Modelo para la estimación de cartera vencida en el portafolio de consumo del sector financiero colombiano

Model for estimating non-performing loans in the consumer portfolio of the Colombian financial sector

Por
Isamar del Carmen Prens Montes[1]

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de
Magíster en Administración Financiera

Asesora docente
Ph. D. María Patricia Durango Gutiérrez

Universidad EAFIT
Escuela de Finanzas, Economía y Gobierno
Maestría en Administración Financiera – MAF
Medellín
2024

[1] icprensm@eafit.edu.co

© 2024 por Isamar Prens
Todos los Derechos Reservados

Resumen

Esta investigación analiza la dinámica del portafolio de consumo en el sector financiero colombiano, fundamentada en la manera en que los grados de morosidad y las circunstancias macroeconómicas afectan esta cartera. El estudio recopila información histórica de las entidades financieras y regulatorias, incluyendo indicadores como tasas de interés, inflación, desarrollo económico y grados de morosidad, y realiza las estimaciones correspondientes mediante métodos cuantitativos como el análisis estadístico y los modelos econométricos, a fin de detectar correlaciones y tendencias. Se espera proponer una metodología que permita a una compañía del sector de consumo financiero del país anticipar oportunamente el riesgo al cual está expuesta, dado el grado de volatilidad del entorno macroeconómico.

Palabras claves: sector financiero, riesgo de crédito, cartera vencida, variables macroeconómicas.

Abstract

This research analyzes the dynamics of the consumer portfolio in the Colombian financial sector, based on the way in which the levels of delinquency and macroeconomic circumstances affect this portfolio. The paper collects historical information from financial and regulatory entities, including indicators such as interest rates, inflation, economic development and levels of delinquency, and carries out the corresponding estimates using quantitative methods such as statistical analysis and econometric models, in order to detect correlations and trends. It is expected to propose a methodology that allows a company in the country´s financial consumer sector to timely anticipate the risk to which it is exposed, given the degree of volatility of the macroeconomic environment.

Keywords: Financial sector, credit risk, non-performing loans, macroeconomic variables.

Contenido

1. Introducción 1
2. Marco teórico 2
3. Metodología y Resultados 6
3.1 Análisis iniciales 6
3.2 Modelación y resultados 6
3.3 Proyecciones 9
4. Conclusiones y Recomendaciones 11
Referencias 12

Índice de tablas

Tabla 1. Colombia. Proyecciones macroeconómicas a junio de 2024 4
Tabla 2. Estadísticas del mejor modelo 8

Índice de figuras

Figura 1. Colombia. Indicador de calidad por mora (ICM) sin castigos y con ellos (junio de 2010-junio de 2024) 4
Figura 2. Gráfico de la función de auto-correlación (*autocorrelation function*, ACF) 7
Figura 3. Gráfico de la función parcial de auto-correlación (*partial autocorrelation function*, PACF) 7
Figura 4. Colombia, sector de consumo. Proyección de la cartera vencida (2020-2028) 9

1. Introducción

En años recientes, la condición económica de las naciones ha tenido importantes fluctuaciones, algunas de las cuales han sido causadas por factores internos y políticas propias u otras por eventos inesperados e incontrolables como la pandemia de 2020. La actividad financiera no ha sido la excepción, en tanto se ha convertido en un importante recurso para obtener liquidez o adquirir bienes de manera inmediata; sin embargo, las entidades prestadoras del servicio de crédito asumen un riesgo que podría afectar su rentabilidad y, por ende, el resultado final esperado por los accionistas.

Toda compañía que incluya en su operación el otorgamiento de créditos lleva consigo la cartera generada por estos, es decir, los que se conocen en los estados financieros como *activos*, *cuentas por cobrar*, y esta colocación tiene asociado un riesgo en el que los niveles de vencimiento que presente su cartera son determinantes. Así, mientras mayor sea la proporción de créditos vencidos frente a la proporción total de los créditos otorgados, mayor será el riesgo, puesto que la probabilidad de pérdida se incrementará por el impago de los clientes.

Dicho riesgo crediticio puede estar influenciado por factores macroeconómicos que no están bajo el control de las entidades financieras, pero pueden ser determinantes en el comportamiento de la cartera a través del tiempo. Por ejemplo, un aumento en el desempleo podría limitar los recursos destinados a cumplir las obligaciones financieras, o un aumento en la inflación podría ocasionar un incremento en las tasas de interés; en ambos casos, las cuotas serán más costosas y la probabilidad de impago aumenta.

El objetivo de este estudio es explicar cómo estas variables macroeconómicas se asocian al comportamiento de la cartera vencida en el portafolio de consumo en Colombia, usando un modelo econométrico de regresión lineal múltiple que permita analizar la relación entre la variable dependiente y las variables independientes propuestas, a fin de estimar un comportamiento futuro que ayude a las entidades financieras a disponer de un panorama claro en su operación para tomar decisiones oportunas que impacten positivamente su rendimiento financiero.

2. Marco teórico

La cartera vencida en el portafolio de consumo en el sector financiero colombiano ha venido incrementándose en los últimos años y se ha exacerbado en particular a partir de la pandemia, que afectó la capacidad de pago de muchos consumidores y llevó a las entidades otorgadoras de crédito a implementar estrategias que hicieran más efectiva la recuperación de la cartera. (Támara Ayús *et al*., 2021)

Según la Superintendencia Financiera de Colombia (s. f.), la situación de la cartera vencida en el sector de consumo registra una tendencia creciente en períodos de estrés económico, un hecho que prueba la vulnerabilidad del sistema financiero ante los cambios en las condiciones macroeconómicas.

El fenómeno del incremento de la morosidad ha sido planteado por estudios que han analizado el efecto de la pandemia en la cartera de crédito de consumo. Según Cuesta *et al*. (2024), esta fue uno de los principales portafolios que marcó el deterioro en los indicadores de calidad de la cartera en el país, en particular en los segmentos de libre inversión y las tarjetas de crédito. No obstante, esta situación ha ido mostrando una tendencia positiva, con cifras donde comienzan a observarse mejoras a partir de marzo de 2024, que revierten los crecientes indicadores por mora que venían presentándose desde mediados de 2023.

Lo expuesto por estos autores (Cuesta *et al*., 2024) muestra la vulnerabilidad del sistema financiero frente a eventos que impactan la situación macroeconómica del país y hacen necesario su estudio y entendimiento para detectar oportunamente las implicaciones que enfrenta la cartera de crédito ante posibles cambios, considerando el hecho de que la ausencia de modelos robustos que integren variables macroeconómicas como inflación, desempleo, tasa de interés y PIB, entre otros, limita la capacidad de anticipar los deterioros en la calidad de la cartera y expone a las entidades financieras a riesgos significativos.

Según Gutiérrez Rueda, "el riesgo de crédito es una de las principales fuentes de vulnerabilidad para el sistema financiero, por lo que su correcta medición resulta de vital importancia tanto para el sistema como para los agentes que hacen parte del mercado de crédito" (2010). En Colombia, la figura regulatoria para el sistema financiero se conoce como el Sistema de Administración de Riesgo de Crédito (SARC), un mecanismo que permite identificar, medir, controlar y hacerle seguimiento al riesgo al que está expuesta la cartera, calculado con la pérdida esperada, dado el incumplimiento o el cumplimiento parcial de las obligaciones de los deudores.[2] Así, tener claridad acerca de las variables que impactan directamente su *default* es de vital importancia para establecer un modelo que cubra este riesgo oportunamente.

Según Zona Cel (s. f.), *cartera vencida* "es un término utilizado en el ámbito financiero para referirse a los pagos pendientes de los clientes o deudores. Se trata de aquellos créditos o

[2] Instituto para el Desarrollo de Antioquia, IDEA. (s. f.). *Manual del Sistema de Administración de Riesgo de Crédito* – SARC. https://www.idea.gov.co/wp-content/uploads/2023/12/Manual_Sistema_Administracion_Riesgos_Credito.pdf

préstamos que no han sido pagados en la fecha acordada, lo cual puede generar problemas de liquidez y afectar la salud financiera de las empresas" (s. f.); este concepto también está asociado con el de *morosidad*. La cartera vencida representa un riesgo para las entidades financieras, dado que los flujos esperados producto de la colocación de créditos no se están cumpliendo y, en consecuencia, se incrementa la probabilidad de pérdida por el impago de los clientes. Este hecho tiene un efecto directo en la rentabilidad de las entidades y podría incluso llevarlas a incumplir sus propias obligaciones. (León Vega & Espinoza Alcívar, 2023)

De esta manera, medir, monitorear y mitigar los niveles de cartera vencida se convierten en un pilar indispensable dentro de la operación de crédito. Para esta gestión, las entidades de crédito generalmente realizan análisis desde la perspectiva de la originación, una etapa en la que tomar las decisiones correctas oportunamente es un valor agregado. Es aquí, entonces, donde contar con un modelo que apoye el análisis del comportamiento de la cartera y que, además, proyecte escenarios posibles, es necesario para anteponerse lo más aproximadamente posible al resultado y medir nivel de riesgo que están tomando y el curso que podría alcanzar su situación financiera. (León Vega & Espinoza Alcívar, 2023)

Las variables del tipo macroeconómico y microeconómico, así como las variables propias del sistema bancario y financiero, son las que tradicionalmente han sido consideradas para medir dicho riesgo (Fainstein & Novikov, 2011). Estas condiciones macroeconómicas pueden impactar en la solvencia económica de los beneficiarios y, como resultado, afectar la tasa de cartera vencida de las entidad financieras. (León Vega & Espinoza Alcívar, 2023)

Zribi y Boujelbène (2011) analizaron los determinantes del riesgo de crédito en los bancos comerciales de Túnez en el período 1995-2008, indagando cómo factores específicos de estas instituciones y variables macroeconómicas, medidos a través de la proporción de préstamos no productivos, afectaban la calidad de sus activos. Sus hallazgos comprobaron la relación entre variables como el PIB, la inflación, la tasa de desempleo y el riesgo crediticio, que evidencia que, durante períodos de bajo crecimiento económico o crisis, los niveles de morrosidad aumentan debido a la menor capacidad de pago de los clientes.

El estudio de Messai y Jouini (2013) analizó el comportamiento de la cartera de crédito de ochenta y cinco bancos de Italia, Grecia y España en el período 2004-2008, y concluyó que estos créditos estaban relacionados negativamente con el crecimiento del PIB y la rentabilidad de los activos, pero positivamente con la tasa de desempleo. Sus hallazgos resaltan la importancia de las condiciones macroeconómicas de los países y la gestión bancaria adecuada y oportuna en la calidad de las carteras de crédito.

En Colombia, el informe de la Dirección de Investigaciones Económicas, Sectoriales y de Mercados de Grupo Bancolombia (2024) muestra una perspectiva de mediano plazo sobre las principales variables macroeconómicas proyectadas para los próximos años en el país. Esta data, con periodicidad mensual, es la que va a ser utlizada para el modelo propuesto en esta investigación [Tabla 1].

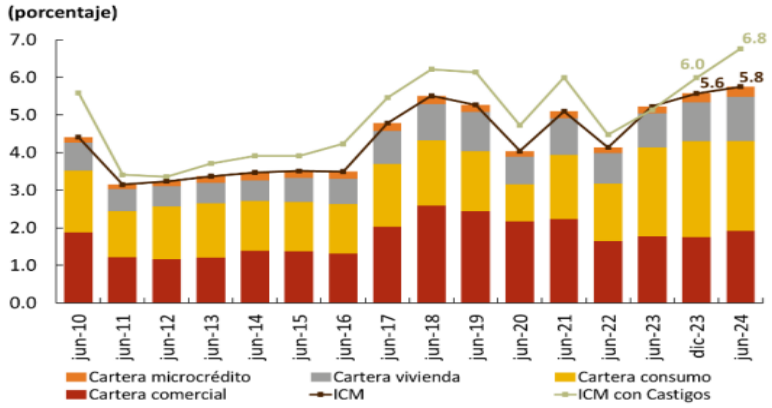
Tabla 1. Colombia. Proyecciones macroeconómicas a junio de 2024

Variable	Tema	Frecuencia			Fuente de información histórica
		Anual	Trimestral	Mensual	
PIB (var. % anual, precios constantes 2015)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
PIB (precios constantes 2015)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
PIB (var. % anual, nominal)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
PIB (nominal)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
Consumo (var. % anual, precios constantes 2015)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
Consumo (precios constantes 2015)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		DANE
Desempleo (13 ciudades, % PEA)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x	x	DANE
Balance fiscal (% del PIB)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x	x		Ministerio de Hacienda
Deuda bruta del Gobierno Nacional Central (% del PIB)	Producción, Empleo y Cuentas Fiscales	x			Ministerio de Hacienda
Petróleo Brent (USD por barril, aop)	Sector Externo y tasa de cambio	x	x	x	FED
Exportaciones	Sector Externo y tasa de cambio	x	x	x	DANE
Importaciones	Sector Externo y tasa de cambio	x	x	x	DANE
Balance de cuenta corriente (% del PIB)	Sector Externo y tasa de cambio	x	x		Banco de la República
Tasa de Cambio USDCOP ($, aop)	Sector Externo y tasa de cambio	x	x	x	Banco de la República
Inflación (var. % anual)	Inflación y tasas de interés	x	x	x	Banco de la República
IPP (var. % anual)	Inflación y tasas de interés			x	DANE
Tasa repo (var. % anual)	Inflación y tasas de interés	x	x	x	Banco de la República
DTF (% E.A)	Inflación y tasas de interés	x	x	x	Banco de la República
IBR overnight (% E.A)	Inflación y tasas de interés	x	x	x	Banco de la República
TES 10Y (%)	Inflación y tasas de interés	x	x		Precia, Infovalmer, Refinitiv
PIB EE.UU. (var. % anual)	Variables Internacionales	x	x		FED
Desempleo en EE.UU. (% de la PEA; SA; promedio de periodo)	Variables Internacionales	x	x		FED
Inflación en EE.UU. (PCE; var. % anual; fin de periodo; SA)	Variables Internacionales	x	x		FED
Tasa Fondos Federales de EE.UU. (% E.A; límite sup.)	Variables Internacionales	x	x		FED
SOFR (%E.A.; fin de periodo)	Variables Internacionales	x	x		FED
Libor 3M (%.E.A, promedio de periodo)	Variables Internacionales	x	x		Bloomberg

Fuente: Grupo Bancolombia, Dirección de Investigaciones Económicas, Sectoriales y de Mercado (2024).

En la misma línea, según Cuesta *et al.* (2024), la cartera de consumo en Colombia es la segunda modalidad con mayor participación dentro del portafolio de créditos de las entidades de crédito, pues mostró una tasa de crecimiento negativa del –11,5 %, es decir, una contracción frente al comportamiento que venía observándose desde mediados de 2023, posterior al alto crecimiento post pandemia de 2022 [Figura 1].

Figura 1. Colombia. Indicador Calidad por mora (ICM) sin castigos y con ellos (junio de 2010-junio de 2024)



Fuente: Cuesta *et al*. (2024).

Como se observa en la Figura 1, posterior al período de pandemia, el indicador Calidad por mora, aunque con una leve contractura, comienza a incrementarse hasta 2024, teniendo en cuenta que las mejoras empezaron desde marzo de ese y los datos recopilaron la información a junio de 2024. Según Cuesta *et al*. (2024), se espera siga un buen comportamiento para el segundo semestre.

En suma, a través del efecto de la actividad económica en función de variables macroeconómicas, se ha querido evidenciar la volatilidad de la cartera vencida, bien sea de crecimiento en valores positivos o negativos, y cómo sucesos como la pandemia impactaron no solo durante el período de ocurrencia, sino posterior a este.

3. Metodología y Resultados

3.1 Análisis iniciales

La data para la serie de cartera vencida —que se asignó como la variable dependiente— se tomó del apartado "Evolución de la cartera de créditos" de la Superintendencia Financiera de Colombia (2024), con periodicidad mensual, en el rango de fechas entre 2017 y 2024, seleccionando las entidades más destacadas para este tipo de portafolio, a saber: Bancolombia, BBVA, Davivienda, Banco de Bogotá, Banco Popular, Banco de Occidente, Scotiabank, AV Villas, Banco GNB y Banco Falabella, que, a septiembre de 2024, representaban el 88 % del mercado objeto de estudio. Para las variables macroeconómicas —las variables exógenas— se utilizó la información publicada por la Dirección de Investigaciones Económicas, Sectoriales y de Mercado de Grupo Bancolombia con la misma periodicidad (2024), así como los datos proyectados bajo los cuales se basa el modelo.

Para este fin se exploraron diversos métodos para la estimación de la variable dependiente. Inicialmente se planteó un modelo de regresión lineal múltiple, pero fue descartado dado que, si bien permite evaluar la correlación entre la variable dependiente y las variables independientes, no maneja la estacionariedad de forma inherente, por lo que sería necesario utilizar variables *dummy* o transformaciones complejas.

Así, en razón de que la cartera vencida es una serie temporal que presenta tendencias, estacionalidades y está influenciada por variables macroeconómicas, se decidió realizar la estimación de la variable dependiente a través de un modelo Sarimax (*Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous regressors*, media móvil integrada auto-regresiva estacional con regresores exógenos), que configura la estructura temporal de la cartera vencida, captura los efectos estacionales y de largo plazo, y maneja las relaciones dinámicas entre las variables exógenas y la serie dependiente, asegurando un ajuste más robusto frente a problemas de auto-correlación y no estacionariedad.

3.2 Modelación y resultados

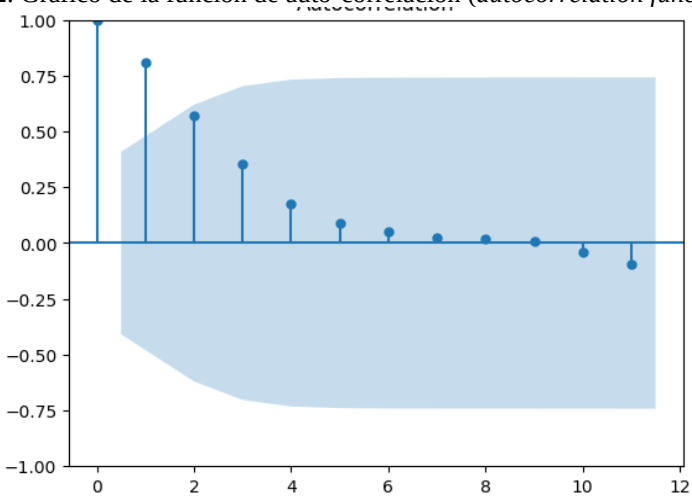
Una vez que las variables exógenas fueron rezagadas parar capturar su impacto diferido en la cartera vencida, se dividieron los datos en conjuntos de entrenamiento, así: junio de 2018 a diciembre de 2023; y prueba, 2024. Adicionalmente, para la estacionaridad se realizó una prueba Dickey Fuller aumentada (*augmented Dickey–Fuller test*, ADF) y se tomaron las variables exógenas o sus diferencias que fueran estacionarias. Seguidamente se construyó una matriz de correlación y se eliminaron las variables que presentaban una correlación inferior al 60 % con la variable de respuesta:

[dldtf_t_3, brent_t_4, repo_t_3, ibr_t_3, cons_sa, tes10y_t_1, repo_t_2, ibr_t_2, repo_t_1, ibr_t_1, tes10y_t_2, trm_t_2, tes10y_t_3]

Para definir el orden del modelo se analizaron los gráficos de auto-correlación (*autocorrelation function*, ACF) y auto-correlación parcial (*partial autocorrelation function*, PACF), que arrojaron el siguiente Sarimax: 0, 1, 1 [Figura 2 y Figura 3]:

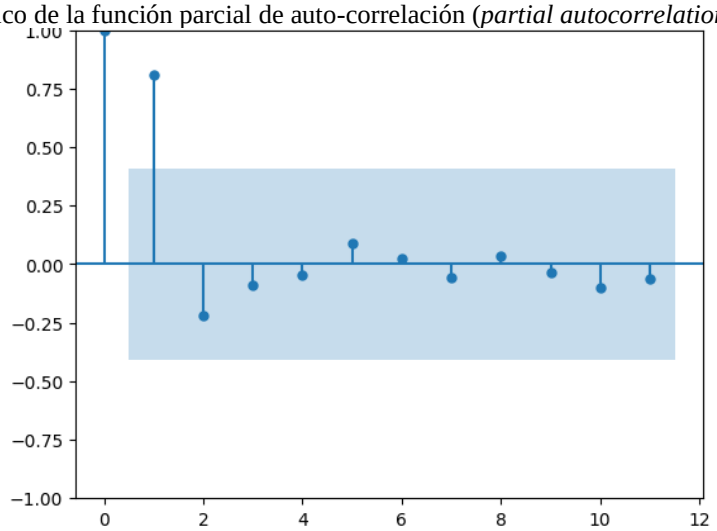
$$p = 0,\ d = 1,\ q = 1$$

Figura 2. Gráfico de la función de auto-correlación (*autocorrelation function*, ACF)



Fuente: elaboración de la autora.

Figura 3. Gráfico de la función parcial de auto-correlación (*partial autocorrelation function*, PACF)



Fuente: elaboración de la autora.

Posteriormente se ejecutaron todas las posibles combinaciones de las variables exógenas para el modelo Sarimax y se elige aquel con el menor AIC (*Akaike information criterion*, criterio

de información de Akaike), que confirmó que los parámetros estimados son significativos, dado que presentan un valor de *p* inferiores a 0,05 [Tabla 2].

Tabla 2. Estadísticas del mejor modelo

```
Mejor modelo ARIMAX:
Order: (0, 1, 1)
Covariables: ['cons_sa', 'ibr_t_2', 'trm_t_2']
AIC: 1267.5415160243529
                                 SARIMAX Results
==============================================================================
Dep. Variable:                     cv   No. Observations:                   23
Model:                 ARIMA(0, 1, 1)   Log Likelihood                -628.713
Date:                Sat, 07 Dec 2024   AIC                           1267.425
Time:                        12:47:57   BIC                           1272.881
Sample:                             0   HQIC                          1268.711
                                 - 23
Covariance Type:                  opg
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
cons_sa     7.276e+07   6.86e-11   1.06e+18      0.000    7.28e+07    7.28e+07
ibr_t_2     3.907e+13   5.73e-17   6.82e+29      0.000    3.91e+13    3.91e+13
trm_t_2      1.48e+09   2.25e-12   6.57e+20      0.000    1.48e+09    1.48e+09
ma.L1          0.0041      0.080      0.051      0.959      -0.153       0.161
sigma2       3.54e+23   3.56e-26   9.94e+48      0.000    3.54e+23    3.54e+23
===================================================================================
Ljung-Box (L1) (Q):                   5.29   Jarque-Bera (JB):                 0.67
Prob(Q):                              0.02   Prob(JB):                         0.72
Heteroskedasticity (H):               1.36   Skew:                            -0.17
```

Fuente: elaboración de la autora.

El modelo seleccionado fue un Arima (*autoregressive integrated moving average*, media móvil integrada auto-regresiva) con valores de 0, 1, 1, con cero términos auto-regresivos, un orden de integración y un término de media móvil. El valor del AIC de 1267,5415 indica que el modelo presenta buen ajuste.

En relación con las estimaciones de las variables exógenas, se puede concluir que, dados los coeficientes arrojados por el modelo, que muestran que los mayores niveles de consumo ajustado estacionalmente, las tasas de interés interbancarias y las tasas de cambio están asociados con los mayores niveles de cartera vencida, esta información podría ser útil para los responsables de la formulación de políticas y las entidades financieras para comprender y gestionar mejor el riesgo de crédito.

Así, el modelo se representa mediante la siguiente ecuación:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \varepsilon_t$$

Donde

$y_t = Cartera\ vencida\ ajustada\ estacionalmente, variable\ dependiente$

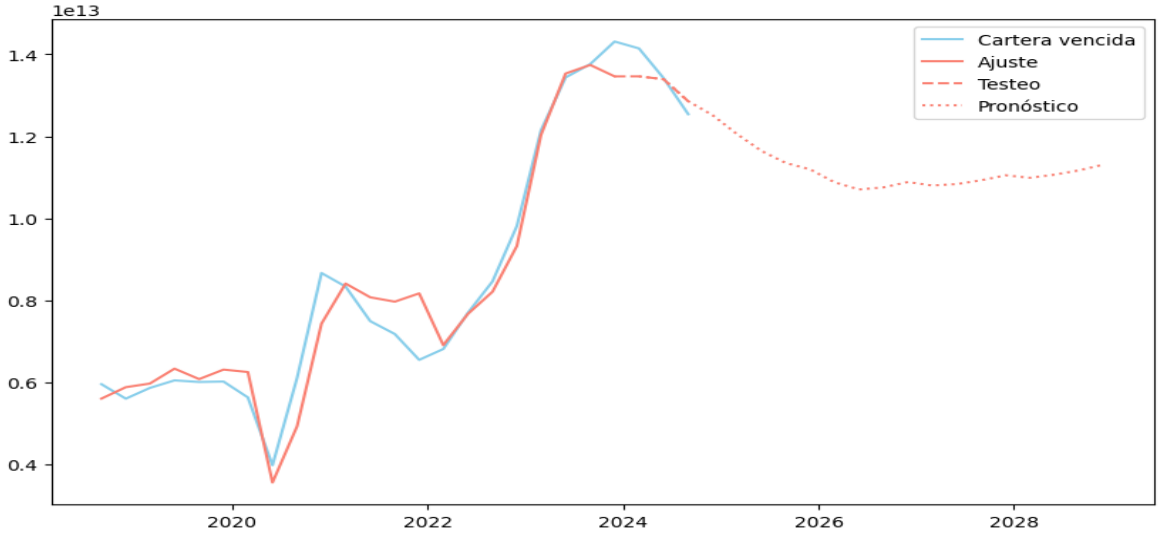
$\phi_1 = Parámetro\ autorregresivo$

$\theta_1 = Parámetro\ de\ promedio\ móvil$
$x_{1t} = Tasa\ de\ cambio\ (TRM, rezagada\ en\ dos\ meses)$
$x_{2t} = Índice\ bncario\ de\ referencia\ (IBR, rezagado\ en\ 2\ meses)$
$x_{3t} = Consumo\ ajustado\ estacionalmente\ (Cons_SA)$
$\beta_1, \beta_2, \beta_3 = Coeficientes\ asociados\ a\ las\ variables\ exógenas$
$\varepsilon_t = Término\ de\ error$

3.3 Proyecciones

La Figura 4 muestra la proyección de la cartera vencida del sector consumo bancario en el período 2020-2028, incluyendo el ajuste, el testeo y el pronóstico del modelo.

Figura 4. Colombia, sector de consumo. Proyección de la cartera vencida (2020-2028)



Fuente: elaboración de la autora.

En la Figura 4 se puede observar que la cartera vencida muestra un aumento pronunciado a partir de 2020, que refleja el impacto económico que tuvo la pandemia en el sector de consumo. Este comportamiento continuó al alza hasta mediados de 2024, cuando el deterioro fue disminuyendo.

La proyección muestra que, a partir de 2025, se espera una reducción gradual en la cartera vencida hasta 2026 para luego estabilizarse; este hecho podría reflejar un impacto positivo de las variables macroeconómicas o en las políticas implementadas. Si bien se espera entonces un mejor comportamiento, los escenarios macroeconómicos indican que no alcanza a llegar a los niveles pre-pandemia.

Las líneas de ajuste, testeo y pronóstico siguen de cerca la línea de cartera vencida real, lo que indica que el modelo Sarimax logra capturar razonablemente bien la tendencia general; incluso en períodos con fluctuaciones importantes como los picos hacia finales de 2023, el modelo reproduce adecuadamente los cambios en la cartera.

En suma, este enfoque justifica la elección del modelo Sarimax sobre métodos alternativos, ya que permite capturar tanto las relaciones dinámicas con variables macroeconómicas como los patrones estacionales en la serie temporal.

4. Conclusiones y Recomendaciones

El modelo Sarimax seleccionado demostró ser el más adecuado para modelar la cartera vencida en las entidades de crédito colombianas. El ajuste a los datos históricos fue sólido, con métricas que reflejan un desempeño satisfactorio. Además, la validación en el período de testeo mostró que el modelo generaliza correctamente, reproduciendo los patrones observados en los datos reales, siendo eficaz para capturar la dinámica histórica de la cartera vencida y proyectar tendencias futuras.

Las variables macroeconómicas incluidas —tasa representativa del mercado, TRM; índice bancario de referencia, IBR; y consumo ajustado estacionalmente— desempeñaron un papel significativo en la evolución de la cartera vencida, donde los coeficientes estimados revelaron que los incrementos en estas variables tienden a aumentar la cartera vencida, posiblemente debido a mayores presiones sobre la capacidad de pago de los deudores.

El modelo proyecta una tendencia hacia la estabilización de la cartera vencida a partir de 2024, con ligeras oscilaciones cíclicas atribuibles a factores estacionales. Esta estabilización podría indicar una mejora en el manejo del riesgo crediticio por parte de las entidades financieras, así como en las condiciones macroeconómicas generales. Sin embargo, estas proyecciones están sujetas a la estabilidad de las variables exógenas, cuyo comportamiento futuro podría impactar significativamente los resultados.

Aunque el modelo logró un ajuste adecuado, es importante considerar que las proyecciones están sujetas a la incertidumbre, especialmente en horizontes largos. Factores como eventos económicos imprevistos o cambios en la política monetaria podrían alterar significativamente el comportamiento de la cartera vencida. Además, el modelo podría beneficiarse de la inclusión de variables adicionales que capturen mejor las dinámicas del mercado.

Aunque presenta limitaciones e incertidumbre, la capacidad del modelo para identificar períodos de mayor riesgo y anticipar el comportamiento de la cartera vencida proporciona una herramienta valiosa para la toma de decisiones estratégicas en el sector bancario. Los resultados pueden ser utilizados para diseñar políticas de mitigación de riesgos, ajustar tasas de interés o redefinir estrategias de recuperación de cartera.

Referencias

Colombia, Superintendencia Financiera. (s. f.). *Evolución cartera de créditos*. Bogotá: Superintendencia Financiera. https://www.superfinanciera.gov.co/publicaciones/60950/informes-y-cifrascifrasestablecimientos-de-creditoinformacion-periodicamensualevolucion-cartera-de-creditos-60950/

Cuesta, D., Gamba, C., Gómez, C., Sánchez, C., Sarmiento, M., Yanquen, E., & Camacho, J. (2024*). Informe especial de riesgo de crédito II semestre de 2023*. Bogotá: Banco de la República. https://www.cicloderiesgo.com/colombia/viviendo-el-credito/informe-especial-de-riesgo-de-credito-de-banrepublica

Fainstein, G., & Novikov, I. (2011). The comparative analysis of credit risk determinants in the banking sector of the Baltic States. *Review of Economics and Finance*, 1, 20-45. https://ideas.repec.org/a/bap/journl/110302.html

Gómez, C., Cuesta Mora, D., Quicazán Moreno, C. A., Sarmiento Paipilla, N. M, Yanquen, E., & Herrera, H. (2024). *Informe especial de estabilidad financiera: riesgo de crédito - septiembre de 2024*. Bogotá: Banco de la República. https://repositorio.banrep.gov.co/items/4d3b4efc-9e26-42af-9be0-b3aa7ab8cd32

Grupo Bancolombia, Dirección de Investigaciones Económicas, Sectoriales y de Mercado. (2024). *Últimas proyecciones económicas para Colombia en 2024*. https://www.bancolombia.com/empresas/capital-inteligente/investigaciones-economicas/publicaciones/macroeconomicos-proyectados

Gutiérrez Rueda, J. (2010). *Un análisis de riesgo de crédito de las empresas del sector real y sus determinantes*. DOI: 10.32468/tef.46

León Vega, L. S., & Espinoza Alcívar, É. I. (2023). Análisis de los factores que intervienen en el crecimiento de cartera vencida de empresas servicios financieros. *Innova Research Journal*, 8, 191-192. https://repositorio.uide.edu.ec/handle/37000/6483

Messai, A. S., & Jouini, F. (2013). Micro and macro determinants of non-performing loans. *International Journal of Economics and Financial Issues*, *3*(4), 852-860. http://www.econjournals.com/index.php/ijefi/article/download/517/pdf

Támara Ayús, A. L., Segura Ramos, J., & Chica Arrieta, I. (2021). Modelación de la probabilidad de incumplimiento y cálculo de la pérdida catastrófica en una institución financiera en Colombia. *Económicas CUC*, *42*(2), s. pp. https://doi.org/10.17981/econcuc.42.2.2021.Econ.2

Zona Cel. (s. f.). *La cartera vencida: su definición y su impacto en las empresas*. https://zonacel.net/que-es-la-cartera-vencida-y-como-afecta-a-las-empresas/

Zribi, N., & Boujelbène Y. (2011). The factors influencing bank credit risk: The case of Tunisia. *Journal of Accounting and Taxation*, *3*(4), 70-78. DOI: 10.5897/JAT11.006