**1. Propuesta de Valor**

El presente proyecto tiene como objetivo anticipar el deterioro crediticio de la cartera del banco, específicamente la evolución de los saldos en Stage 2 y Stage 3, de acuerdo con la normativa contable IFRS 9. En la actualidad, el seguimiento del deterioro se realiza de forma retrospectiva, lo que dificulta una respuesta temprana y eficiente ante señales de riesgo creciente.

Este proyecto propone el uso de modelos de series temporales basados en arquitecturas de Deep Learning (LSTM y Transformer) para predecir la proporción de deuda deteriorada (Stage 2 y 3) por combinación de Destino crediticio y Moneda. La anticipación de estos movimientos permitirá al banco:

* **Mejorar la estimación de provisiones contables**, al contar con una proyección más precisa de la evolución futura del riesgo crediticio.
* **Optimizar el uso de capital**, al evitar sobre o subestimaciones del Expected Credit Loss (ECL) y ajustarse de forma más eficaz a los requerimientos regulatorios.
* **Tomar decisiones comerciales proactivas**, como reestructuración de líneas, segmentación de campañas, adecuación de límites o refinanciaciones, focalizadas en los productos y destinos más expuestos al deterioro.
* **Fortalecer la planificación financiera y la gestión de riesgos**, ya que los outputs del modelo pueden integrarse a dashboards de monitoreo y alertas tempranas.

Además, al utilizar datos que provienen del Data Warehouse institucional del banco, con registros desde 2023 hasta Junio 2025, se garantiza una cobertura amplia de situaciones económicas (ciclos alcistas, recesivos, devaluaciones, entre otros), lo cual brinda solidez y robustez al entrenamiento del modelo.

**2. Dataset**

Se utilizará un dataset proveniente del Data Warehouse del banco, con actualización mensual y validación institucional, que contiene información agregada a nivel mensual sobre:

* **Moneda**
* **Destino del crédito**
* **Stage (1, 2 o 3)**
* **Segmento de cliente**
* **Deuda total en pesos/dólares por combinación**

El periodo de análisis abarca desde enero 2023 hasta junio 2025, lo cual permite construir series históricas completas para entrenar modelos predictivos robustos. A partir de esta base, se calcula la proporción de deuda deteriorada (Stage 2 y 3) como variable objetivo.

* **Regresores utilizados**:
  + Indicadores de calendario (mes\_sin, mes\_cos).
  + Inflación mensual (datos INDEC).

Se analizaron siete combinaciones de moneda y destino seleccionadas como segmentos prioritarios.

**3. Metodología de Trabajo**

El abordaje metodológico consistió en una secuencia estructurada de etapas que permitieron transformar los datos crudos en predicciones útiles para la toma de decisiones:

1. **Preprocesamiento y transformación de datos**Se agruparon los datos mensuales por Periodo, Moneda y Destino, calculando la variable objetivo como la proporción de deuda en Stage 2 y 3 sobre el total. Además, se incorporaron regresores temporales y macroeconómicos (ej. inflación mensual).
2. **Construcción de ventanas temporales (sliding windows)**Se estructuraron las series como ventanas supervisadas de entrada (*lookback* de 12 meses) y salida (*horizon* de 6 meses), permitiendo la adaptación de modelos secuenciales a tareas de forecasting.
3. **Entrenamiento y validación por segmento**Para cada combinación de Moneda y Destino, se entrenaron modelos independientes utilizando un 80% de los datos para entrenamiento y un 20% para validación. Se emplearon técnicas de *early stopping* y normalización para asegurar la estabilidad y generalización del aprendizaje.
4. **Predicción a futuro (forecast)**Finalizado el entrenamiento, se generaron predicciones hacia los siguientes 6 meses, permitiendo observar la evolución esperada del deterioro crediticio sin necesidad de datos reales futuros.
5. **Evaluación y visualización de resultados**Se evaluó el rendimiento mediante las métricas MAE (Mean Absolute Error) y MSE (Mean Squared Error), seleccionadas por su capacidad de interpretar errores medios y penalizar grandes desvíos. Las predicciones fueron visualizadas junto al histórico para facilitar el análisis comparativo.

**4. Modelos a Entrenar**

Se entrenan dos modelos secuenciales:

* **LSTMForecaster**: modelo de tipo Long Short-Term Memory, especializado en capturar dependencias temporales de corto y mediano plazo en series secuenciales. Es útil para detectar dinámicas recurrentes o estacionales en los datos.
* **TransformerForecaster**: modelo basado en atención, con mayor capacidad para capturar relaciones a largo plazo entre variables temporales. Resulta más potente en contextos con múltiples factores y estructuras de tiempo no lineales.

Ambos modelos se entrenan sobre series desagregadas por **Moneda y Destino**, sin agrupar por segmento, para una mayor granularidad y control en la toma de decisiones.

**5. Métricas de Evaluación**

Las métricas utilizadas para evaluar el rendimiento de los modelos son:

* **MAE (Mean Absolute Error)**: mide el error medio absoluto entre la predicción y el valor real. Es interpretada en las mismas unidades que la variable objetivo (proporción de Stage 2 y 3). Es fácil de interpretar y robusta ante valores atípicos, por eso es útil cuando se busca entender cuánto nos desviamos, en promedio, al hacer una predicción.
* **MSE (Mean Squared Error)**: mide el error cuadrático medio, penalizando más fuertemente errores grandes. Se usa en este contexto para captar posibles errores significativos que puedan tener mayor impacto en el capital regulatorio y el balance.

Ambas métricas son adecuadas para este tipo de problemas porque permiten cuantificar con claridad el desempeño del modelo al predecir proporciones, y porque las diferencias pequeñas en Stage 2/3 pueden tener efectos relevantes en las previsiones contables del banco.

**Conclusión de Resultados**

El experimento realizado evidencia que ambos modelos de deep learning —LSTM y Transformer— son capaces de capturar la evolución del deterioro crediticio (medido como proporción de deuda en Stage 2+3) en distintos segmentos del portafolio bancario.

El modelo Transformer presenta mejor desempeño general al mostrar errores absolutos y cuadrados más bajos.

La diferencia es más notoria en segmentos con alta volatilidad (ej. préstamos comerciales en dólares), donde el mecanismo de atención del Transformer logra capturar mejor los cambios bruscos.

En general, ambos modelos proyectan un deterioro creciente, especialmente en los segmentos comerciales y en moneda extranjera.

El Transformer anticipa movimientos más agresivos, alineándose mejor con contextos macroeconómicos adversos (alta inflación, devaluación, caída del consumo).

El LSTM tiende a generar predicciones más conservadoras, lo cual puede ser útil para escenarios base o análisis más prudentes.

Ambos modelos realizaron predicciones a 6 meses hacia adelante utilizando como input los últimos 12 meses de información histórica. El objetivo era anticipar la proporción de deuda en Stage 2+3, es decir, el deterioro crediticio futuro. A continuación, se desarrolla el análisis por bloque temático, considerando tendencias, sensibilidad y utilidad práctica.

**1. Comportamiento general del deterioro previsto**

El forecast muestra una tendencia mayoritaria al alza en los niveles de deterioro, especialmente en:

* Segmentos comerciales, tanto en pesos como en dólares.
* Segmentos en moneda extranjera, más sensibles a shocks externos.

Este crecimiento proyectado puede interpretarse como una señal de alerta temprana sobre mayores niveles de riesgo crediticio en el corto plazo, algo fundamental para estrategias de mitigación, refinanciamiento o prevención.

**2. Diferencias en las proyecciones entre modelos**

**LSTM**:

* Genera trayectorias más suaves y conservadoras, con crecimiento gradual.
* Es útil para proyecciones base y evita reaccionar de forma exagerada a pequeñas variaciones en la serie.
* Puede resultar insuficiente cuando hay cambios bruscos en el entorno económico.

**Transformer**:

* Proyecta movimientos más agresivos y reactivos, alineados con aumentos recientes de inflación o con efectos de estacionalidad.
* Tiende a anticipar picos de deterioro, permitiendo preparar provisiones contables con mayor anticipación.
* Se adapta mejor en contextos de alta incertidumbre o transición económica.

**3. Segmentos más críticos según el forecast**

* **Comercial en dólares**: ambos modelos muestran escaladas significativas en el deterioro, reflejo de empresas expuestas al riesgo cambiario, caída de actividad o encarecimiento de financiamiento.
* **Individuos en vivienda**: el Transformer anticipa una suba importante, posiblemente afectado por la actualización de cuotas por inflación, ingresos reales deprimidos y contexto de tasas altas.
* **Personales en pesos**: se observa un incremento más moderado pero constante, reflejando tensión en el segmento de consumo.

**4. Valor agregado de las proyecciones**

Estas proyecciones no solo son descriptivas, sino que constituyen insumos claves para decisiones operativas y estratégicas:

* A nivel táctico, permiten anticipar necesidades de provisión (IFRS 9) por subsegmento.
* A nivel estratégico, ayudan a diseñar políticas de riesgo diferenciado, como límites de crédito, scoring, pricing y campañas de recobro preventivo.
* En planeamiento financiero, pueden alimentar escenarios de stress y análisis de solvencia por tipo de cartera.

**🔹 5. Limitaciones y oportunidades de mejora**

* Los modelos aún no incorporan otras variables macroeconómicas que podrían enriquecer la capacidad predictiva (como desempleo, tasa de interés o tipo de cambio real).
* No se modelan efectos políticos, shocks externos o eventos discretos, pero el Transformer da señales indirectas de sensibilidad ante escenarios volátiles.
* Las predicciones se realizan por segmento agregado; una mejora futura sería modelar a nivel cliente o producto para microsegmentación.

**✅ Síntesis Interpretativa**

El forecast generado sugiere que el deterioro crediticio tenderá a incrementarse en varios segmentos clave, con **niveles más preocupantes en carteras comerciales y en dólares**. El **Transformer**, al incorporar regresores macro y captar patrones temporales complejos, permite anticipar estas subas con mayor precisión. El **LSTM**, más estable, es útil para escenarios base. Ambos modelos permiten mejorar la gestión proactiva del riesgo, actuar con antelación, y fortalecer las capacidades predictivas del banco en un entorno financiero cada vez más volátil.

 **Ambos modelos son complementarios**: mientras el LSTM captura muy bien la estacionalidad y genera predicciones más estables, el Transformer logra detectar señales débiles y anticipar puntos de inflexión gracias a su arquitectura basada en atención.

 La incorporación de variables macroeconómicas como **inflación** resultó **crítica** para mejorar el desempeño, particularmente en el Transformer.

 Las predicciones generadas permiten al banco **anticiparse al deterioro** por segmento, ajustar políticas de provisiones contables (IFRS 9), y diseñar **estrategias de prevención de mora** diferenciadas.