



ANALISIS DE RIESGO DE UN PORTAFOLIO DE CREDITO MEDIANTE VARIABLES DE BURO

Presentado por: Omar García
Tabaré Merino
Fernando Lango



TABLA DE CONTENIDO



01 INTRODUCCION

02 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

03 SOLUCIÓN DEL
PROBLEMA

04 ARQUITECTURA DE LA
SOLUCION

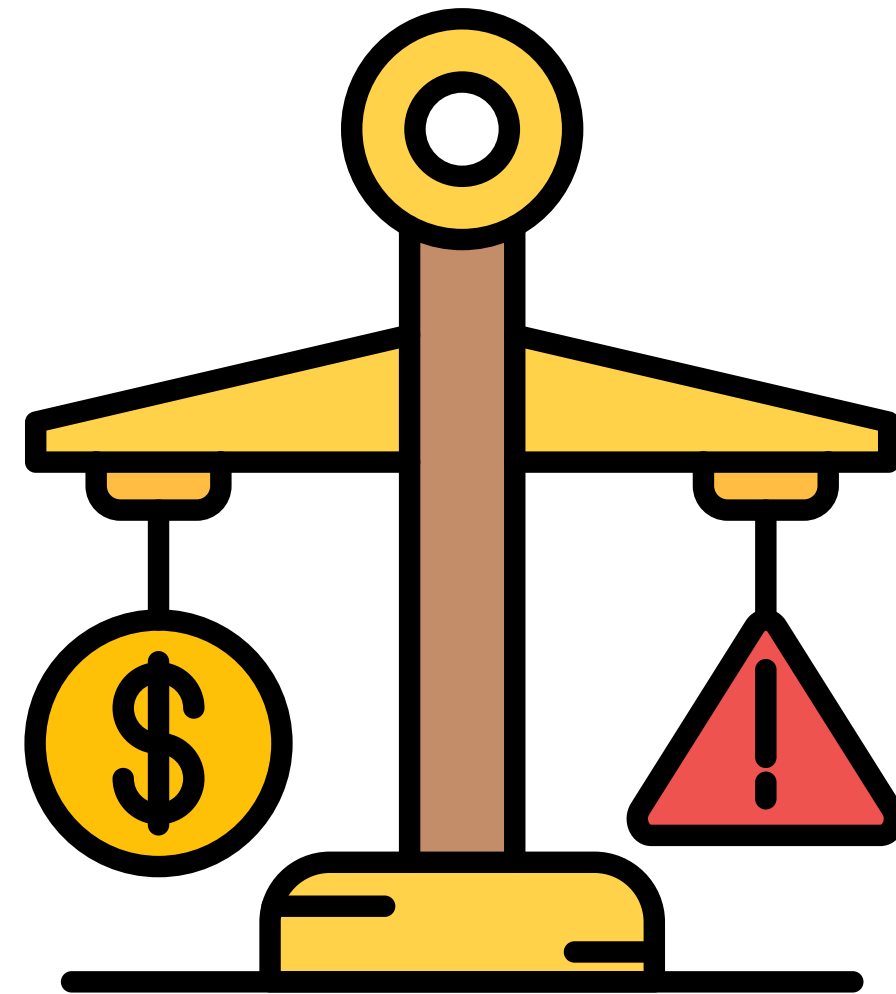
05 MODELOS UTILIZADOS Y
PIPELINE DE PREDICCION

06 CONCLUSIONES Y
SIGUIENTES PASOS



INTRODUCCIÓN

- En un entorno económico dinámico y altamente competitivo, las instituciones financieras enfrentan el reto de mantener la calidad de su portafolio de crédito mientras expanden su base de clientes.
- Uno de los pilares fundamentales para lograrlo es la capacidad de anticipar el riesgo crediticio, permitiendo decisiones más informadas y estratégicas en originación, seguimiento y cobranza.
- Las variables provenientes del buró de crédito como el historial de pagos, la utilización de líneas de crédito o el número de aperturas recientes ofrecen un panorama detallado y actualizado del perfil de riesgo de cada cliente.
- Este análisis no solo mejora la eficiencia en la toma de decisiones, sino que fortalece la salud financiera del portafolio, optimiza los recursos de cobranza y minimiza la exposición a pérdidas.





PROBLEMA

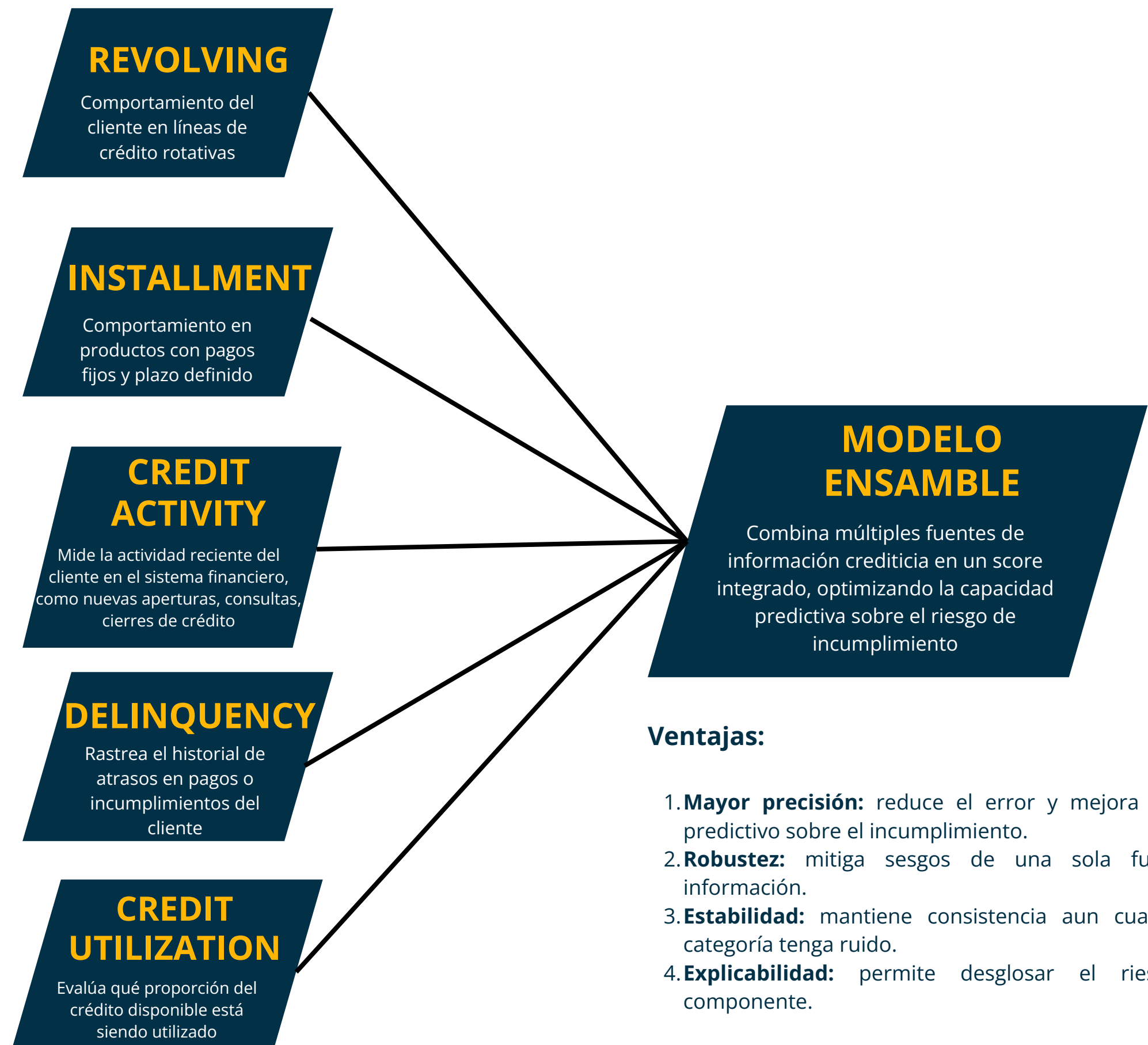
La empresa actualmente no cuenta con una herramienta para poder ver de manera global la posición de riesgo actual del portafolio, y por ende la tendencia histórica, es decir, queremos responder la pregunta ¿hemos mejorado el perfil de clientes históricamente?

INSUMOS

- Base de datos con 180 variables de buró de crédito, se tiene un registro por mes desde enero 2022 hasta abril 2025 (1,289,324 registros).
- Base de comportamiento de pago histórico con 5 variables durante el mismo periodo de tiempo (2,408,872 registros).

SOLUCIÓN

- Crear un modelo ensamble basado en 5 índices de categorías de buró de crédito.
- Esto permitirá dar seguimiento puntual a cada categoría y al modelo ensamble de manera mensual.
- Cada uno de los índices está hecho con un XGBoost.



Ventajas:

1. **Mayor precisión:** reduce el error y mejora el poder predictivo sobre el incumplimiento.
2. **Robustez:** mitiga sesgos de una sola fuente de información.
3. **Estabilidad:** mantiene consistencia aun cuando una categoría tenga ruido.
4. **Explicabilidad:** permite desglosar el riesgo por componente.

¿COMO MEDIREMOS EL RIESGO DEL PORTAFOLIO?



MÉTRICA

- Utilizaremos una métrica llamada **Ever30@12M**, esta es una marca binaria que revisa si un cliente se atraso 30 días en el pago de su crédito en los siguientes 12 meses a partir de donde hacemos la evaluación.



POBLACIÓN OBJETIVO

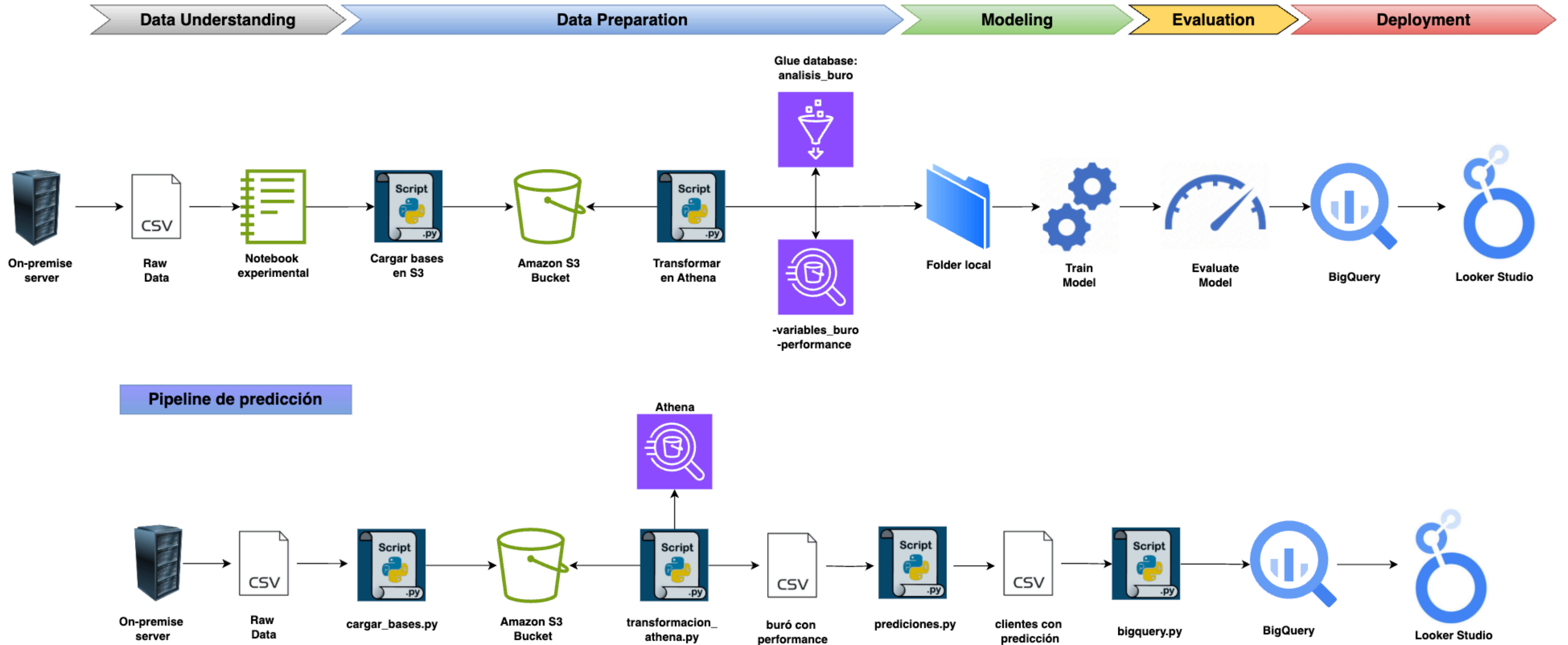
- Unicamente mediremos el riesgo del portafolio para clientes que tengan menos de 14 de atraso en su crédito, no tendría mucho sentido hacerlo con el resto de clientes porque la probabilidad sería cercana a 1 y no aportaríamos información relevante.



ENTRENAMIENTO

- Utilizaremos la ventana de tiempo de enero 2022 a abril 2024 para entrenar al modelo y evaluarlo, ya que los meses siguientes aun no tienen la madurez necesaria al no cumplir aún 12 meses de comportamiento, sin embargo también tendremos sus predicciones.

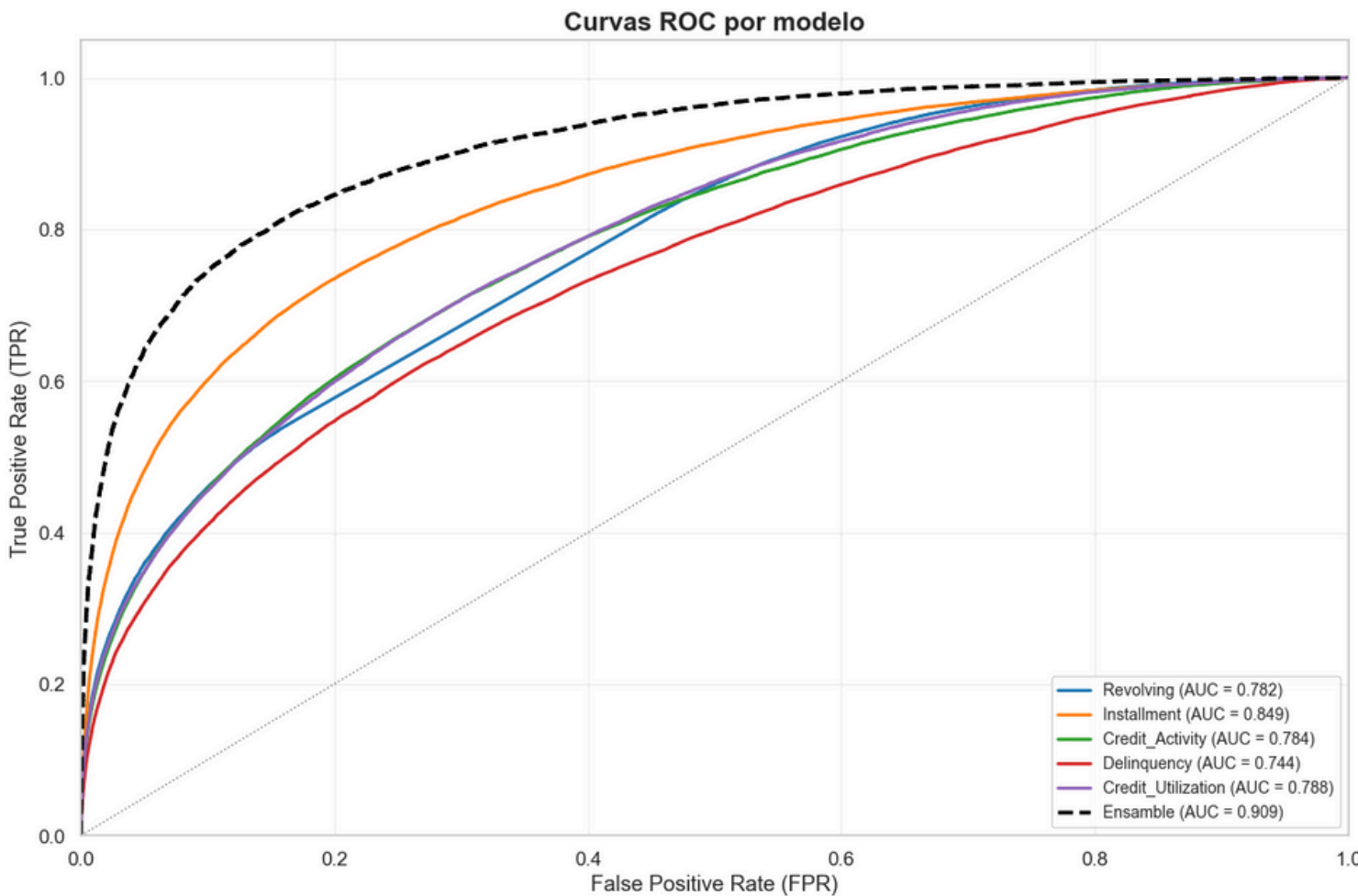
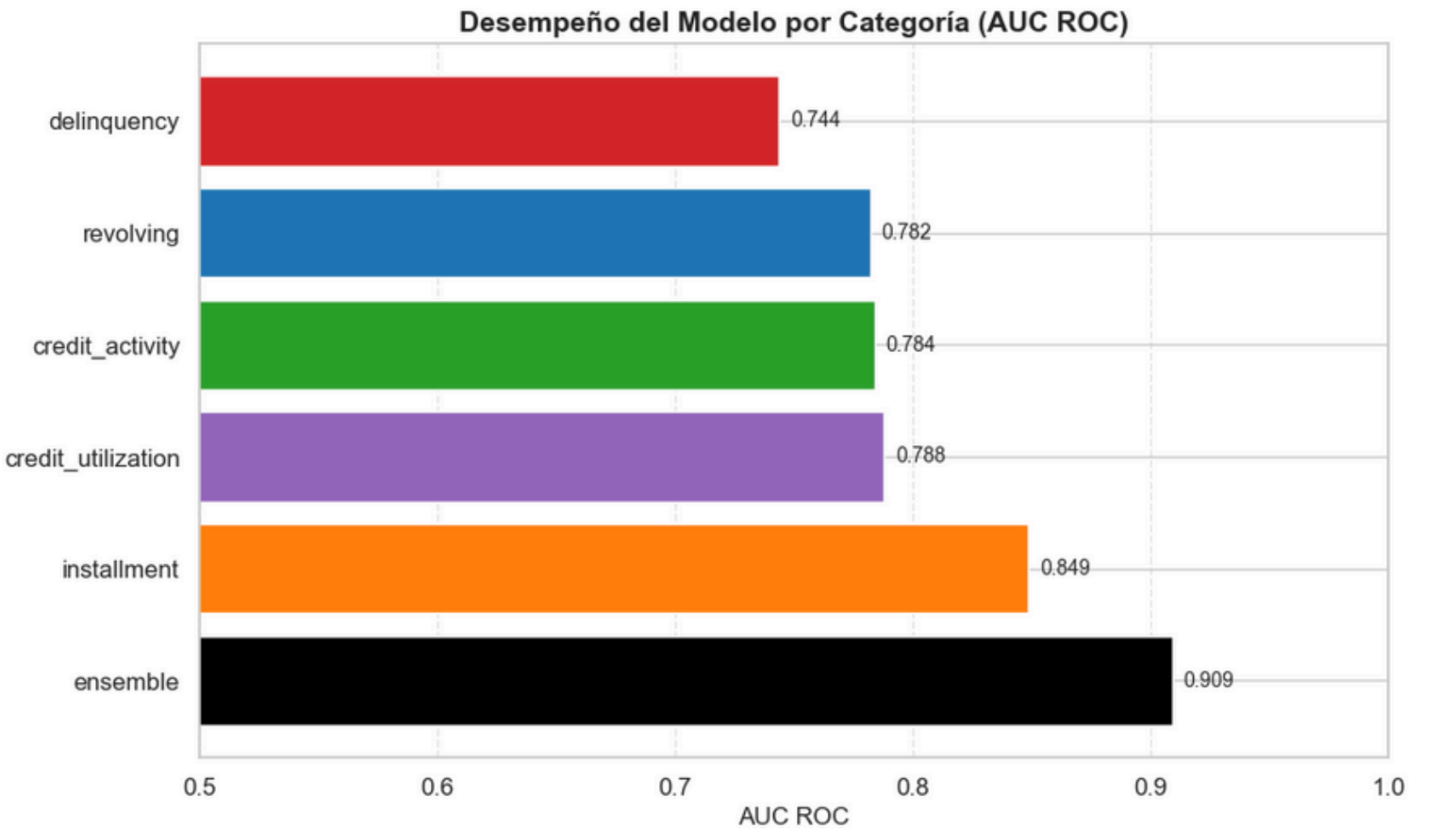
ARQUITECTURA DE LA SOLUCIÓN



*Business Understanding: es un paso antes del inicio de este diagrama

DESEMPEÑO DE LOS MODELOS

Categoría	AUC ROC	Observaciones
Installment	0.849	Es el grupo más útil para predecir riesgo. Como se trata de créditos con pagos fijos y fechas definidas, es fácil notar si alguien empieza a fallar. Muestra un historial claro de comportamiento.
Credit Utilization	0.788	Es como un "termómetro de presión financiera". Si alguien usa casi todo su crédito disponible, puede estar en apuros. Es muy útil para detectar señales de alerta tempranas.
Credit Activity	0.784	Habla del uso general del crédito: cuántas cuentas tiene una persona, desde cuándo, y qué tanto la consultan. Nos ayuda a entender si es un cliente experimentado o nuevo.
Revolving	0.782	Refleja cómo la gente usa productos flexibles como tarjetas. Aporta valor, aunque como cambia mucho mes a mes, puede ser un poco más impredecible.
Delinquency	0.744	Muestra si ha habido atrasos antes. Aunque es importante, por sí sola no predice tanto como otras, sobre todo si el cliente no tiene historial negativo reciente.



ACCIONES PRACTICAS

El modelo ensamble permite aprovechar de forma más robusta la información de distintas categorías del historial crediticio, generando una predicción más precisa del riesgo de incumplimiento. Su implementación práctica no solo permite mejorar la toma de decisiones en el ciclo de crédito, sino también optimizar recursos, anticipar deterioros y fortalecer la gestión integral del portafolio. A continuación, se presentan tres acciones clave donde este modelo puede generar valor tangible para la operación y estrategia del negocio.



1. PRIORIZACIÓN DE ORIGINACIONES DE CRÉDITO

Utiliza las probabilidades del modelo para calificar solicitudes de renovación.



2. ESTRATEGIAS DE COBRANZA DIFERENCIADA

Identifica clientes con alta probabilidad de caer en mora para aplicar acciones preventivas como llamadas anticipadas, renegociación de términos o recordatorios personalizados.



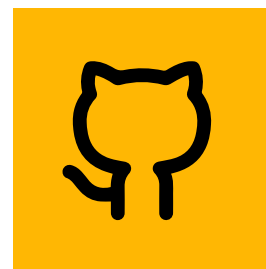
3. MONITOREO Y ALERTAS TEMPRANAS

El modelo puede monitorear cosechas de clientes para detectar si alguna en específico tiene deterioro y pudiera afectar las pérdidas esperadas.



LOOKER STUDIO

[Link](#)



REPOSITORIO GITHUB

[Link](#)