo” y “moderado” según se muestra en Tablas 17 columna 23. Estos indicadores requieren una medición que confirme la precisión del calificativo.

En la vista previa de la base de datos destinada al aprendizaje se cuenta con el total de 13911 expedientes de los cuales 1341 tienen el calificativo de “bajo” y “moderado” con 50 casos.

Tabla 20

Estructura de la base de datos con resumen de la evaluación del riesgo en la concesión.

Evaluación de riesgo	Casos	%
Bajo	1341	96.41
Moderado	50	3.59
Total	1391	100

- ***El pre procesamiento***

En esta etapa se procedió a importar la base de datos con los 1391 registros, se añadieron los controles respectivos y se procedió analizar los casos fuera de rango. El scatterplot muestra una gran concentración en razón al monto del crédito, aun así, existen algunos pocos casos atípicos en los que el nivel de ingresos netos del negocio no corresponde al monto de crédito original. Se procedió aplicar una normalización mediante la técnica de cuartiles cercanos, además de limpiar duplicados y eliminar valores en blanco.

Credit Scoring Riesgo > Create Scatterplot > Scatterplot

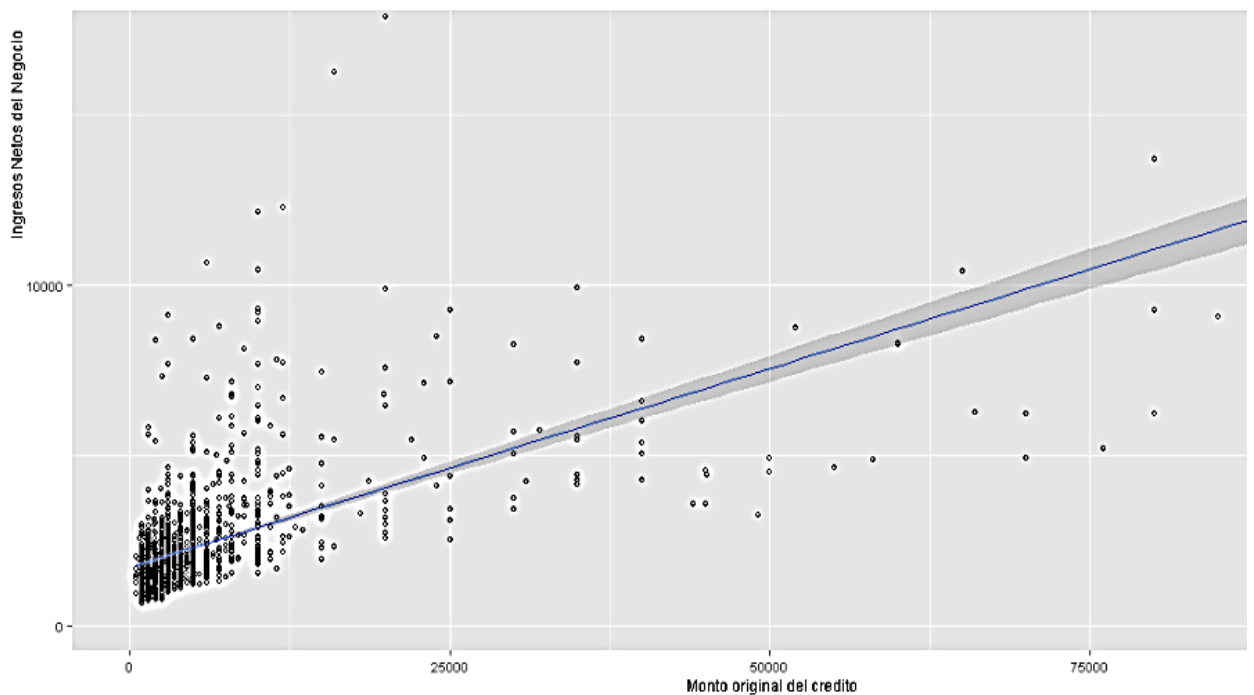


Figura 45: Relación Y/X ingresos netos del negocio / monto original del crédito

- ***Fase de entrenamiento***

La fase de entrenamiento permite la construcción lógica del modelo dividiendo la base de datos en dos partes con relación al 70% para entrenamiento y el 30% para la evaluación mediante el control Split Data. El entrenamiento está directamente vinculado con el algoritmo que se utilizará;

siendo el resultado esperado de dos valores “bajo” y “moderado” el algoritmo de mejor prestación será el Two-Class Boosted Decision. Los resultados permitirán conocer la relación directa entre lo pronosticado y las variables internas de entrada.

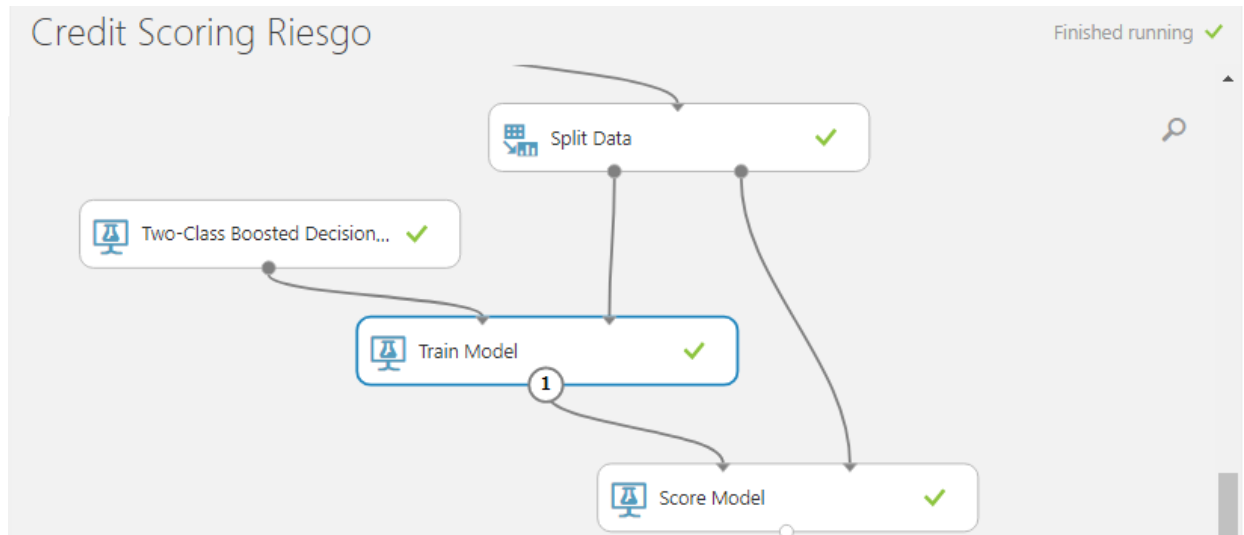


Figura 46: Modelo de entrenamiento

- **Fase de evaluación**

Permite evaluar los resultados del aprendizaje con vistas previas de las relaciones existentes entre las variables analizadas. Por ejemplo se puede evidenciar el nivel de riesgo en base al producto crediticio visualizar la cantidad de créditos que corresponden al nivel bajo o al nivel moderado. Estas asociaciones permiten analizar la base de datos y su impacto entre las variables, en cuánto más preciso sea en relación a la base de datos original ingresada mayor será la confianza en los resultados que sea capaz de predecir.

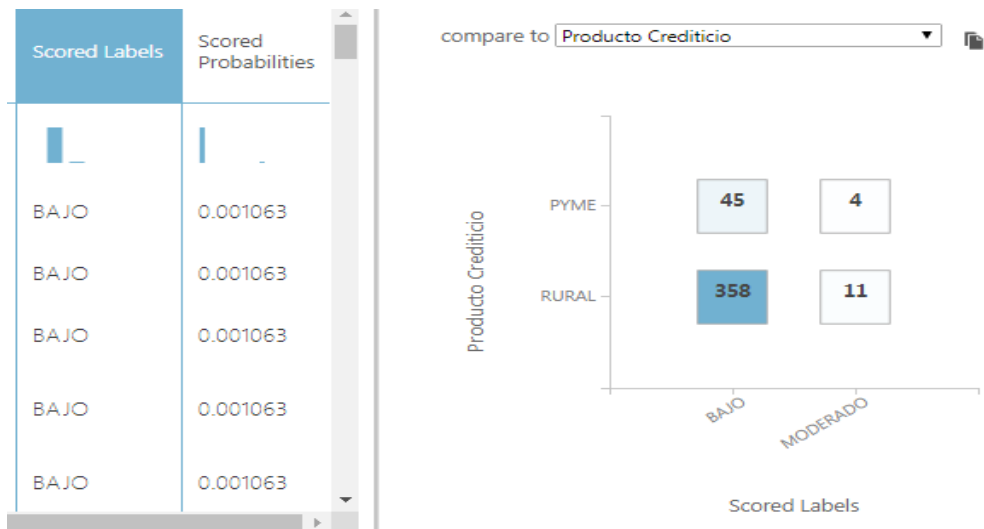


Figura 47: Asociación de variables.

La evaluación del modelo implica un nivel de precisión en el aprendizaje al ser una variable dicotómica el modelo arroja una matriz de confusión. Los resultados para este modelo muestran una precisión del 100%, mientras que se puede visualizar que los falsos positivos y los falsos negativos están en cero. El modelo indica que si se le añade una variable nueva al modelo será capaz de predecir al 100% el nivel del riesgo.

Credit Scoring Riesgo > Evaluate Model > Evaluation results

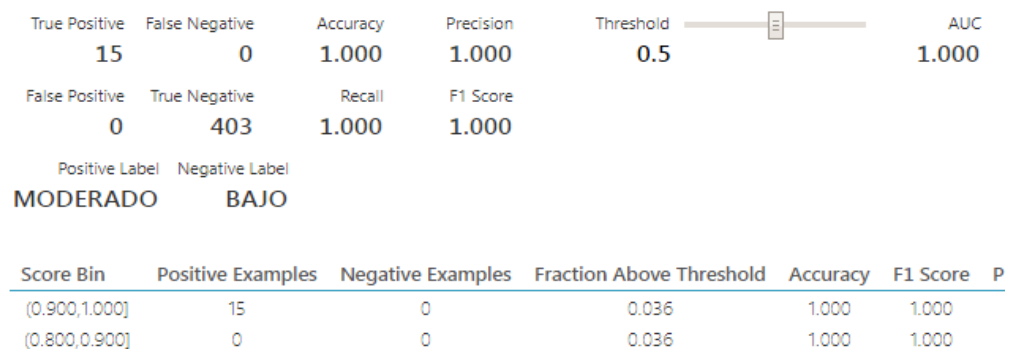


Figura 48: Precisión y resultados del análisis de riesgo en evaluación.

El modelo de medición de riesgo para la fase de evaluación es considerado en sí un modelo de referencia a fin de poder apoyar la toma de decisiones, por lo que se deberá incluir en el proceso de concesión de créditos en la evaluación de riesgo. Se propone la modificación del procedimiento de evaluación de créditos para generar la versión 02 y añadir la actividad cuatro al control 1 (Ver Tabla 21). Este proceso entrará a trabajar de manera operativa al ejecutar la actividad 9 del procedimiento para la promoción y admisión de créditos (Ver Tabla 13).

Tabla 21
Procedimiento de evaluación de créditos propuesto

CÓDIGO: MP-NEG – 02		EVALUACIÓN DE CRÉDITOS	VERSIÓN : 02
Nº	RESPONSABLE	ACTIVIDAD	
01	Analista de Crédito	<p>Control 1: Solicitud ingresada al sistema y cuenta con los documentos de sustento.</p> <ol style="list-style-type: none"> 6. Recaba referencias del cliente, y si estas determinen que no existe voluntad de pago u otras situaciones de inminente riesgo se termina el procedimiento. 7. Levanta información de campo realizando la vista al cliente (negocio/domicilio), para verificar la existencia del negocio/domicilio, levantar datos de la magnitud del negocio/ingresos, patrimonio, u otras condiciones y requisitos necesarios, estimar la capacidad de pago del cliente y determinar la viabilidad de otorgar el crédito caso contrario termina el procedimiento. 8. Ingresa los datos en el sistema (Información cualitativa y cuantitativa) 9. Ingresa la información al sistema de predicción para evaluar el riesgo adjuntando la calificación de precisión. <p>Control 2: Ratios de evaluación</p> <p>Previos: Valida que existe utilidad en el negocio, Valida el mínimo de ingresos familiares según normativa, Valida que la cuota estimada sea menor al excedente</p> <p>Determinantes: Valida el cumplimiento del ratio de capacidad de endeudamiento</p> <ol style="list-style-type: none"> 10. Imprime la evaluación, la comparativa evaluación horizontal y flujo de caja cuando así lo exige la normativa. 11. Remite su propuesta a Comité de Agencia. 	

FIN DEL PROCEDIMIENTO

Adaptado de: Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0 – Edpyme Alternativa S.A.

i) **Construcción del Método para el Seguimiento de Créditos**

El proceso de seguimiento de créditos (Tabla 15), requiere información del destino y monto de los créditos otorgados y organizados en la base según los días de atraso, el expediente es analizado en su totalidad. La evaluación muestra resultados según el estándar de **Calificación SBS** y es de vital importancia para control de morosidad mediante la emisión de alertas preventivas por mora bajo los siguientes parámetros “**normal**”, “**con problema potencial**”, “**dudoso**”, “**deficiente**” y “**pérdida**” según se muestra en Tablas 17 columna 24. Estos indicadores requieren una medición que confirme la precisión de la clasificación.

En la vista previa de la base de datos destinada al aprendizaje se cuenta con el total de 1931 expedientes, los cuales se han clasificado según calificación SBS detallada en la Tabla 22 con cada uno de los casos.

Tabla 22

Estructura de la base de datos calificación del riesgo en el seguimiento de créditos.

Código	Evaluación de riesgo	Casos	%
1	Normal	1244	89.00
2	Con problema potencial	24	1.70
3	Dudoso	15	1.10
4	Deficiente	13	0.93
5	Pérdida	95	6.80
	Total	1391	100

- ***El pre procesamiento***

En esta etapa se procedió a importar la base de datos con los 1391 registros, se añadieron los controles respectivos y se procedió analizar los casos fuera de rango utilizando el scatterplot (Ver Figura 46), eliminación de controles duplicados y limpieza de campos en blanco. El modelo obtenido permitirá brindar la base de datos limpia para el entrenamiento.

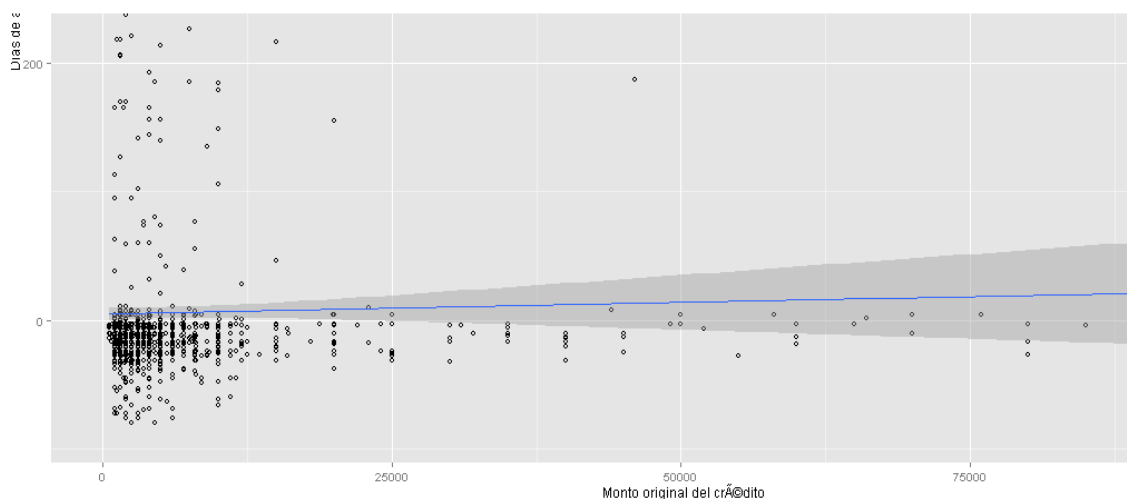


Figura 49: Distribución lineal de la relación monto de original de créditos y días totales atrasados.

- Fase de entrenamiento

A través del Split Data se procedió a dividir de manera aleatoria al 70% para entrenamiento y el 30% para la evaluación. El modelo espera resultados con las categorías normal, con problema potencial, dudoso, deficiente y pérdida es decir más de dos categorías, por lo que se considera una salida multiclase. De manera aleatoria se ejecutó el entrenamiento con 417 casos los mismos que muestran los siguientes resultados.

Tabla 23

Base de datos de calificación del riesgo en el seguimiento de créditos en entrenamiento

Código	Evaluación de riesgo	Casos	%
1	Normal	379	91.00
2	Con problema potencial	5	1.20
3	Dudoso	5	1.20
4	Deficiente	0	0
5	Pérdida	28	6.70
Total		417	100

Según se evidencia en la comparación de los datos de aprendizaje ingresados y los datos de entrenamiento obtenidos, existen diferencias

mínimas originadas por posibles distorsiones de la información de manera interna. Las clasificaciones según se evidencia no responden a un patrón específico debido a posibles sesgos humanos al momento de clasificar siendo un parámetro máximo de diferencia -2.00% al 0.93%. Existen diferencias significativas según el número de casos ingresados.

Tabla 24
Diferencias según clasificación para el algoritmo de redes neurales

Código	Evaluación de riesgo	%
1	Normal	-2.00
2	Con problema potencial	0.50
3	Dudoso	-0.10
4	Deficiente	0.93
5	Pérdida	0.10

- ***Fase de evaluación***

El análisis matemático y estadístico explica las variaciones mostradas en la Tabla 25 mediante los indicadores de precisión. El indicador de precisión y el indicador promedio por pesos iguales nos muestra la intensidad favorable de existir una relación entre el patrón entrenado y la confianza de la predicción.

Tabla 25
Indicadores de precisión y con asignación igual de pesos a cada categoría

INDICADORES	RED NEURONAL
Precisión general	0.942446
Precisión media	0.976978
Precisión promedio micro	0.942446

La etapa de evaluación del modelo se realizó aplicando el Split data a fin de separar el 70% para la clase Train Model o entrenamiento del modelo a través del algoritmo Multiclass Neural Network o red neural para multiclases.

El 30% de manera aleatoria está vinculado con la fase de evaluación del modelo para ser analizado de manera gráfica.

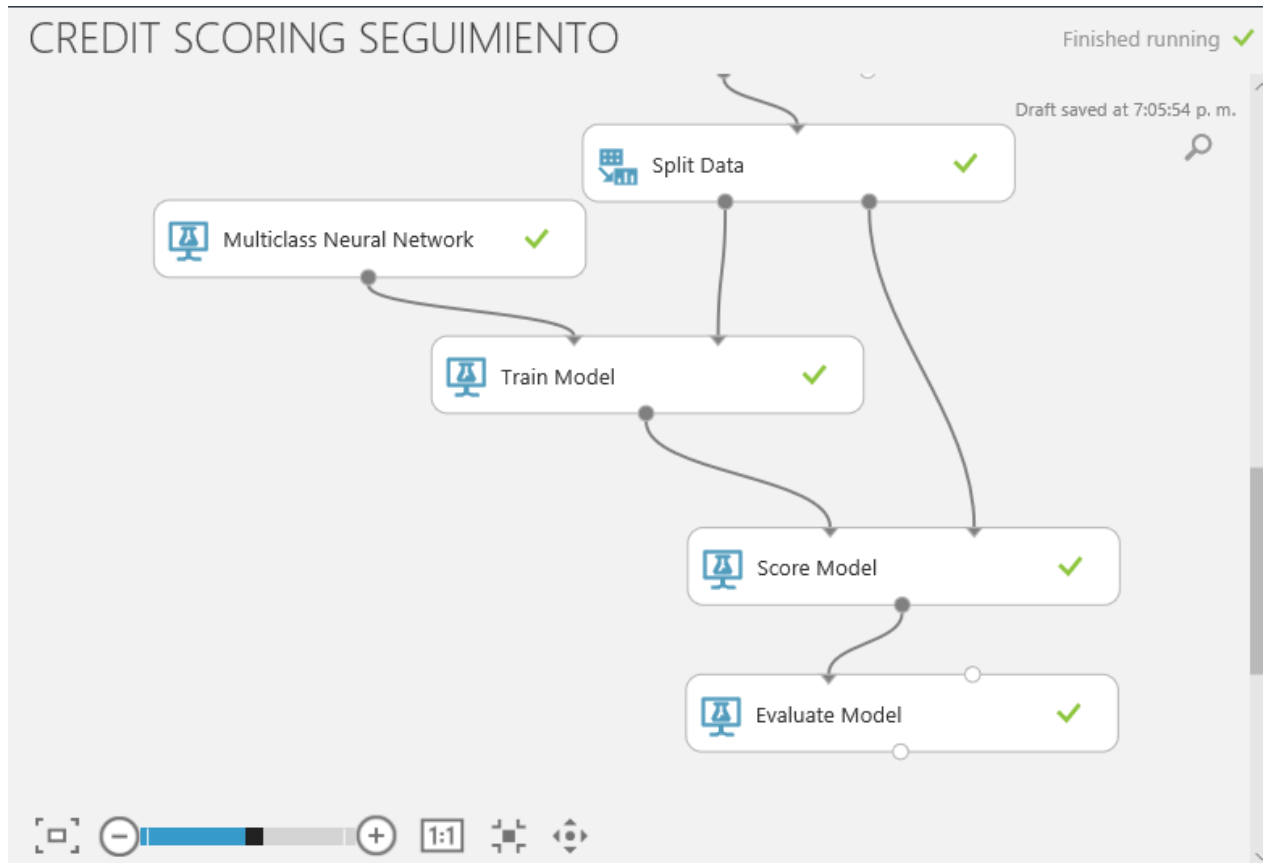


Figura 50: Modelo de pre procesamiento para el seguimiento de créditos.

El sistema crea una columna adicional con la predicción realizada y su probabilidad de calificación, esta puede ser analizada estadísticamente para evaluar los resultados obtenidos. Se puede complementar mediante la evaluación gráfica del modelo a fin de determinar su precisión y confianza.

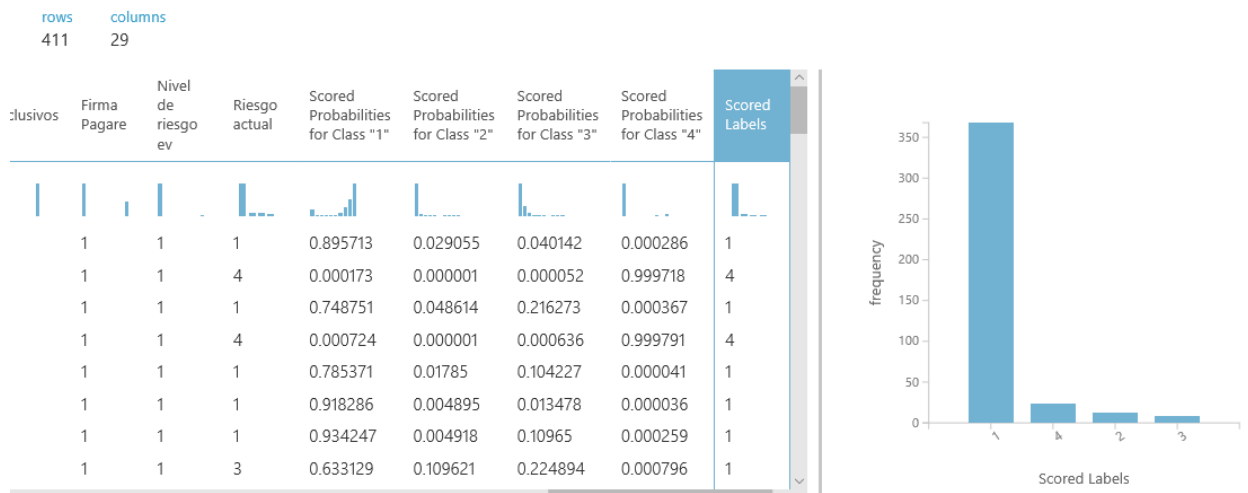


Figura 51: Distribución gráfica de los resultados entrenados por el algoritmo.

La matriz de confusión muestra la diagonal de los verdaderos positivos para cada una de las calificaciones. Para la calificación normal el sistema predice a un 98.1% distribuyéndose los casos no acertados entre las opciones dudoso y pérdida en un 0.3% cada uno y con probabilidad de pérdida en un 1.3%. Así mismo se evidencia que la categoría pérdida puede predecirse a un alto porcentaje en un 92.6% distribuyéndose los errores entre las categorías normal y dudoso en un 3.7% respectivamente. Por otra parte, las categorías con probabilidad de riesgo, deficiente y dudoso no tienen un patrón definido a consecuencia posible de la pequeña cantidad de datos en entrenamiento y evaluación que no ha permitido establecer un patrón definido para la predicción.

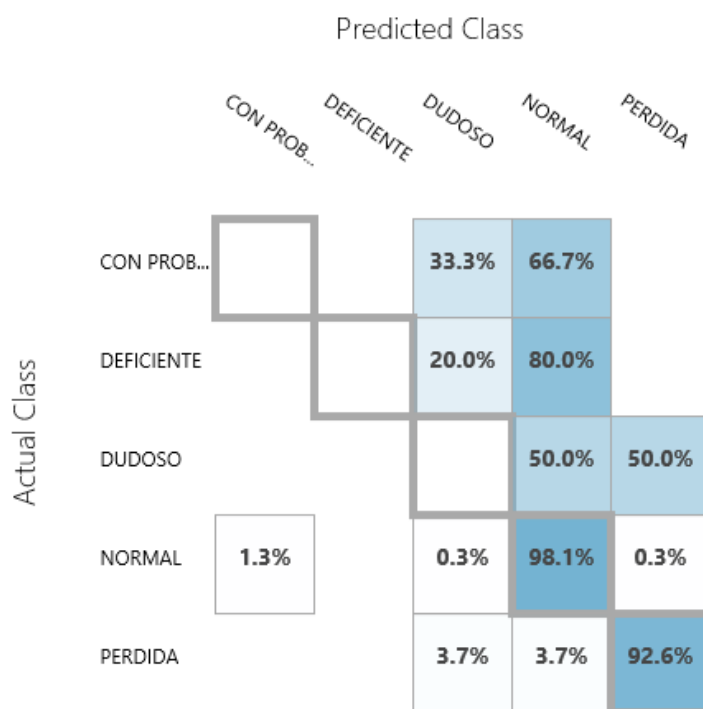


Figura 52: Distribución gráfica de los resultados entrenados por el algoritmo.

El modelo de seguimiento de riesgos utiliza la fase de evaluación (Tabla 14), a fin de lograr sus objetivos de ofertar información para la toma de decisiones a los administradores de las agencias respecto a la morosidad mediante alertas informativas tempranas. Se propone la modificación de las tareas según el cargo: 1) Administrador de Agencia en la tarea “ejecuta el sistema de predicción de seguimiento de créditos a fin de estimar la precisión de los resultados de morosidad de cartera recibidos”, 2) Jefe Territorial en la tarea “compara los reportes reales con el reporte de predicción de seguimiento para considerar su eficiencia según el porcentaje de precisión mostrado”. El porcentaje de precisión mostrará el patrón de coherencia entre lo clasificado y lo estimado; en caso existan diferencias se deberá comprender que existe un sesgo humano en la forma de clasificar a los clientes

saliéndose del patrón establecido en la magnitud del porcentaje de diferencia mostrado por la predicción.

Tabla 26

Adecuación del procedimiento de seguimiento de créditos

CÓDIGO: MP- NEG -04		SEGUIMIENTO DE CRÉDITOS	VERSIÓN: 02
Nº	RESPONSABLE	ACTIVIDAD	
03	Administrador de Agencia	Revisa los resultados de morosidad de cartera y alertas tempranas de los analistas de crédito. Ejecuta el sistema de predicción de seguimiento de créditos a fin de estimar la precisión de los resultados de morosidad de cartera recibidos. Realiza una muestra de los clientes atendidos en el mes inmediato anterior y alertas preventivas. Realiza la visita teniendo en cuenta el ítem VISITAS DE SEGUIMIENTO EN EL MES ANTERIOR de la Verificación de créditos desembolsados de la Normativa de Otorgamiento de Crédito. Elaboran informes de resultados de visitas realizadas y envía al Jefe Territorial para su evaluación. Control 7: Cumplimiento de indicadores comerciales (IMO)	
04	Jefe Territorial	Recibe el informe del Administrador de Agencia y evalúa para realizar la visita de seguimiento según el criterio de evaluación, ir a la actividad 19. Compara los reportes reales con el reporte de predicción de seguimiento para considerar su eficiencia según el % de precisión mostrado.	
FIN DEL PROCEDIMIENTO			

Adaptado de: Manual de Procedimientos de Negocios versión 1.0 – Edpyme Alternativa S.A.

Conclusiones parciales

- El análisis de riesgos mediante la construcción de un sistema credit scoring para medir el riesgo en el nivel de evaluación del expediente ha sido factible a través del entrenamiento del algoritmo Two Class Boosted Decision obteniendo la predicción de los niveles bajo y moderado con un nivel de precisión del 100% debido a la uniformidad de los criterios solicitados en la fase de admisión o concesión del crédito. El procedimiento metodológico para adecuarlo al sistema funcional se ha realiza mediante la propuesta de la versión 02 del procedimiento de evaluación de créditos incorporados en la Tabla 14. Esta predicción puede permitir conocer y comparar cualquier rasgo de evaluación fuera del patrón establecido por la institución histórica.
- La clasificación de un crédito sigue la estructura de la SBS manteniendo sus cinco niveles según el saldo deudor gestionada mediante la predicción entrenando el algoritmo Multiclass Neural Network alcanza una predicción medible al 97.70% existiendo una variación entre -2.00% al 0.9% como margen de error. Esto quiere decir que una clasificación puede mostrar patrones que corresponden a una clasificación diferente originada por error humano para procesar. Esta predicción de clasificación puede ser utilizada para validar el comportamiento de la cartera real calculada por la institución, además de ser factible su operatividad modificando el proceso de seguimiento según se propone en la Tabla 23.
- El proceso de seguimiento con el uso de la técnica de la red neural muestra un error del 2.3% y deberá ser considerado para su análisis de eficiencia frente a las demás técnicas del machine learning como los árboles de decisión, bosques de decisión y la regresión logarítmica lineal a fin de estimar en un proceso de evaluación la mejor alternativa o algoritmo que ofrezca mejores prestaciones en la fase de evaluación del modelo.

TERCERA PARTE: VALIDACIÓN DE RESULTADOS

CAPÍTULO 6. VALORACIÓN Y CORROBORACIÓN DE LOS RESULTADOS

Introducción

El sistema de credit scoring para la evaluación del riesgo en la fase de evaluación y seguimiento de los créditos PYME y rural se ejecuta a través de la puesta en marcha del sistema elaborado en el modelo práctico. El objetivo es corroborar los resultados en los porcentajes estimados a fin de validar los ratios y márgenes de predicción para generar la confianza requerida por Edpyme Alternativa S.A. Para este fin la institución financiera otorga la base de datos de los periodos abril y mayo del 2019 a fin de someter a valoración y corroboración el modelo planteado.

La medición del riesgo en la etapa de concesión de créditos mediante el algoritmo Two Class Boosted Decision ha alcanzado una medición de precisión del 100% por lo que se considera estable y disponible para valoración, mientras que la medición para la etapa de seguimiento de créditos muestra un margen de error del 2.3% requiriendo corroborar la eficiencia del algoritmo Multiclass Neural Network frente a las demás técnicas del machine learning. El indicador de comparación estará fundamentado en la eficiencia en la fase de evaluación del modelo mediante los indicadores de precisión y promedio interno de las clases. Esta valoración permitirá evaluar los modelos con la ejecución del sistema en un entorno real de predicción a fin de mostrar los resultados y compararlos con los obtenidos en la implementación del modelo.

6.1. Valoración de los resultados.

Los expedientes de abril y mayo del 2019 servirán con insumo o input a la parte práctica a fin de obtener una predicción que aporte al proceso de concesión de créditos en

la etapa de admisión de créditos. Los porcentajes obtenidos serán comparados con los mostrados en la fase de evaluación del modelo y se establecerá una diferencia o grado de similitud que permita establecer una confianza en el modelo. Una vez establecida la valoración queda a disposición como una herramienta útil para la toma de decisiones en el margen demostrado.

La etapa de clasificación por el margen de error requiere de la aplicación de diversas técnicas del machine learning a fin de demostrar el algoritmo que mejor predice la secuencia de datos de entrada con la más alta precisión. Una vez determinada la precisión y el promedio de precisión interno de cada variable se toma como referencia al algoritmo que mayor prestación presenta frente a los datos de los expedientes.

Tabla 27

Comparación de técnicas del machine learning frente a la red neural

INDICADORES	REGRESIÓN LOGÍSTICA	BOSQUE DE DECISIÓN	ARBOL DE DECISIÓN	RED NEURAL
Precisión media	0.983693	0.985612	0.984652	0.976978
Precisión promedio micro	0.959233	0.964029	0.961631	0.942446

Para la precisión media y la precisión promedio de cada categoría los bosques de decisión presentan el más alto porcentaje y en comparación con la red neural presenta una diferencia de 0.86% para la precisión y un 2.16% para la precisión promedio de cada categoría. Por lo presentado en la Tabla 23 se afirma que la estructura de la información de entrada presenta mayor precisión con los bosques de decisión que con la red neural. Una vez determinada la valoración del algoritmo con mayor precisión se procede a ejecutar el análisis de los resultados.

6.2. Validación de los resultados.

La validez interna y externa de los resultados evitan el sesgo del investigador y esta fase está controlada por la capacidad que presenta el modelo credit scoring implementado de manejar datos directos de la base de la institución. Estos datos se han transformado en resultados en tres fases: a) Predicción anónima, b) Comparación real por parte de la institución, c) Análisis de diferencia entre precisión del modelo práctico y la realidad. Por lo que analizados los resultados, la aplicación se ejecuta como herramienta de toma de decisiones dentro de la institución según la modificación de los procesos de evaluación y clasificación de créditos.

6.3. Ejemplificación de los resultados del credit scoring.

La puesta en marcha de evaluación tiene como objetivo ejecutar las dos fases de la validez como la predicción anónima de los periodos abril y mayo 2019 y los resultados de la comparación real por parte de la institución en las etapas de preparación del sistema, exportar a un manejador de predicción como el Microsoft Excel con el complemento de servicios del Machine Learning para la fase de evaluación en la etapa de concesión y evaluación para fines de clasificación.

a) Fase de preparación del sistema

El sistema se ejecuta en modo de publicación, esta etapa permite cambiar el ingreso de la información añadiendo una capa previa al manejador de base de datos por el Web Service Input (servicio de ingreso de datos web), según se muestra en la Figura 50.



Figura 53: Transformación del input.

El sistema cambia las salidas reemplazando automáticamente la fase de evaluación del modelo por la capa de Web Service Output permitiendo su exportación a manejadores como componentes web para aplicaciones comerciales internas o como API dentro de manejadores como el Microsoft Excel.

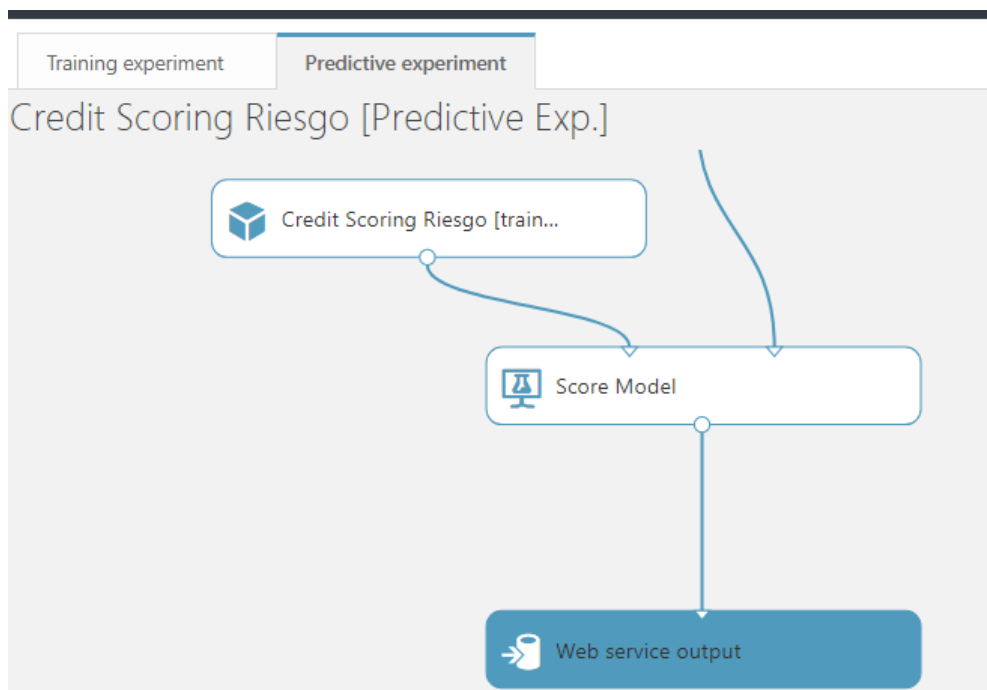


Figura 54: Transformación del output.

b) *Exportación al manejador de predicción*

Microsoft Azure ofrece en su plataforma de servicios la opción de interactuar con cualquier módulo externo mediante una API publicando su respectiva cadena key. Así mismo ofrece la posibilidad de realizar las opciones de ingresar datos individuales o en bloques tipo batch a través de Excel. Por lo que se procede a descargar el Excel para ejecutar el proceso de validación de resultados.

credit scoring riesgo [predictive exp.]

DASHBOARD CONFIGURATION

General [New Web Services Experience preview](#)

Published experiment

[View snapshot](#) [View latest](#)

Description

No description provided for this web service.

API key

TdFtkgtkvjPeXN5eln6hgAlkjh07P+FHVqCMOcvlDzfbQgbh40B0AH+I9cC6e1bZTkEg0i/6Ohlp9CPG4UAghNA==

Default Endpoint

API HELP PAGE	TEST	APPS	LAST UPDATED
REQUEST/RESPONSE	Test Test preview	Excel 2013 or later Excel 2010 or earlier workbook	8/22/2019 12:05:11 PM
BATCH EXECUTION	Test preview	Excel 2013 or later workbook	8/22/2019 12:05:11 PM

Figura 55: Transformación del output.

Se ejecuta el sistema en modo batch a fin de obtener la información de la predicción, esta data se remitirá a la institución a fin de que puedan remitir los resultados junto a los datos reales para su análisis y comparación estadística.

S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA
800	4978	1721	NO SOBRE ENDEUDADO					
550	1858	1159	NO SOBRE ENDEUDADO					
550	7835	2558	NO SOBRE ENDEUDADO					
550	1700	1512	NO SOBRE ENDEUDADO					
500	3555	965	NO SOBRE ENDEUDADO					

Gastos fami	Total Ende	Ingresos Ne	Clasificación en la ev	Nivel de rie	Scored Labels	Scored Probabilities	Conclusión
450	6516	1670	POTENCIALMENTE SOBR	0	MODERADO	0.972972989	MODERADO
1199	46742	7486	POTENCIALMENTE SOBR	0	MODERADO	0.972972989	MODERADO
490	28097	7486	POTENCIALMENTE SOBR	0	MODERADO	0.972972989	MODERADO

Azure Machine Learning

← Credit Scoring Riesgo [Predictive Exp.]

1. VIEW SCHEMA

2. PREDICT

Input: input1

Sheet1!A1:W504

My data has headers

Use sample data

Output: output1

Sheet1!A510

Include headers

Figura 56: Ingreso de datos tipo batch.

6.4. Corroboración estadística de las transformaciones logradas.

Una vez predichos los resultados por del algoritmo se procede a remitir a la empresa a fin de obtener la comparativa del nivel de precisión. Es así como se puede corroborar las transformaciones y su diferencia estadística de precisión. Es así como se evidencia el cumplimiento de estimación probabilística para obtener la precisión de la medición del riesgo, aporte a la toma de decisiones por medio de la calificación del riesgo en la fase de admisión de créditos y una proyección futura del crédito a través de la clasificación pronosticada.

a) Credit Scoring de Evaluación para la Admisión de Créditos

El sistema en la fase de evaluación presenta una precisión del 100% mientras que en la comparación con datos de 478 expedientes manifiesta una medición de predicción del 97.30% afectando a la categoría “moderado” afectando ligeramente en un 2.7% la precisión de la predicción que se calificaron como “normal” para la fase de evaluación del riesgo en admisión.

Tabla 28*Comparación de resultados para la categoría moderado y normal*

Scored Labels	Scored Probabilities
MODERADO	0.972972989
NORMAL	1

b) Credit Scoring de Evaluación para la Clasificación de Créditos

El sistema en la fase de evaluación para fines de clasificación presenta una precisión del 100% para la categoría normal, mientras que para la categoría pérdida presenta una precisión de del 96.87%, así también la categoría con problema potencial presenta una precisión del 31.96% y una tendencia a normal pronunciada con un 67.48%.

Tabla 29*Comparación de resultados para múltiples categorías*

Scored Probabilities for Class "CON PROBLEMA POTENCIAL"	Scored Probabilities for Class "DEFICIENTE"	Scored Probabilities for Class "DUDOSO"	Scored Probabilities for Class "NORMAL"	Scored Probabilities for Class "PERDIDA"	Scored Labels	Resultados de la Institución
0	0	0	1	0	NORMAL	NORMAL
0.319555	0.002212	0	0.674853	0.003378	NORMAL	CON PROBLEMA POTENCIAL
0	0	0.03125	0	0.96875	PERDIDA	PERDIDA

Conclusiones parciales

- El algoritmo para la medición del riesgo en la fase de concesión de créditos o promoción obtuvo en la evaluación del modelo de un 100% de precisión mientras que en un entorno de validación de resultados presentó una deficiencia de un 2.7% para la categoría moderado, errando así y clasificándolos como normal.
- La valoración de los algoritmos para establecer un mayor nivel de confianza permitió seleccionar la técnica de bosques de decisión debido a que obtuvo diferencia de 0.86% para la precisión y un 2.16% para promedios de precisión por categoría mejor que la red neural seleccionada
- El algoritmo para la medición del riesgo en la fase de clasificación del crédito obtuvo una precisión del 98.56 en promedio superando este rendimiento para la clasificación normal, siendo también aceptable para la clasificación pérdida que alcanzó un 96.87% de precisión obteniendo una diferencia negativa de 1.69% a favor de la clasificación dudoso. El inconveniente que presenta el algoritmo está en relación a la clasificación con problemas potenciales debido a que solo obtiene una precisión del 31.96% y un error frente al promedio del 66.5% con una clara tendencia a normal.
- Como evaluación post test se puede concluir que ahora se cuenta con una herramienta de predicción para la evaluación y clasificación de créditos con un nivel de precisión considerable, así como la inclusión dentro de los métodos de referencia funcional a fin alcanzar una exitosa puesta en marcha, concluyendo que se ha logrado demostrar la hipótesis planteada.

CONCLUSIONES GENERALES

- a) En el proceso de concesión de créditos y su dinámica se puede observar la existencia de métodos de estimación lineal y no lineal de medir el riesgo, no obstante, no existe un método de referencia que se adapte a los procesos operativos y utilice algoritmos de aprendizaje automático.
- b) El estudio de tendencias históricas evidencia el esfuerzo a nivel internacional de estandarizar los procesos de la banca a fin de brindar solidez al sistema financiero no solo a nivel de cubrir el capital y riesgo como institución sino también a nivel operativo, por lo que, no es hasta que en Basilea II los ratings para evaluación de riesgo cobran relevancia a través de herramientas estadísticas dentro de los parámetros establecidos por el marco regulatorio, la concepción del riesgo, los métodos de estimación del riesgo, técnicas disponibles, modelos estandarizados y las herramientas que las micro finanzas disponían. Estos factores permiten conocer las claras intenciones de adecuar la tecnología disponible al contexto de la banca a lo largo del tiempo.
- c) Se evidencia además en el proceso de concesión de créditos de la institución que la admisión se ejecuta dentro de los parámetros de riesgo bajo y moderado, manteniéndose para el nivel de riesgo bajo un 86% mientras que los expedientes restantes han migrado en un 7% a moderado y el 7% restante al nivel alto. Por otro lado, los expedientes catalogados con riesgo moderado se han mantenido en un 71% en esta situación, migrando el resto de expedientes al nivel de riesgo bajo en un 15% y al nivel alto de riesgo en un 15%. Esta deficiencia en la predicción del riesgo en la fase de evaluación no permite una toma de decisiones coherente respecto a la asunción del nivel de riesgo de manera previa.

- d) El desarrollo del modelo teórico ha sido diseñado tomando como referencia el modelo actual en trabajo a fin de consolidar una solución viable de integrar según la hipótesis planteada. En este modelo se toma como referencia los expedientes históricos y bases de datos externas utilizadas para la estimación del riesgo a fin de crear un patrón de comportamiento que permita medir, calificar y predecir el riesgo de un crédito nuevo o de una nueva clasificación. El modelo se sustenta en la capacidad del aprendizaje automático para predecir, medir en soporte de la toma de decisiones.
- e) El aporte práctico se ejecutó basándose en los fundamentos del modelo teórico a fin de poder evaluar, clasificar y medir el riesgo haciendo uso de un conjunto de técnicas del machine learning o aprendizaje automático como los árboles de decisión, bosques de decisión, redes neurales, redes bayesianas entre otras a fin de utilizar los algoritmos que mejor prestación otorguen a la gestión de la información de la institución financiera. Las etapas utilizadas se describen como el pre procesamiento, entrenamiento y evaluación de los modelos resultantes alcanzando niveles de precisión aceptables mayores como el 100% para la evaluación de créditos para admisión y el 98.56% de precisión para la etapa de clasificación de créditos.
- f) La experimentación del modelo con datos reales permitió evaluar las diversas técnicas del aprendizaje automático mediante la ejecución de los algoritmos que soporten los datos para la fase de clasificación logrando obtener una ventaja del algoritmo de bosques de decisión frente al algoritmo de red neural de un 0.86%. Así mismo se comprobó que para el sistema de evaluación se mostró una diferencia mínima aceptable del 2%, mientras que para la fase de clasificación la precisión disminuyó en un 1.69% para la categoría de riesgo normal. Si bien es cierto la fase de experimentación presenta diferencias mínimas estas pueden ser originadas por el sesgo humano en la gestión de la información u otros factores externos a la investigación.

RECOMENDACIONES

- a) Se recomienda la inclusión de los métodos prácticos de calificación o evaluación fruto de la experiencia cualitativa existente en el proceso de concesión de créditos.
- b) Se sugiere una entrevista a profundidad a fin de poder alinear el conocimiento histórico reconocido por la institución y la recogida fruto de las instancias gubernamentales, así como las instituciones internacionales que regulan el sistema financiero.
- c) En el proceso de diagnóstico se recomienda remitir previamente los instrumentos de recojo de la información con los formatos de salida pre establecidos a fin de contar con las autorizaciones de confianza frente a información sensible.
- d) El modelo teórico requiere ser integrado de manera continua con la práctica y la adecuación de los procesos a fin de mantener su vigencia y ser utilizado para integrar procesos futuros sensibles una vez evaluado su funcionamiento.
- e) El modelo práctico requiere de una integración con la tecnología actual de la institución a fin de poder generar confianza y permita la integración física de la información con las nuevas técnicas de análisis de la información utilizando inteligencia artificial.
- f) El aprendizaje automático encuentra un espacio de muchas posibilidades dentro del sector financiero debido a la capacidad de gestionar abundante información para establecer patrones y apoye a la toma de decisiones, por lo que se recomienda continuar con la experimentación a fin de poder incrementar aún más los márgenes de confianza para una mejor toma de decisiones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Álvarez, C. (2018). *La inteligencia artificial, un aliado de los bancos para prevenir riesgos*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <https://www.bbva.com/es/la-inteligencia-artificial-un-aliado-de-los-bancos-para-prevenir-riesgos/>.
- Avolio, B., Mesones, A. & Roca, E. (2013). *Factores que Limitan el Crecimiento de las Micro y Pequeñas Empresas en el Perú (MYPES)*. Revista PUCP. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <file:///E:/Tesis/4126-Texto%20del%20art%C3%ADculo-15740-1-10-20130120.pdf>
- AWS Amazon Machine Learning (2019). *Dividir los datos en datos de formación y evaluación*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: https://docs.aws.amazon.com/es_es/machine-learning/latest/dg/splitting-the-data-into-training-and-evaluation-data.html
- Apaza, M. (2003). *Análisis Económico Financiero y Clasificación de Riesgos de las Empresas en el Perú*. Perú: Marketing Consultores S.A.
- Bambino, C. (2005). MAESTRIA EN ECONOMÍA Prestar como locos.
- Banco de Pagos Internacionales. (2006). *Comité de Supervisión Bancaria de Basilea Convergencia internacional de medidas y normas de capital*.
- Barreda, D. (2018). Machine Learning: nuevos modelos de riesgo crediticio en la era digital. *Revista G*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <https://gestion.pe/panelg/machine-learning-nuevos-modelos-riesgo-crediticio-era-digital-2207178>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2001). El Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea. *Consultative Document*, 143. Retrieved from http://www.bis.org/publ/bcbsca03_s.pdf
- BBVA Continental. (2012). *Negocios y actividades*, 16–37.
- BBVA Continental. (2015). BBVA | Scoring, el programa que aprueba tu crédito. Retrieved from <https://www.bbva.com/es/scoring-programa-aprueba-credito/>

- Belaunde, G. (2006). Gestión de Riesgos de Créditos. SBS. Retrieved from http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/REGUL_PROYIMP_BASIL_FUNSBS/Riesgos_de_Credito-GBelaunde.pdf
- Blanco, A., Pino-Mejías, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 356–364. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.051>
- Breiman, L. (2001). *Machine Learning*, 45(5), <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
Online ISSN: 1573-0565
- Brethenoux, E., Idoine, C., Krensky, P. & Linden, A. (2019). *Magic Quadrant for Data Science and Machine Learning Platforms*. Gartner. Recuperado de: <https://www.gartner.com/doc/reprints?id=1-65WC001&ct=190128&st=sb>
- Campos, R. (2012). Tesis.
- Congreso del Perú. (2001). Sumilla: Ley que regula las centrales privadas de información de riesgos y de protección al titular de la información.
- Cossio, M. L. T., Giesen, L. F., Araya, G., Pérez-Cotapos, M. L. S., Vergara, R. L., Manca, M., ... Héritier, F. (2012). Riesgo de crédito y sus orígenes. *Uma Ética Para Quantos?*, XXXIII(2), 81–87. <https://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2>
- De Lara, A. (2002). *Medición y Contrl de Riesgos Financieros*. (Editorial Limusa S.A., Ed.) (2da. Ed.). México.
- De Miguel, J. C., Miranda, F., & Pallas González, J. (2003). La medición del riesgo de crédito y el nuevo Acuerdo de Capital del Comité de Basilea, 1–21. Retrieved from <http://www.uv.es/asepuma/XI/31.pdf>
- Edpyme Alternativa S.A. (2016). Memoria Anual 2016. *Memoria Anual*, 2016.
- El Peruano. (2008). Aprueban el Reglamento de la Gestión Integral de Riesgos Fijan a las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito , Caja Municipal de Afianzadora y de Garantías , tasa anual. *Normas Legales*, 363705–363711.
- El Comercio. (2018). Retrieved July 6, 2018, from <https://elcomercio.pe/economia/negocios/sector-financiero-son-tendencias->

robotizacion-noticia-525340

Gestion. (2017). Retrieved October 3, 2017, from <https://gestion.pe/mercados/asbanc-medianas-empresas-impulsaron-alza-indice-morosidad-abril-2191521>

Gobierno del Perú., Banco Central de Reservas del Perú (BCRP). *Entidades Financieras*. Recuperado el 19 de setiembre de 2019, desde <http://www.bcrp.gob.pe/sitios-de-interes/entidades-financieras.html>

Gobierno del Perú., Banco Central de Reservas del Perú (2019). *Reporte de Estabilidad Financiera - Mayo 2019*. Editorial: Área de Edición e Imprenta BCRP, Lima - Perú. ISSN 2664-2328

Gobierno del Perú., Ministerio de Economía y Finanzas (MEF), Portal de Transparencia Económica. (2019). *CAPITULO V. Sistema Financiero*. Recuperado el 19 de setiembre de 2019, desde <https://www.mef.gob.pe/es/portal-de-transparencia-economica/297-preguntas-frecuentes/2210-sistema-financiero>

Gobierno del Perú., Superintendencia Nacional de Administración Financiera (SUNAT). *Micro y Pequeña Empresa - MYPE*. Recuperado el 19 de setiembre de 2019, desde <http://cpe.sunat.gob.pe/micro-y-pequena-empresa-mype>

Hernandez, R. (1991). *Metodología de la Investigación*. Editorial Mc. Graw Hill. México. Sexta Edición.

INCAE Business School. *La inteligencia artificial vive su "momento financiero"*. Recuperado el 19 de setiembre de 2019, desde: <https://www.incae.edu/es/blog/2019/05/03/la-inteligencia-artificial-vive-su-momento-financiero.html>

Jiménez R. (2008) Bayesian Network Analysis Reveals Alterations to Default Mode Network Connectivity in Individuals at Risk for Alzheimer's Disease. PLoS ONE 8(12): e82104. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0082104>

Jorion, P. (2002). *Valor en Riesgo*. México: McGraw-Hill Co.

Li R, Yu J, Zhang S, Bao F, Wang P, Huang X, et al. (2013) Bayesian Network Analysis Reveals Alterations to Default Mode Network Connectivity in Individuals at Risk for Alzheimer's Disease. PLoS ONE 8(12): e82104.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0082104>

Mathworks. (2019). *Machine Learning: Tres cosas que es necesario saber*. Retrieved September 24, 2019, from <https://es.mathworks.com/discovery/machine-learning.html>

Marco regulador internacional para bancos (Basilea III). (n.d.). Retrieved September 24, 2017, from http://www.bis.org/bcbs/basel3_es.htm

Meneses, G. (2010). *ALFINEV : Propuesta de un modelo para la evaluación de la alfabetización informacional en la Educación Superior en Cuba*. Retrieved from <http://www.ifla.org/files/assets/information-literacy/publications/ifla-guidelines-es.pdf>

MicroRate. (2015). Edpyme Alternativa. *Calificación Institucional: Edpyme Alternativa*, (511). Retrieved from <http://www.microrate.com/la>

Ministerio de Comercio Exterior y Turismo. (2009). *Parámetros de Evaluación y Riesgo Crediticio del Exportador*. Lima - Perú: Heral Mol SRL. Retrieved from <http://www.mincetur.gob.pe>

Monzón, J. (2016). *Cómo las variables cualitativas pueden hacer un análisis de riesgo crediticio de Mypes más efectiva | Sinergia e Innovación | Blogs | UPC*. Retrieved July 5, 2017, from <https://blogs.upc.edu.pe/sinergia-e-innovacion/conceptos/como-las-variables-cualitativas-pueden-hacer-un-analisis-de-riesgo>

Mortiz, L., Rosas, R. & Chairez, F. (2012). *Diseños de Investigación*. Recuperado el 19 de setiembre de 2019, desde: http://biblioteca.itson.mx/oa/educacion/oa14/disenio_investigacion/index.htm

Orellana, J. (2018). *Arboles de decision y Random Forest*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <https://bookdown.org/content/2031/>

Ortiz, A. (2014). *Algoritmo multclasificador con aprendizaje incremental que manipula cambios de conceptos. Tesis Doctoral*, (2).

Partal, A., & Gómez, P. (2011). *Gestión de riesgos financieros en la banca internacional*. Ediciones Pirámide (Grupo Anaya, S.A.).

- Piñero, C., & De Llano, P. (2010). *Dirección Financiera: Un enfoque centrado en valor y riesgo*. Madrid: Delta.
- Poveda, R. (2010). *Basel II* (segunda ed). Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros.
- Sanchez, A. (2016). *La Aplicación de Métodos Basado en Calificaciones.*, (January 2014).
- SBS. (n.d.). Rating y Agencias de Calificación internacionales, 25–74. Retrieved from http://www.sbs.gob.pe/Portals/0/jer/pres_doc_basilea/II METODO ESTANDAR.pdf
- SBS. (2008). Resolución S.B.S. N°11356-2008, (511), 1–64. Retrieved from http://www.felaban.net/archivos_regulaciones/archivo20140717024426AM.pdf
- SBS. (2015). Glosario de Términos, 1–14.
- Serrano, L. (2018). *Inteligencia Artificial en el sector bancario: un negocio no tan arriesgado*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <https://news.microsoft.com/es-es/2018/09/17/inteligencia-artificial-en-el-sector-bancario-un-negocio-no-tan-arriesgado/>
- Sucar, L. (2013). *Redes Bayesianas*. Editorial INAOE. Puebla: Mexico.
- Superintendencia de Bancos y Entidades Financieras de Bolivia. (2005). *Glosario de Términos de los Acuerdos de Capital de Basilea I y Basilea II*. Retrieved from <http://www.tradulex.com/Glossaries/Baseli+II-es-en.pdf>
- Takashi, J. (2015-06-04). *Machine learning for package users with R (5): Random Forest*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: <https://tjo-en.hatenablog.com/entry/2015/06/04/190000>
- Tim, M. (2018). *Datos y predicción por medio de la clasificación*. Recuperado el 19 de septiembre de 2019, desde: https://www.ibm.com/developerworks/ssa/library/introduccion_a_la_ciencia_de_los_datos_parte_2/index.html
- Treacy, W. (1998). Credit risk rating at large U.S. banks. *Federal Reserve Bulletin*, (November), 897–921.
- Ustáriz, L. H. (2003). El Comité De Basilea Y La Supervisión Bancaria, (ii), 431–462.

Vargas, A., & Mostajo, S. (2015). Medición Del Riesgo Crediticio Mediante La Aplicación De Métodos Basados En Calificaciones Internas. *Investigacion & Desarrollo*, 14(2), 5–25. <https://doi.org/10.23881/idupbo.014.2-1e>

Villamil, R. (2013). Modelo predictivo neuronal para la evaluación del riesgo crediticio, 158. Retrieved from <http://www.bdigital.unal.edu.co/46564/>

ANEXOS

Anexo 01: La Matriz de Consistencia

DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	OBJETIVOS	TÍTULO	VARIBLES	HIPÓTESIS
Insuficientes herramientas tecnológicas y métodos de referencia que limitan la medición del riesgo crediticio en el área de créditos de la Edpyme Alternativa S.A.	<p align="center">OBJETIVO GENERAL</p> <p>Elaborar un sistema predictivo inteligente basado en un modelo scoring de aprendizaje automático incremental para la mejora de la medición del riesgo crediticio de los créditos pyme en la Edpyme Alternativa S.A.</p>	Sistema predictivo de calificación de riesgo basado en un modelo scoring de aprendizaje automático incremental para la mejora en la medición del riesgo crediticio de los créditos pyme en la Edpyme Alternativa S.A.	<p>VARIABLE INDEPENDIENTE</p> <p>Sistema predictivo inteligente de empresas pyme.</p>	Si se elabora un sistema predictivo inteligente de calificación riesgo basado en un modelo scoring de aprendizaje automático incremental que tenga en cuenta algoritmos y el enfoque de aprendizaje de máquinas entonces se contribuye a la mejora en la medición del riesgo crediticio de los créditos pyme en la Edpyme Alternativa S.A.
	<p align="center">OBJETIVOS ESPECÍFICOS</p> <p>a) Diagnosticar el estado actual de la dinámica del proceso de concesión de créditos en la Edpyme Alternativa S.A. b) Determinar las tendencias históricas del proceso de concesión de crédito y su dinámica. c) Caracterizar epistemológicamente el estado del proceso de concesión de crédito y su dinámica para los créditos tipo pyme. d) Elaborar el modelo credit scoring para los créditos PYME de aprendizaje automático haciendo uso de algoritmos que demuestren la optimización de los algoritmos actuales. e) Estructurar un sistema predictivo inteligente basado en el modelo credit scoring automático en base a las herramientas tecnológicas disponibles y accesibles por la empresa. f) Validar los resultados alcanzados a través de la ejecución del sistema para periodos referenciales.</p>		<p>VARIABLE DEPENDIENTE</p> <p>Medición del riesgo crediticio de los créditos pyme.</p>	

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 02: Operacionalización de la variable dependiente. Medición del riesgo crediticio de los créditos a clientes micro y pequeñas empresas para los productos pyme y rural.

Dimensión	Indicador	Técnica	Instrumento	Fuente de verificación
Estimación probabilística	Precisión de la medición del riesgo		Ficha de análisis documental.	
Toma de decisiones	Calificación del crédito	Análisis documental, Observación y Entrevista	Guía de observación de expedientes.	Expediente de crédito, Base de datos, Analista de créditos y Miembros del Comité de riesgos.
Prospección futura	Clasificación futura del riesgo durante el contrato		Guía de entrevista.	

Anexo 03: Comparación de cualidades de técnicas de machine learning

Algoritmo	Precisión	Tiempo de entrenamiento	Linealidad	Parámetros	Notas
Clasificación multiclase					
Regresión logística		●	●	5	
Árboles de decisión	●	○		6	
Bosque de decisión	●	○		6	Uso de memoria bajo
Árbol de decisión impulsado	●	○		6	Uso de memoria grande
Red neuronal	●			9	La personalización adicional es posible
Perceptrón promedio	○	○	●	4	
Máquina de vectores de soporte		○	●	5	Útil para conjuntos de características de gran tamaño
Máquina de vectores de soporte localmente profunda	○			8	Útil para conjuntos de características de gran tamaño
Máquina del punto de Bayes	●			6	La personalización mínima

Fuente: Microsoft Press (2017)

Leyenda

Propiedades de algoritmo:

- : muestra una precisión excelente, tiempos de entrenamiento breves y uso de linealidad
- : muestra una precisión buena y tiempos de entrenamiento moderado

Anexo 04: Guía de observación

GUIA DE OBSERVACIÓN

Objetivo:

La presente ficha tiene como objetivo consolidar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente de crédito clasificado.

Indicaciones:

1. Por fines de seguridad y protección de los datos personales, en ningún caso se debe consignar la identidad del propietario del expediente y cualquiera de los vínculos familiares o referencias personales dentro del mismo. Así como tampoco es necesario evidenciar la identidad de ningún personal de la institución.
 2. Debe marcar o llenar los datos según las orientaciones consignadas.
-

Edpyme Alternativa S.A.

Periodo del Expediente _____/ _____

Clasificación del Expediente: () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.

I. INFORMACIÓN DEL PRESTATARIO:

1. ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente?: () Rural / () Empresa.
2. ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema?: _____
3. ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
4. ¿Cuál es el nivel de riesgo final del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
5. ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? _____
6. ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? _____
7. ¿Cuál es la clasificación final del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
8. ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? _____

II. INFORMACIÓN DEL CRÉDITO EN CONSECIÓN O EMISIÓN

1. ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma?: _____
2. ¿Cuál es el estado del crédito?: a) Activo b) Inactivo
3. ¿A qué periodo corresponde el desembolso?: _____
4. ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito?: a) MN b) ME
5. ¿Cuál es el monto original del crédito?: _____
6. ¿Cuál es la TEA del crédito?: _____
7. ¿Cuál es el tipo de crédito?: () Micro empresa / () Pequeña empresa
8. ¿A qué producto crediticio corresponde?: () PIME / RURAL / () REVOLVENTE
9. ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito?: _____
10. ¿Cuál es el destino del crédito emitido?: () Negocio / () Activo / () Otros.
11. ¿Cuántas entidades está registrado el titular? _____
12. ¿Es el cliente exclusivo de la EA?: () si / () no

13. ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente?: _____
14. ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente?: _____

III. INFORMACIÓN DEL CRÉDITO EN EVALUACIÓN

15. ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito?: () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
16. ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación?: () bajo / () moderado
17. ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
18. ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación? _____
19. ¿Supera el indicador de ifis según EA? _____
20. ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación?: Aplicar fórmula _____
21. ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación?: _____
22. ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF?: _____
23. ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF?: _____
24. ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF?: _____
25. ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF?: _____
26. ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad?: _____
27. ¿En cuánto asciende la cuota estimada?: _____
28. ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue?: () si / () no
29. ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación?: Aplicar fórmula _____
30. ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.

IV. INFORMACIÓN DEL NEGOCIO

31. ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance? Aplicar fórmula _____
32. ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Aplicar fórmula _____
33. ¿A cuánto ascienden los ingresos netos?: _____
34. ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF?: _____
35. ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras?: Aplicar fórmula _____
36. ¿El crédito es de cuota única?: () si / () no
37. ¿Cuál es el monto total de endeudamiento?: _____
38. ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente?

Anexo 05: Guía de entrevista

ENTREVISTA

Objetivo:

La presente ficha tiene como objetivo consolidar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente de crédito clasificado.

Indicaciones:

1. Por fines de seguridad y protección de los datos personales, en ningún caso se debe consignar la identidad del propietario del expediente y cualquiera de los vínculos familiares o referencias personales dentro del mismo. Así como tampoco es necesario evidenciar la identidad de ningún personal de la institución.
 2. Debe marcar o llenar los datos según las orientaciones consignadas.
-

Edpyme Alternativa S.A.

Periodo del Expediente _____/ _____

Clasificación del Expediente: () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.

I. INFORMACIÓN DEL PRESTATARIO:

1. ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente?: () Rural / () Empresa.
2. ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema?: _____
3. ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
4. ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? _____
5. ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? _____
6. ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? _____
7. ¿Existe la posibilidad de predecir la clasificación final del cliente en las categorías normal, con problemas potenciales, deficiente, dudoso o pérdida? () si / () no.
8. ¿Existe la posibilidad de predecir el nivel de riesgo final del cliente en las categorías bajo, moderado, alto o extremo? () si / () no.

II. INFORMACIÓN DEL CRÉDITO EN CONSECIÓN O EMISIÓN

9. ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma?: _____
10. ¿Cuál es el estado del crédito?: a) Activo b) Inactivo
11. ¿A qué periodo corresponde el desembolso?: _____
12. ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito?: a) MN b) ME
13. ¿Cuál es el monto original del crédito?: _____
14. ¿Cuál es la TEA del crédito?: _____
15. ¿Cuál es el tipo de crédito?: () Micro empresa / () Pequeña empresa
16. ¿A qué producto crediticio corresponde?: () PIME / RURAL / () REVOLVENTE
17. ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito?: _____
18. ¿Cuál es el destino del crédito emitido?: () Negocio / () Activo / () Otros.

19. ¿En Cuántas entidades está registrado el titular? _____
20. ¿Es el cliente, exclusivo de la EA?: () si / () no
21. ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente?: _____
22. ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente?: _____

III. INFORMACIÓN DEL CRÉDITO EN EVALUACIÓN

23. ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito?: () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
24. ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación?: () bajo / () moderado
25. ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.
26. ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación? _____
27. ¿Supera el indicador de ifis según EA? _____
28. ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación?: Aplicar fórmula _____
29. ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación?: _____
30. ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF?: _____
31. ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF?: _____
32. ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF?: _____
33. ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF?: _____
34. ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad?: _____
35. ¿En cuánto asciende la cuota estimada?: _____
36. ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue?: () si / () no
37. ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación?: Aplicar fórmula _____
38. ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? () normal / () con problemas potenciales / () deficiente / () dudoso / () pérdida.

IV. INFORMACIÓN DEL NEGOCIO

39. ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance? Aplicar fórmula _____
40. ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance?: Aplicar fórmula _____
41. ¿A cuánto ascienden los ingresos netos?: _____
42. ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF?: _____
43. ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras?: Aplicar fórmula _____
44. ¿El crédito es de cuota única?: () si / () no
45. ¿Cuál es el monto total de endeudamiento?: _____
46. ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente?

Anexo 06: Validación de instrumentos por juicio de expertos

JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION EXPERIMENTAL

1.	NOMBRE DEL JUEZ	Amsthan Dros Caspillo.
2.	PROFESIÓN	Ingeniero de Sistemas
	ESPECIALIDAD	E-Business
	GRADO ACADÉMICO	Doctor
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	20 años
	CARGO	Director de Investigación UTP
Título de la Investigación: "Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A"		
3. DATOS DEL TESISISTA		
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4.	INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta () 3. Guía de Observación (X)
5.	OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	<u>GENERAL</u> 1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.
		<u>ESPECÍFICOS</u> 1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en "A" si está de ACUERDO o en "D" si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
01	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
02	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
03	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
04	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
05	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
06	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:

31	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
32	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
33	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
34	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
35	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
36	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
37	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
38	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
39	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
40	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
41	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
42	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
43	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
44	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
45	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
46	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A(<input checked="" type="checkbox"/>) D ()
6 COMENTARIOS GENERALES		
7 OBSERVACIONES		


 Juez Experto
 Colegiatura N° 60810

**JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION
EXPERIMENTAL**

1. NOMBRE DEL JUEZ		<i>Christian Dros Castillo.</i>
2.	PROFESIÓN	<i>Ing. de Sistemas.</i>
	ESPECIALIDAD	<i>E. Business.</i>
	GRADO ACADÉMICO	<i>Doctor.</i>
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	<i>20 años.</i>
	CARGO	<i>Director de Investigación OTP</i>
Título de la Investigación: "Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A"		
3. DATOS DEL TESISISTA		
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4. INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta (X) 3. Guía de Observación ()	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	GENERAL	
	1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	ESPECÍFICOS	
	1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.	
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en "A" si está de ACUERDO o en "D" si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
01	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
02	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso? Escala de medición: Nominal	A(x) D() SUGERENCIAS:
03	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito? Escala de medición: Nominal	A(x) D() SUGERENCIAS:
04	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito? Escala de medición: Nominal	A(x) D() SUGERENCIAS:
05	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito? Escala de medición: Nominal	A(x) D() SUGERENCIAS:
06	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:

31	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
32	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
33	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
34	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
35	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
36	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
37	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
38	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
39	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
40	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
41	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
42	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
43	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
44	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
45	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
46	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>)
7. COMENTARIOS GENERALES		
8. OBSERVACIONES		


 Juez Experto
 Colegiatura N° 60810

**JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION
EXPERIMENTAL**

1.	NOMBRE DEL JUEZ	Cristian Augusto Jurado Fernández
2.	PROFESIÓN	Licenciado en Educación – Licenciado en Administración
	ESPECIALIDAD	Física - Matemática
	GRADO ACADÉMICO	Doctor en Gestión Universitaria
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	26 años
	CARGO	Docente Universitario
Título de la Investigación: “ Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A ”		
3.	DATOS DEL TESISISTA	
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4.	INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta () 3. Guía de Observación (X)
5.	OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	GENERAL 1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.
		ESPECÍFICOS 1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en “A” si está de ACUERDO o en “D” si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
01	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
02	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
03	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
04	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
05	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:
06	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D () SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:

31	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
32	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
33	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
34	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
35	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
36	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
37	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
38	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
39	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
40	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
41	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
42	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
43	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
44	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
45	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
46	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
6 COMENTARIOS GENERALES		
7 OBSERVACIONES Ninguna		



 Dr. Cristian A. Jurado Fernández
 CPPe. N° Reg. 1617614492

**JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION
EXPERIMENTAL**

1.	NOMBRE DEL JUEZ	Cristian Augusto Jurado Fernández
2.	PROFESIÓN	Licenciado en Educación – Licenciado en Administración
	ESPECIALIDAD	Física – Matemática
	GRADO ACADÉMICO	Doctor en Gestión Universitaria
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	26 años
	CARGO	Docente Universitario
Título de la Investigación: “ Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A ”		
3.	DATOS DEL TESISISTA	
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4.	INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta (X) 3. Guía de Observación ()
5.	OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	GENERAL 1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.
		ESPECÍFICOS 1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en “A” si está de ACUERDO o en “D” si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
1	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:
0	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
2	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:
0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
3	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:
0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito ?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
4	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:
0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
5	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:
0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito ?	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D()
6	Escala de medición: Nominal	SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:

	Escala de medición: Razón	
3 1	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 2	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 3	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 4	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 5	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 6	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 7	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 8	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
3 9	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 0	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 1	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 2	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 3	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 4	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 5	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
4 6	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>)
7. COMENTARIOS GENERALES		
8. OBSERVACIONES		



Dr. Cristian A. Jurato Fernández
 CPPe. N° Reg. 1617614492

**JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION
EXPERIMENTAL**

1. NOMBRE DEL JUEZ		GILBERTO CARRIÓN BARCO
2.	PROFESIÓN	INGENIERO EN COMPUTACIÓN E INFORMÁTICA
	ESPECIALIDAD	INFRAESTRUCTURA TECNOLÓGICA
	GRADO ACADÉMICO	DOCTOR EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN Y SISTEMAS
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	16 AÑOS
	CARGO	CATEDRÁTICO - UNPRG
Título de la Investigación: "Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A"		
3. DATOS DEL TESISISTA		
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4. INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta () 3. Guía de Observación (X)	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	<u>GENERAL</u>	
	1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	<u>ESPECÍFICOS</u>	
	1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.	
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en "A" si está de ACUERDO o en "D" si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
01	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
02	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
03	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
04	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
05	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
06	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:

31	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
32	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
33	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
34	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
35	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
36	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
37	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
38	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
39	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
40	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
41	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
42	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
43	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
44	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
45	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
46	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A() D()
<p>6 COMENTARIOS GENERALES</p> <p>- EL INSTRUMENTO PROPUESTO REUNE LOS REQUISITOS SUFICIENTES Y NECESARIOS PARA SER CONSIDERADO VALIDO.</p>		
<p>7 OBSERVACIONES</p>		


 Juez Experto
 Colegiatura N° 90931

**JUICIO DE EXPERTOS AL INSTRUMENTO DE VALIDACION
EXPERIMENTAL**

1. NOMBRE DEL JUEZ		GILBERTO CARRIÓN BARCO
2.	PROFESIÓN	INGENIERO EN COMPUTACIÓN E INFORMÁTICA
	ESPECIALIDAD	INFRAESTRUCTURA TECNOLÓGICA
	GRADO ACADÉMICO	DOCTOR EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN Y SISTEMAS
	EXPERIENCIA PROFESIONAL (AÑOS)	16 AÑOS
	CARGO	CATEDRÁTICO - UNPRG
Título de la Investigación: "Sistema predictivo basado en un modelo credit scoring de aprendizaje automático para la medición del riesgo crediticio en los créditos pyme de la Edpyme Alternativa S.A"		
3. DATOS DEL TESISTA		
	NOMBRES Y APELLIDOS	Oliver Vásquez Leyva
	PROGRAMA DE POSTGRADO	Doctorado en Ciencias de la Computación en Sistemas
4. INSTRUMENTO EVALUADO	1. Entrevista () 2. Encuesta (X) 3. Guía de Observación ()	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	GENERAL	
	1. Brindar la información cualitativa y cuantitativa de un expediente a fin de determinar el riesgo y clasificación futura del crédito al terminar el contrato para la toma de decisiones en el proceso de emisión de crédito.	
5. OBJETIVOS DEL INSTRUMENTO	ESPECÍFICOS	
	1. Procesar la información documentaria de un expediente de crédito según la clasificación actual del crédito. 2. Recopilar información con fines académicos excluyendo la identificación del prestatario.	
A continuación se le presentan los indicadores en forma de preguntas o propuestas para que Ud. los evalúe marcando con un aspa (x) en "A" si está de ACUERDO o en "D" si está en DESACUERDO, SI ESTÁ EN DESACUERDO POR FAVOR ESPECIFIQUE SUS SUGERENCIAS		
N	6. DETALLE DE LOS ITEMS DEL INSTRUMENTO	
01	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el estado del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
02	Pregunta del instrumento: ¿A qué periodo corresponde el desembolso? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
03	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de moneda del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
04	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto original del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
05	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la TEA del crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:
06	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el tipo de crédito? Escala de medición: Nominal	A(X) D() SUGERENCIAS:

07	Pregunta del instrumento: ¿A qué producto crediticio corresponde? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
08	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el destino del crédito emitido? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
09	Pregunta del instrumento: ¿Cuántos días de atraso tiene el crédito? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
10	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la calificación según la SBS actual del crédito? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
11	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en EA del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
12	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la actividad empresarial del cliente? Escala de medición:	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
13	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas ifis registra el negocio en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
14	Pregunta del instrumento: ¿Supera el indicador de ifis según EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
15	Pregunta del instrumento: ¿Cuántas entidades está registrado el titular ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
16	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el pasivo que exhibe el balance ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
17	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el patrimonio que exhibe el balance? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
18	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
19	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto asciende el patrimonio de la UEF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
20	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el endeudamiento del titular más el cónyuge en el sistema? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
21	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es el ratio de apalancamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
22	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto supera el indicador de apalancamiento en la evaluación? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
23	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
24	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
25	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda directa en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
26	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota deuda indirecta en el SF? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
27	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota indirecta en la entidad ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
28	Pregunta del instrumento: ¿En cuánto asciende la cuota estimada ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
29	Pregunta del instrumento: ¿Cuánto es la cuota exacta según cronograma ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:
30	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el flujo neto antes de obligaciones financieras ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D(<input type="checkbox"/>) SUGERENCIAS:

31	Pregunta del instrumento: ¿El crédito es de cuota única ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
32	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto total de endeudamiento ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
33	Pregunta del instrumento: ¿Es el cliente exclusivo de la EA? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
34	Pregunta del instrumento: ¿Se tiene pagaré firmado con conyugue? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
35	Pregunta del instrumento: ¿A cuánto ascienden los ingresos netos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
36	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el segmento de ingresos del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
37	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el ratio de endeudamiento en la evaluación ? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
38	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo en la evaluación ? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
39	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es la clasificación en la evaluación del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
40	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el nivel de riesgo actual del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
41	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir el nivel de riesgo final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
42	Pregunta del instrumento: ¿Existe la posibilidad de predecir la clasificación final del cliente? Escala de medición: Nominal	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
43	Pregunta del instrumento: ¿Cuál es el monto expuesto por el cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
44	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos operativos del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
45	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los gastos familiares del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
46	Pregunta del instrumento: ¿Cuáles son los ingresos adicionales de un segundo negocio del cliente? Escala de medición: Razón	A(<input checked="" type="checkbox"/>) D() SUGERENCIAS:
CONCLUSIÓN OBTENIDA:		A() D()
7. COMENTARIOS GENERALES		
- EL INSTRUMENTO PROPUESTO REUNE LOS REQUISITOS SUFICIENTES Y NECESARIOS PARA SER CONSIDERADO ÚTIL		
8. OBSERVACIONES		



Juez Experto
Colegiatura N° 90931

