

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA**

**Facultad de Ingeniería Industrial y de Sistemas**



**IMPLEMENTACIÓN DE UN SCORE DE ADMISIÓN PARA  
TARJETAS DE CRÉDITO EN UNA ENTIDAD BANCARIA**

**INFORME DE SUFICIENCIA**

Para optar el Título Profesional de  
**Ingeniero de Sistemas**

**PRESENTADO POR:  
GUSTAVO JAVIER AVALOS ALMEYDA**

**Lima – Perú**

**2013**

## **AGRADECIMIENTO**

- A mis padres, que siempre me brindan su apoyo incondicional
- A la UNI, por brindarme todo lo necesario para ser un profesional destacado.

## ÍNDICE

AGRADECIMIENTO .....	II
ÍNDICE.....	III
ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS.....	V
RESUMEN EJECUTIVO.....	VII
DESCRIPTORES TEMÁTICOS.....	VIII
INTRODUCCIÓN.....	IX
CAPÍTULO I.....	1
PENSAMIENTO ESTRATÉGICO .....	1
1.1 DIAGNÓSTICO FUNCIONAL .....	1
1.1.1 Organizacion.....	1
1.1.2 Organigrama General .....	4
1.1.3 Productos y Servicios.....	5
1.1.4 Clientes.....	8
1.1.5 Proveedores.....	8
1.1.6 Procesos .....	9
1.2 DIAGNÓSTICO ESTRATÉGICO .....	10
1.2.1 Visión .....	10
1.2.2 Misión.....	10
1.2.3 Análisis Interno.....	12
1.2.4 Análisis Externo .....	13
1.2.5 Matriz FODA .....	14
CAPÍTULO II.....	15
MARCO TEÓRICO Y METODOLÓGICO .....	15
2.1 RIESGO DE CRÉDITO.....	15
2.1.1 Ciclo de Riesgo de Crédito .....	15
2.1.2 Planificación y Establecimiento de Límites .....	16
2.1.3 Estudio del Riesgo y Proceso de Calificación Crediticia .....	17
2.1.4 Decisión sobre Operaciones.....	17
2.1.5 Seguimiento y Control.....	18

2.2. ¿QUÉ ES UN MODELO DE CREDIT SCORING?.....	19
2.2.1. Técnicas Empleadas.....	21
2.2.2. Variables Empleadas.....	23
2.2.3. Aplicaciones.....	26
2.3. METODOLOGÍA DE CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO CREDIT SCORING.....	28
2.3.1. Análisis de la Cartera e Identificación de la Población Objetivo .....	28
2.3.2. Análisis de la Calidad de la Información .....	29
2.3.3. Tratamiento de la Población .....	29
2.3.3. Selección y Construcción de Variables.....	30
2.3.4. Análisis del Poder Predictivo .....	30
CAPÍTULO III.....	32
PROCESO DE TOMA DE DECISIONES.....	32
3.1 IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMA .....	32
3.1.1 Problema Principal.....	33
3.2 PLANTEAMIENTO DE ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN .....	34
3.2.1 Alternativa 1: Construir un Nuevo Score de Admisión .....	34
3.2.2 Alternativa 2: Contratar a una Consultora.....	36
3.3 SELECCIÓN DE UNA ALTERNATIVA DE SOLUCIÓN.....	37
3.4 PLANES DE ACCIÓN PARA DESARROLLAR LA SOLUCIÓN PLANTEADA .....	40
3.4.1 Aspectos Preliminares del Proyecto.....	40
3.4.2 Desarrollo de la Solución .....	42
CAPÍTULO IV .....	49
ANÁLISIS BENEFICIO – COSTO.....	49
4.1 SELECCIÓN DE CRITERIOS DE EVALUACIÓN.....	49
4.2 RESULTADOS DE LA SOLUCIÓN PLANTEADA .....	49
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	53
BIBLIOGRAFÍA.....	54
ANEXO .....	55

## ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

### ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1: TIEMPO PLANIFICADO PARA EL DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN-ALTERNATIVA 1 .....	34
TABLA 2: PERSONAL NECESARIO PARA EL PROYECTO-ALTERNATIVA 1.....	35
TABLA 3: COSTO DE LICENCIAS-ALTERNATIVA 1 .....	35
TABLA 4: COSTO TOTAL-ALTERNATIVA 1.....	35
TABLA 5: TIEMPO PLANIFICADO PARA EL DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN-ALTERNATIVA 2 .....	36
TABLA 6: PERSONAL NECESARIO PARA EL PROYECTO-ALTERNATIVA 2.....	37
TABLA 7: COSTO TOTAL-ALTERNATIVA 2.....	37
TABLA 8: CALIFICACIÓN Y EVALUACIÓN DE LAS ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN .....	39
TABLA 9: SCORECARD VARIABLE EDAD.....	46
TABLA 10: EJEMPLO DE TABLA DE PUNTO DE CORTE.....	47
TABLA 11: CÁLCULO DE INDICE DE ESTABILIDAD POBLACIONAL .....	48
TABLA 12: RESULTADOS ESPERADOS EN LOS INDICADORES .....	50
TABLA 13: RESULTADOS ESPERADOS EN LOS INDICADORES INCLUYENDO RENTABILIDAD .....	52

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: ORGANIGRAMA PERUBANK .....	5
FIGURA 2: PARTICIPACIÓN EN EL MERCADO DE TARJETAS DE CRÉDITO.....	6
FIGURA 3: PROCESO DE ORIGINACION DE CLIENTES.....	9
FIGURA 4: PILARES ESTRATÉGICOS PARA CRECER .....	12
FIGURA 5: SCORE Y CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO .....	20
FIGURA 6: FIJACIÓN DEL CUT OFF Y POLÍTICA DE CRÉDITO.....	27
FIGURA 7: DIAGRAMA CAUSA EFECTO .....	33
FIGURA 8: ORGANIGRAMA DEL PROYECTO.....	41
FIGURA 9: PROCESO DE CONSTRUCCION DEL MODELO.....	42
FIGURA 10: EJEMPLO DE DICCIONARIO DE DATOS.....	43
FIGURA 11: DISTRIBUCION BUENOS VS MALOS .....	50
FIGURA 12: RENTABILIDAD POR PUNTO.....	51

## RESUMEN EJECUTIVO

El presente trabajo consiste en el desarrollo de un modelo de score de admisión para la evaluación crediticia de tarjetas de crédito en una entidad bancaria a la que llamaremos PERUBANK. El problema surge con el análisis de que las solicitudes aprobadas en el 2009, 2010 han resultado con alto nivel de morosidad, analizando la situación se determina que no existe un adecuado poder discriminativo del modelo actual, por tanto se desea cambiar el modelo actual por uno con mejor poder discriminativo.

Se plantean dos alternativas y en base a los criterios de evaluación se opta por una, la cual consiste en trabajar conjuntamente con una consultora. PERUBANK preparará los datos para enviar a la consultora y determinará la segmentación del modelo, la consultora construirá el modelo validando cada etapa con PERUBANK, y finalmente el banco implementará el modelo según el apetito de riesgos que definirá según el análisis de rentabilidad.

Finalmente se obtienen los resultados esperados: un modelo con buen poder discriminante y un buen ratio de aprobación acorde con la mora esperada que se ha definido según el apetito de riesgos, con esto no se afectarán las ventas actuales y captaremos mejores clientes, por tanto se espera que el producto tarjeta de crédito sea un producto rentable.

## **DESCRIPTORES TEMÁTICOS**

**CREDIT SCORING**

**RIESGO DE CRÉDITO**

**MOROSIDAD**

**RENTABILIDAD**

**PUNTOS DE CORTE (CUT OFF)**

**SCORECARD**

**INDICADOR KS**

**PROBABILIDAD DE DEFAULT**



## INTRODUCCIÓN

Un buen modelo de score de admisión para créditos asegura una adecuada estrategia del control del riesgo crediticio, ya que permite asignar una puntuación que representa la probabilidad de que un cliente incumpla sus obligaciones de pago. Ante un elevado ratio de morosidad se debe implementar este modelo y eso es lo que se pretende desarrollar en este trabajo.

Para desarrollar la solución se estructuró el presente trabajo de la siguiente manera: En el capítulo 1 se desarrolla el pensamiento estratégico, donde se detalla la organización, sus clientes, proveedores, procesos implicados en la admisión de tarjetas de crédito. También se desarrolla el diagnóstico estratégico del proceso de admisión del producto, identificando las fortalezas y debilidades con lo que se plantean un conjunto de acciones a tomar.

En el capítulo 2 se desarrolla el marco teórico necesario para entender el desarrollo de un modelo de score para admisión de créditos.

En el capítulo 3 se plantean las posibles alternativas, y en base a los criterios de evaluación se opta por la alternativa de contratar a una consultora para el desarrollo del modelo de score de admisión.

En el capítulo 4 se muestran los resultados de acuerdo al análisis desarrollado, se muestran los ratios de aprobación esperados y la tasa de malos y morosidad esperada, incluyendo un análisis de rentabilidad que nos asegura que la decisión tomada es correcta. Finalmente se muestran las conclusiones y recomendaciones

## **CAPÍTULO I**

### **PENSAMIENTO ESTRATÉGICO**

#### **1.1 DIAGNÓSTICO FUNCIONAL**

##### **1.1.1 Organización**

El Banco PERUBANK. fue fundado el 1 de mayo de 1897 iniciando sus operaciones el 17 del mismo mes en su primer local ubicado en la ciudad de Lima. En 1934 comienza la descentralización administrativa, inaugurando su primera oficina de provincias en la ciudad de Chiclayo. En 1944, International Petroleum Company asume el control mayoritario del Banco hasta 1967, cuando firma una alianza estratégica con Chemical Bank New York Trust & Co. En 1970, el Banco fue transferido al Estado con la reforma financiera del gobierno militar.

El 23 de agosto de 1994, aproximadamente el 91% de las acciones comunes del Banco fueron adquiridas por Corporación PERUBANK (International Financial Holding) en una subasta de privatización.

Desde la privatización, la alta dirección de PERUBANK orientó sus esfuerzos a transformar al Banco. Las actividades que se han desarrollado incluyeron la eliminación y control de gastos, el saneamiento de la cartera, la modernización del Banco, el lanzamiento de nuevos productos y servicios, la reestructuración de procesos a través de las reingenierías, la capacitación del personal, entre otros. Todas estas medidas se enmarcan en el objetivo del Banco de establecer una cultura de ventas en la que el servicio al cliente es la principal prioridad.

En el 2001, PERUBANK adquirió un conjunto de activos y pasivos del Banco Latino en el marco del proceso de reorganización societaria de este último. Este se realizó en el ámbito del Programa de Consolidación del Sistema Financiero creado por el Decreto de Urgencia No. 108-2000. En setiembre de 2002, PERUBANK adquirió la cartera de tarjetas de crédito de Aval Card Perú S.A., fortaleciendo su posición en el segmento de banca personal.

Posteriormente, mediante una operación de compra venta realizada en la Rueda de Bolsa de la Bolsa de Valores de Lima el día 11 de diciembre de 2003, PERUBANK adquirió la propiedad de 24'121,528 acciones de Supermercados Santa Isabel S.A.A (hoy Supermercados Peruanos S.A) que representaban el 17.16% de su capital a un precio de S/. 0.72 (setenta y dos céntimos de Nuevo Sol) por acción.

Por su parte, Interseguro Compañía de Seguros de Vida S.A. adquirió la propiedad de 96'486,111 acciones representativas del 68.64% del capital de Supermercados Santa Isabel S.A.A. al mismo precio por acción. El 14.20% restante de las acciones de la empresa Supermercados Santa Isabel S.A.A. fue adquirido por Compass Capital Partners Corp., también a un precio S/. 0.72 (setenta y dos céntimos de Nuevo Sol) por acción.

En el año 2005 se implementaron las tiendas Money Market dentro de los diferentes locales de Supermercados Peruanos S.A. y las tiendas Money Store en locales independientes, ambas relacionadas con los servicios de banca personal y orientados a brindar servicios bancarios en horarios extendidos y contribuir en forma significativa con la atracción de nuevos clientes.

En abril de 2007, como consecuencia de un proceso de reorganización corporativa del Grupo Económico, PERUBANK, Interseguro, IFH Perú Ltd. y Compass Capital Partners Corp. transfirieron la totalidad de su participación en Supermercados Peruanos S.A. a IFH Retail Corp., subsidiaria de IFH Perú Ltd.

Para fines de 2009, la alianza estratégica con Supermercados Peruanos S.A. seguía generando importantes sinergias en el desarrollo de la banca de

personas. A diciembre de 2009 el parque de tarjetas de crédito VEA superaba las 725,000 unidades, contribuyendo de manera importante a que PERUBANK mantenga el puesto líder en tarjetas de crédito al cierre de 2009, con 20.3% de participación de mercado.

En setiembre de 2007, PERUBANK cerró la compra de la cartera hipotecaria del Banco del Trabajo. Esta cartera estaba constituida por 3,040 préstamos hipotecarios, sumando un total de US\$ 57 millones. Con esta operación, la cartera hipotecaria de PERUBANK sobrepasó los US\$ 250 millones y alcanzó el 10% de participación de mercado. Al cierre de 2008 la cartera de créditos hipotecarios superaba los US\$ 370 millones.

Desde inicios de 2007 y hasta fines de 2008, PERUBANK llevó a cabo un agresivo proceso de expansión cuyo objetivo principal buscaba duplicar la red de distribución en dos años. De este modo, el número de tiendas PERUBANK pasó de 111 a fines de 2006 a 207 tiendas al cierre de 2008.

Del mismo modo, el número de cajeros pasó de 701 a 1,400 en el mismo Continuando con nuestra cultura de expansión PERUBANK firmó un convenio con Bank of China en el año 2010 mediante el cual se busca ampliar la base de clientes corporativos y de consumo que maneja el Banco. Asimismo, este convenio nos permite mantener fuertes relaciones con los funcionarios de Bank of China a través del China Desk que se realizaría en Perú. Producto del fuerte crecimiento y desempeño del Banco, en el 2010 las tres principales clasificadoras de riesgo lo calificaron como una empresa con grado de inversión. Ello nos permitió realizar dos importantes emisiones de deuda en los mercados internacionales bajo tasas competitivas y estructuras que vayan acorde con las necesidades del mercado.

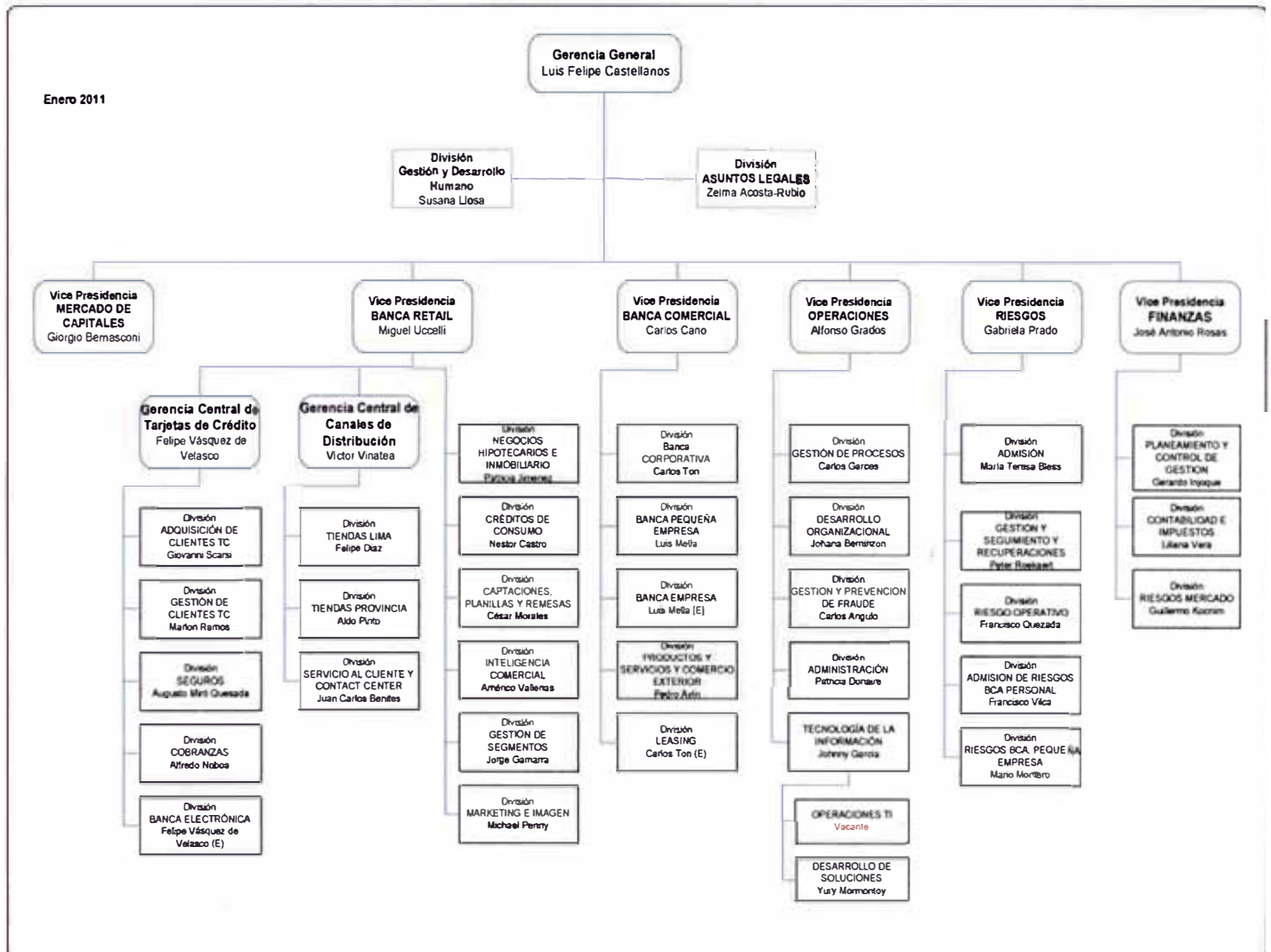
Para agregar valor a nuestra red de cajeros, estrenamos el cajero GlobalNet Plus, el único formato en Perú que acepta depósitos y pagos, y adicionalmente puede dar vuelto. Para los clientes que valoran una respuesta rápida a sus solicitudes de crédito, lanzamos la campaña "Pre aprobamos tu crédito en 1 minuto" para préstamos efectivos, hipotecarios y vehiculares.

Finalmente, cabe señalar que PERUBANK recibió importantes reconocimientos, destacando el sexto puesto en la encuesta anual del Great Place to Work Institute, y manteniéndose en el Cuadro de Honor por décimo año consecutivo. Además, recibió el premio de León de Plata en el Festival de Cannes, constituyéndose en el primer banco peruano en recibir este premio.

### **1.1.2 Organigrama General**

PERUBANK ha continuado progresando significativamente en su desarrollo hacia un banco moderno, está dividida en 6 vicepresidencias según se muestra en la FIGURA 1. Su sede principal, Torre PERUBANK, ubicada entre las avenidas Javier Prado y Paseo de la República, marca el inicio de una nueva era, con mejores servicios integrados, tecnología de avanzada y con los mismos valores, filosofía y compromiso que garantizan que PERUBANK brinde un excelente servicio a sus clientes.

FIGURA 1. ORGANIGRAMA PERUBANK<sup>1</sup>



### 1.1.3 Productos y Servicios

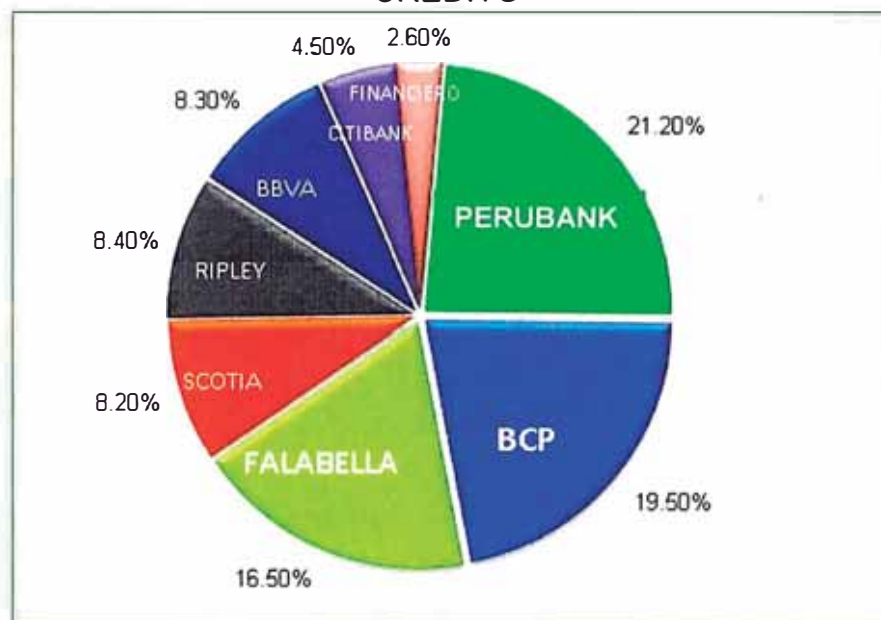
PERUBANK opera las tres marcas de tarjeta de crédito más relevantes en el mercado local; American Express, Visa y Master Card. Paralelamente, se ha instalado una de las redes de cajeros automáticos más amplia a nivel nacional, PERUBANK, la cual además acepta tarjetas emitidas por otros bancos.

<sup>1</sup> Elaborado por el área de Desarrollo Organizacional de PERUBANK

### Participación en el mercado de tarjetas de crédito:

PERUBANK cuenta con una importante presencia en el sistema financiero peruano, sustentada en su cobertura nacional, agencias innovadoras, con personal altamente capacitado y motivado, con productos adecuados a las necesidades de sus clientes-objetivo, y participación en el mercado de capitales(FIGURA 2).

FIGURA 2. PARTICIPACIÓN EN EL MERCADO DE TARJETAS DE CRÉDITO<sup>2</sup>



Saldos en \$MM, Mayo 2012

<sup>2</sup> Elaborado por el área de competencia de PERUBANK

### **Servicios a personas naturales:**

- Depósitos
- Productos de ahorro – Inversión
- Créditos (personales, hipotecario, vehicular, pequeña empresa, Etc.)
- Tarjetas de Crédito
- Seguros (vida, desempleo, salud, protección de tarjetas de crédito, etc.)
- Servicios varios (pago de servicios, SUNAT, pago con cargo en cuenta)
- Pagos y transferencias con otros bancos
- Remesas de dinero
- Servicios internacionales (giros, cheques de viajero)
- Cambios de moneda
- Recarga de celulares

### **Servicios a empresas:**

- Depósitos
- Inversiones
- Servicio de pagos (Remuneraciones, CTS, Proveedores, SUNAT, Otros)
- Servicio de cobranza (Letras y facturas, clientes)
- Tarjeta interactiva empresarial
- Cobertura de riesgo de tasas de interés
- Transferencia y envío de dinero
- Análisis de mercado de capitales
- Financiamiento
- Comercio exterior
- Leasing
- Finanzas corporativas



#### **1.1.4 Clientes**

Los clientes de tarjetas de crédito, principalmente son personas naturales que la solicitan como medio de pago o como medio de financiamiento.

Las marcas que se ofrecen a los clientes son:

- PERUBANK American Express: La tarjeta de mayor prestigio afiliada al Programa Mundo Express, donde ganas premios con menos puntos y te brinda atractivos seguros con amplias coberturas.
- PERUBANK Visa: La tarjeta de mayor aceptación en el mundo y afiliada al Programa Mundo Express, donde ganas premios con menos puntos.
- PERUBANK MasterCard: Una Tarjeta de Crédito de aceptación mundial afiliada al Mundo Express.

#### **1.1.5 Proveedores**

PERUBANK tiene como proveedores principales a los siguientes:

- Data Crédito: Modelos de crédito ajustados a la realidad peruana
- Equifax: : Modelos de crédito ajustados a la realidad peruana
- FairIsaac: Scores de crédito: admisión, seguimiento, cobranzas
- Xerox: Impresión
- Microsoft: Software para servidores y usuarios.
- Cosapi: Soporte técnico informático.

### 1.1.6 Procesos

El presente trabajo está orientado en el proceso de admisión de tarjeta de crédito, este es el proceso general de admisión que se puede observar en la figura 3:



#### Detalle de proceso:

- **Calificación Solicitante:** Se evalúa el historial crediticio del cliente: que haya cumplido con sus obligaciones, que no tenga créditos castigados ni refinanciados.
- **Calificación Producto:** Se evalúa si el cliente califica para la tarjeta de crédito solicitado, involucra el cálculo del puntaje según el score de admisión y políticas de riesgo adicionales.
- **Acreditación:** Se verifica los documentos: boletas de rentas, firma, etc.

<sup>3</sup> Elaborado por Inteligencia de riesgos de PERUBANK

- Digitación: Se completan los datos del cliente.
- Verificación: Se realiza la verificación física o telefónica del cliente, según corresponda
- Análisis: Se realiza la evaluación manual de los expedientes que no se han podido resolver automáticamente.

Nos enfocaremos en la sección de calificación de Producto, donde se encuentra implementado el score de admisión para tarjetas de crédito.

## **1.2 DIAGNÓSTICO ESTRATÉGICO**

### **1.2.1 Visión**

Ser el mejor banco a partir de las mejores personas.

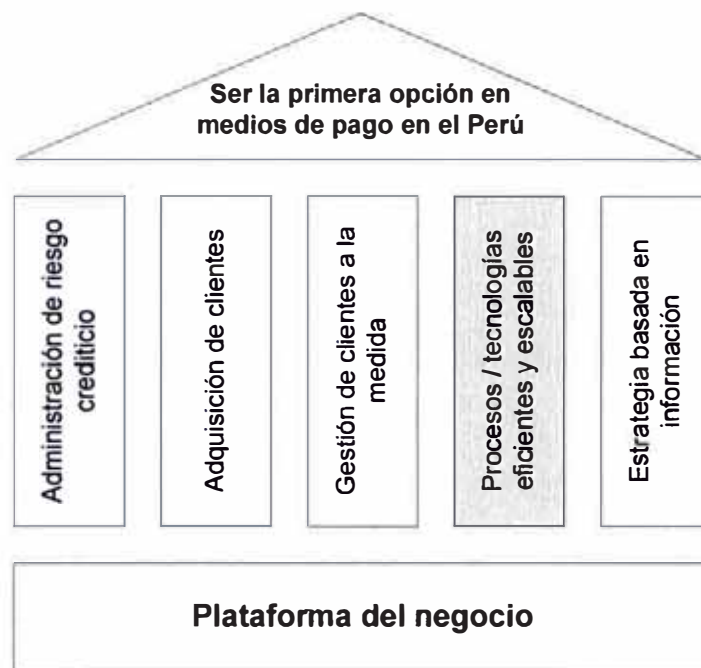
### **1.2.2 Misión**

Mejorar la calidad de vida de nuestros clientes, brindando un excelente servicio en todo momento y en todo lugar.

El objetivo estratégico de Tarjetas de Crédito de PERUBANK es “Ser la primera opción en medios de pago en el Perú”, y para lograr este objetivo considera 5 pilares, los cuales se detallan a continuación y se muestran en la FIGURA 4.

- Administración del riesgo crediticio: Permite determinar la capacidad de endeudamiento del cliente para poder asignarle una línea de crédito o rechazar la solicitud de tarjeta de crédito, esto según el perfil del cliente que lo determinara el score de admisión.
- Adquisición de clientes: Lo realiza el área de adquisiciones, quienes participan activamente en las actividades de programación de ventas y establecimiento de objetivos mensuales, semestrales y anuales.
- Gestión de clientes a la medida: Para permitir al cliente un producto que se ajuste a sus necesidades, participan el área de Gestión de clientes y Planeamiento.
- Procesos-tecnologías eficientes y escalables: Se busca siempre herramientas para la óptima evaluación crediticia: Score de Admisión, Seguimiento y Cobranzas, además de las herramientas analíticas que nos permitirán analizar información para tomar una decisión óptima.
- Estrategia basada en información: El banco tiene como atributo ser un banco analítico, la información recolectada de los diversos sistemas permite a la gerencia tomar decisiones en base a los resultados obtenidos, pronóstico de ventas y factores externos que afectaran el desempeño de la organización.

FIGURA 4. PILARES ESTRATÉGICOS PARA CRECER<sup>4</sup>



La implementación del nuevo score de admisión para tarjetas de crédito está apoyado por el pilar “Procesos / Tecnologías eficientes y escalables”.

### 1.2.3 Análisis Interno

#### Fortalezas

- Posicionamiento de PERUBANK en el mercado
- Red de agencias de PERUBANK
- Modelos predictivos / scoring de evaluación de riesgo
- Personal altamente capacitado
- Área de Diseño Organizacional que busca continuamente oportunidades de mejora

---

<sup>4</sup> Pilares estratégicos para crecer (Planeamiento estratégico de tarjetas de crédito 2011 de PERUBANK)

## **Debilidades**

- Tareas manuales en algunas estaciones (acreditación, digitación, verificación)
- Gran cantidad de información no estructurada
- Tiempos de respuesta altos

### **1.2.4 Análisis Externo**

#### **Oportunidades**

- Nuevos mercados en provincia
- Segmento de no bancarizados
- Aumento de la demanda de tarjetas de crédito
- Cartera de clientes de los socios estratégicos

#### **Amenazas**

- Nuevos competidores (Cencosud, Banbif, etc)
- Campañas agresivas de los competidores con bajas tasas de interés
- Morosidad creciente.

### 1.2.5 Matriz FODA

<p style="text-align: center;"><b>ANÁLISIS INTERNO</b></p> <p style="text-align: center;"><b>ANÁLISIS EXTERNO</b></p>	<p><b>FORTALEZAS</b></p> <p>F1. Posicionamiento de PERUBANK en el mercado</p> <p>F2. Red de agencias de PERUBANK</p> <p>F3. Modelos predictivos / scoring de evaluación de riesgo</p> <p>F4. Personal altamente capacitado</p> <p>F5. Área de Desarrollo Organizacional que busca continuamente oportunidades de desarrollo</p>	<p><b>DEBILIDADES</b></p> <p>D1. Tareas manuales en algunas estaciones (acreditación, digitación, verificación)</p> <p>D2. Gran cantidad de información no estructurada</p> <p>D3. Tiempos de respuesta altos</p>
	<p><b>OPORTUNIDADES</b></p> <p>O1. Nuevos mercados en provincia</p> <p>O2. Segmentos no bancarizados</p> <p>O3. Aumento de la demanda de tarjetas de crédito</p> <p>O4. Cartera de clientes de los socios estratégicos</p>	<p><b>FO</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Penetración del mercado incursionando en provincias y segmentos no bancarizados (F1, F2, O1, O2, O3)</li> <li>2. Aumentar la producción de la fuerza de ventas (F3, F4, O1, O2)</li> <li>3. Fomentar las ventas aprovechando los socios estratégicos (F1, F2, O3, O4)</li> </ol>
<p><b>AMENAZAS</b></p> <p>A1. Nuevos competidores (Cencosud, Banbif, etc)</p> <p>A2. Campañas agresivas con bajas tasas de interés</p> <p>A3. Morosidad creciente</p>	<p><b>FA</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Campañas agresivas de publicidad, orientado a sectores emergentes (F3, F1, A1, A2)</li> <li>2. Evaluación financiera rigurosa (A3, A1, F1, F4)</li> </ol>	<p><b>DA</b></p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Rediseñar los sistemas de información que soporten las estrategias para la posterior toma de decisiones (D2, A2, A3)</li> </ol>

## **CAPÍTULO II**

### **MARCO TEÓRICO Y METODOLÓGICO**

#### **2.1 RIESGO DE CRÉDITO**

El riesgo de crédito es la posible pérdida que asume un agente económico como consecuencia del incumplimiento de las obligaciones contractuales que incumben a las contrapartes con las que se relaciona. El concepto se relaciona habitualmente con las instituciones financieras y los bancos, pero afecta también a empresas y organismos de otros sectores.

##### **2.1.1 Ciclo de Riesgo de Crédito**

El proceso de gestión de riesgos consiste en identificar, medir, analizar, controlar, negociar y decidir, en su caso, los riesgos incurridos por la operativa del Grupo<sup>5</sup>. Durante el proceso intervienen tanto las áreas tomadoras de riesgo y la alta dirección, como la función de riesgos.

El proceso parte de la alta dirección, a través del consejo de administración y la comisión delegada de riesgos, quien establece las políticas y procedimientos de riesgos, los límites y delegaciones de facultades, y aprueba y supervisa el marco de actuación de la función de riesgos.

---

<sup>5</sup> Gestión del Riesgo. Banco Santander



En el ciclo de riesgo se diferencian tres fases: preventa, venta y postventa:

- **Preventa:** incluye los procesos de planificación, fijación de objetivos, determinación del apetito de riesgo del Grupo, aprobación de nuevos productos, estudio del riesgo y proceso de calificación crediticia y establecimiento de límites.
- **Venta:** comprende la fase de decisión tanto sobre operaciones bajo preclasificación como puntuales.
- **Postventa:** contiene los procesos de seguimiento, medición y control y gestión recuperadora.

### **2.1.2 Planificación y Establecimiento de Límites**

El establecimiento de límites de riesgo se concibe como un proceso dinámico que identifica el apetito de riesgo del Grupo mediante la evaluación de las propuestas de negocio y la opinión de riesgos.

Se concreta en el plan global de límites, siendo este documento la formalización consensuada de un documento integral que permite una gestión completa del balance y de los riesgos inherentes, estableciendo el apetito de riesgo en los diferentes factores.

Los límites se asientan sobre dos estructuras de base: los clientes/segmentos y los productos.

En el ámbito carterizado el nivel más básico es el cliente y cuando concurren determinadas características –generalmente importancia relativa– es objeto de establecimiento de un límite individual (preclasificación).

Así, para los grandes grupos corporativos se utiliza un modelo de preclasificaciones basado en un sistema de medición y seguimiento de capital económico. Para el segmento de empresas se utiliza un modelo de preclasificaciones más simplificado para aquellos clientes que cumplen determinados requisitos (alto conocimiento, rating, etc.).

En el ámbito del riesgo estandarizado el proceso de planificación y establecimiento de límites se realiza mediante los programas de gestión de crédito (PGC), documento consensuado entre las áreas de negocio y riesgos y aprobados por la comisión delegada de riesgos o comités delegados por ésta y en el que se plasman los resultados esperados del negocio en términos de riesgo y rentabilidad, así como los límites a los que se debe sujetar dicha actividad y la gestión de riesgos asociada.

### **2.1.3 Estudio del Riesgo y Proceso de Calificación Crediticia**

El estudio del riesgo es, obviamente, requisito previo para la autorización de operaciones a clientes por parte del Banco.

Dicho estudio consiste en analizar la capacidad de la contraparte para hacer frente a sus compromisos contractuales con el Banco. Esto implica analizar la calidad crediticia del cliente, sus operaciones de riesgo, su solvencia y la rentabilidad a obtener acorde con el riesgo asumido.

El estudio del riesgo se realiza cada vez que se presenta un nuevo cliente u operación o con una periodicidad preestablecida, dependiendo del segmento de que se trate.

Adicionalmente también se realiza el estudio y revisión de la calificación cada vez que se dispara una alerta o un evento que afecte a la contraparte/operación.

### **2.1.4 Decisión sobre Operaciones**

El proceso de decisión sobre operaciones tiene por objeto el análisis y la resolución de las mismas, tomando en consideración tanto el apetito de riesgo como aquellos elementos de la operación que resultan relevantes en la búsqueda del equilibrio entre riesgo y rentabilidad.

### **2.1.5 Seguimiento y Control**

Para el adecuado control de la calidad crediticia, además de las labores ejercidas por la división de Auditoría Interna, en la dirección general de riesgos, y mediante equipos locales y globales, está establecida una función específica de seguimiento de los riesgos, para la que están identificados recursos y responsables concretos.

Dicha función de seguimiento se fundamenta en un proceso continuo, de observación permanente, que permite detectar anticipadamente las incidencias que se pudieran llegar a producir en la evolución del riesgo, las operaciones, los clientes y su entorno, con el fin de emprender acciones encaminadas a mitigarlas. Esta función de seguimiento está especializada en base a la segmentación de clientes.

Con este fin se conforma un sistema denominado firmas en vigilancia especial (FEVE) que distingue cuatro grados en función del nivel de preocupación de las circunstancias observadas (extinguir, afianzar, reducir y seguir). La inclusión de una firma en FEVE no implica que se hayan registrado incumplimientos, sino la conveniencia de adoptar una política específica con la misma, determinando responsable y plazo en que debe llevarse a cabo. Los clientes calificados en FEVE se revisan al menos semestralmente, siendo dicha revisión trimestral para aquéllos en los grados más graves. Las vías por las que una firma se califica en FEVE son la propia labor de seguimiento, revisión realizada por la auditoría interna, decisión del gestor comercial que tutela la firma o entrada en funcionamiento del sistema establecido de alarmas automáticas.

El presente informe está situado en la etapa de venta del ciclo de crédito, y detalla la implementación de una herramienta para la evaluación crediticia. Esta herramienta es un modelo de score de admisión.

## 2.2. ¿QUÉ ES UN MODELO DE CREDIT SCORING?

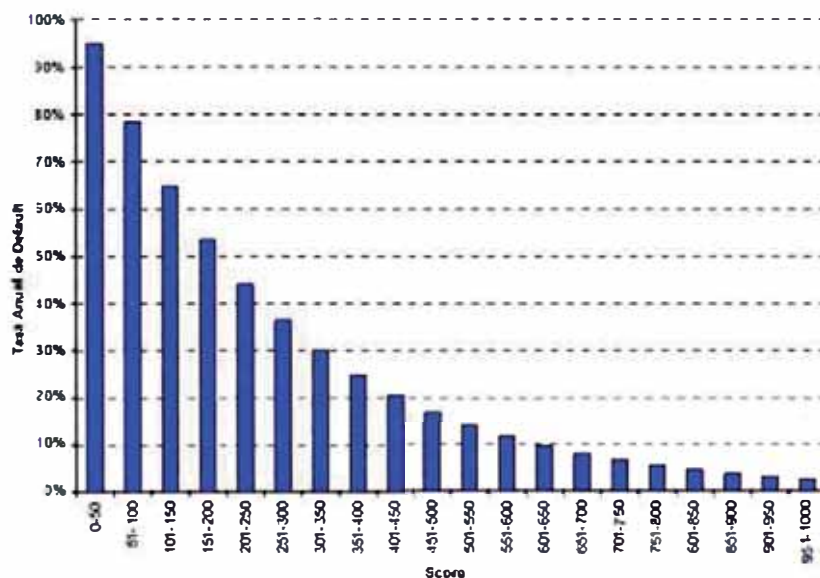
Los métodos o modelos de credit scoring, a veces denominados score-cards o classifiers, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera de préstamos. Este es uno de los aspectos en los que se diferencian de otras herramientas de medición del riesgo de crédito.

En una primera aproximación a los mismos, se los puede definir como “métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’” (Hand y Henley (1997)). Aunque originalmente en los 70's se basaban en técnicas estadísticas (en particular, el análisis discriminante), en la actualidad también están basados en técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. En cualquier caso, los modelos de credit scoring emplean principalmente la información del evaluado contenida en las solicitudes de crédito y/o en fuentes internas y/o externas de información.

El resultado de la evaluación se refleja en la asignación de alguna medida que permita comparar y ordenar a los evaluados en función de su riesgo, a la vez que cuantificarlo. Por lo general, los modelos de credit scoring le asignan al evaluado un puntaje o score, o una calificación, clasificación o rating. Algunos métodos los asignan a grupos, en donde cada grupo tiene un perfil de riesgo distinto; sin embargo, en la práctica esto equivale a una calificación. A su vez, estos ordenamientos de los deudores permiten obtener estimaciones más concretas del riesgo; en general se busca obtener alguna estimación de la probabilidad de incumplimiento del deudor (PD, por probabilidad de default) asociada a

su score, rating o calificación. Esta estimación se puede obtener directamente del score en el caso de los modelos econométricos, o también en función de la tasa de incumplimiento (TD, por tasa de default) histórica observada en el grupo de deudores con la misma calificación o score similar. La figura 5 muestra un ejemplo artificial de una salida de un modelo de credit scoring, que muestra la TD histórica asociada a cada rango del score. La relación entre ambos se muestra para intervalos del puntaje, ya que es una variable continua, y se observa que el riesgo cae de manera exponencial a medida que mejora el score. Esta es una regularidad de las técnicas de credit scoring y sistemas de rating: a medida que mejora el score o calificación, la caída marginal en el riesgo es cada vez menor.

FIGURA 5. SCORE Y CUANTIFICACIÓN DEL RIESGO<sup>6</sup>



<sup>6</sup> Modelos de Credit Scoring, Banco Central de la República Argentina

Si bien en el ejemplo de la Figura 5, la escala del score oscila entre 0 y 1.000, la misma es arbitraria y depende en última instancia de la

construcción del modelo. También podría concebirse un modelo en el cual el riesgo baja a medida que baja el score, pero en la práctica predominan aquellos que presentan una relación inversa entre el score y el riesgo.

### **2.2.1. Técnicas Empleadas**

Para evaluar el riesgo crediticio o la conveniencia de otorgar un crédito, hay una gran variedad de metodologías disponibles (para una comparación de enfoques alternativos ver Srinivasan y Kim (1987), Mester (1997), Hand y Henley (1997) y Thomas (2000)): análisis discriminante, regresión lineal, regresión logística, modelos probit, modelos logit, métodos no paramétricos de suavizado, métodos de programación matemática, modelos basados en cadenas de Markov, algoritmos de particionamiento recursivo (árboles de decisión), sistemas expertos, algoritmos genéticos, redes neuronales y, finalmente, el juicio humano, es decir, la decisión de un analista acerca de otorgar un crédito. Aunque esta última presenta la ventaja de ser más eficaz en tratar las excepciones a la experiencia pasada, los métodos de credit scoring son más eficientes a la vez que sus predicciones más objetivas y consistentes, por lo que pueden analizar y tomar decisiones sobre una gran cantidad de solicitudes de crédito en poco tiempo y a un bajo costo. La literatura sugiere que todos los métodos de credit scoring arrojan resultados similares, por lo que la conveniencia de usar uno u otro depende de las características particulares del caso.

El objetivo de un banco es maximizar los beneficios derivados de la intermediación crediticia, lo cual no necesariamente tiene que estar relacionado directamente con el riesgo. Es decir, que un solicitante de crédito presente cierto riesgo no necesariamente implica que no conviene otorgarle financiamiento. Probablemente un cliente de una entidad que se financia con tarjeta de crédito y que es relativamente riesgoso, es más

rentable que uno que no es para nada riesgoso pero que nunca se financia con la tarjeta. Por lo tanto, a la hora de determinar qué solicitudes aceptar y cuáles rechazar, la entidad tiene en cuenta los beneficios esperados de los solicitantes de distinto tipo de riesgo. Por ejemplo, Srinivasan y Kim (1987) analizan el problema de una empresa comercial que debe determinar el límite crediticio óptimo para cada cliente. Para estimarlo, resuelven un problema dinámico que integra la evaluación de riesgo del cliente con los beneficios potenciales que de él se derivarían y muestran los resultados para distintos métodos de credit scoring. Éstos proveerán distintas estimaciones de riesgo que, insertadas en el programa dinámico, permitirán obtener estimaciones del límite crediticio óptimo para cada cliente.

Entre todas las metodologías disponibles, los modelos probit, junto con las regresiones lineal y logística, el análisis discriminante y los árboles de decisión, se encuentran entre los métodos más usados en la industria para confeccionar estos modelos. Boyes, Hoffman y Low (1987) y Greene (1992) utilizan un probit bivariado para evaluar solicitudes de tarjeta de crédito, teniendo en cuenta no sólo la probabilidad de default del deudor, sino también el beneficio esperado para el banco derivado de la utilización de la tarjeta por parte del solicitante. Gordy (2000), al comparar modelos de cartera de riesgo crediticio, utiliza modelos probit para estimar la probabilidad de default de cada exposición en la cartera. Cheung (1996) y Nickell, Perraudin y Varotto (1998) utilizan modelos probit ordenados, de los cuales los probit bivariados son un caso particular, para estimar la futura probable calificación de títulos públicos, en tanto que Falkenstein (2000) realiza una aplicación similar pero para deuda privada.

Aunque los métodos señalados en el párrafo anterior son los más utilizados, frecuentemente se emplean de manera combinada. En primer lugar, como se mencionó en la introducción, en general en el sistema financiero argentino estos modelos no se usan de manera mandatoria para

aceptar una solicitud, sino que sus resultados se combinan con revisiones posteriores. En otros casos, previo al cálculo del score se aplican filtros que acotan el universo de solicitantes a ser evaluados con estos modelos. En ocasiones se combinan diversas metodologías, como por ejemplo en los árboles de regresión: a través de un árbol se segmenta la muestra de deudores y luego a los deudores de cada segmento se les estima una regresión logística o modelo probit con distintas características.

### **2.2.2. Variables Empleadas**

En las diversas aplicaciones de modelos de credit scoring, el tipo de variables utilizadas varía significativamente según se trate de modelos para la cartera retail (individuos y PyMEs), donde generalmente se usan variables socioeconómicas o datos básicos del emprendimiento productivo, o de grandes empresas (corporates). En este caso, se utilizan variables extraídas de los estados contables, información cualitativa acerca de la dirección, el sector económico, proyecciones del flujo de fondos, etc.

Para hacer credit scoring de corporates, RiskCalc<sup>TM</sup> de Moody's (ver Falkenstein (2000)) utiliza: activos/IPC, inventarios/costo de mercaderías vendidas, pasivos/activos, crecimiento de los ingresos netos, ingresos netos/activos, prueba ácida, ganancias retenidas/activos, crecimiento en las ventas, efectivo/activos y ratio de cobertura del servicio de la deuda. También señalan que (i) las variables con mayor poder predictivo son ganancias, apalancamiento, tamaño de la empresa y liquidez; y (ii) si bien la teoría recomienda utilizar ratios de apalancamiento y rentabilidad en un modelo de scoring, la experiencia sugiere usar ratios de liquidez. Srinivasan y Kim (1987), al comparar la performance de distintos modelos para deudas corporate usan: activo corriente/pasivo corriente, prueba ácida, patrimonio neto/deuda, logaritmo de los



activos, ingresos netos/ventas, ingresos netos/activos. Finalmente, el Z-score (Altman, 1968) utiliza: capital de trabajo/activos, ganancias retenidas/activos, EBIT/activos, valor de mercado del patrimonio neto/valor libros de la deuda y ventas/activos.

Dentro de los modelos para deudas retail, Boyes, Hoffman y Low (1989) y Greene (1992) utilizan variables socioeconómicas: edad, estado civil, cantidad de personas a cargo, tiempo de permanencia en el domicilio actual y en el empleo actual, nivel educativo, si es propietario de la vivienda que habita, gastos mensuales promedio/ingresos mensuales promedio, tipo de

ocupación, si tiene tarjeta de crédito, cuenta corriente o caja de ahorro, número de consultas en los credit bureaus y cómo está calificado en ellos. Dentro de los modelos utilizados en la industria, Fair Isaac Corporation desarrolló uno que es empleado por los tres mayores burós de crédito de Estados Unidos de Norteamérica para calcular sus scores (de buró). Se trata del FICO credit risk score, que es empleado por los burós Equifax, Experian y Transunion para calcular sus scores: Beacon, Experian/Fair Isaac Risk Model y FICO Risk Score/Classic respectivamente. Estos scores tienen una amplia difusión para evaluar solicitudes de crédito y fluctúan entre un mínimo de 300 puntos y un máximo de 850. Aunque los tres emplean el mismo modelo, una misma persona puede tener distintos puntajes si su información difiere en dichos burós de crédito.

El FICO credit risk score utiliza principalmente variables asociadas al comportamiento de pagos actual y pasado, y refleja la idea de que el comportamiento pasado es el mejor predictor del comportamiento futuro. Los grupos de variables empleadas, junto con su incidencia en el score, son: historia de pagos (35%), monto adeudado (30%), largo de historia crediticia (15%), nuevo crédito (10%) y tipo de crédito usado (10%). A diferencia de las aplicaciones más académicas, y por motivos legales<sup>8</sup>, no utiliza variables como raza, religión,

nacionalidad, sexo y estado civil. Tampoco emplea la edad, los ingresos, la ocupación y antigüedad en el empleo, el domicilio, la tasa de interés y el número de consultas realizadas al buró por el deudor, por entidades financieras para ofrecer productos pre-aprobados o para monitorear a sus deudores, o por empleadores. La cantidad de consultas realizadas en respuesta a solicitudes de crédito sí influye en el score.

La información que se emplea para hacer scoring del portafolio retail usualmente se clasifica en positiva y negativa. La información negativa es aquella asociada a los incumplimientos y atrasos en los pagos, mientras que la positiva es la información de los pagos a término y otra información descriptiva de las deudas, como montos de préstamos, tasas de interés y plazo de las financiaciones. La evidencia empírica muestra que la inclusión de la información asociada al buen comportamiento de pagos mejora sustancialmente la performance de estos modelos. Por ejemplo, con datos de Argentina, Brasil y Mexico, Powell et al (2004) cuantifica la mejora en el poder predictivo de estos modelos al incluir la información positiva respecto a modelos que sólo usan información negativa, y muestra que su utilización por parte de los dadores de crédito facilita el acceso al crédito y mejora la calidad de los portafolios de préstamos de las entidades financieras.

Por último, los modelos de credit scoring para microemprendimientos y PyMEs tienden a combinar información personal del titular del emprendimiento y del negocio. Uno de los primeros desarrollos fue el Small Business Scoring Solution que Fair Isaac Corporation introdujo en 1995, que fue pionero en combinar información de los principales dueños de la empresa y del negocio mismo. Dentro de los desarrollos académicos más recientes, Miller y Rojas (2005) hacen credit scoring de PyMEs de Mexico y Colombia, mientras que Milena, Miller y Simbaqueba

(2005) hacen lo mismo para microfinancieras de Nicaragua.

### **2.2.3. Aplicaciones**

Tanto en el ámbito teórico como en la práctica de la industria bancaria, los modelos de credit scoring se pueden emplear para evaluar la calidad crediticia de clientes de todo tamaño: retail (individuos y PyMEs) y corporate. Sin embargo, en la práctica predominan para evaluar el portafolio retail, mientras que los deudores corporate se evalúan con sistemas de rating. Además de las diferencias en las variables empleadas para uno y otro tipo de cliente, la evaluación de grandes empresas implica la revisión de aspectos cualitativos de difícil estandarización, por lo cual el resultado se expresa como una calificación y no como un score. De todos modos, Ridpath y Azarchs (2001) estiman modelos de credit scoring para empresas grandes que cotizan en bolsa, mientras que Jennings (2001) discute las ventajas de su aplicación en PyMEs. En el resto del documento se analizan modelos diseñados para la banca minorista exclusivamente.

Las entidades pueden emplear estos modelos en la originación, es decir, para resolver solicitudes de crédito. En este caso se trata de modelos reactivos o de application scoring. También se emplean para administrar el portafolio de créditos, en cuyo caso se trata de modelos de seguimiento, proactivos o de behavioural scoring, y se pueden emplear para: administrar límites de tarjetas y cuentas corrientes, analizar la rentabilidad de los clientes, ofrecer nuevos productos, monitorear el riesgo y detectar posibles problemas de cobranza, entre otras aplicaciones.

En el caso de los modelos de application scoring, las entidades financieras generalmente determinan un cut off o punto de corte para determinar qué solicitudes se aceptan (por tener un puntaje mayor o igual al cut off) y cuáles no. La fijación del mismo no responde a

consideraciones de riesgo exclusivamente sino que depende de la tasa de beneficios deseada por la entidad y su apetito por el riesgo. A su vez, para la misma rentabilidad deseada, una entidad con una mejor gestión de recuperos o un mejor sistema de administración de límites o de alertas tempranas, podría trabajar con menor cut off ya que compensa el mayor riesgo con una menor exposición al mismo o una mejor gestión de recuperos. La relación entre la política de crédito de un banco y su manejo del scoring se esquematiza en la Figura 6.

FIGURA 6. FIJACIÓN DEL CUT OFF Y POLÍTICA DE CRÉDITO<sup>7</sup>

Score	Banco Conservador - minimiza riesgo -	Banco Estándar	Banco Agresivo - maximiza colocaciones -
1000 riesgo bajo	Acepta automáticamente	Acepta automáticamente	Acepta automáticamente
	Revisión	Revisión	
riesgo alto 0	Rechaza automáticamente	Rechaza automáticamente	Revisión
		Rechaza automáticamente	Rechaza automáticamente

<sup>7</sup> Modelos de Credit Scoring, Banco Central de la República Argentina

## **2.3. METODOLOGÍA DE CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO CREDIT SCORING.**

En el siguiente apartado se expondrá una manera de estructurar el desarrollo de un modelo de decisión.

El desarrollo del modelo se basa en la asociación entre datos particulares, financieros y de negocio con una situación crediticia, para lograr el reconocimiento de patrones de comportamiento en función de la información disponible. El algoritmo del modelo contiene las variables y la ponderación de cada uno de ellas para el cálculo del score. Con dicha ecuación se produce una calificación de los prospectos en función de la puntuación ofrecida por el modelo.

El score obtenido se valida y se contrasta a cada uno de los niveles crediticios internos que estén calculadas en un período histórico amplio y con una muestra de clientes representativa.

Estos modelos, tienen la condición de contar con una muestra suficiente de resultados buscados, consistente en términos estadísticos, que permita el entrenamiento del modelo.

### **2.3.1. Análisis de la Cartera e Identificación de la Población Objetivo**

El análisis de la cartera de la entidad permite conocer cuáles son las características financieras y, eventualmente, las particularidades de los prestatarios de la entidad.

En el caso de que se observasen aspectos muy específicos, se tendrían en cuenta a la hora de construir los modelos. De esta forma, se tienen en cuenta las estrategias y políticas de crédito y financiación de la entidad, así como sus posibles nichos de mercado. Identificar la población para la que se va a desarrollar el modelo de calificación crediticia. Por ejemplo, se

segmenta principalmente por tipos de productos (préstamos de consumo, créditos hipotecarios, tarjetas de crédito, cuentas corrientes, etc.).

Asimismo, se estudian otros tipos de segmentación (clientes, no clientes, etc.)

### **2.3.2. Análisis de la Calidad de la Información**

Es necesario realizar un análisis de la calidad de la información obtenida de las bases de la entidad:

- Análisis de la bondad de la información suministrada. En general los datos utilizados provienen de las bases de datos internas de la Entidad.
- Análisis del porcentaje de información disponible para cada variable. Aquellas variables con un alto porcentaje de datos no informados son eliminadas para los estudios posteriores.
- Filtrado de registros. Con el fin de evitar la construcción del modelo con información desvirtuada se determina una serie de filtros lógicos sobre los componentes de la muestra inicial.

### **2.3.3. Tratamiento de la Población**

La construcción de los modelos requiere de la definición de una muestra de construcción específica para cada uno de ellos donde se recojan los distintos patrones crediticios.

Por lo tanto es necesario definir para cada componente de la muestra inicial, compuesta por un conjunto de operaciones, qué se entiende por registro moroso o no moroso, rentable o no rentable, que aporte valor al banco o no, en resumidas palabras se utiliza la clasificación dicotómica (malo o bueno), e identificar las variables que permiten definir el perfil del mismo.

### **2.3.3. Selección y Construcción de Variables**

Una vez analizada la información y realizados los filtros iniciales de la misma, se construyen las variables susceptibles de formar parte del modelo. Posteriormente se seleccionarán solamente aquellas que aporten un alto poder discriminante al modelo.

En ciertos casos las variables incrementan su capacidad discriminante si sus valores son agrupados en un menor número de valores o categorías, no depende del método utilizado para construir el modelo, sino de la oportunidad de darle sentido lógico a la variable. Por ello se procede a su categorización, la cual proporciona: transformación de las variables continuas en variables discretas o transformación de las variables discretas en otras variables discretas con menor número de categorías. Esta fase comprende: Análisis Univariante, Análisis Multivariante, Elección de algoritmo del modelo de calificación.

### **2.3.4. Análisis del Poder Predictivo**

Se evalúa la capacidad de distinción del modelo entre la ocurrencia o no del evento buscado. Los análisis empleados para la estimación de la bondad de ajuste del modelo son los siguientes:

- Gráfico de las distribuciones de las calificaciones que asigna el modelo al grupo de las operaciones con resultado negativo y con resultado positivo.
- Índice de poder: medida que indica el grado de predicción del modelo, es decir, un índice de poder elevado indica que las operaciones con resultado negativo son calificadas en su mayor parte por el modelo en las peores calificaciones, mientras que las operaciones con resultado positivo son calificadas en los niveles altos.

- Curva ROC (Receiving Operating Characteristic), que compara distintos escenarios de aceptación o denegación de operaciones con el desempeño conocido de las mismas. De dicha comparación se obtienen distintos puntos que componen la curva ROC, cuya área comprendida indicará el nivel de predicción del modelo.
- Porcentaje de acierto de las operaciones con resultado negativo y de las operaciones con resultado positivo.



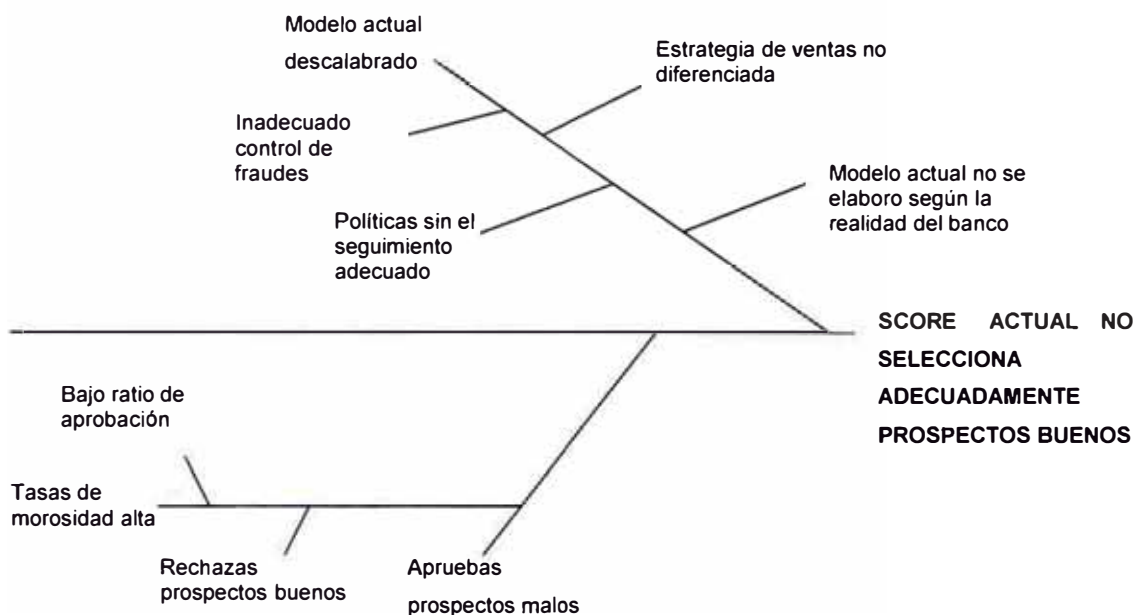
## **CAPÍTULO III**

### **PROCESO DE TOMA DE DECISIONES**

#### **3.1 IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMA**

En la matriz FODA se puede observar las Oportunidades en el mercado de tarjetas de crédito específicamente en provincias y en no bancarizados pero se tiene un elevado ratio de morosidad, por tanto necesitaríamos un nuevo modelo de score de admisión para aprovechar las oportunidades sin caer en ratios de morosidad más elevados, se elaboró el diagrama causa efecto para determinar las causas del problema (FIGURA 7).

FIGURA 7. DIAGRAMA CAUSA EFECTO



Fuente: Propia

### 3.1.1 Problema Principal

El problema principal es que el modelo de score actual no discrimina adecuadamente los prospectos buenos de los prospectos malos, con lo cual podemos estar rechazando clientes buenos que nos permitirán crecer en el mercado de tarjetas de crédito, y estamos aprobando clientes malos que hacen que se eleve el ratio de morosidad y por tanto las provisiones del banco.

El score actual es una adaptación de un modelo implementado por una consultora en otro país, por tanto al ser solo una adaptación no fue desarrollado acorde con la realidad peruana y por tanto es comprensible tener estos resultados, el error cometido es que no se hizo un adecuado seguimiento a los indicadores del modelo en mención para detectar fallas y hacer los ajustes respectivos.

## 3.2 PLANTEAMIENTO DE ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN

### 3.2.1 Alternativa 1: Construir un Nuevo Score de Admisión

El banco podía optar en construir el modelo de score de admisión

#### a) Duración del Proyecto

Las actividades del proyecto se detallan en la siguiente tabla (¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.)

TABLA 1. TIEMPO PLANIFICADO PARA EL DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

Actividades	Tiempo (meses)
Generación de data	2
Procesamiento de data	1
Análisis de segmentación	2
Muestra de desarrollo	2
Desarrollo del modelo	3
Determinación del punto de corte- Estimaciones y resultados esperados	1
Diseño de metodología del seguimiento a score	1

Fuente: Propia

#### b) Costo Estimado

Para el desarrollo de la solución planteada es contar con los siguientes recursos (TABLA 2).

TABLA 2. PERSONAL NECESARIO PARA EL PROYECTO

<b>Cantidad de recursos por perfil</b>	<b>Costo mensual (US\$)</b>	<b>Nro. de recursos</b>	<b>Tiempo requerido (Meses)</b>	<b>Costo parcial US\$</b>
Analistas modelos	5,000	3	12	198,000
Gerente del proyecto	6,500	1	12	78,000
Analistas de sistemas	4,000	2	12	96,000
Analistas certificadores	3,500	2	12	84,000
				<b>456,000</b>

Fuente: Propia

El desarrollo de un nuevo modelo de score requiere la licencia de una herramienta analítica (TABLA 3).

TABLA 3. COSTO DE LICENCIAS

<b>Costo por licencia (US\$)</b>	<b>Nro. de usuarios</b>	<b>Total Licencias</b>
1500	20	<b>30,000</b>

Fuente: Propia

Esta solución requiere de una inversión de 486 mil dólares.

TABLA 4. COSTO TOTAL

<b>Licencias</b>	<b>Personal</b>	<b>Total (US\$)</b>
30,000	456,000	<b>486,000</b>

Fuente: Propia

### 3.2.2 Alternativa 2: Contratar a una Consultora.

Tercerizar el desarrollo del modelo de score enviando los datos históricos para la elaboración del modelo y después como tarea propia del banco, se tendría que determinar las estrategias de acuerdo el modelo resultante y realizar la implementación de este según el apetito de riesgo definido por el directorio de la organización.

#### a) Duración del Proyecto

Las actividades del proyecto se detallan en la siguiente tabla (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**)

TABLA 5. TIEMPO PLANIFICADO PARA EL DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

<b>Actividades</b>	<b>Tiempo (meses)</b>
Generación de data	2
Tercerizar el desarrollo del modelo	6
Determinación del punto de corte- Estimaciones y resultados esperados	1
Diseño de metodología del seguimiento a score	1

Fuente: Propia

#### b) Costo Estimado

Para el desarrollo de la solución planteada es contar con los siguientes recursos (TABLA 2).

TABLA 6. PERSONAL NECESARIO PARA EL PROYECTO

<b>Cantidad de recursos por perfil</b>	<b>Costo mensual (US\$)</b>	<b>Nro. de recursos</b>	<b>Tiempo requerido (Meses)</b>	<b>Costo parcial US\$</b>
Analistas riesgos	5,000	2	10	100,000
Proveedora del modelo	50,000	1	6	300,000
				<b>400,000</b>

Fuente: Propia

Esta solución requiere de una inversión de 400 mil dólares (TABLA 7).

TABLA 7. COSTO TOTAL

<b>Proveedora</b>	<b>Personal</b>	<b>Total (US\$)</b>
300,000	100,000	<b>400,000</b>

Fuente: Propia

### 3.3 SELECCIÓN DE UNA ALTERNATIVA DE SOLUCIÓN

Para poder seleccionar una alternativa de solución se planteó un sistema de criterios a los que se le asigna un peso y la calificación por cada alternativa de solución.

Los criterios clave y pesos asociados a cada uno de ellos fueron determinados en una serie de reuniones entre los líderes usuarios y Gerente de Riesgos

**a) Funcionalidad**

- Segmentación adecuada
- Control del riesgo crediticio
- Volumen de ventas aceptable
- Ajustado a realidad del banco.

**b) Disponibilidad**

- Disponibilidad del sistema las 24 horas del día.
- Variables fáciles de calcular u obtener

**c) Costo**

- Costo aceptable pero no relevante

**d) Tiempo Requerido**

- Mínimo tiempo de desarrollo
- Mínimo tiempo para implementar

**e) Técnico**

- Facilidad de implementación e implantación.
- Uso de estándares en el desarrollo de modelos

**f) Modo de Calificación**

Para la calificación se toma en cuenta lo detallado por cada uno de los criterios de acuerdo a lo siguiente.

- 5: Excelente
- 4: Bueno
- 3: Regular
- 2: Malo
- 1: Pésimo

TABLA 8. CALIFICACIÓN Y EVALUACIÓN DE LAS ALTERNATIVAS DE SOLUCIÓN.

Criterios	Peso	Desarrollo propio		Desarrollo tercerizado	
		Calificación	Evaluación	Calificación	Evaluación
Funcionalidad	3	4	12.0	5	15.0
Disponibilidad	1	4	4.0	4	4.0
Costo	0.5	3	1.5	4	2.0
Tiempo requerido	3	2	6.0	5	15.0
Técnico	2.5	4	10.0	4	10.0
<b>TOTAL</b>	<b>10</b>		<b>33.5</b>		<b>46.0</b>

Fuente: Propia

En la TABLA 8 se aprecia la calificación y evaluación de las alternativas de solución elaborada por los responsables de esta evaluación. Se obtiene como alternativa elegida la número 2.: se opta por tercerizar el desarrollo del modelo.



### **3.4 PLANES DE ACCIÓN PARA DESARROLLAR LA SOLUCIÓN PLANTEADA**

Se detalla en dos puntos principales : Aspectos preliminares del proyecto y el Desarrollo de la Solución.

#### **3.4.1 Aspectos Preliminares del Proyecto.**

##### **a) Objetivos**

- Obtener un modelo de score que nos permita discriminar los niveles de morosidad
- Segmentación adecuada para obtener ratios de aprobación aceptables

##### **b) Límites**

- El proyecto sólo abarcará el desarrollo de la solución de acuerdo a las especificaciones funcionales.

##### **c) Factores Críticos de Éxito**

- Apoyo total de parte de las Gerencias.
- Gestión y seguimiento del proyecto con un control estricto del cumplimiento de los entregables.
- Interacción entre los analistas de riesgos y consultora.

##### **d) Áreas Involucradas**

- División comercial de tarjetas de crédito
- División Admisión de riesgos Banca personal
- División Tecnología y Sistemas

**e) Estructura Orgánica del Proyecto.**

El organigrama del se muestra en la figura 8:

FIGURA 8. ORGANIGRAMA DEL PROYECTO



Fuente Propia

**f) Riesgos**

- Data inicial para el modelo inconsistente.

**Acciones:** Analizar data para detectar si es producto de un error en calculo o error de registro de sistema.

**Responsable:** Analista de riesgos

- Bajo poder discriminativo de modelo

**Acciones:** Reunirse con la consultora para revisar variables estadísticamente predictivas y con sentido de negocio para poder realizar un modelo con alto poder discriminativo.

**Responsable:** Analista de riesgos, Proveedor de modelo

**g) Restricciones**

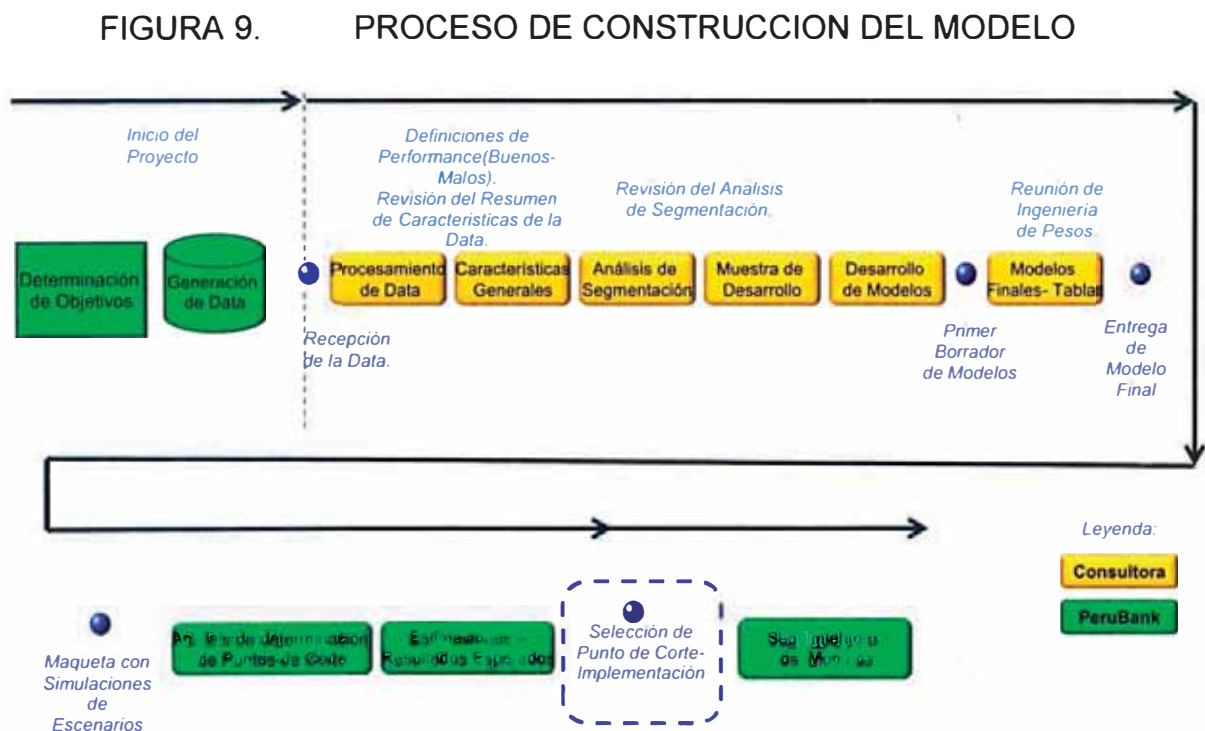
- No contempladas.

## h) Supuestos

- Este proyecto tiene prioridad dentro de los proyectos de la división de banca personas del banco, por tanto se obtendrán los recursos pedidos, y estos se enfocaran 100% en el proyecto

### 3.4.2 Desarrollo de la Solución

Para el desarrollo de la solución se plantea un modelo según se muestra en la figura 9.



Fuente: Propia

#### a) Determinación de objetivos

Se plantea como objetivos obtener un modelo con ratio de aprobación similar al actual y un ratio de morosidad mucho menor.

## b) Generación de la data

Se esquematizó la información para enviarla a la consultora, la cual consistió en un archivo de datos acompañados a un diccionario de datos tal como muestra la figura 10.

FIGURA 10. EJEMPLO DE DICCIONARIO DE DATOS

Variable	Descripción de la variable	Complejitud	Cantidad de registros válidos
NROCLI	Identificación del cliente	100.00%	128257
FALTA	Fecha de alta de la tarjeta de crédito	100.00%	128257
SEXO	Sexo	100.00%	128257
EST_CIV	Estado Civil	100.00%	128257
FECNAC	Fecha de nacimiento	100.00%	128257
LUGNAC	Lugar de nacimiento	99.84%	128058
PAISNAC	País de nacimiento	100.00%	128257
DOMICILIO	Domicilio	100.00%	128257
LOCALIDAD	Localidad del domicilio	100.00%	128256
PROFESION	Profesión	100.00%	128257
ACT_PRI	Actividad principal	99.99%	128248
EMPRESA	Empresa donde trabaja	92.73%	118934
ANTIGÜEDAD	Antigüedad laboral	100.00%	128257
AUTOMOVIL	Tiene automóvil	24.59%	31533
CANT_HIJOS	Cantidad de hijos	99.87%	128088
FAM_A_CARGO	Familiares a cargo	100.00%	128257
MODELO_VEH	Modelo del vehículo	21.60%	27709
CAJA_JUB	Régimen de jubilación	100.00%	128256
COND_VIVIENDA	Condición de la vivienda	100.00%	128257
TBC_INGRESO_NETO	Ingreso neto	99.99%	128249
EDAD	Edad	100.00%	128257

Fuente: Propia

En esta etapa se identifica el riesgo de que exista data inconsistente, por lo que se plantea: Analizar data para detectar si es producto de un error en cálculo o error de registro de sistema y tiene como responsable al analista de riesgos.

### c) Procesamiento de la data

En esta etapa se definen las siguientes actividades por parte de la consultora:

- Revisar diccionario de datos y archivo de datos enviados por PeruBank
- Análisis univariante de todas las variables
- Identificar casos atípicos e informar a PeruBank
- Afinar detalles y consideraciones a tener en cuenta en la data.

### d) Características Generales

En esta etapa se define la ventana de observación que se tomará para la construcción del modelo, variable objetivo, y cliente bueno/malo del modelo:

- **Ventana de Observación:** Solicitudes aprobadas en el periodo Ene-10 y Dic-10 vistas a 9 meses de maduración.
- **Variable Objetivo:** Probabilidad de Default, lo cual se refiere a que tan probable es que el cliente sea un cliente malo.
- **Cliente Bueno:** Cliente que fue no incurrió en impagos en los 9 meses después del otorgamiento del crédito.
- **Cliente Malo:** Cliente que incurrió en impagos en alguno de los 9 meses siguientes al otorgamiento del crédito.

### e) Análisis de segmentación

Se realiza análisis según perfiles de clientes definidos por PeruBank, para desglosar el modelo en submodelos que tengan un mayor poder discriminante. Para efectos del trabajo se considerará un solo modelo.

#### **f) Muestra de desarrollo**

Se selecciona la muestra de desarrollo con las siguientes consideraciones:

- Muestra debe ser representativa.
- Debe reflejar la realidad del entorno económico en el período de registro de la data.
- Muestra debe ser aproximada a la realidad actual.
- Debe darnos un “colchon” ante posibles escenarios adversos.

#### **g) Desarrollo del modelo**

La consultora construyó el modelo validando cada etapa con PERUBANK, para esto PERUBANK definió tanto la muestra de entrenamiento del modelo como la muestra de testeo para evaluar el poder discriminativo del modelo. Para cada variable elegida PERUBANK validaba esta, ya que según el Know How del sistema financiero peruano adquirido a lo largo del tiempo, permitía dar un valor añadido al modelo.

## h) Modelo – Tablas finales

Las tablas finales del modelo consisten en “tarjetas de puntaje” para cada variable del modelo, que al calificar a un cliente, lo que se haría es asignar un puntaje a cada variable según el perfil del cliente y obtener una puntuación final para el cliente. La tabla 9 muestra el scorecard (tarjeta de puntaje) para la variable EDAD.

TABLA 9. SCORECARD VARIABLE EDAD

EDAD DEL SOLICITANTE	
Menor de 24 años	Puntos
24 - 25 años	5
26 - 27 años	7
28 - 29 años	10
30 - 33 años	12
34 - 37 años	16
38 - 39 años	18
40 - 41 años	19
42 - 46 años	21
47 - 49 años	24
50 - 54 años	25
55 años o más	27

Fuente: Propia

## i) Determinación del punto de corte

Una vez teniendo el modelo, el paso más importante es elegir el punto de corte, es decir hasta cuanto estaríamos dispuestos a aprobar créditos con una “p” probabilidad de default o incumplimiento de pago y una mora “x” asociada (ejemplo TABLA 10), para esto se hizo también un análisis de rentabilidad con el cual podríamos evaluar el impacto financiero de la probabilidad de default que asignaba el modelo a un determinado punto de corte.

TABLA 10. EJEMPLO DE TABLA DE PUNTO DE CORTE

<b>Puntaje</b>	<b>Ratio Aprobación</b>	<b>Ratio de Morosidad</b>
100	100%	10%
101	97%	9%
102	90%	8%
103	80%	7%
104	70%	6%
105	55%	5%
106	54%	4%
107	30%	3%
108	20%	2%

Fuente: Propia

La tabla 9 nos muestra los posibles puntos de cortes a elegir, siendo 100 el puntaje más bajo en el cual aprobaríamos todas las solicitudes pero tendríamos un elevado ratio de morosidad, mientras que 108 sería el puntaje más alto con un menor ratio de morosidad pero un bajo ratio de aprobación lo cual no conviene al negocio. Se eligió un punto de corte intermedio que nos aseguraba los objetivos planteados.



## j) Seguimiento al modelo

Para el seguimiento al modelo (en los primeros meses) se plantea el cálculo de un indicador, el cual denominaremos: Índice de estabilidad poblacional, después de un año ya tendremos información suficiente para calcular si las Probabilidades de Default asignadas por el modelo fueron aproximadas a las reales. El índice de estabilidad poblacional nos representa la variación de la muestra actual con la muestra del desarrollo del modelo (una vez puesto el modelo en producción). Los valores para este índice nos indican:

- **<0.1:** Escasa o ninguna diferencia (Modelo en buen camino)
- **Entre 0.1 y 0.25:** Ha habido algún cambio (Analizar motivo, posible alerta)
- **>0.25:** Cambio radical (El modelo se desarrollo con una muestra poblacional que ahora no es la misma, por ejemplo cambios en el entorno macroeconómico).

El cálculo de este índice lo podemos observar en la Tabla 11:

TABLA 11. CÁLCULO DE INDICE DE ESTABILIDAD POBLACIONAL

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Final Score	Standard %	Current Applicants	Current %	Proportion Change	Ratio	Weight of Evidence	Contribution to Index
	(%)	(#)	(%)	(4)-(2) / 100	(4)/(2)	ln(6)	(7) X (5)
129 & below	10.4%	3,921	3.7%	-6.69%	0.36	-1.03	0.07
130 to 138	9.7%	5,865	5.5%	-4.15%	0.57	-0.56	0.02
139 to 145	10.1%	7,257	6.9%	-3.23%	0.68	-0.39	0.01
146 to 152	10.6%	8,214	7.8%	-2.83%	0.73	-0.31	0.01
153 to 155	4.8%	4,066	3.8%	-0.95%	0.80	-0.22	0.00
156 to 162	11.0%	8,785	8.3%	-2.69%	0.76	-0.28	0.01
163 to 169	9.8%	8,563	8.1%	-1.70%	0.83	-0.19	0.00
170 to 178	10.1%	10,865	10.3%	0.18%	1.02	0.02	0.00
179 to 190	10.3%	15,464	14.6%	4.33%	1.42	0.35	0.02
191 to 210	10.0%	22,733	21.5%	11.51%	2.15	0.77	0.09
211 & up	32%	9,960	9.4%	6.22%	2.94	1.08	0.07
<b>TOTAL</b>	<b>100.0%</b>	<b>105,693</b>	<b>100.0%</b>		<b>Índice de estabilidad</b>		<b>0.30</b>

Fuente: Propia

## **CAPÍTULO IV**

### **ANÁLISIS BENEFICIO – COSTO**

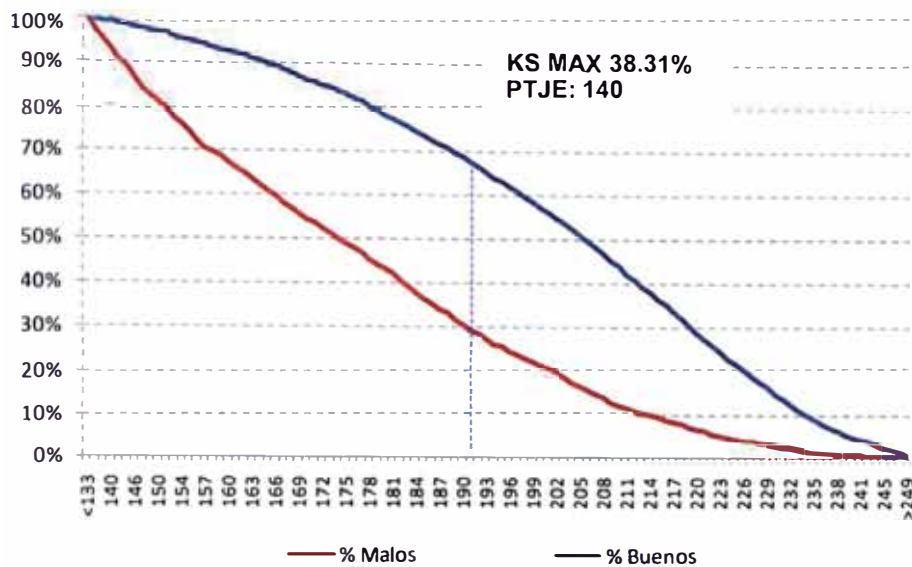
#### **4.1 SELECCIÓN DE CRITERIOS DE EVALUACIÓN**

Los criterios de medición para evaluar los resultados de la solución planteada se enfocan sobre el resultado ratio de aprobación, ratios de morosidad , tasa de malos a 9 meses de maduración y rentabilidad generada.

#### **4.2 RESULTADOS DE LA SOLUCIÓN PLANTEADA**

El principal objetivo del modelo es tener una adecuada discriminación entre clientes buenos y clientes, esto se puede representar mediante el indicador del modelo: KS, el cual mide la máxima diferencia entre la distribución de clientes buenos y la distribución de clientes malos(para ejemplo ver ANEXO), en el modelo se obtuvo el siguiente KS(FIGURA 11):

FIGURA 11. DISTRIBUCION BUENOS VS MALOS



Fuente: Propia

Con esto tenemos que en el punto 140 tenemos un 38.31% de diferencia entre población acumulada de buenos y población acumulada de malos. Este indicador es un posible punto de corte y se obtendrían los resultados en la Tabla 12.

TABLA 12. RESULTADOS ESPERADOS EN LOS INDICADORES.

	Actual	Nuevo	Variación
R.A.	60.0%	67.0%	7.0%
TM	13.1%	10.2%	-2.9%
MORA 9	18.0%	9.4%	-8.6%

Fuente: Propia

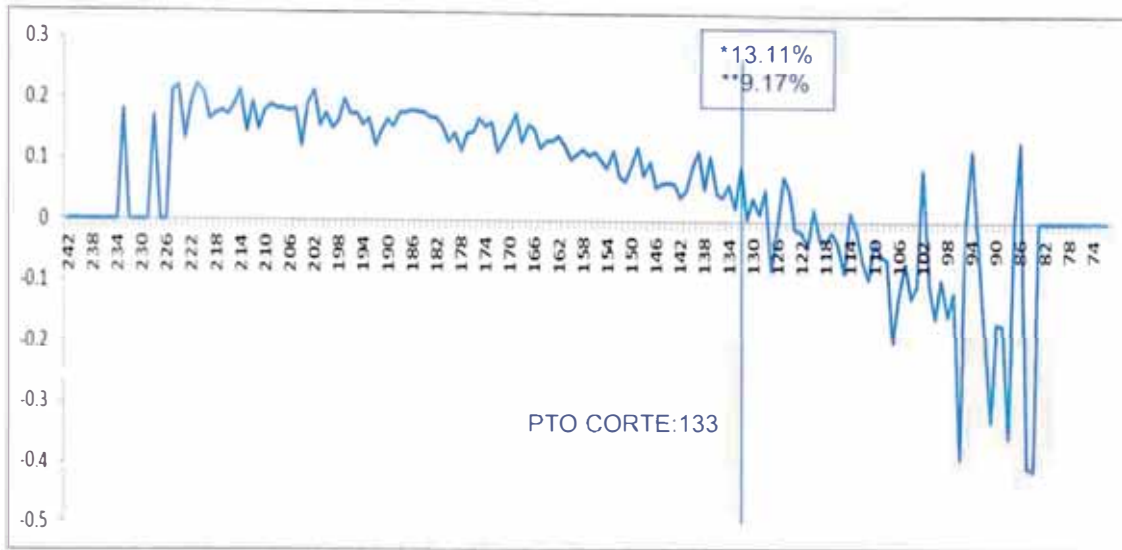
R.A: Ratio de Aprobación de solicitudes

T.M: Tasa de malos a 9 meses de maduración

MORA 9: Morosidad generada a 9 meses de maduración.

Para comprobar nuestro análisis, calcularemos la rentabilidad que nos generaría cada punto de corte del modelo y un acumulado para saber si nuestra decisión tomada es rentable o no(FIGURA 12).

FIGURA 12. RENTABILIDAD POR PUNTO



Fuente: Propia

\*Rentabilidad acumulada

\*\*Rentabilidad en el puntaje

La rentabilidad se calculo con una metodología que mide cuanto estas ganando según los ingresos financieros y las pérdidas que se generan por la morosidad de los clientes.

Según la FIGURA 12 podremos suavizar el punto de corte (es decir aceptar más clientes) y aun así seguiremos siendo rentables, aunque también debemos hacer seguimiento al pricing de la zona que suavizaríamos el punto de corte.

Por tanto tenemos que hasta el punto 133 somos rentables, por debajo de ese punto ya prácticamente solo tendríamos perdidas, finalmente calculamos los nuevos valores de los ratios de aprobación, tasa de mora y tasa de malos(TABLA 13 )

TABLA 13. RESULTADOS ESPERADOS EN LOS INDICADORES INCLUYENDO RENTABILIDAD

	Actual	Nuevo	Variación
R.A.	60.0%	71.4%	11.4%
TM	13.1%	11.3%	-1.8%
MORA 9	18.0%	10.1%	-7.9%

Fuente: Propia

Comparando con la tabla 9, tenemos un significativo aumento en los ratios de aprobación (4.4%) con un ligero aumento en los ratios de morosidad y tasa de malo y aun así se espera que seamos rentables.

## **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

### **CONCLUSIONES**

- Introducir en análisis de rentabilidad asegura que estas tomando la decisión correcta y te brinda posibles opciones para ser más flexibles en la evaluación crediticia, teniendo en cuenta también el pricing que se definirá para las tarjetas de crédito.
- Implementar un modelo de score de admisión te asegura “vender bien” ya que te permitirá vender a los clientes buenos(en el presente trabajo se observa una mejora de 7.9% en el ratio de morosidad) y rechazar a los clientes malos según la puntuación otorgada a cada uno de estos.
- Un adecuado seguimiento a los modelo de score, te permite calibrar el modelo para ajustar las curvas de mora y/o perdida a la realidad actual.

### **RECOMENDACIONES**

- Se recomienda hacer un seguimiento a los indicadores propios del modelo que aseguren el poder discriminativo esperado.
- Analizar la rentabilidad en el tiempo de las solicitudes aprobadas.
- Considerar escenario de stress ante posible deterioro económico del país por algún factor externo y/o interno.

## **BIBLIOGRAFÍA**

- Altman, E., "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". Journal of Finance, September 1968.
- Amemiya, T., "Qualitative Response Models: A Survey". Journal of Economic Literature, Volume 19, N° 4, December 1981, pgs. 1483-1536.
- Boyes, W. J., Hoffman D. L. and Low, A. S., "An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem". Journal of Econometrics, 40 (1989), pgs. 3-14
- Thomas, L. C., "A Survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers". International Journal of Forecasting, 16 (2000), pgs. 149-172.
- Credit Scoring, Validación de Modelos, Capital Económico y Stress Testing, Fermac Risk, Diciembre 2011.  
<http://www.fermacrisk.com>

## ANEXO

**Ejemplo de cálculo de indicador de modelo KS para una variable de sueldo.**

min	max	Total	Malos	Buenos	TM	Acumulado Buenos	Acumulado Malos	Acumulado Buenos %	Acumulado Malos %	separación
0.01	56.53	492	76	416	15%	416	76	10%	11%	0.0136
56.61	111.02	493	100	393	20%	809	176	19%	26%	0.0679
111.1	171.68	493	85	408	17%	1217	261	29%	38%	0.0966
171.98	236.64	492	101	391	21%	1608	362	38%	53%	0.1528
236.69	336.14	493	80	413	16%	2021	442	48%	65%	0.1730
336.34	491.72	493	78	415	16%	2436	520	57%	76%	<b>0.1897</b>
492.06	786.27	492	64	428	13%	2864	584	67%	86%	0.1829
786.58	1425.6	493	43	450	9%	3314	627	78%	92%	0.1400
1427	3596.29	493	33	460	7%	3774	660	89%	97%	0.0801
3600.98	382914	492	21	471	4%	4245	681	100%	100%	0.0000
<b>maximo</b>										<b>18.97%</b>

