



“Sistema de Predicción de Riesgo Crediticio mediante el uso de Técnicas y Algoritmos de Minería de Datos Caso Estudio: Fondo Complementario Previsional Cerrado de Cesantía de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE”

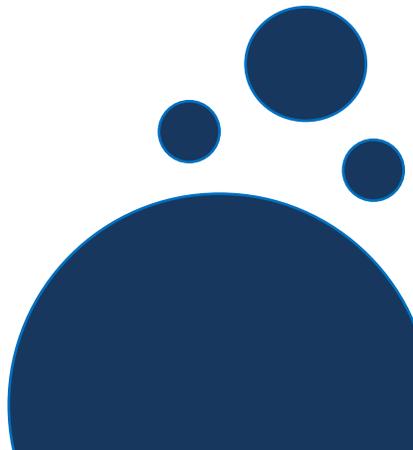
Estudiantes:

Francisco Sampedro

Mauricio Junia

Tutor:

MSc. Mauricio Campaña

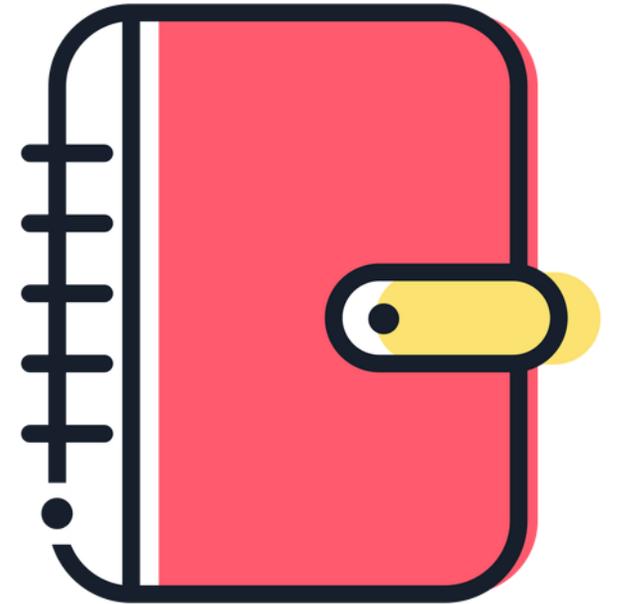




- 1. Introducción**
- 2. Trabajos Relacionados**
- 3. Desarrollo**
- 4. Validación y Resultados**
- 5. Conclusiones**
- 6. Recomendaciones**

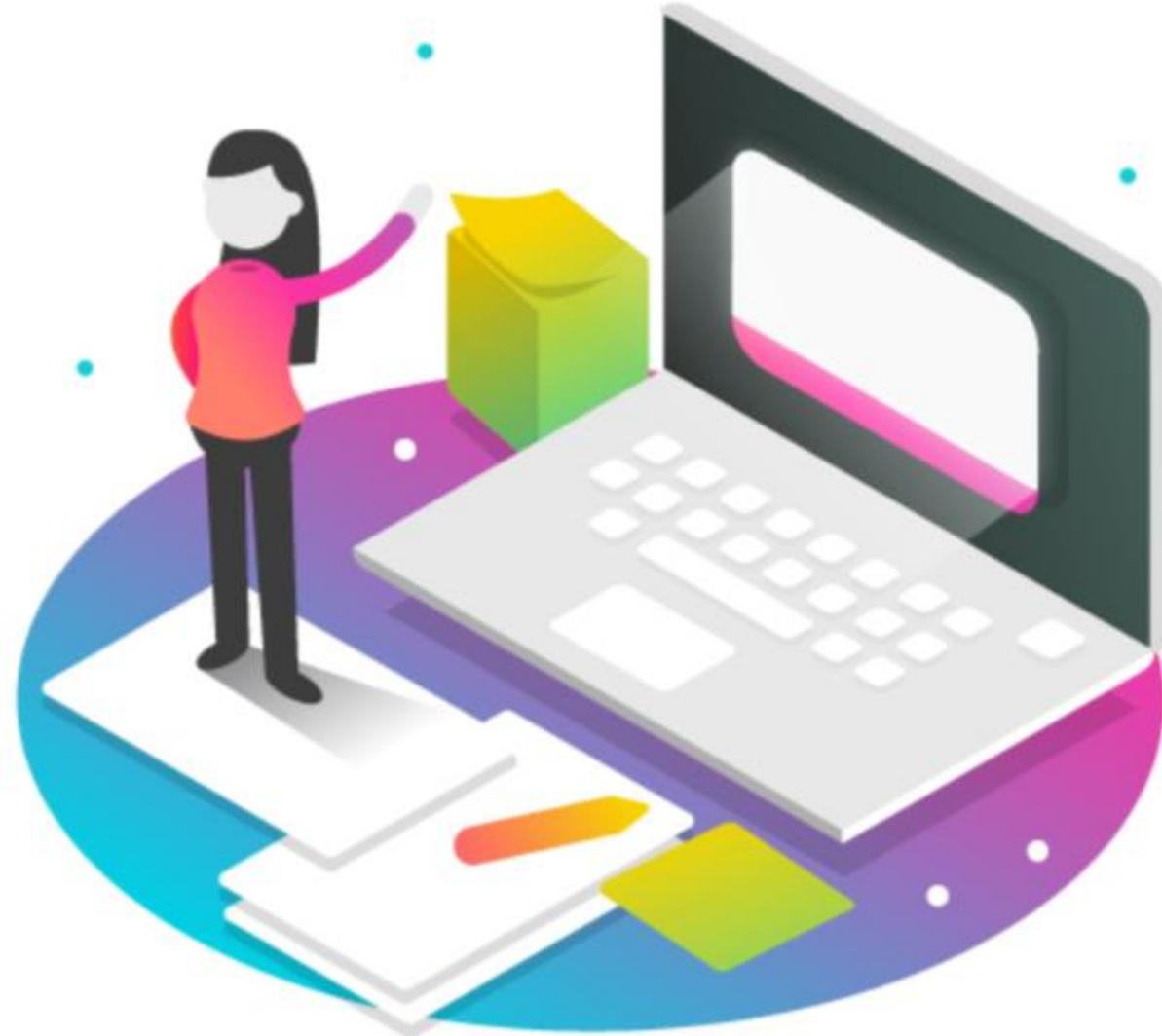


Contenido





Introducción





1. Introducción ←

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

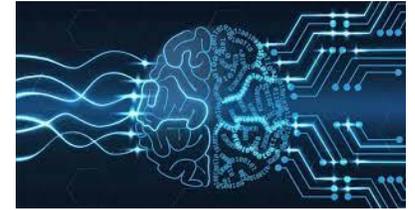
4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

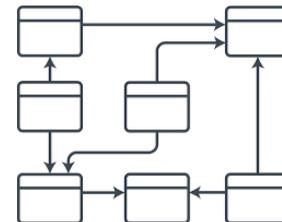
6. Recomendaciones



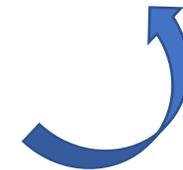
Se compara modelos



Chamatkar



Datos vastos y ruidosos





Planteamiento del Problema

1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

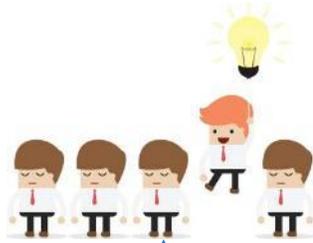
3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones

Falta de innovación y transferencia tecnológica



Solo se utiliza la intuición y la experiencia de los gerentes



Con gran cantidad de datos existen fallos



No disponer de un sistema de información actualizado



El Fondo Complementario Previsional Cerrado de Cesantía de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE cuenta con un sistema que no permite determinar el riesgo crediticio



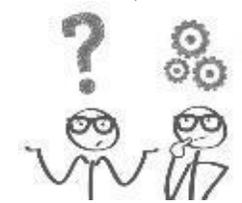
Solicitudes de crédito presencial



Clientes que no cumplen con condiciones de sobrellevar un crédito



Poco énfasis en el riesgo crediticio



Poca experiencia en innovación





1. Introducción



2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

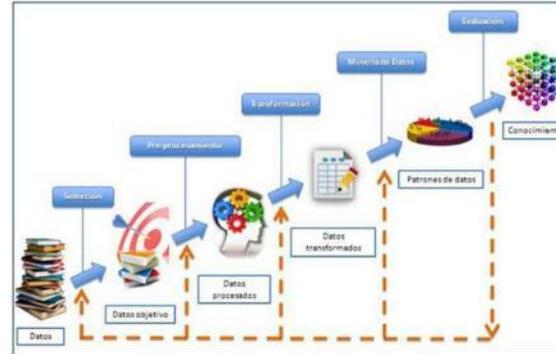
5. Conclusiones

6. Recomendaciones

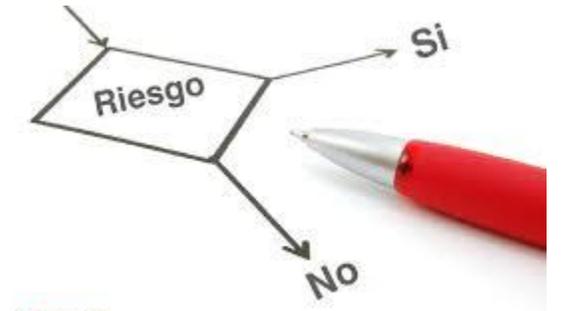
Objetivo General



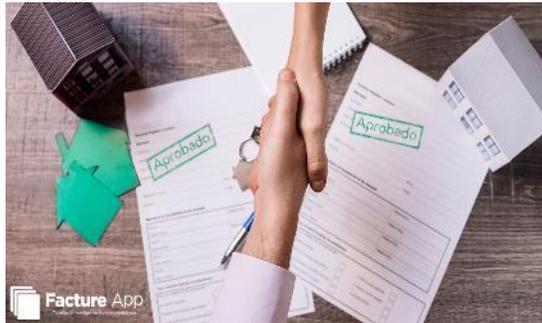
Diseñar



Modelo predictivo



Evaluación del riesgo



Otorgamiento



Fondo Complementario
Previsional Cerrado de Cesantía
de la Universidad de las Fuerzas
Armadas ESPE



Técnicas y algoritmos





1. Introducción ◀

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



Analizar un conjunto de datos

Objetivos Específicos

OE1:

Analizar una pequeña porción de un conjunto de datos grande referente a los indicadores del riesgo de crédito en el Fondo Complementario Previsional Cerrado de Cesantía de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.





1. Introducción ←

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



Exploración de herramientas

Objetivos Específicos

OE2:

Explorar la información disponible mediante Herramientas de Visualización o Técnicas Estadísticas que permitan identificar las relaciones entre variables relacionadas al estudio de riesgo de crédito.





1. Introducción ◀

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



Manipulación
de datos

Objetivos Específicos

OE3:

Manipular los datos para crear, seleccionar y transformar las variables para el estudio de riesgo de crédito.





1. Introducción ←

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



Herramientas de software

Objetivos Específicos

OE4:

Crear un Modelo válido utilizando las herramientas de software seleccionada.





1. Introducción ◀

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



Validar el modelo BI



Inyección de nueva
Información

Objetivos Específicos

OE5:

Validar el modelo de Inteligencia de Negocios desarrollado, por medio de la inyección de nueva información.





Trabajos Relacionados





Estado del Arte

1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

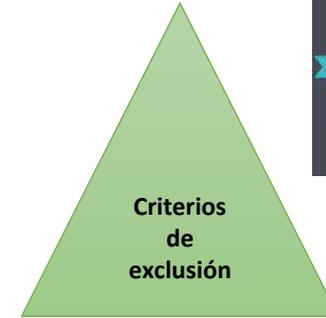
6. Recomendaciones



Tipos de créditos



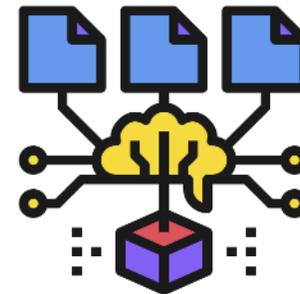
Metodologías sin relación a la minería de datos



Artículos publicados antes de 2016



Minería de datos



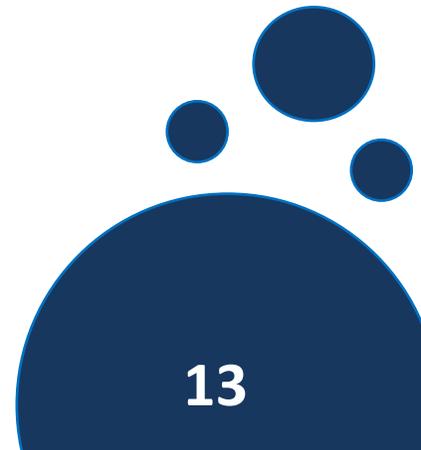
modelos predictivos enfocados a finanzas y entidades prestamistas



Entornos financieros sin relación al riesgo de otorgar créditos



Riesgo crediticio





Desarrollo





- 1. Introducción
- 2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
- 4. Validación y Resultados
- 5. Conclusiones
- 6. Recomendaciones
- 7. Trabajos Futuros

Situación Actual





- 1. Introducción
- 2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
- 4. Validación y Resultados
- 5. Conclusiones
- 6. Recomendaciones
- 7. Trabajos Futuros

Metodología SEMMA



Convertir los datos en conocimiento



Fases y actividades SEMMA





1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros

Recolección de datos



Fase 1. Muestra (Sample)

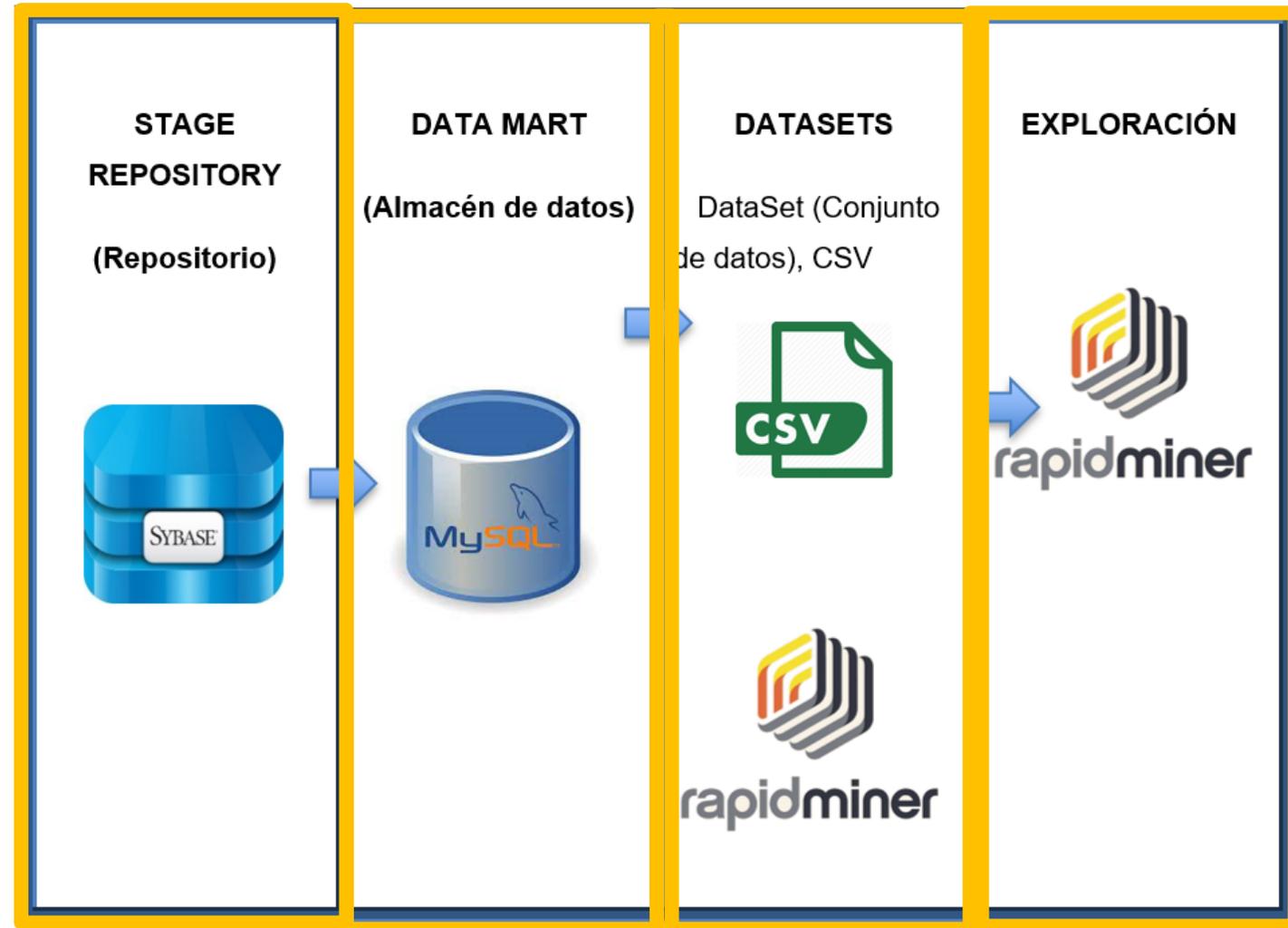
Factores que inciden en la evaluación del riesgo crediticio





Arquitectura para la investigación

1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros





Fase2. Exploración (Explore)

1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo ◀

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones

7. Trabajos Futuros



Exploración de datos

Activo Category	Total Aportac... Number	Roles de Pago Number	Ingreso Neto Number	historial Cred... Number	Número Cuotas Number	Sede Category	Cargo Partici... Category	Carga Familiar Number	Estado Crédito Category	Tipo Amortiz Category
Si	57.040	871.740	515.540	4	12	ESPE	AUXILIAR DE S...	4	P	Francesa
Si	50	871.740	647.570	3	24	ESPE	AUXILIAR DE S...	5	P	Francesa
Si	36.120	1412	1034.860	5	24	ESPE	DOCENTE	3	P	Francesa
Si	1424.120	561	4.790	1	24	ESPE	?	2	P	Francesa
Si	2082.810	1521.740	1203.530	5	24	ESPE	UTIC	6	P	Francesa
Si	1354.830	3335.200	2694.900	1	24	ESPE	DOCENTE TIE...	6	P	Francesa



Calidad de los datos

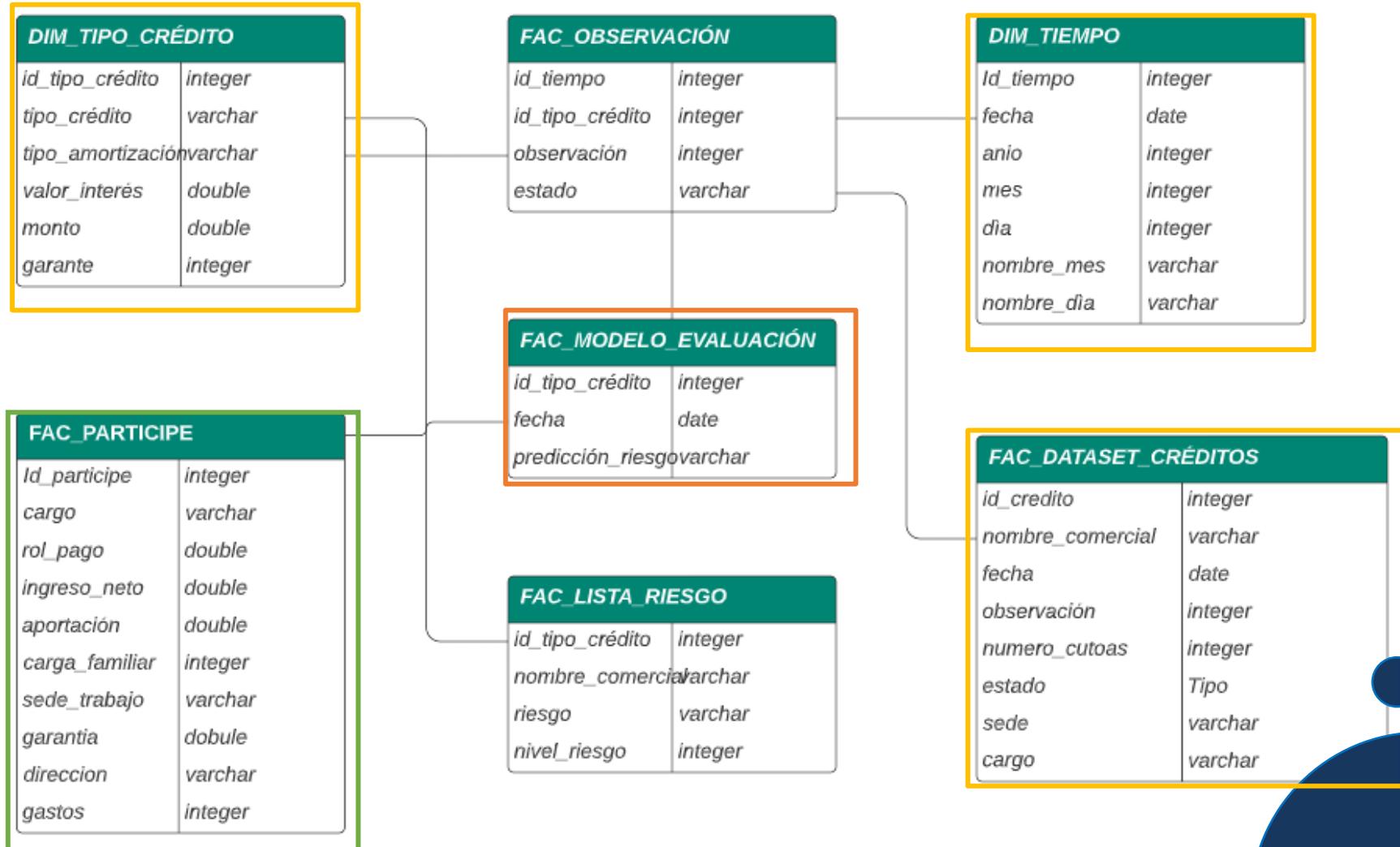
Selected	Status ↑	Quality	Name	Correlation	ID-ness	Stability	Missing
<input type="checkbox"/>	●	██████████	Activo	?	0.19%	100.00%	0.00%
<input type="checkbox"/>	●	██████████	Tpo Amortizacion	?	0.19%	100.00%	0.00%
<input type="checkbox"/>	●	██████████	ID	0.98%	100.00%	0.19%	0.00%





Modelamiento Dimensional y Físico

1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros

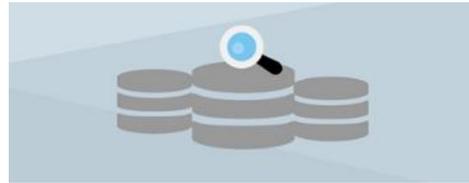




1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros



Fase 3. Modificación (Modify)



Exploración de Dataset



Calidad de Dataset



Construcción de Dataset



Integración de Conjunto de Datos.

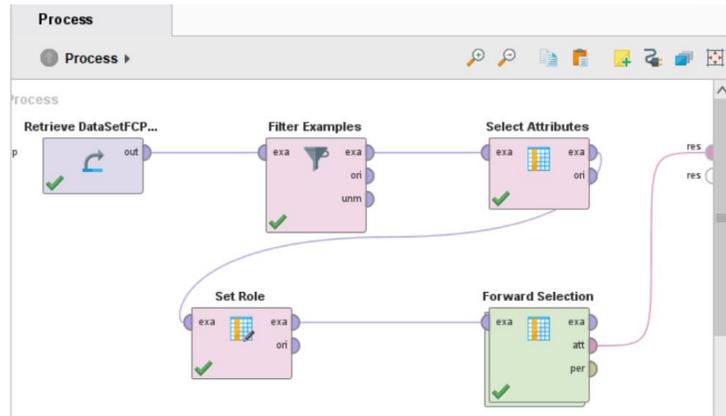




1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros



Selección de variables



Fase 4. Model (Modelo)

Variable	Optimize Selection	Backward	Forward	Brute Force	Evolutionary	Peso
Historial Créditos Aprobados	0	1	0	0	1	2
Total Aportaciones	0	1	0	0	1	2
Tipo Crédito	0	0	0	0	0	0
Roles de Pago	0	1	0	0	1	2
Números de Cuotas	1	1	1	0	1	4
Monto Crédito	0	1	1	0	1	3
Monto + Interés	1	1	1	0	1	4
Ingreso neto	0	1	1	0	1	3
Interés	0	1	0	0	0	1
Deuda Pendiente	1	1	1	1	1	5
Carga Familiar	0	1	0	0	0	1

Puntaje obtenido por los métodos de selección





1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros



Selección de modelos



Fase 4. Model (Modelo)

Modelo	Tipo	Selección
Deep Learning	Neuronal	Si
Naive Bayes	Aprendizaje Automático	Si
Gradient Boosted Tree	Árboles	Si
Random Forest	Árboles	No
Decision Tree	Árboles	No

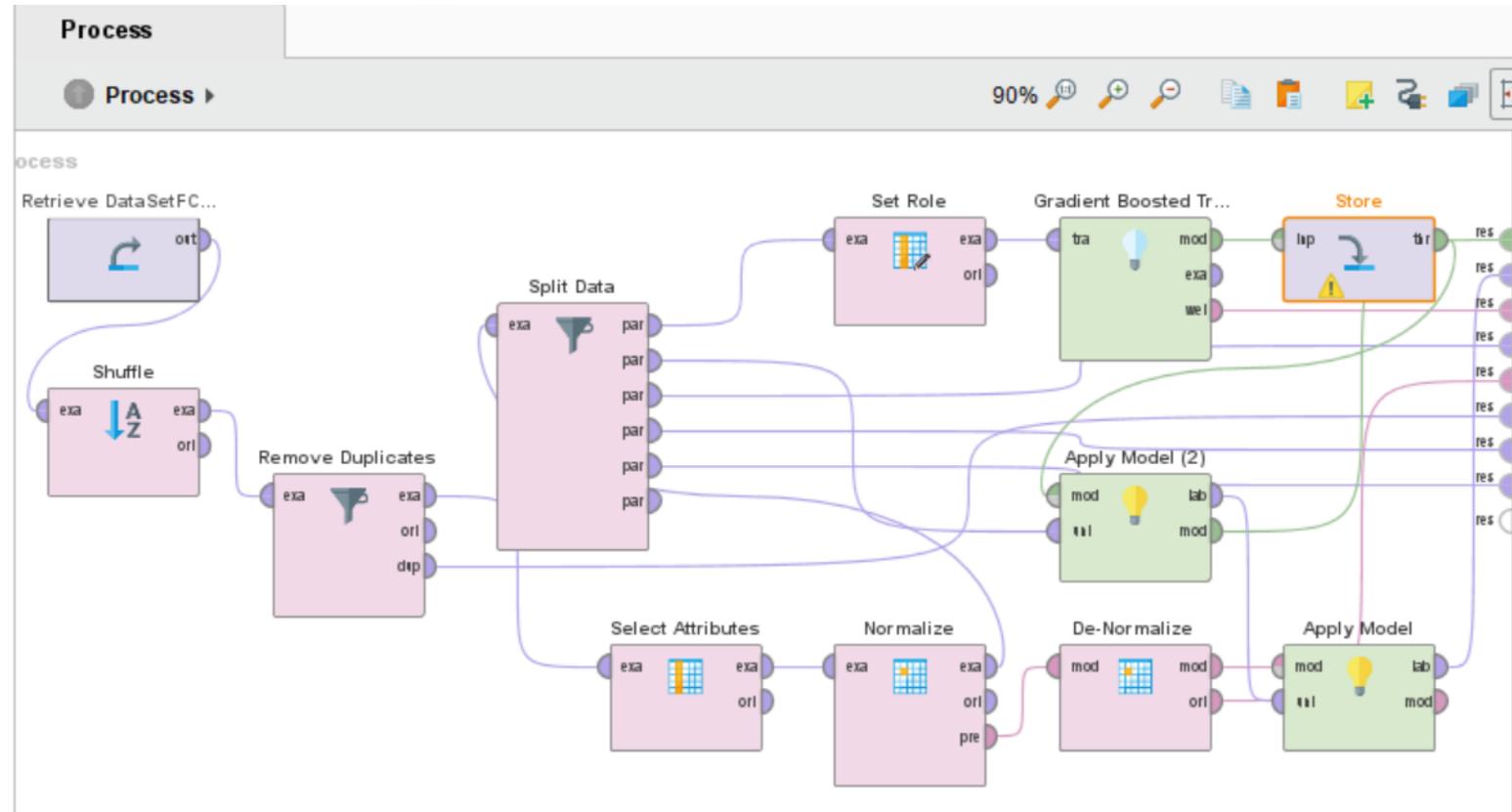
Selección de modelos de predicción





Fase 4. Model (Modelo)

Diseño del modelo



1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo ←

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones

7. Trabajos Futuros





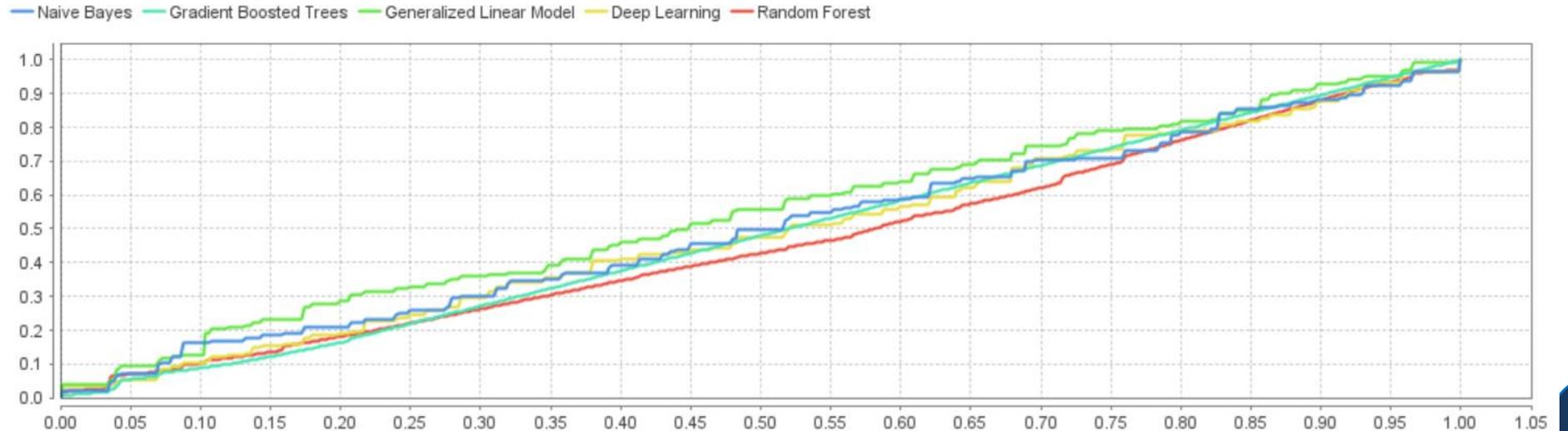
1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo** ←
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
6. Recomendaciones
7. Trabajos Futuros



Diseño del modelo



Fase 4. Model (Modelo)



La efectividad en los modelos seleccionados





Validación y Resultados





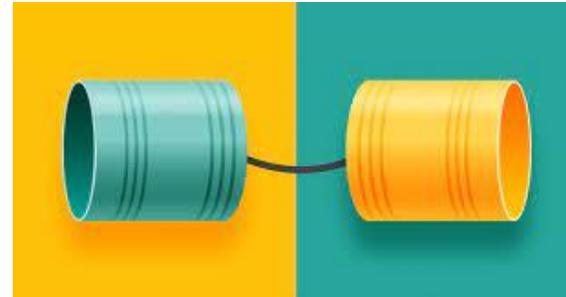
- 1. Introducción
- 2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo
- 4. Validación y Resultados**
- 5. Conclusiones
- 6. Recomendaciones



Canal



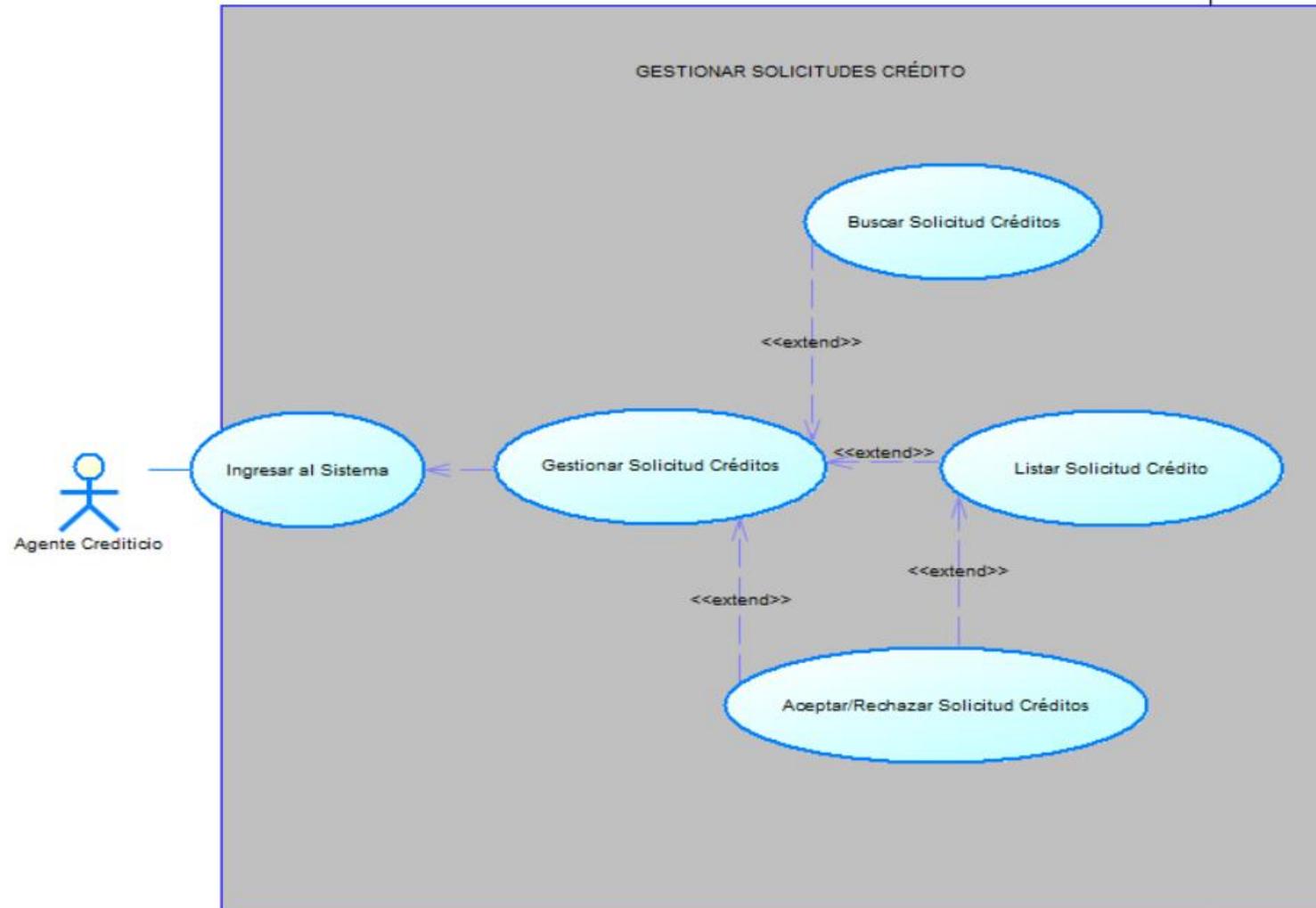
Evaluación





Evaluación

1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
3. Desarrollo
- 4. Validación y Resultados** ←
5. Conclusiones
6. Recomendaciones





Prototipo de formulario de predicción del fondo

- 1. Introducción
- 2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo
- 4. Validación y Resultados** ←
- 5. Conclusiones
- 6. Recomendaciones

ALTO RIESGO

Predicción Riesgo en FCPESPE

* Monto Crédito	5000
* Aportaciones:	2500
* Sede:	Latacunga
* Deuda pendiente	Si
* Carga Familiar	Si
* Rol de Pago:	400
* Ingreso Neto:	100
* tipo de Crédito	Quirografario

Predicción de Riesgo del Solicitante:

Nivel Riesgo:



Riesgo Alto

Predecir limpiar





Prototipo de formulario de predicción del fondo

1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados ←

5. Conclusiones

6. Recomendaciones



BAJO RIESGO

Predicción Riesgo en FCPCESPE

* Monto Crédito:

* Aportaciones:

* Sede:

* Deuda pendiente:

* Carga Familiar:

* Rol de Pago:

* Ingreso Neto:

* tipo de Crédito:

Predicción de Riesgo del Solicitante:

Nivel Riesgo:



Análisis de riesgo en el sistema



1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados ◀

5. Conclusiones

6. Recomendaciones

Formulario Quirografario

Este usuario tiene riesgo crediticio, se recomienda no aprobar el crédito solicitado

Participe

Garantes

Documentos

Datos Personales

Dirección Domicilio

Miravalle 1

Celular

0987548140

Convencional

0022897871

Datos del Credito

Fecha

2022-02-03T02:50:04-05:00

Monto Prestamo

\$17424

Plazo Meses

Datos Cuenta Bancaria

Tipo Cuenta

CORRIENTE

Numero Cuenta

34534534

Banco Cuenta

123494503



Análisis de riesgo en el sistema



1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados ←

5. Conclusiones

6. Recomendaciones

Formulario Quirografario

Este usuario no presenta ningún riesgo, es apto para tener un crédito

Participe

Garantes

Documentos

Datos Personales

Dirección Domicilio

Av Chone y Carlos Alberto
Aray

Celular

0982524745

Convencional

05266145

Datos del Credito

Fecha

2022-05-04T00:12:00-05:00

Monto Prestamo

\$2000

Plazo Meses

36

Tipo Amortizacion

ALEMAN

Datos Cuenta Bancaria

Tipo Cuenta

AHORROS

Numero Cuenta

12315489

Banco Cuenta

banco pichincha





Usabilidad

Prueba de aceptación de usuario.

Nº	Pregunta de Evaluación	Fuertemente Desacuerdo	Desacuerdo	Neutral	De acuerdo	Totalmente de acuerdo	Promedio
1	Usaría este formulario con frecuencia				25%	75%	100%
2	Ha encontrado el sistema no complejo					100%	100%
3	el sistema es fácil de usar			5%	15%	75%	95%
4	No es necesario apoyo de una persona técnica para poder usar este sistema			10%	10%	70%	90%
5	El sistema no tiene inconsistencia			25%	25%	30%	80%
6	Total			8%	15%	70%	93%

1. Introducción

2. Trabajos Relacionados

3. Desarrollo

4. Validación y Resultados

5. Conclusiones

6. Recomendaciones





Conclusiones





- 1. Introducción
- 2. Trabajos Relacionados
- 3. Desarrollo
- 4. Validación y Resultados
- 5. Conclusiones** ←
- 6. Recomendaciones



Crecimiento de los datos FCPCESPE



Correlaciones políticas, económicas, sociales
y tecnológicas



Conclusiones

Predicción de Riesgo



Aplicación de minería de
datos.





Recomendaciones





1. Introducción
2. Trabajos Relacionados
3. Desarrollo
4. Validación y Resultados
5. Conclusiones
- 6. Recomendaciones** ←



Entrenar modelos



Minería de datos como herramienta



Recomendaciones

Desarrollar prototipos





¡GRACIAS POR SU ATENCIÓN!

Gracias

A 3D-rendered red pencil is shown in a horizontal position, pointing to the right. The word "Gracias" is written in a black, cursive script, appearing to be drawn by the pencil. The pencil's tip is at the end of the word.