

Macroeconomic Determinants of Delinquency in the Private Financial System in Argentina: A Data Science Approach

Magali Bolivar, María Florencia Rossi, Matias Montiel, Roxana Martínez

CAETI - Centro de Altos Estudios en Tecnología Informática | Universidad Abierta Interamericana. Informática (UAI)

Montes de Oca 745. Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina

{MagaliFlorencia.BolivarCruz, MariaFlorencia.Rossi,

MatiasNicolas.MontielTorres}@alumnos.uai.edu.ar

{Roxana.Martinez}@uai.edu.ar

Abstract. Credit card delinquency is a key indicator of household financial fragility and systemic banking risk. In Argentina, persistent inflation, volatile interest rates, and economic fluctuations create a challenging environment for credit risk analysis. This paper proposes a data-driven approach to identify the macroeconomic determinants of such delinquency. Using official time series from the BCRA and INDEC, a dataset is built integrating the delinquency rate with three key variables: inflation (CPI), cost of credit (active interest rate), and economic activity (EMAE). Through a reproducible data pipeline and linear regression modeling, results indicate that year-over-year core inflation (with a 6-month lag) is the dominant determinant. It presents a negative effect, interpretable through the liability liquefaction mechanism in high-inflation contexts. Overall, the highly significant model explains 57.6% of the delinquency variance. This study provides empirical evidence tailored to the Argentine macroeconomic context, confirming the validity of the predictive approach and offering critical insights for prudential regulation and financial inclusion policies.

Keywords: credit card delinquency, macroeconomic determinants, Argentina, financial risk, data science.

Determinantes macroeconómicos de la morosidad del sistema financiero privado en Argentina: un enfoque de ciencia de datos

Resumen. La morosidad en las tarjetas de crédito es un indicador central de la fragilidad financiera y del riesgo sistémico bancario. En Argentina, la persistente inflación, la volatilidad de tasas de interés y las fluctuaciones económicas configuran un entorno exigente para el análisis del riesgo crediticio. Este trabajo propone un análisis basado en datos sobre los determinantes macroeconómicos de dicha morosidad. Utilizando series temporales oficiales del BCRA e INDEC,

se construye un dataset que integra la morosidad con tres variables clave: inflación (IPC), costo del crédito (tasa activa) y nivel de actividad (EMAE). Mediante un *pipeline* reproducible y modelos de regresión lineal, los resultados demuestran que la inflación núcleo interanual (con rezago de 6 meses) es el determinante dominante. Curiosamente, presenta un efecto negativo, interpretable a través del mecanismo de licuación de pasivos en contextos de alta inflación. En su conjunto, el modelo resulta altamente significativo y explica el 57,6% de la varianza de la morosidad, aportando evidencia empírica calibrada al contexto argentino con insumos valiosos para la regulación prudencial.

Palabras clave: morosidad en tarjetas de crédito, determinantes macroeconómicos, Argentina, riesgo financiero, ciencia de datos.

1 Introducción

En economías con alta volatilidad macroeconómica, el crédito al consumo adquiere relevancia particular por su vinculación con la estabilidad financiera y el bienestar de los hogares, tal como advierten organismos como el Fondo Monetario Internacional (FMI, 2023), la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2022) y entidades locales como el Banco Central de la República Argentina (BCRA, 2024) y el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC, 2024). La morosidad (incumplimiento en el pago de obligaciones crediticias) es el indicador central de ese riesgo. En Argentina, la coexistencia de ciclos inflacionarios persistentes, tasas de interés volátiles y fluctuaciones en el nivel de actividad económica configura un entorno particularmente exigente para el análisis del riesgo crediticio.

Este trabajo examina en qué medida estas tres variables explican la dinámica de la morosidad en el sistema financiero privado argentino, a partir de series temporales oficiales del BCRA y INDEC, mediante un *pipeline* de Extracción, Transformación y Carga (ETL) reproducible.

2 Marco Conceptual

El análisis del riesgo crediticio al consumo se enmarca en la teoría del ciclo crediticio, que vincula la calidad de la cartera bancaria con las condiciones macroeconómicas agregadas (Jiménez & Saurina, 2006; Beck et al., 2015; Salas et al., 2024). El riesgo de *default* no es idiosincrático sino sistémico: se acumula en fases expansivas cuando los estándares crediticios se relajan y se materializa en recesiones cuando el ingreso disponible cae y las condiciones de refinanciamiento se deterioran (Klein, 2013; Nkusu, 2011).

La inflación es un determinante central de la capacidad de pago: en regímenes moderados erosiona el poder adquisitivo (Rinaldi & Sanchis-Arellano, 2006), pero en contextos de inflación muy elevada puede operar la licuación de pasivos (Minsky, 1986), reduciendo el valor real de las deudas en pesos y comprimiendo la mora observada con efectos diferidos. En el contexto argentino, la inflación superó el 100% anual sostenidamente a partir de 2022, alcanzando un máximo de 289% interanual en diciembre de 2024 (INDEC, 2024), configurando un régimen de muy alta inflación que habilita empíricamente este mecanismo de licuación de pasivos.

La tasa de interés activa determina el costo del financiamiento: incrementos elevan las cuotas y la carga financiera, aumentando el riesgo de incumplimiento, especialmente en carteras revolving (Antony & Gopal, 2023). Por su parte, el EMAE actúa como proxy del ingreso y el empleo agregados: en expansión reduce la mora; en recesión la incrementa. La interacción de estos tres factores configura la dinámica del ciclo crediticio y el fundamento teórico del modelo propuesto (Castro, 2013; Louzis et al., 2012).

3 Metodología

3.1 Datos y variables

Se integran series temporales mensuales del BCRA e INDEC para el período enero 2017 - febrero 2026 ($N = 93$). La variable dependiente es la tasa de irregularidad de la cartera del sector privado (porcentaje de préstamos irregulares), utilizada como *proxy* de la morosidad al consumo. Las variables independientes son: (i) inflación núcleo interanual acumulada (Índice de Precios al Consumidor, IPC, *rolling* 12 meses), para capturar efectos de mediano plazo sobre el poder adquisitivo; (ii) tasa de interés activa para préstamos a empresas de primera línea a 30 días en pesos (BCRA), como *proxy* del costo del crédito vigente en el sistema financiero; y (iii) Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE) desestacionalizado en nivel de índice, como aproximación al ciclo económico evitando el ruido de variaciones mensuales. La selección responde a criterios de relevancia teórica y disponibilidad empírica. La serie comprende 110 observaciones mensuales (enero 2017 - febrero 2026). El cálculo de la inflación núcleo como acumulado interanual compuesto (*rolling* 12 meses) elimina las primeras 11 observaciones, resultando en 99 observaciones con todas las variables disponibles. El rezago de 6 meses aplicado a las variables predictoras reduce el tamaño efectivo de la muestra a $N = 93$, que es el total utilizado en la estimación de la regresión ($lag=0$: $N=99$; $lag=6$: $N=93$; $lag=12$: $N=87$). Se utiliza como variable de proximidad (*proxy*) la tasa de irregularidad de la cartera del sector privado (columna `sistema_finan_5_irregularidad_cartera_privada` del BCRA), que refleja la morosidad agregada de toda la cartera crediticia privada (hipotecas, préstamos personales, comerciales y tarjetas de crédito), dada la ausencia de una serie pública de morosidad específica para tarjetas con la cobertura temporal requerida. Esta variable es el *proxy* estándar en la literatura sobre riesgo sistémico y permite una comparación directa con las series oficiales disponibles.

3.2 Pipeline de datos

El procesamiento se estructuró mediante un *pipeline* ETL reproducible implementado en *Python* y en la herramienta de automatización de flujos de trabajo *n8n*, abarcando extracción desde fuentes oficiales, limpieza, validación, normalización temporal e integración en un único *dataset* mensual. El diseño modular garantiza trazabilidad y facilita la replicabilidad del análisis. Las variables de tasa de interés y morosidad se obtuvieron directamente de los informes mensuales del BCRA, que publica estas series como promedios mensuales del período, por lo que no requirieron agregación temporal adicional.

3.3 Técnicas

El análisis combina dos etapas. En la primera, se utiliza el coeficiente de correlación de Pearson (Benesty et al., 2009) para identificar la dirección e intensidad de las relaciones lineales entre la morosidad y las variables macroeconómicas. En la segunda, se estima un modelo de regresión lineal múltiple por Mínimos Cuadrados Ordinarios (*Ordinary Least Squares*, OLS). (James et al., 2021), siguiendo enfoques recientes que integran econometría y ciencia de datos en el análisis del riesgo crediticio (Sharma et al., 2024), bajo la especificación:

$$Mora_t = \hat{\alpha} + \hat{\beta}_1 \cdot IPC_{t-6} + \hat{\beta}_2 \cdot Tasa_{t-6} + \hat{\beta}_3 \cdot EMAE_t + \epsilon_t$$

donde $Mora_t$ es la tasa de morosidad en el período t , IPC_{t-6} la inflación con rezago de 6 meses, $Tasa_{t-6}$ la tasa de interés activa con rezago de 6 meses y $EMAE_t$ el nivel de actividad económica. Los coeficientes $\hat{\beta}$ capturan el efecto marginal de cada variable explicativa sobre la morosidad, y ϵ_t representa el error. Se incorporaron rezagos temporales ($lag = 6$ meses, seleccionado como mejor especificación) para capturar efectos diferidos sobre el comportamiento crediticio. Los errores estándar se corrigieron con el estimador Consistente con Heterocedasticidad y Autocorrelación (*Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent*, HAC) de Newey-West para controlar autocorrelación y heterocedasticidad, habitual en series macroeconómicas. El procesamiento se realizó con librerías estadísticas de código abierto en Python.

Esta especificación se concibe como un modelo interpretable de referencia dentro de un marco de ciencia de datos más amplio, lo que permite futuras extensiones hacia enfoques no lineales y basados en aprendizaje automático.

4 Resultados

La matriz de correlación de Pearson (Tabla 1) muestra que la inflación presenta una relación negativa con la morosidad ($r = -0,675$), la tasa de interés exhibe una relación positiva ($r = 0,452$) y la actividad económica una relación negativa ($r = -0,424$). Estos patrones son coherentes con el ciclo crediticio, aunque el signo negativo de la inflación revela particularidades del contexto argentino.

Tabla 1. Matriz de correlación de Pearson.

	Morosidad	Inflación (t-6)	Tasa (t-6)	Actividad
Morosidad	1,00	-0,675	0,452	-0,424
Inflación (t-6)	-0,675	1,00	-0,196	0,243
Tasa(t-6)	0,452	-0,196	1,00	-0,533
Actividad	-0,424	0,243	-0,533	1,00

Nota: Inflación expresada como acumulado interanual (IPC), con rezago de 6 meses (t-6). Tasa activa con rezago de 6 meses (t-6). Actividad medida mediante EMAE desestacionalizado.

En la segunda etapa, el modelo OLS con rezago de 6 meses presenta una capacidad explicativa elevada ($R^2 = 0,576$; R^2 ajustado = 0,562; $N = 93$), resultado sólido para este tipo de análisis en datos macroeconómicos. Los coeficientes estimados (Tabla 2) indican que la inflación con rezago es el único determinante estadísticamente significativo ($\beta = -0,995$; $p < 0,001$) con efecto negativo. La tasa de interés ($\beta = 0,224$; $p = 0,147$) y la actividad económica ($\beta = -0,021$; $p = 0,108$) presentan signos consistentes con la teoría, aunque no son individualmente significativos al 5% bajo errores robustos HAC. Para evaluar la multicolinealidad, se calculó el Factor de Inflación de la Varianza (VIF) para cada predictor (James et al., 2021). La inflación no presenta problemas (VIF = 2,61), mientras que la tasa de interés activa (VIF = 11,92) y la actividad económica (VIF = 14,94) exhiben valores elevados, coherentes con la correlación observada entre ambas variables ($r = -0,533$ con lag=6). Esta multicolinealidad contribuye a la falta de significancia individual de estas variables bajo corrección HAC. Sin embargo, el modelo es estadísticamente significativo en su conjunto ($F(3,89) = 42,98$; $p < 0,001$), confirmando que las tres variables macroeconómicas explican conjuntamente una proporción significativa de la varianza de la morosidad, y el predictor dominante -la inflación- no presenta redundancia de información. Específicamente, el coeficiente estimado $\hat{\beta}_1 = -0,995$ indica que, manteniendo constantes la tasa de interés y el nivel de actividad económica, un incremento de 1 punto porcentual en la inflación interanual (medida con un rezago de 6 meses) se asocia, en promedio, con una reducción de aproximadamente 1 punto porcentual en la tasa de morosidad. Este resultado, estadísticamente robusto ($p < 0,001$), refleja el impacto del mecanismo de licuación de pasivos: durante el período de aceleración inflacionaria de 2022-2024, el valor real de las deudas en pesos se contrajo a un ritmo mayor de lo que se deterioró la capacidad de pago nominal de los hogares deudores, comprimiendo temporalmente el indicador de irregularidad crediticia.

Tabla 2. Resultados de regresión lineal múltiple (OLS con errores HAC).

Variable	$\hat{\beta}$	p -valor	R^2	R^2 -Ajustado	N
Constante	6,270	0,019	0,5762	0,5619	93
Inflación núcleo (t-6)	-0,995	<0,001	0,5762	0,5619	93
Tasa activa (t-6)	0,224	0,147	0,5762	0,5619	93
Actividad (EMAE)	-0,021	0,108	0,5762	0,5619	93

Nota: Errores estándar robustos HAC (Newey-West, $maxlags=4$). Lag = 6 meses. $F(3,89) = 42,98$; $p < 0,001$.

El gráfico de residuos frente a valores ajustados (Fig. 1) no evidencia patrones sistemáticos, lo que es consistente con el supuesto de linealidad. La corrección HAC (Newey-West, $maxlags=4$) controla la autocorrelación y heterocedasticidad propias de las series temporales mensuales.

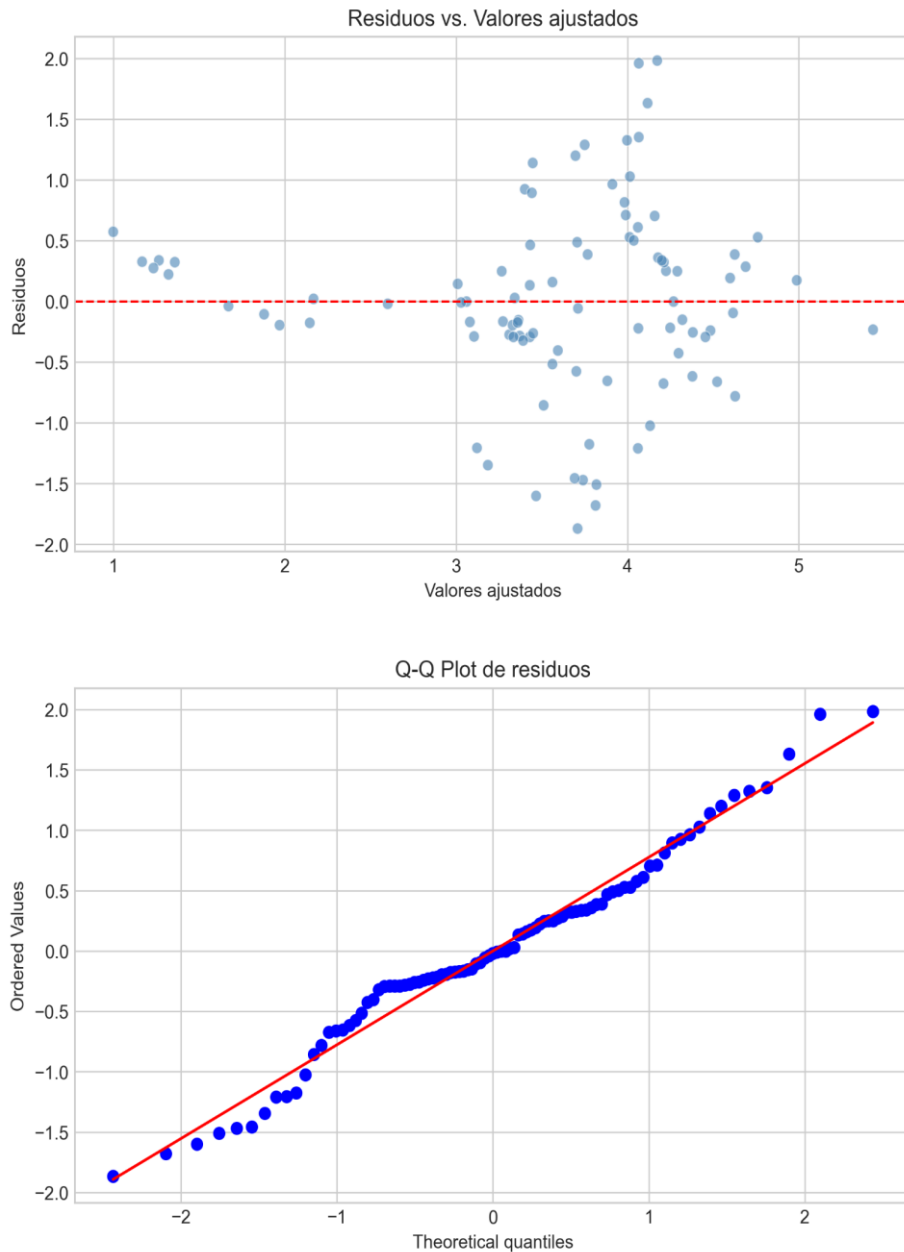


Fig. 1. Gráficos diagnósticos de los residuos del modelo de regresión lineal múltiple.

Por otra parte, el análisis de la evolución temporal comparada (Fig. 2) permite observar la dinámica conjunta entre la morosidad y las variables macroeconómicas, evidenciando patrones de co-movimiento con rezagos consistentes con la especificación del modelo. En particular, se identifican períodos en los cuales aumentos

sostenidos en la tasa de interés son seguidos por incrementos en la morosidad, aunque con cierto desfase temporal, lo que refuerza la hipótesis de transmisión diferida del costo del crédito sobre la capacidad de pago de los hogares.

Además, la relación entre la actividad económica y la morosidad muestra un comportamiento inverso relativamente estable a lo largo del período analizado. En fases de expansión económica, reflejadas en incrementos del EMAE, la morosidad tiende a reducirse o estabilizarse, mientras que en contextos de desaceleración o contracción económica se observa un deterioro en la calidad crediticia. Específicamente, en la evolución temporal se identifican dos períodos relevantes: (i) la expansión económica de 2021-2022, en la que el EMAE aumentó y la morosidad se redujo; y (ii) la aceleración inflacionaria de 2022-2024 (inflación anual superando el 100%), durante la cual la morosidad no creció -y en algunos meses descendió- en línea con el efecto de licuación de pasivos. Este patrón visual resulta consistente con los coeficientes estimados en el modelo y aporta evidencia adicional sobre la relevancia del ciclo económico en la dinámica del riesgo crediticio.

Como otro foco importante, cabe mencionar que la evolución de la inflación y su relación con la morosidad refuerza el hallazgo central del modelo: la presencia de un efecto negativo con rezago. En el gráfico se observan períodos de aceleración inflacionaria que no se traducen inmediatamente en aumentos de la morosidad, e incluso coinciden con fases de estabilización o reducción relativa de la misma. Este comportamiento sugiere la presencia de mecanismos de ajuste nominal y licuación de pasivos que operan en contextos de alta inflación, generando una dinámica no trivial que no sería capturada adecuadamente sin considerar rezagos temporales en el análisis.

Finalmente, los resultados obtenidos a partir del análisis de correlación, la estimación del modelo y la evidencia visual permiten identificar patrones consistentes y robustos en la dinámica de la morosidad en el sistema financiero argentino. La convergencia entre los distintos enfoques analíticos refuerza la validez de la especificación adoptada, particularmente en lo que respecta a la incorporación de rezagos temporales para capturar efectos diferidos.

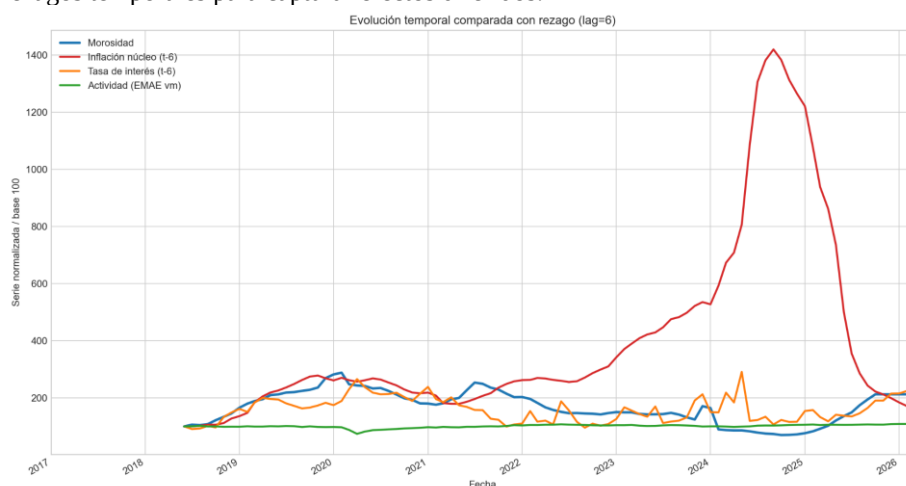


Fig. 2. Evolución temporal de la morosidad y las variables macroeconómicas (inflación, tasa de interés y actividad económica). La figura ilustra co-movimientos y relaciones con rezagos entre las variables, respaldando la especificación del modelo con un rezago de 6 meses.

La coherencia entre los signos esperados, la magnitud de los coeficientes y los patrones observados en la evolución temporal sugiere que el modelo propuesto constituye una aproximación adecuada para describir el vínculo entre condiciones macroeconómicas y riesgo crediticio, sentando una base sólida para análisis más complejos en futuras extensiones.

5 Discusión

Los resultados identifican patrones consistentes con la teoría del ciclo crediticio, con particularidades del contexto macroeconómico argentino, en línea con evidencia reciente que confirma el impacto de variables macroeconómicas sobre el crédito (Karaş et al., 2025). La relación positiva entre tasa de interés y morosidad, y la negativa entre actividad económica e incumplimiento, se alinean con los enfoques tradicionales del riesgo crediticio (Zawadzki, 2023; Antony & Gopal, 2023): mayores costos de financiamiento incrementan la carga financiera de los deudores, mientras que mayor actividad mejora su capacidad de pago.

El hallazgo más relevante es el efecto negativo de la inflación sobre la morosidad, opuesto a las predicciones estándar. Este resultado se interpreta a partir del fenómeno de licuación de pasivos: en contextos de inflación muy elevada, el valor real de las deudas denominadas en moneda local se reduce significativamente, aliviando la carga financiera efectiva y comprimiendo la tasa de mora observada, aun cuando el estrés económico subyacente persista. La manifestación de este efecto con un rezago de 6 meses refuerza la idea de que la transmisión de las condiciones macroeconómicas hacia el comportamiento crediticio no es inmediata. La no significatividad individual de la tasa y la actividad bajo corrección HAC no invalida su relevancia teórica: sus signos son consistentes con la literatura y su inclusión contribuye a la capacidad explicativa global del modelo.

6 Conclusiones

Este trabajo construye evidencia empírica sobre los determinantes macroeconómicos de la morosidad en Argentina mediante un *pipeline* ETL reproducible y regresión OLS con errores HAC, con resultados robustos y coherentes con la literatura sobre ciclos crediticios.

Los hallazgos muestran que la inflación es el determinante dominante de la morosidad en el período analizado, aunque opera a través del mecanismo de licuación de pasivos, con un efecto de signo opuesto al predicho por la literatura tradicional. La tasa de interés y la actividad económica exhiben signos coherentes con la teoría, evidenciando el carácter multidimensional del fenómeno. Como trabajo futuro, el marco propuesto puede ampliarse hacia el modelado no lineal y las técnicas de aprendizaje automático (por ejemplo, modelos basados en árboles o redes neuronales), aprovechando el flujo de datos existente para mejorar el rendimiento predictivo y

capturar dinámicas macrofinancieras complejas. La estructura modular del *pipeline* facilita estas extensiones, avanzando hacia herramientas analíticas con mayor capacidad explicativa del riesgo crediticio en Argentina.

Referencias bibliográficas

Antony, T. M., & Gopal, S. (2023). Determinants of credit risk: Empirical evidence from Indian commercial banks. *Banks and Bank Systems*, 18(2), 88-100. [https://doi.org/10.21511/bbs.18\(2\).2023.08](https://doi.org/10.21511/bbs.18(2).2023.08)

Banco Central de la República Argentina. (2024). Estadísticas e indicadores. <https://www.bcra.gob.ar/estadisticas-indicadores/>

Beck, T., Jakubik, P., & PiloIU, A. (2015). Credit risk determinants: Evidence from a cross-country study. *Research in International Business and Finance*, 33, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2014.06.001>

Benesty, J., Chen, J., Huang, Y., & Cohen, I. (2009). Pearson correlation coefficient. https://doi.org/10.1007/978-3-642-00296-0_5

Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system. *Journal of International Money and Finance*, 32, 672-691. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2012.10.004>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2022). Estudio económico de América Latina y el Caribe. <https://repositorio.cepal.org>

Fondo Monetario Internacional. (2023). World economic outlook. <https://www.imf.org>

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2024). Indicadores económicos. <https://www.indec.gob.ar>

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). An introduction to statistical learning. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>

Jiménez, G., & Saurina, J. (2006). Credit cycles, credit risk, and prudential regulation. *International Journal of Central Banking*, 2(2), 65-98. <https://www.ijcb.org/journal/ijcb06q2a3.htm>

Karaś, D., Zając, A., & Wielechowski, M. (2025). Macroeconomic determinants and working capital credit for micro-enterprises: Evidence from Poland. *Future Business Journal*, 11, 210. <https://doi.org/10.1186/s43093-025-00633-4>

Klein, N. (2013). Non-performing loans in CESEE: Determinants and impact on macroeconomic performance. *International Monetary Fund*. <https://doi.org/10.5089/9781484318522.001>

Louzis, D. P., Vouldis, A. T., & Metaxas, V. L. (2012). Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece. *Economic Modelling*, 29(4), 1012-1027. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2012.12.018>

Minsky, H. P. (1986). *Stabilizing an unstable economy*. Yale University Press.

Nkusu, M. (2011). Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies. *International Review of Financial Analysis*, 20(4), 237-246. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2010.03.001>

Rinaldi, L., & Sanchis-Arellano, A. (2006). Household debt sustainability (ECB Working Paper No. 570). European Central Bank. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp570.pdf>

Salas, M., Lamothe, P., Delgado, E., et al. (2024). Determinants of nonperforming loans: A global data analysis. *Computational Economics*, 64, 2695-2716. <https://doi.org/10.1007/s10614-023-10543-8>

Sharma, H., Andhalkar, A., Ajao, O., & Ogunleye, B. (2024). Analysing the influence of macroeconomic factors on credit risk in the UK banking sector. *Analytics*, 3(1), 63-83. <https://doi.org/10.3390/analytics3010005>

Zawadzki, A. (2023). Macroeconomic determinants of credit risk. *Central European Economic Journal*, 10(57), 1-15. <https://doi.org/10.2478/ceej-2023-0016>