

Un marco metodológico para pruebas de estrés macro

Agustín Cucchiaro

Segundo Premio / Categoría Jóvenes Profesionales

15° Premio de Investigación Económica

"Dr. Raúl Prebisch" 2023



BANCO CENTRAL
DE LA REPÚBLICA ARGENTINA

Un marco metodológico para pruebas de estrés macro

Agustín Cucchiaro

Resumen

En este trabajo se explora un procedimiento metodológico para realizar pruebas de estrés macro top-down. Utilizando modelos de Vectores Autorregresivos, se propone la construcción de un bloque macrofinanciero que describe la dinámica de la economía doméstica condicionada a factores asociados a la economía global y un bloque micro o satélite que describe el comportamiento de parámetros de riesgo (crédito, liquidez y solvencia) del sistema financiero argentino sujeto al bloque macro. En base al Energy Score como métrica de evaluación, los ejercicios de Out-of-Sample efectuados sobre tres versiones del modelo satélite (sin condicionar por la macro, condicionando por la macro y suponiendo previsión perfecta de la macro) ilustran las potenciales ganancias en términos de predicción que surgen de incorporar información macro adicional relativo a no hacerlo.

Palabras clave: Gestión de Riesgos, Pruebas de Estrés, Modelos VAR, *Energy Score*.

Clasificación JEL: C32, C52, C53, E44, G18.

Índice

1. Introducción	2
2. Marco teórico	3
2.1. Gestión de riesgos en entidades financieras	3
2.2. Pruebas de estrés	7
2.2.1. Módulo I: modelo macroeconómico	9
2.2.2. Módulo II: modelo satélite	11
2.3. Revisión de la literatura	13
3. Metodología	18
3.1. Datos	19
3.2. Modelo VAR incondicional	20
3.3. Modelo VAR condicional	21
4. Resultados	22
4.1. Pronósticos	23
4.2. Evaluación	27
5. Conclusiones	30
A. Apéndice	33
A.1. Prueba de Dickey-Fuller Aumentada	33
A.2. Especificación de los modelos	34

1. Introducción

A medida que un sistema financiero se encuentra cada vez más desarrollado, adoptando en consecuencia una mayor profundidad en una economía, resulta de interés general velar por su estabilidad porque de ella dependen las relaciones contractuales que se llevan a cabo entre los distintos agentes económicos. Dicha estabilidad puede verse comprometida frente a la ocurrencia de ciertos eventos de estrés, ya sean idiosincráticos a la propia economía o bien de carácter sistemático a nivel global. Entre los eventos de mayor calibre de la historia reciente, se destaca la Crisis Financiera Global (2008), la pandemia del COVID-19 (2020), el conflicto bélico Rusia-Ucrania (2022) y la caída de *Silicon Valley Bank* (2023).

Por esta razón, se han ido desarrollando marcos regulatorios para prevenir las consecuencias de la materialización de los riesgos de cada industria financiera. En este contexto se creó Basilea III, un conjunto de medidas acordadas internacionalmente por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en respuesta a la Crisis Financiera Global, cuyo objetivo es reforzar la regulación, la supervisión y la gestión del riesgo de los bancos. Las medidas de Basilea no son obligatorias, sino que son recomendaciones hacia buenas prácticas de la gestión del riesgo. Esto da lugar a que la entidad de contralor de cada país defina sus propias reglas acorde a las circunstancias particulares de cada jurisdicción, aunque tiende a alinearse con las recomendaciones internacionales.

Entre las distintas herramientas que se fueron diseñando para mejorar la gestión de riesgos, una de las más importantes son las pruebas de estrés porque permiten evaluar la salud de una entidad financiera o del sistema en su conjunto frente a escenarios adversos, poco probables pero posibles. Al contar con una estimación de cómo será el desempeño de una entidad o un conjunto de entidades financieras frente a circunstancias desfavorables, es posible tomar las medidas precautorias necesarias, o bien, un buen desempeño ante la adversidad es una buena señal para el mercado respecto a la resiliencia del sistema. Esto requiere una metodología adecuada que se caracterice por al menos tres aspectos: una visión macroprudencial (adicional a la microprudencial), que contemple factores de riesgo macrofinancieros; una visión prospectiva, que contemple los distintos escenarios futuros posibles (entre ellos, los adversos pero plausibles, es decir, los riesgos de cola); y una visión integral del riesgo, que contemple las interrelaciones entre los distintos riesgos dada su mutua dependencia.

Luego de llevar a cabo una revisión de la literatura, se intenta proponer un esquema de modelización para efectuar pruebas de estrés que tengan en cuenta los aspectos previamente mencionados. Para ello, se hará uso de modelos de Vectores Autorregresivos que permitan incorporar la visión prospectiva y la visión integral del riesgo, a la vez que se pone a prueba la importancia de incorporar factores macrofinancieros como indicadores líderes del desempeño del sistema financiero en base a la visión macroprudencial.

El objetivo de este trabajo es proponer una metodología para llevar a cabo pruebas de estrés mediante la elaboración de un conjunto de modelos que tengan en cuenta las tres visiones, metodología que permitirá al final de la historia disponer de las distribuciones de probabilidad conjuntas futuras de todas las variables involucradas. Para ello, primero se construirá un bloque macrofinanciero que consistirá en dos modelos de Vectores Autorregresivos (VAR), un primer modelo VAR que representará la evolución de factores macrofinancieros internacionales y un segundo modelo VAR que representará la evolución de factores macrofinancieros domésticos condicional a los resultados del primer modelo; segundo, se construirá un modelo VAR satélite que se verá condicionado por los resultados del bloque macrofinanciero y representará la evolución conjunta e integral de factores de riesgo (crédito, liquidez y solvencia) del sistema financiero argentino; y finalmente se evaluarán los pronósticos probabilísticos mediante métricas que tengan en cuenta la estimación de la distribución completa de las variables de interés (los factores de riesgo del sistema financiero) y no solo el pronóstico puntual.

Adicionalmente, se plantea como hipótesis que la incorporación de variables macrofinancieras mejora la capacidad predictiva de los factores de riesgo del sistema financiero. Con el fin de corroborar o contrastar esta hipótesis, se compara el desempeño predictivo de distintas versiones del modelo satélite, véase, una que no condiciona por los resultados de los modelos macrofinancieros, otra que sí condiciona por dichos resultados y otra que condiciona por los valores realizados de las variables macrofinancieras. Tomando como métrica de referencia el *Energy Score*, se concluye que las versiones del modelo satélite condicionadas por elementos macrofinancieros tienen un mejor desempeño predictivo relativo al desempeño predictivo de la versión no condicionada.

2. Marco teórico

En esta sección del trabajo, se abordarán en detalle los conceptos de la gestión de riesgos en entidades financieras, así como las pruebas de estrés, su importancia y antecedentes en otros trabajos relacionados.

2.1. Gestión de riesgos en entidades financieras

El origen de la regulación en el sistema financiero se encuentra en los problemas asociados a las funciones que desarrollan las entidades financieras que lo componen. En este sentido, las principales funciones del sistema financiero consisten en canalizar dinero de ahorristas a inversores para la financiación de proyectos de inversión y en la transferencia de riesgos. Los bancos permiten a las empresas transferir sus riesgos mediante contratos de derivados y, sobre todo, crean el vínculo entre ahorristas e inversores en su rol de intermediarios financieros. Esta última actividad es la que se conoce como financiación

indirecta, en base a la cual los bancos otorgan préstamos a terceros mediante el fondeo que reciben a través de los depósitos de los ahorristas; distinta a la financiación directa a través del mercado de capitales, donde los bancos intervienen estructurando instrumentos de deuda emitidos por inversores. Los dos grandes problemas relacionados con estas funciones del sistema financiero que dan origen a la regulación son la información asimétrica y el alto apalancamiento. Por un lado, la información asimétrica genera selección adversa¹ y riesgo moral². Por otro lado, el alto apalancamiento refiere a que el banco presta los depósitos de ahorristas a inversores que buscan financiamiento, lo que termina generando riesgo moral dado que se presta dinero ajeno. Frente al problema de selección adversa, la institución financiera no otorgará cualquier financiamiento sino que evaluará la calidad crediticia de sus clientes; frente al problema de riesgo moral por el mal uso de los fondos prestados, la institución financiera buscará tener mayor información sobre el destino de los fondos (por ejemplo, cláusulas contractuales que limiten el accionar del deudor luego de haber tomado el préstamo); y frente al riesgo moral producto del apalancamiento de la institución financiera, se buscará que la misma tome riesgos de acuerdo a su capital, sin poner en riesgo el dinero de los ahorristas y enfrentando los riesgos con capital propio. En este último aspecto, se enfoca el origen de la regulación con el fin de reducir la toma excesiva de riesgos.

El riesgo se define como un hecho de ocurrencia incierta que puede afectar negativamente los resultados. En la gestión de riesgos, primero se debe identificarlo, es decir, entender su existencia y cuantificar su impacto potencial. Luego, se puede optar entre distintas alternativas: el riesgo puede ser asumido³, controlado mediante límites⁴ o transferido⁵. La comunicación A 6470 de los Lineamientos para la Gestión de Riesgos en las Entidades Financieras del Banco Central de la República Argentina (BCRA) esboza las pautas a seguir para la gestión de distintos riesgos, entre los cuales se destacan (BCRA, 2018):

- Riesgo de crédito: posibilidad de sufrir pérdidas por el incumplimiento que un deudor o contraparte hace de sus obligaciones contractuales.
- Riesgo de mercado: posibilidad de sufrir pérdidas en posiciones dentro y fuera de balance a raíz de fluctuaciones adversas en los precios de mercado de diversos activos (incluye el riesgo de moneda).

¹El perfil de inversores a los que el banco quiere prestarles puede ser distinto del perfil de inversores a los que el banco efectivamente otorga financiamiento.

²El ahorrista no controla lo que el inversor hace con su dinero.

³El tipo de riesgo asumido dependerá del negocio y el nivel de riesgo asumido dependerá del apetito al riesgo.

⁴Mediante la gestión, es posible reducir la exposición tal que se asume mientras permanezca dentro de determinados umbrales.

⁵Se transfiere a un tercero mediante derivados y/o seguros, para lo cual se debe incurrir en un costo.

- Riesgo de tasa: posibilidad de que se produzcan cambios en la condición financiera de una entidad como consecuencia de fluctuaciones en las tasas de interés, pudiendo tener efectos adversos en los ingresos financieros netos de la entidad y en su valor económico.
- Riesgo de liquidez: cuando la entidad financiera no puede cumplir de manera eficiente con los flujos de fondos esperados e inesperados, corrientes y futuros y con las garantías sin afectar para ello sus operaciones diarias o su condición financiera.
- Riesgo operacional: riesgo de pérdidas resultantes de la falta de adecuación o fallas en los procesos internos, de la actuación del personal o de los sistemas o bien aquellas que sean producto de eventos externos (incluye el riesgo legal).

En la normativa, también se tratan otros riesgos como el riesgo de titulización, el riesgo de concentración, el riesgo reputacional y el riesgo estratégico. En particular, el riesgo de crédito está vinculado a la principal actividad del banco como intermediario financiero, por lo que no se puede gestionarlo sin tener en cuenta el negocio del banco. En general, se tiene una gestión de riesgos que es independiente del negocio pero, dada esta mutua dependencia, el diseño de productos y del plan de negocios debería tener incorporado la visión y aprobación de la gestión de riesgos.

En cuanto a la normativa internacional, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea tiene como objetivo asegurar la convergencia internacional de las normas de supervisión que regulan la adecuación de capital de los bancos internacionales para fortalecer la estabilidad del sistema bancario y financiero internacional, a fin de proveer la consistencia entre entidades y evitar competencia desigual. No obstante, los lineamientos de Basilea no son de aplicación directa sobre las instituciones financieras sino que cada autoridad de contralor los adecúa a su regulación, que es la de aplicación en cada país. En 1988 se firmó el primer acuerdo, Basilea I, que estableció que los bancos debían mantener un capital mínimo operativo del 8% de sus activos ponderados por riesgo. Luego, en 2004 se firmó el segundo acuerdo, Basilea II, cuyas novedades respecto de Basilea I fueron requerimientos de capital más sensibles a riesgo, la utilización de sistemas internos con requisitos mínimos y varias posibilidades para calcular los requerimientos de riesgo de crédito y operacional. En este sentido, Basilea recomienda capital suficiente como para hacer frente al 99.9% de las pérdidas en un año con el objetivo de que el capital propio sea capaz de responder ante situaciones adversas sin tener que usar dinero de ahorristas. Este acuerdo estableció un marco de tres pilares (Basel, 2004):

- Pilar I: establece que se necesita un capital mínimo para operar por riesgo de crédito, riesgo operacional y riesgo de mercado, mientras que para el riesgo de crédito existen dos opciones de cálculo, véase, el método estándar (la normativa indica la

ponderación de cada activo) y el método basado en calificaciones internas (la institución financiera establece las ponderaciones para cada activo, para lo cual son necesarios modelos validados que permitan discriminar riesgo).

- Pilar II: se exige un examen supervisor donde los supervisores deberán examinar las estrategias y evaluaciones internas de la suficiencia de capital, tener la capacidad para vigilar y garantizar su cumplimiento e intervenir con prontitud cuando los resultados no sean satisfactorios, exigiendo de inmediato la adopción de medidas correctivas de ser necesario.
- Pilar III: se establecen requerimientos de divulgación de la información con el objeto de permitir a los participantes del mercado evaluar el perfil de riesgo, fomentando la disciplina de mercado. Esto se debe a que los nuevos métodos de estimación de riesgo dependen en mayor medida de las estimaciones de las propias entidades.

Tras la Crisis Financiera Global, los lineamientos vigentes hasta ese momento resultaron insuficientes para su prevención por lo que, finalmente, en 2010 se firmó Basilea III, que se centró en la regulación de la solvencia y la liquidez de los bancos (on Banking Supervision, 2010). Estos nuevos lineamientos fomentan la adopción de una visión macroprudencial (adicional a la microprudencial) de carácter más sistémica, una visión *forward-looking* que tenga en cuenta escenarios prospectivos y una mayor calidad y consistencia del capital base con la predominancia de los activos Nivel 1 (activos con alto nivel de liquidez). Asimismo, mejora la cobertura de riesgo con la utilización de variables estresadas, la exigencia de capital por pérdidas potenciales *Mark-to-Market*⁶ y el tratamiento de *wrong-way-risk*⁷. En cuanto a la liquidez, se crea el ratio de cobertura de liquidez y el ratio de fondeo neto estable, debiendo ambos indicadores estar por encima de la unidad según la normativa. El primero es una medida que busca asegurar la disponibilidad de fondeo ante un escenario estresado durante treinta días corridos y surge de la razón entre los fondos de activos líquidos de alta calidad (que pueden transformarse en efectivo en forma inmediata en escasa o nula pérdida de su valor en un escenario estresado) y las salidas de efectivo netas totales durante treinta días en condiciones de estrés. Por su parte, el segundo ratio busca limitar la dependencia del fondeo de corto plazo a fin de que las entidades puedan financiar sus actividades con fuentes suficientemente estables para mitigar el riesgo ante situaciones de estrés y surge de la razón entre el monto disponible de fondeo estable (parte del capital y pasivos de la entidad que se espera que estén disponibles durante el plazo de un año) y el monto requerido de fondeo estable (monto de

⁶Proceso de un intercambio que establece un precio de liquidación oficial de un activo de futuros y ajusta las posiciones de todos los participantes del mercado para reflejar sus ganancias o pérdidas en comparación con ese precio de liquidación.

⁷Cuando la exposición futura a una determinada contraparte aumenta debido a que aumenta la probabilidad de incumplimiento de dicho tercero.

fondeo necesario durante un año que esté en función de la liquidez y plazo residual de los activos de la entidad y compromisos fuera de balance).

La normativa local sigue los lineamientos de Basilea. En particular, la normativa de Capitales Mínimos de las Entidades Financieras exige como integración de capital mínimo el máximo entre la exigencia básica⁸ y la suma de las exigencias determinadas por riesgos de crédito, de mercado y operacional (BCRA, 2022). Este último valor que surge de la suma de las exigencias para los distintos tipos de riesgos, se asocia al concepto de capital económico al ser aquel que requieren las entidades financieras para cubrir no solo las pérdidas inesperadas originadas por las exposiciones a los riesgos crediticio, operacional y de mercado, sino también las que provienen de otros riesgos a los que puede estar expuesta la institución. Como el capital económico está asociado al perfil de riesgo de la entidad financiera, el BCRA establece que cada entidad calcule su capital económico, para lo cual es importante que dichas instituciones cuenten con un proceso interno, integrado y global para evaluar la suficiencia de su capital económico en función de su perfil de riesgo.

2.2. Pruebas de estrés

Según los Lineamientos para la Gestión de Riesgos en las Entidades Financieras del BCRA, se define la prueba de estrés como la evaluación de la posición financiera de una entidad en un escenario severamente adverso pero posible. Existen diversas formas para llevar a cabo este tipo de ejercicios (Herrera y cols., 2013).

En primer lugar, se debe diferenciar entre pruebas de estrés a nivel micro y a nivel macro. La principal diferencia entre estas dos metodologías radica en que la micro está a cargo de las entidades financieras individuales mientras que en la macro queda a cargo de los supervisores del sistema financiero. Las pruebas de estrés micro son útiles para que las entidades financieras gestionen internamente sus riesgos, por lo que se recomienda que diseñen sus propios modelos, donde los análisis más comunes son los de sensibilidad (que consideran el impacto de un *shock* individual) y los de escenarios (que consideran la combinación de dos o más *shocks*). Por otro lado, las pruebas de estrés macro evalúan las vulnerabilidades de un sector específico o del sistema financiero en su conjunto ante un *shock* macroeconómico, siendo necesario incluir la definición del alcance, la calibración del escenario de estrés, la cuantificación del impacto directo, la interpretación de los resultados y la detección de los efectos de retroalimentación (Sorge, 2004). La ventaja de este enfoque es que permite captar las interconexiones entre las diferentes instituciones financieras, además de las relaciones entre el sistema financiero y el sector real de la eco-

⁸En base a la normativa vigente, las exigencias básicas varían según el tipo de entidad, siendo 500 millones de pesos para bancos (y para compañías financieras que realicen en forma directa operaciones de comercio exterior) y 230 millones de pesos para el resto de entidades financieras (salvo Cajas de Crédito Cooperativas).

nomía.

En segundo lugar, las pruebas de estrés macro pueden ser de dos tipos, véase, *bottom-up* o *top-down*. En las pruebas de estrés del tipo *bottom-up*, los supervisores del sistema financiero diseñan escenarios y las instituciones los evalúan en sus modelos internos. En general, los *shocks* se incorporan a los modelos mediante ratios de incumplimiento y de pérdidas. Luego, los resultados individuales se agregan para computar la respuesta de un sector o del sistema financiero en su conjunto. El punto débil de este enfoque es que no contempla el riesgo de contagio entre las entidades financieras ni los efectos de retroalimentación entre sector financiero y economía real. Las pruebas de estrés *top-down*, en cambio, simulan el impacto de un *shock* adverso a un sector financiero específico o al sistema financiero agregado. A diferencia del enfoque *bottom-up*, este tipo de ejercicios dan la posibilidad de cuantificar los efectos de retroalimentación entre el sector financiero y la economía real mediante la vinculación entre variables macroeconómicas y conductores de riesgos microeconómicos.

En tercer lugar, las pruebas de estrés macro pueden adoptar un enfoque por partes o un enfoque integrado. El enfoque por partes implica un modelo econométrico para evaluar la estabilidad financiera, en base al cual se analiza la relación entre factores macrofinancieros e indicadores de inestabilidad financiera. Dichos modelos pueden adoptar una forma reducida o estructural pero se encuentran limitados por sus relaciones lineales que no logran captar del todo las interacciones entre las variables involucradas, al mismo tiempo que los indicadores que reflejan la salud del sistema financiero pueden no ser los adecuados. Por otro lado, el enfoque integrado incorpora los fundamentos macro en las medidas de Valor a Riesgo⁹ que miden la vulnerabilidad de un portafolio frente a un determinado escenario macroeconómico, lo que permite cuantificar la sensibilidad del mismo respecto de las distintas fuentes de riesgo dentro de dicho escenario. A nivel de entidades individuales, las medidas de Valor a Riesgo no son aditivas por lo que se suele aplicar en portafolios agregados que consoliden el balance del sector bancario, logrando captar con mayor fidelidad las relaciones no lineales entre los *shocks* macroeconómicos y los riesgos a los que se encuentra expuesto el sistema financiero.

El análisis de pruebas de estrés macro prospectivas del tipo *top-down* requiere seguir ciertos pasos. El marco de análisis de solvencia del Banco Central Europeo refleja este enfoque, el cual se puede describir como un sistema modular de cuatro etapas (Henry y cols., 2013):

- Módulo I: consiste en el diseño de los escenarios macrofinancieros a imponer en el sector bancario o financiero. Para ello, es necesaria la construcción de un modelo macroeconómico.

⁹Medida de riesgo ampliamente utilizada para el riesgo de mercado en una cartera de inversiones de activos financieros.

- Módulo II: consta de las herramientas utilizadas para traducir los escenarios en variables que afectan a la valoración de los componentes del balance de los bancos y su capacidad de absorción de pérdidas. Para ello, es necesaria la construcción de modelos microeconómicos o satélites.
- Módulo III: consiste en traducir las ganancias y pérdidas proyectadas que se derivan de los modelos satélites a los balances individuales de los bancos, con el objetivo de calcular el impacto resultante en la posición financiera de cada entidad.
- Módulo IV: consiste en evaluar los potenciales efectos de segunda ronda, derivados del impacto inicial, sobre la solvencia de las entidades financieras en términos del contagio del sistema y en términos de efectos de retroalimentación en la economía real.

Debido a la metodología que se utilizará en el presente trabajo, solo se analizarán de manera detallada los primeros dos módulos previamente mencionados.

2.2.1. Módulo I: modelo macroeconómico

El primer módulo es el punto de partida para la realización de pruebas de estrés, el cual consiste en el diseño de escenarios macrofinancieros. Según Henry & Kok, el diseño de un escenario macrofinanciero es un proceso que consta de dos grandes pasos. Primero, una vez identificados los principales riesgos sistémicos, éstos deberán ser mapeados a la construcción de escenarios que correspondan a la trama general que se está tratando capturar en el ejercicio. Segundo, luego de que la construcción de escenarios se haya definido y expresado como *shocks* exógenos a variables específicas que representan los factores de riesgo relevantes, se debe cuantificar el impacto de estos *shocks* en el entorno macrofinanciero mediante una batería de modelos. Para ello, se suelen utilizar modelos de Vectores Autorregresivos o modelos Vectoriales de Corrección de Errores. Luego, el punto de partida general para cualquier ejercicio de pruebas de estrés, ya sea del tipo *top-down* o *bottom-up*, es identificar un conjunto de riesgos macrofinancieros que podrían afectar la resiliencia de un conjunto de instituciones financieras, del sistema bancario o del sistema financiero agregado. En general, la identificación y el monitoreo de los riesgos sistémicos se derivan de ejercicios regulares de vigilancia de la estabilidad financiera, en los cuales se aplica una amplia gama de indicadores de riesgo sistémico y modelos de alerta temprana para este fin. Dicho análisis de vigilancia de la estabilidad financiera proporcionará una lista de riesgos sistémicos importantes para un determinado momento. En base a esta lista, es posible llevar a cabo una evaluación de riesgos sistémicos para analizar el impacto de su materialización en la resiliencia del sistema financiero. Para asignar los riesgos a escenarios, se deben tener en cuenta ciertos aspectos importantes:

- Como el objetivo es generar estrés sobre las instituciones financieras o un conjunto de ellas, los escenarios deberían reflejar resultados suficientemente adversos pero plausibles. Por lo tanto, a la hora de diseñar escenarios se debe considerar cuidadosamente que el nivel de gravedad sea apropiado (que el impacto sea lo suficientemente fuerte) pero no imposible (que refleje un riesgo real).
- No se debe omitir que algunos riesgos pueden no ser ortogonales entre sí sino que los factores subyacentes detrás de ellos pueden reforzarse mutuamente. En este sentido, la calibración de un *shock* para reflejar un riesgo particular también puede tener efectos secundarios en la calibración de otros riesgos interrelacionados. Por lo tanto, una calibración conjunta de varios riesgos puede tener más sentido económico.
- Diferentes tipos de riesgos pueden requerir diferentes tipos de modelos macrofinancieros para la generación de escenarios. Algunos modelos pueden ser adecuados para generar escenarios basados en *shocks* sobre variables económicas reales pero pueden ser menos útiles para calibrar *shocks* de naturaleza financiera, *shocks* con efectos no lineales o *shocks* que requieren un mecanismo de retroalimentación bien definido entre la economía real y el sector financiero. Por ello, se debe tener un criterio ecléctico y no depender de un modelo específico, sino más bien la selección del modelo debe adaptarse a los riesgos específicos que debería reflejar el escenario.

Para la generación de escenarios macroeconómicos, se debe definir un conjunto de *shocks* exógenos que deben reflejar los riesgos sistémicos subyacentes a analizar. Luego de mapear los riesgos sistémicos en *shocks* exógenos, se emplean diversas herramientas de simulación tal que utilizando los *shocks* calibrados como entradas, el modelo macroeconómico genera los escenarios macrofinancieros. La salida final de los modelos es una trayectoria proyectada para un conjunto de variables macrofinancieras específicas. El proceso de calibración de los *shocks* que luego ingresan al modelo para la generación de escenarios puede adoptar distintas formas, destacándose tres estrategias:

- Calibración *ad-hoc*: no se recurre a ningún modelo ni a ninguna distribución histórica de los factores de riesgo, sino que la calibración del *shock* se basa en los movimientos observados, durante episodios de estrés pasados, en la variable de interés.
- Calibración basada en distribuciones históricas: las distribuciones históricas pueden servir como guía para calibrar los *shocks* y generar simulaciones mediante remuestreo.
- Calibración basada en distribuciones de *shocks*: los residuos que surgen de ajustar un modelo de regresión pueden interpretarse como *shocks*. En consecuencia, los

mismos pueden ser calibrados mediante la distribución de los residuos del modelo correspondiente.

En particular, la calibración basada en distribuciones históricas suele ser el enfoque preferido a la hora de simular *shocks* financieros porque un enfoque no paramétrico de este estilo facilita el tratamiento de distribuciones multivariadas de gran escala y fuertemente correlacionadas, que son requeridas para la generación de escenarios. Una vez calibrados los *shocks* exógenos que reflejan los riesgos sistémicos subyacentes, se introducen en los modelos macroeconómicos y estos arrojan los distintos escenarios futuros de un conjunto de variables macroeconómicas relevantes que pueden afectar la dinámica futura de las instituciones financieras. El paso siguiente es desarrollar un modelo que vincule los escenarios macrofinancieros con el desempeño de las instituciones financieras o el sistema financiero en su conjunto.

2.2.2. Módulo II: modelo satélite

Un modelo satélite del tipo *top-down* refiere a una ecuación o conjunto de ecuaciones que traduce el escenario macroeconómico generado en un impacto en las diversas formas de riesgo (riesgo de crédito, riesgo de tasa, riesgo de mercado, etc.) y/o en la rentabilidad o capacidad de absorción de pérdidas de instituciones financieras individuales, sectores financieros específicos como la banca o el sistema financiero en su conjunto. En general, la técnica aplicada para la construcción de este tipo de modelos (independientemente del parámetro de riesgo financiero en cuestión) responde a ciertas características principales:

- Se utiliza el modelo Autorregresivo Distribuido Rezagado, cuya variable endógena es el parámetro o indicador de riesgo de interés, la cual es una función de su propia historia pasada y de variables macrofinancieras contemporáneas y pasadas. De esta manera, es posible generar pronósticos condicionales dado que estas variables endógenas estarán condicionadas a las trayectorias asumidas por las variables macrofinancieras en base a los escenarios macrofinancieros generados previamente.
- Se emplea el modelo de promedio bayesiano, técnica que implica combinar múltiples modelos satélites a fin de producir estimaciones más precisas y robustas. El modelo de promedio bayesiano contempla múltiples modelos, asignando un peso según la capacidad explicativa (dentro de la muestra) y/o predictiva (fuera de la muestra) de cada uno. Ello permite calcular una combinación ponderada de las predicciones de cada modelo. De esta forma, se busca compensar los errores de medición de las variables, pues la calidad de los datos no es perfecta y las series de tiempo suelen ser bastante cortas.

Luego, la ecuación satélite traduce el escenario asumido (base o adverso) en una trayectoria para la variable endógena, que captura algún riesgo o indicador relacionado a

la situación de una institución financiera o sector agregado. Mediante la combinación ponderada de modelos bajo un enfoque bayesiano, es posible incorporar más variables predictoras que logren explicar la dinámica de las variables de interés, lo que fortalece la robustez de las estimaciones. En general, la cantidad de rezagos a incluir en el modelo se suele definir a través de una búsqueda de especificación que considera todas las combinaciones posibles dentro de un número finito de posibilidades tal que se elige aquella especificación que produzca los criterios de información¹⁰ más bajos. El espacio del modelo (conjunto de ecuaciones candidatas) para una variable endógena se define en función de todas las combinaciones concebibles de K variables predictoras. Si el número de variables predictoras de cualquier ecuación individual se limita a un máximo L , entonces el número total de ecuaciones I que conforman el espacio del modelo es:

$$I = \sum_{l=1}^L \frac{K!}{l! \cdot (K-l)!}$$

Para combinar las estimaciones de cada modelo individual en un único modelo final, se utiliza la regla de Bayes:

$$h(\beta | y) = \sum_{i=1}^I P(M_i | y) \cdot \frac{f(y | \beta) \cdot h(\beta | M_i)}{f(y | M_i)}$$

Las probabilidades del modelo *a posteriori* $P(M_i | y)$ se utilizan como ponderadores de las ecuaciones individuales, donde $f(y | \beta)$ es la función de densidad de la variable endógena condicionada al coeficiente predictor β , $f(y | M_i)$ es la función de densidad de la variable endógena condicionada al modelo y $h(\beta | M_i)$ es la función de densidad del coeficiente predictor condicionada al modelo. Como no se imponen restricciones en la distribución de los coeficientes de las variables predictoras, las ecuaciones individuales se pueden estimar por mínimos cuadrados ordinarios. Los ponderadores de las ecuaciones individuales se calculan en base a la precisión relativa de cada ecuación individual, para lo cual se puede optar entre dos criterios. Por un lado, se pueden considerar métricas que contemplen el ajuste del modelo a los datos propios de la muestra, como es el caso de los criterios de información o el coeficiente de determinación. Por otro lado, se puede hacer uso de métricas que intenten medir la precisión del modelo por fuera de los datos de la muestra, como el *Root Mean Square Error* para pronósticos puntuales o el *Continuous Ranked Probability Score* para pronóstico de densidades. Para ello, es necesario realizar

¹⁰Un criterio de información es una medida utilizada para comparar y seleccionar modelos estadísticos. Estos criterios buscan balancear la capacidad de ajuste del modelo con la complejidad del mismo, es decir, elegir el modelo más adecuado que logre un buen equilibrio entre su capacidad de explicar los datos y su simplicidad.

proyecciones fuera de la muestra, lo cual exige un historial de datos lo suficientemente largo.

2.3. Revisión de la literatura

Para Argentina, Girault construyó una metodología de pruebas de estrés macro para el riesgo de crédito. Elabora un modelo macroeconómico cuyas variables endógenas (que luego actuarán como predictoras en su modelo satélite) son el crecimiento del producto y la tasa de interés, mientras que incorpora como variables exógenas el riesgo soberano, el precio de los principales productos primarios exportados por Argentina y la tasa de fondos federales de Estados Unidos. Para modelar las pérdidas por riesgo crediticio, adopta enfoques determinísticos (históricos y basados en juicios) y estocásticos a través de simulaciones de Monte Carlo (basados en remuestreo y en la distribución normal multivariada). En cuanto a los enfoques determinísticos, concluye que el uso de escenarios históricos tiene la ventaja de reproducir eventos experimentados por la economía argentina mientras que el escenario basado en juicios, si bien puede ser más informativo respecto a una situación hipotética de estrés en un momento dado, no necesariamente contempla la distribución conjunta de los factores de riesgo; los enfoques estocásticos, por su parte, permiten generar una distribución de pérdidas bancarias pero puede ser un gran desafío capturar la naturaleza multivariada de los factores de riesgo (Gutierrez Girault, 2008). Cosentino, por su parte, elaboró un modelo de riesgo integral bajo un enfoque paramétrico. Seleccionó como factores de riesgo macrofinancieros el EMAE¹¹ desestacionalizado, el tipo de cambio de cobertura¹² y la tasa de interés BADLAR¹³, mientras que las relaciones entre las distintas variables involucradas se rigen en base a un esquema de balance estilizado de una entidad financiera. La metodología resulta útil para hacer proyecciones, calcular probabilidades de eventos específicos y realizar pruebas de estrés integrales que contemplen las interrelaciones entre los distintos riesgos presentes en el sistema financiero (COSENTINO, 2015). Mermelstein elabora una metodología para la construcción de un indicador de vulnerabilidad bancaria, cuyos pasos están en línea con el procedimiento genérico para la realización de pruebas de estrés al incorporar variables macroeconómicas para la generación de escenarios que luego afectarán a las variables microeconómicas a través de un esquema de balance estilizado. Luego de definir una serie de indicadores de riesgos bancarios, el indicador de vulnerabilidad surge como la razón entre la cantidad de escenarios con problemas y la cantidad de escenarios totales simulados, donde los escenarios con problemas son aquellos en los cuales los indicadores de riesgos bancarios

¹¹Estimador Mensual de Actividad Económica publicado por el INDEC.

¹²También conocido como *dólar sombra*, es la razón entre la base monetaria y las reservas internacionales.

¹³Es aquella tasa de interés pagada por depósitos a plazo fijo de más de un millón de pesos, por el promedio de entidades financieras.

traspasan ciertos umbrales admisibles (Mermelstein, 2017).

Misina, Tessier y Dey elaboran un modelo de pruebas de estrés macro para analizar la cartera de préstamos corporativos del sector bancario canadiense, la cual consiste en préstamos a empresas de distintos sectores. Como la principal fuente de riesgo es que los deudores incumplan sus obligaciones, el interés recae en identificar las circunstancias en las que un gran número de prestatarios puedan incumplir porque ello podría tener un impacto negativo importante en las instituciones financieras y en la economía. Para ello, su modelo consiste en un bloque macroeconómico del cual surgen las variables macroeconómicas que luego alimentarán al bloque de tasas de incumplimiento por sector. En este sentido, las tasas de incumplimiento de las distintas industrias son función de los escenarios macroeconómicos generados y, a partir de dichas tasas, se genera la distribución de pérdidas. Los autores suponen que los incumplimientos en el sector corporativo canadiense son impulsados por el nivel de actividad económica y el nivel de tasas de interés domésticas, tal que un mayor crecimiento del producto se asociaría con menos incumplimientos mientras que tasas de interés más altas se asociarían con una mayor cantidad de incumplimientos. Luego, la evolución de los incumplimientos dependerá de la dinámica de las variables macroeconómicas, las cuales se modelan en base a un sistema de Vectores Autorregresivos que incluye como variables exógenas el PBI de Estados Unidos, la tasa de interés de Estados Unidos y los precios de los productos básicos (Misina, Tessier, y Dey, 2006).

Wong, Choi y Fong desarrollaron un marco de prueba de estrés macroeconómico para las carteras de préstamos de los bancos de Hong Kong. Para ello, construyeron dos modelos macroeconómicos de riesgo crediticio, cada uno compuesto por un modelo de regresión múltiple que explica la probabilidad de incumplimiento y un conjunto de modelos autorregresivos que describen el entorno macroeconómico, para evaluar la vulnerabilidad y las exposiciones al riesgo de las carteras de préstamos generales y las exposiciones hipotecarias de los bancos, respectivamente. El análisis sugiere una relación significativa entre las tasas de incumplimiento de los préstamos bancarios y los principales factores macroeconómicos, entre ellos el PBI real, las tasas de interés reales, los precios reales del mercado inmobiliario y el PBI real de China Continental. Utilizando dicho marco, aplican simulaciones de Monte Carlo para estimar la distribución de pérdidas crediticias esperadas condicionada a un *shock* artificialmente introducido. La magnitud de los *shocks* se especifica de acuerdo con los que ocurrieron durante la crisis financiera asiática (Wong, Choi, y Fong, 2006).

Hoggarth, Sorensen y Zicchino utilizan modelos de Vectores Autorregresivos para estimar el impacto de los cambios en las variables macroeconómicas en las pérdidas agregadas de los bancos y las pérdidas sectoriales en Reino Unido. Los autores intentan capturar la dinámica entre las cancelaciones de deudas bancarias y las principales variables macroeconómicas condicionado la prueba de estrés a la correlación histórica entre las va-

riables, lo que les permite contemplar efectos de retroalimentación del riesgo crediticio en la economía. Una de las características distintivas de este ejercicio es que se utiliza la relación de cancelación de deudas respecto de los préstamos como medida directa de fragilidad bancaria tal que los autores concluyen que tanto las cancelaciones totales como las corporativas de los bancos están significativamente relacionadas con las desviaciones del producto respecto de su nivel potencial (Hoggarth, Sorensen, y Zicchino, 2005).

Jakubík y Schmieder analizan los diferentes factores que afectan la cartera de préstamos de hogares en República Checa y Alemania. Para República Checa, los impulsores macroeconómicos más significativos son la tasa de desempleo y la tasa de interés real, mientras que en Alemania se observa que la relación entre el crédito y el producto, junto con los ingresos de los hogares, tienen un impacto mayor en la cartera de préstamos (Jakubík y Schmieder, 2008).

Saurina utiliza el método generalizado de momentos para examinar los factores que influyen en la falta de pago de las instituciones financieras españolas. Entre las variables individuales, se destacan el margen de intermediación financiera, el crecimiento del crédito, la ineficiencia y el porcentaje de préstamos sin garantía (Saurina-Salas, 1998).

Vazquez, Tabak y Souto elaboran un modelo para realizar pruebas de estrés macro de riesgo de crédito al sistema bancario brasileño. Para ello, primero recurren a modelos de series de tiempo para estimar la relación entre variables macroeconómicas seleccionadas a fin de utilizar los resultados para simular escenarios macroeconómicos adversos con un horizonte de dos años. Luego, elaboran modelos de datos de panel para estimar la sensibilidad de los préstamos no productivos al crecimiento del PBI, lo que les permite utilizar los resultados del modelo macroeconómico para simular la evolución de la calidad crediticia de los bancos individuales. Finalmente, utilizan los porcentajes de cartera irregular¹⁴ predichos como *proxy* de las probabilidades de incumplimiento (a través de una transformación *logit*) en situaciones adversas y combinan esta información con datos sobre las exposiciones y la concentración de las carteras de crédito bancario a fin de estimar las pérdidas crediticias de cola a través del Valor a Riesgo. Los resultados respaldan la existencia de un comportamiento procíclico en la calidad del crédito y revelan una sólida relación negativa a mediano plazo entre los préstamos morosos y el crecimiento del producto (Vazquez, Tabak, y Souto, 2012).

Uquillas y González analizan los determinantes de la morosidad del crédito de consumo en Ecuador y Colombia en un estudio comparativo, utilizando datos a nivel nacional. En su trabajo, identificaron las variables macro y microeconómicas que afectan la capacidad de pago de los deudores y determinaron los períodos de transmisión de estas variables a la morosidad mediante un modelo ARIMAX. En Ecuador, los *shocks* se transmiten rápidamente en todos los indicadores, mientras que en Colombia hay un retraso significativo.

¹⁴Proporción de préstamos que están sujetos a una devolución tardía o que probablemente no vayan a ser pagados por su tomador.

La liquidez y la tasa de intermediación son factores importantes en ambos países, pero el impacto de los *shocks* financieros difiere. Otros factores como el comportamiento bursátil, las importaciones y la producción manufacturera también influyen en la morosidad, con diferentes efectos a corto y mediano plazo, mientras que el índice de liquidez es el factor más relevante en ambos países, pero hay diferencias en los factores adicionales que influyen en la morosidad (Uquillas y González, 2017).

Aguilar, Camargo y Morales llevan a cabo una investigación sobre el sistema bancario peruano, empleado datos trimestrales y la metodología de datos de panel. Identifican los determinantes macroeconómicos, que incluyen la tasa de crecimiento del producto con un rezago, la proporción de colocaciones respecto al producto y el tipo de cambio real. También analizan factores microeconómicos como la tasa de crecimiento de las colocaciones con dos rezagos, el margen financiero real y la proporción de colocaciones respecto al total de activos (Aguilar, Camargo, y Morales, 2004).

Giraldo lleva a cabo un estudio sobre Colombia bajo la metodología de Vectores Autorregresivos. En su análisis, incorpora variables indicadoras para identificar las fusiones de entidades bancarias y utiliza variables macroeconómicas como el índice de producción manufacturera, la demanda nacional de energía y la tasa de interés real como variables explicativas (Giraldo, 2010). Moreno, por su parte, analiza cómo el comportamiento macroeconómico afecta la morosidad de la cartera de consumo en Colombia utilizando metodologías de series de tiempo multivariadas para datos agregados y datos de panel para una muestra de microdatos obtenidos del buró de crédito. Sus resultados indican que la inflación y la tasa de interés son variables significativas para predecir el comportamiento de la calidad de la cartera de consumo mientras que el desempleo muestra un poder explicativo limitado en este contexto (Fajardo Moreno, 2016).

Vallcorba y Delgado emplean un modelo Autorregresivo Distribuido Rezagado para identificar los factores macroeconómicos que afectan la morosidad en Uruguay. Sus resultados indican que los principales factores son la variación anual del producto real y la variación anual del índice de salario real promedio (Vallcorba y Delgado Rodríguez, 2007).

Rinaldi y Sanchis-Arellano, utilizando un enfoque de panel de cointegración, descubren que la carga de la deuda tiene un impacto significativo en la capacidad de los prestatarios para realizar los pagos. Para el corto plazo, identifican varios factores relevantes para explicar el índice de morosidad, entre ellos la tasa de desempleo, la tasa de interés nominal, los índices de riqueza de los hogares, el índice de precios de la vivienda y la proporción de viviendas ocupadas por sus propietarios (Rinaldi y Sanchis-Arellano, 2006).

Bellotti y Crook aplican el análisis de supervivencia para modelar el incumplimiento (tiempo hasta el incumplimiento de la deuda) en un gran conjunto de datos de cuentas de tarjetas de crédito. Se plantean como hipótesis que la probabilidad de incumplimiento se

ve afectada por las condiciones generales de la economía a lo largo del tiempo. Si bien las variables macroeconómicas no pueden incluirse con facilidad en modelos de regresión logística, el análisis de supervivencia proporciona un marco para su inclusión como covariables. En su estudio, concluyen que aumentos en la tasa de interés, en la tasa de desempleo y en el valor de la vivienda se correlacionan con un mayor riesgo de incumplimiento mientras que aumentos en los salarios, en la producción industrial y en el índice bursátil generan condiciones propicias para una disminución en el riesgo de morosidad (Bellotti y Crook, 2009).

A nivel regional, un informe publicado por el BIS en 2020 detalla los aspectos de las prácticas de pruebas de estrés de siete países latinoamericanos (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México, Perú y Uruguay). En base a los resultados de las encuestas y de un ejercicio común realizado por los Bancos Centrales de cada país, se encuentra que los países en cuestión persiguen objetivos similares al realizar pruebas de estrés y comparten marcos institucionales similares. También concuerdan en algunas características metodológicas generales, como dar más énfasis al riesgo crediticio. El enfoque para comunicar los resultados de las pruebas de estrés también es similar en todas las jurisdicciones. Asimismo, el ejercicio común reveló importantes diferencias en la forma en que las autoridades participantes implementan las pruebas de estrés, lo que puede llevar a divergencias significativas en los efectos finales de un escenario de estrés en el sector bancario: los Bancos Centrales tienen diferentes formas de definir y medir sus variables; hay diferencias en la muestra de instituciones incluidas, específicamente en su composición (por ejemplo, tamaño y tipos de banco); y se hacen diferentes supuestos sobre las reacciones de los bancos a los *shocks* y/o a la respuesta de cada sistema a las restricciones regulatorias. Aunque todas las autoridades monetarias utilizan la adecuación de capital como medida de solvencia de sus sectores bancarios después del estrés, los cálculos de los componentes de los ratios de capital difieren entre los países debido a diferencias en el régimen de Basilea aplicable. Las variables macroeconómicas estresadas fueron el crecimiento del producto real, la tasa de desempleo, la tasa de inflación, el tipo de cambio, los salarios reales, el índice bursátil, el índice real de precios inmobiliarios y un conjunto de tasas de interés, mientras que las variables exógenas contempladas fueron el precio internacional del petróleo, un índice de precios de Estados Unidos, el VIX (índice de volatilidad de mercado), el índice Dow Jones¹⁵, el riesgo país (medido a través del EMBI+ publicado por el Banco J.P Morgan) y las tasas de los bonos del tesoro de Estados Unidos (a tres meses y a diez años) (Ulloa, 2020).

¹⁵Índice bursátil industrial de Estados Unidos.

3. Metodología

En esta sección se describe la metodología elaborada para la realización de pruebas de estrés. La misma consiste en la construcción de una serie de sistemas de Vectores Autorregresivos que ayuden a modelizar ciertas variables macrofinancieras y parámetros de riesgo del sistema financiero argentino. Se pueden diferenciar dos bloques de modelos: un bloque macrofinanciero compuesto por dos modelos VAR, donde uno de ellos intenta explicar el comportamiento de ciertas variables de carácter internacional y el otro intenta describir el comportamiento de ciertas variables domésticas condicionando sus resultados a los resultados del primer modelo. Esto permitiría analizar el desempeño de ciertos indicadores macrofinancieros domésticos sujetos a los vaivenes del contexto externo. Por otro lado, se define un bloque microeconómico compuesto por un modelo satélite que intenta capturar la evolución de riesgos sistémicos del sistema financiero argentino. En esencia, este segundo bloque cuenta con un único modelo pero se construyen tres versiones del mismo, véase, una primera versión cuyos resultados no dependen de los resultados del bloque macrofinanciero, una segunda versión cuyos resultados sí dependen de las estimaciones del bloque macrofinanciero y una tercera versión que en lugar de depender de las estimaciones del bloque macrofinanciero, depende de los valores realizados de las variables macrofinancieras domésticas (esta tercera versión solo tiene sentido para la evaluación del modelo en base a una previsión perfecta ya que, lógicamente, no se podría utilizar en la práctica porque sería necesario conocer el futuro). En cuanto a la forma o especificación que adoptan estas tres versiones, la versión que no depende de los resultados del bloque macrofinanciero adopta un esquema semejante al del modelo VAR macrofinanciero externo mientras que las otras dos versiones (tanto aquella que depende de los resultados del bloque macrofinanciero como aquella que se condiciona a los valores realizados de las variables macrofinancieras domésticas) se modelizan de la misma manera que el modelo VAR macrofinanciero doméstico.

Previo a continuar con la descripción de los modelos y los datos que se utilizan, cabe destacar que en todo momento se cuenta con un panel de datos balanceado, es decir, para cada momento del tiempo se cuenta con observaciones de todas las variables involucradas. En la práctica, esto no necesariamente es así sino que se suelen utilizar paneles de datos desbalanceados a fin de no omitir información. En este caso particular, se consideran datos hasta diciembre de 2022 dado que al momento de elaboración del presente trabajo solo había información de los indicadores de riesgos sistémicos (publicados por el BCRA) hasta esa fecha, pero las variables macrofinancieras ya disponían de datos en 2023. Idealmente, esos datos adicionales de las variables macrofinancieras resultarían relevantes para pronosticar los valores de los indicadores del sistema financiero que aún no han sido publicados.

3.1. Datos

Dado que se han definido dos bloques distintos de modelos, también se han elaborado dos conjuntos de datos para cada bloque (datos macro y datos micro). A continuación, se enuncian todas las variables utilizadas, con una breve descripción acerca de su razón de inclusión y su fuente:

- VIX: índice de volatilidad implícita para una canasta de opciones de compra y venta (*at-the-money*) para el índice S&P 500. Se incluye porque es un *proxy* de la incertidumbre global. Fuente: FRED.
- Diferencial de tasas de Estados Unidos: diferencial o *spread* entre la tasa de bonos del tesoro americano a 10 años y la tasa de bonos del tesoro americano a 3 meses. Se incluye porque es un indicador de recesión en Estados Unidos cuando dicho diferencial es negativo. Fuente: FRED.
- Riesgo país: mide la diferencia entre las tasas implícitas en las cotizaciones de los títulos de deuda pública de un país (Argentina) con respecto a las de los bonos del tesoro americano de similar duración. Se incluye porque es un indicador de la probabilidad que le asigna el mercado a que Argentina logre o no pagar los vencimientos de su deuda externa. Fuente: Banco Central de Reserva del Perú.
- Índice de Precios de las Materias Primas (IPMP): mide la evolución de los precios internacionales de las materias primas que representan cerca del 50% de las exportaciones de Argentina. Se incluye porque dichos precios tienen alta incidencia sobre los términos de intercambio, los cuales a su vez tienen una fuerte incidencia sobre factores domésticos. Fuente: BCRA.
- Tipo de cambio sombra: es el cociente entre la base monetaria y las reservas internacionales. Se incluye porque es un indicador de riesgo cambiario al medir el tipo de cambio necesario para dolarizar la base monetaria si se liquidaran las reservas internacionales totales. Fuente: BCRA.
- Tasa BADLAR real *ex-post*: la tasa de interés BADLAR es aquella que paga por depósitos superiores al millón de pesos en un plazo de 30 a 35 días. En base a los datos disponibles, se obtiene deflactando la tasa BADLAR nominal anual por la tasa de inflación interanual. Se incluye dicha tasa porque funciona como tasa de referencia para el sistema financiero (determinante sobre los márgenes financieros). Fuente: BCRA.
- Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE) desestacionalizado: refleja la evolución mensual de la actividad económica del conjunto de los sectores produc-

tivos a nivel nacional. Se incluye como indicador de salud económica en el sentido que el sistema financiero está sujeto al ciclo económico. Fuente: INDEC.

- **Liquidez amplia:** saldo de cuenta corriente en el BCRA en moneda nacional y extranjera, más otras disponibilidades en moneda nacional y extranjera más saldo acreedor neto por operaciones de pases de las entidades financieras contra el BCRA más tenencia de títulos del BCRA más títulos públicos admisibles para la integración de efectivo mínimo (expresado en porcentaje sobre los depósitos totales). Se incluye como un indicador de riesgo de liquidez del sistema financiero doméstico. Fuente: BCRA (anexo del informe sobre Bancos).
- **Posición de capital:** diferencia entre la integración de capital y la exigencia de capital (expresada en porcentaje de la exigencia de capital). Se incluye como un indicador de riesgo de solvencia del sistema financiero doméstico. Fuente: BCRA (anexo del informe sobre Bancos).
- **Cartera irregular total:** porcentaje de la cartera de créditos en situación 3 a 6 de acuerdo con el régimen de clasificación de deudores. Se incluye como indicador de riesgo de crédito del sistema financiero doméstico al representar aquellos deudores que probablemente no cumplirán con sus obligaciones. Fuente: BCRA (anexo del informe sobre Bancos).

Todas las variables se encuentran en frecuencia mensual. El conjunto de datos micro está compuesto por las últimas tres variables (liquidez amplia, posición de capital y cartera irregular total) mientras que el conjunto de datos macro está compuesto por el resto de variables. En cuanto a la ventana de tiempo, los datos micro se disponen desde enero del 2010 hasta diciembre del 2022 mientras que para los datos macro se toma desde junio del 2005 (a partir de la reestructuración de deuda argentina) hasta diciembre del 2022. Dado que se estarán utilizando modelos VAR, es necesario verificar que las series empleadas sean estacionarias y, en caso contrario, se les debe aplicar alguna transformación para forzar a que lo sean. Para ello, se aplica la prueba de Dickey-Fuller Aumentada a las variables en niveles y en diferencias, de lo cual surge que en diferencias todas las variables cumplen con el requisito de estacionariedad (ver apéndice A.1).

3.2. Modelo VAR incondicional

Para modelizar las variables macrofinancieras externas (VIX, riesgo país, IPMP y diferencial de tasas de Estados Unidos) y las variables de riesgo del sistema financiero con independencia del bloque macrofinanciero, se implementa un modelo VAR sin constante y con *shocks* exógenos que siguen una distribución multinormal, cuya forma reducida genérica resulta:

$$Y_t = A_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + A_p \cdot Y_{t-p} + u_t$$

donde Y_t es un vector de variables endógenas de dimensión $N \times 1$, A_i son las matrices $N \times N$ de coeficientes de las variables endógenas y $u_t \sim N(0, \Sigma_t = \Sigma_u)$ es un vector $N \times 1$ de *shocks* exógenos serialmente no correlacionados ($E[u_t, u_s] = 0 \forall s \neq t$) con una matriz de covarianza $N \times N$ constante y media cero ($E[u_t] = 0 \forall t$), que siguen una distribución multinormal. Los coeficientes se estiman a través de mínimos cuadrados ordinarios mientras que la selección de rezagos se basa en los criterios de información tradicionales. Según dichos criterios, la especificación óptima implica un único rezago tanto para el modelo macrofinanciero externo como para el modelo satélite (ver apéndice A.2).

3.3. Modelo VAR condicional

Para modelizar las variables macrofinancieras domésticas (EMAE, tasa BADLAR real *ex-post* y tipo de cambio sombra) y las variables de riesgo del sistema financiero sujetas al bloque macrofinanciero, se implementa un modelo VAR con variables exógenas (una constante y regresores adicionales a las variables endógenas) y *shocks* exógenos que se modelizan mediante *bootstrapping*, cuya forma reducida genérica resulta:

$$Y_t = c + A_1 \cdot Y_{t-1} + \dots + A_p \cdot Y_{t-p} + B \cdot X_t + u_t$$

donde Y_t es un vector de variables endógenas de dimensión $N \times 1$, c es un vector fijo de constantes de dimensión $N \times 1$, A_i son las matrices $N \times N$ de coeficientes de las variables endógenas, B es una matriz $N \times L$ de coeficientes de las variables exógenas (representadas por el vector X_t de dimensión $L \times 1$) y $u_t \sim (0, \Sigma_t = \Sigma_u)$ es un vector $N \times 1$ de *shocks* exógenos serialmente no correlacionados ($E[u_t, u_s] = 0 \forall s \neq t$) con una matriz de covarianza $N \times N$ constante y media cero ($E[u_t] = 0 \forall t$). A diferencia de la especificación anterior donde las innovaciones se modelizan siguiendo una distribución paramétrica, se emplea *bootstrapping* que es una técnica utilizada para introducir innovaciones derivadas de distribuciones no paramétricas. Esto se logra muestreando repetidamente (con reemplazo) los residuos que surgen de la estimación del modelo a fin de crear simulaciones de innovaciones. Si se define $U = \{U_1, \dots, U_n\}$ como los residuos de un proceso estacionario estimados por el modelo, donde $U_j = \{u_j^1, \dots, u_j^s\} \forall j \in 1 \leq j \leq n$ siendo s la cantidad de variables del modelo, el ejercicio consiste en tomar una muestra aleatoria simple con reemplazo de U creando un arreglo de innovaciones de tamaño $s \times r \times h$ con r representando el número de simulaciones y h el número de horizontes

para las s variables. De la misma manera, para la estimación de los coeficientes se utiliza mínimos cuadrados ordinarios y la selección óptima de rezagos se basa en los criterios de información tradicionales. Si bien para el modelo satélite resulta óptimo utilizar un único rezago, para el modelo macrofinanciero doméstico los criterios de *Akaike* y *Final Prediction Error* recomiendan 7 rezagos mientras que los criterios de *Hannan-Quinn* y *Schwarz* recomiendan un único rezago. A fin de mantener un modelo parsimonioso y no perder muchos grados de libertad (considerando la disponibilidad de datos en relación a la cantidad de parámetros del modelo), se opta por un único rezago. Se debe tener en cuenta que se asume que las variables exógenas siguen un proceso generador de datos por separado, lo cual es relevante porque para realizar pronósticos de las variables endógenas también se necesita un pronóstico paralelo predefinido de las variables exógenas. La importancia de este comentario radica en que la capacidad predictiva del modelo depende fuertemente del pronóstico de las variables exógenas. Incluso si el valor real de las variables exógenas tiene contenido predictivo, un mal pronóstico del mismo podría empeorar la capacidad predictiva del modelo (Marinozzi, 2023).

4. Resultados

En la presente sección, primero se esbozarán los resultados obtenidos del modelo macrofinanciero doméstico y del modelo satélite que se encuentra condicionado por el primero; y luego, se analizará el desempeño predictivo relativo de las tres versiones construidas de modelo satélite, es decir, aquella que no se encuentra condicionada por el bloque macrofinanciero (modelo incondicionado), aquella que sí se encuentra condicionada por las estimaciones del bloque macrofinanciero (modelo condicionado) y aquella que se encuentra condicionada por las realizaciones de las variables macrofinancieras domésticas (modelo con previsión perfecta).

La intención de presentar las estimaciones generadas por la metodología en cuestión no radica en querer realizar un análisis en profundidad acerca de la salud del sistema financiero argentino y su respuesta frente a ciertas situaciones adversas de cara al 2023 en adelante, sino más bien en presentar algunas de las herramientas que esta metodología proporciona, teniendo un alcance principalmente ilustrativo. Esto es así porque para llevar a cabo una prueba de estrés sería necesario elaborar una mayor cantidad de modelos más sofisticados, para lo cual es necesario tener un gran conocimiento del funcionamiento de la macroeconomía argentina (tanto sus cuestiones idiosincráticas como su respuesta a *shocks* internacionales) y del sistema financiero argentino, sin descartar la posibilidad de elaborar modelos satélites que tengan en cuenta información bancaria en un formato de datos de panel como se ha comentado en el marco teórico. En este trabajo se ha optado por la elaboración de un modelo satélite que tenga en cuenta ciertos indicadores generales del sistema financiero por una cuestión de simplicidad y facilidad a la hora de recolectar

los datos.

En cuanto a la evaluación de las distintas versiones del modelo satélite, se intenta comparar el desempeño predictivo de las mismas. Básicamente, si se cuenta con una versión que tiene incorporada información adicional sobre ciertas variables que describen la posible evolución de la coyuntura doméstica e internacional y otra que no incorpora dicha información, se esperaría una mayor capacidad predictiva de la primera tal que sobre esta idea subyace la hipótesis de este trabajo. Pero en línea con lo que se comentaba en el párrafo anterior, modelizar correctamente ciertas variables de la coyuntura internacional y doméstica en forma conjunta es una tarea ardua. Por lo tanto, el uso de modelos macrofinancieros con ese fin podría llevar a conclusiones erróneas debido a los sesgos que potencialmente pueden tener los modelos utilizados, ya sea por un problema de especificación, de omisión de variables, etc. Esta es la razón por la cual se incluye una versión de modelo satélite que es similar a la versión condicionada pero en lugar de encontrarse condicionada por los pronósticos del bloque macrofinanciero, se encuentra condicionada a los valores efectivamente realizados de las variables macrofinancieras domésticas. Luego, uno puede no disponer de los mejores modelos macrofinancieros que ayuden al pronóstico del modelo satélite, pero de esta forma se puede identificar si las variables macrofinancieras tienen o no contenido predictivo. En caso afirmativo, el problema radicaría específicamente en encontrar la mejor forma de pronosticar variables macrofinancieras entre los infinitos modelos posibles.

4.1. Pronósticos

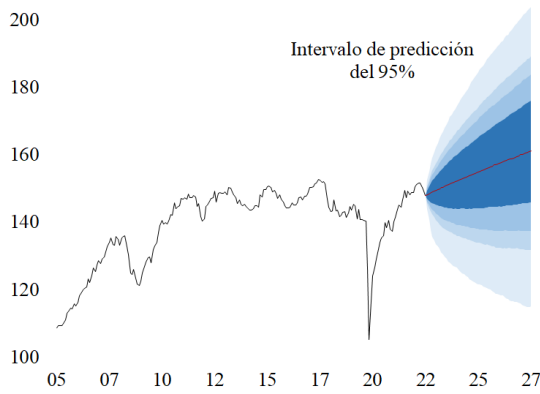
Para un horizonte de 60 períodos (5 años dada la frecuencia mensual) y 20000 simulaciones por período, se dispone del pronóstico de todas las variables incluidas en la metodología. Acorde a la visión prospectiva, además del pronóstico puntal se cuenta con los múltiples caminos que puede adoptar cada variable, algunos más optimistas y otros más pesimistas, permitiendo al usuario analizar la evolución de las variables en condiciones adversas. De esta manera, lo que se tiene para cada período futuro es una estimación de la densidad que adoptará la variable en cuestión. Al disponer de la predicción de la densidad futura, es posible calcular probabilidades de eventos específicos mediante el enfoque clásico de la probabilidad, es decir, casos favorables sobre casos totales (en este caso, 20000 simulaciones por período). Al contar con los pronósticos de las variables en niveles¹⁶, también se les puede aplicar alguna transformación para obtener las densidades predictivas de la variable transformada, lo cual puede resultar de utilidad para algunas variables macrofinancieras como es el caso del EMAE y el tipo de cambio. Al expresar dichas variables en variación interanual (i.a), se puede computar la probabilidad de que el EMAE se contraiga o se expanda en un horizonte de 12 meses, o bien que el

¹⁶Los modelos se estiman en diferencias pero luego las variables se recomponen en niveles.

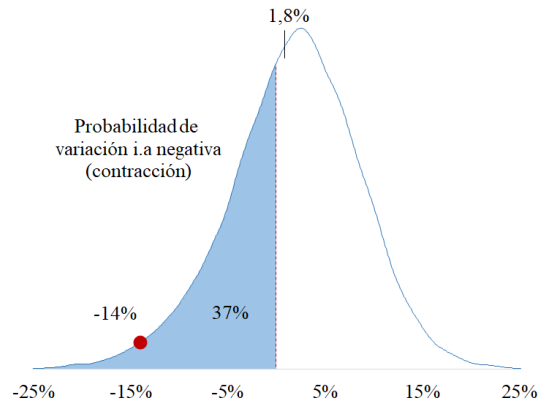
tipo de cambio se aprecie o se deprecie en un año, como también se podría exigir la probabilidad de que la contracción o la expansión del EMAE sea superior o inferior a un determinado umbral y lo mismo aplica para la apreciación o depreciación cambiaria. Conociendo la densidad, también es posible calcular métricas específicas de la distribución en un momento futuro determinado haciendo uso de los percentiles. Como se mencionaba previamente, el análisis de los caminos más adversos que puede tomar una variable hace referencia a la medición de los riesgos de cola de la distribución a través de medidas como el Valor a Riesgo o el Valor Condicional a Riesgo. En este sentido, se utiliza el Valor a Riesgo para definir la evolución de los escenarios pesimistas de los parámetros de riesgo del sistema financiero mientras que la mediana es utilizada como escenario base; y se hace uso del Valor Condicional a Riesgo para cuantificar los riesgos de cola de las densidades predictivas. Mientras que el Valor a Riesgo es simplemente el percentil que acumula el $\alpha\%$ de la distribución, el Valor Condicional a Riesgo es el valor esperado de la variable aleatoria X condicional a que dicha variable aleatoria sea superior al Valor a Riesgo para un determinado α (Roccioletti, 2015).

Asimismo, la metodología propuesta cuenta con la ventaja de proporcionar pronósticos probabilísticos donde las densidades predictivas de las distintas variables se caracterizan por estar conjuntamente distribuidas. Esto se debe a que, por un lado, la utilización de modelos VAR implica que las variables endógenas se distribuyan conjuntamente por definición ya que cada variable está expresada en función de sí misma y de las otras variables incluidas en el modelo; y, por otro lado, las variables endógenas de un modelo terminan adoptando una distribución conjunta con las variables que fueron incluidas como exógenas. De esta manera, el modelo macrofinanciero externo arroja la distribución conjunta del VIX, el *spread* de Estados Unidos, el IPMP y el riesgo país. Luego, dichas variables y sus pronósticos alimentan exógenamente al modelo macrofinanciero doméstico, del cual se obtiene la distribución conjunta de las variables externas más las domésticas (EMAE, tasa BADLAR real y tipo de cambio sombra). Finalmente, la distribución conjunta de las variables macrofinancieras domésticas (que se encuentran conjuntamente distribuidas con las variables macrofinancieras externas) termina alimentando exógenamente al modelo satélite, obteniendo así las distribuciones futuras conjuntas de todas las variables consideradas. Bajo estas condiciones, es posible obtener densidades predictivas condicionales a ciertos eventos, de las cuales luego se pueden extraer probabilidades específicas y métricas como se mencionaba antes.

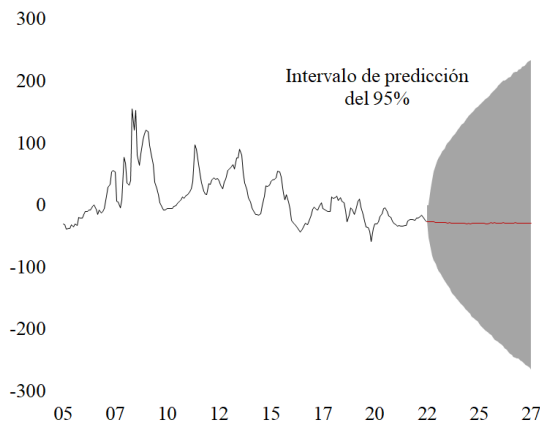
Pronóstico del EMAE
2023-2027



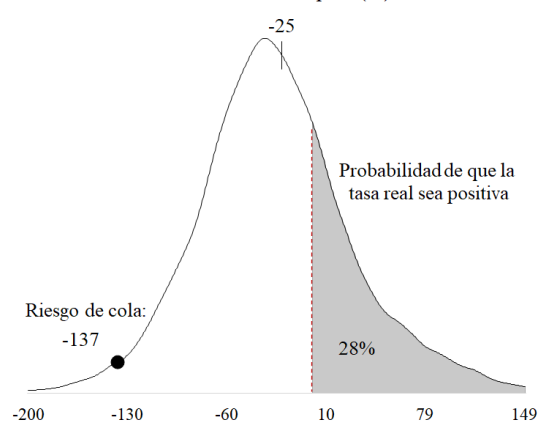
Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
Variación i.a del EMAE



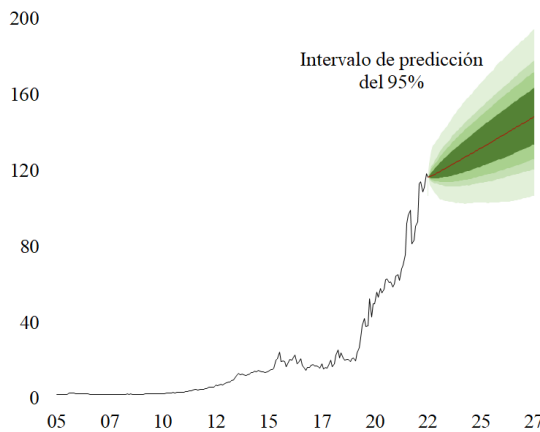
Pronóstico de la BADLAR real ex-post (%)
2023-2027



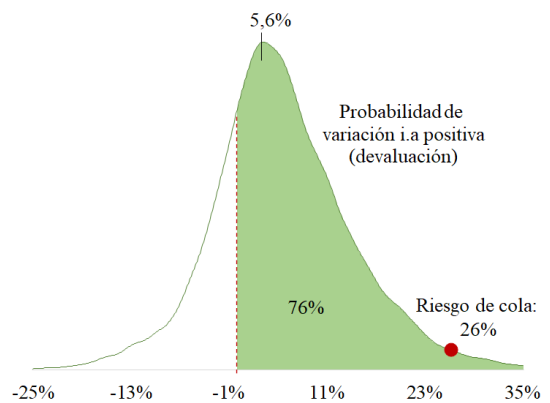
Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
BADLAR real ex-post (%)



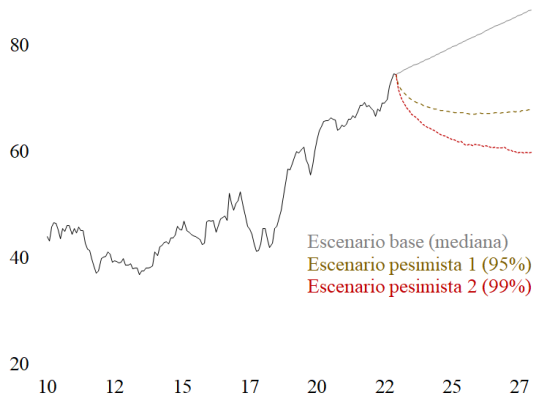
Pronóstico del tipo de cambio sombra
2023-2027



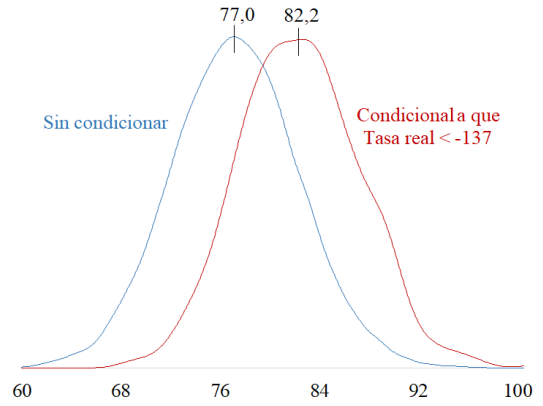
Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
Variación i.a del tipo de cambio sombra



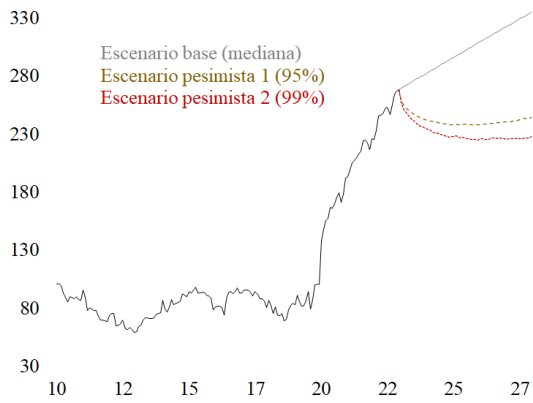
Análisis de escenarios - Liquidez amplia (%)
2023-2027



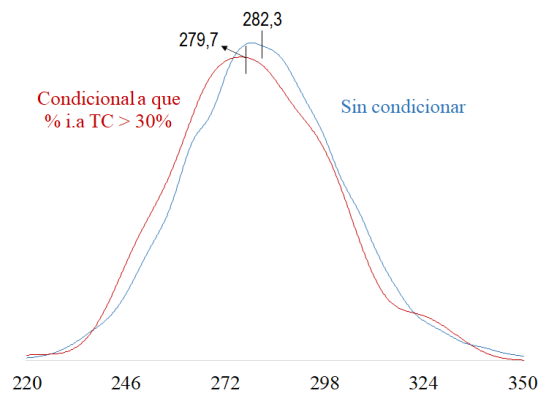
Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
Liquidez amplia (% depósitos totales)



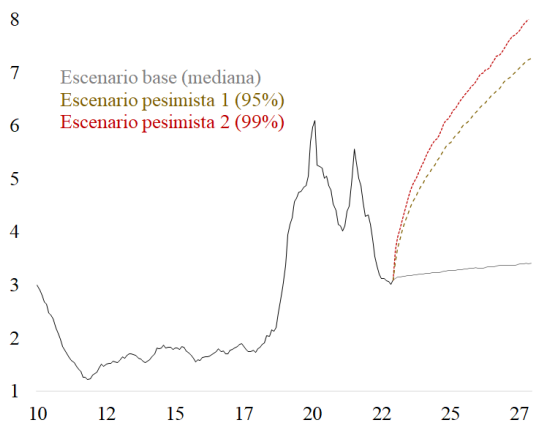
Análisis de escenarios - Posición de capital (%)
2023-2027



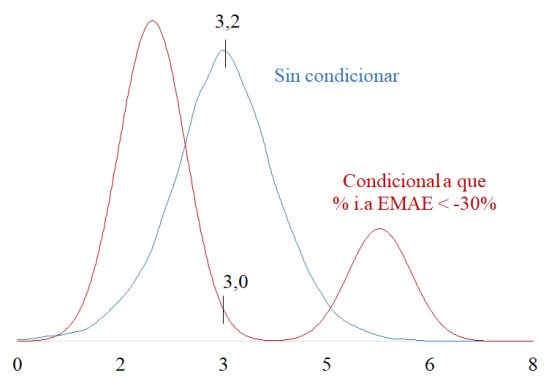
Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
Posición de capital (%)



Análisis de escenarios - Cartera irregular (%)
2023-2027



Densidad predictiva 12 meses hacia adelante
Cartera irregular (% de cartera total)



4.2. Evaluación

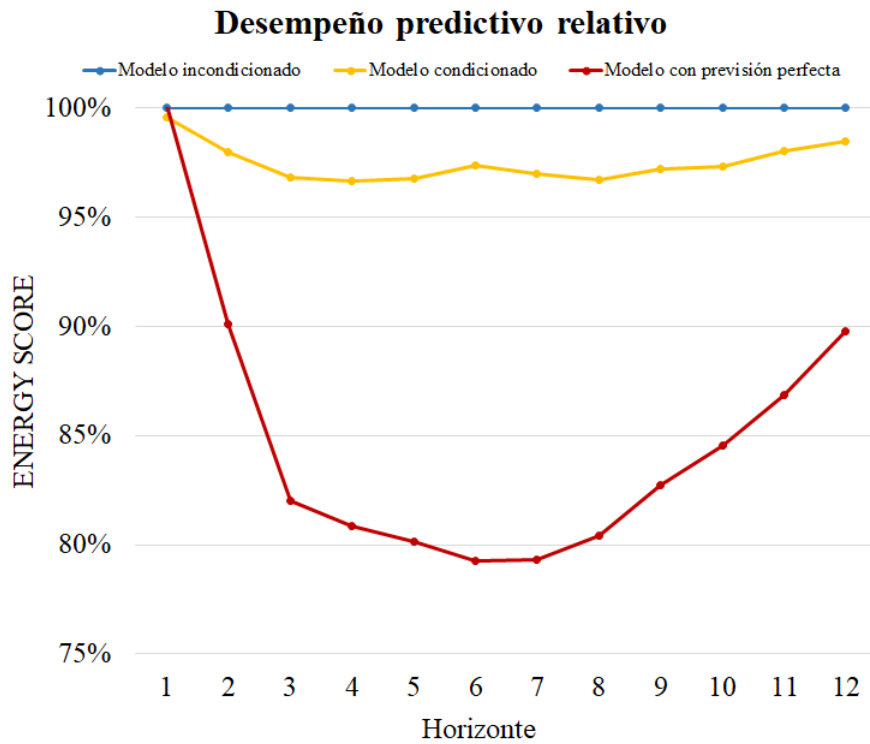
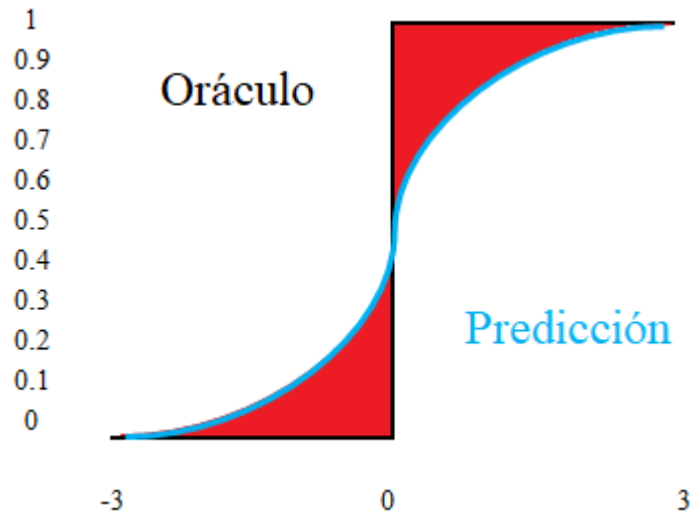
La evaluación de un modelo consiste en poner a prueba su capacidad predictiva. Para ello, es necesario correr iterativamente el modelo con distintos subconjuntos o ventanas de datos, disponiendo al mismo tiempo de otros subconjuntos de datos por fuera de la muestra de la cual se alimenta el modelo a fin de comparar la predicción con los valores realizados de las variables de interés que se intenta pronosticar. Este ejercicio de analizar qué tan bueno es un modelo por fuera de los datos de la muestra se lo llama *Out-of-Sample* (OOS). El OOS se llevará a cabo específicamente para el modelo satélite (en sus distintas versiones) porque el objetivo principal es comparar el desempeño predictivo de la versión que no depende de factores macrofinancieros respecto de aquella versión que sí depende, pero como esta última versión puede verse contaminada por malos pronósticos del bloque macrofinanciero, adicionalmente se realiza el ejercicio condicionando el modelo satélite a los valores efectivamente realizados de las variables macrofinancieras domésticas.

Previo a comentar sobre las métricas de evaluación utilizadas y los resultados finales, cabe realizar ciertos comentarios generales. Este ejercicio de correr iterativamente los modelos satélites con distintas ventanas de datos se lleva a cabo con 5000 simulaciones y un máximo de 12 horizontes por ejercicio debido a la disponibilidad de datos, siendo el primer horizonte pronosticado enero del 2016. Esto significa que el primer OOS alimenta los modelos satélites desde enero del 2010 (primera observación disponible de los datos micro) hasta diciembre del 2015 y pronostica 12 períodos, desde enero del 2016 hasta diciembre del 2016. Además, se debe tener en cuenta que para las versiones condicionadas los pronósticos de las variables endógenas también dependen de los valores que adopten las variables exógenas pronosticadas. Tomando como ejemplo el primer OOS, el primer horizonte pronosticado (enero 2016) depende de los valores que adopten las variables macrofinancieras domésticas en enero del 2016. Para el caso de previsión perfecta es más simple porque es el valor efectivamente realizado, pero sino se debe tener el pronóstico del primer horizonte del modelo macrofinanciero doméstico (cortando los datos en diciembre del 2015), el cual a su vez depende del pronóstico del primer horizonte del modelo macrofinanciero externo (cortando los datos en diciembre del 2015). Esto aplica tanto para el primer horizonte como para cualquier otro por lo que cuando se hace el OOS para el modelo satélite condicionado sin previsión perfecta, se deben correr paralelamente los modelos del bloque macrofinanciero cortando la ventana de datos macro en la misma fecha que el corte realizado a los datos micro y pronosticar la misma cantidad de horizontes. Se eligió diciembre del 2015 como última fecha de datos del primer OOS para que los modelos se alimenten con un mínimo de 6 años de datos (al menos 71 observaciones al estar en diferencias). Luego, el segundo OOS alimenta los modelos desde enero del 2010 hasta enero del 2016 (la ventana de datos se extiende en un período adicional) y pronostica los 12 meses siguientes, desde febrero del 2016 hasta enero del 2017, aplican-

do el mismo comentario anterior sobre los modelos condicionados. Y así sucesivamente hasta que la ventana de datos abarque desde enero del 2010 hasta diciembre del 2021 y se pronostique desde enero del 2022 hasta diciembre del 2022. Esto debe de ser así porque se eligió evaluar la capacidad predictiva para un máximo de 12 períodos dado un conjunto de datos cuya última observación es diciembre del 2022, pues si se quisiera correr los modelos con datos hasta enero del 2022 (o más adelante) habría dos inconvenientes: por un lado, si bien se podría pronosticar un horizonte de 12 períodos (hasta enero del 2023), no se dispondría de la realización para evaluar la capacidad predictiva porque se cuenta con datos hasta diciembre del 2022; y por otro lado, la versión del modelo satélite con previsión perfecta se vería comprometida porque dicha versión además de alimentar sus variables endógenas con los datos históricos de la ventana correspondiente, también contempla la realización de las variables macrofinancieras domésticas de los períodos que está pronosticando por lo que el último dato disponible de diciembre del 2022 alimenta exógenamente al pronóstico de 12 períodos que comienza luego de diciembre del 2021. En definitiva, se cuenta con 72 evaluaciones para el primer horizonte, 71 evaluaciones para el segundo horizonte, y así sucesivamente, hasta disponer de 61 evaluaciones para el doceavo horizonte.

La métrica de evaluación utilizada es el *Energy Score* (ES), la cual permite analizar el desempeño predictivo de la distribución total cuando se intenta llevar a cabo un pronóstico multivariado como es el caso. Dado que el ES es una generalización de la métrica *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS), la cual aplica para pronósticos univariados, resulta oportuno explicar esta última para entender conceptualmente lo que mide, pues el ES tiene la misma lógica pero para un caso multivariado. Para un horizonte específico, el CRPS compara una distribución de frecuencia acumulada proyectada (en el gráfico, la predicción en celeste) contra la distribución de la realización (en el gráfico, el oráculo en negro), que al ser acumulada vale 0 hasta el valor de la realización (en el gráfico se supone un valor ilustrativo de 0) y 1 a partir de dicho valor realizado. En otras palabras, mide la distribución acumulada pronosticada contra una distribución perfecta donde el área en rojo es el resultante de la diferencia entre la predicción y el oráculo. Idealmente, se quiere minimizar dicha área pero en general se tendrá un margen de error porque una área nula implicaría un pronóstico perfecto (el oráculo mismo). Asimismo, un pronóstico puntual que esté muy lejos de la realización podría implicar un área mayor en relación a la que resultaría de un pronóstico probabilístico. Luego, en cada ejercicio de OOS se tendrá una distribución y una realización para los distintos horizontes (Gneiting y Raftery, 2007). Por cada versión de modelo satélite, el ES de un determinado horizonte surge del promedio de los n ES computados a partir de las n evaluaciones de un horizonte específico (por ejemplo, el ES del primer horizonte surge del promedio de 72 ES en función de las 72 evaluaciones disponibles). Una vez calculados los ES de las tres versiones de modelo satélite para los 12 horizontes, los mismos se relativizan a los valores del ES del modelo

satélite incondicional. De esta manera, es más sencillo ilustrar si los modelos condicionales (ya sea con o sin previsión perfecta) tienen o no un mejor desempeño predictivo. Como se observa en la gráfica, los modelos satélite condicionados superan en términos de desempeño predictivo al modelo satélite incondicionado, y particularmente el modelo con previsión perfecta supera a las otras dos versiones en prácticamente todos los horizontes, donde la mayor diferencia se da en los horizontes 6 y 7.



5. Conclusiones

La gestión de riesgos en entidades financieras ha adoptado mayor relevancia en estos últimos tiempos frente a los mayores niveles de volatilidad en el mercado, siendo en consecuencia fundamental a la hora de velar por la estabilidad financiera. Sin estabilidad financiera, difícilmente una economía pueda transitar una senda suavizada de prosperidad. En el desarrollo de esta agenda, se han ideado distintas herramientas cuantitativas que sirven a este propósito, dentro de las cuales se ubican las pruebas de estrés. Tomando de referencia parte del marco analítico de pruebas de estrés del Banco Central Europeo y luego de haber realizado una revisión de la literatura sobre este tipo de ejercicios, los esfuerzos del presente trabajo se concentran en la elaboración de una propuesta metodológica. La metodología propuesta consiste en dos bloques de modelos, véase, un bloque de modelos macrofinancieros y un bloque satélite. El bloque de modelos macrofinancieros se compone por dos modelos VAR donde uno de ellos intenta capturar la dinámica de ciertas variables internacionales mientras que el otro es un sistema que busca describir el comportamiento de ciertas variables de la coyuntura local, condicionado a la dinámica de las variables internacionales del otro modelo. En cuanto al bloque satélite, éste se compone de un modelo VAR que busca explicar la dinámica de ciertos indicadores o parámetros de riesgo del sistema financiero argentino agregado que sean representativos del riesgo de crédito, de liquidez y de solvencia. A efectos de su aplicación, el enfoque probabilístico seguido tiene grandes ventajas en la medida que proporciona un abanico de herramientas respetando la visión macroprudencial, prospectiva e integral: se puede plasmar la evolución futura de las variables de interés (entre los posibles caminos, aquellos que podrían ser más adversos para una institución financiera o un sector), se puede estimar la probabilidad de ocurrencia de ciertos eventos específicos para un determinado horizonte futuro, se puede analizar el desempeño de una determinada variable X condicional al desempeño de otra variable Y, entre muchas otras posibilidades. Asimismo, la literatura no hace mucho énfasis en evaluar la capacidad predictiva de los modelos empleados, con validaciones que en general se centran en el pronóstico puntal en lugar de toda la distribución (cuando el interés está en cuantificar riesgos de cola) y sin tener un punto de referencia (evaluaciones absolutas y no relativas). Luego, se plantea como hipótesis poner a prueba el aporte predictivo de variables macrofinancieras a las pruebas de estrés mediante la evaluación relativa de las tres versiones del modelo satélite teniendo en cuenta la distribución completa. A través del uso de la métrica *Energy Score* en ejercicios de *Out-of-Sample*, se concluye que las variables macrofinancieras aportan contenido predictivo por lo que vale la pena realizar un esfuerzo para su correcto tratamiento e inclusión. De esto también se deduce que el uso de ejercicios de *Out-of-Sample* de este tipo (donde se incluye un modelo con previsión perfecta versus un *benchmark*) resultaría una buena estrategia para identificar variables exógenas que generen ganancias significativas en la predicción.

Referencias

- Aguilar, G., Camargo, G., y Morales, R. (2004). Análisis de la morosidad en el sistema bancario peruano informe final de investigación. *Instituto de Estudios Peruanos, 1*, 1–108.
- Basel, I. (2004). International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework. *Bank for international settlements*.
- BCRA. (2018). *Lineamientos para la gestión de riesgos en entidades financieras*.
- BCRA. (2022). *Capitales mínimos de las entidades financieras*.
- Bellotti, T., y Crook, J. (2009). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operational Research Society, 60*(12), 1699–1707.
- COSENTINO, D. A. (2015). Modelo de riesgo integral y stress testing. *Revista de Investigación en Modelos Financieros, 1*, 9–37.
- Fajardo Moreno, Á. A. (2016). Impacto del comportamiento macroeconómico sobre la morosidad de la cartera de consumo en Colombia. *Escuela de Economía*.
- Giraldo, W. (2010). Determinantes de la morosidad de la cartera en el sistema financiero colombiano. *Universidad ICESI de Cali*.
- Gneiting, T., y Raftery, A. E. (2007). Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American statistical Association, 102*(477), 359–378.
- Gutierrez Girault, M. A. (2008). Modeling extreme but plausible losses for credit risk: a stress testing framework for the Argentine financial system.
- Henry, J., Kok, C., Amzallag, A., Baudino, P., Cabral, I., Grodzicki, M., . . . others (2013). A macro stress testing framework for assessing systemic risks in the banking sector. *ECB Occasional Paper*(152).
- Herrera, P. M., y cols. (2013). *Nota introductoria a la metodología de stress-testing utilizada en el sistema financiero* (Tesis Doctoral no publicada). Facultad de Ciencias Económicas. Universidad de Buenos Aires.
- Hoggarth, G., Sorensen, S., y Zicchino, L. (2005). Stress tests of UK banks using a VAR approach.
- Jakubík, P., y Schmieder, C. (2008). *Stress testing credit risk: Comparison of the Czech Republic and Germany; fsi award 2008 winning paper*. Financial Stability Inst., Bank for Internat. Settlements.
- Marinozzi, T. (2023). Forecasting inflation in Argentina: A probabilistic approach. *Ensayos Económicos, 1*(81), 81–110.
- Mermelstein, D. A. (2017). *Hacia un indicador de vulnerabilidad bancaria basado en pruebas de estrés* (Inf. Téc.). Serie Documentos de Trabajo.
- Misina, M., Tessier, D., y Dey, S. (2006). Stress testing the corporate loans portfolio of the Canadian banking sector.
- on Banking Supervision, B. C. (2010). *The Basel Committee's response to the financial*

- crisis: Report to the g20*. Bank for International Settlements.
- Rinaldi, L., y Sanchis-Arellano, A. (2006). Household debt sustainability: What explains household non-performing loans? an empirical analysis.
- Roccioletti, S. (2015). *Backtesting value at risk and expected shortfall*. Springer.
- Saurina-Salas, J. (1998). Determinantes de la morosidad de las. *Investigaciones económicas*, 22(3), 393–426.
- Sorge, M. (2004). Stress-testing financial systems: an overview of current methodologies.
- Ulloa, B. (2020). Stress testing in latin america: A comparison of approaches and methodologies. *BIS Papers*(108).
- Uquillas, A., y González, C. (2017). Determinantes macro y microeconómicos para pruebas de tensión de riesgo de crédito: un estudio comparativo entre ecuador y colombia basado en la tasa de morosidad. *Ensayos sobre política económica*, 35(84), 245–259.
- Vallcorba, M., y Delgado Rodríguez, F. J. (2007). Determinantes de la morosidad bancaria en una economía dolarizada: el caso uruguayo. *Documentos de trabajo/Banco de España*, 0722.
- Vazquez, F., Tabak, B. M., y Souto, M. (2012). A macro stress test model of credit risk for the brazilian banking sector. *Journal of Financial Stability*, 8(2), 69–83.
- Wong, J., Choi, K.-f., y Fong, T. (2006). A framework for macro stress testing the credit risk of banks in hong kong. *Hong Kong Monetary authority quarterly bulletin*, 10, 1–38.

A. Apéndice

A.1. Prueba de Dickey-Fuller Aumentada

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0 : \text{la serie no es estacionaria.} \\ H_1 : \text{la serie es estacionaria.} \end{array} \right.$$

Variable	Valor p	Hipótesis nula
VIX	0.06401	No rechazar
Δ VIX	0.01	Rechazar
IPMP	0.4501	No rechazar
Δ IPMP	0.01	Rechazar
Spread EEUU	0.6009	No rechazar
Δ Spread EUU	0.01	Rechazar
EMBI	0.2921	No rechazar
Δ EMBI	0.01	Rechazar
EMAE	0.2498	No rechazar
Δ EMAE	0.01	Rechazar
BADLAR real	0.02259	Rechazar
Δ BADLAR real	0.01	Rechazar
Tipo de cambio	0.99	No rechazar
Δ Tipo de cambio	0.01	Rechazar
Liquidez	0.4326	No rechazar
Δ Liquidez	0.01	Rechazar
Crédito	0.4642	No rechazar
Δ Crédito	0.01604	Rechazar
Solvencia	0.99	No rechazar
Δ Solvencia	0.01	Rechazar

Resultados de la prueba Dickey-Fuller Aumentada para un nivel de significancia del 5%.

A.2. Especificación de los modelos

Modelo macrofinanciero externo				
Criterio	AIC	HQ	SC	FPE
Lag Óptimo	1	1	1	1
1	16.82374	16.93052	17.0876	20251922.7
2	16.88707	17.10063	17.4148	21579196.4
3	16.9837	17.30404	17.77529	23778024.9
4	17.08168	17.5088	18.13714	26246569.5
5	17.13405	17.66797	18.45338	27694310.6
6	17.0646	17.70529	18.64779	25886841.2
7	17.04436	17.79184	18.89142	25438287.4
8	17.07607	17.93032	19.18699	26354768.7
9	17.17673	18.13777	19.55151	29285015.5

Modelo macrofinanciero doméstico				
Criterio	AIC	HQ	SC	FPE
Lag Óptimo	7	1	1	7
1	9.733045	9.813132	9.930944	16866.1
2	9.765695	9.905846	10.11202	17427.08
3	9.757043	9.95726	10.25179	17279.79
4	9.770969	10.03125	10.41414	17527.38
5	9.776015	10.09636	10.56761	17624.45
6	9.715025	10.09544	10.65505	16593.21
7	9.69734	10.13782	10.78578	16317.96
8	9.731363	10.2319	10.96823	16904
9	9.783689	10.3443	11.16898	17840.78

Modelo satélite				
Criterio	AIC	HQ	SC	FPE
Lag Óptimo	1	1	1	1
1	0.137498	0.237598	0.383848	1.147448
2	0.154147	0.329323	0.58526	1.166925
3	0.140796	0.391047	0.756672	1.151947
4	0.138089	0.463415	0.938727	1.149741
5	0.154693	0.555095	1.140095	1.170464
6	0.231774	0.707251	1.401938	1.26658
7	0.286158	0.83671	1.641085	1.340766
8	0.20771	0.833338	1.7474	1.243771
9	0.223102	0.923805	1.947554	1.268499