



FACULTAD DE
CIENCIAS ECONÓMICAS
Y DE ADMINISTRACIÓN

POSGRADOS



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY

Universidad de la República
Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
Maestría en Economía

Riesgo de default sectorial en el sistema bancario uruguayo: evidencia empírica y predicción

Carolina Caldeiro

Tutor: Andrés Sosa
Dr. en Matemática por UDELAR

Cotutor: Ignacio Álvarez
Dr. en Estadística por Iowa State University

Montevideo, Uruguay
2025

Página de aprobación

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba el Trabajo Final:

Título: Modelización de la probabilidad de default sectorial en el sistema bancario uruguayo determinantes y predicción.

Autor: Carolina Caldeiro

Tutores: Andrés Sosa e Ignacio Álvarez

Posgrado: Maestría en Economía

Puntaje:.....

Tribunal:

Profesor(nombre y firma)

Profesor(nombre y firma)

Profesor(nombre y firma)

Fecha

Agradecimientos

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mis tutores, por su guía, apoyo y su buena disposición a lo largo de este trabajo. Su orientación fue fundamental para concretar esta investigación.

Agradezco especialmente a Silvina Castelao, no solo por sus aportes específicos al desarrollo de esta tesis, sino también por haber contribuido de forma decisiva a mi formación profesional, que me permitió construir el enfoque adoptado en este trabajo. También quiero extender mi agradecimiento a Cecilia Dassatti, Pablo Bazerque y Zelmar Romero, por sus valiosos conocimientos, comentarios y sugerencias.

A la Universidad de la República y, en particular, a la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, en la que transcurrió buena parte de mi recorrido académico y profesional. Me siento profundamente agradecida por el valiosísimo aprendizaje y crecimiento académico, profesional y personal que me ha brindado esta institución.

Quisiera agradecer también al Banco Central del Uruguay por facilitar el acceso a los datos utilizados en esta investigación, así como por proporcionar un entorno laboral propicio para el desarrollo de este trabajo.

Finalmente, a mis seres queridos, especialmente a mis padres, por su apoyo incondicional, paciencia y aliento constante. Gracias por acompañarme en cada etapa de este camino.

Resumen

Este trabajo analiza los determinantes macroeconómicos y sectoriales de la probabilidad de default (PD) de los créditos otorgados al sector no financiero corporativo en Uruguay, durante el intervalo temporal abril 2000–diciembre 2018. El objetivo es identificar si existen efectos diferenciales del entorno macroeconómico y factores específicos por sector que contribuyan a explicar y predecir con mayor precisión la evolución de la probabilidad de default. Para ello, se estiman modelos sectoriales mediante el enfoque de Promedio Bayesiano de Modelos (Bayesian Model Averaging, BMA), que permite incorporar la incertidumbre en la especificación del modelo y fortalecer su capacidad predictiva. Los resultados empíricos evidencian la existencia de relaciones diferenciadas entre sectores. En términos generales, los sectores no transables presentan una mayor sensibilidad a indicadores de la actividad económica interna, mientras que el sector agropecuario —caracterizado por su alta transabilidad— muestra una mayor dependencia de variables externas, como el tipo de cambio real y los precios internacionales. Por su parte, la industria manufacturera presenta una vinculación significativa tanto con factores externos como internos. Asimismo, en la mayoría de los sectores se identifican variables específicas con elevado poder explicativo, lo que refuerza la pertinencia de un enfoque desagregado para mejorar tanto la comprensión como la capacidad de anticipación del riesgo crediticio.

Palabras clave: Probabilidad de default, Probabilidad de incumplimiento, PD, Promedio Bayesiano de Modelos, BMA, Riesgo de crédito, Predicción

Clasificación JEL: C11, G21, G28, C53

Índice

1. Motivación	1
2. Marco teórico	4
2.1. Probabilidad de default en el marco de Basilea	4
2.2. Pruebas de estrés macroeconómico para el riesgo de crédito	5
2.3. Normativa en Uruguay	6
3. Antecedentes en relación a los determinantes de la probabilidad de default	8
4. Composición y evolución de la cartera crediticia corporativa bancaria en Uruguay	11
4.1. Sector Agropecuario	13
4.2. Industria Manufacturera	14
4.3. Comercio	16
4.4. Servicios	17
4.5. Construcción	19
5. Hipótesis	21
6. Metodología y estrategia empírica. Estimación de la Probabilidad de default	24
6.1. El enfoque bayesiano para un modelo lineal	24
6.2. Promedio Bayesiano de Modelos	27
6.3. Exploración del parámetro g y sus distribuciones previas	29
6.4. Consideraciones finales	30
7. Datos	31
7.1. Variable dependiente	31
7.2. Variables explicativas	32
8. Resultados	35
8.1. Sector Agropecuario	35
8.2. Industria Manufacturera	41
8.3. Comercio	43
8.4. Servicios	47
8.5. Construcción	50
9. Conclusiones	53
10. Referencias Bibliográficas	57
11. Anexo	64
12. Apéndice	66
12.1. Gráficos adicionales	66
12.2. Otros resultados BMA	70
12.2.1. Sector Agropecuario	70

12.2.2. Industria manufacturera	73
12.2.3. Comercio	74
12.2.4. Servicios	77
12.2.5. Construcción	79

1. Motivación

Evaluar las probabilidades de incumplimiento o default (PD) constituye un paso clave para analizar las potenciales pérdidas crediticias a las que se enfrentan las instituciones financieras, especialmente la banca (Simons y Rolwes, 2009). Un aspecto ampliamente documentado de este factor ha sido su vínculo con el entorno macroeconómico (Fallanca et al., 2021). El presente trabajo busca profundizar en este enfoque, explorando los impactos diferenciales que pueden tener los factores macroeconómicos sobre la probabilidad de default en los distintos sectores económicos del sector no financiero corporativo en Uruguay, durante el intervalo temporal abril 2000–diciembre 2018. Asimismo, se consideran elementos específicos vinculados al sector en que opera cada prestatario. El objetivo es desarrollar modelos sectoriales basados en el enfoque de Promedio Bayesiano de Modelos (Bayesian Model Averaging, BMA), con el fin de ser usados en futuras pruebas de estrés que permitan evaluar el comportamiento de los incumplimientos crediticios bajo distintos escenarios macroeconómicos, en concordancia con las recomendaciones internacionales delineadas en el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea (Gross y Población, 2019).

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, por sus siglas en inglés) define el riesgo de crédito como la posibilidad de que un prestatario incumpla sus obligaciones contractuales con una institución bancaria. Este riesgo comprende un componente sistemático, asociado a factores fundamentalmente macroeconómicos que afectan a todos los prestatarios, y uno no sistemático, vinculado a características específicas del agente o del sector en que opera (Yurdakul, 2014).

Numerosos estudios documentan el carácter cíclico del riesgo de crédito (Altman, 1983; Allen y Saunders, 2003); Klein, 2013), destacando la influencia de variables macroeconómicas como el PIB, el tipo de cambio (Vlieghe, 2001; Klein, 2013)), la tasa de interés (Wadhvani, 1986), la inflación (Klein, 2013) y el desempleo (Chaibi y Ftiti, 2015). En cuanto al componente no sistemático, se han identificado factores como la gestión bancaria (Berger y DeYoung, 1997) y las características propias del prestatario o del sector de actividad en que este opera (Awijen et al., 2023).

La consideración de factores a nivel microeconómico, corresponde a un grupo de modelos que analizan el riesgo de crédito a nivel individual. En contraste, este trabajo se centra en el análisis a nivel agregado para la economía, por lo que se enfocará en el impacto de los factores sistemáticos, en particular, de las variables macroeconómicas y macrofinancieras, en las probabilidades de incumplimiento observadas a nivel de las carteras crediticias bancarias. No obstante, siguiendo la sugerencia de Awijen et al. (2023) sobre la incidencia de factores específicos de la actividad sectorial de cada prestatario, se incorporará el análisis de este canal de riesgo no sistemático de dos maneras. Por un lado, se examinará un posible efecto diferencial de las variables sistemáticas en las

decisiones de incumplimiento de los agentes según el sector económico. Por otro lado, se incluirán variables asociadas a la actividad económica específicas para cada sector.

La segmentación del análisis por sector responde a la necesidad de lograr un mayor nivel de desagregación que pueda capturar las distintas sensibilidades de los préstamos problemáticos al entorno macroeconómico debido a un impacto diferente del ciclo económico en los flujos de efectivo de los agentes económicos (Louzis et al., 2012). Dichos flujos se ven influenciados por la actividad económica desarrollada. Por tanto, resulta beneficioso alcanzar un mayor nivel de desagregación que tenga en cuenta la heterogeneidad entre los agentes, asociada a características específicas de la actividad de cada sector, sin comprometer el objetivo de llevar a cabo un análisis a nivel agregado que sirva para futuras pruebas de estrés del sistema. En particular, este nivel de segmentación cobra mayor interés para el caso de economías con menor diversificación y complejidad productiva, como es el caso de Uruguay, cuya economía se encuentra en una posición media en el ranking de complejidad (Rovira, 2019).

Los hallazgos derivados de este análisis proporcionan información relevante para guiar la labor del organismo regulador y supervisor del sistema bancario, particularmente en el fortalecimiento de herramientas de gestión del riesgo de crédito. Entre estas herramientas se destaca la realización de pruebas de estrés sobre el comportamiento de los incumplimientos, es decir, pruebas que permiten estimar la proporción de préstamos en situación de default ante distintos escenarios macroeconómicos (Illanes et al., 2014). Estas pruebas se consolidan como instrumentos clave para anticipar situaciones de vulnerabilidad financiera y adoptar medidas preventivas (Henry et al., 2013).

En Uruguay, si bien se han llevado adelante investigaciones que analizan los determinantes de la morosidad bancaria (Vallcorba y Delgado, 2007), los factores asociados a una mayor probabilidad de incumplimiento de los créditos bancarios (Cabrera y Bazerque, 2010), y la construcción de un modelo macroeconómico de riesgo de crédito diferenciado para el sector consumo, comercial y por moneda (Illanes et al., 2014), no se tiene conocimiento de un estudio que haya profundizado en el impacto de las variables macroeconómicas sistemáticas y factores específicos por sector en la probabilidad de default de los distintos sectores económicos en los créditos bancarios para la economía uruguaya. Cabe señalar, además, que los trabajos previamente mencionados fueron publicados hace ya algunos años, por lo que los determinantes identificados en aquellos estudios podrían haber variado en el tiempo.

Este trabajo se propone abordar esta brecha en la literatura mediante la construcción de modelos sectoriales que puedan ser empleados en futuras pruebas de estrés del sistema financiero. Para ello, se utilizará como metodología el Promedio Bayesiano de Modelos (Bayesian Model Averaging),

una técnica reconocida por su capacidad para mejorar la precisión de las predicciones al incorporar explícitamente la incertidumbre asociada a la especificación del modelo (Gross y Población, 2019).

El trabajo se estructura de la siguiente forma. En la Sección que prosigue, se presenta el marco teórico donde se conceptualiza la probabilidad de incumplimiento y se presenta el contexto dentro del cual resulta relevante la realización de una estimación de dicho factor en función del entorno macroeconómico. En la Sección 3 se exponen los antecedentes observados en la literatura sobre el potencial impacto del entorno en la probabilidad de default. La Sección 4 presenta una caracterización económica sintética de los sectores que componen la cartera crediticia bancaria así como estadísticas descriptivas que ilustran la composición de la PD por subsector y moneda. En la Sección 5, se plantea la pregunta de investigación y las hipótesis. La Sección 6 describe la metodología empleada en el análisis, mientras que la Sección 7 presenta los datos utilizados y la Sección 8 expone los principales resultados obtenidos. Finalmente, el trabajo concluye con la exposición de las conclusiones en la Sección 9.

2. Marco teórico

En el contexto del presente trabajo, resulta pertinente enmarcar el concepto de probabilidad de default (PD) dentro del análisis del riesgo crediticio de las instituciones bancarias. La PD constituye un componente fundamental en el cálculo de las pérdidas crediticias esperadas, tal como lo establece el enfoque promovido por los Acuerdos de Basilea. No obstante, el objetivo central de este estudio se orienta a la estimación empírica de la PD a partir de la evolución del entorno macroeconómico. Este propósito se encuadra dentro de los objetivos de supervisión macroprudencial de los riesgos del sistema a través de la realización pruebas de estrés. Se concluye con la normativa asociada a la supervisión del riesgo de crédito en Uruguay.

2.1. Probabilidad de default en el marco de Basilea

En 2004 el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea aprobó el marco normativo, conocido como Basilea II, en el cual se introdujo la aplicación de modelos IRB (Internal Ratings-Based) para la cuantificación del riesgo de crédito (Penikas, 2015). Si bien las recomendaciones a las que llega el Comité no tienen fuerza legal, se han tomado como estándares internacionales y han tenido una importante influencia en la regulación y supervisión financiera a nivel mundial (BCU, s.f.).

Este nuevo método introducido por Basilea II se basa en la distinción de pérdidas esperadas (PE) e inesperadas (PI). Las primeras se definen como la media de las pérdidas previstas en un horizonte temporal determinado según la calidad de cartera, mientras que las inesperadas las podemos definir como aquellas pérdidas que exceden las esperadas (Bonas et al., 2007).

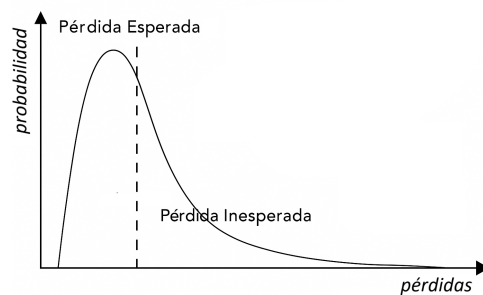


Figura 2.1: Evolución de la probabilidad de default

Fuente: Bonas et al. (2007).

La probabilidad de incumplimiento o default (PD) es un componente central en el cálculo de las pérdidas esperadas. Estas se cuantifican a través del producto entre la PD, la exposición a la deuda (EXP, es decir, el monto comprometido con cierto deudor o sector) y la severidad o loss-given-default (LGD, es decir, el porcentaje de deuda que no puede recuperarse luego de recurrir a

la garantía). Los modelos a nivel agregado siguen esta misma lógica pero el cálculo de la PD no se realiza a nivel individual sino a nivel de sector o de la economía.

$$\text{Pérdida esperada (PE)} = \text{EXP} * \text{PD} * \text{LGD}$$

Existen diversas formas de operacionalizar la probabilidad de default (PD). Una de las aproximaciones más utilizadas —y la adoptada en este trabajo— consiste en conceptualizarla como un flujo, es decir, como la proporción de los créditos vigentes en un determinado momento que incurrir en situación de default en el período subsiguiente. Para una descripción detallada de cómo se operacionaliza la PD en este estudio, véase la Sección 7.

Es importante aclarar que, en el marco de este trabajo, el término default hace referencia a una situación de default técnico, entendida como el incumplimiento de alguna condición dispuesta en el acuerdo con un acreedor, aun cuando esta pueda ser transitoria. Este concepto se distingue del de insolvencia, el cual implica una situación más crítica y prolongada en la que la empresa es incapaz de cumplir de forma sostenida con sus obligaciones financieras (Altman y Hotchkiss, 2019).

2.2. Pruebas de estrés macroeconómico para el riesgo de crédito

Este enfoque, basado en el cálculo de las pérdidas crediticias esperadas, es adoptado por NIIF 9¹ para la estimación de provisiones bancarias, es decir, reservas contables que las entidades financieras deben constituir para cubrir posibles pérdidas derivadas de incumplimientos crediticios futuros. En este sentido, las pruebas de estrés sobre la PD permiten evaluar el deterioro crediticio bajo escenarios adversos, ajustando así las pérdidas esperadas y las provisiones contables conforme al enfoque forward-looking de NIIF 9 (Romero et al., 2018).

El marco de Basilea plantea, también, la aplicación de pruebas de estrés en escenarios extremos para estimar pérdidas inesperadas, con el objetivo de apoyar la planificación de capital y la gestión prudencial del riesgo (BCBS, 2000). En línea con ello, los Acuerdos de Basilea III reforzaron su relevancia como mecanismo de evaluación de la salud financiera de las entidades, incluso habilitando la exigencia de capital adicional para afrontar riesgos potenciales (BCBS, 2011).

Henry et al. (2013) destacan la relevancia de las pruebas de estrés como herramienta analítica, ya que permiten evaluar la capacidad de respuesta del sistema al vincular la solvencia financiera de una institución ante la evolución de ciertas variables. En este sentido, las pruebas de estrés macroeconómico son esenciales para evaluar cómo ciertos riesgos podrían afectar al sector financiero, y

¹Norma Internacional de Información Financiera 9, emitida por el IASB, establece los lineamientos contables para el reconocimiento y medición de instrumentos financieros.

son fundamentales en la supervisión macroprudencial realizada por los bancos centrales.

Cabe señalar algunas limitantes de las pruebas macroprudenciales. Entre ellas encontramos que no son adecuadas como indicadores de advertencia temprana (Borio et al., 2014) y a menudo se centran en equilibrios parciales. Esto último implica que no se tenga en cuenta completamente las complejas interacciones entre los diferentes agentes económicos y financieros y, por tanto, no se logra capturar plenamente los riesgos sistémicos y las espirales disruptivas que pueden surgir en periodos de inestabilidad financiera. No obstante, es preciso mencionar que las pruebas de estrés se tornan relevantes como una herramienta eficaz para la gestión y resolución de crisis al permitir tomar medidas mitigadoras en caso de observar escenarios de alto riesgo. Al tiempo que se subraya la importancia de integrar la perspectiva macro con los elementos micro a nivel bancario, considerando los efectos de retroalimentación entre estos enfoques (Henry et al., 2013).

2.3. Normativa en Uruguay

En el caso de Uruguay, la normativa vigente no exige que las entidades financieras estimen sus provisiones crediticias mediante el enfoque de pérdidas esperadas. En su lugar, se establece un esquema de provisiones basado en tasas fijas, determinadas según la categoría de riesgo del deudor (BCU, 2022). Asimismo, la regulación local no contempla la exigencia de capital adicional derivado de la aplicación de pruebas de estrés específicas sobre el riesgo de crédito (RNRCSF; BCU, 2024).

En relación con el destinatario del crédito otorgado al sector no financiero, estos se agrupan en tres categorías: consumo, vivienda y comerciales. Las Normas Contables para la elaboración de los Estados Financieros en su Anexo 1 (BCU, 2022), establecen dos formas de clasificación de los créditos: una contable en función del vencimiento y una clasificación del deudor por categorías de riesgos.

Esta última agrupa a los deudores en diferentes categorías según su nivel de riesgo, a partir de criterios como la capacidad de pago, el historial crediticio y el riesgo país. En cambio, la clasificación contable distingue entre créditos vigentes, colocaciones vencidas, créditos en gestión y créditos morosos, de acuerdo con los días de atraso que presenta el crédito. Los detalles de esta clasificación se presentan en el Cuadro 2.1.

A partir de estos criterios es posible definir distintas medidas o proxies de incumplimiento. En este trabajo, se opta por utilizar la clasificación contable: se considerará en situación de default todo crédito clasificado como vencido, en gestión o moroso, es decir, aquellos con un atraso igual o superior a 60 días. Se tomarán los montos que se encuentran en situación de default, no la cantidad de deudores, esto se debe al interés de cuantificar las posibles pérdidas que pueden enfrentar

las instituciones financieras. En este sentido no es relevante la cantidad de deudores que realizan default, sino las pérdidas potenciales.

Cuadro 2.1: Clasificación contable de créditos comerciales (Sector no financiero)

Clasificación	Descripción
Créditos vigentes	Préstamos vigentes y con menos de 60 días de atraso
Créditos vencidos	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 60 días y menores a 120 días. En el caso de sobregiros transitorios, se incluirán aquéllos que presenten atrasos mayores al plazo previsto en el artículo 159 de la RNRCSF y menores a 120 días
Créditos en gestión	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 120 días y menores a 180 días
Créditos morosos	Préstamos con atrasos mayores o iguales a 180 días y menores o iguales a 2 años o al plazo establecido para el cómputo de las garantías cuando éste sea mayor

Fuente: Marco Contable, Banco Central del Uruguay.

3. Antecedentes en relación a los determinantes de la probabilidad de default

La PD que enfrentan las instituciones bancarias es el resultado de decisiones individuales de los agentes económicos sobre el cumplimiento de sus obligaciones crediticias. El enfoque estructural de Merton (1974) postula que estas entran en default en el momento en que sus pasivos superan a sus activos. En esta Sección se presenta una revisión de la literatura relacionada con los factores macroeconómicos que tienen el potencial de afectar la solvencia financiera de las empresas y, por tanto, el nivel de incumplimientos observado en la banca.

Diversos trabajos como los de Altman (1983), Allen y Saunders (2003), Klein (2013), entre otros, han documentado el carácter cíclico de la morosidad en los créditos bancarios. Una caída en el **nivel de actividad** conlleva una reducción de los ingresos disponibles tanto para los hogares como para las empresas, lo que dificulta el cumplimiento a las obligaciones crediticias (Vallcorba y Delgado, 2007).

El tipo de cambio, por su parte, ha sido mencionado por diversos autores como una variable de interés a la hora de analizar los créditos problemáticos. En lo que respecta al **tipo de cambio nominal**, se ha señalado que, ante variaciones en este factor, las firmas prestatarias pueden enfrentar dificultades para cumplir con sus obligaciones crediticias cuando presentan una posición abierta en moneda extranjera, es decir, cuando existe un descalce de moneda entre activos y pasivos. Este descalce puede impactar en las finanzas de la firma y desencadenar en mayores niveles de incumplimiento. En particular, puede existir un descalce de moneda entre los ingresos que percibe la firma y las obligaciones crediticias. El riesgo por tipo de cambio nominal ha sido señalado como particularmente relevante para las instituciones financieras cuando existe una alta proporción de préstamos denominados en moneda extranjera otorgados a prestatarios sin protección ante fluctuaciones cambiarias (Klein, 2013). Por otra parte, variaciones en el **tipo de cambio real** implican una apreciación o depreciación real de la moneda, lo que afecta la competitividad de los sectores transables (Vlieghe, 2001).

Klein (2013) señala que la tasa de interés y la inflación son variables macroeconómicas que también tienen el potencial de afectar las probabilidades de incumplimiento. Los aumentos en la **tasa de interés** pueden impactar negativamente en el cumplimiento de las obligaciones crediticias por parte de los prestatarios, particularmente en el caso de préstamos sujetos a tasas variables ya que incrementa el costo del financiamiento. Se ha observado también que, en contextos de bajos tipos de interés, empresas de diversos sectores buscan mayores rendimientos lo que se traduce en un aumento de la tolerancia al riesgo. La inclusión de activos de menor calidad junto con contrapartes con niveles de calificación inferior puede generar un aumento en el riesgo de crédito (Bank of International Settlements, 2015).

Respecto de la **inflación**, podemos observar un efecto ambiguo. Por un lado, mayores tasas de inflación pueden facilitar el pago de la deuda al reducir el valor real del préstamo pendiente. Sin embargo, los ingresos reales de los prestatarios también pueden verse disminuidos cuando presentan cierta rigidez nominal. En el caso de las empresas, si sus ingresos no se ajustan al mismo ritmo que sus costos en un contexto inflacionario, sus márgenes de ganancia pueden reducirse, afectando la capacidad de las empresas para cumplir con sus obligaciones financieras (Wadhvani, 1986). Además, un aumento en la inflación podría resultar en tasas de interés más elevadas como medida de política monetaria para contrarrestar la inflación (Klein, 2013).

Por otro lado, Chaibi y Ftiti (2015) argumentan que el **desempleo** es otro factor que incide en la probabilidad de incumplimiento. Se espera que un aumento en la tasa de desempleo resulte en un incremento de los créditos incobrables ya que reduce la generación de flujos en hogares y empresas, limitando, en consecuencia, la capacidad para hacer frente a los pagos de la deuda. Además, el desempleo puede actuar como un indicador adelantado de tensiones financieras, reflejando un entorno económico en el que las empresas comienzan a enfrentar dificultades que podrían derivar en incumplimientos de pago (Hudson, 1997).

Otro factor señalado por la literatura como potencialmente relevante de forma transversal para las empresas es el **nivel salarial** de una economía. Si bien salarios más elevados pueden mejorar la productividad y reducir la rotación de personal, también suponen un aumento en los costos operativos, lo que puede representar un desafío particular para las firmas financieramente más vulnerables. El efecto de los salarios sobre la estabilidad empresarial está condicionado por diversos factores, tales como la estructura de costos, la productividad laboral y las condiciones del mercado (Chen y Williams, 1999).

En el plano empírico y para el caso de Uruguay, Illanes et al. (2014) desarrollaron un modelo macroeconómico del riesgo crediticio. Utilizando dicho modelo estiman elasticidades respecto a variables económicas clave segregando por moneda y por sector (consumo y comercial). Encontraron que el modelo que refleja de mejor forma los mecanismos de transmisión para el caso del crédito comercial en moneda extranjera, estima un impacto negativo del índice de actividad económica y del tipo de cambio real, y un impacto positivo de la tasa de interés activa en dólares en la probabilidad de default.

Sin embargo, los efectos de las variables macroeconómicas señalados por la literatura, pueden diferir entre los agentes. Como señala Louzis et al. (2012), pueden existir diferencias en la sensibilidad de los préstamos problemáticos al entorno macroeconómico debido a impactos distintos del

ciclo económico en los flujos de efectivo de los agentes económicos y en los valores de los activos respaldados.

A nivel de sectores, Surjaningsih et al. (2018), en un estudio de los determinantes macroeconómicos de los Non-Performing Loans (NPL) – créditos en incumplimiento – realizado para la economía indonesia utilizando datos de panel para 117 bancos comerciales en el período 2000Q1-2016Q3, encuentran impactos diferenciales del entorno macroeconómico en los cinco sectores económicos principales analizados. Si bien se observa que la tasa de crecimiento del PIB es el principal impulsor con un efecto negativo en los NPL en todos los sectores, para los productos básicos y otros, la desaceleración del crecimiento económico tiene un impacto el doble de importante que en los créditos problemáticos de los sectores comercio e industria manufacturera. Por tanto, como señalan los autores, esperan que en Indonesia, en periodos recesivos, los incumplimientos aumenten en mayor medida en los sectores de productos básicos y otros en relación a los sectores de industria manufacturera y comercio.

Además, se observa que el precio de los commodities afecta fundamentalmente a los créditos problemáticos del sector comercio, mientras que el precio de la vivienda afecta no solo a dicho sector, sino también a la industria manufacturera y la construcción. Por otra parte, la tasa de interés tiene un impacto en los sectores de productos básicos, comercio y otros; un aumento de la tasa se espera que genere aumentos en los NPL.

4. Composición y evolución de la cartera crediticia corporativa bancaria en Uruguay

En base a los datos registrados por las instituciones en la Central de Riesgos Crediticios, se realizó una segmentación de los créditos brutos al sector no financiero corporativo (de ahora en adelante SNFC) en cinco sectores: sector agropecuario², industria manufacturera, servicios³, construcción, comercio y otros. La Figura 4.1 muestra el peso de cada sector en el total de créditos brutos otorgados al SNFC. En el período 2000T2 a 2018T4, el sector “Otros” representa en promedio un 0,3 % del monto total de créditos, resultando imperceptible en el gráfico. Debido a ello, se excluye a este sector del análisis que prosigue.

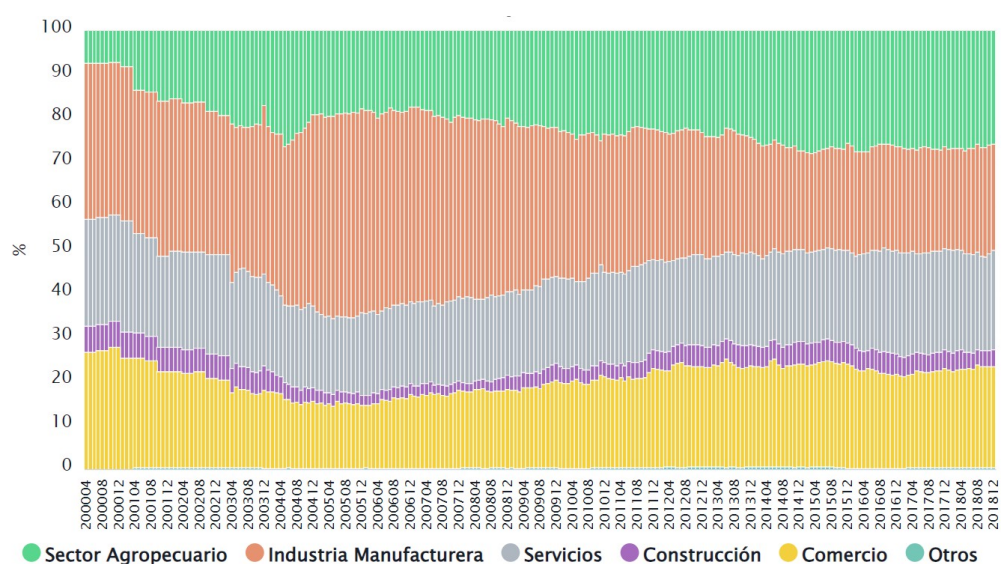


Figura 4.1: Composición sectorial de los créditos brutos al SNFC
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.1: Peso promedio de cada sector en el total de créditos brutos otorgados al SNF privado corporativo en el período 2000T2–2018T4

Sector	Promedio (%)	Desviación estándar
Sector Agropecuario	22,1	4,4
Industria Manufacturera	32,3	7,8
Servicios	20,7	1,8
Construcción	4,0	1,1
Comercio	20,4	3,4
Otros	0,3	0,1

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

²Incluye las actividades clasificadas dentro del subsector Silvicultura, extracción de madera y actividades de servicios conexas

³Se excluye el subsector Actividades de la administración pública en general, y los créditos a República Afisa por parte del BROU

La industria manufacturera es el sector que presenta mayor peso promedio en el período (32,3 %) aunque también resulta ser el que muestra mayor variabilidad y un peso decreciente hacia el final del período. Le sigue en importancia promedio los sectores agropecuario (22,1 %), servicios (20,7 %), comercio (20,4 %) y construcción (4 %).

Por otra parte, como se puede observar en la Figura 4.2., en la cartera comercial existe una fuerte predominancia de los créditos en dólares, aunque con un peso decreciente en el tiempo. La excepción la constituye el sector agropecuario que mantiene en el periodo de análisis niveles de endeudamiento en dólares cercanos al 100 %.

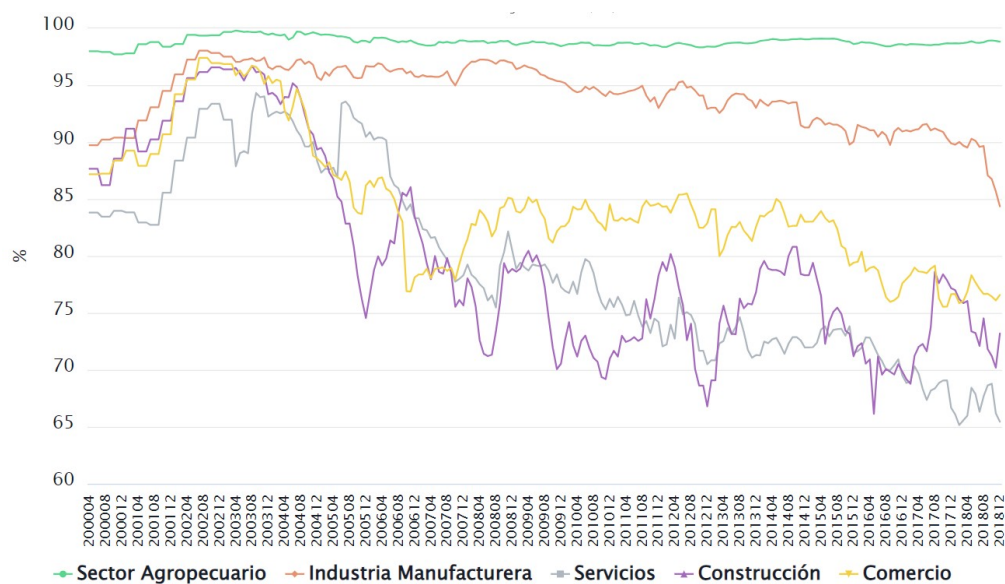


Figura 4.2: Evolución créditos brutos en dólares por sector
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Podemos realizar una primera división de los sectores en transables y no transables realizando una gruesa aproximación. Ello implica considerar como transables al sector agropecuario y la industria manufacturera, y como no transables, los sectores comercio, construcción y servicios (Larraín y Sachs, 2013). Samuelson (1964) plantea que es razonable esperar diferencias en la dinámica de los bienes transables y no transables, dado que ambos están determinados por procesos de producción distintos. Cabe aclarar que existen subsectores dentro de los no transables que poseen características de transabilidad en el comercio internacional y viceversa, estos aspectos se detallarán dentro de las características particulares de cada sector en caso de ser relevantes.

4.1. Sector Agropecuario

El sector agropecuario en Uruguay se distingue principalmente por la ganadería al tiempo que una extensión considerable de tierras se encuentra destinada a la agricultura (MIEM, 2020). No obstante, desde principios del siglo XXI, la actividad del sector se ha reorientado hacia los mercados globales de coproductos de soja y eucaliptos, relegando a la ganadería (vacuna y ovina) y a los cultivos tradicionales (Arbeletche y Guibert, 2018).

En el periodo de análisis, el peso de los subsectores en la probabilidad de default del sector agropecuario es un reflejo de la actividad agropecuaria. En efecto, como se puede observar en el Cuadro 4.2, los créditos otorgados a la explotación ganadera (excluyendo la producción lechera) explican en promedio en el periodo un 36,7 % de la PD y tienen una incidencia promedio de 1,9 %. Le sigue en importancia las actividades agrícolas – cereales (arroz, trigo y cebada), oleaginosos, frutas y otros cultivos – y las actividades de explotación mixta (agrícolas-ganaderas) las cuales representan en el período y en promedio un 21,5 % y 15,7 % de la PD, respectivamente. Cabe señalar que la silvicultura tiene un peso en los créditos brutos similar a los servicios agrícola-ganaderos (12 % y 11,7 %, respectivamente) pero su peso en la PD es sustancialmente menor (3,1 % y 11,5 %, respectivamente).

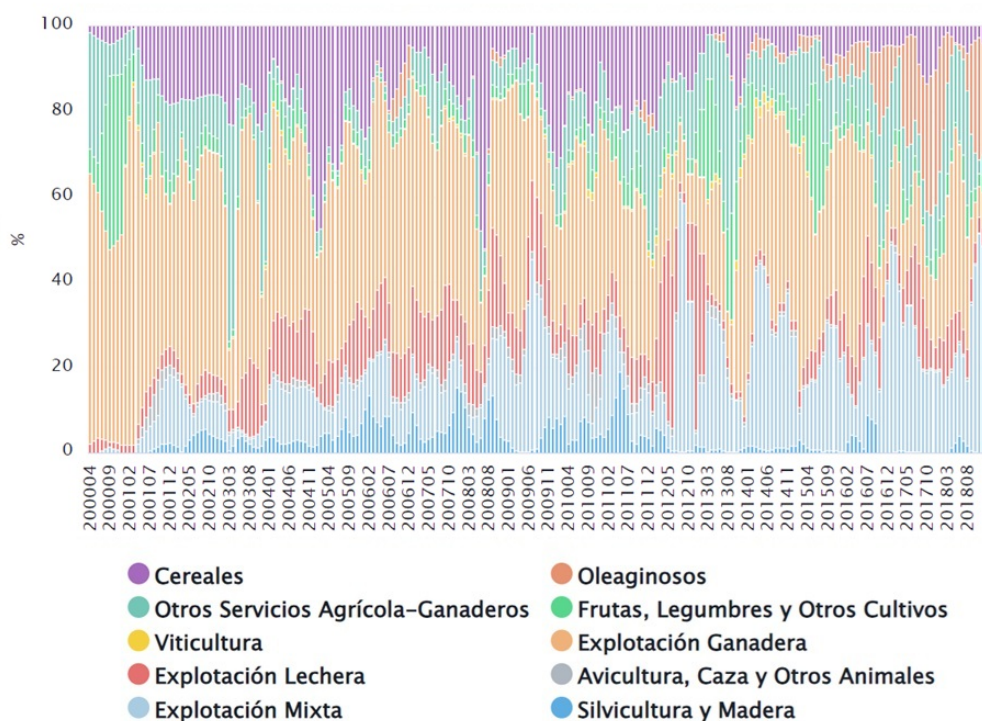


Figura 4.3: Peso de cada subsector en la PD promediada a 3 meses móviles del sector agropecuario.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.2: Peso de cada subsector en los créditos brutos y peso e incidencia promedio en la PD promediada a 3 meses del sector agropecuario. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Créditos	PD	
	Promedio (%)	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Cereales	12,6	12,5	0,67
Oleaginosos	4,4	3,0	0,06
Frutas, legumbres y otros cultivos	7,0	6,0	0,20
Viticultura	0,2	0,5	0,02
Explotación ganadera (excepto lechería)	30,3	36,7	1,86
Explotación lechera	8,3	9,5	0,39
Avicultura, caza y otros animales	0,8	1,5	0,06
Explotación mixta	12,8	15,7	0,44
Otros servicios agrícola-ganaderos	11,7	11,5	0,45
Silvicultura	12,0	3,1	0,12

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, es necesario destacar el carácter transable del sector agropecuario debido a su amplia capacidad de comercializar productos de forma internacional. En particular, el periodo de análisis muestra un crecimiento en las exportaciones agropecuarias (Arbeletche y Guibert, 2018), destacándose como el sector más dinámico en términos de exportaciones (Oyhantçabal y Sanguinetti, 2017). Dado su carácter transable y exportador, y considerando que Uruguay tiene una economía de pequeña escala, el sector agropecuario se comporta como un sector “tomador” de precios internacionales.

4.2. Industria Manufacturera

Durante los primeros años del período analizado, la industria manufacturera uruguaya atravesó una etapa de recuperación y transformación estructural, impulsada por inversiones en sectores agroindustriales como alimentos (frigoríficos, lácteos, molinos arroceros), madera y papel (con la instalación de las plantas de UPM y Montes del Plata), y químicos y plásticos (favorecido por el régimen de Admisiones Temporarias). Este dinamismo contrastó con el retroceso de ramas tradicionales e intensivas en mano de obra como los textiles, el cuero y la vestimenta (CIU, 2015). La crisis internacional de 2008 marcó un punto de inflexión, desacelerando el crecimiento del sector, afectado por factores como el tipo de cambio real, la presión fiscal, los precios energéticos y los costos laborales (CIU, 2019).

El sector manufacturero presenta una alta heterogeneidad interna, reflejada en diferencias en el tipo de producto, destino de la producción, tecnología y grado de internacionalización (Cinve, 2013). Si bien se considera un sector transable, muchas ramas están orientadas al mercado interno. Por otra parte, en años recientes, se observó una reconfiguración de las exportaciones industriales, con un aumento en la participación de manufacturas de origen agropecuario y una caída en las de

origen industrial, especialmente por problemas de acceso a mercados regionales (particularmente a Argentina) y pérdida de competitividad. Entre los subsectores más dinámicos se destacan los lácteos, frigoríficos, alimentos procesados, curtiembres, celulosa y plásticos (CIU, 2015).

La elaboración de alimentos constituye la rama con mayor peso promedio en la PD del sector, destacándose particularmente la elaboración de otros productos alimenticios que excluyen carne y lácteos (Cuadro 4.3). Otras ramas industriales con una participación promedio destacada en la PD son la producción de textiles y calzado y la industria química (21,7 % y 15,9 %, respectivamente). Por otra parte, los créditos en dólares explican en promedio más de un 90 % de la PD del sector (Cuadro 12.1 del Apéndice 12.1).

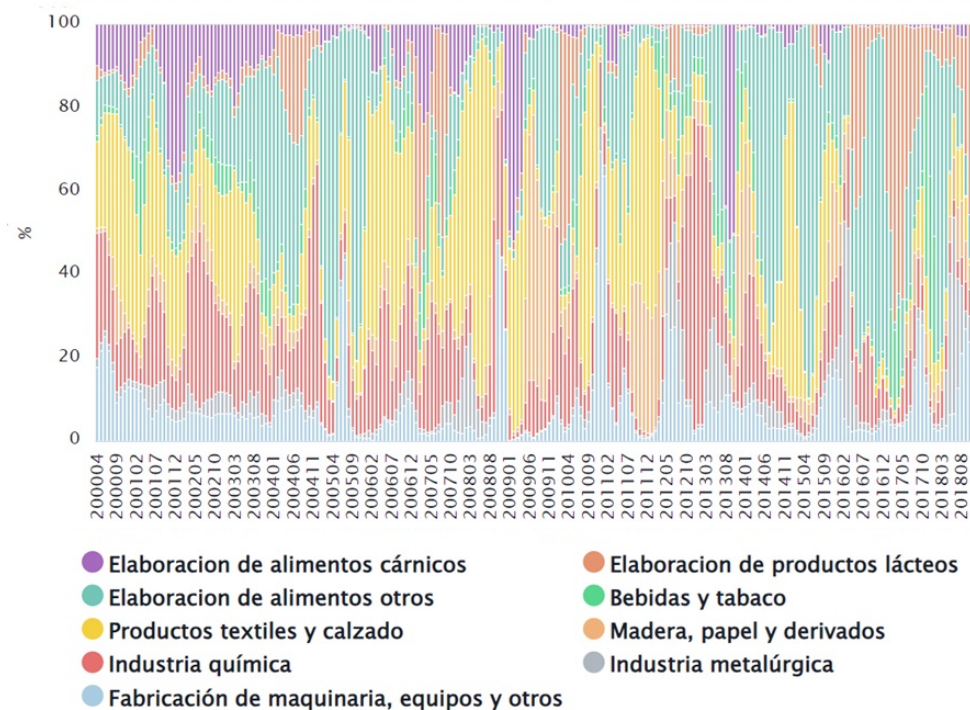


Figura 4.4: Peso de cada subsector en la PD promediada a 3 meses móviles de la industria manufacturera.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.3: Peso de cada subsector en los créditos brutos y peso e incidencia promedio en la PD promediada a 3 meses de la industria manufacturera. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Créditos	PD	
	Promedio (%)	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Elaboración de alimentos cárnicos	12,2	6,2	0,21
Elaboración de productos lácteos	6,8	7,7	0,1
Elaboración de alimentos otros	17,3	24,1	0,46
Bebidas y tabaco	6,1	4,2	0,1
Productos textiles y calzado	19,1	21,7	0,42
Madera, papel y derivados	7,4	7,4	0,09
Industria química	23,7	15,9	0,33
Industria metalúrgica	2,0	4,5	0,07
Fabricación de maquinaria, equipos y otros	5,3	8,2	0,13

Fuente: Elaboración propia.

4.3. Comercio

Al tratarse de un sector no transable, mantiene una estrecha relación con el ciclo económico y el consumo interno: se expande en períodos de crecimiento y se ve fuertemente afectado en contextos de retracción (Peersman y Pozzi, 2008). Según el Ministerio de Economía y Finanzas (2021), el comercio minorista mostró un crecimiento sostenido en la última década, aunque con episodios de volatilidad asociados a crisis externas. En particular, señalan que en 2017 el sector se vio favorecido por el aumento del salario real, el consumo interno, el tipo de cambio y el turismo. Además, Borraz et al. (2022) encuentran que los precios en el comercio minorista reaccionan ante variaciones en el empleo.

Al analizar la cartera crediticia de los bancos (Figura 4.5), se observa que más de la mitad de los créditos al sector comercial se destinan al comercio al por mayor. Sin embargo, al evaluar el impacto de cada rama en la probabilidad de default del sector (Cuadro 4.4), se evidencia un mayor peso relativo del comercio al por menor respecto a su participación en el total de créditos brutos. En promedio, la incidencia del comercio minorista en la PD sectorial es del 1 %, mientras que la del comercio mayorista alcanza un 1,2 %. Al desagregar por moneda (Cuadro 12.2 del Apéndice 12.1), se advierte que los créditos en dólares son los que presentan mayor influencia durante el período analizado, casi el 80 % de los créditos que entraron en default se deben a créditos otorgados en dólares americanos.

● Venta vehículos automotores y conexos ● Comercio al por mayor ● Comercio al por menor

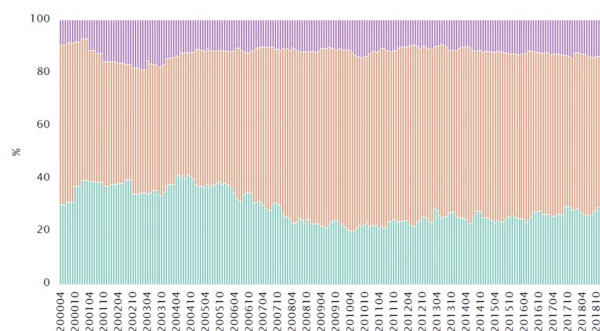


Figura 4.5: Composición sectorial de los créditos brutos al sector comercio.

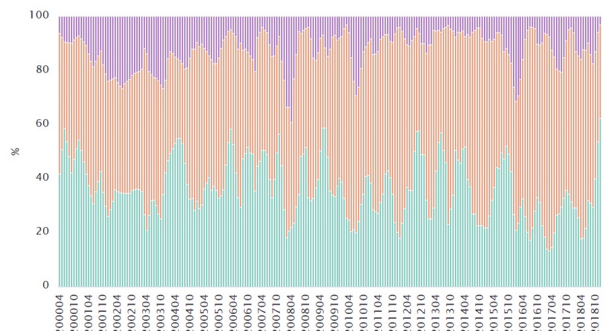


Figura 4.6: Peso de cada subsector en la PD promediada a 3 meses móviles del sector comercio.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.4: Peso de cada subsector en los créditos brutos y peso e incidencia promedio en la PD promediada a 3 meses del sector comercio. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Créditos	PD	
	Promedio (%)	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Venta de vehículos automotores y conexos	12	12,3	0,5
Comercio al por mayor	58,7	51,2	1,2
Comercio al por menor	29,3	36,5	1,0

Fuente: Elaboración propia.

4.4. Servicios

El sector servicios incluye un conjunto amplio y diverso de actividades como salud, educación, comunicaciones, transporte, finanzas, hotelería y gastronomía, entre otros. Desde la década de 1990, ha experimentado una expansión sostenida en Uruguay, impulsada por reformas estructurales que promovieron la apertura económica y la desregulación. Esto ha generado un cambio en la estructura productiva, con una creciente concentración del empleo en actividades terciarias (Torres, 2019), que entre 2011 y 2018 representaron cerca del 50% de la población ocupada⁴. Se destaca en el período el fuerte crecimiento del sector de las comunicaciones y el posicionamiento de Uruguay como proveedor de servicios globales de exportación, gracias al desarrollo de zonas francas y una fuerza laboral calificada (Torres, 2019). Asimismo, el turismo continúa siendo una fuente relevante de exportaciones, con un fuerte impacto territorial y una marcada incidencia del turismo receptivo proveniente de Argentina (MTSS, 2022).

Al analizar la distribución de la probabilidad de default por rama de actividad (Figura 4.7), se observa una mayor incidencia de la categoría «Otros servicios», seguida por transporte y almacenamiento. Asimismo, se destaca el caso de la rama de hoteles y restaurantes, que ocupa el tercer lugar

⁴INE

en términos de participación en la PD (14,3 %), superando su proporción en el total de créditos brutos (7,8 %, Figura 4.5 del Apéndice 12.1). Por otra parte, los créditos en dólares tienen un peso promedio de 84 % en la PD (Cuadro 12.3 del Apéndice 12.1).

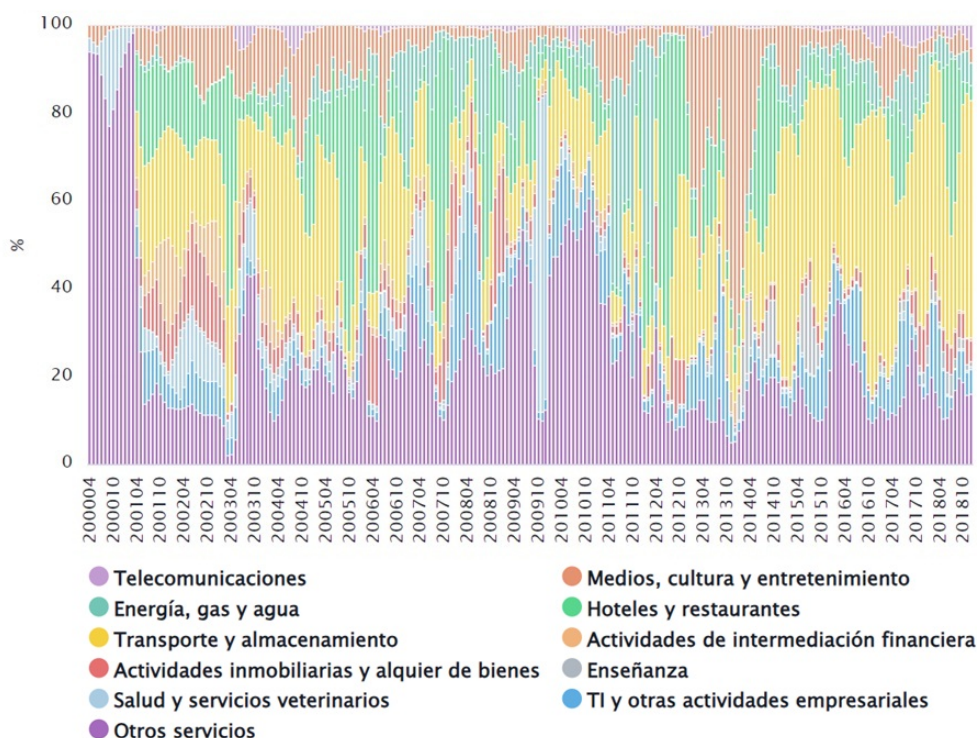


Figura 4.7: Peso de cada subsector en la PD promediada a 3 meses móviles del sector servicios.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.5: peso de cada subsector en los créditos brutos y peso e incidencia promedio en la PD promediada a 3 meses del sector servicios. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Créditos		PD	
	Promedio (%)	Promedio (%)	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Telecomunicaciones	2,1	0,9		0,04
Medios, cultura y entretenimiento	7,9	9,6		0,34
Energía, gas y agua	6,2	6,0		0,07
Hoteles y restaurantes	7,8	14,3		0,42
Transporte y almacenamiento	26,5	23,5		0,69
Actividades de intermediación financiera	9,8	2,3		0,19
Actividades inmobiliarias y alquiler de bienes	8,0	4,8		0,24
Enseñanza	0,6	1,4		0,03
Salud y servicios veterinarios	9,7	4,3		0,22
TI y otras actividades empresariales	6,8	7,6		0,18
Otros servicios	14,6	25,3		0,71

Fuente: Elaboración propia.

4.5. Construcción

La industria de la construcción se caracteriza por una alta sensibilidad a factores tanto estructurales como coyunturales, siendo fuertemente influida por el grado de apertura económica, los procesos de integración regional y las políticas públicas (Equipos Consultores, 1997). El Estado ha desempeñado históricamente un papel importante a través de iniciativas vinculadas a la vivienda y la obra pública. Por otra parte, el decreto de 2007 que modificó la Ley de Promoción de Inversiones de 1998 reforzó el vínculo entre inversión privada y crecimiento del sector tanto por la participación directa de empresas constructoras como por el efecto indirecto de proyectos que implican nuevas edificaciones (Carbajal et al., 2014). Este comportamiento se combina con una fuerte naturaleza procíclica, que se traduce en una alta volatilidad del sector (Bértola y Bittencourt, 2014).

En la PD del sector la rama predominante es aquella dedicada a la construcción de edificios completos o de partes de edificios y obras de ingeniería civil con un peso del 87,3 % en promedio en el periodo. Por su parte, los créditos en dólares explican un 70 % de la PD (Cuadro 12.4 del Apéndice 12.1).

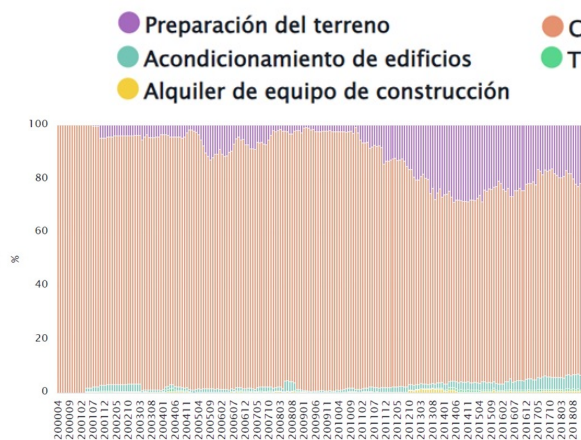


Figura 4.8: Composición sectorial de los créditos brutos al sector construcción.

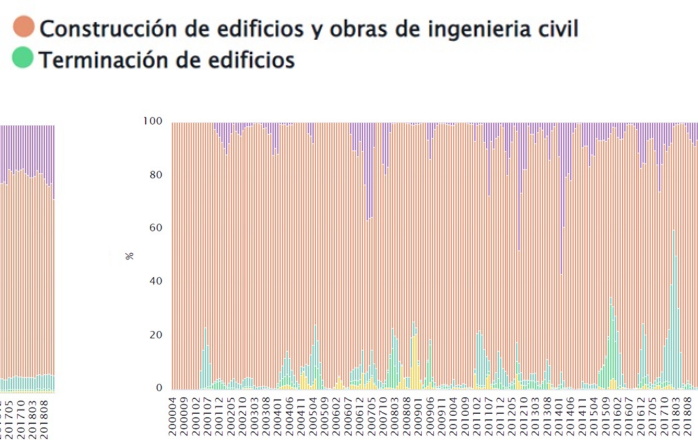


Figura 4.9: Peso de cada subsector en la PD promediada a 3 mm del sector construcción.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 4.6: Peso de cada subsector en los créditos brutos y peso e incidencia promedio en la PD promediada a 3 meses del sector construcción. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Créditos	PD	
	Promedio (%)	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Preparación del terreno	10,7	5,6	0,1
Construcción de edificios y obras de ingeniería civil	86,6	87,3	3,15
Acondicionamiento de edificios	2	4,3	0,12
Terminación de edificios	0,4	1,7	0,03
Alquiler de equipo de construcción	0,4	1,1	0,02

Fuente: Elaboración propia.

5. Hipótesis

Recordemos nuestras preguntas iniciales sobre el crédito bancario en Uruguay:

- ¿Existe un impacto diferencial del entorno macroeconómico en la probabilidad de default de los créditos por sectores económicos? ¿Cuáles son las variables macroeconómicas generales⁵ que mejor explican o predicen la evolución de la PD de cada sector?
- ¿Qué variables propias de la actividad económica sectorial inciden significativamente en la probabilidad de default sectorial, y cuál es la dirección esperada de su efecto?

Antes de formular las hipótesis, es necesario destacar que estamos suponiendo inicialmente que las empresas que integran la cartera crediticia bancaria son representativas de las características económicas del sector previamente expuestas. Bajo esta premisa, se seleccionan las variables explicativas —descritas en detalle en la Sección 7— y se presentan, de forma resumida, las hipótesis correspondientes en las Figuras 5.1 y 5.2.

Variables generales	Sector agropecuario		Industria Manufacturera		Comercio	
	signo	probabilidad	signo	probabilidad	signo	probabilidad
PIB nacional	-	baja	-	media	-	alta
Inflación	indefinido	baja	indefinido	media	indefinido	alta
Desempleo	+	baja	+	media	+	alta
Índice de salario real	+	media	+	alta	-	alta
Tipo de cambio nominal	-	media	-	media	indefinido	media
Tipo de cambio real	-	alta	-	alta	indefinido	baja
Tasa de interés	+	alta	+	alta	+	alta

Variables generales	Construcción		Servicios	
	signo	probabilidad	signo	probabilidad
PIB nacional	-	alta	-	media
Inflación	indefinido	alta	indefinido	media
Desempleo	+	alta	+	alta
Índice de salario real	-	alta	-	media
Tipo de cambio nominal	indefinido	media	indefinido	media
Tipo de cambio real	indefinido	baja	indefinido	media
Tasa de interés	+	alta	+	alta

Figura 5.1: Resumen de los efectos esperados de las variables macroeconómicas generales.

Fuente: Elaboración propia.

⁵Se entiende por variables generales del entorno macroeconómico aquellas comúnmente consideradas en la literatura, tales como el producto interno bruto (PIB) nacional, el tipo de cambio, la tasa de interés, la inflación, la tasa de desempleo y el índice de salario real.

Sector agropecuario			Industria Manufacturera		
	signo	probabilidad		signo	probabilidad
IVF sector agropecuario	-	alta	IVF de la industria manufacturera	-	alta
IVF exportaciones	-	alta	IVF formación bruta de capital	-	alta
Precio de la carne	-	alta	IVF exportaciones	-	media
Precio de la soja	-	alta	IVF alimentos y bebidas	-	alta
Precio de los granos	-	alta	IVF productos textiles	-	alta
Precio de la leche	-	baja	IVF madera y derivados	-	media
Precio de la celulosa	-	baja	IVF industria química	-	alta
Indice de precios al productor nacional	-	media	IVF metalurgica y maquinaria	-	media
			PIB Argentina	-	media
Comercio			Construcción		
	signo	probabilidad		signo	probabilidad
IVF comercio, restaurantes y hoteles	-	alta	IVF de la construcción	-	alta
IVF gasto consumo final	-	alta	IVF formación bruta de capital	+	alta
IVF electricidad, gas y agua	-	alta	IVF del gasto final del gobierno	-	alta
			Monto inversiones COMAP	-	alta
			Indice del costo de la construcción	-	alta
Servicios					
	signo	probabilidad			
IVF comercio, restaurantes y hoteles	-	alta			
IVF transporte y comunicaciones	-	alta			
IVF electricidad, gas y agua	-	alta			
IVF gasto consumo final	-	alta			
PIB Argentina	-	media			

Figura 5.2: Resumen de los efectos esperados de las variables específicas por sector.

Fuente: Elaboración propia.

El carácter exportador de los sectores transables, fundamentalmente del sector agropecuario, podría significar un menor impacto de las fluctuaciones de la economía nacional en las finanzas de las firmas del sector ya que las mismas pueden recurrir al mercado mundial para colocar su producción ante caídas en la demanda doméstica (Larraín y Sachs, 2013). En este marco, se prevé que los sectores no transables sean más sensibles a variables asociadas al consumo y la actividad interna, mientras que los transables tenderían a responder a factores del comercio exterior. La heterogeneidad de la industria manufacturera podría diluir esta distinción, mostrando también vínculos con la economía local. Por su parte, el impacto del turismo en los servicios y el crecimiento de los servicios globales sugiere un rol más significativo del tipo de cambio real en la PD de este sector, a diferencia de lo esperable para otros sectores no transables.

Cabe señalar, además, que excepto en el caso del sector agropecuario —cuyos niveles de endeudamiento en dólares se aproximan al 100 % a lo largo del período—, en el resto de los sectores se considera tanto la tasa de interés en dólares como en pesos. No obstante, se anticipa una mayor incidencia de la primera, dado que los créditos en dólares representan al menos el 70 % de los

incumplimientos en dichos sectores.

En este contexto, podría plantearse la existencia de un descalce entre la moneda de los ingresos del sector —particularmente de los sectores y subsectores no transables— y la moneda en la que se contraen las obligaciones crediticias y se adquieren insumos. Por tanto, un incremento del tipo de cambio nominal podría afectar negativamente la capacidad de repago al encarecer los pasivos contraídos en dólares. Sin embargo, dado el elevado grado de dolarización de la economía uruguaya, este efecto podría atenuarse o revertirse si los ingresos también están denominados en dicha moneda.

Finalmente, en el caso del sector agropecuario, dada su fuerte orientación exportadora, se espera que los precios internacionales de los principales commodities incidan altamente en la evolución de la PD. No obstante, la capacidad explicativa de los precios de la leche y la celulosa podría ser limitada debido a la presencia de mercados monopsonios, donde pocos compradores —como Conaprole en el caso de la leche (Breganti y Oliviera, 2009) y UPM y Montes del Plata en el de la celulosa (Uruguay XXI, 2020)— concentran la demanda, restringiendo la transmisión de los precios internacionales a los productores primarios. Además, se incluye un índice de precios al productor de productos nacionales. Sin embargo, hasta 2024 este indicador reflejaba precios orientados al mercado interno, lo que podría reducir su capacidad explicativa en sectores transables. En consecuencia, se anticipa un efecto moderado de esta variable sobre la PD.

6. Metodología y estrategia empírica. Estimación de la Probabilidad de default

Para modelar la probabilidad de incumplimiento, se empleará un Promediado Bayesiano de Modelos (BMA, por sus siglas en inglés), destacado por su capacidad para mejorar la precisión predictiva e incorporar la incertidumbre en la especificación del modelo, un problema inherente a los enfoques basados en un único modelo lineal (Madigan y Raftery, 1994).

A diferencia de los métodos de selección de modelos, que suponen que un único modelo generó los datos observados, el enfoque BMA realiza inferencias a partir de un conjunto de modelos posibles, ponderados según su plausibilidad. Este enfoque surge como respuesta al problema de la incertidumbre en la especificación del modelo. Como destaca Steel (2020), dicha incertidumbre puede deberse a la existencia de múltiples teorías, distintas formas de operacionalizar conceptos económicos o a supuestos diversos sobre los datos, como la heterogeneidad o la independencia de las observaciones. En este contexto, basar la inferencia en una única especificación puede llevar a ignorar aspectos clave del fenómeno económico y subestimar la incertidumbre del análisis.

El BMA aborda esta limitación al considerar algunas o todas las especificaciones posibles dentro de un conjunto definido de modelos y promediar las inferencias de acuerdo con sus probabilidades posteriores, derivadas del teorema de Bayes. De este modo, se captura la variabilidad entre modelos y se ajusta la precisión de las estimaciones en función del grado de incertidumbre existente. Esta estrategia permite una representación más fiel de la incertidumbre y resulta especialmente útil en contextos, como las ciencias sociales, donde es poco probable que una única especificación represente adecuadamente la realidad (Steel, 2020).

En términos concretos, el BMA calcula un promedio ponderado de los estimadores de interés —por ejemplo, los coeficientes de un modelo de regresión— utilizando como pesos las probabilidades posteriores asociadas a cada modelo.

6.1. El enfoque bayesiano para un modelo lineal

Antes de describir la metodología de BMA se realiza una presentación del enfoque Bayesiano para realizar inferencia en el modelo de regresión lineal. Suponemos que para la i -ésima observación la variable de interés puede ser modelada de la siguiente forma:

$$y_i = \alpha + x_{1,i}\beta_1 + x_{2,i}\beta_2 + \cdots + x_{j,i}\beta_j + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad \text{término aleatorio i.i.d.} \quad (2)$$

Denotando como k la cantidad total de variables explicativas a considerar, supongamos $j = k$.
 n : cantidad de observaciones.

En el enfoque Bayesiano se debe establecer un modelo completo de probabilidad, el cual se construye con dos componentes: por un lado, un modelo para los datos o *verosimilitud*, y por otro lado, un modelo para los parámetros o *previa*. En el caso del modelo de regresión lineal, el modelo antes señalado puede ser escrito de forma equivalente asumiendo que la variable de respuesta y_i , condicionada a la matriz de datos observados X_i , al vector de coeficientes β , al intercepto α y a la varianza del término aleatorio σ^2 , se distribuye normalmente:

$$y_i | X_i, \beta, \alpha, \sigma^2 \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta X_i, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$p(y_i | X_i, \beta, \alpha, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(y_i - (\alpha + \beta X_i))^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

Al asumir que cada respuesta y_i es independiente una de la otra, tenemos que la verosimilitud conjunta de y_1, \dots, y_n es el producto de cada término $p(y_i | X_i, \beta, \alpha, \sigma^2)$.

El modelo bayesiano se completa mediante la definición de las distribuciones previas de los parámetros β , α y σ^2 . En situaciones en que se dispone de conocimiento previo sobre los parámetros inobservables del modelo, puede ser apropiado reflejarlo mediante una previa informativa. No obstante, en muchos casos la información disponible es escasa o difícil de formalizar en términos probabilísticos. Además, debido a que la elección de la distribución a priori puede incidir fuertemente en las probabilidades posteriores asignadas a los modelos (Kass y Raftery, 1995), autores como Raftery et al. (1997) han optado por elegir una distribución previa débilmente informativa, obtenida a partir de los datos.

Fernández et al. (2001), utilizan una estructura de prior conjugada que combina componentes no informativos y componentes informativos. En particular, emplean priors impropias no informativas para los parámetros α y σ^2 , mientras que para los coeficientes β_j adoptan una estructura tipo *g-prior*, conforme a Zellner (1986), que especifica una distribución normal centrada en cero con una matriz de covarianza escalada. Siguiendo este enfoque, se adoptan distribuciones previas impropias para la constante y la varianza del error, lo que equivale a asumir que ambas se distribuyen de forma uniforme en su dominio.

$$\alpha \sim 1 \Rightarrow p(\alpha) = 1 \quad (\text{impropia uniforme}) \quad (5)$$

$$\sigma^2 \sim \frac{1}{\sigma^2} \Rightarrow p(\sigma^2) = \frac{1}{\sigma^2} \quad (\text{impropia de Jeffreys}) \quad (6)$$

Como señalamos, para los coeficientes, vamos a utilizar una *g-prior*, conocida también como la prior de Zellner, quién propuso la siguiente previa conjugada multivariada normal informativa de dimensión k para los coeficientes β , condicionada en σ^2 :

$$\beta \mid g, \sigma^2 \sim \mathcal{N} \left(\mathbf{b}_0, g\sigma^2 \mathbf{S}_{XX}^{-1} \right) \quad (7)$$

$\mathbf{S}_{XX}^{-1} = X'X$, matriz de varianzas y covarianzas utilizada en Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). El parámetro g determina el grado de dispersión de la distribución a priori de β , al escalar su varianza en proporción a la varianza de los estimadores MCO, dada por $\sigma^2 \mathbf{S}_{XX}^{-1}$.

Dado que no contamos con información suficiente para asumir que las variables explicativas tienen un efecto positivo o negativo, asumimos que cada modelo tiene una distribución normal centrada en cero y que la estructura de varianza-covarianza de los coeficientes coincide en líneas generales con la de los datos X (Feldkircher y Zeugner, 2022).

$$\beta \mid g, \sigma^2 \sim \mathcal{N} \left(\mathbf{0}, g\sigma^2 \mathbf{S}_{XX}^{-1} \right) \quad (8)$$

El siguiente paso en el enfoque Bayesiano consiste en obtener la distribución posterior de los parámetros dados los datos observados. Esta se obtiene combinando la función de verosimilitud con las distribuciones a priori asignadas a los parámetros del modelo, mediante la aplicación del teorema de Bayes. Sea θ el vector de los parámetros desconocidos (β, α, σ^2).

$$p(\theta \mid y) = \frac{p(\theta) \times p(y \mid \theta)}{p(y)} \quad (9)$$

$p(\theta \mid y)$: distribución posterior de los parámetros dados los datos.

$p(\theta)$: distribución previa de los parámetros.

$p(y \mid \theta)$: función de verosimilitud de los datos dados los parámetros.

$p(y)$: verosimilitud marginal (o evidencia).⁶

En el caso particular del modelo de regresión lineal, con las previas descritas arriba y utilizando

⁶Es la probabilidad total de observar los datos bajo el modelo, integrando sobre todos los posibles valores de θ . Actúa como una constante de normalización para asegurar que la distribución posterior se integre a uno.

un valor conocido para g , se puede demostrar que las distribuciones posteriores son:

$$\boldsymbol{\beta} \mid \alpha, \sigma^2 \sim \mathcal{N}_k \left(\frac{g}{1+g} \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{MCO}}, \frac{g}{1+g} \sigma^2 S_{XX}^{-1} \right) \quad (10)$$

$$\alpha \mid \sigma^2 \sim \mathcal{N} \left(\bar{y}, \frac{\sigma^2}{n} \right) \quad (11)$$

$$\sigma^2 \sim \text{Inv-Gamma} \left(\frac{n-1}{2}, \frac{ss}{2} \right) \quad (12)$$

Donde:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

$$ss = \frac{g}{1+g} \mathbf{y}' \mathbf{Q}_X \mathbf{y} + \frac{g}{1+g} (\mathbf{y} - \bar{y})' (\mathbf{y} - \bar{y})$$

Finalmente, y en particular, la distribución posterior marginal de los coeficientes $\boldsymbol{\beta}$ condicionada a los datos es:

$$\boldsymbol{\beta} \mid \mathbf{y} \sim t_{n-1} \left(\frac{g}{1+g} \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{MCO}}, \frac{g}{1+g} s^2 S_{XX}^{-1} \right) \quad (13)$$

y varianza $V(\boldsymbol{\beta} \mid \mathbf{y}) \propto \frac{g}{1+g} \cdot \frac{s^2}{n-3} S_{XX}^{-1}$

Cabe señalar que, como $\frac{g}{1+g}$ es estrictamente menor que 1, la media posterior resulta ser una versión contraída de la media de los estimadores MCO.

6.2. Promedio Bayesiano de Modelos

Hasta el momento, hemos hecho referencia a un único modelo; no obstante, el promedio bayesiano de modelos se basa en comparar y promediar algunos o todos los modelos posibles que pueden generarse con las variables explicativas seleccionadas, según su probabilidad posterior. Definamos, por tanto, el modelo M_γ de la forma:

$$y = \alpha + X_\gamma \boldsymbol{\beta}_\gamma + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 I) \quad (14)$$

En el contexto del promedio bayesiano de modelos, introducimos el parámetro γ , un vector indicatriz de dimensión k (donde k es el número total de variables explicativas disponibles en la matriz X). Este vector cumple la función de seleccionar cuáles variables se incluyen en cada modelo específico.

⁷ ss representa una combinación convexa de la suma de cuadrados de los residuos del modelo ($\mathbf{y}' \mathbf{Q}_X \mathbf{y}$) y la suma de cuadrados total respecto a la media $(\mathbf{y} - \bar{y})' (\mathbf{y} - \bar{y})$. $\mathbf{Q}_X = \mathbf{I}_n - X_\gamma (X_\gamma' X_\gamma)^{-1} X_\gamma'$ es el proyector ortogonal al espacio generado por X_γ , lo que da los residuos del modelo.

Formalmente, definimos:

$$\gamma_j = \begin{cases} 0, & \text{si la variable explicativa } x_j \text{ no está incluida en el modelo} \\ 1, & \text{si } x_j \text{ está incluida} \end{cases}$$

Así, para un modelo dado, la submatriz X_γ contiene únicamente aquellas columnas de X correspondientes a los elementos j donde $\gamma_j = 1$, y el vector β_γ contiene los coeficientes correspondientes a esas variables seleccionadas. El vector γ se trata como un parámetro aleatorio con distribución Bernoulli:

$$\gamma_j \sim \text{Bernoulli}(w), \quad \text{para } j = 1, \dots, k \quad (15)$$

En resumen, se considera un conjunto de modelos posibles M_γ (espacio de modelos). Cada modelo incluirá una combinación de las variables explicativas X_γ del conjunto completo X . Siendo k la cantidad de covariables de la matriz X , el espacio de modelos \mathcal{M} contendrá 2^k modelos en total.

La incertidumbre sobre el modelo que realmente genera los datos es capturada mediante una distribución de probabilidad previa sobre los posibles modelos, $P(M_\gamma)$, que representa la probabilidad de cada modelo antes de observar los datos. Luego, se evalúa qué tan bien se ajusta a los datos mediante la verosimilitud $P(y | M_\gamma)$, que es la probabilidad de observar los datos dado el modelo M_γ y sus parámetros.

Aplicando el teorema de Bayes, se puede obtener la probabilidad posterior de cada modelo dado los datos:

$$P(M_\gamma | y) = \frac{P(y | M_\gamma) P(M_\gamma)}{P(y)} \quad (16)$$

En la práctica, una elección común para la distribución previa sobre los modelos $P(M_\gamma)$ es la distribución uniforme, que asigna la misma probabilidad a cada uno de los posibles modelos. Esta decisión implica suponer que, antes de observar los datos, no se tiene preferencia por incluir o excluir ninguna variable en particular, tratando todos los modelos como igualmente probables.

$$P(M_\gamma) = \frac{1}{2^k} \quad (17)$$

La función de verosimilitud marginal de los datos bajo el modelo M_γ , $P(y | M_\gamma)$, la podemos obtener tras resolver la siguiente integral:

$$P(y | M_\gamma) = \iiint p(y | \beta_\gamma, \alpha, \sigma^2, M_\gamma) p(\beta_\gamma | \sigma^2, M_\gamma) p(\alpha | M_\gamma) p(\sigma^2 | M_\gamma) d\beta_\gamma d\alpha d\sigma^2 \quad (18)$$

De este modo, la verosimilitud marginal de los datos, condicionada al modelo M_γ , se expresa de la forma:

$$P(y | M_\gamma) \propto (1 + g)^{\frac{n-1-k_\gamma}{2}} [1 + g(1 - R_\gamma^2)]^{-\frac{n-1}{2}} \quad (19)$$

donde R_γ^2 es el coeficiente de determinación del modelo M_γ .

A partir de esto, es posible construir la distribución predictiva, que permite inferir valores futuros o no observados. Sea $\theta_\gamma \in \Theta_\gamma$ el conjunto de parámetros desconocidos asociado al modelo M_γ , y y_f la cantidad que se desea predecir. Denotando con Q la cantidad de modelos posibles:

$$p(y_f | y) = \sum_{\gamma=1}^Q \left[\int_{\Theta_\gamma} p(y_f | y, \theta_\gamma, M_\gamma) p(\theta_\gamma | y, M_\gamma) d\theta_\gamma \right] P(M_\gamma | y) \quad (20)$$

donde el término entre corchetes es la distribución predictiva dado el modelo M_γ , construida a partir de la distribución posterior de sus parámetros dado el modelo.

6.3. Exploración del parámetro g y sus distribuciones previas

El hiperparámetro g en la *g-prior* de Zellner cumple un rol crucial en la especificación de la varianza previa de los coeficientes, y, por lo tanto, en el grado de regularización que se impone al modelo. Este parámetro refleja la certeza a priori acerca de que los coeficientes son efectivamente nulos. Un valor pequeño de g indica una baja varianza previa, lo que implica que se asigna una alta probabilidad a coeficientes cercanos a cero —una postura conservadora o escéptica respecto de efectos significativos—. Por el contrario, un valor grande de g permite una mayor dispersión en los coeficientes, reflejando mayor incertidumbre o apertura a detectar efectos sustantivos en los datos.

Existen múltiples estrategias para la especificación de este hiperparámetro. En el presente trabajo vamos a estimar el valor de g con un enfoque bayesiano; estimar g consiste en asignar una distribución previa para dicho parámetro y hallar su distribución posterior al mismo tiempo en que se obtienen las posteriores para el resto de los parámetros del modelo. Este tipo de estrategias son llamadas bayesianas completas y la distribución previa para g es llamada hiperprevia.

Una de las primeras propuestas en esta dirección fue introducida por Zellner y Siow (1980), quienes propusieron una distribución Cauchy para los coeficientes de regresión, lo cual equivale a imponer una distribución inversa-gamma sobre g , es decir, $g \sim \text{Inv-Gamma}(\cdot)$. Esta distribución

puede asignar valores grandes a g debido a su cola pesada, permitiendo efectos fuertes de los coeficientes cuando la evidencia lo respalda, al tiempo que favorece valores bajos de g , lo que induce regularización (para coeficientes pequeños, se tiende a reducir su magnitud) y evita sobreajuste (modelos con muchas variables irrelevantes se penalizan más).

6.4. Consideraciones finales

Vamos a usar el método Markov Chain Monte Carlo (MCM) como forma de exploración estocástica del espacio de modelos, dicho método es particularmente relevante cuando se cuenta con una cantidad importante de modelos a estimar⁸ (Steel, 2020). El uso de este enfoque cobra especial relevancia al considerar el uso de la prior de Zellner y Siow para g , ya que no existe una forma cerrada para las distribuciones posteriores de los coeficientes y los modelos, por tanto, vamos a necesitar las simulaciones MCMC para aproximar las distribuciones posteriores de interés.

Finalmente, resulta relevante definir adecuadamente el conjunto de variables que se incluyen ya que estas determinan el espacio de modelos considerado y su influencia se verá reflejada en el promedio final. La correcta especificación del espacio de modelos es esencial para evitar problemas como la multicolinealidad o la inclusión de relaciones espurias. Para ello, se excluyen del análisis aquellas variables, o sus rezagos, que presenten un coeficiente de correlación superior a 0,8 o un Factor de Inflación de Varianza (VIF) mayor a 10.

⁸En particular, implementaremos una variante del algoritmo MC³ (Markov Chain Monte Carlo Model Composition), que es un random-walk Metropolis sampler en el espacio de modelos, introducido por Madigan y York (1995).

7. Datos

7.1. Variable dependiente

La variable de interés a analizar y predecir es la probabilidad de default de los créditos bancarios, desagregada por sector. Como señalamos en la Sección 2.3, se considera que un crédito se encuentra en default si presenta 60 días de atraso o más. Dado que el foco está en las pérdidas potenciales para las instituciones financieras, se consideran los montos en situación de default, y no la cantidad de deudores.

La probabilidad de que un crédito entre en situación de incumplimiento se define como el flujo de nuevos créditos en default en el período $t+1$ en relación a los créditos vigentes en t . La intuición subyacente es estimar, en promedio trimestral, qué proporción de los créditos otorgados en t presentará incumplimientos.

Con el objetivo de alinearse con la definición internacional de default o créditos problemáticos, que considera un atraso superior a 90 días, se adopta una ventana temporal trimestral para la estimación de la probabilidad de incumplimiento. En consecuencia, la PD se define como la proporción de créditos vigentes en el mes t que en un trimestre ($t+1$) pasan a default.

$$PD_{t+1,j} = \frac{\text{nuevos créditos en default}_{t+1}}{\text{créditos vigentes}_{t,j}} = \frac{\text{créditos en default}_{t+1,j} - \text{créditos en default}_{t,j}}{\text{créditos vigentes}_{t,j}} \quad (21)$$

Siguiendo el trabajo de Gross y Población (2019), para modelizar esta variable realizamos una transformación logit, $z = \text{logit}(x) = \ln\left(\frac{x}{1-x}\right)$, a efectos de trasladar la variable desde el intervalo $(0, 1)$ al conjunto de los números reales, lo que permite modelarla mediante regresión lineal. Por tanto, una vez invertida mediante la función logit inversa $x = \frac{e^z}{1+e^z}$, cualquier predicción va a permanecer dentro del rango válido para una probabilidad. En este contexto, la variable Y_t representa la primera diferencia de la transformación logit de la PD.

El período considerado para la modelización, correspondiente a los datos de entrenamiento, abarca un total de 223 observaciones mensuales, que se extienden desde el segundo semestre del año 2000 hasta finales de 2018. Los datos de la PD provienen de la Central de Riesgos Crediticios del Banco Central del Uruguay (BCU). Cabe señalar, que lo largo de este intervalo temporal, se produjeron diversos acontecimientos económicos relevantes asociados al ciclo económico, entre los que destacan la crisis económica y financiera de 1999-2002, el auge de los precios de los commodities impulsado por la creciente demanda de China, y la crisis financiera internacional de 2008.

Evolución de la probabilidad de default por sector

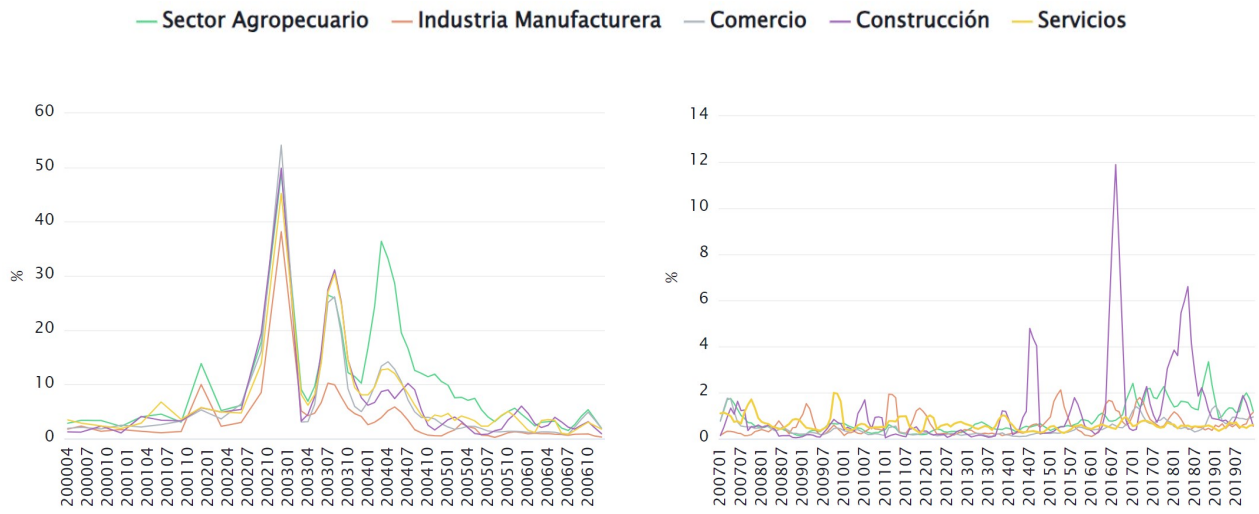


Figura 7.1: Periodo 2000T2-2006T4

Figura 7.2: Periodo 2007T1-2019T4

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

7.2. Variables explicativas

Las variables explicativas seleccionadas para ser incorporadas al espacio de modelos son las siguientes.

Variable	Sector	Descripción
pib_tot	Todos los sectores	Índice de Volumen Físico (IVF) del Producto Interno Bruto nacional
ipc	Todos los sectores	Inflación (Índice de precios al consumo)
desempleo	Todos los sectores	Tasa de desempleo total nacional
isr	Todos los sectores	Índice de salario real
tcn	Todos los sectores	Tipo de cambio nominal: cotización del dólar interbancario al cierre del mes
tcr_global	Todos los sectores	Tipo de cambio real global
pib_agro	Sector agropecuario	Índice de Volumen Físico (IVF) del Producto Interno Bruto del sector agropecuario
pib_export	Sector agropecuario, Industria manufacturera	IVF de las exportaciones totales del país
ti_agro	Sector agropecuario	Tasa de interés activa en dólares del sector ⁹
p_carne	Sector agropecuario	Precio de la carne: precio del novillo gordo en pie
p_sojab1	Sector agropecuario	Precio de la soja: índice compuesto por contratos de futuros de soja como parte del índice de precios de commodities de Bloomberg
p_granosb1	Sector agropecuario	Precio de los granos: índice compuesto por contratos de futuros sobre maíz, soya y trigo elaborado por Bloomberg
p_lechem	Sector agropecuario	Precio de la leche: Precio spot en puerto FOB de leche entera en polvo (26 % de grasa butírica) según el USDA / Oceanía
p_bhkp	Sector agropecuario	Precio de la celulosa: índice PIX de pulpa BHKP (Pulpa kraft blanqueada de madera dura) en Europa
ippn_gcs	Sector agropecuario	Índice de precios al productor de productos nacionales dedicados a la ganadería, caza y silvicultura
pib_indm	Industria manufacturera	IVF del Producto Interno Bruto de la industria manufacturera
pib_fbcf	Industria manufacturera, Construcción	IVF de la formación bruta de capital fijo
ivf_ayb	Industria manufacturera	IVF de la industria manufacturera de productos alimenticios
ivf_text	Industria manufacturera	IVF de la industria manufacturera de productos textiles
ivf_mad	Industria manufacturera	IVF de la industria manufacturera de madera y derivados
ivf_quim	Industria manufacturera	IVF de la industria manufacturera química
ivf_met	Industria manufacturera	IVF de la industria manufacturera metalúrgica y maquinaria
pib_arg	Industria manufacturera, Servicios	Producto Bruto Interno de la República Argentina
ti_indmus	Industria manufacturera	Tasa de interés activa en dólares de la industria manufacturera
pib_crh	Comercio, Servicios	IVF del Producto Interno Bruto comercio, restaurantes y hoteles
pib_ega	Comercio, Servicios, Construcción	IVF del Producto Interno Bruto electricidad, gas y agua
ivf_gasto	Comercio, Servicios	IVF gasto de consumo final
ti_coseus	Comercio, Servicios	Tasa de interés activa en dólares del sector comercio y servicios
ti_coseuy	Comercio, Servicios	Tasa de interés activa en pesos del sector comercio y servicios
pib_tyc	Servicios	IVF del Producto Interno Bruto transporte y comunicaciones
ivf_gg	Construcción	IVF del gasto de consumo final del gobierno
comap	Construcción	Monto de inversiones promovidas por la Comisión de Aplicación de la Ley de Inversiones
iccv_pu	Construcción	Índice del Costo de la Construcción de Vivienda con participación pública
ti_usde	Construcción	Tasa de interés activa en dólares para empresas ¹⁰
ti_uyue	Construcción	Tasa de interés activa en pesos para empresas

Se empleará un promedio móvil trimestral de las variables con el propósito de atenuar fluctuaciones transitorias que no reflejan una tendencia clara al alza o a la baja. Esta transformación, además, permite captar información correspondiente a un periodo más amplio, en reconocimiento de que la situación financiera de una firma es, con alta probabilidad, el resultado de condiciones acumuladas a lo largo de varios meses, más que de un único punto en el tiempo. Con el fin de mantener la consistencia temporal, la variable dependiente también será suavizada mediante un promedio móvil de tres meses.

Asimismo, se incluirán rezagos de las covariables. Esta decisión responde, en primer lugar, al objetivo de captar información pasada coherente con la lógica de acumulación temporal antes mencionada. En segundo lugar, esta estrategia permite mitigar posibles problemas de endogeneidad asociados a relaciones de causalidad inversa entre las variables explicativas y la variable dependiente. Este riesgo es particularmente relevante en el caso de la tasa de interés, ya que niveles más altos de incumplimiento pueden reflejar un mayor riesgo percibido y, en consecuencia, traducirse en tasas de interés más elevadas.

Se incorpora también, en todos los modelos, una variable indicadora denominada *d1_2003*, correspondiente al período comprendido entre marzo de 2003 y setiembre de 2004, con el fin de capturar los efectos atípicos vinculados principalmente a decisiones administrativas derivadas de la crisis financiera de 2002, que afectaron significativamente los saldos de créditos del sistema. Durante ese período se liquidaron varias instituciones bancarias, lo que dio lugar a operaciones financieras y la constitución de fideicomisos que provocaron variaciones significativas en los saldos de créditos vigentes, vencidos y castigados (ver Anexo 12.1).

Dado que el cálculo de la probabilidad de default se realiza con una ventana temporal de tres meses, los efectos de estas modificaciones administrativas sobre los saldos de crédito pueden haberse extendido hasta tres meses posteriores a la fecha de cada evento. Por esta razón, se extiende el efecto de la variable indicadora utilizada hasta setiembre de 2004, a fin de capturar adecuadamente posibles impactos rezagados en las series.

8. Resultados

Para cada sector se parte de un espacio de modelos determinado por las variables explicativas identificadas previamente y sus 12 rezagos mensuales. Aplicando criterios estándar de diagnóstico de multicolinealidad se excluyen aquellas variables o rezagos con una correlación bivariada superior a 0,8 o con un factor de inflación de la varianza (VIF) mayor a 10. Posteriormente, evaluamos el desempeño predictivo del promedio bayesiano de modelos utilizando los datos de prueba correspondientes a los 12 meses del año 2019. Para ello, se aplicó como criterio la puntuación predictiva logarítmica (LPS, por sus siglas en inglés), que corresponde al negativo del logaritmo de la densidad predictiva evaluada en la observación (Madigan et al., 1995).

8.1. Sector Agropecuario

Para el sector agropecuario se identifican dos espacios de modelos relevantes. El primero se distingue por su alineación con la literatura económica y con las hipótesis previamente planteadas, además de presentar un mayor respaldo estadístico, medido a través del logaritmo de la verosimilitud marginal (logmarg), lo que sugiere una mayor evidencia a favor de dicho modelo. El segundo, en cambio, se destaca por presentar un mayor desempeño en términos predictivos, según lo reflejado por el score logarítmico predictivo.

En el primer caso, luego de aplicar los criterios de filtrado por multicolinealidad y de excluir la variable contemporánea asociada a la tasa de interés en dólares para el sector agropecuario —con el fin de mitigar posibles problemas de causalidad inversa—, se adoptó el espacio de modelos que incorporó las siguientes variables explicativas y sus respectivos rezagos:

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_agro	lag0, lag6, lag9
p_carne	lag0, lag3, lag9
p_soja	lag0, lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9
ippn_gcs	lag0, lag2, lag3, lag6, lag7
ti_agro	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9
tcr	lag0, lag1, lag2, lag3, lag5, lag7, lag8
ipc	lag0, lag2, lag4, lag7

La única variable macroeconómica de estrecha vinculación con la economía doméstica que mostró un buen desempeño predictivo y una alta probabilidad de inclusión en los modelos fue la inflación.

Cabe señalar que los precios de la leche y de la celulosa fueron excluidos del análisis. En el caso del precio de la leche, su inclusión deterioró el desempeño predictivo del modelo —medido a través

del estadístico de evaluación correspondiente—, mientras que, en el caso de la celulosa, si bien se observó una leve mejora en la capacidad predictiva, los residuos del modelo presentaron un mejor comportamiento al excluir dicha variable. Esta evidencia, junto con los argumentos expuestos en la Sección 5, fundamentan su exclusión.

Por otra parte, se observó una alta correlación (superior a 0.8) entre el precio de la soja y el índice de precios de los granos. Dado que este último no refleja de forma adecuada la relevancia relativa de las distintas ramas dentro del crédito agropecuario nacional, se optó por excluirlo del análisis.

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,001
d1_2003	1	1	1	1	1	1	0,155
d1p_carne_lag3	0,999	1	1	1	1	1	-2,035
d1tcr_global_lag7	0,994	1	1	1	1	1	-3,846
d1ipc_lag2	0,922	1	0	1	1	1	9,36
d1p_carne_lag9	0,903	1	1	1	1	1	-1,002
d1ti_agro_lag1	0,862	1	1	1	1	1	1,342
d1lppn_gcs_lag3	0,841	1	1	1	1	1	1,949
d1ipc_lag4	0,835	1	1	1	1	1	-8,373
d1pib_agro_lag9	0,55	0	0	0	0	1	-0,274
d1lppn_gcs_lag7	0,445	0	0	1	0	1	-0,616
d1ti_agro_lag4	0,386	0	0	0	0	0	-0,433
d1ti_agro_lag7	0,382	0	0	0	1	0	0,399
d1pib_agro_lag6	0,284	0	0	0	0	0	-0,121
d1p_sojab1_lag9	0,235	0	0	0	0	0	-0,135
d1ti_agro_lag3	0,114	0	0	0	0	0	-0,093
d1lppn_gcs_lag2	0,1	0	0	0	0	0	-0,103
BF		1	0,857	0,567	0,561	0,547	
PostProbs		0,003	0,002	0,002	0,002	0,001	
R2		0,252	0,237	0,26	0,26	0,272	
dim		9	8	10	10	11	
logmarg		12,589	12,434	12,022	12,011	11,985	

Figura 8.1: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 12.12 se resumen los principales resultados del BMA. La primera columna contiene los nombres de las variables con una probabilidad posterior de inclusión (PIP) mayor al 10 %. La segunda columna muestra los valores PIP. Las columnas 3 a 7 muestran los primeros 5 modelos con mayor probabilidad posterior. La última columna corresponde al coeficiente posterior promedio tras los resultados del BMA. Finalmente las últimas cinco columnas incluyen estadísticos resumen del desempeño de los modelos, tales como el factor de Bayes, el R^2 , la dimensión del modelo, el logaritmo de la verosimilitud marginal (log-marg) y la probabilidad posterior del modelo.

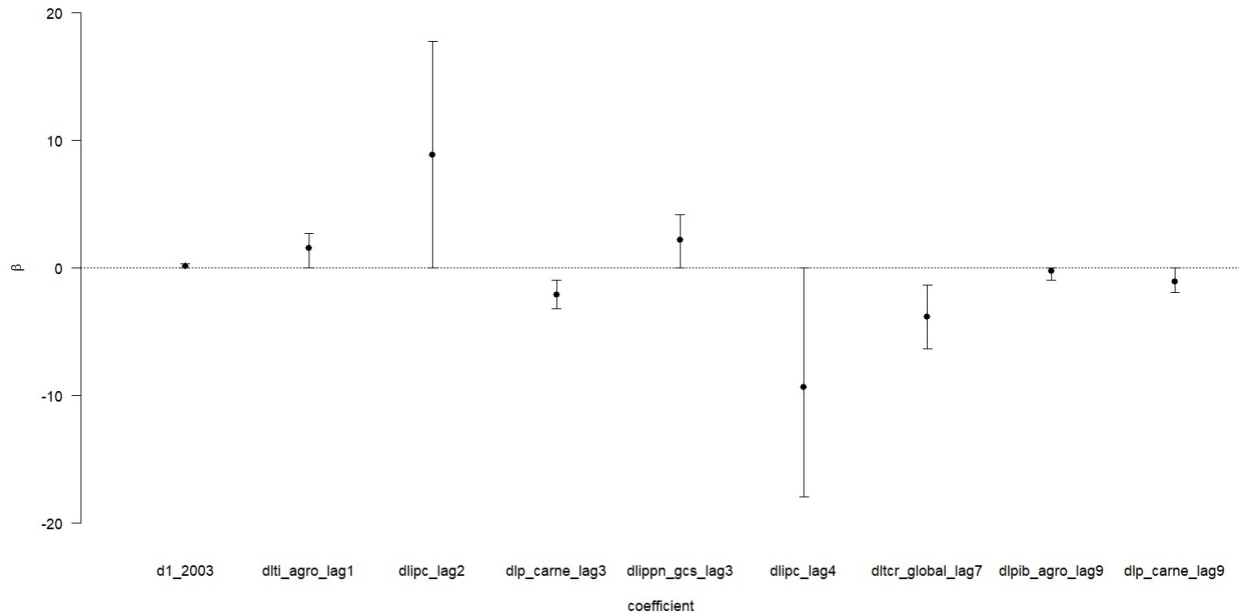


Figura 8.2: Intervalos de credibilidad de los coeficientes de las variables con mayor probabilidad de inclusión posterior.
Fuente: *Elaboración propia.*

Del análisis de los resultados se desprende un impacto significativo del **precio de la carne** sobre la probabilidad de incumplimiento en el sector agropecuario. En particular, esta variable presenta una probabilidad posterior de inclusión cercana al 100% en su rezago 3 —convirtiéndose en la variable explicativa más relevante— y del 90% en su rezago 9. Consistentemente con lo planteado por la teoría económica, los coeficientes posteriores promedio asociados a estos rezagos presentan signo negativo, lo que sugiere que un aumento en el precio de la carne mejora los márgenes financieros de las empresas agropecuarias y, en consecuencia, reduce su probabilidad de incumplimiento, *ceteris paribus*.

Este resultado es consistente con la importancia del sector tanto en términos del financiamiento agropecuario como en su incidencia en la dinámica de la probabilidad de incumplimiento. A ello debe sumarse la relevancia del subsector de explotación mixta —firmas que combinan actividades agrícolas y ganaderas—, en términos del volumen de crédito y por su contribución a la probabilidad de default.

Entre las variables con mayor impacto sobre la probabilidad de incumplimiento se destacan también el tipo de cambio real, la inflación, la tasa de interés del sector para créditos en dólares, el índice de precios al productor nacional (IPPN) y el producto bruto interno del sector agropecuario.

Respecto del **tipo de cambio real**, encontramos que su séptimo rezago impacta con una probabilidad posterior cercana al 100% y coeficiente promedio posterior con signo negativo. Este resultado

se alinea con lo esperado para un sector altamente transable como el agropecuario: un aumento en el tipo de cambio real mejora su competitividad frente al resto del mundo, fortaleciendo su situación financiera y reduciendo la probabilidad de incumplimientos.

En lo que concierne a la **inflación**, esta variable muestra mayor probabilidad de incidencia en los rezagos 2 y 4, con efectos de signo opuesto. Mientras que el cuarto rezago presenta un coeficiente posterior promedio negativo —lo que implica que un aumento en la inflación se asocia a una menor probabilidad de incumplimiento— el segundo rezago muestra un coeficiente positivo, sugiriendo el efecto contrario. Dado que ambos coeficientes son de magnitud similar, sus efectos tienden a compensarse, lo cual podría contribuir a la ambigüedad observada. Si bien esta ambivalencia es coherente con la teoría económica, que reconoce que la inflación puede tener efectos contradictorios sobre la capacidad de pago de las firmas, es importante matizar esta interpretación en el contexto del sector agropecuario uruguayo. En efecto, dado que una proporción significativa del endeudamiento en este sector está denominada en dólares estadounidenses, el efecto potencialmente beneficioso de una mayor inflación sobre la carga real de la deuda se ve considerablemente atenuado.

Al considerar posibles canales a través de los cuales la inflación podría incidir negativamente sobre la probabilidad de incumplimiento, Álvarez et al. (2022) señalan que los episodios inflacionarios en Uruguay han estado históricamente asociados a procesos de depreciación del tipo de cambio. En este contexto, una depreciación del peso uruguayo podría generar inicialmente una mayor capacidad de pago en moneda nacional por parte de las firmas —o, al menos, a generar una percepción de mejora—. No obstante, este efecto podría revertirse en el corto plazo al acelerarse la inflación, generando de esta forma un aumento en los costos operativos locales —como salarios, servicios e insumos no transables— lo que deterioraría nuevamente los márgenes de rentabilidad y, por ende, elevaría la probabilidad de incumplimiento.

Por otra parte, la **tasa de interés** en dólares para el sector agropecuario impacta con mayor probabilidad en su primer rezago con un coeficiente posterior promedio positivo. Este resultado es consistente con la teoría financiera: un incremento en el costo del financiamiento reduce los márgenes operativos de las firmas, elevando así el riesgo de incumplimiento.

El Índice de Precios al Productor de Productos Nacionales (**IPP**) correspondiente a las actividades de ganadería, caza y silvicultura muestra una probabilidad de incidencia mayor al 50 % en su tercer rezago. Su coeficiente promedio posterior positivo contrasta con lo que sugiere la teoría económica. En principio, precios más altos para el productor deberían traducirse en mayores márgenes de rentabilidad, reduciendo así el riesgo de default.

Finalmente, encontramos dentro de las variables relevantes al noveno rezago del **PIB del sector agropecuario**, con una probabilidad de inclusión mayor al 50 %. El signo negativo del coeficiente concuerda con lo esperado, ya que un mayor crecimiento del PIB sectorial se asocia a mejores resultados económicos y, en consecuencia, a una menor probabilidad de incumplimiento. Al mismo tiempo, esta variable podría estar captando impactos negativos (o positivos) asociados a eventos adversos (o beneficiosos), como una contracción de la oferta provocada por condiciones climáticas desfavorables (favorables).

Analizado las propiedades del promedio bayesiano de modelos (Figura 12.12), podemos observar a través del Factor de Bayes —el cual mide la evidencia relativa a favor de un modelo frente a otro— que el segundo modelo también muestra un soporte fuerte y comparable ($BF = 0.857$). Los modelos restantes, con BF entre 0.567 y 0.547, ofrecen evidencia moderada.

Las Figuras 8.3 y 8.4 presentan los resultados predictivos de la estrategia empleada. Es decir, muestran las predicciones generadas a partir del modelo estimado con los datos de entrenamiento (2000T2–2018T12) y aplicadas posteriormente a los datos de prueba (2019), con el objetivo de evaluar su capacidad predictiva fuera de muestra. La línea amarilla representa la predicción obtenida mediante el promedio bayesiano de modelos, mientras que la línea naranja muestra la predicción correspondiente al modelo con mayor probabilidad posterior y la línea verde la correspondiente al promedio de los 20 modelos más probables. Se observa que el promedio bayesiano de modelos no logra capturar adecuadamente la abrupta caída de la PD observada en febrero de 2019.

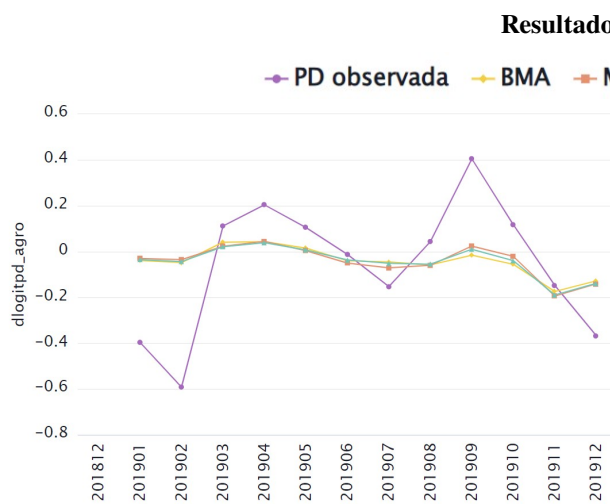


Figura 8.3: 1era diferencia transformación logit de la PD.

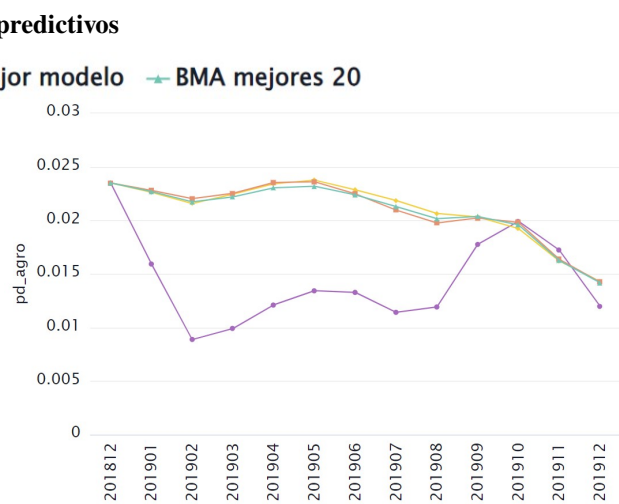


Figura 8.4: PD.

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, el espacio de modelos que excluye tanto el tipo de cambio real como el cuarto rezago de la tasa de interés presenta un mejor desempeño predictivo, logrando captar de forma más

adecuada la caída abrupta observada en febrero de 2019. No obstante, el modelo más probable dentro de este conjunto arroja un logaritmo de la verosimilitud marginal de 9,6, inferior al del modelo más probable del espacio anteriormente analizado. Los resultados muestran una alta probabilidad posterior para los rezagos 3 y 9 del precio de la carne, así como para el segundo y cuarto rezago de la inflación, el primer rezago de la tasa de interés y el tercer y séptimo rezago del Índice de Precios al Productor de Productos Nacionales (los resultados del BMA se detallan en el Apéndice 12.2.1).

Resultados predictivos con espacio de modelo alternativo

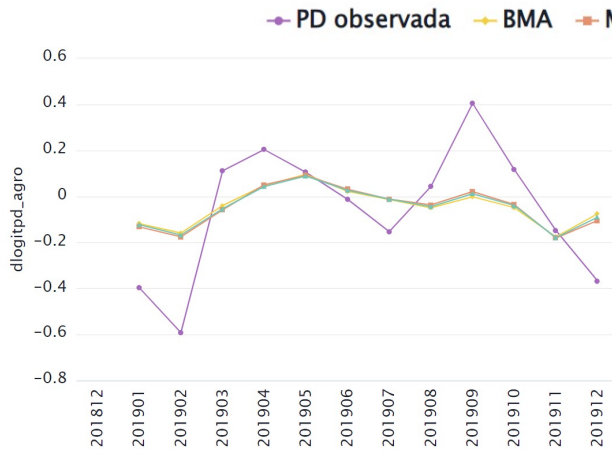


Figura 8.5: 1era diferencia transformación logit de la PD.

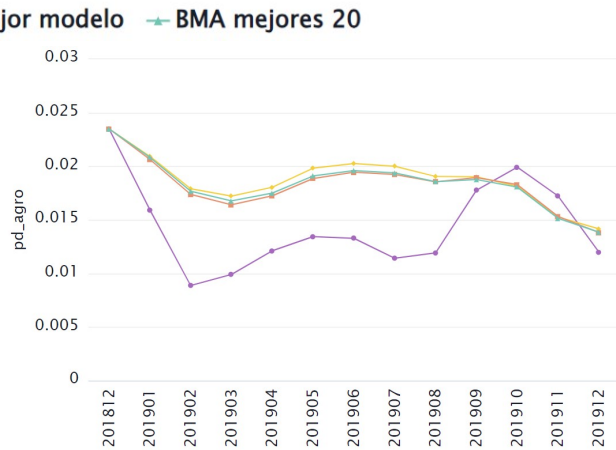


Figura 8.6: PD.

Fuente: Elaboración propia.

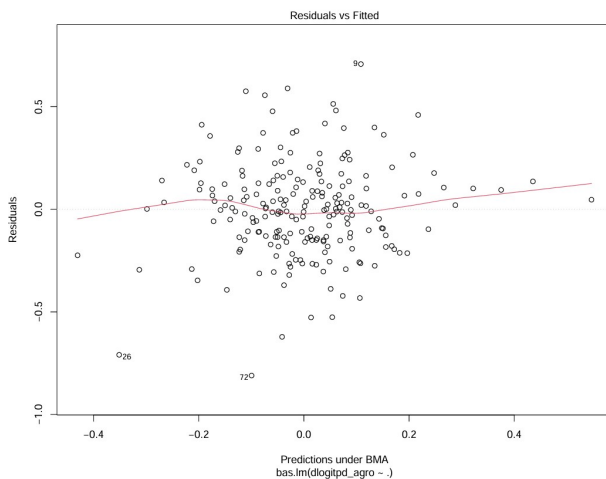


Figura 8.7: Residuos BMA.

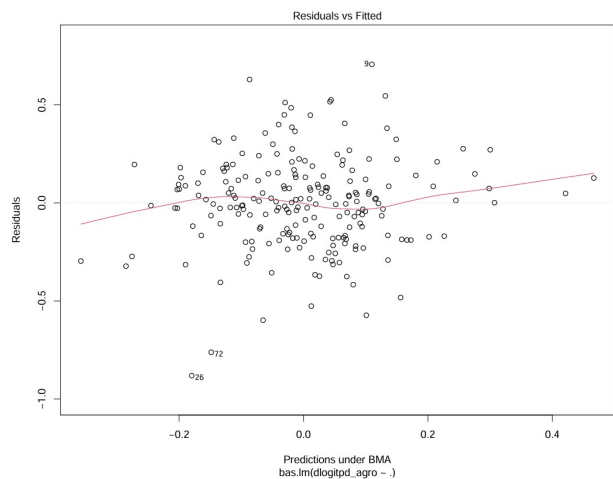


Figura 8.8: Residuos BMA alternativo.

Fuente: Elaboración propia.

8.2. Industria Manufacturera

El modelo incorporó las siguientes variables explicativas y sus respectivos rezagos:

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_indm	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_export	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_fbcf	lag0, lag3, lag9, lag12
ivf_ayb	lag0, lag3, lag6, lag9
ivf_text	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
ivf_quim	lag0, lag3, lag9, lag12

El espacio de modelos resultante excluye variables macroeconómicas generales que previamente se consideraban relevantes, como el tipo de cambio real y el índice medio de salario real, debido a su bajo rendimiento predictivo al ser incluídas. En cambio, las variables seleccionadas pertenecen en su totalidad al conjunto de aquellas consideradas específicas del sector. Los resultados se exponen en la Figura 8.9 que prosigue.

names	P(B! = 0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,006
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,148
dlpib_indm_lag0	1	1	1	1	1	1	-6,432
dlpib_fbcf_lag0	1	1	1	1	1	1	3,703
dliivf_ayb_lag6	0,989	1	1	1	1	1	-2,488
dlpib_export_lag9	0,702	1	1	1	1	0	-5,583
dliivf_text_lag12	0,591	0	0	1	0	0	-0,701
dlpib_fbcf_lag3	0,428	0	1	0	0	0	0,52
dliivf_quim_lag3	0,237	0	0	0	0	0	-0,284
dliivf_ayb_lag8	0,225	0	0	0	0	0	-0,249
dliivf_text_lag1	0,161	0	0	0	1	0	-0,139
dliivf_quim_lag9	0,156	0	0	0	0	0	-0,148
dliivf_ayb_lag7	0,151	0	0	0	0	0	-0,152
dliivf_quim_lag4	0,142	0	0	0	0	0	0,111
dliivf_quim_lag12	0,105	0	0	0	0	0	-0,102
BF		1	0,826	0,802	0,718	0,654	
PostProbs		0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	
R2		0,203	0,217	0,216	0,216	0,184	
dim		6	7	7	7	5	
logmarg		11,417	11,226	11,196	11,085	10,992	

Figura 8.9: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

La evidencia sugiere que las variables con mayor capacidad explicativa de la PD de la industria manufacturera son el índice de volúmen físico (IVF) del valor contemporáneo del **PIB del sector** y de la **formación bruta de capital**, el sexto rezago del **IVF de la rama alimentos y bebidas**, las

exportaciones en su noveno rezago y el **IVF de la rama textil** rezagado 12 meses. En particular, se destaca la influencia de las primeras tres variables mencionadas, las cuales muestran una probabilidad posterior de inclusión cercana al 100%. Cabe destacar que los signos van en línea con lo esperado por la literatura, a excepción de la formación bruta de capital.

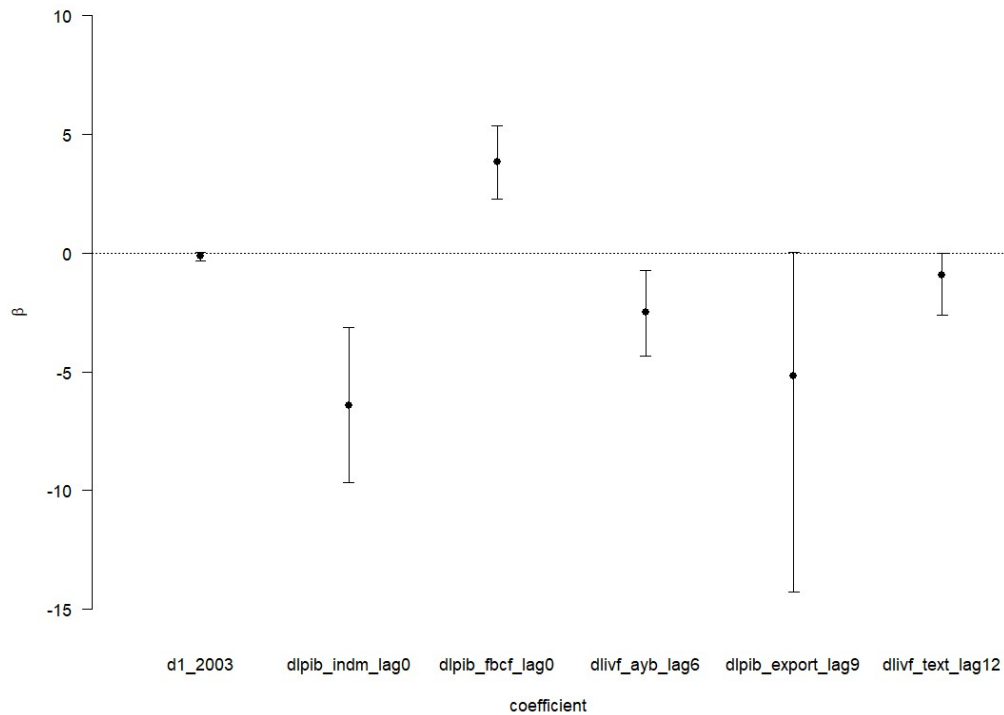


Figura 8.10: Intervalos de credibilidad de los coeficientes de las variables con mayor probabilidad de inclusión posterior.

Fuente: *Elaboración propia.*

La menor dispersión en los valores de log-verosimilitud, entre los modelos incluidos en el BMA, indica una mayor incertidumbre en torno a la especificación estructural del modelo "verdadero". Estos resultados sugieren que el análisis no está dominado por un único modelo, lo que refuerza la pertinencia del uso del promedio bayesiano de modelos ya que permite incorporar dicha incertidumbre en la inferencia. En las Figuras 8.11 y 8.12 se presentan los resultados predictivos obtenidos mediante el promedio bayesiano. La primera diferencia de la transformación logit de la probabilidad de default evidencia una alta variabilidad en la serie a tres meses móviles, la cual no logra ser adecuadamente captada por el modelo. Sin embargo, se observa una buena capacidad del BMA para reproducir la tendencia general de la PD durante el período de prueba.

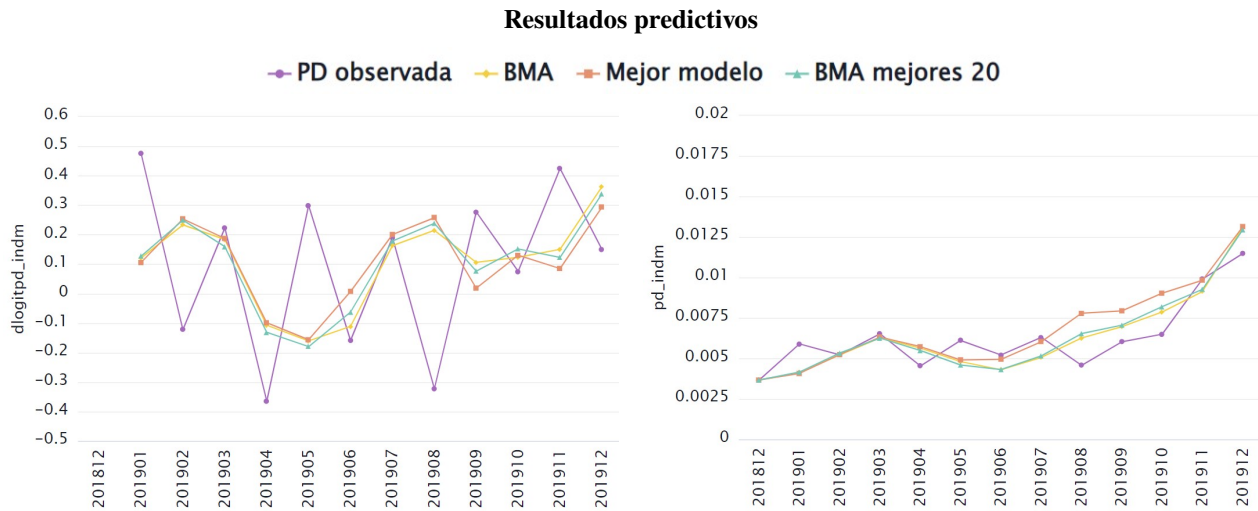


Figura 8.11: 1era diferencia transformación logit de la PD.

Figura 8.12: PD.

Fuente: Elaboración propia.

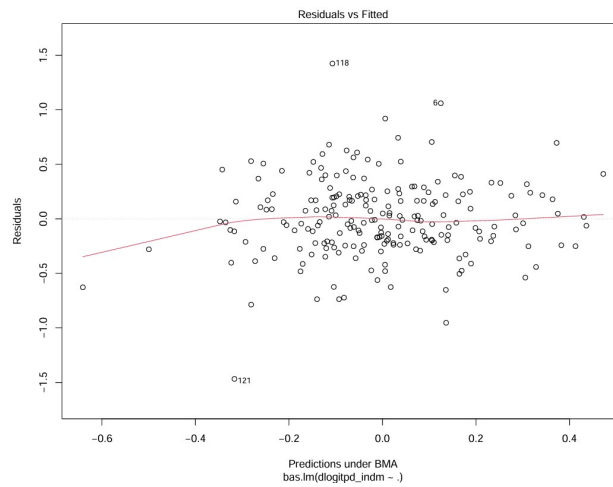


Figura 8.13: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

8.3. Comercio

El modelo incorporó las siguientes variables explicativas y sus respectivos rezagos:

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_crh	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_ega	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
ti_coseuy	lag0, lag3, lag9, lag12
ti_coseus	lag0, lag3, lag6, lag9
desempleo	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
isr	lag0, lag3, lag9, lag12
tcn	lag0, lag3, lag6, lag9
ipc	lag0, lag3, lag9, lag12

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,003
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,135
dltcn_lag6	1	1	1	1	1	1	-4,097
dltcn_lag3	0,997	1	1	1	1	1	3,532
dldeempleo_lag9	0,784	1	1	0	0	1	1,323
dlsr_lag3	0,771	1	1	1	1	0	-5,507
dldeempleo_lag1:	0,318	0	1	0	0	0	0,345
dltcn_lag9	0,31	0	0	0	1	0	0,411
dlti_coseus_lag3	0,304	0	0	0	0	0	-0,406
dlpib_ega_lag3	0,212	0	0	0	0	0	-0,034
dlsr_lag9	0,193	0	0	0	0	0	-0,706
dlpib_crh_lag12	0,181	0	0	0	0	0	-0,178
dlpib_crh_lag0	0,169	0	0	0	0	0	-0,164
dlti_coseus_lag0	0,158	0	0	0	0	0	0,139
dlpib_crh_lag9	0,155	0	0	0	0	0	0,113
dldeempleo_lag3	0,134	0	0	0	0	0	-0,076
dlsr_lag12	0,121	0	0	0	0	0	-0,27
dldeempleo_lag0	0,104	0	0	0	0	0	0,04
dlpib_crh_lag3	0,1	0	0	0	0	0	-0,044
dlpib_crh_lag6	0,1	0	0	0	0	0	-0,018
BF		1	0,842	0,663	0,64	0,513	
PostProbs		0,004	0,004	0,003	0,003	0,002	
R2		0,199	0,213	0,18	0,196	0,178	
dim		6	7	5	6	5	
logmarg		10,900	10,728	10,490	10,455	10,232	

Figura 8.14: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos muestran que las variables con mayor probabilidad posterior para explicar la probabilidad de default del sector comercio son el **tipo de cambio nominal** en sus rezagos tres y seis, el **desempleo** con un rezago de nueve trimestres, y el **índice medio de salario real** en su tercer rezago. En relación con el tipo de cambio, se observa un efecto ambiguo: mientras el rezago seis presenta un coeficiente negativo, el rezago tres muestra un signo positivo. Esta ambigüedad resulta coherente con la existencia de múltiples canales a través de los cuales las fluctuaciones del tipo de cambio pueden afectar las finanzas de las empresas.

El efecto positivo del **tipo de cambio** sobre la PD, en línea con lo planteado en el Informe del Ministerio de Economía y Finanzas (MEF, 2021), puede atribuirse a que la apreciación del peso frente al dólar abarató los productos importados. Esto pudo haber generado un incremento del poder adquisitivo de los consumidores y una reducción en los costos para los comercios.

Además, en línea con la alta incidencia de los créditos en dólares sobre la probabilidad de in-

cumplimiento del sector observada en el Cuadro 12.2, un caída del tipo de cambio puede reducir el pasivo de las firmas al disminuir el valor de la deuda en terminos de moneda nacional. No obstante, dado que la economía uruguaya está parcialmente dolarizada, dicha caída también puede afectar negativamente a aquellas empresas cuyos ingresos están en dólares, al deteriorar su posición relativa frente a costos en moneda local.

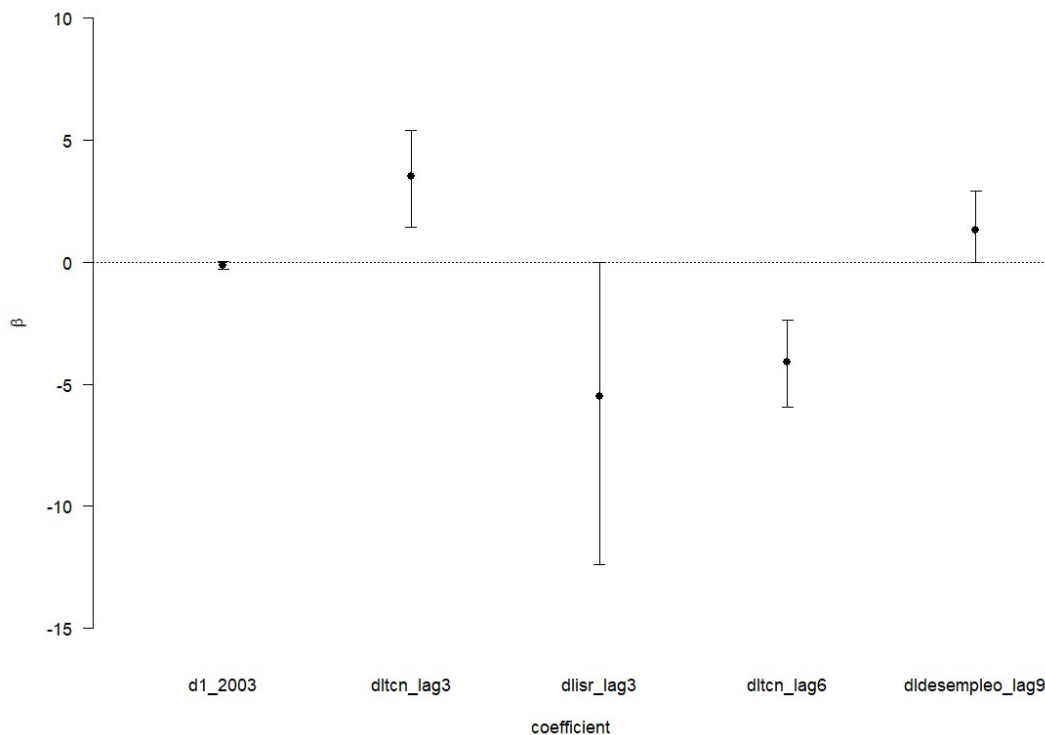


Figura 8.15: Intervalos de credibilidad de los coeficientes de las variables con mayor probabilidad de inclusión posterior.

Fuente: *Elaboración propia.*

Por otra parte, el **desempleo** muestra en su rezago más probable un coeficiente promedio positivo mientras que para el caso del **índice medio de salario real** dicho coeficiente es negativo. Ambos efectos concuerdan con que una mejora en el mercado laboral —ya sea por una reducción del desempleo o por un aumento del salario real— impulsa el consumo de los hogares y dinamiza al sector. Esto es consistente con la idea de que el comercio está estrechamente vinculado al ciclo económico, al estar directamente expuesto a las variaciones en el consumo privado.

El segundo modelo presenta un soporte fuerte y comparable al mejor modelo ($BF = 0.8$), mientras que los demás modelos, con factores de Bayes entre 0.6 y 0.5, ofrecen evidencia moderada. Esto indica que ningún modelo domina por completo, no obstante, como podemos observar en la Figura 8.17, el resultado predictivo del modelo más probable se destaca frente al promedio baye-

siano de todos los modelos y el de los mejores 20.

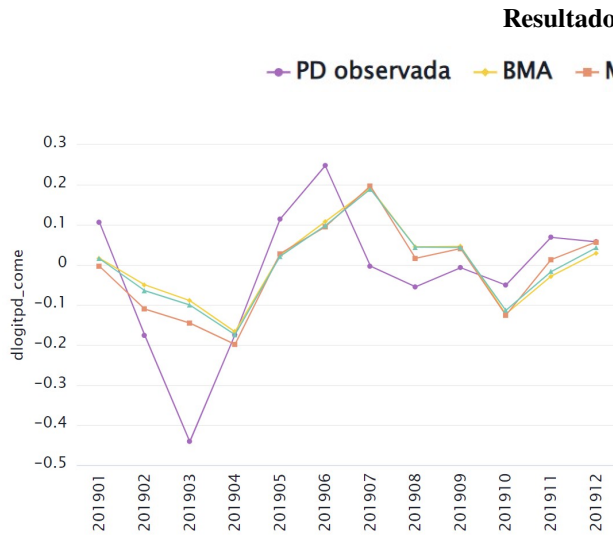


Figura 8.16: Predicción transformación logit de la PD.

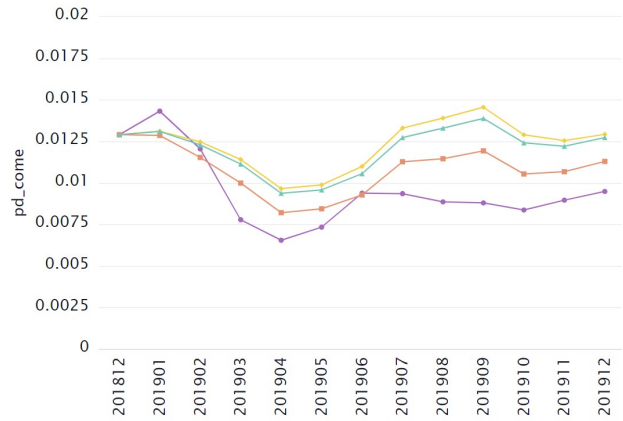


Figura 8.17: Predicción de la PD.

Fuente: Elaboración propia.

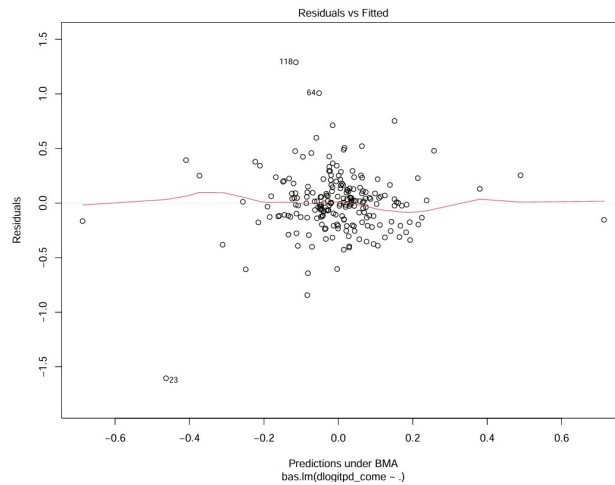


Figura 8.18: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

8.4. Servicios

El espacio de modelos quedó conformado de la siguiente forma:

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_ega	lag3, lag6, lag9, lag12
pib_crh	lag3, lag6, lag9, lag12
pib_tyc	lag3, lag6, lag9, lag12
ivf_gasto	lag1, lag2, lag3, lag5, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
ti_coseus	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag9, lag10, lag11, lag12
ipc	lag1, lag3, lag6, lag8, lag12

Como puede apreciarse en la Figura 8.19, la **inflación** en sus rezagos 1 y 6 muestran las mayores probabilidades de inclusión del modelo, aunque con signos contrapuestos. Por otra parte, la **tasa de interés** para créditos otorgados en dólares en su décimo rezago y el **nivel de actividad de comercios, restaurantes y hoteles** en su sexto rezago muestran probabilidades de inclusión superiores al 90 %. Mientras que el rezago once del **gasto de consumo final** muestra una probabilidad del 65 %.

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,008
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,013
dlipc_lag1	1	1	1	1	1	1	18,739
dlipc_lag6	1	1	1	1	1	1	-20,782
dlti_coseus_lag10	0,971	1	1	1	1	1	2,213
dlpib_crh_lag6	0,948	1	1	1	1	1	-2,349
dliivf_gasto_lag11	0,647	0	0	1	0	0	-1,565
dlti_coseus_lag1	0,364	0	1	0	0	0	-0,51
dliivf_gasto_lag10	0,358	1	1	0	1	1	-0,785
dlpib_ega_lag6	0,313	0	0	0	0	1	-0,065
dliivf_gasto_lag5	0,305	0	0	0	0	0	0,547
dlpib_ega_lag9	0,304	0	0	0	1	0	0,062
dliivf_gasto_lag9	0,276	0	0	0	0	0	-0,499
dliivf_gasto_lag3	0,188	0	0	0	0	0	-0,32
dlti_coseus_lag4	0,146	0	0	0	0	0	0,141
dlti_coseus_lag2	0,137	0	0	0	0	0	0,105
dliivf_gasto_lag8	0,13	0	0	0	0	0	-0,141
dliivf_gasto_lag7	0,121	0	0	0	0	0	0,159
dlpib_tyc_lag6	0,119	0	0	0	0	0	0,216
BF		1	0,517	0,514	0,472	0,461	
PostProbs		0,003	0,002	0,002	0,002	0,002	
R2		0,228	0,236	0,222	0,236	0,236	
dim		7	8	7	8	8	
logmarg		12,774	12,115	12,108	12,024	12,000	

Figura 8.19: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

El efecto ambiguo de la **inflación**, así como los signos asociados a los coeficientes promedio de la **tasa de interés**, el **nivel de actividad de comercio, restaurantes y hoteles**, y el **gasto de consumo final**, se alinean con lo señalado en la literatura. Sin embargo, resulta llamativa la magnitud del impacto promedio estimado para el caso de la inflación en sus rezagos 1 y 6, lo que sugiere la conveniencia de un análisis más profundo sobre su rol en la dinámica de la probabilidad de default.

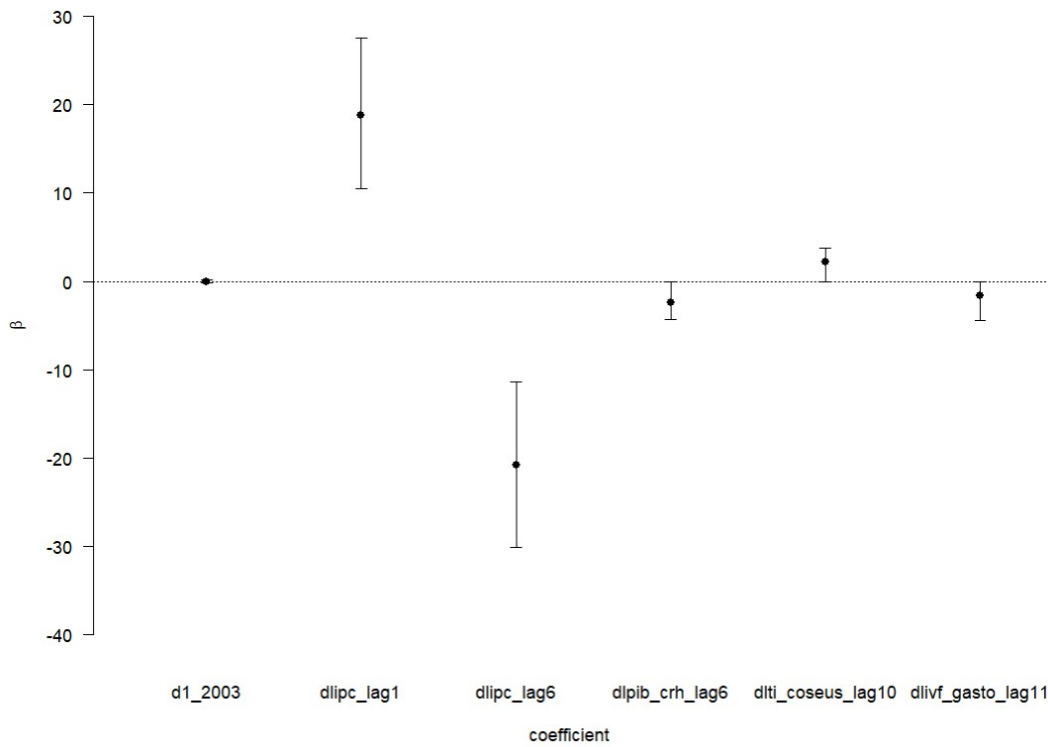


Figura 8.20: Intervalos de credibilidad de los coeficientes de las variables con mayor probabilidad de inclusión posterior.

Fuente: *Elaboración propia.*

En el análisis BMA del sector, se observa un mayor respaldo relativo al modelo más probable en comparación con el segundo modelo más probable, evidenciado por un Bayes Factor (BF) de 0,517, lo cual indica una ventaja moderada en términos de verosimilitud marginal. No obstante, como se muestra en la Figura 8.21 y Figura 8.22, los resultados predictivos durante el período de prueba no difieren sustancialmente entre el modelo más probable, el modelo BMA completo y aquel basado en el promedio de los 20 modelos más probables. Lo anterior pone de manifiesto que, si bien hay un modelo con mayor sustento empírico, las diferencias en términos de precisión predictiva son mínimas entre las alternativas consideradas.

Resultados predictivos

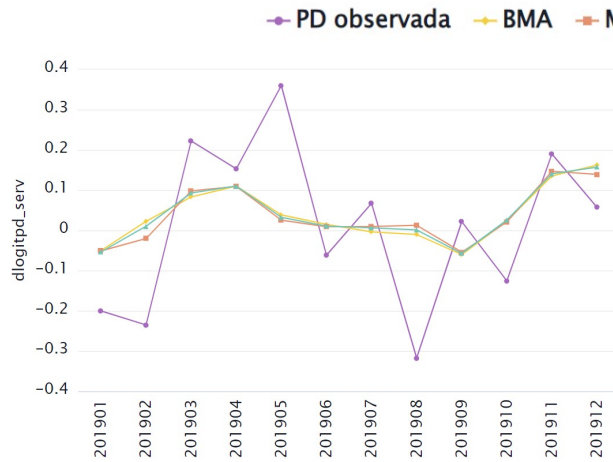


Figura 8.21: 1era diferencia transformación logit de la PD.

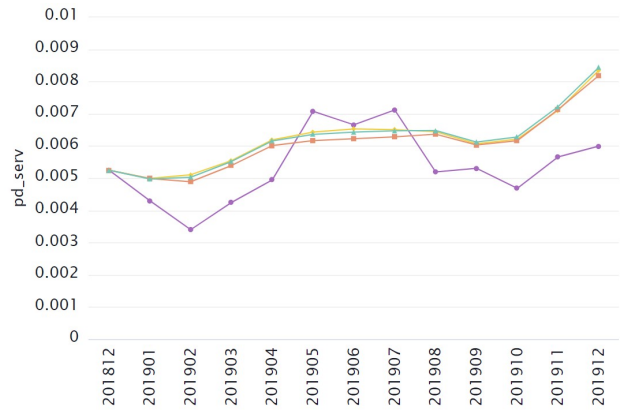


Figura 8.22: PD.

Fuente: Elaboración propia.

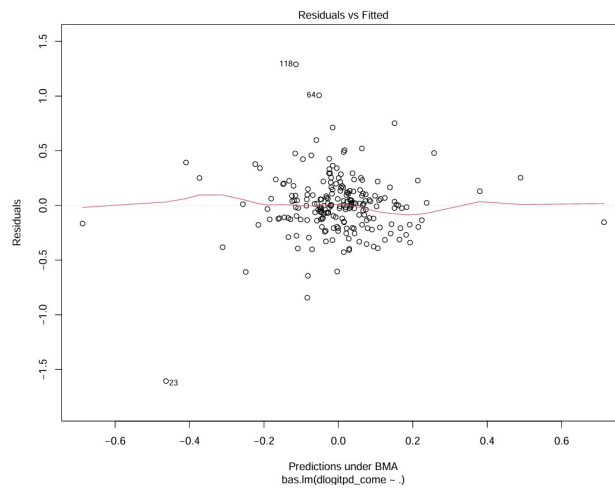


Figura 8.23: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

8.5. Construcción

El modelo incorporó las siguientes variables explicativas y sus respectivos rezagos:

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_cons	lag3, lag6, lag9, lag12
iccv_pu	lag1, lag3, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
pib_fbcf	lag3, lag6, lag9, lag12
ivf_gg	lag3, lag6, lag9, lag12
desempleo	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
tcn	lag3, lag6, lag9, lag12
ti_usde	lag1, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12

La Figura 8.21, que presenta los principales resultados del BMA, indica que el **tipo de cambio nominal**, en sus rezagos 3 y 6, exhibe probabilidades de inclusión cercanas al 100 %, con signo promedio esperado opuesto en ambos rezagos. Al tiempo que el **desempleo** y el **índice de costos de la construcción** también presentan probabilidades elevadas de inclusión.

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,007
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,096
dltcn_lag3	1	1	1	1	1	1	7,128
dltcn_lag6	0,999	1	1	1	1	1	-6,122
dldeempleo_lag1	0,835	1	1	1	1	1	2,541
dliccv_pu_lag9	0,753	1	1	1	1	1	7,236
dltcn_lag12	0,465	0	1	1	0	1	1,569
dliccv_pu_lag12	0,22	0	0	0	0	1	-1,427
dldeempleo_lag11	0,19	0	0	1	0	0	-0,37
dlpib_fbcf_lag6	0,169	0	0	0	1	0	-0,173
dlti_usde_lag12	0,113	0	0	0	0	0	0,275
dliccv_pu_lag10	0,111	0	0	0	0	0	0,536
dldeempleo_lag10	0,1	0	0	0	0	0	-0,144
BF		1	0,95	0,591	0,477	0,38	
PostProbs		0,002	0,002	0,002	0,001	0,001	
R2		0,187	0,202	0,212	0,196	0,209	
dim		6	7	8	7	8	
logmarg		9,344	9,293	8,818	8,603	8,376	

Figura 8.24: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

Los signos asociados a los coeficientes promedio asociados al **desempleo** y el **índice de costos de la construcción** se encuentran en consonancia con lo esperado en la literatura. Mientras que el efecto ambiguo del **tipo de cambio nominal** puede responder a nuestro supuesto inicial acerca de la existencia de un descalce de monedas, pero también al efecto de la dolarización de la economía

al definir la estructura de ingresos y costos de las firmas del sector.

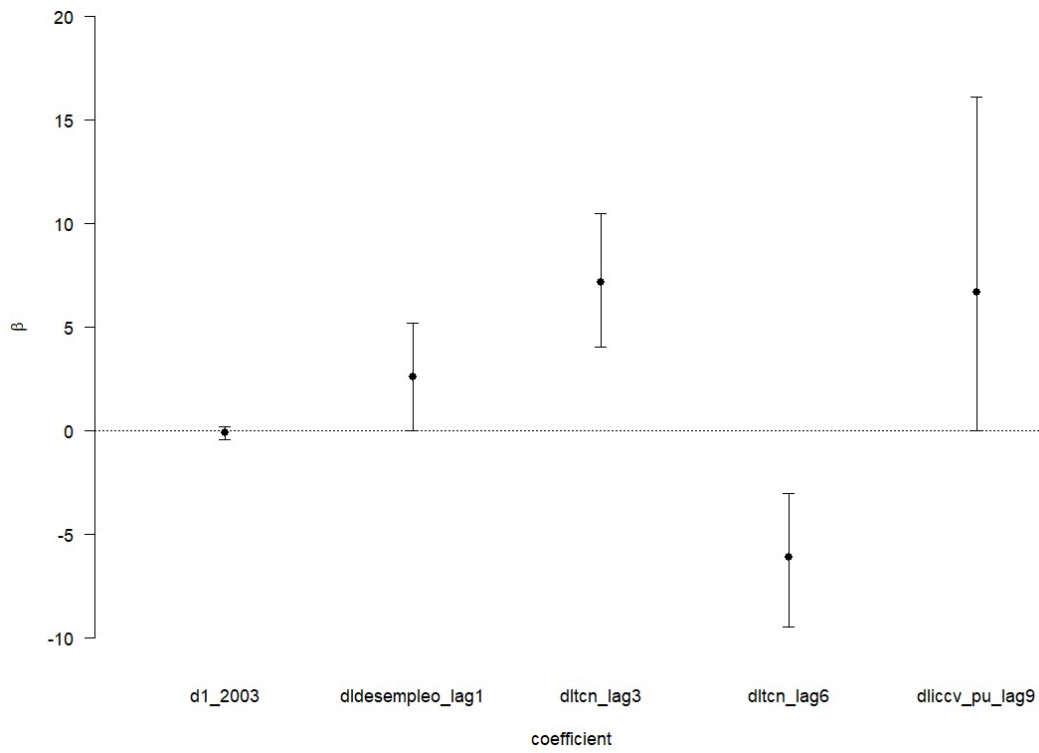


Figura 8.25: Intervalos de credibilidad de los coeficientes de las variables con mayor probabilidad de inclusión posterior.

Fuente: Elaboración propia.

El modelo BMA correspondiente al sector construcción es el que presenta menor respaldo estadístico, medido a través del logaritmo de la verosimilitud marginal (logmarg), siendo este el más bajo entre los modelos estimados con la PD a 3 meses móviles. No obstante, el valor obtenido no se aleja significativamente de los logmarg observados en los BMA de otros sectores, lo que sugiere que su ajuste estadístico, si bien es algo más débil, sigue siendo razonable. En términos predictivos, los resultados obtenidos durante el período de prueba son consistentes y adecuados, logrando capturar de forma satisfactoria la dinámica de la probabilidad de incumplimiento observada (Figura 8.26 y Figura 8.27).

Resultados predictivos

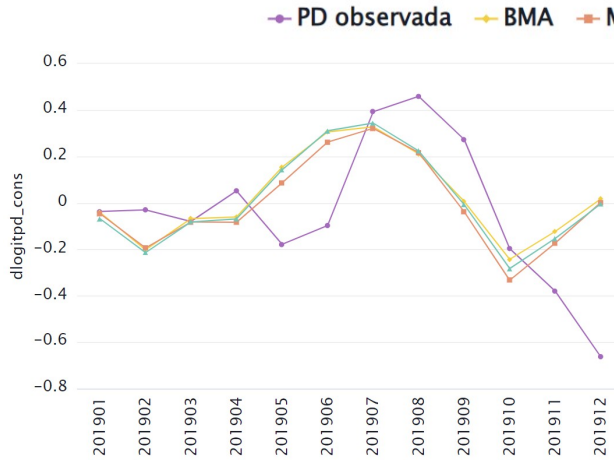


Figura 8.26: 1era diferencia transformación logit de la PD.

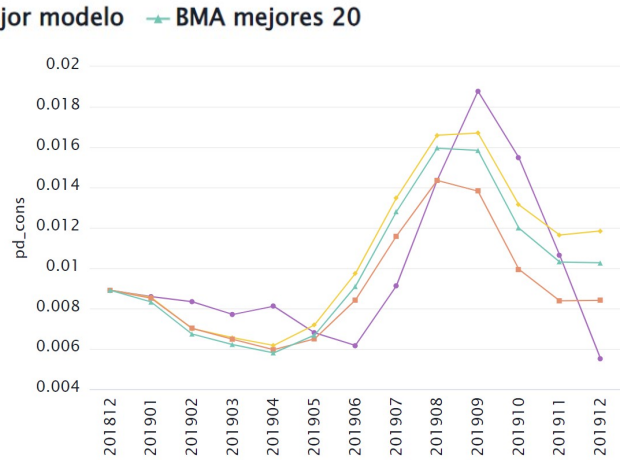


Figura 8.27: PD.

Fuente: Elaboración propia.

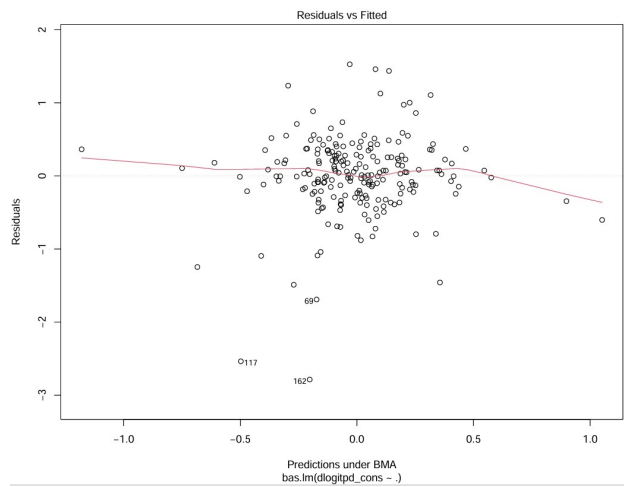


Figura 8.28: Residuos BMA.

Fuente: Elaboración propia.

9. Conclusiones

El presente trabajo tuvo como objetivo analizar los determinantes macroeconómicos y sectoriales de la probabilidad de default (PD) de los créditos otorgados al sector no financiero corporativo en Uruguay, en el período comprendido entre abril de 2000 y diciembre de 2018. Para ello, se desarrollaron modelos sectoriales utilizando el enfoque de Promedio Bayesiano de Modelos (Bayesian Model Averaging, BMA), con el fin de capturar la incertidumbre estructural en la selección de variables explicativas y mejorar la capacidad predictiva de los modelos.

Los resultados obtenidos aportan evidencia empírica en favor de la existencia de una relación diferencial entre la probabilidad de default sectorial y el entorno macroeconómico. En términos generales, y en línea con las expectativas teóricas, se observa una mayor sensibilidad de los sectores no transables a variables representativas de la actividad económica nacional. En contraste, el sector agropecuario exhibe una fuerte vinculación con determinantes externos, como el precio internacional de la carne y el tipo de cambio real, lo cual es consistente con su carácter transable. Al tiempo que la industria manufacturera muestra una vinculación relevante tanto con factores externos como internos, lo cual resulta coherente con la elevada heterogeneidad del sector en cuanto a la transabilidad de sus ramas.

Adicionalmente, a excepción del comercio, se identifican variables específicas de la actividad sectorial con alta incidencia en la explicación del comportamiento de la PD, lo que refuerza la pertinencia de un enfoque de análisis desagregado por sector.

En el caso particular del **sector agropecuario**, como se mencionó de forma previa, encontramos evidencia empírica que respalda el mayor vínculo del sector con variables vinculadas al comercio exterior. Dentro de las variables generales se observa evidencia a favor de un efecto significativo del tipo de cambio real, aunque su capacidad predictiva resulta algo inferior en el período de prueba en comparación con el modelo alternativo que no incluye esta variable. Un hallazgo inesperado es el fuerte impacto de la inflación, presente de forma consistente en los modelos estimados. Dado que este resultado no era inicialmente esperado, se sugiere un análisis más detallado de los posibles canales a través de los cuales la inflación incide sobre el riesgo de incumplimiento en este sector. Asimismo, se observa una alta probabilidad de incidencia del primer rezago de la tasa de interés en la PD, en línea con lo previsto (una mayor tasa de interés implica mayores costos de financiamiento).

En relación a los factores específicos de la actividad para el agro, la evidencia respalda el vínculo esperado de la PD con los precios internacionales, fundamentalmente el de la carne, en consonancia con el elevado peso de los créditos destinados a la ganadería y actividades conexas. Por su parte, si bien el índice de volumen físico del PIB sectorial presenta probabilidades posteriores elevadas de

inclusión, su influencia resulta menor a la anticipada. Al tiempo que las exportaciones no parecen ser buenas indicadores del desempeño de la PD del sector, contrario a lo que se presumía en un principio. En cambio, el índice de precios al productor nacional muestra un impacto mayor al esperado, aunque el signo del coeficiente en el principal modelo de corto plazo no se alinea completamente con lo previsto por la teoría.

En cuanto a la **industria manufacturera**, si bien se observa una elevada variabilidad en la primera diferencia de la transformación logit de la PD que los modelos no logran capturar adecuadamente durante el período de prueba, los resultados sí parecen reflejar de forma razonable la tendencia general de la PD. No obstante, dada la alta heterogeneidad interna del sector —tanto en términos de las actividades que lo componen como del grado de transabilidad de sus productos—, podría ser recomendable avanzar hacia una mayor desagregación sectorial. Los hallazgos muestran que las variables generales asociadas a la actividad interna no mejoran significativamente la capacidad predictiva del modelo BMA. En particular, el índice de salario real no resulta ser un buen predictor del comportamiento de la probabilidad de default, contrariamente a lo que se suponía inicialmente. Asimismo, aunque el tipo de cambio real no aporta sustancialmente a la predicción de la PD del sector, el comportamiento de las exportaciones aparece entre las variables con mayor probabilidad posterior de incidencia, lo cual sugiere cierto vínculo de la PD del sector con las condiciones del comercio exterior.

Por otro lado, se observa evidencia empírica que respalda la relevancia de las ramas específicas, como la industria de alimentos y bebidas y la industria textil, las cuales concentran una proporción significativa tanto del crédito como de la PD del sector. A su vez, el PIB del sector manufacturero también presenta una alta incidencia sobre la PD. Finalmente, la formación bruta de capital muestra una elevada probabilidad de incidencia, aunque con un signo contrario al esperado, lo que sugiere la necesidad de un análisis más detallado sobre su interpretación.

Respecto del **sector comercio**, se destaca su buen desempeño predictivo en el período de prueba, así como la alta sensibilidad de la PD al desempleo y al índice de salario real. Ambos hallazgos refuerzan la idea de que una mejora en el mercado laboral —ya sea mediante una caída del desempleo o un incremento del salario real— tiende a impulsar el consumo de los hogares y, en consecuencia, a dinamizar el sector. Esta relación es coherente con la caracterización del comercio como un sector estrechamente vinculado al ciclo económico, dado que está directamente expuesto a las variaciones del consumo privado. Estos resultados también se alinean con la evidencia empírica previa, como la de Borraz et al. (2022), que identifica una fuerte relación entre empleo y precios en el comercio minorista. Por otra parte, el efecto ambiguo del tipo de cambio nominal sugiere la existencia de canales contrapuestos de transmisión sobre el sector. Cabe señalar que no se identifican variables

específicas del sector con impacto significativo sobre la PD.

En el caso del **sector servicios**, si bien cabía esperar un desempeño predictivo más limitado debido a su elevada heterogeneidad interna, los resultados obtenidos son satisfactorios. La inflación es la variable general con mayor probabilidad de incidir en los incumplimientos del sector. Su efecto ambiguo puede estar indicando los efectos contrapuestos esperados en relación al menor valor real de las obligaciones pendientes, pero también a posibles rigideces nominales que impacten en los ingresos de las firmas y/o de los consumidores de los servicios provistos. No obstante, la magnitud e importancia del efecto de esta variable podría merecer un análisis más profundo. Asimismo, se destaca la mayor relevancia de la tasa de interés en dólares en comparación con la correspondiente en pesos, lo cual resulta consistente con la estructura del crédito en el sector, donde los préstamos en dólares tienen mayor peso e incidencia sobre los incumplimientos. En contraste, se esperaba una mayor influencia del desempleo y del tipo de cambio, cuya relevancia resultó menor a la anticipada.

Dentro de las variables específicas, se destaca la influencia del PIB del sector comercio, restaurantes y hoteles, lo cual resulta coherente con lo esperado, dado el peso significativo que este subsector tiene en la PD del sector durante el período de análisis. Asimismo, el índice de volumen físico del gasto de consumo final también se presenta como un determinante importante, apoyando la existencia de un vínculo entre la dinámica del sector y el nivel de consumo agregado de la economía, y por tanto, de su sensibilidad al ciclo económico nacional.

Por último, en el **sector construcción**, la PD muestra una alta sensibilidad al desempleo, lo cual se explica tanto por su relación con el ciclo económico como por la intensidad en el uso de mano de obra característica de este sector. También se observa el efecto ambiguo del tipo de cambio nominal, en línea con lo previsto, y una influencia significativa del índice de costo de la construcción, lo que resalta la importancia de variables propias de la actividad sectorial. Las variables destinadas a capturar un posible vínculo entre el comportamiento de los incumplimientos del sector y las políticas del Estado no mostraron evidencia empírica significativa de incidencia, por lo que no se respalda estadísticamente la existencia de dicha relación.

Este trabajo busca constituir un primer aporte empírico al estudio de la probabilidad de default a nivel sectorial, y se destaca como un insumo potencial para futuras pruebas de estrés, en línea con las recomendaciones internacionales en materia de gestión del riesgo crediticio. No obstante, existen diversas líneas que podrían explorarse para profundizar el análisis. Entre ellas, se destaca la posibilidad de adoptar enfoques de modelización basados en cadenas de valor o encadenamientos productivos. Además, se sugiere evaluar la construcción de modelos de PD a nivel de entidad bancaria, considerando que el BROU representa una proporción considerable del crédito total y presenta

características distintivas respecto a la banca privada, lo que podría tener implicancias relevantes en términos de segmentación del riesgo y diseño de pruebas de estrés diferenciadas.

Finalmente, cabe señalar que este trabajo no está exento de las limitaciones planteadas por la crítica de Lucas, según la cual es poco probable que los parámetros o las formas funcionales se mantengan estables en el tiempo (Simons y Rolwes, 2009). En este sentido, se recomienda una revisión periódica de los modelos desarrollados, así como la continua implementación de mecanismos de validación, como el backtesting, que permitan evaluar su vigencia y capacidad predictiva a lo largo del tiempo.

10. Referencias Bibliográficas

- Alfaro, L., Asis, G., Chari, A. y Panizza, U. (2019). *Corporate Debt, Firm Size And Financial Fragility In Emerging Markets*. NBER Working Papers 25459, National Bureau of Economic Research, Inc.
- Allen, L. y Saunders, A. (2003). *A survey of cyclical effects in credit risk measurement models*. BIS Working Paper. No. 126. Bank for International Settlements.
- Altman, E.I. (1983). *Why businesses fail*. Journal of Business Strategy. Vol. 3. No.4.
- Altman, E. I., Hotchkiss, E. y Wang, W. (2019). *Corporate Financial Distress, Restructuring and Bankruptcy. Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Fourth Edition.
- Alvarez, E., Brida, J. B., Martínez, M. y Mones P. (2022). *Análisis de redes complejas: un estudio de la inflación en Uruguay*. Revista Finanzas y Política Económica, Universidad Católica de Colombia, vol. 14(1).
- Arbeletche, P. y Guibert, M. (2018). *Las dinámicas agropecuarias del siglo XXI en Uruguay*. Pampa (Santa Fe), Nro.18.
- Awijen, H., Zaied, Y.B. y Hunjra, A.I. (2023). *Systematic and Unsystematic Determinants of Sectoral Risk Default Interconnectedness*. Computational Economics, Springer; Society for Computational Economics. Vol. 62. No.2.
- Banco Central del Uruguay (s.f.). *Hoja de ruta hacia Basilea II*. Superintendencia de Servicios Financieros.
- Banco Central del Uruguay (2022). *Normas Contables para la elaboración de los estados financieros de las Instituciones de Intermediación Financiera, Empresas de Servicios Financieros, Casas de cambio y Empresas Administradoras de Crédito de Mayores Activos*.
- Banco Central del Uruguay (2024). *Recopilación de Normas de Regulación y Control del Sistema Financiero*.
- Bank for International Settlements (2015). *Developments in credit risk management across sectors:*

current practices and recommendations. Joint Forum BCBS, IOSCO & IAIS.

Basel Committee on Banking Supervision (2000). *Principles for the Management of Credit Risk*. Bank for International Settlements.

Basel Committee on Banking Supervision (2011). *Basilea III: Marco regulador global para reforzar los bancos y sistemas bancarios*. Bank for International Settlements.

Berger, A.N. y DeYoung, R. (1997). *Problem Loans and Cost Efficiency in Commercial Banks*. Journal of Banking and Finance. Vol.21 No.6.

Bértola, L. y Bittencourt, G. (2014). *Un balance histórico de la industria uruguaya: entre el “destino manifiesto” y el voluntarismo*. Montevideo: MIEM/FCS - UdelaR.

Bonas, A., Llanes, M., Usón, I. y Veiga, N. (2007). *Riesgo de Crédito. Amenaza u oportunidad*. Universitat Pompeu Fabra –IDEC, Máster en Mercados Financieros, Sexta edición.

Borio, C., Drehmann, M. y Tsatsaronis, K. (2014). *Stress testing macro stress testing: does it live up to expectations?*. Journal of Financial Stability. Vol. 12(C).

Borraz, F., Livan, G., Rodríguez-Martínez, A. y Picardo, P. (2022). *Price, sales, and the business cycle: Microeconomic evidence*. Latin American Journal of Central Banking (previously Monetaria), Elsevier, vol. 3(1).

Breganti, M. y Oliveira, A. (2009). *Mercado lácteo uruguayo: inserción de una nueva empresa*. Trabajo monográfico para la obtención del título de Contador Público. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República.

Burgstahler, D., Hail, L. y Leuz, C. (2006). *The importance of reporting incentives: Earnings management in european private and public firms*. The Accounting Review, 81:983–1016.

Cabrera, J.M. y Bazerque, P. (2010). *Probabilidad de Default de los Créditos Bancarios en una Economía Dolarizada*. Proyecto BID 1407/OC-UR-2 Programa global de Financiamiento Multisectorial III. Banco Interamericano de Desarrollo.

Cámara de Industrias del Uruguay. (2015). *Cambios y tendencias en la industria manufacturera (Documento técnico)*. Montevideo. Recuperado de: <https://www.ciu.com.uy/wp-content/uploads/2022/09/Cambios>

y-tendencias-en-la-industria-manufacturera.pdf

Cámara de Industrias del Uruguay. (2019). *Otro año recesivo para la industria (Documento técnico)*. Montevideo. Recuperado de: <https://www.ciu.com.uy/wp-content/uploads/2022/09/Otro-ano-recesivo-para-la-industria.pdf>

Carbajal, F., Carrasco, P., Cazulo, P., Llambí, C. y Ruis, A. (2014). *Una evaluación económica de los incentivos fiscales a la inversión en Uruguay*. Documento de trabajo N.º 20/14. Instituto de Economía - IECON, FCEA-UdelaR.

Cashin, P., Céspedes, L.F. y Sahay, R. (2003). *Commodity currencies and the real exchange rate*. Working Papers Central Bank of Chile 236, Central Bank of Chile.

Chaibi, H. y Ftiti, Z. (2015). *Credit risk determinants: Evidence from a cross-country study*. Research in International Business and Finance. Vol. 33.

Chen, J.-H. y Williams, M. (1999). *The determinants of business failures in the US low technology and high-technology industries*. Applied Economics, Vol. 31(12).

CINVE. (2013). *Claves y tendencias no.130: Cómo le fue a la industria en 2013 (Informe nº130)*. Montevideo: Centro de Investigaciones Económicas.

Equipos Consultores. (1997). *Industria de la construcción en Uruguay [Informe]*. Ministerio de Trabajo y Seguridad Social. Recuperado de: <https://www.gub.uy/ministerio-trabajo-seguridad-social/datos-y-estadisticas/estadisticas/industria-construccion-informe-consultora-equipos-1997>

Fallanca, M., Forgiione, A. F. y Otranto, E. (2021). *Do the determinants of non-performing loans have a different effect over time? A conditional correlation approach*. Journal of Risk and Financial Management. Vol. 14. No.1.

Feldkircher, M., y Zeugner, S. (2022). *Bayesian Model Averaging with BMS: for BMS Version 0.3.5 [Manual de usuario]*.

Fernandez, C., Ley, E. y Steel, M.F. J. (2001). *Benchmark priors for Bayesian model averaging*. Journal of Econometrics, Elsevier, vol. 100(2).

Gross, M. y Población, J. (2019). *Implications of Model Uncertainty for Bank Stress Testing*. Journal

of Financial Services Research, Western Finance Association. Vol. 55 No.1.

Henry, J., Kok, C., Zimmermann, M., Leber, M., Kolb, M., Grodzicki, M., Amzallag, A., Vouldis, A., Hałaj, G., Pancaro, C., Gross, M., Baudino, P., Sydow, M., Cabral, I. y Żochowski, D. (2013). *A macro stress testing framework for assessing systemic risks in the banking sector*. Occasional Paper series No. 152. European Central Bank.

Hudson, J. (1997). *Company bankruptcies and births matter*. Applied Economics, Vol. 29(5).

Illanes, G., Pena, A. y Sosa, A. (2014). *Un Modelo Macroeconómico del Riesgo de Crédito en Uruguay*. Documentos de trabajo 2014002. Banco Central del Uruguay.

Jimenez, G. y Saurina, J. (2005). *Credit cycles, credit risk, and prudential regulation*. International Journal of Central Banking, International Journal of Central Banking. Vol. 2 No.2.

Jones, M.T. (2005). *Estimating Markov Transition Matrices Using Proportions Data: An Application to Credit Risk*. IMF Working Paper 05/219. International Monetary Fund.

Kass, R. E. y Raftery, A. E. (1995). *Bayes Factors*. Journal of the American Statistical Association, 90.

Kass, R. E. y Wasserman, L. (1995). *A reference Bayesian test for nested hypotheses and its relationship to the Schwarz criterion*. Journal of the American Statistical Association 90.

Keeton, W. y Morris, C. (1987). *Why Do Banks' Loan Losses Differ?*. Economic Review, Federal Reserve Bank of Kansas City. Vol. 72.

Klein, N. (2013). *Non-Performing Loans in CESEE: Determinants and Impact on Macroeconomic Performance*. IMF Working Paper 13/72. International Monetary Fund.

Larraín, F. y Sachs, J. D. (2013). *Macroeconomía en la economía global*. Tercera edición. Pearson Education.

Louzis D.P., Vouldis, A.T. y Metaxas, V.L. (2012). *Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece: a comparative study of mortgage, business and consumer loan portfolios*. Journal of Banking & Finance, Elsevier. Vol. 36 No.4.

- Madigan, D., y Raftery, A. E. (1994). *Model Selection and Accounting for Model Uncertainty in Graphical Models Using Occam's Window*. Journal of the American Statistical Association, 89(428).
- Madigan, D., York, J., y Allard, D. (1995). *Bayesian Graphical Models for Discrete Data*. International Statistical.
- Merton, R. C. (1974). *On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates*. Journal of Finance. Vol. 29 No. 2.
- Ministerio de Economía y Finanzas. (2021). *Informe N° 23-22: Mercado de Distribución Minorista – Medida Preparatoria*.
- Ministerio de Industria, Energía y Minería (2020). *Informe sector primario: agro, pesca y minería*.
- Ministerio de Trabajo y Seguridad Social. (2022). *Estudio sector turismo a nivel territorial: Versión final*.
- Nava, O.G. (2003). *Financiamiento y Riesgo en el Sector Agropecuario uruguayo*. Banco interamericano de desarrollo entidad estatal de seguros agrarios de España – ENESA.
- Peersman, G. y Lorenzo, P. (2008). *Business Cycle Fluctuations and Excess Sensitivity of Private Consumption*. Economica 75 (299).
- Penikas, H. I. (2015). *History of banking regulation as developed by the Basel Committee on Banking Supervision in 1974 – 2014 (brief overview)*.
- Raftery, A.E., Madigan, D. y Hoeting, J.A. (1997). *Bayesian model averaging for linear regression models*. Journal of the American Statistical Association 92.
- Romero, R., Gutiérrez, S. y Osorio, H. (2018). *NIIF 9 Instrumentos Financieros: Aplicación Práctica para la Determinación de la Pérdida Esperada de un Portafolio de Activos*. CAPIC Review, Journal Of Accounting, Auditing And Business Management.
- Rovira, F. (2019). *Consultoría para el Diagnóstico de la Complejidad Económica para Uruguay*. Centro de Investigaciones Económicas. Uruguay.

- Sala-i-Martin, X., Doppelhofer, G. y Miller, R.I. (2004). *Determinants of long-term growth: a Bayesian averaging of classical estimates (BACE) approach*. The American Economic Review, Vol. 94. No.4.
- Samuelson, P.A. (1964). *Theoretical Notes on Trade Problems*. The Review of Economics and Statistics, 46(2).
- Simons, D. y Rolwes, F. (2009). *Macroeconomic default Modeling and Stress Testing*. International Journal of Central Banking, International Journal of Central Banking, vol. 5 No.3.
- Steel, M. F. J. (2020). *Model Averaging and Its Use in Economics*. Journal of Economic Literature 58 (3).
- Surjaningsih, N., Kurniati, I.N. y Indriani, R. (2018). *Credit Risk Models for Five Major Sectors in Indonesia*. Bulletin of Monetary Economics and Banking. Bank Indonesia. Vol.20 No.4.
- Torres, S. (2019). *Uruguay: Perfil económico-productivo, desafíos para la transformación social-ecológica*. Análisis - Friedrich Ebert Stiftung Uruguay, núm. 22.
- Uruguay XXI (2020). *Business case: forestal*. Promoción de inversiones, exportaciones e imagen país. Uruguay.
- Uruguay XXI (2022). *Sector agrícola en Uruguay*. Promoción de inversiones, exportaciones e imagen país. Uruguay.
- Vallcorba, M. y Delgado, J. (2007). *Determinantes de la morosidad bancaria en una economía dolarizada. El caso uruguayo*. Working Papers 0722, Banco de España.
- Vlieghe, G.W. (2001). *Indicators of fragility in the UK corporate sector*. Bank of England Working Paper No. 146. Bank of England.
- Wadhvani, S.B. (1986). *Inflation Bankruptcy, Default Premia and the Stock Market*. Economic Journal, Vol. 96, No. 381.
- Warue, B.N. (2013). *The effects of bank specific and macroeconomic factors on nonperforming loans in commercial banks in Kenya: A comparative panel data analysis*. Advances in Management

and Applied Economics. SCIENPRESS Ltd. Vol. 3 No.2.

Yurdakul, F. (2014). *Macroeconomic Modelling Of Credit Risk For Banks*. Gazi University, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Turkey.

Zellner, A. (1986). *On Assessing Prior Distributions and Bayesian Regression Analysis with g-Prior Distributions*.

Zellner, A. and Siow, A. (1980). *Posterior Odds Ratios for Selected Regression Hypotheses*. *Trabajos de Estadística Y de Investigación Operativa*, 31.

11. Anexo

Comentarios relevantes sobre los saldos de créditos del periodo agosto 2002 y junio 2004.

Mes	Tipo de institución	Comentario
Ago-2002	Bancos Privados	Suspensión de actividades de Banco Comercial S.A. (Banco Comercial), Banco La Caja Obrera S.A. (BCO), Banco de Montevideo S.A. (BM) y Banco de Crédito S.A. (Banco de Crédito). Al cierre de julio de 2002 el saldo de créditos al SNF de cada institución era: Banco Comercial U\$S 1,148 millones, BCO U\$S 202 millones, BM U\$S 427 millones y Banco de Crédito U\$S 513 millones. En diciembre de 2002 fueron liquidados Banco Comercial, BCO y BM y en febrero de 2003 fue liquidado el Banco de Crédito. Los saldos de créditos al SNF de los primeros tres bancos se encuentran incluidos en la serie hasta abril de 2003 inclusive y los del Banco de Crédito hasta febrero de 2003 inclusive.
Mar-2003	Bancos Privados	Liquidación del Banco de Crédito S.A. en febrero de 2003. Deja de incluirse el saldo de créditos al SNF de este banco: U\$S 460 millones, de los cuales U\$S 79 millones eran créditos vigentes a residentes, U\$S 2 millón créditos vigentes a no residentes, U\$S 332 millones créditos vencidos a residentes y U\$S 47 millones créditos vencidos a no residentes.
May-2003	Bancos Privados	Nuevo Banco Comercial S.A. inicia operaciones de crédito en mayo de 2003, con créditos por U\$S 779 millones, correspondiendo U\$S 324 millones a créditos vigentes (U\$S 297 millones son a residentes), y U\$S 455 millones a créditos vencidos (U\$S 357 millones son a residentes). Dejan de incluirse los saldos de créditos al SNF en los bancos en liquidación Banco Comercial S.A. (U\$S 759 millones), Banco La Caja Obrera S.A. (U\$S 171 millones) y Banco de Montevideo S.A. (U\$S 347 millones). El total de créditos al SNF que deja de incluirse (U\$S 1,277 millones) se distribuye de la siguiente manera: U\$S 436 millones son créditos vigentes (U\$S 342 millones son a residentes) y U\$S 841 millones son créditos vencidos (U\$S 643 millones a residentes). Dichos saldos corresponden a los informados a Diciembre de 2002 por las instituciones y fueron replicados durante los cuatro primeros meses de 2003.

Mes	Tipo de institución	Comentario
Dic-2003	Bancos Privados	El ejercicio de la opción PUT del Nuevo Banco Comercial S.A. (NBC) con los Fondos de Recuperación de Patrimonio Bancario (FRPB), a confirmar en meses posteriores, determina una disminución en los créditos brutos de U\$S 180 millones, de los cuales U\$S 12 millones corresponden a créditos vigentes, U\$S 167 millones a créditos vencidos y U\$S 1 millón a créditos castigados. Además de acuerdo a una instrucción particular resuelta por el BCU, el NBC debió castigar créditos vencidos hasta alcanzar un nivel de morosidad no superior al 7 % a diciembre de 2003 (aproximadamente U\$S 70 millones). Por último parte de la cartera vencida que retuvo el NBC, luego de acuerdos alcanzados con los deudores, fue reestructurada y reclasificada como vigente (aproximadamente U\$S 217 millones).
Jun-2004	Bancos Privados	Constitución del segundo fideicomiso financiero del BROU con CARA AFISA. El valor nominal del fideicomiso asciende a U\$S 168,6 millones, correspondiendo U\$S 97,4 millones a créditos brutos (U\$S 11,3 millones en moneda nacional y U\$S 86,1 millones en moneda extranjera) y U\$S 71,2 millones a créditos castigados. CARA AFISA emite y entrega al BROU certificados de participación en el dominio fiduciario (incluidos dentro de créditos vigentes) por U\$S 24,8 millones (valor de transferencia, equivalente al valor de los créditos brutos menos las provisiones que el BROU había constituido por dichos créditos). El efecto neto sobre los créditos es un aumento de los créditos vigentes de U\$S 8,6 millones y una reducción de los créditos vencidos y castigados de U\$S 81,2 millones y U\$S 71,2 millones respectivamente. La amortización parcial del Fideicomiso I del BROU por parte de CARA AFISA determina una reducción en los créditos al sector privado correspondiente a la devolución de certificados de participación en el dominio fiduciario por U\$S 32 millones.

Fuente: Superintendencia de Servicios Financieros, BCU.

En resumen, durante ese período se produjo la liquidación de cuatro instituciones bancarias relevantes: Banco Comercial S.A., Banco La Caja Obrera S.A., Banco de Montevideo S.A. y el Banco de Crédito S.A.. Si bien las liquidaciones ocurrieron entre fines de 2002 y comienzos de 2003, los saldos de créditos de dichas entidades continuaron registrándose hasta febrero de 2003 (en el caso del Banco de Crédito) y hasta abril de 2003 (para los bancos restantes). Por otra parte, en diciembre de 2003 el Nuevo Banco Comercial S.A. ejerció una opción PUT con los Fondos de Recuperación de Patrimonio Bancario (FRPB), lo que implicó una nueva caída en los créditos brutos registrados. Finalmente, en junio de 2004 se constituyó el segundo fideicomiso financiero entre el BROU y CARA AFISA, transfiriéndose créditos por un valor nominal de USD 168,6 millones (de los cuales USD 97,4 millones correspondían a créditos brutos y USD 71,2 a créditos castigados). El efecto neto de estas operaciones fue un aumento de los créditos vigentes y una reducción de los créditos vencidos y castigados.

12. Apéndice

12.1. Gráficos adicionales

Sector Agropecuario

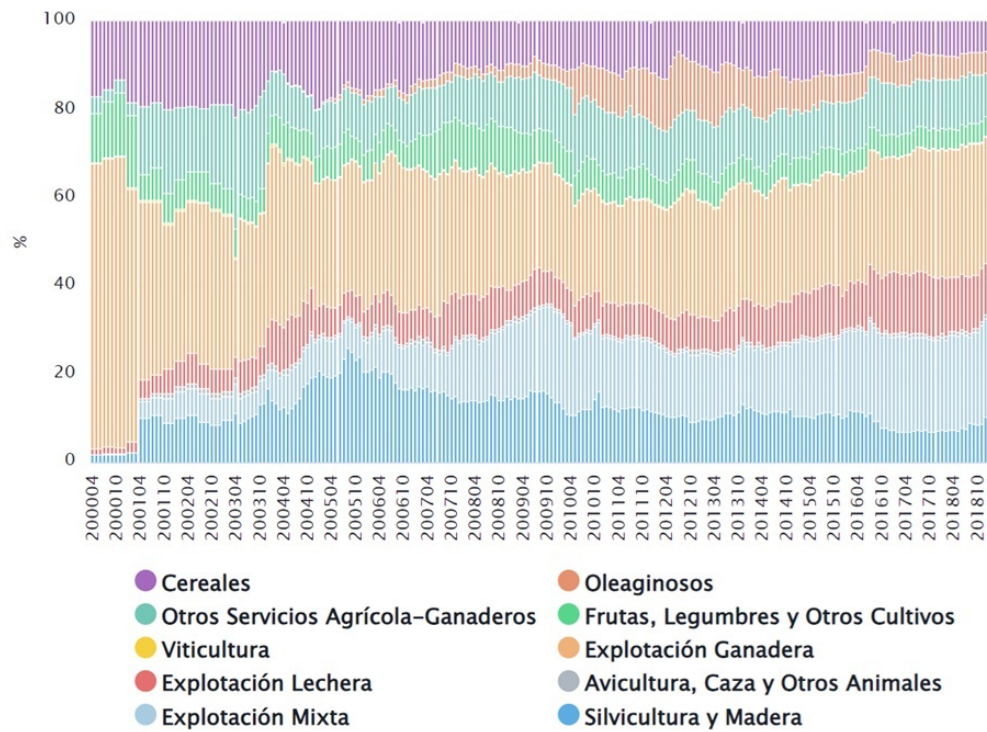


Figura 12.1: Composición sectorial de los créditos brutos al sector agropecuario.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Industria manufacturera

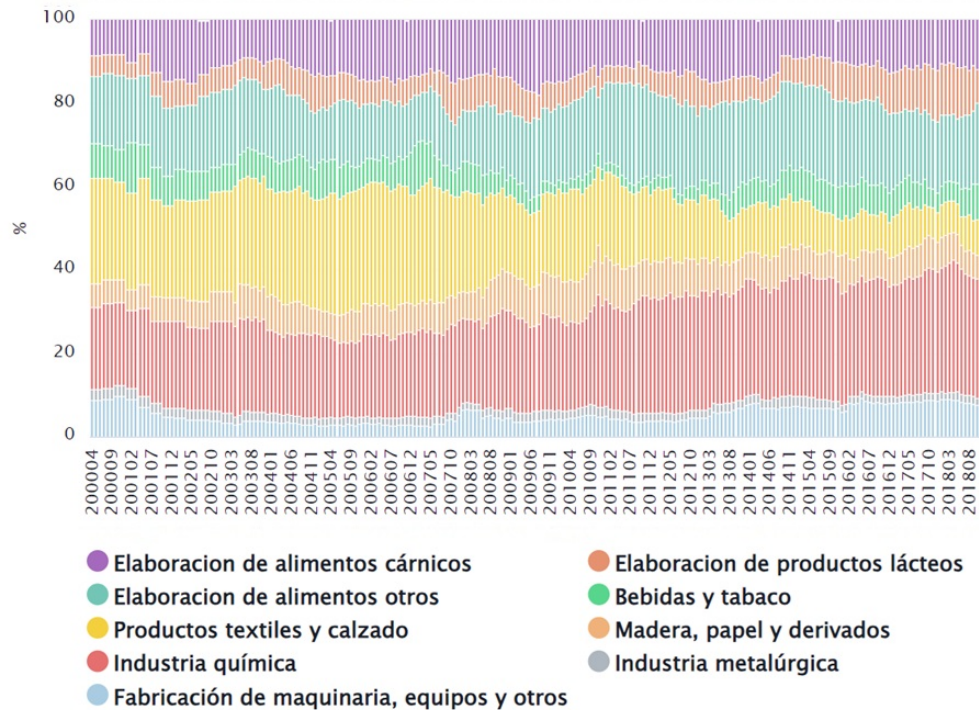


Figura 12.2: Composición sectorial de los créditos brutos a la industria manufacturera.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 12.1: Peso e incidencia promedio de cada subsector por moneda en la PD promediada a 3 meses de la industria manufacturera. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Elaboración de carnes y lácteos – pesos	0,8	0,01
Elaboración de carnes y lácteos – dólares	12,9	0,30
Otros alimentos, bebidas y tabaco – pesos	2,3	0,02
Otros alimentos, bebidas y tabaco – dólares	26,2	0,54
Textiles y calzado – pesos	1,0	0,01
Textiles y calzado – dólares	21,0	0,41
Madera, papel y derivados – pesos	0,8	0,01
Madera, papel y derivados – dólares	6,7	0,09
Industria química y metalúrgica – pesos	2,1	0,02
Industria química y metalúrgica – dólares	18,1	0,38
Otros – pesos	0,7	0,01
Otros – dólares	7,5	0,12

Fuente: Elaboración propia.

Comercio

Cuadro 12.2: Peso e incidencia promedio de cada subsector por moneda en la PD promediada a 3 meses del sector comercio. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Venta de vehículos automotores y conexos – pesos	2,6	0,03
Venta de vehículos automotores y conexos – dólares	9,8	0,48
Comercio al por mayor – pesos	9,7	0,08
Comercio al por mayor – dólares	41,9	1,16
Comercio al por menor – pesos	9,9	0,11
Comercio al por menor – dólares	26,2	0,93

Fuente: Elaboración propia.

Servicios

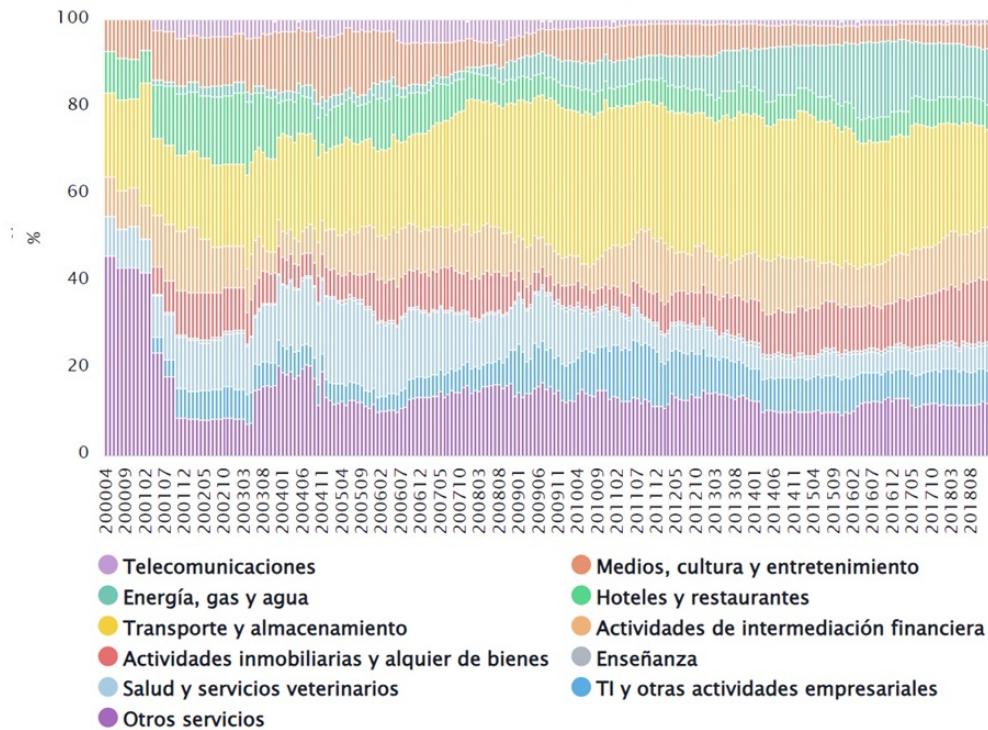


Figura 12.3: Composición sectorial de los créditos brutos al sector servicios.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Riesgos Crediticios.

Cuadro 12.3: Peso e incidencia promedio de cada subsector por moneda en la PD promediada a 3 meses del sector servicios. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Pesos	16,0	0,24
Dólares	84,0	2,87

Fuente: Elaboración propia.

Construcción

Cuadro 12.4: Peso e incidencia promedio de cada subsector por moneda en la PD promediada a 3 meses del sector construcción. Período 2000T2–2018T4.

Sector	Promedio (%)	Incidencia promedio (%)
Preparación del terreno – pesos	1,6	0,01
Preparación del terreno – dólares	4,1	0,09
Construcción y obras de ingeniería civil – pesos	26,5	0,32
Construcción y obras de ingeniería civil – dólares	60,7	2,83
Acondicionamiento de edificios – pesos	0,9	0,01
Acondicionamiento de edificios – dólares	3,4	0,12
Terminación de edificios – pesos	0,6	0,01
Terminación de edificios – dólares	1,1	0,02
Alquiler de equipos de construcción – pesos	0,4	0,002
Alquiler de equipos de construcción – dólares	0,7	0,01

Fuente: Elaboración propia.

12.2. Otros resultados BMA

En este apartado se exponen los resultados obtenidos tras modelizar la probabilidad de default promediada en 12 meses móviles (mm). Esta alternativa permite una mayor atenuación de la volatilidad de corto plazo que podría distorsionar la señal económica de las variables, facilitando así una lectura más clara de las tendencias subyacentes.

12.2.1. Sector Agropecuario

Resultados BMA alternativo para PD a 3 meses móviles

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,001
d1_2003	1	1	1	1	1	1	0,113
d1p_carne_lag3	1	1	1	1	1	1	-2,215
d1ipc_lag2	0,996	1	1	1	1	1	14,426
d1ipc_lag4	0,996	1	1	1	1	1	-13,646
d1ti_agro_lag1	0,974	1	1	1	1	1	1,72
d1lppn_gcs_lag3	0,938	1	1	1	1	1	2,289
d1lppn_gcs_lag7	0,865	1	1	1	1	1	-1,702
d1p_carne_lag9	0,83	1	1	1	1	1	-0,905
d1ti_agro_lag7	0,452	0	0	0	0	1	0,486
d1pib_agro_lag9	0,414	0	1	0	0	0	-0,199
d1pib_agro_lag6	0,295	0	0	0	0	0	-0,128
d1ti_agro_lag3	0,277	0	0	0	1	0	-0,257
d1ipc_lag7	0,269	0	0	0	0	0	-1,688
d1ti_agro_lag2	0,243	0	0	1	0	0	-0,219
d1p_sojab1_lag0	0,154	0	0	0	0	0	-0,068
d1p_sojab1_lag3	0,145	0	0	0	0	0	0,063
d1lppn_gcs_lag2	0,13	0	0	0	0	0	-0,116
d1p_sojab1_lag4	0,126	0	0	0	0	0	0,045
d1pib_agro_lag0	0,125	0	0	0	0	0	0,037
d1lppn_gcs_lag0	0,116	0	0	0	0	0	-0,066
BF		1	0,631	0,456	0,369	0,368	
PostProbs		0,004	0,002	0,002	0,002	0,002	
R2		0,23	0,239	0,237	0,235	0,235	
dim		9	10	10	10	10	
logmarg		9,621	9,16	8,835	8,623	8,62	

Figura 12.4: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos alternativo.

Fuente: Elaboración propia.

Resultados BMA con PD a 12 meses móviles

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_agro	lag0, lag3, lag9
p_carne	lag3, lag6, lag9, lag12
p_soja	lag0, lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
ti_agro	lag1, lag2, lag3, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
ipc	lag0, lag1, lag2, lag3, lag5, lag9, lag11, lag12

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,003
d1_2003	1	1	1	1	1	1	0,048
dlp_carne_lag9	1	1	1	1	1	1	-0,824
dlp_carne_lag12	1	1	1	1	1	1	-0,557
dlp_carne_lag3	0,999	1	1	1	1	1	-0,553
dlipc_lag3	0,99	1	1	1	1	1	4,284
dlti_agro_lag1	0,989	1	1	1	1	1	0,578
dlp_carne_lag6	0,986	1	1	1	1	1	-0,406
dlp_sojab1_lag0	0,357	0	0	0	1	0	-0,071
dlp_sojab1_lag9	0,291	0	0	0	0	0	-0,057
dlipc_lag0	0,284	0	0	0	0	1	0,419
dlp_sojab1_lag5	0,261	0	1	0	0	0	0,057
dlp_sojab1_lag4	0,236	0	0	1	0	0	0,045
dlp_sojab1_lag1	0,214	0	0	0	0	0	-0,042
dlp_sojab1_lag2	0,164	0	0	0	0	0	-0,024
dlp_sojab1_lag3	0,156	0	0	0	0	0	0,023
dlti_agro_lag8	0,14	0	0	0	0	0	0,034
dlti_agro_lag9	0,124	0	0	0	0	0	0,027
dlti_agro_lag5	0,122	0	0	0	0	0	-0,024
dlipc_lag2	0,118	0	0	0	0	0	0,242
dlti_agro_lag10	0,111	0	0	0	0	0	0,025
dlti_agro_lag2	0,103	0	0	0	0	0	0,024

BF	1	0,977	0,67	0,51	0,482
PostProbs	0,002	0,002	0,002	0,001	0,001
R2	0,335	0,347	0,344	0,343	0,342
dim	8	9	9	9	9
logmarg	26,034	26,011	25,633	25,361	25,304

Figura 12.5: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

Al realizar un ejercicio de promedio bayesiano de modelos utilizando como variable dependiente el promedio móvil a 12 meses de la probabilidad de incumplimiento, se consideró un espacio de modelos que incluye hasta 12 rezagos de las variables explicativas. Los resultados refuerzan la relevancia del precio de la carne, la inflación —cuyo rezago más probable presenta signo positivo—

y el primer rezago de la tasa de interés como determinantes significativos de la dinámica de la probabilidad de default.

Resultados predictivos con PD promediada a 12 meses

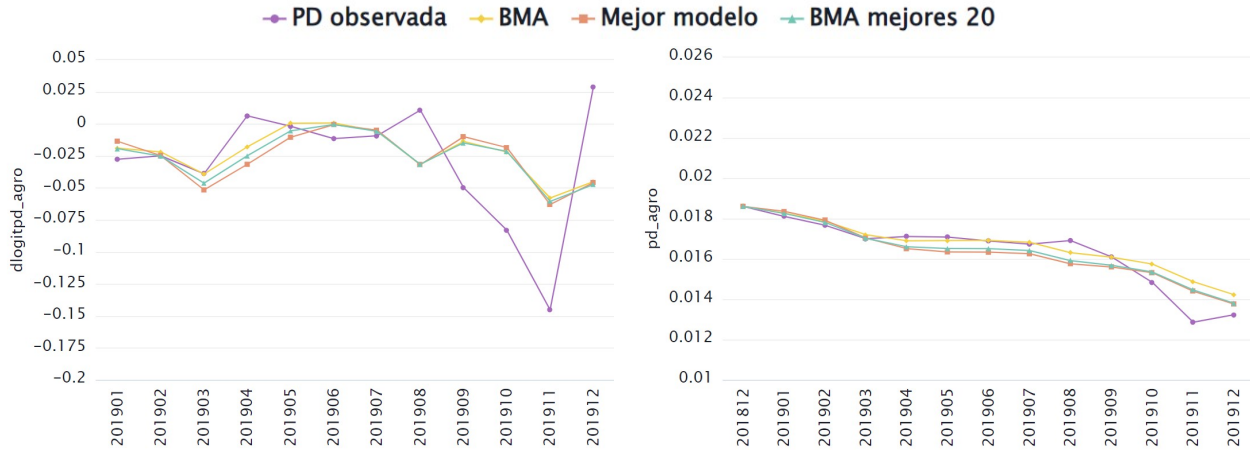


Figura 12.6: 1era diferencia transformación logit de la PD.

Figura 12.7: PD.

Fuente: Elaboración propia.

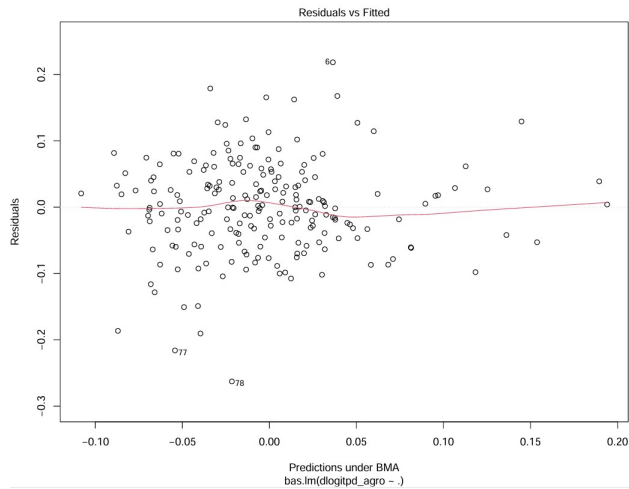


Figura 12.8: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

12.2.2. Industria manufacturera

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_indm	lag3, lag6, lag9
pib_arg	lag3, lag6, lag9
ivf_ayb	lag1, lag2, lag3, lag4, lag6, lag7, lag8, lag9
ivf_text	lag1, lag2, lag3, lag5, lag7, lag8, lag9
ivf_quim	lag2, lag4, lag5, lag7, lag8
ipc	lag1, lag4, lag6, lag8, lag9

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,006
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,059
d1ivf_ayb_lag4	0,942	1	1	1	1	1	-0,767
d1ipc_lag1	0,915	1	1	1	1	1	3,898
d1ivf_ayb_lag7	0,824	1	1	1	1	1	-0,6
d1ivf_text_lag5	0,755	1	1	1	1	1	-0,328
d1pib_indm_lag6	0,713	1	1	1	1	1	-0,762
d1ivf_ayb_lag9	0,679	1	1	0	1	1	-0,404
d1ivf_text_lag3	0,483	1	1	1	0	1	-0,174
d1ivf_ayb_lag6	0,475	1	0	0	0	0	-0,292
d1pib_indm_lag3	0,208	0	0	0	0	1	0,142
d1ivf_text_lag2	0,164	0	0	0	0	0	-0,043
d1ipc_lag4	0,154	0	0	0	0	0	0,302
d1pib_arg_lag9	0,126	0	0	0	0	0	-0,053
d1pib_arg_lag3	0,11	0	0	0	0	0	-0,047
d1ivf_ayb_lag3	0,107	0	0	0	0	0	-0,032
BF		1	0,929	0,853	0,79	0,76	
PostProbs		0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	
R2		0,207	0,193	0,178	0,178	0,205	
dim		10	9	8	8	10	
logmarg		4,926	4,852	4,767	4,69	4,651	

Figura 12.9: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

El modelo BMA que utiliza la probabilidad de default promediada en 12 meses logra capturar mejor la variabilidad observada al comienzo del período de prueba, aunque presenta limitaciones para reproducir adecuadamente la tendencia hacia el final del horizonte temporal (Figura 12.10 y Figura 12.11). Los resultados detallados la Figura 12.9 ofrecen mayor respaldo a la relevancia explicativa del IVF de la industria de alimentos y bebidas, la industria textil y del PIB del sector. Asimismo, la inflación aparece como una de las variables con mayor incidencia en la PD. Sin embargo, el desempeño del modelo evaluado a través del logaritmo de la verosimilitud marginal (logmarg), resulta inferior al alcanzado por el modelo estimado con la PD a 3 meses móviles.

Resultados predictivos con PD promediada a 12 meses

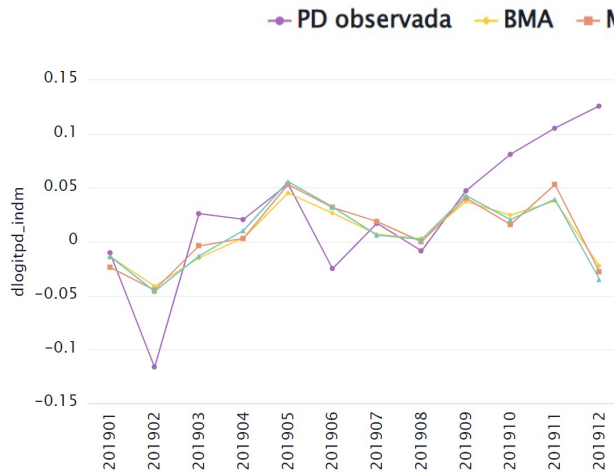


Figura 12.10: 1era diferencia transformación logit de la PD.

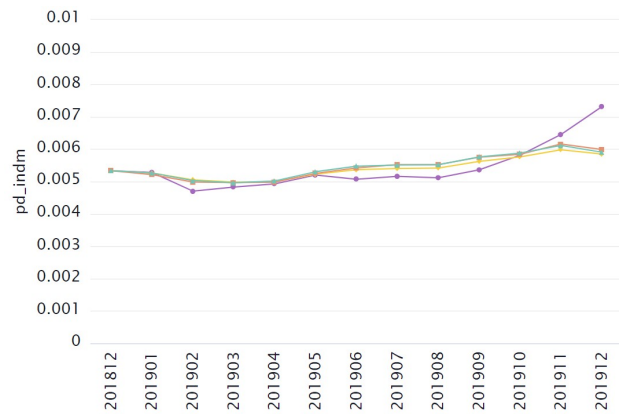


Figura 12.11: PD.

Fuente: Elaboración propia.

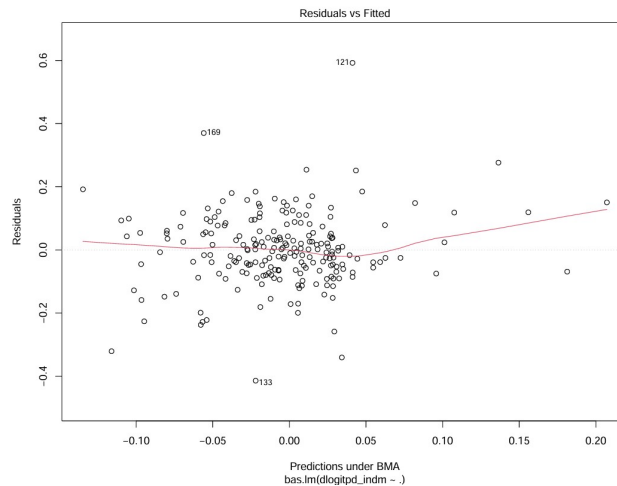


Figura 12.12: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

12.2.3. Comercio

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_crh	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_tot	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
ti_coseus	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
desempleo	lag0, lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
isr	lag0, lag2, lag3, lag4, lag8, lag10
tcn	lag0, lag3, lag9, lag12

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,006
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,061
dldeempleo_lag9	1	1	1	1	1	1	0,197
dltcn_lag12	1	1	1	1	1	1	1,281
dlpib_tot_lag0	0,993	1	1	1	1	1	-8,519
dltcn_lag3	0,985	1	1	1	1	1	0,872
dlti_coseus_lag1	0,971	1	1	1	1	1	0,702
dlti_coseus_lag2	0,331	0	0	1	0	0	0,143
dlpib_tot_lag6	0,251	0	0	0	0	0	1,205
dlpib_tot_lag3	0,232	0	0	0	0	0	1,184
dlistr_lag3	0,226	0	0	0	0	0	-0,307
dldeempleo_lag2	0,224	0	0	0	0	0	0,067
dldeempleo_lag5	0,224	0	1	0	1	0	-0,075
dlti_coseus_lag10	0,214	0	0	0	0	0	0,076
dlistr_lag2	0,186	0	0	0	1	0	-0,268
dlti_coseus_lag4	0,119	0	0	0	0	1	0,04
dlistr_lag10	0,114	0	0	0	0	0	0,11
dldeempleo_lag8	0,106	0	0	0	0	0	0,024
BF		1	0,627	0,528	0,448	0,421	
PostProbs		0,003	0,002	0,002	0,001	0,001	
R2		0,362	0,372	0,371	0,381	0,369	
dim		7	8	8	9	8	
logmarg		32,277	31,81	31,637	31,475	31,412	

Figura 12.13: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

En las figuras 12.14 y 12.15 se puede observar el resultado predictivo del BMA utilizando la PD promediada en 12 meses. En este caso, el modelo tiende a subestimar la PD en todo el periodo de prueba. Subestimar la PD puede conducir a una percepción equivocada del nivel de riesgo, lo que a su vez podría derivar en decisiones menos prudentes en cuanto a los montos provisionados, la gestión del capital y al monitoreo del riesgo crediticio. En consecuencia, esto aumentaría la exposición del sistema financiero ante posibles episodios de estrés. Por este motivo, en contextos de gestión de riesgo, es preferible una ligera sobrestimación, ya que promueve una actitud más conservadora y reduce la probabilidad de subprovisión ante eventos adversos.

Lo que queremos destacar de los resultados obtenidos con esta PD es la relevancia del desempleo, en particular de su noveno rezago. Para este caso esta variable presenta casi un 100% de probabilidad de inclusión posterior. El tipo de cambio mantiene altas probabilidades posteriores de inclusión, aunque su signo es siempre positivo. Asimismo, el PIB nacional y la tasa de interés en dólares emergen como variables relevantes para el sector comercio y servicios, con probabilidades de inclusión elevadas y signos coherentes con la teoría económica: un mayor nivel de PIB se asocia con una reducción en la PD, mientras que un aumento en la tasa de interés tiende a incrementarla.

Resultados predictivos con PD promediada a 12 meses

—●— PD observada
 —▲— BMA
 —■— Mejor modelo
 —◆— BMA mejores 20



Figura 12.14: 1era diferencia transformación logit de la PD.

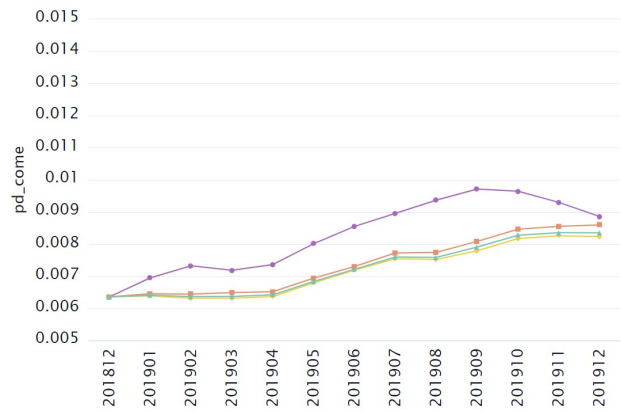


Figura 12.15: PD.

Fuente: Elaboración propia.

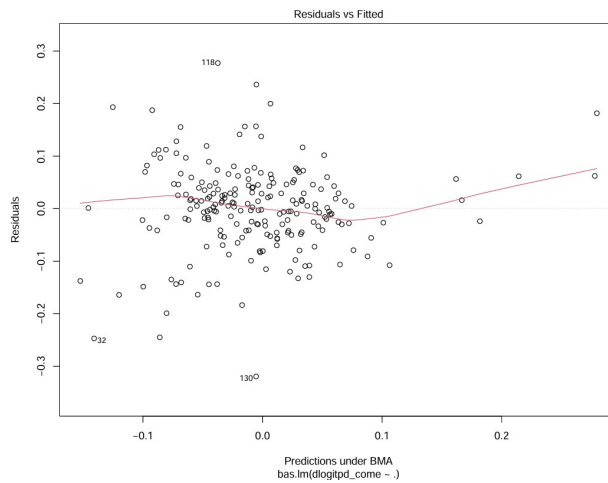


Figura 12.16: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

12.2.4. Servicios

Variable	Rezagos
d1_2003	
pib_ega	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_crh	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
pib_tyc	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
ti_coseus	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12
pib_tot	lag3, lag9
ipc	lag1, lag3, lag5, lag6, lag9, lag11, lag12

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	-0,008
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,099
dlipc_lag1	0,987	1	1	1	1	1	3,881
dlpib_tot_lag9	0,985	1	1	1	1	1	-5,869
dlipc_lag3	0,959	1	1	1	1	1	3,241
dlipc_lag11	0,764	1	1	1	1	0	2,89
dlpib_tyc_lag0	0,589	0	0	1	0	1	-0,543
dlpib_ega_lag3	0,515	0	1	1	0	0	0,036
dlti_coseus_lag1	0,49	0	0	1	0	1	-0,209
dlipc_lag12	0,383	1	1	0	0	0	-1,233
dlti_coseus_lag5	0,213	0	0	0	0	0	0,062
dlti_coseus_lag12	0,19	0	0	0	0	0	0,056
dlpib_ega_lag6	0,147	0	0	0	0	0	-0,006
dlpib_tyc_lag3	0,142	0	0	0	0	0	-0,078
dlpib_tyc_lag6	0,137	0	0	0	0	0	-0,072
dlti_coseus_lag4	0,13	0	0	0	0	0	0,033
dlpib_tyc_lag12	0,1	0	0	0	0	0	0,049

BF	1	0,833	0,819	0,78	0,735
PostProbs	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001
R2	0,32	0,332	0,344	0,305	0,318
dim	7	8	9	6	7
logmarg	25,725	25,543	25,525	25,476	25,417

Figura 12.17: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos.

Fuente: Elaboración propia.

El modelo BMA estimado utilizando la probabilidad de default promediada a 12 meses muestra un desempeño superior en términos de calidad estadística del ajuste. En particular, se destaca el valor más elevado del logaritmo de la verosimilitud marginal ($\logmarg = 25,725$) para el modelo más probable, en comparación con el valor correspondiente para la PD a 3 meses móviles ($\logmarg = 12,774$). Entre las variables con mayor probabilidad posterior de inclusión, la inflación mantiene un rol central, mientras que el PIB nacional alcanza una probabilidad posterior del 90 %, lo que sugiere una alta relevancia en la explicación de la PD. Asimismo, resultan significativas las variables asociadas al nivel de actividad en los sectores de transporte y telecomunicaciones, electricidad,

gas y agua, así como la tasa de interés para créditos en dólares, todas ellas con probabilidades de inclusión elevadas.

Resultados predictivos con PD promediada a 12 meses

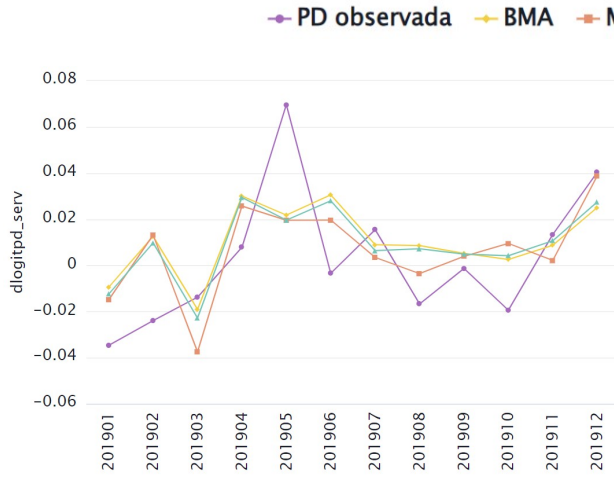


Figura 12.18: 1era diferencia transformación logit de la PD.

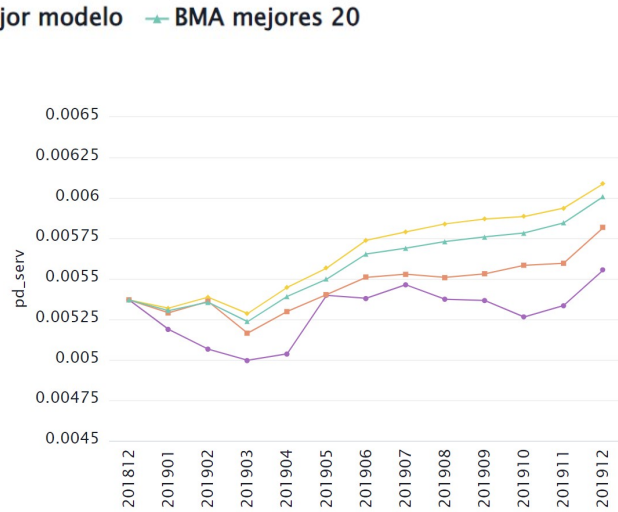


Figura 12.19: PD.

Fuente: Elaboración propia.

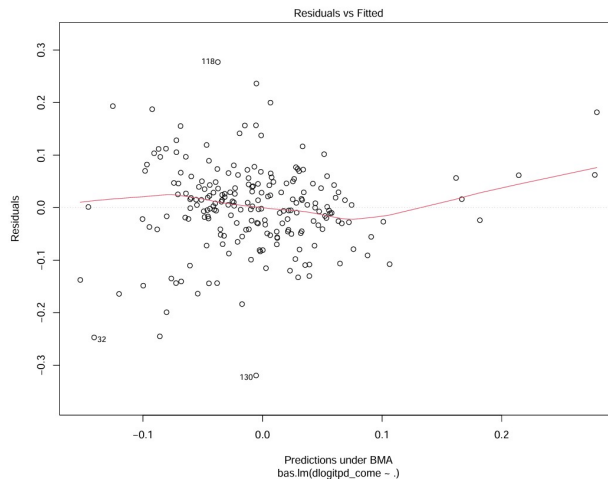


Figura 12.20: Residuos.

Fuente: Elaboración propia.

12.2.5. Construcción

Variable	Rezagos (2001T2-2006T4)	Variable	Rezagos (2008T1-2018T4)
d1_2003		d1_2003	
pib_cons	lag3, lag6, lag9, lag12	pib_cons	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
iccv_pu	lag1, lag3, lag5, lag7, lag9, lag11, lag12	pib_fbcf	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
desempleo	lag1, lag2, lag3, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12	ivf_gg	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
ti_usde	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag8, lag9, lag10, lag11, lag12	iccv_pu	lag0, lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag12
		comap	lag0, lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag7, lag8, lag9, lag10, lag12
		pib_tot	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
		tcn	lag0, lag3, lag6, lag9, lag12
		ti_usde	lag1, lag2, lag3, lag4, lag5, lag6, lag7, lag8, lag9, lag10, lag12

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	0,004
d1_2003	1	1	1	1	1	1	-0,02
dliccv_pu_lag1	0,999	1	1	1	1	1	4,496
dlti_usde_lag12	0,994	1	1	1	1	1	2,116
dldeempleo_lag3	0,989	1	1	1	1	1	1,534
dldeempleo_lag8	0,873	1	1	1	1	1	1,399
dlti_usde_lag10	0,797	1	0	1	1	1	-1,44
dlti_usde_lag9	0,775	1	1	1	1	0	-1,161
dlti_usde_lag1	0,706	1	1	1	1	0	0,841
dlpib_cons_lag6	0,51	1	1	1	1	0	0,24
dldeempleo_lag9	0,458	0	0	0	0	0	0,57
dldeempleo_lag5	0,445	1	1	1	1	0	0,409
dlpib_cons_lag12	0,289	0	0	0	0	0	-0,117
dldeempleo_lag6	0,255	0	0	0	0	0	0,177
dldeempleo_lag11	0,24	1	1	1	1	0	0,217
dliccv_pu_lag9	0,216	0	0	0	0	0	0,379
dlpib_cons_lag9	0,199	0	0	0	0	0	-0,07
dldeempleo_lag12	0,163	0	0	0	0	0	0,108
dldeempleo_lag7	0,148	0	0	0	0	0	0,106
dldeempleo_lag10	0,1	0	0	0	0	0	0,05
BF		1	0,624	0,502	0,498	0,436	
PostProbs		0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	
R2		0,623	0,6	0,631	0,631	0,518	
dim		12	11	13	13	7	
logmarg		15,755	15,284	15,067	15,058	14,924	

Figura 12.21: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos. Período 2000T2-2006T4.

Fuente: Elaboración propia.

names	P(B!=0 Y)	model 1	model 2	model 3	model 4	model 5	coef
Intercept	1	1	1	1	1	1	0,02
dlcomap_lag2	0,798	1	1	1	0	1	-0,485
dlti_usde_lag7	0,651	1	1	1	0	1	-1,605
dlcomap_lag0	0,514	1	0	1	0	0	-0,272
dltcn_lag12	0,286	0	0	0	0	0	0,539
dlcomap_lag7	0,24	0	0	0	0	0	0,096
dltcn_lag3	0,193	0	0	0	0	0	0,344
dlcomap_lag10	0,139	0	0	0	0	0	0,055
dlti_usde_lag11	0,129	1	0	0	0	0	-0,216
dlpib_tot_lag12	0,111	0	0	0	0	0	-1,552
dliccv_pu_lag12	0,102	1	0	1	0	1	0,315
BF		1	0,763	0,751	0,672	0,658	
PostProbs		0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	
R2		0,215	0,098	0,185	0	0,156	
dim		7	3	6	1	5	
logmarg		0,397	0,126	0,11	0	-0,022	

Figura 12.22: Principales resultados del promedio bayesiano de modelos. Período 2008T2-2018T4.

Fuente: Elaboración propia.

Al considerar la PD promediada a 12 meses, se observa que el comportamiento de la serie previo al año 2007 —momento en que se introduce una modificación relevante en la Ley de Inversiones— responde principalmente a variables como el desempleo, el tipo de cambio real, el PIB nacional y la tasa de interés en dólares. El modelo en el periodo 2000T2-2006T12 presenta un respaldo estadístico notable, con un logmarg de 32,277, el más alto entre los modelos considerados. Sin embargo, se detecta un sesgo sistemático a la subestimación de la PD durante el año 2007 (año de prueba), precisamente en el período inmediatamente posterior a la implementación del cambio normativo (Figura 12.24).

Por otro lado, los resultados predictivos para el año 2019 no fueron satisfactorios al utilizar el BMA mencionado. Para mejorar el ajuste predictivo, fue necesario incorporar los montos aprobados por COMAP como variable explicativa. A pesar de la mejora en la predicción (Figura 12.26), el modelo BMA resultante presenta un respaldo estadístico muy limitado, con un logmarg de apenas 0,379 en su modelo más probable. Esto sugiere que, si bien el modelo puede captar ciertos patrones específicos, su desempeño global es limitado en términos de capturar de forma consistente las fluctuaciones observadas en la probabilidad de default.

Resultados predictivos PD promediada a 12 meses. Período 2000T2-2006T4.

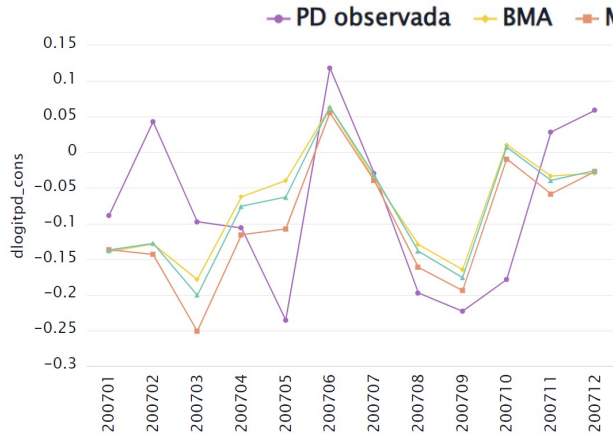


Figura 12.23: 1era diferencia transformación logit de la PD.

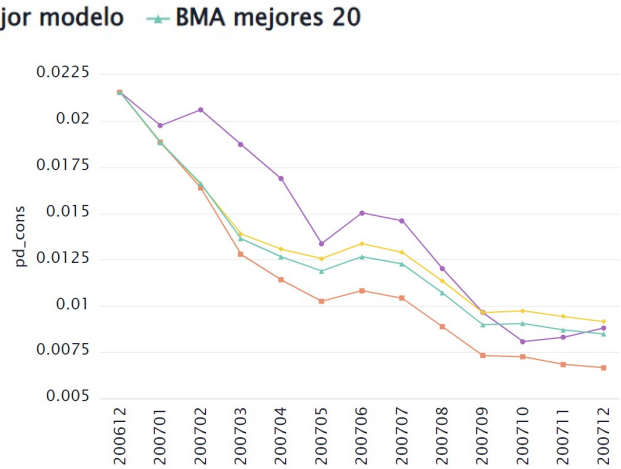


Figura 12.24: PD.

Fuente: Elaboración propia.

Resultados predictivos PD promediada a 12 meses. Período 2008T1-2018T4.

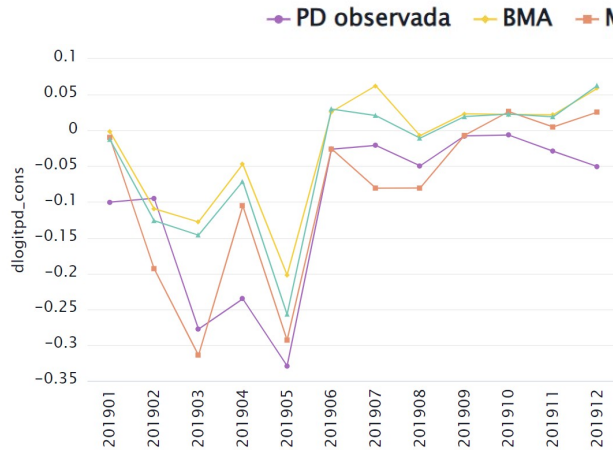


Figura 12.25: 1era diferencia transformación logit de la PD.

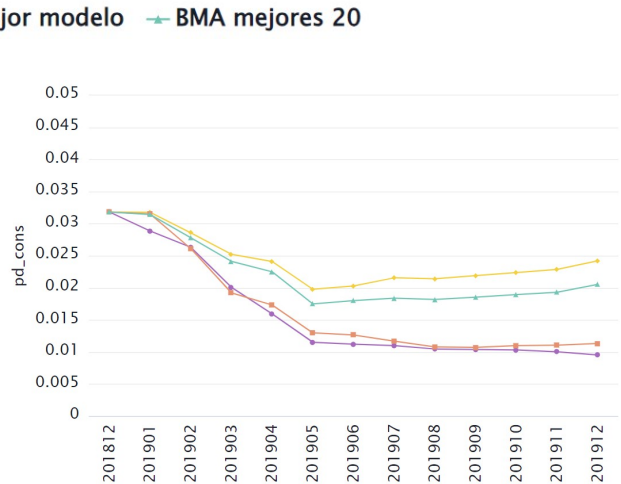


Figura 12.26: PD.

Fuente: Elaboración propia.

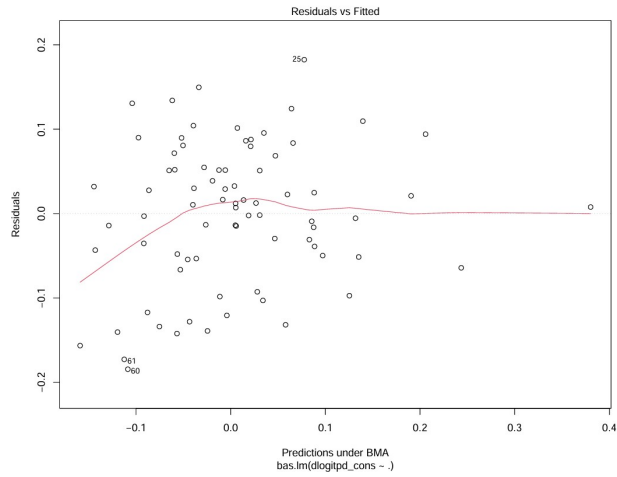


Figura 12.27: Residuos BMA 2000T2-2006T12.

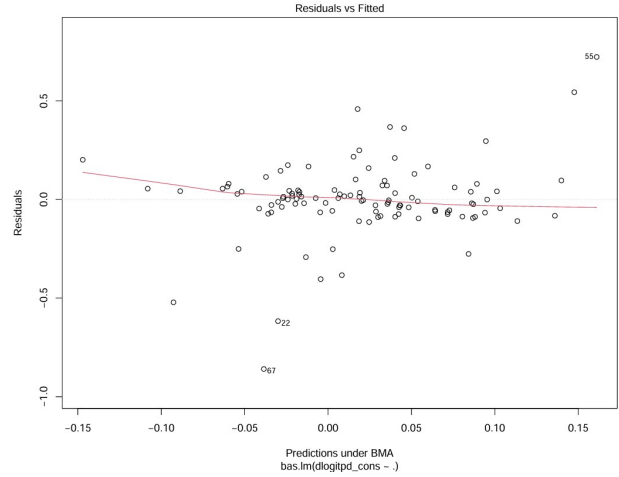


Figura 12.28: Residuos BMA 2008T1-2018T4.

Fuente: Elaboración propia.