



UNIDAD ACADÉMICA:

OFICINA DE POSTGRADOS

TEMA:

MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES
QUE INFLUYEN EN LA MORA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
SAN JOSÉ S.J.

**Proyecto de Investigación previo a la obtención del título de
Magister en Gerencia Informática**

Línea de Investigación, Innovación y Desarrollo principal:

Inteligencia Artificial, Robótica, Domótica y/o Sistemas Expertos

Caracterización técnica del trabajo:

Aplicación

Autor:

Héctor Raúl Mejía Vanegas

Director:

Ing. Dennis Vinicio Chicaiza Castillo, Mg

Ambato – Ecuador

Junio 2018

Modelo de Minería de datos para la Identificación de Patrones que influyen en la Mora de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Informe de Trabajo de Titulación
presentado ante la
Pontificia Universidad Católica del Ecuador
Sede Ambato

por

Héctor Raúl Mejía Vanegas

En cumplimiento parcial de
los requisitos para el Grado de
Magister en Gerencia Informática



Oficina de Postgrados
Junio 2018

Modelo de Minería de datos para la Identificación de Patrones que influyen en la Mora de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

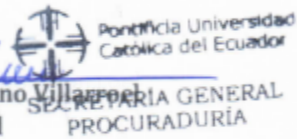
Aprobado por:

María Fernanda San Lucas, Mg.
Presidente del Comité Calificador
Coordinadora de la oficina de Postgrados

Dr. José Luis Viteri Medina, Mg.
Miembro Calificador

Ing. Dennis Vinicio Chicaiza Castillo, Mg
Miembro Calificador
Director de Proyecto

Dr. Hugo Altamirano Villacres
Secretario General



Ing. Mg. Liliana Mena H,
Miembro Calificador

Fecha de aprobación:
Junio 2018



BIBLIOTECA

Ficha Técnica

Programa: Magister en Gerencia Informática

Tema: Modelo de minería de datos para la identificación de patrones que influyen en la mora de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Tipo de trabajo: Proyecto de Investigación y Desarrollo.

Clasificación técnica del trabajo: Aplicación.

Autor: Héctor Raúl Mejía Vanegas

Director: Ing. Dennis Vinicio Chicaiza Castillo, Mg.

Líneas de Investigación, Innovación y Desarrollo

Principal: Inteligencia Artificial, Robótica, Domótica y/o Sistemas Expertos

Secundaria: Modelamiento matemático

Resumen Ejecutivo

El objetivo de esta investigación es la implementación de la metodología CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) y modelos de clúster, arboles de decisiones, redes neuronales (Pérez & Santín, 2008), para analizar los patrones que influyen en la morosidad de los socios antes de poder aprobar la solicitud de crédito en la cooperativa de Ahorro y Crédito "San José S.J." de la ciudad Cuenca que cuenta con su matriz en la parroquia El Valle con 5000 socios y más de 6000 créditos otorgados que la convierte en una excelente alternativa para el ahorro y crédito dentro del sistema financiero de la ciudad. El problema se presenta en la institución por la dificultad en el análisis de la información crediticia y de la información histórica de los socios incrementando los plazos para la toma de decisiones en el proceso de aprobación de solicitudes de crédito financiero por parte de los asesores de crédito de la cooperativa. Por los antecedentes anteriores se plantea la solución con la implementación de la metodología CRISP-DM y con la ayuda de la plataforma de inteligencia de negocios "Talend" como herramienta de transformación de datos ETL (*Extract, Transform and Load*) que permite predecir, detectar patrones, obtener informes adecuados, cuadros estadísticos para efectuar la toma de decisiones de manera oportuna y confiable al momento de otorgar el crédito.

Declaración y autorización

Yo: **HÉCTOR RAÚL MEJÍA VANEGAS**, con CC, **010350274** autor del trabajo de graduación intitulado: “**MODELO DE MINERÍA DE DATOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PATRONES QUE INFLUYEN EN LA MORA DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO SAN JOSÉ S.J.**”, previa a la obtención del título profesional de Magister en Gerencia Informática, en la oficina de Postgrado

- 1.- Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tiene la Pontificia Universidad Católica del Ecuador, de conformidad con el artículo 144 de la ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de graduación para que sea integrado al Sistema Nacional de Información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.
- 2.- Autorizo a la Pontificia Universidad Católica del Ecuador a difundir a través del sitio web de la Biblioteca de la PUCE Ambato, el referido trabajo de graduación, respetando las políticas de propiedad intelectual de Universidad.

Ambato, junio 2018


HÉCTOR RAÚL MEJÍA VANEGAS

CC. 0103050274



Dedicatoria

Este trabajo de investigación lo dedico principalmente a Dios, ya que gracias a él que nunca me ha dejado solo y me da la fortaleza para alcanzar las metas propuestas.

A mis padres por su apoyo incondicional, incentivo y motivación.

A mi querida esposa porque siempre estuvo a mi lado brindándome su apoyo y sus palabras de confianza, por su amor para hacer de mí una mejor persona.

A mis hermanos por su constante apoyo y palabras de aliento para llegar a esta instancia de mis estudios.

A mi hija que está por llegar a mi vida y es desde ahora mi fuente de inspiración para superarme cada día por un futuro mejor.

A mis amigos, compañeros y todas aquellas personas que han contribuido de una u otra manera para lograr los objetivos propuestos.

Reconocimientos

Mi reconocimiento a Dios por darme vida y salud para alcanzar esta nueva etapa en mi vida profesional.

A la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. a sus autoridades y empleados por la autorización y apertura para realizar el presente trabajo de investigación.

A la Pontificia Universidad Católica del Ecuador - Sede Ambato, a sus autoridades y docentes por brindarme la oportunidad de adquirir nuevos conocimientos en esta nueva etapa de mi vida.

Al Ing. Dennis Vinicio Chicaiza Castillo, Mg., por su apoyo incondicional, ayuda y orientación que me ha permitido culminar con éxito el desarrollo de este proyecto de investigación

Resumen

El objetivo de esta investigación es la implementación de la metodología CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) y modelos de clúster, árboles de decisiones, redes neuronales (Pérez & Santín, 2008), para analizar los patrones que influyen en la morosidad de los socios antes de poder aprobar la solicitud de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito "San José S.J." de la ciudad de Cuenca que cuenta con su matriz en la parroquia El Valle con 5000 socios y más de 6000 créditos otorgados que la convierte en una excelente alternativa para el ahorro y crédito dentro del sistema financiero de la ciudad. Por lo que se plantea la solución con la implementación de la metodología CRISP-DM y la ayuda de la plataforma de inteligencia de negocios "Talend" como herramienta de transformación de datos ETL (Extract, Transform and Load) que permite predecir, detectar patrones, obtener informes adecuados y cuadros estadísticos para efectuar la toma de decisiones de manera oportuna y confiable al momento de otorgar el crédito.

Palabras claves: metodología CRISP-DM, Cooperativa de Ahorro y Crédito, morosidad, minería de datos, Talend, ETL (Extract, Transform and Load)

Abstract

The aim of this study is the implementation of the CRISP-DM methodology (Cross Industry Standard Process for Data Mining), as well as cluster models, decision trees and neural networks (Pérez & Santín, 2008) to analyze the patterns that influence delays in payment prior to approving credit applications at San José S.J. Saving and Loan Union in the city of Cuenca which has its headquarters in the parish of El Valle with 5,000 members and grants more than 6,000 loans, making it an excellent alternative for savings and loans within the financial system of the city. Consequently, the solution is proposed with the implementation of the CRISP-DM methodology and with the help of the business intelligence platform "Talend" as an ETL (Extract, Transform and Load) data transformation tool that makes it possible to predict, detect patterns and obtain adequate reports and statistical tables to make decisions in a timely and reliable way when granting a loan.

Key words: CRISP-DM methodology, savings and credit union, delay in payment, data mining, Talend, ETL (Extract, Transform and Load)

Tabla de Contenidos

Ficha Técnica	iii
Declaración y autorización	iv
Dedicatoria	v
Reconocimientos	vi
Resumen	vii
Abstract.....	viii
Tabla de Contenidos	ix
Lista de Tablas.....	xii
Lista de Figuras	xiii
1. Introducción	1
1.1. Presentación del trabajo	1
1.2. Descripción del documento	2
2. Planteamiento de la Propuesta de Trabajo	3
2.2. Descripción del problema	3
2.3. Preguntas básicas.....	4
2.4. Formulación de meta	4
2.5. Objetivos.....	4
2.6. Delimitación funcional	5
3. Marco Teórico	6
3.1. Definiciones y conceptos	6
3.1.1. <i>Business Intelligence</i>	6
3.1.2. Minería de Datos.....	7
3.1.3. Técnicas de Minería de Datos	8
3.1.4. Herramientas ETL (<i>Extract, Transform and Load</i>)	9

3.1.5. Metodología CRISP-DM.....	10
3.1.6. Cuadro de mando Integral.....	12
3.1.7. Cooperativas de Ahorro y Crédito.....	13
3.1.8. Riesgo de Crédito.....	14
3.1.9. Tipos de Créditos.....	14
3.2. Estado del Arte	15
4. Metodología	17
4.1. Enfoque.....	17
4.2. Modalidad Básica de Investigación	17
4.3. Tipos de Investigación	17
4.4. Población y Muestra.....	18
4.5. Métodos aplicados	18
4.6. Solución Propuesta.....	19
4.7. Origen de datos	19
4.8. Metodología para la implementación del modelo de Minería de Datos.	20
4.8.1 Comprensión del Negocio.....	20
4.8.2 Comprensión de los Datos.....	21
4.8.3 Preparación de los Datos	22
4.8.4 Modelado.....	23
4.8.5 Evaluación	24
4.8.6 Distribución	25
5. Resultados	26
5.1. Producto final del proyecto de titulación	26
5.2. Metodología <i>CRISP-DM</i>	26
5.3. Elaboración del Cubo de datos.....	35
5.4. Presentación de Resultados	37

6. Conclusiones y Recomendaciones	41
6.1. Conclusiones	41
6.2. Recomendaciones	42
Referencias	43
Anexos	46

Lista de Tablas

1. Descripción de los componentes del proceso de ETL.....	10
2. Segmentos de las Entidades del sector Financiero	13
3. Población de estudio	18
4. Tablas utilizadas en el proceso de minería de datos.	19

Lista de Ilustraciones

1. Arquitectura de <i>Business Intelligence</i>	6
2. Visión general de los pasos del proceso de minería de datos.....	8
3. Clasificación de Técnicas de minería de datos	9
4. Modelo del proceso CRISP-DM.....	11
5. Metodologías utilizadas para la Minería de Datos.....	19
6. Esquema relacional de la Base de Datos	21
7. Selección de datos en la herramienta Talend	22
8. Datos nulos en la tabla <i>sgf_socio</i> de la base de datos	23
9. Árbol de decisión para determinar el nivel de morosidad de los socios	24
10. Cuadro de mandos en Pentaho.....	25
11. Como está compuesto el Departamento de Créditos.....	27
12. Información que maneja el Departamento de Créditos	28
13. Accesos a la Información de Créditos	28
14. Créditos Solicitados	29
15. Tiempo de aprobación de Solicitudes de Crédito.....	30
16. Aspectos para aprobar los créditos.....	30
17. Aspectos de que se valora al momento de aprobar los créditos	31
18. Razones para no aprobar los créditos.....	32
19. Existe aplicaciones para Obtener la información histórica	32
20. Control de Créditos vencidos	33
21. Dificultades al otorgar un crédito	34
22. Informes de morosidad.....	34
23. Creación de Dimensiones en Talend.....	37
24. Conexión con el cubo de datos de la Cooperativa	38
25. Reporte sobre la morosidad de los socios	38
26. Presentación de resultados de los Socios en Pentaho Report Designer	39
27 Nivel de morosidad de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.	40

Capítulo 1

Introducción

La Cooperativa San José S.J es una cooperativa de ahorro y crédito que surgió por iniciativa de un pequeño grupo de personas perteneciente al barrio San José de la playa parroquia el Valle, el 10 de abril del 2003 los moradores reunidos en Asamblea General deciden constituir una caja de ahorros y posteriormente el 9 de agosto del 2003 se transforma en Pre-Cooperativa de Ahorro y Crédito, el 31 de mayo del 2004 se da la aprobación de los estatutos de la cooperativa en acuerdo ministerial No. 0000079 e inscrita en el Registro General de Cooperativas con No. 6677 el 16 de junio del 2004.

El proceso de aprobación de una solicitud de crédito se lo realiza de forma manual por parte de los asistentes y oficiales de crédito, siendo sus principales fuentes de información el buró de crédito y el historial interno de créditos, la aprobación se la realiza frecuentemente en un plazo de 3 días hábiles, los créditos más solicitados por los socios son el de consumo y el microcrédito. En todos estos procesos no se utilizan herramientas de minería de datos, por esta razón la importancia de la aplicación de un modelo de minería de datos para el análisis de la información y determinar patrones del comportamiento de los socios permitiendo establecer el nivel de morosidad de un socio, previo la aprobación del crédito esto permitirá disminuir el incumplimiento en sus obligaciones de pago por parte de los socios.

1.1. Presentación del trabajo

La Cooperativa de Ahorro y Crédito San José. S.J. dispone de bases de datos transaccionales donde se registran toda la información de los socios, aunque no se cuenta con una herramienta que permita determinar el nivel de morosidad de los socios.

El inconveniente se soluciona con la aplicación de un modelo de minería de datos que permita predecir el nivel de morosidad del socio previo a la aprobación del crédito solicitado, este proceso se inicia con la determinación del o los objetivos del negocio para posteriormente realizar la recolección, transformación y carga de los datos que permite la generación de almacenes de datos o

de cubos de información, aplicando técnicas de minería de datos para finalmente realizar la presentación de la información.

Cabe indicar que los resultados obtenidos en la ejecución de este proyecto de investigación no se pueden divulgar por ser información confidencial además que se firmó un acuerdo de confidencialidad sobre la información que se utilizó para la realización de este trabajo.

1.2 Descripción del documento

En el capítulo 1 se da una visión general acerca de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. de los problemas que presenta las causas que lo originan y se determina una posible solución.

En el capítulo 2 se describe el problema que presenta la Cooperativa de Ahorro y Crédito y el objetivo que se deberá ser alcanzado en el proyecto e investigación.

El capítulo 3 presenta definiciones de varios autores relacionados con el problema de investigación como *Business Intelligence* (Ramos S. , 2011), minería de datos (Rivera, 2018), Técnicas de minería de datos (ALUJA, 2001), Herramientas ETL (Bustamante Martínez, Galvis Lista, & Gómez Flórez, 2013), Metodología CRISP-DM (IBM, 2012), Cuadro de mando Integral (Martinez-Vilanova & Rodenes-Adam, 2009), Cooperativas de Ahorro y Crédito (El Telégrafo, 2013), Riesgo de Crédito (Morales & Tuesta, 1998), Tipos de Créditos (Camacho, Celio, & Erráez, 2015) y otras definiciones relacionadas con el tema.

En el capítulo 4 se explica el enfoque del proyecto de investigación, así como la descripción de la metodología CRISP-DM y cada fase que la componen (Moine, Haedo, & Gordillo, 2011).

El capítulo 5 se presenta los resultados obtenidos con la aplicación de la metodología CRISP-DM además del uso las herramientas ETL (*Extract, Transform and Load*) para la recolección, transformación y carga para finalmente de presentación de los datos con la herramienta *Pentaho Report Designer*.

En el capítulo 6 se obtienen las conclusiones a las que se han llegado luego de efectuar el proyecto de investigación y se realizan algunas recomendaciones que puedan ser aplicadas en un futuro en la institución.

Capítulo 2

Planteamiento de la Propuesta de Trabajo

2.1. Información técnica básica

Tema: Modelo de minería de datos para la identificación de patrones que influyen en la mora de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Tipo de trabajo: Proyecto de Investigación y Aplicación

Clasificación técnica del trabajo: Aplicación

Líneas de Investigación, Innovación y Desarrollo

Principal: Inteligencia Artificial, Robótica, Domótica y/o Sistemas Expertos.

Secundaria: Modelamiento Matemático

2.2. Descripción del problema

El incremento en los índices de morosidad de las cooperativas se ha convertido en un problema debido a la falta de herramientas de análisis previos a la aprobación de las solicitudes de crédito, que pone en riesgo la estabilidad y solvencia de las instituciones ya que la entrega de créditos a los socios de las Cooperativas de ahorro y crédito en la actualidad es la principal fuente de ingreso para estas organizaciones crediticias que les ha permitido crecer y fortalecerse al pasar del tiempo, además de convertirse en actores activos en el desarrollo de sus comunidades.

Actualmente se utiliza la minería de datos en distintos campos siendo los más destacados los referentes a lo financiero, educación, salud, procesos industriales y análisis de mercados (Pérez & Santín, 2008).

Con la investigación se implementa una metodología CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) y modelos de Clúster, redes Neuronales, árboles de decisión, para analizar los patrones que influyen en la morosidad de los socios antes de aprobar la solicitud de crédito. Adicionalmente se utilizará la Plataforma de inteligencia de negocios “Talend”, como herramienta ETL (*Extract, Transform and Load*), para el tratamiento de grandes volúmenes de datos que la Cooperativa genera con el fin de convertirlos en información significativa en la identificación de los patrones de comportamiento de los socios (Belhaj, 2016). Además de la herramienta “Pentaho” para el modelado y la presentación de los datos mediante cuadros de mando integral (CMI).

2.3. Preguntas básicas

¿Por qué se origina?

Por el aumento creciente de los socios en la cooperativa que no pueden cumplir con las obligaciones contraída con la institución y se ve reflejado en el incremento del índice de morosidad de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

¿Qué lo origina?

La inexistencia de metodología de minería de datos para un análisis de la información bien definida de los socios previo a la aprobación de la solicitud de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito.

¿Cuándo se origina?

Se origina al momento de aprobar la solicitud de crédito del socio por parte del asesor de crédito.

2.4. Formulación de meta

Generar un modelo de minería de datos que ayude a disminuir la morosidad de los socios en las Cooperativas de Ahorro y Crédito.

2.5. Objetivos

Objetivo general.

Elaborar un modelo de minería de datos para la identificación de patrones que influyen en la mora de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Objetivos específicos.

1. Diseñar un almacén de datos, aplicando CRISP-DM.
2. Analizar los algoritmos de minería de datos que sean útiles para el modelo a desarrollar.
3. Elegir un proceso para la aplicación de búsqueda de patrones
4. Generar el modelo de minería de datos para verificar la información obtenida.
5. Determinar las variables que influyen en la mora de los socios en las cooperativas de ahorro y crédito.

2.6. Delimitación funcional

Pregunta 1. ¿Qué será capaz de hacer el producto final del proyecto de titulación?

- Establecer una metodología CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) que permita implementar un modelo de minería de datos para determinar el nivel de morosidad de los socios en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.
- Aplicar un modelo de minería de datos en la cooperativa para configurar cuadros de mando integral (CMI) que facilite obtener el número de solicitudes de crédito, créditos otorgados, niveles de morosidad de los socios, categorías de crédito y generación de informes a partir de herramientas como “*Talend*” y “*Pentaho Report Designer*”

Pregunta 2. ¿Qué no será capaz de hacer el producto final del proyecto de titulación?

- El modelo de minería de datos está desarrollado con el objetivo de determinar el grado de morosidad de los socios específicamente solo para el gerente y el departamento de crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.
- El modelo de minería de datos no será capaz de aprobar o desestimar las solicitudes de crédito, solo permitirá brindar la información oportuna y necesaria sobre la morosidad de los socios, para que los asesores de crédito puedan tomar la decisión de conceder o negar la solicitud de crédito.

Capítulo 3

Marco Teórico

3.1. Definiciones y conceptos

3.1.1. Business Intelligence

La inteligencia de negocio conocida también como “BI” en los últimos años ha tenido un marcado crecimiento y evolución por empresas y expertos que desarrollan aplicaciones en esta área debido a que la inteligencia de negocios provee un conjunto de estrategias y tecnologías que permiten convertir los datos en información de calidad que se convierte en conocimiento para facilitar la toma de decisiones más adecuadas (Ramos S. , 2011).

Ilustración 1 Arquitectura de *Business Intelligence*



Fuente: (Ramos S., 2017)

Usualmente en los sistemas BI utilizan los datos procedentes de distintos orígenes como bases de datos, aplicaciones, archivos de hojas de cálculo y cualquier fichero que contenga información relevante de la organización, en los cuales se aplican una serie de métodos para su extracción, transformación y limpieza a través de herramientas ETL (*Extract, Transform and Load*). La

información depurada se la almacena en un *Data Warehouse* o almacenes de datos que proporcionarían información que se podrá analizar y permitirán construir sistemas más complejos como cuadro de mandos integrales (CMI), sistemas de soporte de decisiones (DSS), logrando obtener información privilegiada que minimizara el riesgo de decisiones equivocadas.

Algunas de las tecnologías que forman parte de la Inteligencia de negocios son:

- *Data Warehouse*
- *Reporting*.
- Análisis OLAP (*On-Line Analytical Processing*).
- Análisis visual.
- Análisis predictivo.
- Cuadro de Mando.
- Cuadro de mando integral.
- Minería de datos.
- Gestión del rendimiento.
- Previsiones.
- Reglas de Negocios.
- Dashboards.
- Integración de datos (ETL (*Extract, Transform and Load*)) (Curto Díaz, 2012)

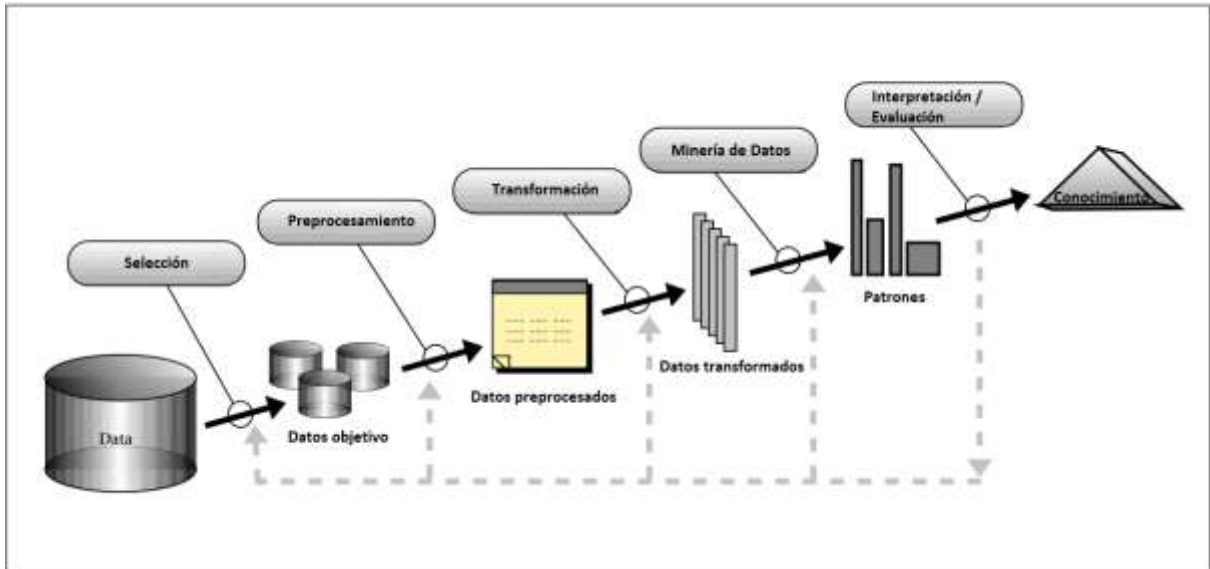
3.1.2. Minería de Datos

Según (Rivera, 2018) “la minería de datos es un mecanismo de explotación y análisis, consistente en la búsqueda y extracción de información valiosa de grandes volúmenes de datos”.

La minería de datos (*data mining*) ayuda a comprender y analizar el contenido de grandes repositorios de datos de forma automática con el fin de reconocer patrones de comportamiento, relaciones y tendencias significativas de la información mediante el uso de herramientas informáticas, para la obtención de conocimiento que sea útil en la toma de decisiones.

El proceso de extracción del conocimiento se la realiza a través de varias fases (preparación de datos, exploración, auditoria, minería de datos, evaluación, difusión y utilización de modelos) y la incorporación de diversas técnicas (árboles de decisión, regresión lineal, redes neuronales artificiales, máquinas de soporte vectorial) además permite una presentación variada del problema mediante su clasificación, categorización, estimación, regresión, agrupamiento etc. (Pérez & Santín, 2008).

Ilustración 2 Visión general de los pasos del proceso de minería de datos



Fuente: (Fayyad, Piatetsky, & Smyth, 1996)

3.1.3. Técnicas de Minería de Datos

El número de técnica de minería de datos es muy grande además que cabe indicar no existe una técnica específica para resolver un problema determinado, a continuación, algunas técnicas de minería de datos según (ALUJA, 2001).

Redes Neuronales: son generalizaciones de modelos estadísticos clásicos que radica en el aprendizaje secuencial con la utilización de transformaciones de variables originales para la predicción, esta técnica permite aprender en contextos difíciles, sin precisar la formulación de un modelo específico.

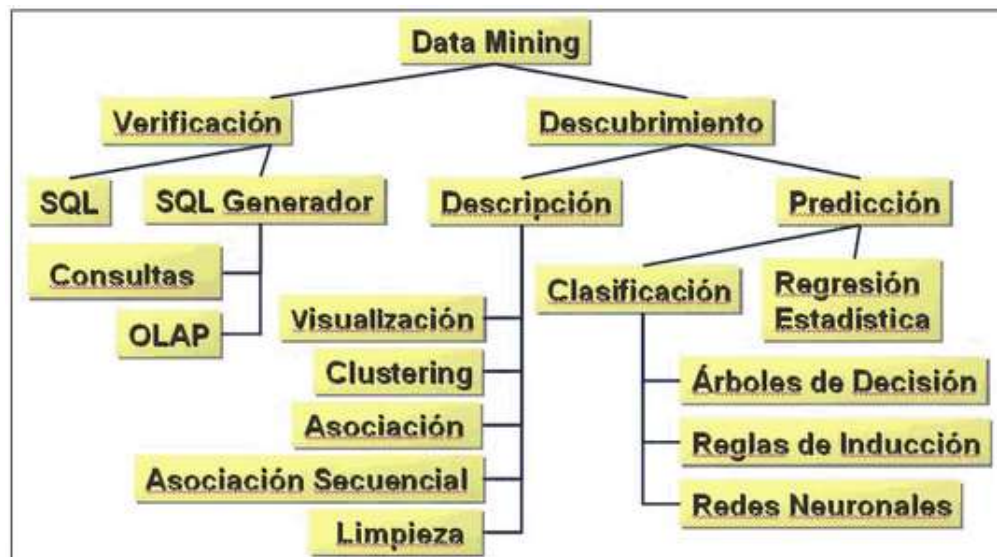
Árboles de decisión: se trata de obtener las reglas de decisión que sirven para presentar y categorizar una serie de condiciones a partir de datos históricos almacenados.

Técnica de Clustering: es una técnica que parte de una medida de proximidad entre datos para buscar los grupos de datos más parecidos entre sí de forma automática bajo diferentes métodos y criterios según una serie de variables.

Series Temporales: se basa a partir de la serie de comportamiento histórica que permite generar un modelo de los componentes básicos de las series, tendencias y así poder predecir cifras de ventas, consumos de productos nuevos.

Algoritmos Genéticos: esta técnica simula el modelo biológico de la evolución de las especies usado generalmente para resolver problemas de búsquedas y en problemas de optimización.

Ilustración 3 Clasificación de Técnicas de minería de datos



Fuente: (Pérez & Santín, 2008)

3.1.4. Herramientas ETL (*Extract, Transform and Load*)

Las herramientas ETL (*Extract, Transform and Load*) son las encargadas de recoger los datos de las diferentes fuentes de información como bases de datos, hojas de cálculo, archivos de texto, y sistemas transaccionales por lo que se convierte en el proceso clave en la implementación de un proyecto de inteligencia de negocios. La construcción del proceso ETL puede dividirse en tres componentes: extracción, transformación y carga. (Bustamante Martínez, Galvis Lista, & Gómez Flórez, 2013) y se caracteriza por:

La Extracción de los datos: permite la recuperación de los datos seleccionados de distintas fuentes de información de formatos distintos como bases de datos (relacionales y no relacionales), archivos planos y otras estructuras de datos, obteniendo un conjunto de datos en estado bruto listos para el proceso de transformación.

La Transformación de datos: en este proceso se aplica la comprobación de la calidad de los datos, duplicidad y corrección de errores sobre los datos extraídos para posteriormente convertirlos en datos válidos, de calidad, limpios he incluso se suele realizar cálculos y genera nuevos datos adaptándolos a un nuevo destino.

Carga de Datos: es el paso final donde se cargan los datos en el sistema de destino encontrando las características significativas, para presentar los datos dependiendo de los requerimientos y necesidades de las empresas en los diferentes almacenes de datos (*Data marts*) y cubos OLAP (Ramos S., 2017) como se observa en la tabla 1.

Tabla 1. Descripción de los componentes del proceso de ETL

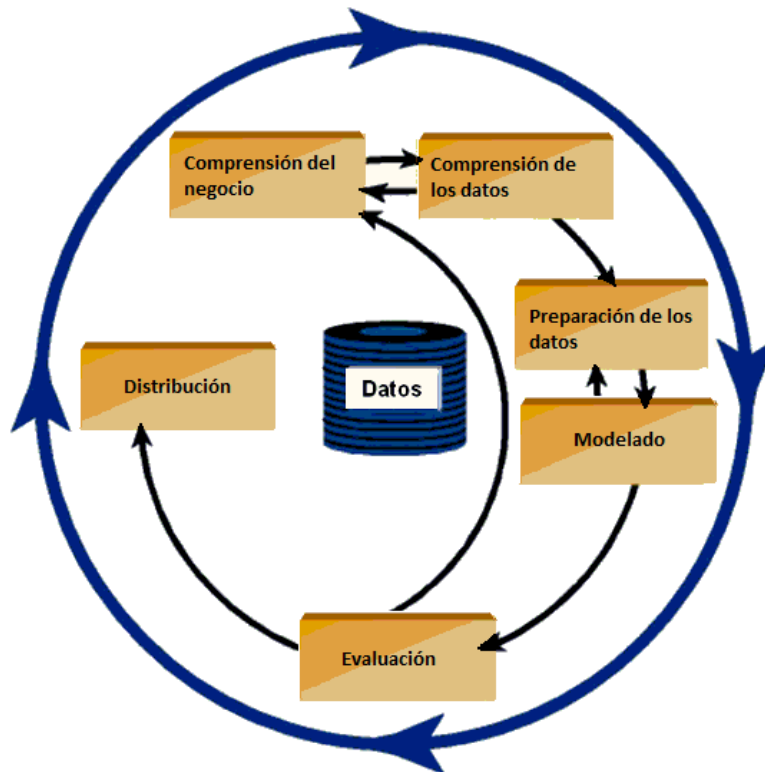
Componente	Elementos Objetivos (entrada)	Operaciones realizadas (proceso)	Resultado de la tarea (Salida)
Extracción	Fuentes de datos, sistemas transaccionales, hojas de cálculo, archivos de texto	Selección	Datos crudos(cargados en memoria)
Transformación	Datos crudos(cargados en memoria)	Limpieza, transformación, personalización, realización de cálculos y aplicación de funciones de agregación	Datos formateados, estructurados y resumidos de acuerdo a las necesidades (aún en memoria)
Carga	Datos formateados, estructurados y resumidos de acuerdo a las necesidades (aún en memoria)	Inserción	Datos formateados, estructurados y resumidos con persistencia en el DW

Fuente: (Bustamante Martínez, Galvis Lista, & Gómez Flórez, 2013)

3.1.5. Metodología CRISP-DM

Es una metodología que se basa en un modelo jerárquico ampliamente utilizado en proyectos de minería de datos, esta metodología permite definir las tareas necesarias en el ciclo de vida de estos proyectos que está dividida en Entendimiento de negocio, Entendimiento de datos, Preparación de datos, Modelado, Evaluación y Distribución como se puede observar en la ilustración 4, (IBM, 2012).

Ilustración 4 Modelo del proceso *CRISP-DM*



Fuente: (IBM, 2012)

El curso de las fases no es necesariamente riguroso ya que en la práctica las tareas pueden realizarse en un orden diferente debido que a menudo es necesario repetir ciertas tareas anteriores a continuación se presenta una breve descripción de cada una de ellas según (Vanrell, Bertone, & García, 2010).

Comprensión del Negocio: en esta fase se deben entender los objetivos y requerimientos del proyecto desde un enfoque del negocio para obtener la definición del problema a más de realizar la recolección de los datos correctos y luego poder convertirlo en conocimiento además de diseñar un plan preliminar para alcanzar los objetivos del negocio.

Comprensión de los datos: comprende la recolección inicial, descripción, exploración y verificación de datos, acciones para familiarizarse con la información identificando su calidad a parte de establecer las relaciones más evidentes y detectar subconjuntos interesantes de información oculta de las primeras hipótesis.

Preparación de los datos: en esta etapa se procede a la preparación de los datos para adaptarlos a las técnicas de minería de datos que se utilizarán aparte de construir el conjunto de datos final desde los datos iniciales a través de la selección de tablas, registros, atributos, así como transformación y limpiezas de datos para las herramientas de modelado.

Modelado: existe distintas técnicas para el mismo tipo de problema de minería de datos por lo que el modelado incluye la selección de técnicas y calibración de sus parámetros a los valores óptimos que dependen de las características de los datos además de la exactitud que se quieran lograr con el modelo, por lo que a veces es necesario volver a la fase anterior de preparación de los datos.

Evaluación: para esta fase se precisa la construcción del modelo o modelos que aparentemente tengan la mejor calidad de una perspectiva de análisis de datos por lo que se requiere la evaluación del modelo y de los pasos desarrollados en su construcción para asegurarnos de alcanzar los objetivos del negocio, y determinar si hay algún objetivo importante que no ha sido estimado.

Distribución: la distribución puede ser tan simple como la generación de un reporte o tan complicada como la realización de un proceso repetitivo de explotación de información dependiendo de los requerimientos de la organización.

3.1.6. Cuadro de mando Integral.

El Cuadro de mando integral (CMI) llamados también *Balanced Scorecard* fue creada en 1990 que pretende medir la gestión empresarial incluyendo actividades relacionadas con los clientes, empleados y procesos internos los mismos que permiten definir objetivos, indicadores, metas y planes de acción (Martinez-Vilanova & Rodenes-Adam, 2009)

Esta herramienta ordena los objetivos de diferentes áreas de la empresa que se los pueden usar en diversas actividades como evaluaciones del personal, establecer políticas de calidad, para mejorar los resultados financieros de las empresas (GOMEZ, ALVEIRO, RICO, & DEWAR, 2010)

3.1.7. Cooperativas de Ahorro y Crédito.

En el Ecuador las cooperativas de Ahorro y Crédito datan a partir del siglo pasado (1900), siendo las primeras en aparecer en la ciudad de Guayaquil bajo la figura de economía popular y solidaria que en la actualidad están amparadas bajo la Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria de 2011 y su reglamento en 2012 que fue reconocida en la constitución de Montecristi de 2008, mediante estos dos cuerpos legales se tiene el mecanismo institucional para regular, controlar y fomentar a las cooperativas (El Telégrafo, 2013).

Las cooperativas de Ahorro y Crédito son “organizaciones formadas por personas naturales o jurídicas que se unen voluntariamente bajo los principios establecidos en la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria, con el objetivo de realizar actividades de intermediación financiera” (Saltos, 2017).

Se estableció segmentos (S1, S2) en las entidades del sector financiero, popular y solidario basado en el tipo y el saldo de activos que se puede apreciar en la tabla 2, hasta diciembre del 2016 Ecuador tiene 725 cooperativas con más de 5000 socios clasificadas en 26 cooperativas S1, 33 cooperativas S2, 4 mutualistas, 4 sociedades financieras. También se las puede clasificar según su actividad que puede ser por: producción, consumo, vivienda, ahorro y créditos y servicios. (Saltos, 2017)

Tabla 2 Segmentos de las Entidades del sector Financiero

Segmento	Activos(\$)
1	Mayor a 80.000.000
2	Mayor a 20.000.000 hasta 80.000.000
3	Mayor a 5.000.000 hasta 20.000.000
4	Mayor a 1.000.000 hasta 5.000.000
5	Hasta 1.000.000
	Cajas de Ahorro, bancos comunales y cajas comunales

Fuente: (Saltos, 2017)

Debido a que las Cooperativas de Ahorro y Crédito durante las décadas de los 80, 90 y 2000, se fueron incrementando en todo el país constituyéndose en una gran alternativa para el ahorro y crédito, pero actualmente se puede observar el creciente aumento del número de socios que incumplen con el pago oportuno de sus obligaciones con respecto a los préstamos hipotecarios,

microcréditos que solicitaron (Westley & Branch, 2000). Debido a múltiples factores como la inestabilidad económica del país, catástrofes naturales, fuertes estaciones invernales, lo que incrementó el desempleo a nivel nacional y derivó que las personas no puedan cancelar sus deudas poniendo en peligro la estabilidad financiera de las Cooperativas.

3.1.8. Riesgo de Crédito

Según (Morales & Tuesta, 1998) “es el riesgo proveniente de actividades crediticias y evalúa la probabilidad de incumplimiento en los compromisos de una deuda.”. Por eso las entidades financieras tienen como tarea crítica realizar el análisis previo del nivel de endeudamiento por parte de los prestatarios que les permita minimizar el riesgo de crédito para no incurrir en pérdidas y calificaciones negativas por los organismos de control.

3.1.9. Tipos de Créditos.

Según la Codificación de Regulaciones del Banco Central del Ecuador (Camacho, Celio, & Erráez, 2015) define los segmentos de crédito como:

Crédito productivo: son créditos productivos las operaciones de tarjetas de crédito, los créditos entre entidades financieras, créditos dirigidos a personas naturales obligados a llevar contabilidad y se otorgan a sujetos de crédito que registren ventas anuales iguales o superiores a USD 100.000 y su financiamiento este dirigido a actividades productivas

Crédito de consumo: son créditos otorgados a personas naturales o rentistas para financiar la adquisición de bienes de consumo o pago de servicios, que generalmente se otorgan dependiendo del ingreso neto mensual del deudor y se pagaran en función de un sistema de cuotas periódicas.

Microcrédito: son créditos que se otorgan a un prestatario o empresa constituida como persona natural o jurídica con venta inferiores a USD 100.000, este tipo de créditos no superan los USD 20,000 y su pago se realizara principalmente por las ventas o ingresos generados por dichas actividades.

Crédito Vivienda: estos créditos son otorgados a personas naturales para la adquisición, construcción y mejoramiento de una vivienda propia mediante una garantía hipotecaria.

3.2. Estado del Arte

Según explican (Arzbach, Durán, Japp, & Muñoz, 2017) las cooperativas de ahorro y crédito son los intermediarios junto con la banca tradicional de mantener sanos, sólidos y solventes a los sistemas financieros latinoamericanos, además de la reducir en lo posible la pobreza y evitar crisis financieras como las ocurridas en las décadas de los 80 y 90 en América Latina sin embargo en la actualidad se enfrenta a la reducción de la capacidad de pago de la población que se ve reflejado en el crecimiento de los niveles de morosidad.

(Ossandón, 2012) sostiene que el sistema de concesión de los créditos en las cooperativas se la realiza a través de un ranking que permite establecer si las personas son confiables al momento de recibir un crédito e incluso poder ser flexibles al momento de otorgar los créditos a los socios con las mejores puntuaciones del ranking estos procesos previos han disminuido los niveles de morosidad además de reducir el riesgo financiero que pudiera afectar a la institución.

Para el otorgamiento del crédito según (Ledesma & Sánchez, 2007) se deben verificar tres condiciones el pago puntual, pago con retraso y falta de pago esto determinara la capacidad de pago de las obligaciones y el grado de cumplimiento a la hora de realizar los desembolsos de las cuotas mensuales ya que para las entidades financieras deben obtener un ganancia por el servicio prestado y por asumir los riesgos financieros que se generan con el otorgamiento de los créditos.

(Velanga , y otros, 2008) sustenta que la estadística y la minería de datos son complementarias mientras la estadística valida hipótesis a partir de los datos disponibles, la minería de datos mediante los datos disponibles descubre patrones de comportamiento no previstos en la información inicial por lo que se ha convertido en el siguiente proceso de análisis de datos.

(Tello, Eslava, & Tobías, 2013) mencionan que en los sistemas de administración del riesgo de crédito es necesario el seguimiento y monitoreo de procesos como el otorgamiento de créditos, ya que esta actividad es la más importante por esta razón la necesidad de la aplicación de un modelo de minería de datos en donde se identifican las variables que deben tener relación directa con las aprobaciones de los créditos para su análisis previo que le darán sentido a la información de acuerdo con el conjunto de datos que se cuenta, esto permitirá determinar el perfil de los socios que solicitan los diferentes créditos que ofrecen las entidades financieras. El siguiente paso será la preparación de los datos que consiste en la limpieza, integración, transformación y reducción de la información y posteriormente establecer un conjunto de datos consistente, que permita el desarrollar las tareas de minería de datos para el descubrimiento del conocimiento que debe resolver las interrogantes

iniciales en el proceso de otorgamiento de créditos y que características deben tener los sujetos de crédito.

Debido al incremento de la cantidad de la información y la dificultad de su análisis en las entidades financieras en la actualidad por tal razón es fundamental contar con herramientas informáticas basadas en técnicas de minería de datos para la extracción de información privilegiada que se convertirá en conocimiento que facilite la identificación de patrones en la toma de decisiones oportunas por parte de las entidades financieras en los procesos de prevención y detección de riesgos, experiencias en diferentes partes del mundo han demostrado que la aplicación de técnicas de minería de datos en cualquier actividad o giro de negocio obteniendo importantes resultados (UIAF, 2014)

Capítulo 4

Metodología

4.1. Enfoque

Para determinar el nivel de morosidad de un socio se va aplicar *Talend* como plataforma de implementación en la extracción de los datos de diferentes fuentes para su posterior transformación y carga (Bustamante Martínez, Galvis Lista, & Gómez Flórez, 2013). Como metodología el uso de *CRISP-DM* permite establecer las tareas necesarias en el ciclo de vida en proyectos de minería de datos y como algoritmo de clasificación se utilizan árboles de decisión para generar particiones recursivas por reglas de clasificación, hasta llegar a una clasificación final que hace posible identificar patrones de comportamiento de los socios y predecir el nivel de morosidad si es alta o baja. (Cardona, 2004)

4.2. Modalidad Básica de Investigación

El presente proyecto de investigación tiene un enfoque cuantitativo ya que se aplica un modelo de minería de datos que se basa en resultados numéricos y pruebas. A más de ser una investigación bibliográfica ya que se utilizó fuentes como libros, revistas, artículos, documentos etc., para el desarrollo del marco teórico, metodología *CRISP-DM*, *Business Intelligence*, *Herramientas ETL* y minería de datos. También se realiza una investigación de campo porque se pretende obtener la información de los créditos financieros y el giro del negocio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

4.3. Tipos de Investigación

Este proyecto de investigación es de tipo exploratoria porque se analiza el problema de no contar con información adecuada y oportuna sobre el reporte de morosidad de los socios en la toma de decisiones al momento de aprobar el crédito solicitado.

Adicionalmente es de tipo Explicativa ya que se busca explicar las causas por la cual no existe una forma adecuada de establecer la morosidad de los socios antes de la aprobación de la solicitud de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Es también de tipo Descriptiva ya que permite examinar la deficiencia que existe en obtener la información oportuna sobre la morosidad de los socios, previo a la aprobación de las solicitudes de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

4.4. Población y Muestra.

El presente proyecto de investigación se realiza en el Departamento de Crédito de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J., conformado por el personal que se muestra en la tabla 3:

Tabla 3 Población de estudio

Población	Número (Frecuencia)	Porcentaje
Gerente	1	14,29%
Oficiales de Crédito	2	28,57%
Asistentes de crédito	3	42,85%
Jefe de Sistemas	1	14,29%
Total	7	100%

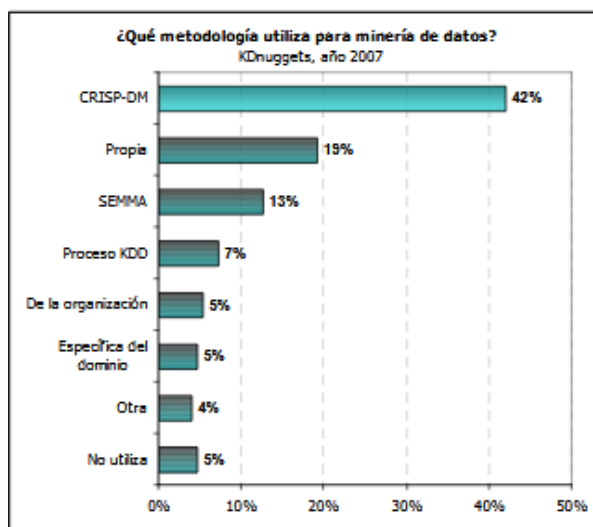
Fuente: Elaboración propia

4.5. Métodos aplicados

En la implementación del modelo de minería de datos se utilizó la metodología CRISP-DM, aplicando cada una de sus fases al problema planteado para la extracción y explotación de datos de la cooperativa de ahorro y crédito.

La metodología CRISP-DM es la guía más utilizada en el desarrollo de proyectos de minería de datos en la actualidad debido a que la aplicación de sus etapas se las puede realizar de una forma flexible y que comparadas con otras metodologías como SEMMA, Caralyst proveen sólo una guía general de trabajo al realizar cada fase (Moine, Haedo, & Gordillo, 2011), esto se puede observar en la ilustración 5 que determina los porcentajes de utilización de las diferentes metodologías hasta el año 2007 realizada por la comunidad KDnuggets(*Data Mining Community's Top Resource*):

Ilustración 5 Metodologías utilizadas para la Minería de Datos



Fuente: (Moine, Haedo, & Gordillo, 2011)

4.6. Solución Propuesta

Se implementa un modelo de minería de datos como soporte en la toma de decisiones en la aprobación de crédito, por lo cual se debe desarrollar un cubo de información de créditos que permita la extracción de los datos (conocimiento) para identificar patrones de comportamiento y determinar el nivel de morosidad de los socios mediante la aplicación de algoritmos de árboles de decisión.

4.7. Origen de datos

El origen principal de la información son las bases de datos en Postgres 9.2 de datos históricos y transaccionales del sistema financiero de la cooperativa de ahorro y crédito, de las cuales se utilizarán las tablas de la base de datos con los socios, créditos y los agentes de crédito como se especifica en la tabla 4:

Tabla 4 Tablas utilizadas en el proceso de minería de datos.

	Tablas de la base de datos de la Cooperativa
Socios	<ul style="list-style-type: none"> • sgf_socio • gen_persona
Créditos	<ul style="list-style-type: none"> • sgf_credito.

	<ul style="list-style-type: none"> • sgf_credito_mov. • sgf_credito_saldo • sft_credito_chat • sft_credito_garante • sft_credito_notif
Agentes de crédito	<ul style="list-style-type: none"> • gen_empleado

Fuente: Elaboración Propia.

Cabe mencionar que no se podrá mostrar la información real de los socios debido a cuestiones legales como la confidencialidad de la información.

4.8. Metodología para la implementación del modelo de Minería de Datos.

Se definió la metodología CRISP-DM para predecir el nivel de morosidad de los socios mediante las variables de la solicitud de crédito, aplicando cada fase de la metodología que a continuación se describe

4.8.1 Comprensión del Negocio

En esta primera fase se determinan bajo la perspectiva del negocio los objetivos y requisitos del proyecto de investigación a partir de los datos que ya se disponen de los socios en la cooperativa de ahorro y crédito.

Objetivo del negocio.

El objetivo del negocio es predecir el nivel de morosidad del socio previo la aprobación de la solicitud de crédito y proporcionar datos confiables a los asesores de crédito además de poder determinar.

- El nivel de morosidad (Alto, Medio, Bajo).
- Atrasos, falta de pago en los créditos anteriores.
- Créditos otorgados por periodos de tiempo (Mensual, Trimestral, Anual).

Toda esta información permitirá a la cooperativa de ahorro y crédito tomar decisiones que minimicen los índices de morosidad en la institución, reduciendo significativamente los riesgos financieros.

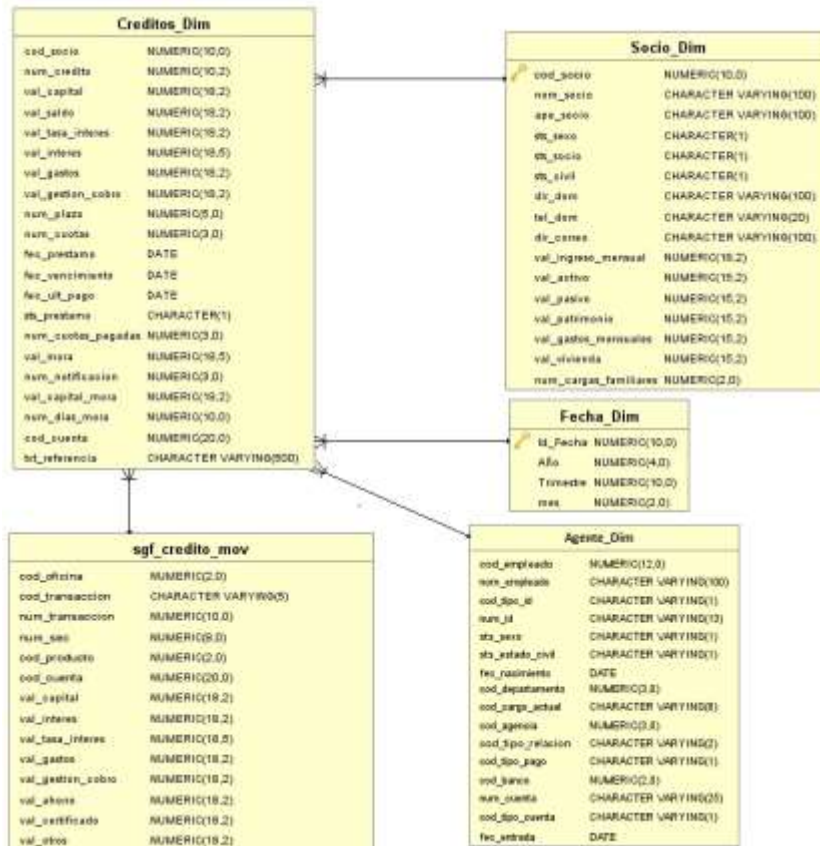
4.8.2 Comprensión de los Datos

En esta fase de la metodología de CRISP-DM se realiza la recolección de información inicial, así como identificar las relaciones, determinar la calidad de los datos que intervendrán en la solución del problema propuesto. La información usada en la recolección corresponde a los datos del Sistema Financial que está desarrollado en *Power Builder* que contiene información relacionada con todas las operaciones de la cooperativa de ahorro y crédito.

Los datos utilizados son referentes a los créditos como las solicitudes, movimiento de los créditos, fechas de solicitudes y de pagos, información de los garantes y los datos de los agentes de créditos que están contenidos en las bases de datos de la cooperativa de ahorro y crédito, además de los datos de los socios que incluyen datos personales como cédulas, nombres, direcciones, fechas de ingreso, teléfonos, correos etc.

Los datos serán almacenados utilizando la herramienta *Talend* para la realización del proceso de extracción, transformación y carga de datos en esquemas dimensionales como se observa en la ilustración 6.

Ilustración 6 Esquema relacional de la Base de Datos



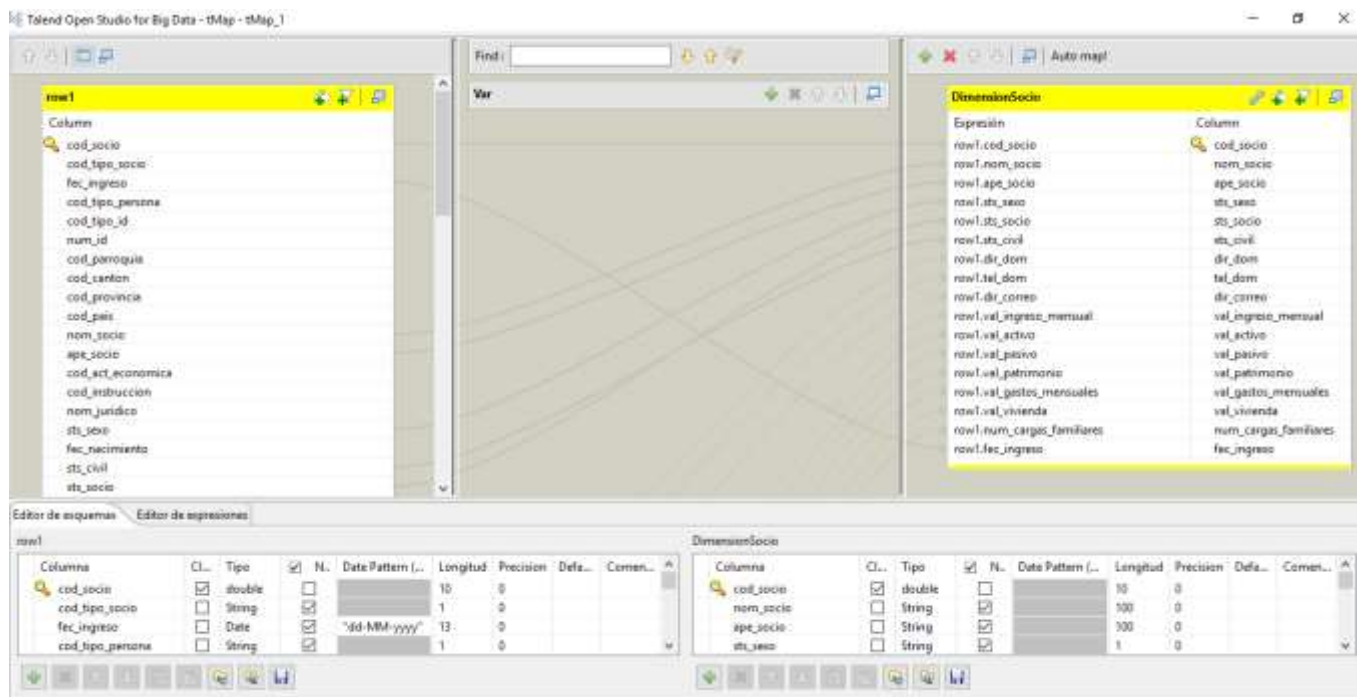
Fuente: Elaboración Propia.

4.8.3 Preparación de los Datos

En esta fase se preparan los datos para ajustarlos a la técnica de minería de datos, esto es la selección de subconjuntos de datos para depurarlos y mejorar su calidad mediante la herramienta ETL utilizada.

Adicional en esta fase se seleccionan los datos que se van a utilizar ya que existe campos dentro de las diferentes tablas que forman parte de las bases de datos que no son necesarios para la solución del problema, como se puede observar en la ilustración 7 para la creación de la dimensión de Socio.

Ilustración 7 Selección de datos en la herramienta *Talend*



Fuente: Elaboración Propia.

Durante la depuración de los datos se realizan algunas acciones como la limpieza de los datos ya que la mayoría de los datos contienen errores como: datos nulos y datos incompletos originarios de las bases de datos utilizadas en la recolección de datos. En el caso de los datos incompletos estos son ignorados en el momento de la aplicación del modelo de minería de datos, esto permite evitar posibles errores antes de proceder al modelado.

Esto se puede observar en la ilustración 8 con la información de la tabla `sgf_socio` que presenta una gran cantidad de campos, en donde encontramos algunas columnas con datos nulos que no aportan ninguna información al objetivo propuesto.

Ilustración 8 Datos nulos en la tabla `sgf_socio` de la base de datos

*	_pais	nom_socio	ape_socio	cod_act_economica	cod_instruccion	nom_juridico
1	593	JUSTO RAMIRO	GUEVARA GUEVARA	218	2	(null)
2	593	LUCIANO	PESANTEZ FARFAN	230	1	(null)
3	593	EULALIA ESPERANZA	LAZO CHUMBI	218	2	(null)
4	593	ROSA MERCEDES	CEDILLO CEDILLO	218	2	(null)
5	593	ESPERANZA ALEJANDRINA	GONGORA TOBAR	2	1	(null)
6	593	JUAN CARLOS	VISCAINO LATA	8	1	(null)
7	593	LEOPOLDO EDMUNDO	MALDONADO TRAVEZ	218	1	(null)
8	593	JONNATHAN FREDDY	CALE CAJILIMA	(null)	2	(null)

Fuente: Elaboración Propia.

4.8.4 Modelado

En esta fase básicamente se escogerá la técnica de minería de datos que se utilizarán en la creación del cubo de datos y finalmente evaluando el modelo de acuerdo con los objetivos de nuestro proyecto de investigación, para nuestra problemática se optó por los árboles de decisión.

Técnica de Modelado

La técnica de árboles de decisión tiene por finalidad obtener estimaciones de valores futuros desde un conjunto de datos bajo el principio de la división jerárquica para la obtención de subcategorías de la cual se obtiene una serie de condiciones organizadas en forma de árbol (Dieser, y otros, 2015). En comparación con redes neuronales, técnicas de *Clustering*, series temporales, etc., los árboles de decisión se crean rápidamente además de ser fáciles de comprender ya que cada nodo del árbol contiene un punto de división que determina como se dividen los datos.

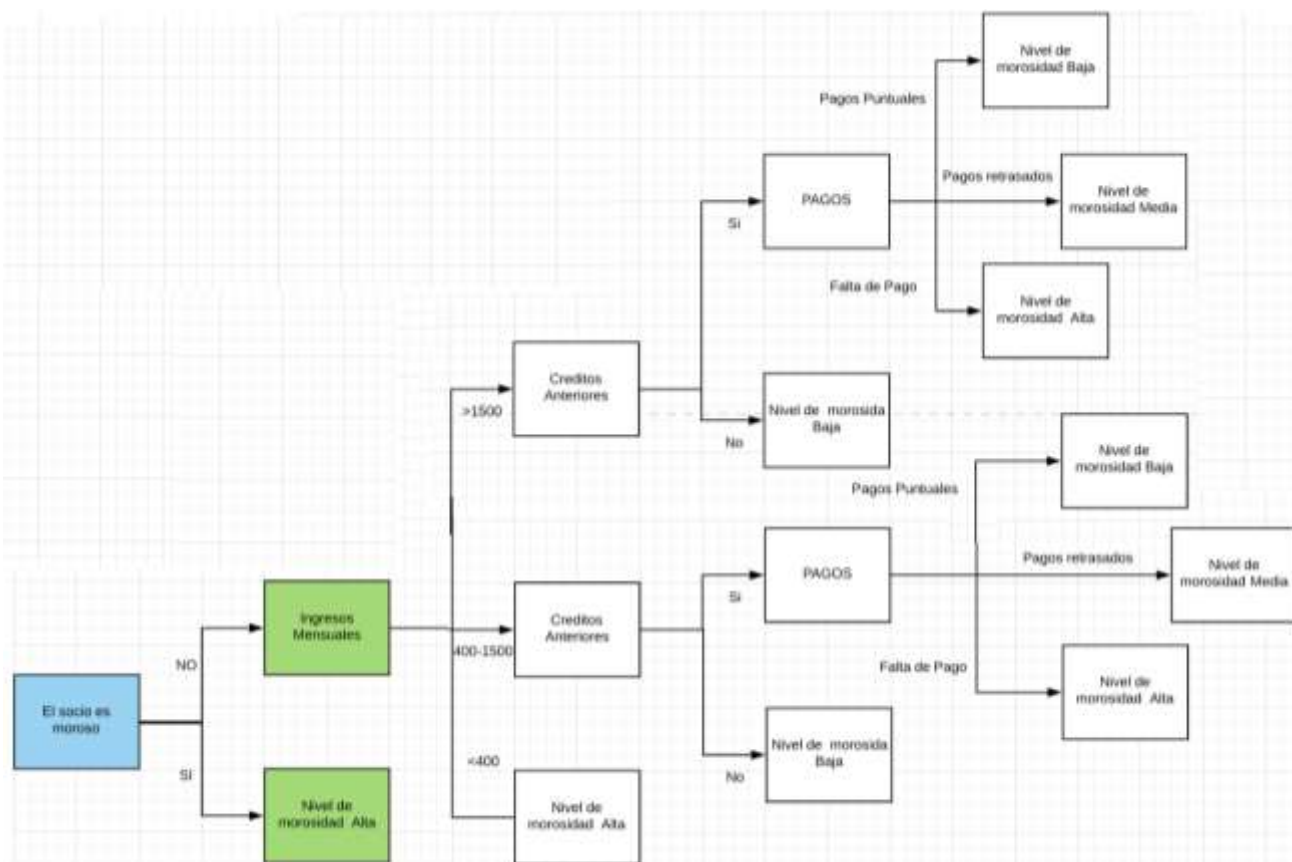
Para determinar los nodos de los árboles de decisión se lo realizó mediante el uso de la fórmula de Entropía que determina la probabilidad que ocurra una situación en donde $P = \{P1, P2, \dots Pn\}$ una distribución de probabilidad es igual a (Gutiérrez, 2005):

$$= - \sum_{i=1}^{i=n} P_i \log_b P_i$$

Posteriormente se procederá a ejecutar la técnica de árboles de decisión sobre el conjunto de datos mediante la herramienta *Talend* para alcanzar el objetivo planteado en esta investigación.

A continuación, se muestra el árbol de decisión que se muestra en la ilustración 9, para lograr predecir el nivel de morosidad de los socios de la cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Ilustración 9 Árbol de decisión para determinar el nivel de morosidad de los socios



Fuente: Elaboración Propia.

4.8.5 Evaluación

El propósito de esta fase es el de evaluar los resultados obtenidos en el modelado, si estos son correctos y efectivos con respecto del objetivo de negocio, además de determinar si se ha cumplido con establecer el nivel de morosidad de los socios, caso contrario identificar los factores que no se tomaron en cuenta y volver a generar la fase de modelado. (IBM, 2012).

4.8.6 Distribución

Esta es la última fase se tiene por objetivo utilizar los nuevos conocimientos para implementarlos en la organización, así como exponer a los miembros de la cooperativa el funcionamiento del proyecto y de los resultados obtenidos en esta fase también es recomendable crear una estrategia para el mantenimiento que es un punto muy importante, ya que con frecuencia se pueden modificar los datos de los socios en la cooperativa y a diferencia de otros proyectos estos deben estar actualizados permanentemente, por lo que estará en ejecución en la red interna de la Cooperativa de Ahorro y Crédito.

La distribución incluye dos tipos de actividades según (IBM, 2012):

- Planificación y control de la distribución de resultados.
- Finalización de tareas de presentación como la producción de un informe final y la revisión de un proyecto.

Para la presentación de la producción se utilizará *Pentaho Report Designer* que es una herramienta *Open Source* que facilita la personalización de informes, cuadros de mandos y que de ahí sean utilizados por los asesores de crédito, adicional esta herramienta admite la salida de resultados en formatos como: pdf, html, xls, rtf y csv como se puede observar en la ilustración 10.

Ilustración 10 Cuadro de mandos en *Pentaho*



Fuente: (Hunt, 2013)

Capítulo 5

Resultados

5.1. Producto final del proyecto de titulación

Los resultados obtenidos con la aplicación de la metodología *CRISP-DM* compuesto por sus seis fases, como algoritmo de modelado árboles de decisión además de *Talend* como herramienta ETL (*Extract, Transform and Load*) para la extracción, transformación y carga de los datos y finalmente ser presentados a través de *Pentaho Report Designer*, esto permitió la aplicación de un modelo de minería de datos para predecir el nivel de morosidad de los socios en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

5.2. Metodología *CRISP-DM*

Para la aplicación de la metodología *CRISP-DM* se tomaron en cuenta los criterios de los oficiales y asistentes de crédito que conforman la población de estudio, en la recolección de información se utilizó encuestas con preguntas cerradas y abiertas, que mostraron los problemas que enfrentan en la aprobación de una solicitud de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. con esta información se pudo determinar las estrategias para minimizar los niveles de morosidad de los socios en la Cooperativa.

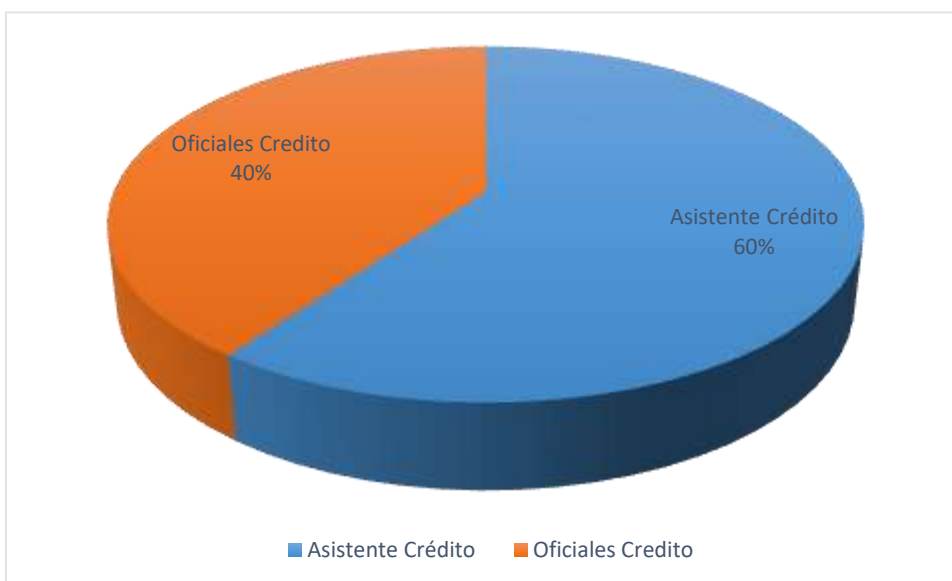
Tabulación de Encuestas

Pregunta 1.

¿Cómo está compuesto su departamento?

En la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J el departamento de crédito está conformado por el 60% de asistentes que crédito quienes son los encargados de revisar la documentación presentada por los socios, en tanto que el 40% restantes está conformado por los oficiales de crédito responsables de adjuntar los estados crediticios y capacidad de pago, de los solicitantes del crédito.

Ilustración 11 Como está compuesto el Departamento de Créditos



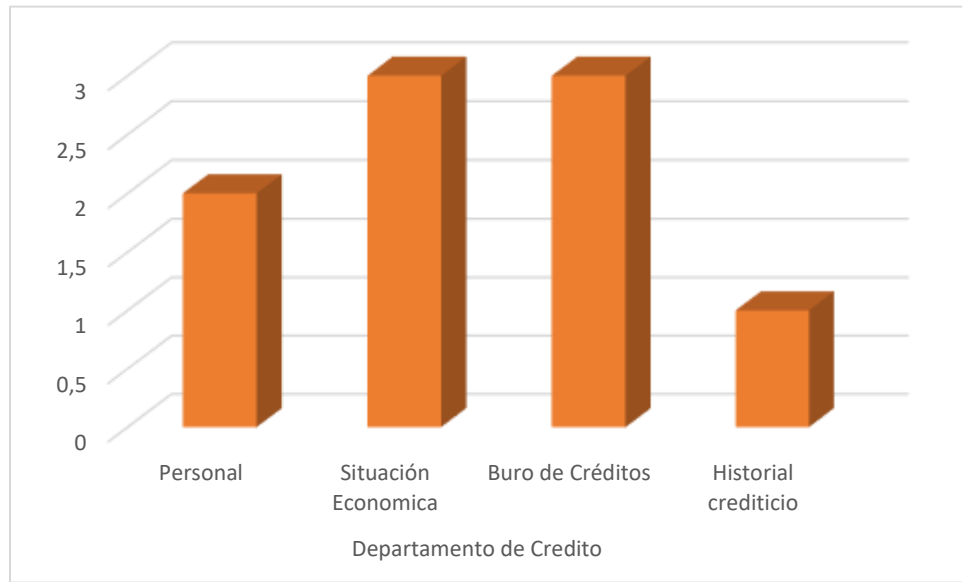
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 2.

¿Qué tipo de información usted maneja?

En el departamento de créditos se utiliza información personal de los socios solicitantes de crédito como son: cedula, nombres y apellidos, dirección de la vivienda, lugar de trabajo, números telefónicos, correos, referencias personales, etc. Además, se realiza un análisis de la situación económica del socio en cuanto a sus ingresos egresos mensuales, también se adjunta el reporte del buró de crédito en el cual se determina la categoría del socio, mientras que en el historial crediticio se puede establecer si el socio solicito créditos anteriormente y si presento inconvenientes como: falta de pago, impuntualidad en los pagos, deudas con la institución.

Ilustración 12 Información que maneja el Departamento de Créditos



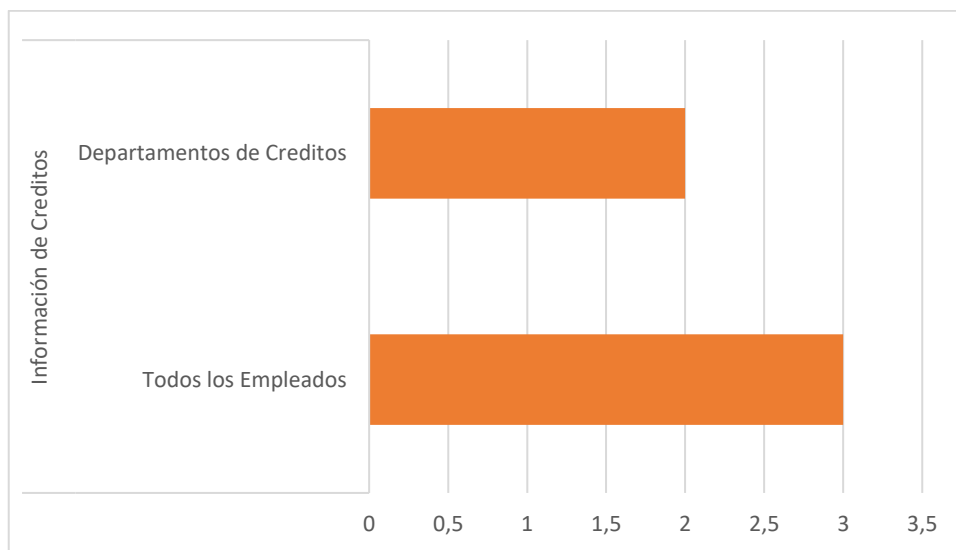
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 3.

¿Quién tiene acceso a la información de créditos?

En la Cooperativa de Ahorro Crédito San José S.J. la información de los créditos en su mayoría es manejada por todos los empleados de la cooperativa que debería ser modificado ya que esta información debe ser reservada solo para el personal del Departamento de Crédito y el Gerente de la Cooperativa

Ilustración 13 Accesos a la Información de Créditos



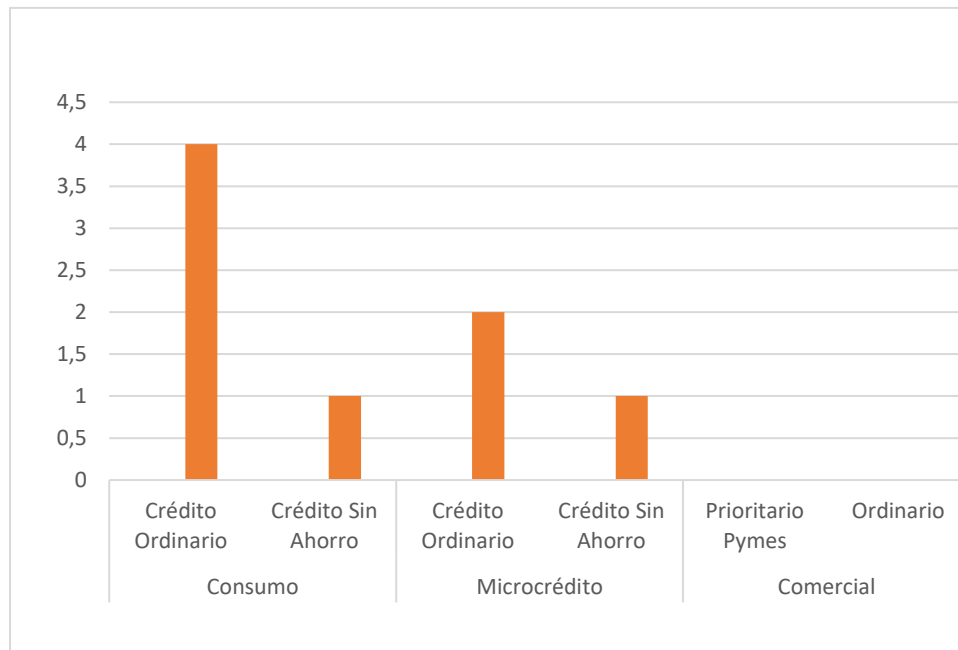
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 4.

¿Qué tipo de créditos solicitan los socios frecuentemente en la Cooperativa?

En esta pregunta se pudo determinar que los Créditos Ordinarios de Consumo son solicitados con mayor frecuencia por los socios, ya que para este tipo de crédito se debe contar con una libreta de ahorros con un porcentaje del valor a solicitar.

Ilustración 14 Créditos Solicitados



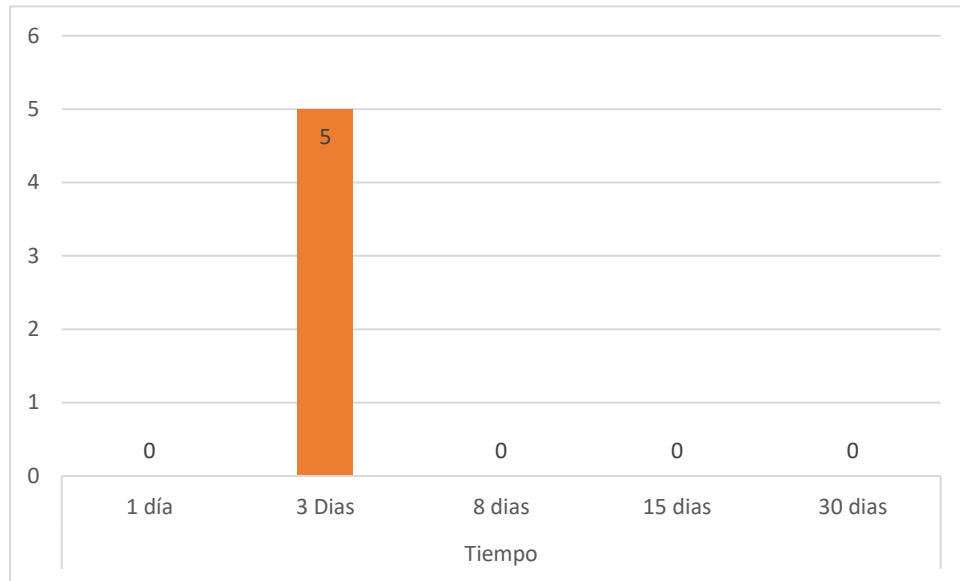
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 5.

¿Cuál es el tiempo que se demora la aprobación de una solicitud de crédito?

El tiempo que se demora en la aprobación de una solicitud de crédito en la Cooperativa son tres días laborables a partir de la entrega de la documentación por parte del socio.

Ilustración 15 Tiempo de aprobación de Solicitudes de Crédito



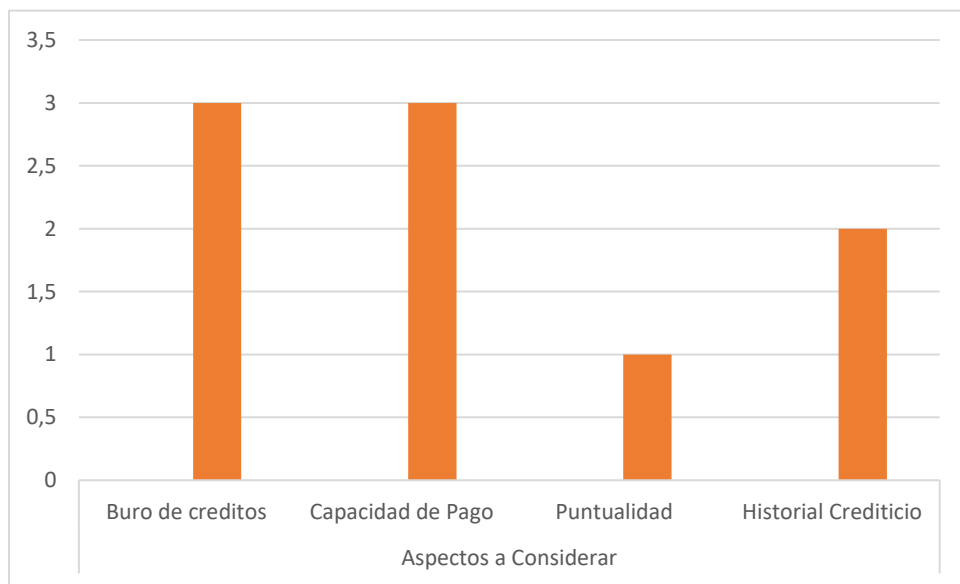
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 6.

¿Cuál es el principal aspecto que considera al momento de aprobar la solicitud de crédito en la Cooperativa?

Los principales aspectos que se consideran en la aprobación de un crédito es la categoría que se encuentra el socio en el buró de crédito, así como la capacidad del pago que se determina por sus ingresos mensuales, dejando como aspectos secundarios el historial crediticio y la puntualidad.

Ilustración 16 Aspectos para aprobar los créditos



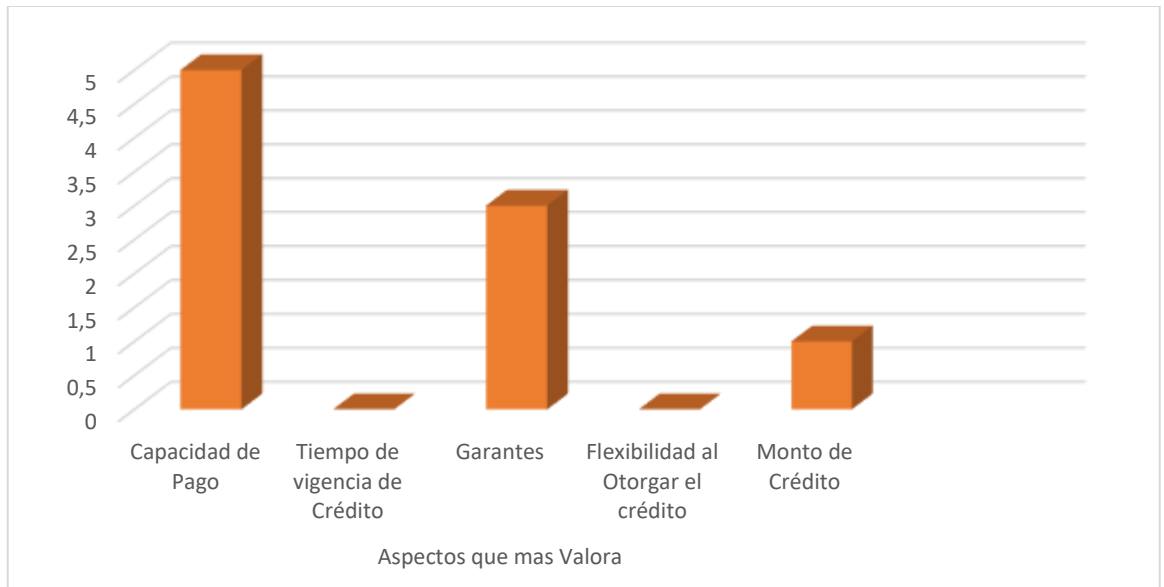
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 7.

¿Cuáles serían los aspectos que más valora al momento de aprobar una solicitud de crédito en la Cooperativa?

La capacidad de pago es un factor determinante en la aprobación de un crédito en la Cooperativa, así como los garantes quienes respaldan la deuda con la institución y el monte de crédito solicitado

Ilustración 17 Aspectos de que se valora al momento de aprobar los créditos



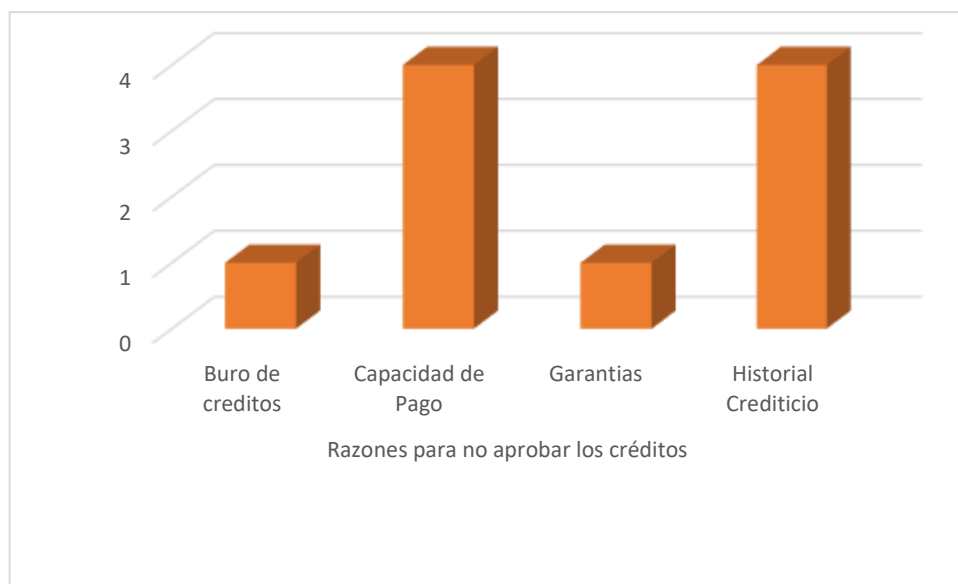
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 8.

¿Cuál sería la razón principal por la que usted no aprueba la solicitud de crédito en la Cooperativa?

Las personas encargadas de la aprobación de créditos realizan un análisis exhaustivo antes de la aprobación de una solicitud siendo las principales razones para la negación de un crédito la capacidad de pago y el historial crediticio.

Ilustración 18 Razones para no aprobar los créditos



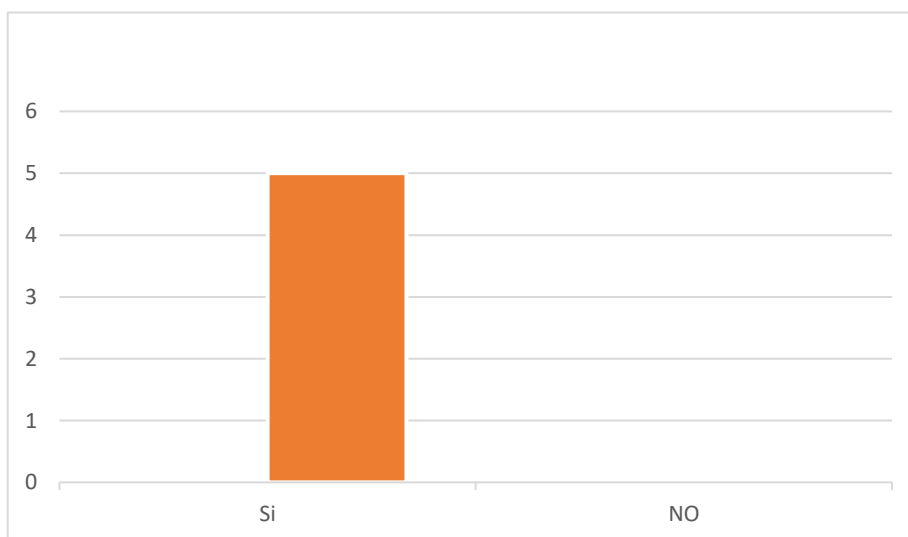
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 9.

¿Usted dispone de alguna aplicación o herramienta que le permita obtener la información histórica del socio en la cooperativa?

El departamento de crédito cuenta con una herramienta que le permite obtener el historial crediticio de los socios, pero solo entrega información parcial que no cumple con las necesidades de los oficiales y asesores de crédito.

Ilustración 19 Existe aplicaciones para Obtener la información histórica



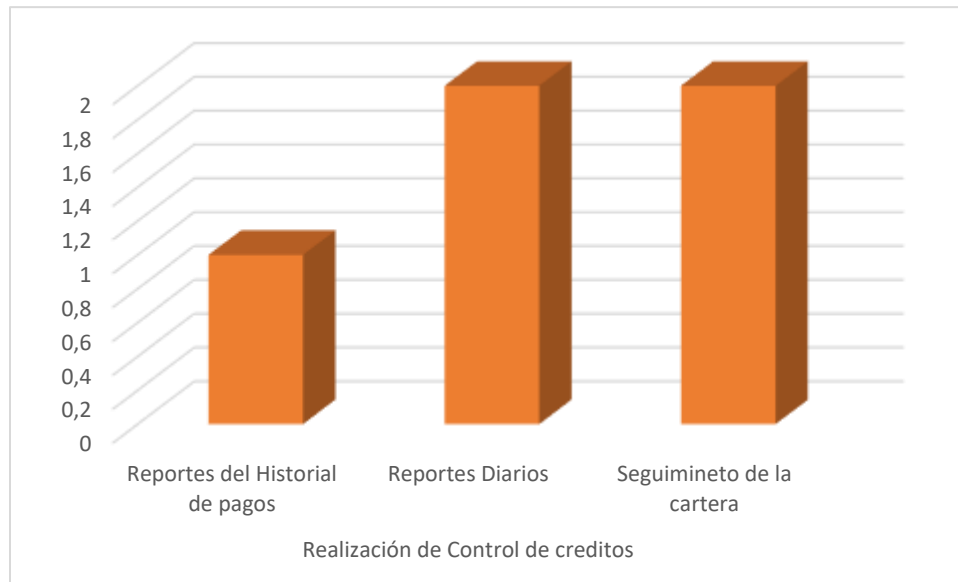
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 10.

¿De qué manera se realiza el control de créditos vencidos, o atrasos en los pagos por parte de los socios de la cooperativa?

Los oficiales y asesores de crédito realizan el control de los créditos vencidos, mediante reportes diarios, seguimiento de cartera y reportes del historial de pagos, los mismos que se generan en el sistema Financiera de la Cooperativa.

Ilustración 20 Control de Créditos vencidos



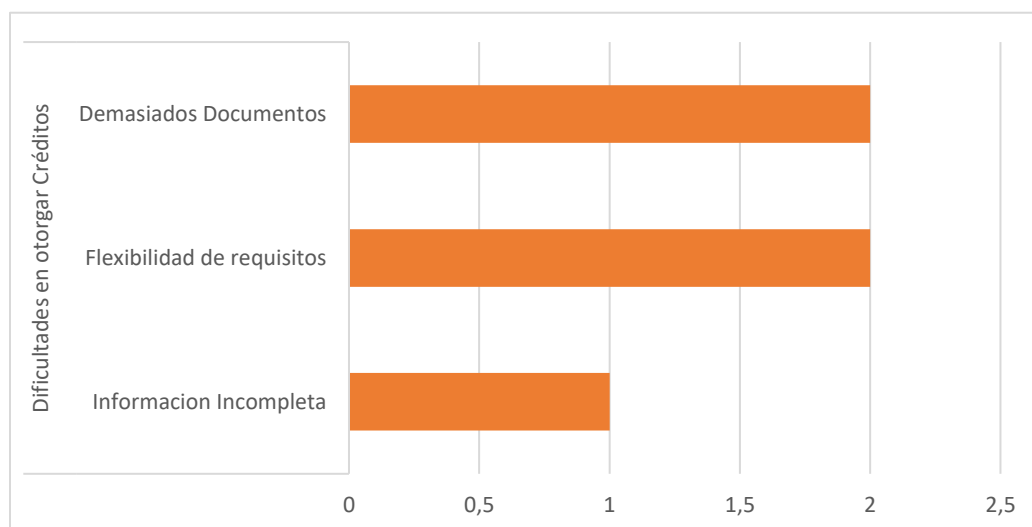
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 11.

Tiene Ud. ¿Algún comentario o queja sobre las dificultades que encuentra al momento de otorgar un crédito a un socio en la Cooperativa?

Los oficiales y asesores de crédito manifestaron que en el momento de otorgar un crédito las mayores dificultades son pedir demasiados documentos, flexibilidad de requisitos e información incompleta en el análisis y aprobación de una solicitud de crédito.

Ilustración 21 Dificultades al otorgar un crédito



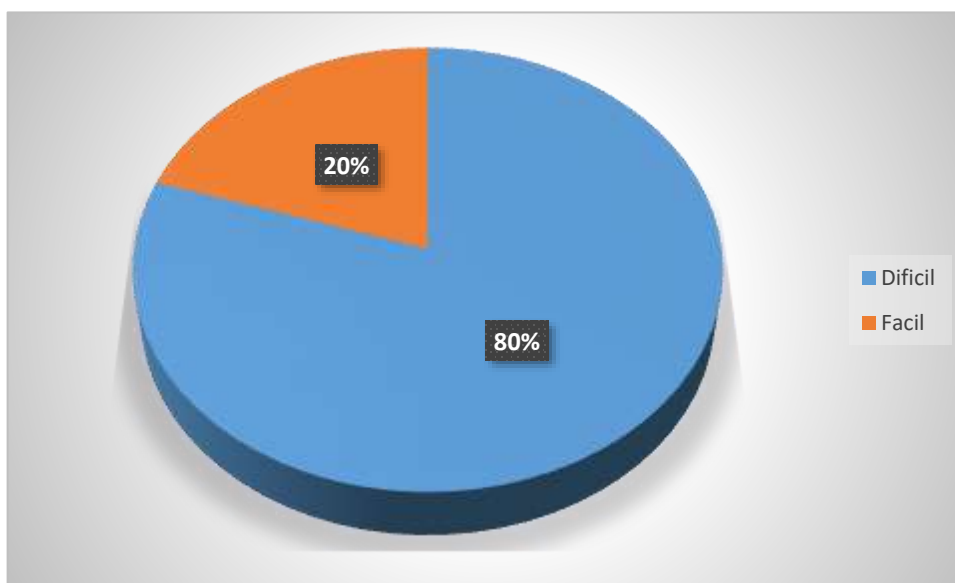
Fuente: Elaboración Propia

Pregunta 12.

¿Qué tan fácil o difícil es para usted entregar informes sobre la morosidad de los socios de la cooperativa?

En el departamento de crédito se hace difícil la entrega de informes sobre la morosidad de los socios, debido a la falta de una opción en el sistema de la cooperativa

Ilustración 22 Informes de morosidad



Fuente: Elaboración Propia

Análisis e Interpretación

Basados en los resultados de las encuestas a los asistentes y oficiales de crédito de la cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. se pudo determinar que el departamento de crédito está compuesto por 5 personas que manejan información acerca de la situación económica del socio además de analizar los datos del socio en el buró de créditos, a esta información tienen acceso en mayor parte todos los empleados de la cooperativa, con frecuencia los socios solicitan créditos ordinarios de consumo y microcréditos., en la cooperativa el tiempo de aprobación de una solicitud de crédito es de 3 días en el cual los aspectos más importantes son la verificación en el buró de créditos, la capacidad de pago, puntualidad y el historial de crédito si estos aspectos son negativos se desestima el crédito, la cooperativa no posee una aplicación en la cual se puede obtener información histórica del comportamiento del socio, el control de créditos se analizan mediante seguimiento de cartera con el reporte diario y del historial de pagos de crédito, en el momento de otorgar el crédito se presentan algunas dificultades como pedir demasiados documentos no existe la suficiente flexibilidad de requisitos además de contar con información incompleta, según los asistentes y oficiales de crédito es difícil entregar informes sobre la morosidad de los socios de la cooperativa.

Después de analizar los resultados se determinó la necesidad de aplicar un modelo de minería de datos que permita predecir el nivel de morosidad de los socios antes de la aprobación de la solicitud de crédito, este proceso beneficiara tanto a la cooperativa reduciendo los riesgos financieros y facilitando obtener información prioritaria para los asistentes y oficiales de crédito.

5.3. Elaboración del Cubo de datos.

En este proceso se aplicó la herramienta *Talend* para el tratamiento de los datos provenientes de las bases de datos *Postgres* de la cooperativa, que son la fuente de información principal para alcanzar el objetivo de este proyecto de investigación.

Talend permite realizar procesos ETL (*Extract, Transform and Load*) sobre los datos iniciales que están divididos en;

Extracción

La aplicación de este subproceso permite la extracción de los datos que en el caso de la cooperativa está conformada por 265 tablas en su base de datos del cual se escogió tablas relacionadas con los socios, créditos, movimiento, para la ejecución de este proceso se realiza las siguientes actividades:

- Crear una conexión con la Base de datos *Postgres*.

- Establecer un componente para la selección de la tabla que se va a extraer la información

Transformación

Aquí se realizará la transformación y limpieza de los datos que se extraen de las bases de datos transaccionales de la cooperativa como cambios de tipo de datos de salida, datos duplicados, datos nulos etc. Que se lo realiza normalmente con el componente “Tmap” que permite mapear múltiples entradas en una salida o múltiples salidas

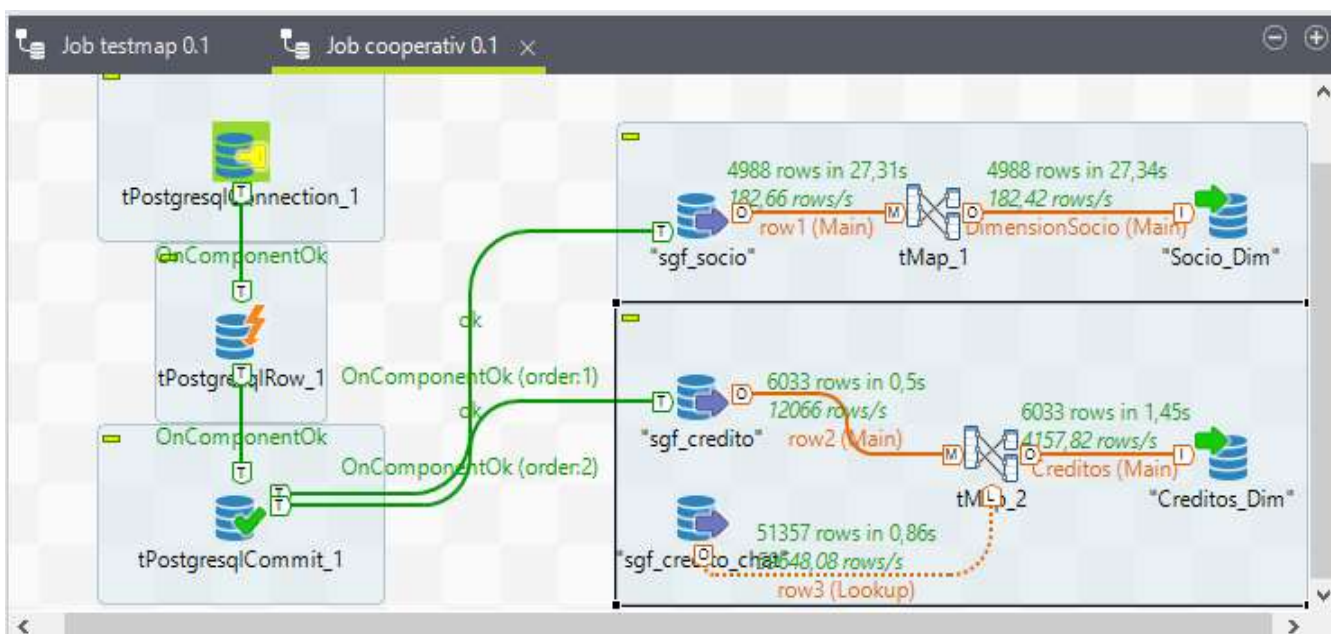
Carga

En este subproceso se cargan los datos de los procesos de extracción transformación en las dimensiones que van alimentar el Cubo de datos para predecir la morosidad de los socios como son:

- Socio_Dim que tomara información de las tablas sfg_socios, gen_persona.
- Creditos_Dim que toma la información de las tablas de sgf_credits, sgf_credito_mov, sgf_credito_saldo, sgf_credito_chat, sft_credito_garante, sft_credito_notif.
- Agente_Dim toma la información de gen_employado, gen_persona
- Fecha_Dim toma los datos de las tablas sfg_socios, sgf_credits, sgf_credito_mov

En la ilustración 23 se muestra como realizar el proceso ETL (*Extract, Transform and Load*) en donde establecemos la conexión con la base de datos *Postgres* a través del componente *tPostgresqlConnection1*, posteriormente se ejecutan las consultas *SQL* en la base de datos mediante *tPostgresqlRow_1*, para luego ser validados los datos procesados mediante *tPostgresqlCommit_1*, a continuación, se procede a leer y extraer los datos de cada tabla usando el componente *tPostgresqlInput*, además se utiliza *tMap_1* para transformar los datos y enrutarlos a fuentes únicas mediante *tPostgresqlOutput* que permiten crear las dimensiones que serán utilizadas en la creación del cubo de datos.

Ilustración 23 Creación de Dimensiones en Talend



Fuente: Elaboración Propia

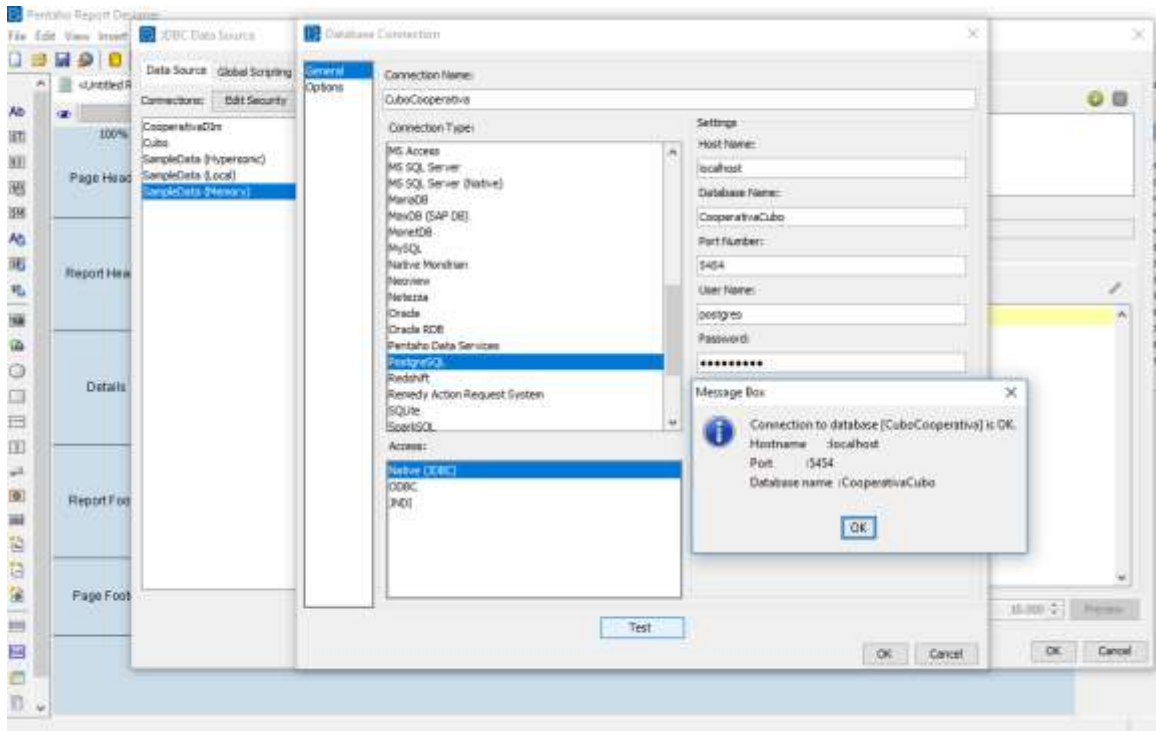
5.4. Presentación de Resultados

Una vez obtenida la información adecuada del cubo de datos se determina el nivel de morosidad de los socios, cumpliendo con todos los requerimientos establecidos por los oficiales y asesores de créditos, para la obtención de los objetivos planteados se realiza la generación de los reportes y cuadros de mandos de manera que estos sirvan en la toma de decisiones en la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Para la creación de reportes y cuadro de mandos integrales se usa la herramienta *Pentaho Report Designer* que posee un ambiente basado en *Java* además de ser muy flexible y fácil de usar permite la salida de resultados en formatos diferentes como PDF, HTML, XLS, y CSV.

Como primer paso se realiza la conexión con el cubo de datos con la información de la Cooperativa a través de opción *JDBC Data Source* que permite escoger el tipo conexión que para este caso es *PostgreSQL* especificando el nombre del Servidor, el nombre base de datos, el número del puerto, el usuario y la contraseña, esto se lo puede observar en la ilustración 24.

Ilustración 24 Conexión con el cubo de datos de la Cooperativa



Fuente: Elaboración Propia

A continuación, se visualiza un reporte emitido por la herramienta *Pentaho Report Designer* de los socios que mantienen deudas, impuntualidad en los pagos con la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. que se puede ver en la ilustración 25.

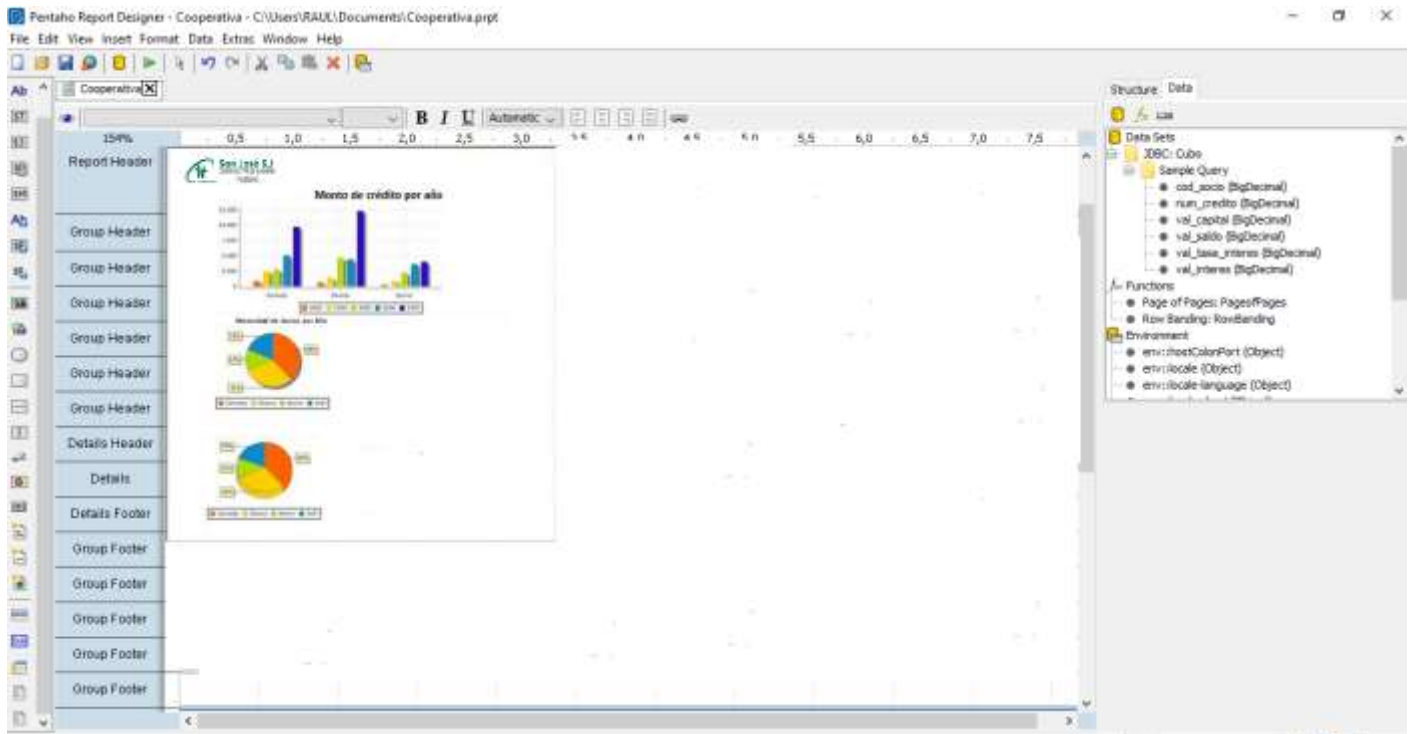
Ilustración 25 Reporte sobre la morosidad de los socios



Fuente: Elaboración Propia

En la ilustración 26 se puede observar los resultados estadísticos sobre montos totales de dinero que la Cooperativa entrega anualmente a los socios por las solicitudes de crédito, además presenta el índice de morosidad anualmente en la institución, esta información será muy útil para la toma de decisiones por parte del gerente y de los oficiales de crédito de la Cooperativa.

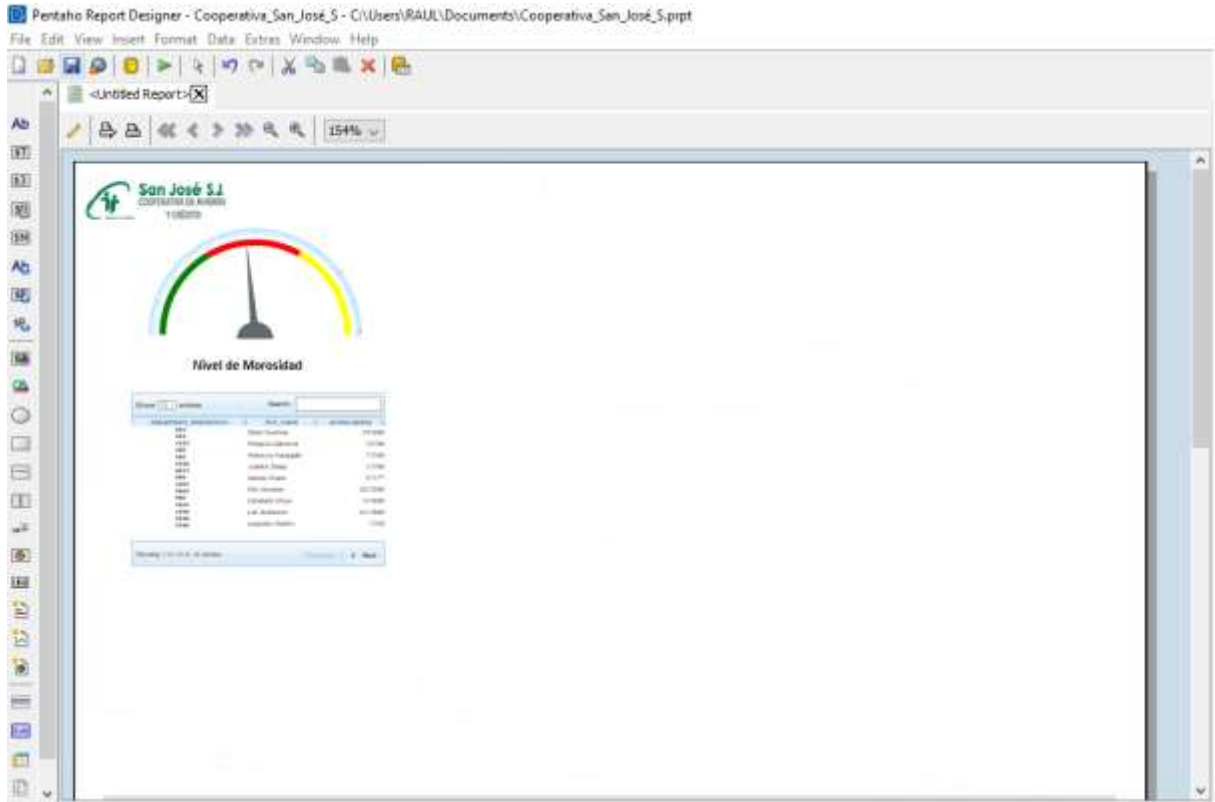
Ilustración 26 Presentación de resultados de los Socios en *Pentaho Report Designer*



Fuente: Elaboración Propia

Para determinar el nivel de morosidad se utilizó un cuadro de mando que nos permite mostrar gráficamente los resultados como se puede observar en la ilustración 27 en donde se selecciona el socio y se predice su nivel de morosidad antes de la aprobación de la solicitud de crédito.

Ilustración 27 Nivel de morosidad de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.



Fuente: Elaboración Propia

Capítulo 6

Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Conclusiones

Del proyecto de investigación desarrollado se puede concluir que la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J. no cuenta con información oportuna por parte de su sistema, que ayude a los asistentes y oficiales de crédito con la obtención de información necesaria para la verificación del cumplimiento de los requisitos para la aprobación de una solicitud de crédito.

Con la aplicación de las etapas de la metodología *CRISP-DM* se diseñó el almacén de datos adecuado tomando en cuenta todas las variables que influyen en la mora de los socios y que fueron determinantes para la búsqueda de patrones y establecer el nivel de morosidad.

Luego de analizar varios algoritmos como redes neuronales, técnicas de clustering y árboles de decisión, se tomó a los árboles de decisión como algoritmo para el modelo de minería de datos que permitió la identificación de patrones para predecir el nivel de morosidad de los socios de la Cooperativa, constituyéndose en un requisito necesario en la aprobación de la solicitud de crédito beneficiando a los oficiales y asesores de crédito como a la Cooperativa, permitiéndoles tener información oportuna, además de brindarles elementos para una correcta decisión al momento de analizar las solicitudes de crédito presentadas por los socios de la Cooperativa.

La utilización de las herramientas *Talend* y *Pentaho Report Designer*, y el algoritmo de árboles de decisión, usadas en la predicción del nivel de morosidad de los socios, fue la más adecuada, como proceso para la aplicación de búsquedas de patrones del comportamiento de los socios, logrando dar información más certera a las personas encargadas en la aprobación de los créditos en la Cooperativa.

El modelo de minería de datos desarrollado para dar solución a esta problemática con la aplicación del algoritmo de árboles de decisión y los patrones identificados, permite validar la información obtenida de la base de datos de la Cooperativa y podría servir de base en la generación de nuevos modelos que permitan cubrir otras necesidades que presenta la Institución.

La Data analizada fue de 6033 registros de crédito, se examinaron para establecer el nivel de morosidad de los socios que se determinó mediante el histórico crediticio de los socios a través de las siguientes variables: num_cuotas, num_cuotas_pagadas, num_dias_mora, val_capital_mora, val_multa, fec_prestamo, fec_vencimiento, fec_ult_pago, cod_socio, nom_socio, ape_socio, sts_civil, sts_sexo, val_ingreso_mensual, val_activo, val_gastos_mensuales que son los atributos más significativos para predecir el nivel de morosidad en Alto, Medio y Bajo.

6.2. Recomendaciones

Se recomienda la generación de nuevos reportes y cuadros de mando que se puedan obtener del modelo anterior para la obtención de información relevante que sirva al departamento de créditos de la Cooperativa.

Gestionar la capacitación del personal de la institución sobre el sistema aplicado y sus herramientas para implementar nuevos modelos de minería de datos en beneficio de la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J.

Se debe generar políticas de seguridad de los datos para que estos puedan ser solo utilizados por el personal adecuado en cada uno de sus procesos y no sean de libre acceso para todo el personal de la cooperativa.

Referencias

- ALUJA, T. (2001). LA MINERÍA DE DATOS, ENTRE LA ESTADÍSTICA Y LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL. *Qüestió*, 479-498.
- Arzbach, M., Durán, Á., Japp, C., & Muñoz, X. (2017). Regulación y Supervisión de Cooperativas de Ahorro y Crédito en América Latina y el Caribe. *DGRV DIE GENOSSENSCHAFTEN*, 1-116.
- Belhaj, M. (26 de Febrero de 2016). *HERRAMIENTAS DE ETL POWERCENTER WORKFLOW MANAGER Y MONITOR*. Obtenido de Repositorio institucional de la Universidad Carlos II de Madrid: <http://hdl.handle.net/10016/22387>
- Bustamante Martínez, A., Galvis Lista, E., & Gómez Flórez, L. (2013). Técnicas de modelado de procesos de ETL: una revisión de alternativas y su aplicación en un proyecto de desarrollo de una solución de BI. *Scientia et Technica*, 185-191.
- Camacho, M., Celio, I., & Erráez, J. (Septiembre de 2015). *BANCO CENTRAL DE ECUADOR*. Obtenido de EL SISTEMA FINANCIERO ECUATORIANO:¿ ESPECIALIZADO O DIVERSIFICADO? EL ROL DE LOS SEGMENTOS DE CRÉDITO Y LAS TASAS DE INTERÉS: <https://contenido.bce.fin.ec/documentos/PublicacionesNotas/Catalogo/NotasTecnicas/nota78.pdf>
- Cardona, P. A. (2004). Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio. *Revista Colombiana de Estadística*, 139-151.
- Curto Díaz, J. (2012). *Introducción al Business Intelligence*. Barcelona: UOC.
- Dieser, M. P., Martín, M. C., Schlaps, E., Bolaños, V. C., Cavero, L., Irribarra, M., & Solaro, C. (2015). Técnicas de Minería de Datos como alternativa a las Técnicas Estadísticas de Discriminación y Clasificación Multivariadas Clásicas. *XVII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*, 5.
- El Telégrafo. (04 de agosto de 2013). *Las cooperativas manejan cerca de \$6.000 millones en activos*. Obtenido de <http://tinyurl.com/o7hkn55>
- Fayyad, U., Piatetsky, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI MAGAZINE*, 37-54.
- GOMEZ, R., ALVEIRO, A., RICO, B., & DEWAR, W. (2010). INTELIGENCIA DE NEGOCIOS: ESTADO DEL ARTE. *Scientia et Technica*, 321-326.

- Gutiérrez, M. A. (2005). Árboles de decisión. *Introducción a la Ingeniería del Conocimiento*, 1-27.
- Hunt, R. (2013). *Agility Multichannel*. Obtenido de AGILITY IS DATA INTEGRATION AND BUSINESS INTELLIGENCE: <http://www.agilitymultichannel.com/data-integration-bi/>
- IBM. (2012). *Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler*. Obtenido de <ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/15.0/es/CRISP>
- Ledesma, Z., & Sánchez, I. (2007). Análisis del riesgo crediticio bancario en la economía cubana. *Teoría y Praxis*, 77-87.
- Martinez-Vilanova, A., & Rodenes-Adam, M. (2009). Sistema de diagnóstico de gestión adaptado del cuadro de mando integral y del modelo EFQM de excelencia®. Aplicación a las Cajas Rurales. *Estudios de economía aplicada*, 775.
- Moine, J. M., Haedo, A. S., & Gordillo, S. (2011). Estudio comparativo de metodologías para minería de datos. *XIII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*, 278-281.
- Morales, J., & Tuesta, P. (1998). Calificaciones de crédito y riesgo país. *Banco Central de la Reserva del Perú*.
- Ossandón, J. (2012). Destapando la Caja Negra / Sociologías de los créditos de consumo en Chile. *Instituto de Investigación en Ciencia Sociales, Universidad Diego Portales*.
- Pérez, C., & Santfín, D. (2008). *Minería de Datos Técnicas y Herramientas*. Madrid: Thomson Ediciones Paraninfo S.A.
- Ramos, S. (2011). Microsoft Business Intelligence: Vea el cubo medio lleno. *SolidQ*, 9-11.
- Ramos, S. (19 de Abril de 2017). *El Futuro de los Datos*. Obtenido de Power BI ¿En la nube o en tus instalaciones?: <https://elfuturodelosdatos.com>
- Rivera, W. (31 de 01 de 2018). *MINERÍA DE DATOS: HERRAMIENTA DE APOYO EN LA SELECCIÓN DE EQUIPOS DE PROYECTOS INFORMÁTICOS*. Obtenido de <http://www.redalyc.org:> <http://www.redalyc.org/pdf/3604/360433561009.pdf>
- Saltos, F. (27 de junio de 2017). *GESTIÓN DIGITAL*. Obtenido de Situación y perspectivas de las cooperativas de ahorro y crédito en Ecuador: <http://www.revistagestion.ec/economia-y-finanzas-analisis/situacion-y-perspectivas-de-las-cooperativas-de-ahorro-y-credito-en-0>
- Tello, M., Eslava, H., & Tobías, L. (2013). Análisis y evaluación del nivel de riesgo en el otorgamiento de créditos financieros utilizando técnicas de minería de datos. *Visión Electrónica*, 13-26.
- UIAF. (2014). TÉCNICAS DE MINERÍA DE DATOS PARA LA PREVENCIÓN DEL LAVADO DE ACTIVOS Y LA FINANCIACIÓN DEL TERRORISMO. *UNIDAD DE INFORMACIÓN Y ANÁLISIS FINANCIERO REPUBLICA DE COLOMBIA*, 1-35.

- Vanrell, J. Á., Bertone, R., & García, R. (2010). Modelo de Proceso de Operación para Proyectos de Explotación de Información. *XVI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, (págs. 674-682). Argentina.
- Velanga , F., Fernández, E., Merlino, H., Rodriguez, D., Procopio, C., Britos, P., & García-Martinez, R. (2008). APLICACIÓN DE MINERÍA DE DATOS PARA LA EXPLORACIÓN Y DETERMINACIÓN DE PATRONES DELICTIVOS EN ARGENTINA. *IV Workshop de Ingeniería de Software y Bases de Datos*, 258-270.
- Westley, G. D., & Branch, B. (2000). *Dinero Seguro Desarrollo de Cooperativas de Ahorro y Crédito eficaces en América Latina*. Washington, D.C.: Banco Internacional de Desarrollo .

Anexos

Anexo1: Encuesta



ENCUESTA PARA LOS ASESORES DE CRÉDITO DE LA COOPERATIVA DE AHORRO Y CREDITO SAN JOSE S.J.

Objetivo: Determinar los inconvenientes que se presentan al momento de otorgar un crédito a un socio en la cooperativa de Ahorro y Crédito.

Fecha: _____

1. ¿Cómo está compuesto su departamento?

2. ¿Qué tipo de información usted maneja?

3. ¿Quién tiene acceso a la información de créditos?

4. ¿Qué tipo de créditos solicitan los socios frecuentemente en la Cooperativa?

Consumo

Crédito Ordinario

- Crédito sin Ahorro

Microcrédito



- Crédito Ordinario

- Crédito Sin Ahorro

Comercial

- Prioritario Pymes

- Ordinario

5. ¿Cuál es el tiempo que se demora la aprobación de una solicitud de crédito?

- 1 día

- 3 días

- 8 días

- 15 días

- 30 días

6. ¿Cuál es el principal aspecto que considera al momento de aprobar la solicitud de crédito en la Cooperativa?



7. ¿Cuáles serían los aspectos que más valora al momento de aprobar una solicitud de crédito en la Cooperativa?

- Capacidad de Pago.

- Tiempo de vigencia del Crédito.

- Garantes.

- Flexibilidad al Otorgar Crédito

- Monto del crédito

8. ¿Cuál sería la razón principal por la que usted no aprueba la solicitud de crédito en la Cooperativa?

9. ¿Usted dispone de alguna aplicación o herramienta que le permita obtener la información histórica del socio en la cooperativa?

Si

No




10. ¿De qué manera se realiza el control de créditos vencidos, o atrasos en los pagos por parte de los socios de la cooperativa?

11. Tiene Ud. ¿Algún comentario o queja sobre las dificultades que encuentra al momento de otorgar un crédito a un socio en la Cooperativa?

12. ¿Qué tan fácil o difícil es para usted entregar informes sobre la morosidad de los socios de la cooperativa?

Anexo1: Solicitud de Crédito




gerencia@coacsanjosesj.ln.ec		Matriz: Cda. Chilcapamba Vía principal El Valle s/n Telfs.: 07 41 41 481 - 41 40 852 Cel.: 0958891995 - 0958858895	
		Punto 1: El Valle Centro frente a la Unidad Educativa Tomás Rendón Telf.: 07 2480797 Cel.: 0979213524	
		Punto 2: Gopal Calle Ángel M. Paredes y Av. 24 de Mayo (estación a la Gasolina) Telf.: 07 4042956 Cel.: 0958881181 - Cuenca - Ecuador	



COOPERATIVA DE AHORRO Y CRÉDITO
SAN JOSÉ
Apoyando nuestra
comunidad

SOLICITUD DE CRÉDITO - DEUDOR

LUGAR Y FECHA			
INFORMACIÓN DEL CRÉDITO			
MONTO SOLICITADO \$		PLAZO	
DESTINO DEL CRÉDITO			
DATOS PERSONALES			
NOMBRES Y APELLIDOS			C.I.
NACIONALIDAD	ESTADO CIVIL	FECHA DE NACIMIENTO	EDAD
CARGAS FAMILIARES <input type="checkbox"/> SEPARACIÓN DE BIENES SI <input type="checkbox"/> NO <input type="checkbox"/> VIVIENDA PROPIA <input type="checkbox"/> ARRENDADA <input type="checkbox"/> DE FAMILIA <input type="checkbox"/>			
DOMICILIO			
DIRECCIÓN		REF.	TELEF.
RESIDENCIA ANTERIOR (si usted o vivió menos de un año en el domicilio actual)			
DIRECCIÓN		NOMBRE DEL DUEÑO	TELEF.
ACTIVIDAD ECONÓMICA			
ACTIVIDAD / OCUPACIÓN		NOMBRE EMPRESA	ANTIGÜEDAD
DIR. EMPRESA O NEGOCIO		CARGO	TELEF.
DATOS DEL CONYUGUE			
NOMBRES Y APELLIDOS			C.I.
ACTIVIDAD / OCUPACIÓN		NOMBRE DE LA EMPRESA	ANTIGÜEDAD
DIRECCIÓN DE LA EMPRESA O NEGOCIO			TELEF.
DATOS FAMILIARES (1)			
NOMBRE DE UN FAMILIAR CERCANO QUE NO VIVA CON USTED			PARENTESCO
DIRECCIÓN			TELEF.
DATOS FAMILIARES (2)			
NOMBRE DE UN FAMILIAR CERCANO QUE NO VIVA CON USTED			PARENTESCO
DIRECCIÓN			TELEF.
DETALLE DE INGRESOS MENSUALES			
INGRESOS		GASTOS	
INGRESO MENSUAL	\$	ARRIENDOS	\$
AGRICULTURA / GANADERÍA	\$	ALIMENTACIÓN	\$
NEGOCIO PROPIO	\$	EDUCACIÓN	\$
REMESAS	\$	SERVICIOS BÁSICOS	\$
INGRESOS CONYUGUE	\$	OTROS	\$
OTROS INGRESOS	\$	TOTAL GASTOS	\$
TOTAL INGRESOS	\$	TOTAL INGRESOS-TOTAL GASTOS	\$

ESTADO DE SITUACIÓN PERSONAL							
ACTIVOS		PASIVOS					
DEPOSITOS EN BANCOS	\$	PRÉSTAMOS BANCOS	\$				
TERRENOS - CASAS - INMUEBLES	\$	CUENTAS Y DOCUMENTOS X PAGAR	\$				
MERCADERÍAS	\$	PROVEEDORES	\$				
BIENES MUEBLES (vehículos / máquinas)	\$	OTRAS OBLIGACIONES	\$				
OTROS	\$	TOTAL PASIVOS	\$				
TOTAL ACTIVOS	\$	PATRIMONIO (Activo- Pasivo)	\$				
DETALLE DE PROPIEDADES							
TIPO (casas, terrenos, vehículos, máquinas)	UBICACIÓN (calle / modelo / placa)	VALOR COMERCIAL					
CROQUIS DOMICILIO		CROQUIS NEGOCIO/TRABAJO					
<p>DECLARO: Que la información que antecede es exacta y verdadera y autoriza a la Cooperativa de Ahorro y Crédito San José S.J., a efectuar las verificaciones que creyere conveniente. Además, me comprometo a no destinar los fondos que reciba de la institución a través de préstamos u otras operaciones activas para fines ilícitos tipificados en la normativa vigente, sino para lo que he solicitado como consta en este documento.</p>		RESERVADO PARA USO DE LA COOPERATIVA					
<p>_____ FIRMA DEL SOCIO</p>		<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 50%;">APROBADO</td> <td rowspan="3" style="width: 50%; text-align: center; vertical-align: middle;">  </td> </tr> <tr> <td>NEGADO</td> </tr> <tr> <td>FECHA</td> </tr> </table>		APROBADO		NEGADO	FECHA
APROBADO							
NEGADO							
FECHA							
<p>_____ FIRMA DEL CÓNYUGUE</p>		<p>_____ FIRMA AUTORIZADA</p>					