

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN FINAL

Desarrollo de un simulador híbrido de valuación bancaria con ponderación adaptativa: calibración empírica sobre bancos cotizantes de cinco mercados latinoamericanos, 2018-2024

Autor/es:

Arce Aban Romina – LU.1085202

Camacho Tania – LU.1084698

Carrera:

Lic. en Finanzas

Tutor:

Onna Diego Ariel

Año:

2026

Agradecimientos

Queremos expresar nuestro sincero agradecimiento a nuestro tutor, Diego Ariel Onna, por su dedicación y sus aportes durante el desarrollo de este trabajo. Su acompañamiento y, lo más importante, su disposición.

Y de manera muy especial, agradecemos a nuestras familias y amigos por su apoyo incondicional, su paciencia durante toda la carrera. Este logro también es de ellos.

Resumen

La valuación de bancos impide aplicar directamente el descuento de flujos, por lo que los analistas combinan métodos de forma intuitiva, sin una regla regional basada en evidencia. Este trabajo desarrolla y evalúa un simulador híbrido que pondera el modelo de ingreso residual y los múltiplos P/BV y P/E de manera adaptativa a las características observables de cada banco —rentabilidad, tamaño, morosidad y payout—. Con un enfoque cuantitativo y alcance correlacional-explicativo, se calibró sobre diecisiete bancos cotizantes de Brasil, México, Chile, Colombia y Perú (2018-2024): mediante regresiones con errores agrupados por banco se estimaron los pesos adaptativos, y su precisión se comparó con la de pesos fijos mediante la prueba de Wilcoxon. El simulador obtuvo un error absoluto mediano del 18,1 %, significativamente menor que el de la combinación de pesos fijos ($p < 0,0001$). Entre los métodos individuales, el P/E resultó el más preciso.

Palabras clave: valuación bancaria; ponderación adaptativa; combinación de pronósticos; múltiplos comparables; mercados emergentes.

Palabras clave: valuación bancaria; ponderación adaptativa; combinación de pronósticos; múltiplos comparables; mercados emergentes.

Abstract

Valuing banks prevents the direct use of discounted cash flow analysis, so analysts combine methods intuitively, without an evidence-based regional rule. This work develops and evaluates a hybrid simulator that weights the Residual Income Model and the P/BV and P/E multiples adaptively, based on each bank's observable characteristics—profitability, size, non-performing loans, and payout—. Following a quantitative approach with a correlational-explanatory scope, it was calibrated on seventeen listed banks from Brazil, Mexico, Chile, Colombia, and Peru (2018-2024): regressions with bank-clustered standard errors estimated the adaptive weights, and their accuracy was compared with fixed weights using a Wilcoxon test. The simulator achieved a median absolute error of 18.1%, significantly lower than the fixed-weight combination ($p < 0.0001$). Among the individual methods, the P/E proved the most accurate.

Keywords: bank valuation; adaptive weighting; forecast combination; comparable multiples; emerging markets.

Contenido

1. Introducción	3
2. Planteamiento del problema	4
2.1 Planteamiento del problema	4
2.2 Preguntas de investigación	5
2.3 Justificación de la investigación	5
3. Objetivos de la investigación	6
3.1 Objetivo general.....	6
3.2 Objetivos específicos	6
4. Hipótesis	7
5. Marco teórico	7
5.1 Enfoque general	7
5.2 Particularidades de la valuación bancaria	9
5.2.1 El Residual Income Model como método intrínseco para bancos	10
5.2.2 Price-to-Book Value: el múltiplo principal de la banca	12
5.2.3 Price-to-Earnings: complemento con limitaciones específicas.....	13
5.3 Valuación en mercados emergentes y particularidades latinoamericanas.....	13
5.4 Ponderación adaptativa de métodos: combinación de pronósticos aplicada a la valuación bancaria.....	15
5.5 Antecedentes empíricos	17
6. Metodología	20
6.1 Diseño de la investigación	20
6.2 Muestra y fuentes de datos.....	23
6.2.1 Composición de la muestra	23
6.2.2 Justificación de las exclusiones.....	24
6.2.3 Tratamiento de la moneda y fuentes	24
6.3 Variables.....	25
6.3.1 Variables dependientes	25
6.3.2 Variables independientes	26
6.4 Procedimiento de valuación	27
6.4.1 Residual Income Model Simplificado	27
6.4.2 Valuación por múltiplos comparables	28
6.5 Modelo estadístico	28
6.6 Calibración de los pesos adaptativos y construcción del valor híbrido.....	30
6.7 Validación del simulador	32

6.8 Limitaciones metodológicas	32
7. Análisis de resultados	35
7.1 Estadística descriptiva	35
7.2 Precisión de los métodos individuales	36
7.3 Factores asociados al error.....	37
7.4 Desempeño del simulador y prueba de la hipótesis	38
7.5 Verificación de los resultados	39
8. Conclusiones.....	39
8.1 Limitaciones y líneas futuras.....	40
8.2 Aporte del trabajo	40
Anexos.....	42
A.1. Multicolinealidad (VIF)	42
A.2. Inferencia con pocos bancos (wild cluster bootstrap).....	43
A.3. Robustez de los resultados	43
A.4. Código.....	44
Bibliografía	53

1. Introducción

La valuación de empresas es una de las tareas centrales de las finanzas corporativas, pero cuando el objeto a valorar es un banco el problema adquiere una complejidad adicional. En una entidad financiera la deuda no es una fuente de financiamiento sino la materia prima del negocio, las normas contables son diferentes de las demás empresas y la actividad está fuertemente regulada. Por eso, los modelos habituales, como el descuento de flujos de fondos descontados al costo de capital, no se aplican de forma directa, y los analistas recurren a métodos específicos como el modelo de ingreso residual (RIM) y a múltiplos comparables como el Price-to-Book Value (P/BV) y el Price-to-Earnings (P/E).

En la práctica profesional, ningún analista serio confía en un único método, todos combinan enfoques para llegar a una recomendación final. Sin embargo, esa combinación suele hacerse de manera intuitiva, sin una regla clara sobre cuánto peso asignar a cada método según las características del banco valuado. A esta limitación se suma una brecha en la evidencia, los estudios que comparan la precisión relativa de los métodos se concentran en mercados desarrollados, mientras que los trabajos sobre valuación bancaria en América Latina se limitan a casos únicos. No existe, para la región, un criterio replicable y basado en evidencia que indique cómo ponderar los métodos según el perfil de cada entidad.

Este trabajo busca subsanar esa brecha mediante el desarrollo y la evaluación de un simulador híbrido de valuación bancaria con ponderación adaptativa. La herramienta combina el RIM, el P/BV y el P/E, pero en lugar de asignar pesos fijos e iguales para todos los bancos, ajusta la importancia de cada método a las características observables de cada entidad (rentabilidad sobre patrimonio (ROE), tamaño, morosidad y payout). El simulador se calibra empíricamente sobre una muestra de diecisiete bancos cotizantes de cinco mercados latinoamericanos —Brasil, México, Chile, Colombia y Perú— durante el período 2018-2024. La hipótesis central sostiene que esta ponderación adaptativa reduce de manera estadísticamente significativa el error de valuación respecto de una combinación de pesos fijos de los mismos métodos.

Los resultados confirman la hipótesis: el simulador alcanza un error porcentual absoluto mediano del 18,1 %, por debajo del que produce la combinación de pesos fijos, con una diferencia significativa según la prueba de Wilcoxon. Como la única diferencia entre

ambos esquemas es que el simulador adapta los pesos al perfil de cada banco, la mejora se atribuye a esa adaptación. De manera adicional, el análisis muestra que, entre los métodos individuales, el P/E es el más preciso en esta muestra.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. Tras esta introducción, se presenta el planteamiento del problema, las preguntas de investigación y su justificación; luego los objetivos y la hipótesis. El marco teórico revisa los fundamentos de la valuación bancaria, los métodos empleados y el principio de combinación de pronósticos que sustenta el simulador. La metodología detalla la muestra, las variables, el procedimiento de valuación y el modelo estadístico. Finalmente se exponen los resultados, las pruebas de robustez y las conclusiones, junto con las limitaciones y las líneas de investigación futuras.

2. Planteamiento del problema

2.1 Planteamiento del problema

La valuación de bancos y otras instituciones financieras presenta ciertos desafíos adicionales a la hora de ser valuadas. A diferencia de las empresas no financieras, en los bancos la deuda no es una fuente de financiamiento, sino que es materia prima del negocio y se contabiliza como parte del activo, por lo que la aplicación directa del FCF descontado al WACC no resulta aplicable y la estimación de los flujos de caja se ve dificultada tanto por la deuda como por la reinversión.

Por otro lado, las normas contables de los bancos son distintas a las que rigen al resto de las empresas que prestan servicios no financieros. Además, el hecho de que se trate de empresas altamente reguladas repercute en su valor final, debido a que el crecimiento va a estar sujeto a organismos regulatorios. La práctica profesional muestra que al momento de realizar una valuación ningún analista serio confía en un único método; todos combinan entre flujos descontados y múltiplos para llegar a una recomendación final. Sin embargo, esa combinación se realiza de manera intuitiva sobre cómo ponderar cada método según las características del banco valuado.

La literatura académica ha estudiado por separado dos cuestiones que en este trabajo se integran. Los estudios comparables sobre precisión relativa de métodos de valuación se han concentrado en mercados desarrollados, particularmente Estados Unidos (Lie y Lie, 2002; Liu, Nissim y Thomas, 2002), dejando a América Latina fuera del análisis cuantitativo. Y los trabajos publicados sobre valuación bancaria en la región son

limitados a aplicaciones de un caso único, como la tesis de valuación de Banco de Chile (Astudillo Macchiavello, 2019) o el trabajo de valuación del Banco Provincia de Córdoba (Amato Berger, 2021), sin testear empíricamente qué método presenta mayor precisión estadística de estimación ni ofrecer una herramienta replicable que combine los enfoques disponibles.

Combinar distintos métodos de valuación es una práctica habitual entre los profesionales. Sin embargo, no existe una regla basada en evidencia en América Latina que indique qué peso debería asignarse a cada método según las características de cada banco. En la práctica, los pesos suelen definirse de forma intuitiva o sin evidencia empírica regional.

La escasez de evidencia sobre precisión entre métodos en bancos latinoamericanos y la ausencia de un criterio replicable para asignar distintos pesos es lo que este trabajo busca subsanar. Para ello, mediante un simulador calibrado que ajusta la importancia de cada método según las características observables de la entidad trabajando sobre una muestra de 17 bancos cotizantes de cinco mercados latinoamericanos durante 2018-2024.

2.2 Preguntas de investigación

¿Qué método de valuación individual —Residual Income, Price-to-Book Value o Price-to-Earnings— presenta significancia estadística en la reducción del error de estimación respecto al precio de mercado observado en bancos latinoamericanos durante 2018-2024?

¿Qué características observables de los bancos —rentabilidad sobre patrimonio, tamaño, morosidad y payout— explican estadísticamente las diferencias en la precisión de cada método?

¿En qué medida un simulador que pondera el modelo de ingreso residual y los múltiplos comparables de manera adaptativa según esas características observables de cada entidad bancaria reduce el error de valuación respecto de una combinación de pesos fijos de los mismos métodos?

2.3 Justificación de la investigación

Esta investigación resulta relevante porque aborda una limitación recurrente en la práctica profesional de la valuación bancaria en mercados emergentes: la ponderación

intuitiva entre métodos sin sustento empírico local. Combinar métodos es práctica aceptada; lo que no existe es una regla, basada en evidencia de la región, que indique cómo asignar el peso de cada método según el perfil de la entidad valuada.

La justificación del trabajo se basa, desde el valor teórico, en aportar evidencia empírica sobre la precisión comparada de distintos métodos de valuación sobre un panel de bancos latinoamericanos, donde la literatura previa se ha limitado a estudios de un caso único, es decir, cada estudio realizado fue exclusivo para valorar un banco en particular. Al integrar cinco mercados en un mismo panel, ofrece una visión comparativa regional inexistente hasta ahora. Desde lo práctico, reemplaza la ponderación intuitiva por una regla de ponderación adaptativa basada en evidencia local, que ajusta el peso de cada método a características observables del banco (ROE, tamaño, morosidad y payout). Esto reduce la dependencia del criterio subjetivo del analista y vuelve la valuación más fácil de entender, comparar y revisar. Desde la utilidad metodológica, el trabajo produce un instrumento nuevo que es un simulador replicable y actualizable, que puede aplicarse a otros bancos mientras compartan marcos regulatorios comparables y recalibrarse periódicamente con nuevos datos.

3. Objetivos de la investigación

3.1 Objetivo general

Desarrollar y evaluar un simulador híbrido de valuación bancaria que pondere el RIM, el P/BV y P/E de manera adaptativa a las características observables de cada entidad, y determinar si reduce el error de estimación respecto a uno de pesos fijos, en bancos con cotización pública en América Latina durante el periodo 2018-2024.

3.2 Objetivos específicos

- (1) Medir el error de valuación de los diferentes métodos – RIM simplificado y múltiples P/BV y P/E – aplicados de manera individual en una muestra de diecisiete bancos cotizantes de Brasil, México, Chile, Colombia y Perú durante el periodo definido.
- (2) Identificar, mediante regresión lineal múltiple, las características observables de los bancos que explican estadísticamente las diferencias en la precisión de cada modelo individual.
- (3) Calibrar el simulador con ponderación adaptativa, y comparar su precisión con la de una combinación de pesos fijos, para aislar el aporte de la adaptación.

4. Hipótesis

Un simulador de valuación bancaria que pondera el Residual Income Model con los múltiplos comparables Price to Book Value y Price to Earnings, de manera adaptativa según las características observables de cada banco —rentabilidad sobre patrimonio, tamaño, morosidad y payout—, reduce de manera estadísticamente significativa el error mediano absoluto de valuación respecto de uno que combina con pesos fijos los tres métodos aplicados a todos los bancos de la muestra durante el periodo 2018-2024.

5. Marco teórico

5.1 Enfoque general

Según Damodaran (2009), el principio de valor presente establece que el valor de cualquier activo financiero es igual a la suma de los flujos de fondos esperados, descontados a una tasa que refleje el valor del dinero en el tiempo y el riesgo asociado. A partir de este principio se desarrollan distintos métodos de valuación, entre ellos el Free Cash Flow (FCF), Free Cash Flow to Equity (FCFE) y Dividend Discount Model (DDM).

Dentro de los métodos de valuación por flujos descontados, el modelo FCFF/WACC es ampliamente utilizado para valorar empresas. Sin embargo, no resulta adecuado al sector bancario por razones que se desarrollan en el apartado 5.2 (Damodaran, 2009; Koller, Goedhart y Wessels, 2020).

En cambio, los modelos FCFE y DDM sí pueden aplicarse a instituciones financieras porque estiman directamente los flujos que les corresponden a los accionistas y los descuentan al costo del equity. El FCFE proyecta el flujo de caja disponible para los accionistas luego de cubrir las reinversiones y los requerimientos de capital regulatorio, mientras que el DDM proyecta los dividendos que la entidad puede distribuir. Ambos parten de la misma lógica, pero se diferencian en que el FCFE mide la capacidad potencial de distribuir fondos y el DDM se basa en los dividendos efectivamente pagados.

Dentro del mismo enfoque de valuación al equity, el Residual Income Model (RIM) propuesto por Ohlson (1995) ofrece una alternativa para estimar el valor del patrimonio. Este modelo lo divide en dos componentes; el book value actual y el valor presente de los ingresos residuales futuros. Estos ingresos representan la parte de la utilidad neta

que supera el costo del equity aplicado sobre el book value invertido. Bajo el supuesto de clean surplus —según el cual las variaciones del book value se explican únicamente por las utilidades retenidas, los nuevos aportes de capital y los dividendos—, el RIM llega al mismo valor que el DDM, pero utilizando variables contables más estables que los dividendos efectivamente distribuidos (Wang y Shin, 2022). Esta característica será clave para justificar el método de valuación intrínseca adoptado en este trabajo.

La valuación relativa por múltiplos comparables sigue una lógica diferente. En lugar de proyectar flujos futuros, estima el valor de una empresa a partir de los precios de mercado de otras empresas comparables, utilizando una variable contable común, como el book value, las utilidades o las ventas. La idea es que empresas con características similares de riesgo y funcionamiento deberían presentar múltiplos similares.

Liu, Nissim y Thomas (2002) muestran que los múltiplos basados en ganancias proyectadas (forward) son más precisos que los basados en resultados históricos. Sin embargo, su aplicación depende de contar con estimaciones de analistas, algo que no siempre ocurre en mercados emergentes.

La principal limitación de la valuación por múltiplos depende de la calidad de las empresas comparables seleccionadas. Para que la valuación sea confiable, estas deben ser similares en tamaño, crecimiento, rentabilidad y riesgo, además de estar correctamente valuadas por el mercado. Lie y Lie (2002) señalan que la precisión de los múltiplos varía entre sectores y que las instituciones financieras presentan características que las diferencian del resto de las empresas. Esto refuerza la necesidad de analizar la valuación bancaria como un caso particular. Aun con estas limitaciones, los múltiplos son ampliamente utilizados en la práctica como complemento de los métodos intrínsecos, ya que incorporan información de los precios de mercado que las proyecciones individuales pueden no reflejar.

La valuación por suma de partes se utiliza cuando una empresa tiene unidades de negocio con perfiles de riesgo y rentabilidad diferentes. En estos casos, Massari, Gianfrate y Zanetti (2014) recomiendan valorar cada segmento con el método que mejor se adapte a sus características —por ejemplo, modelos de equity para banca comercial, múltiplos sobre comisiones en banca de inversión y múltiplos sobre activos bajo administración en gestión patrimonial— y luego sumar los valores obtenidos.

En conjunto, la revisión de estos enfoques muestra que no existe un método de valuación que sea superior en todas las situaciones. Cada uno se basa en supuestos que resultan más adecuados para determinados contextos. A partir de este marco, el apartado

siguiente analiza las particularidades de la valuación bancaria y explica por qué el RIM y los múltiplos sobre book value y ganancias son las herramientas más apropiadas para este trabajo.

5.2 Particularidades de la valuación bancaria

La valuación de bancos presenta tres particularidades estructurales que Damodaran (2009) identifica y que implican adaptar las herramientas tradicionales; la deuda forma parte del negocio, el capital regulatorio condiciona el crecimiento, y las normas contables específicas del sector modifican el significado de conceptos como gasto operativo, inversión y depreciación. Estas tres particularidades determinan qué métodos de valuación resultan aplicables y cuáles deben descartarse.

La primera particularidad es que en un banco la deuda no puede separarse claramente del capital de trabajo. Los depósitos del público, las obligaciones interbancarias y la deuda emitida son, al mismo tiempo, pasivos financieros y la principal fuente de recursos con la que un banco otorga préstamos y genera ingresos. Por este motivo, separar el flujo operativo del flujo de financiamiento, como requiere el Free Cash Flow to the Firm (FCFF), carece de sentido económico. En la misma línea, Koller, Goedhart y Wessels (2020) desaconsejan utilizar el modelo FCFFWACC para instituciones financieras y recomiendan trabajar directamente con flujos al accionista descontados al costo del equity. Esta recomendación coincide con la evidencia presentada por Moyo y Obadire (2024), quienes muestran que los analistas que cubren bancos en mercados emergentes no utilizan FCFF y prefieren combinar modelos de equity con múltiplos relativos.

La segunda particularidad está vinculada al marco regulatorio. Desde la implementación progresiva de Basilea III, los bancos están obligados a mantener niveles mínimos de capital según el riesgo de sus activos.

En términos simples, esto significa que cada préstamo otorgado requiere que el banco respalde una parte con capital propio (Basel Committee on Banking Supervision, 2017). Esta restricción tiene dos implicancias para la valuación. En primer lugar, el crecimiento sostenible del banco no depende solo de cuánto reinvierte, sino también del capital regulatorio que logra acumular, por lo que el crecimiento queda más relacionado con el ROE retenido que con la inversión en activos físicos. En segundo lugar, los reguladores pueden limitar la distribución de dividendos en períodos de tensión financiera, como ocurrió en varios países de América Latina durante 2020 y 2021. En esas circunstancias, los dividendos distribuidos dejan de reflejar la verdadera capacidad de generar fondos

para los accionistas, lo que reduce la utilidad de los modelos basados exclusivamente en dividendos.

Según el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2017), Basilea III constituye el marco regulatorio internacional que establece los estándares de capital para las entidades bancarias.

La tercera particularidad es contable. En un banco, las provisiones por riesgo de crédito y los cambios en la valuación de activos financieros afectan el resultado del ejercicio sin que exista necesariamente un movimiento de caja. Al mismo tiempo, la inversión en activos físicos representa una parte pequeña del total de activos. Como consecuencia, algunos indicadores como el EBITDA, ampliamente usado en otros sectores, aportan poca información, mientras que el book value y el ROE adquieren mayor relevancia porque reflejan mejor la capacidad del banco para generar valor sobre el capital invertido. Calomiris y Nissim (2014) muestran que las variaciones del múltiplo Price-to-Book Value durante y después de la crisis financiera de 2008 respondieron mayormente a cambios en la valuación de activos intangibles —franquicia, relación con clientes e infraestructura operativa— y no al reconocimiento tardío de las pérdidas. Este resultado refuerza la importancia del book value como una de las variables centrales en la valuación del sector.

Las tres particularidades anteriores reducen el conjunto de métodos aplicables. Quedan descartados el FCFF/WACC porque no es posible separar entre deuda y operación, los métodos basados en EBITDA pierden utilidad por la baja información que aportan en bancos y el DDM no resulta conveniente como método principal debido a que los dividendos pueden verse afectados por las restricciones regulatorias. Entre los métodos al equity disponibles, el trabajo adopta el Residual Income Model (RIM) por dos motivos. En primer lugar, el FCFE requiere proyectar la evolución del capital regulatorio de cada banco, algo difícil de implementar en un panel de múltiples países. En segundo lugar, el RIM se apoya en variables contables más estables (Ohlson, 1995). En consecuencia, el trabajo utiliza tres modelos de valuación: el RIM como método intrínseco, y P/BV y P/E como métodos relativos.

5.2.1 El Residual Income Model como método intrínseco para bancos

El Residual Income Model parte de una idea simple: el valor del patrimonio de una empresa no depende solo del capital ya invertido por los accionistas (el book value), sino

también del valor presente de las utilidades futuras que exceden el rendimiento mínimo exigido por los inversores. Ohlson (1995) formalizó esta idea demostrando que, bajo la relación clean surplus —según la cual las variaciones del patrimonio se explican por utilidades, dividendos y aportes de capital—, el valor del equity puede expresarse como:

$$\text{Valor del equity} = \text{Book Value} + \text{VP de los ingresos residuales futuros}$$

donde el ingreso residual corresponde a la parte de la utilidad neta que excede al costo del equity aplicado sobre el book value invertido. En términos simples, si un banco genera un ROE igual a su costo del equity (K_e), no genera valor adicional y su valuación coincide con su book value. Si el ROE supera al K_e , el banco crea valor y vale más que su book value; si está por debajo, vale menos. Esta relación conecta directamente el RIM con dos indicadores ampliamente utilizados por la industria; el ROE y el múltiplo P/BV.

La versión completa del RIM requiere proyectar la trayectoria del ROE en cada periodo, lo que implica supuestos específicos para cada banco. En este trabajo se utiliza la versión simplificada de una etapa, equivalente al modelo de Gordon aplicado al ingreso residual, que asume un ROE y una tasa de crecimiento sostenible constantes:

$$\text{Valor por acción} = \text{BV por acción} \times \frac{\text{ROE} - g}{K_e - g}$$

donde g representa el crecimiento sostenible y se calcula como $g = \text{ROE} \times (1 - \text{payout})$. Damodaran (2009) propone esta formulación simplificada como una aproximación práctica cuando se trabaja con muestras amplias y no resulta posible proyectar cada banco de forma individual. La elección de la forma simplificada implica un costo —se asume estabilidad de ROE y g —, pero ofrece una ventaja para el diseño del trabajo que permite aplicar el modelo de manera homogénea a las 119 observaciones por banco-año del panel.

La aplicación del RIM en moneda local ayuda a mantener la consistencia frente a la inflación. Tanto el ROE nominal como el K_e local incorporan el mismo contexto inflacionario, lo que reduce los problemas derivados de combinar variables nominales y reales (Damodaran, 2010).

Por último, Wang y Shin (2022) destacan una ventaja importante del RIM para el sector bancario: bajo la relación clean surplus, la valuación no depende de la política de dividendos. Esto lo convierte en un método especialmente adecuado para analizar

bancos durante 2020 y 2021, cuando varios reguladores limitaron el reparto de dividendos¹.

5.2.2 Price-to-Book Value: el múltiplo principal de la banca

El múltiplo Price-to-Book Value (P/BV), definido como la relación entre el precio de mercado de la acción y el book value por acción, es el múltiplo más utilizado para valorar bancos. A diferencia del P/E, cuyo denominador puede estar contaminado por provisiones o resultados extraordinarios, el book value es una variable más estable y representa la base de capital regulatorio con la que cuenta el banco para generar utilidades. Bogdanova, Fender y Takats (2018) muestran que las diferencias en P/BV entre bancos pueden explicarse principalmente por el ROE, el costo del equity y la calidad de los activos medida por mora.

Existe además una relación directa entre el P/BV y el RIM. Al dividir la expresión simplificada del RIM por el book value se obtiene el denominado modelo de P/B–ROE de Wilcox (1984):

$$\text{P/BV justificado} = \frac{\text{ROE} - g}{K_e - g}$$

Esta expresión muestra que el múltiplo P/BV depende de su rentabilidad, su costo de capital y su tasa de crecimiento esperada.

Sin embargo, esta fórmula justificada no es la que el trabajo utiliza para construir la valuación por P/BV. Aplicarla equivaldría replicar la variante del RIM — ambas parten de los mismos fundamentals del banco (ROE, g , K_e) — y no aportaría una estimación independiente. Por ello, para que el múltiplo P/BV funcione como un método distinto, basado en información de mercado y no en los fundamentals propios del banco, el trabajo lo aplica como múltiplo relativo. La valuación se obtiene multiplicando la mediana del P/BV observado en el peer group del país por el book value del banco objetivo.

¹ Según Wang y Shin (2022), el RIM es teóricamente independiente de la política de dividendos cuando se utiliza una versión de varias etapas. En este trabajo se emplea una versión simplificada de una sola etapa, donde la tasa de crecimiento se calcula como $g = ROE \times (1 - \text{payout})$. Por ello, el payout influye indirectamente en el modelo a través de la tasa de crecimiento. Esta diferencia responde a la simplificación adoptada para aplicar un mismo criterio a todos los bancos del panel, evitando realizar proyecciones específicas para cada entidad.

5.2.3 Price-to-Earnings: complemento con limitaciones específicas

El múltiplo Price-to-Earnings (P/E) es el indicador de valuación relativa más frecuente en la práctica profesional general, pero su uso en el sector bancario debe tratarse con cierta cautela. Esto se debe a que las utilidades informadas por los bancos pueden variar según el criterio utilizado para registrar las provisiones por riesgo de crédito. Por lo tanto, el denominador del múltiplo puede incluir un componente que depende del criterio de estimación utilizado por la entidad. Nissim (2013), analizando instituciones financieras, muestra que las ganancias contables pueden diferir de la rentabilidad económica debido a la forma en que se reconocen provisiones y deterioros.

A pesar de esta limitación, se incluye el modelo P/E en el simulador por dos razones. La primera es que su cálculo requiere muy poca información adicional. La segunda es que un estudio reciente sobre banca emergente —Pratama y Henida (2025) en Indonesia— encuentra que el P/E supera al P/BV tanto en precisión como en poder explicativo, lo cual sugiere que el desempeño de cada múltiplo puede depender del contexto analizado. Por este motivo, el simulador incluye ambos indicadores para comparar empíricamente su comportamiento en los cinco países de la muestra.

5.3 Valuación en mercados emergentes y particularidades latinoamericanas

Los modelos de valuación expuestos en los apartados anteriores se desarrollaron principalmente a partir de supuestos de mercados desarrollados, en especial en Estados Unidos. En esos mercados se cumplen, mayormente, los supuestos sobre los que fueron contruidos como por ejemplo que existen numerosas empresas comparables, información financiera abundante y confiable, el riesgo soberano es bajo y los betas pueden estimarse con series históricas extensas. Las economías emergentes, y América Latina en particular, presentan condiciones diferentes. Pereiro (2001) y Bruner et al. (2002) coinciden en que aplicar los modelos sin ajustes a mercados emergentes genera sesgos sistemáticos. Por ello, este apartado revisa los cuatro ajustes principales que la literatura propone y que se incorporan en el diseño metodológico del trabajo.

El primer ajuste se refiere a la moneda en que se realiza la valuación. Damodaran (2010) sostiene que, en teoría, el valor de una empresa debería ser el mismo independientemente de la moneda utilizada, siempre que todas las variables del modelo sean consistentes con esa moneda. En la práctica, cuando los estados contables, los

precios de mercado y los flujos del negocio están expresados en moneda local, realizar la valuación en esa misma moneda evita incorporar innecesariamente la volatilidad del tipo de cambio. En los bancos esto es relevante porque los ingresos por intermediación financiera y las posiciones de capital regulatorio están denominados en la moneda local. Esta práctica también es la más habitual entre analistas que siguen bancos latinoamericanos, quienes realizan sus valuaciones y comparaciones en moneda de cada país.

El segundo ajuste corresponde al costo del equity. El CAPM clásico no incorpora el riesgo país, aunque este influye directamente en el rendimiento que exigen los inversores en los mercados emergentes. Cuando la valuación se realiza en moneda local Damodaran (2020) propone la siguiente expresión:

$$K_{e_{local}} = R_{f_{local}} + \beta \times (ERP_{madura} + CRP)$$

Cada uno de estos componentes requiere una definición específica. Para la tasa libre de riesgo en moneda local $R_{f_{local}}$, Damodaran (2008) recomienda restar del rendimiento del bono soberano el default spread, de manera que el $R_{f_{local}}$ refleje solo la inflación esperada y la preferencia temporal de los inversores en esa moneda, evitando incorporar el riesgo país dos veces. La prima de riesgo de mercado madura ERP_{madura} se toma del mercado estadounidense como referencia base, y la prima de riesgo país CRP se obtiene de la base online de Damodaran. Finalmente, el beta β utilizado corresponde al beta sectorial bottom-up del sector bancario, decisión que la literatura empírica recomienda sobre las betas de regresión por banco individual, particularmente en mercados emergentes donde la baja liquidez genera estimaciones menos precisas (Damodaran, 2009; Pereiro, 2001). Mongrut y Ramírez (2006) ofrecen además evidencia específica para la construcción de tasas de descuento en América Latina.

El tercer ajuste está relacionado con la valuación por múltiplos. Este enfoque requiere grupos de empresas comparables suficientemente amplios y homogéneos para que la mediana o el promedio del múltiplo representen adecuadamente el valor del mercado. Abuaf (2015) muestra que los múltiplos en emergentes incorporan un componente de riesgo país no presente en mercados desarrollados, y que la mediana de múltiplos de un peer group emergente refleja tanto la rentabilidad esperada como el riesgo soberano del país. Para reducir este efecto, el trabajo define los grupos de comparables por país en lugar de combinar países, lo que mantiene comparable el componente de riesgo soberano dentro de cada cálculo, e incorporando dummies de país en la regresión para

capturar diferencias sistemáticas que no se explican por las características observables de cada banco.

Sin embargo, esta estrategia tiene una limitación en Colombia y Perú. Una vez excluido el banco que se está valuando para evitar circularidad (Liu, Nissim y Thomas, 2002), solo queda una entidad comparable en cada país. En este caso, la mediana deja de ser representativa porque depende de una única observación. Para resolver este problema, el trabajo agrupa ambos mercados en un único peer group andino, apoyándose en su integración al Mercado Integrado Latinoamericano (MILA).

Esta decisión implica un trade-off: se pierde parte de la homogeneidad que ofrece un grupo estrictamente nacional, pero se obtiene un conjunto de comparables más robusto. El costo de esta decisión es limitado porque solo se combinan dos economías con características similares y su impacto sobre los resultados se evalúa mediante una prueba de robustez incluida en el anexo. En Brasil, México y Chile se mantiene la definición por país.

El cuarto ajuste, más conceptual que técnico, refiere al precio de mercado como benchmark de valuación. Diversos estudios muestran que los mercados emergentes son menos eficientes que los desarrollados, por lo que los precios pueden apartarse del valor de las empresas. Esto plantea la pregunta de si resulta apropiado comparar valuaciones estimadas contra precios de mercado que podrían contener errores de valuación (mispricing). Siguiendo el enfoque de Liu, Nissim y Thomas (2002) y Lie y Lie (2002), este trabajo deja claro que el objetivo no es estimar el valor verdadero, sino identificar qué método produce estimaciones más cercanas al precio que efectivamente se negocia en el mercado.

Respecto a elección de los cinco países que componen la muestra —Brasil, México, Chile, Colombia y Perú— se debe a un criterio de homogeneidad. Durante todo el período 2018-2024, los cinco países mantienen clasificación MSCI como mercados emergentes, elaboran sus estados financieros bajo normas IFRS y operan bajo el marco regulatorio de Basilea III (Basel Committee on Banking Supervision, 2017). Estas características reducen las diferencias institucionales entre países y permiten controlarlas mediante variables dummy, evitando que el simulador capture principalmente diferencias macroeconómicas en lugar de diferencias entre bancos.

Por último, el período de análisis 2018-2024 se eligió porque desde 2018 la norma NIIF 9 sobre instrumentos financieros se encuentra vigente en toda la región. Además, este intervalo permite analizar tanto los años previos como posteriores al impacto de la

pandemia, incorporando al trabajo el estrés sistemático por el que pasó el sector bancario.

5.4 Ponderación adaptativa de métodos: combinación de pronósticos aplicada a la valuación bancaria

Los apartados anteriores mostraron que ningún método de valuación resulta ser el más adecuado en todos los contextos: el RIM, el P/BV y el P/E se basan en supuestos que pueden ser más o menos apropiados según las características del banco y del mercado en el que opera. Por eso, la cuestión principal no es elegir un método, sino definir cómo combinar las estimaciones que aporta cada uno.

En la práctica profesional esa combinación ya es habitual. Los informes de equity research sobre bancos suelen presentar una valuación intrínseca y otra por múltiplos, y elaboran una recomendación considerando ambas. Sin embargo, las ponderaciones rara vez se explicitan, varían entre informes y no responden a un procedimiento establecido, de modo que si dos analistas llegan a conclusiones distintas sobre un mismo banco no siempre puede determinarse si la diferencia proviene de los datos o de cómo cada uno combinó los métodos.

El fundamento de la combinación proviene de la literatura de pronósticos. Bates y Granger (1969) demostraron que combinar las estimaciones de distintos métodos, asignando mayor peso a los que cometen menor error, produce un resultado más preciso que cualquiera de los métodos por separado. En su propuesta original los pesos se calculan a partir de la varianza histórica del error de cada método y son los mismos para todos los casos; por eso se la denomina combinación no condicional o de pesos fijos. Yee (2004) trasladó este concepto al terreno específico de la valuación: mostró que combinar estimaciones de valor aumenta la precisión, ya que cada estimación aporta información propia, y que el peso de cada una debe reflejar su precisión relativa, es decir, cuanto menor es su error, mayor es el peso que recibe.

La idea central de este trabajo consiste en que los pesos asignados a cada método no tienen por qué ser siempre iguales para todos los bancos. Existe una investigación que sostiene que el peso de cada método no tiene que ser el mismo, sino que puede cambiar según la situación de cada caso; Elliott y Timmermann (2005) y Aiolfi y Timmermann (2006) muestran que los pesos pueden ajustarse en lugar de quedar fijos. Este trabajo aplica esa idea a la valuación y hace que los pesos dependan de las características observables de cada banco. La literatura de valuación presenta un antecedente; Bhojraj

y Lee (2002) muestran que un múltiplo puede ajustarse a cada empresa según sus características (rentabilidad, crecimiento y riesgo), en vez de usar el mismo para todas. Y Granger y Ramanathan (1984) mostraron que esos pesos se pueden obtener con una regresión, que es lo que ofrece la forma de relacionarlos con las características de cada banco.

A partir de estas tres ideas; ponderar por precisión (Bates y Granger, 1969; Yee, 2004), permitir que ese peso cambie en lugar de estar fijo (Elliott y Timmermann, 2005; Aiolfi y Timmermann, 2006), hacerlo según las características de cada empresa (Bhojraj y Lee, 2002) y calcularlo mediante una regresión (Granger y Ramanathan, 1984), este trabajo propone una ponderación adaptativa. La idea consiste en, para cada método, obtener el error predicho en función de las características observables del banco (rentabilidad, tamaño, payout y morosidad) y asignar a cada método un peso inversamente proporcional a ese error predicho. Es decir, que cuanto menor es el error que se espera que cometa un método en un banco determinado, mayor es su peso en la valuación final de ese banco, y viceversa. La forma exacta de calcularlo se detalla en el capítulo de metodología, y el principio que la sustenta es el de la combinación condicional por precisión. La propuesta no consiste en modificar los métodos de valuación, sino la importancia que recibe cada uno al calcular el valor final.

Sin embargo, una ponderación adaptativa solo aportará valor si mejora frente a una que usa ponderaciones con pesos fijos. De lo contrario, una buena combinación de métodos, y no una adaptación, explicaría cualquier ganancia obtenida. Por eso, el simulador se compara contra una combinación con pesos fijos determinada por la precisión relativa de cada método. De este modo, la diferencia entre ambos será que los pesos se adapten al perfil de cada banco.

En síntesis, la propuesta busca determinar si la ponderación adaptativa aporta valor frente a una fija, en vez de depender del criterio de cada analista. El capítulo siguiente presenta el simulador que aplica ponderación adaptativa a un panel de bancos de cinco mercados latinoamericanos.

5.5 Antecedentes empíricos

Este apartado revisa los antecedentes empíricos relacionados con la comparación de métodos de valuación y la valuación bancaria, tanto en mercados desarrollados como emergentes. La revisión se organiza en cuatro bloques: (i) estudios fundacionales sobre precisión de métodos de valuación y su combinación, (ii) estudios que aplican modelos

de datos de panel a muestras internacionales de bancos, (iii) investigaciones recientes sobre banca en mercados emergentes y (iv) el antecedente regional argentino. El objetivo es situar el aporte de este trabajo dentro del campo donde sus componentes individuales —medición de errores de valuación, combinación de métodos y paneles internacionales de bancos— ya fueron tratados, pero no integrados en un análisis aplicado a América Latina.

El primer bloque reúne los estudios fundacionales sobre precisión comparada de métodos de valuación y su combinación, desarrollados principalmente en el mercado estadounidense. Kaplan y Ruback (1995) compararon las valuaciones por flujos descontados con las obtenidas por múltiplos sobre una muestra de adquisiciones apalancadas, y encontraron que ambos métodos generan estimaciones razonablemente precisas, aunque su combinación reduce la dispersión del error respecto del precio observado. Aunque el universo analizado es diferente del de este trabajo, constituye la primera evidencia empírica de que combinar métodos puede mejorar la precisión de la valuación. Lie y Lie (2002) extendieron el análisis sobre una muestra amplia de empresas cotizantes, evaluando múltiplos basados en book value, ganancias y EBITDA; su Tabla 4 distingue entre empresas financieras y no financieras y muestra que el múltiplo book value (P/BV) resulta sistemáticamente más preciso en el sector financiero, mientras que los múltiplos sobre EBITDA dominan fuera de él. Este resultado justifica analizar la banca como un caso específico y ofrece una hipótesis a contrastar para la muestra latinoamericana, donde el desempeño relativo del P/BV frente al P/E se examinará empíricamente en el capítulo de resultados. Por su parte, Liu, Nissim y Thomas (2002) aportaron la metodología de medición que este trabajo adopta: utilizan como medida principal la mediana del error porcentual absoluto, ya que es menos sensible a valores extremos y muestran que los múltiplos forward producen menor error que los históricos. La evidencia sobre combinación de métodos fue resumida por Timmermann (2006), quien identifica dos resultados importantes para este trabajo. El primero es que combinar es mejor que un método individual. El segundo punto justifica usar una combinación de pesos fijos como referencia exigente y advierte sobre los límites de estimar ponderaciones con muestras reducidas, una consideración que se retoma en el apartado 6.8.

Además, existe evidencia que muestra que es difícil obtener mejores resultados que simplemente asignar el mismo peso a todos los pronósticos, un fenómeno conocido como *forecast combination puzzle* (Stock y Watson, 2004).

El segundo bloque reúne los estudios que aplican modelos de datos de panel a muestras internacionales de bancos. Bogdanova, Fender y Takáts (2018) trabajaron sobre un panel global de 72 bancos y 14 jurisdicciones y, mediante una regresión con el P/BV como variable dependiente, encontraron que su comportamiento se explica principalmente por el ROE, la morosidad y un conjunto de controles macroeconómicos. El diseño econométrico del presente trabajo adapta esa lógica a América Latina, con dos diferencias: la variable dependiente no es el P/BV sino el error porcentual absoluto de cada método respecto del precio de mercado, y el tratamiento de la heterogeneidad entre países es más acotado —dummies de intercepto en lugar de coeficientes país-específicos y clustering en dos vías—, debido al menor tamaño de la muestra disponible. Calomiris y Nissim (2014), por su parte, estudiaron cómo cambió la valuación bancaria durante y después de la crisis de 2008; al descomponer el P/BV en componentes asociados a activos tangibles e intangibles, demostraron que en períodos de estrés sistémico este múltiplo presenta una dinámica propia que no se explica solo por el reconocimiento contable de pérdidas. Este resultado proporciona el fundamento metodológico para incorporar una variable dummy que captura el shock de la pandemia de 2020.

El tercer bloque comprende el estudio más reciente sobre valuación bancaria en mercados emergentes. Pratama y Henida (2025) compararon la precisión de los múltiplos P/E, P/BV y P/Ventas en bancos cotizantes de Indonesia, y encontraron que el P/E supera al P/BV tanto en error medio como en poder explicativo. Este hallazgo es relevante por dos motivos. Primero, contradice el resultado de Lie y Lie (2002) sobre la dominancia del P/BV en el sector financiero, lo que sugiere que la jerarquía entre múltiplos puede depender del contexto regional y no solo del sector económico. Segundo, plantea una hipótesis que este trabajo contrasta para Latinoamérica: si el P/E también supera al P/BV, se reforzará el resultado observado en Indonesia; en caso contrario, se identificará una diferencia empírica entre ambos grupos de mercados emergentes.

El cuarto bloque presenta el antecedente regional. Amato Berger (2021) realizó una valuación del Banco Provincia de Córdoba aplicando métodos de equity y múltiplos comparables. Se trata de un estudio de caso único, no de un panel, por lo que no aborda la comparación sistemática de la precisión entre métodos. Su aporte consiste en mostrar que la valuación bancaria constituye un campo de aplicación activo en la Argentina, identificar las dificultades prácticas del uso de información local y evidenciar las

limitaciones de los estudios centrados en una sola entidad. El presente trabajo amplía ese enfoque mediante un panel de 17 bancos de cinco países.

En conjunto, la evidencia revisada permite ubicar el aporte de este trabajo. La metodología para medir errores de valuación está consolidada desde Liu, Nissim y Thomas (2002); la evidencia sobre las ganancias de combinar métodos, desde Kaplan y Ruback (1995) y Timmermann (2006); la aplicación de modelos de panel a bancos internacionales se apoya en Bogdanova et al. (2018); y la evidencia para mercados emergentes está cubierta para Indonesia por Pratama y Henida (2025) y para la Argentina, como caso único, por Amato Berger (2021). Sin embargo, no se encontraron investigaciones que analicen la precisión comparada entre métodos de valuación —ni una regla de ponderación adaptativa entre ellos— en un panel multipaís de bancos latinoamericanos. En ese vacío se sitúa este trabajo.

La evidencia muestra que una combinación con pesos iguales puede ser difícil de superar, situación conocida como *forecast combination puzzle* (Stock y Watson, 2004).

6. Metodología

Este capítulo presenta el diseño metodológico del trabajo. Se estructura en siete apartados: el diseño general, la composición de la muestra y las fuentes de datos, las variables utilizadas, el procedimiento de valuación para cada método, el modelo estadístico, calibración de la ponderación adaptativa y el procedimiento para validar la hipótesis. Finalmente, se presentan las limitaciones del trabajo.

6.1 Diseño de la investigación

El trabajo se diseñó con un objetivo específico: desarrollar y validar un simulador de valuación bancaria que combine tres métodos —el RIM, el P/BV y el P/E—, mediante ponderaciones adaptativas que ajusten según características observables de cada banco. El enfoque cuantitativo, la estructura de panel y el esquema de validación son medios para construir esa herramienta.

El procedimiento comienza valuando cada banco mediante los tres métodos de forma independiente: RIM, P/BV y P/E. Para cada método se calcula el error de valuación respecto del precio de mercado, que constituye la variable dependiente del análisis. Luego se analizan las características de los bancos que explican esos errores y, mediante regresión, se obtienen los coeficientes correspondientes. Con esos

coeficientes se estima el error predicho de cada método para cada banco. Finalmente, esos errores predichos se utilizan para asignar pesos a cada método: cuanto menor es el error predicho, mayor es el peso que recibe en la valuación final. De esta manera, el simulador obtiene una valuación híbrida que combina los tres métodos con ponderaciones que varían según las características de cada entidad. Para poner a prueba la hipótesis, el error de este simulador se compara luego contra el de una combinación de pesos fijos e iguales para todos los bancos (regla de Bates-Granger), lo que permite aislar el aporte del componente adaptativo.

El simulador va a estar formado idealmente por 119 valuaciones híbridas par banco-año. Pero si dentro de la valuación híbrida alguno de sus modelos arrojará un valor negativo, lo que económicamente no tiene sentido, esa valuación híbrida no será considerada para el valor final del simulador.

El trabajo adopta un enfoque cuantitativo con diseño correlacional-explicativo. Es correlacional porque analiza la asociación entre características observables de los bancos y la precisión relativa de los métodos de valuación. El componente explicativo se basa en el uso de modelos de regresión que permiten identificar qué variables se relacionan con las diferencias en la precisión de las estimaciones respecto del precio de mercado. El alcance del trabajo no es causal, es decir, no se afirma que el ROE o la mora causen un determinado nivel de error, sino que existe una relación estadística entre estas variables y el error que cada método comete contra el precio de mercado.

El simulador va a estar formado idealmente por 119 valuaciones híbridas par banco-año. Pero si dentro de la valuación híbrida alguno de sus modelos arrojará un valor negativo, lo que económicamente no tiene sentido, esa valuación híbrida no será considerada para el valor final del simulador.

Es conveniente aclarar que, si bien la base de datos presenta una estructura de panel, dado que cada banco es observado en múltiples períodos, el modelo econométrico no explota explícitamente la dimensión temporal. El año no se incorpora como variable explicativa ni se estiman efectos dinámicos, con la única excepción de una variable dummy para 2020, destinada a captar el impacto extraordinario de ese año. Esta decisión responde a la naturaleza de la pregunta de investigación, que es transversal y no de evolución. El objetivo no es explicar cómo cambia el error de valuación de cada banco con el paso del tiempo sino qué características observables —ROE, tamaño, payout y morosidad— se relacionan con una mayor o menor precisión de cada método.

El tiempo en este esquema sirve para sumar observaciones y estimar esa relación con más precisión.

Desde el punto de vista econométrico, el análisis utiliza un modelo de mínimos cuadrados ordinarios agrupados (*pooled OLS*) aplicado a datos de panel. No se emplean modelos de efectos fijos ni de efectos aleatorios. Si bien cada par banco-año constituye una observación independiente en la estimación, las observaciones pertenecientes a un mismo banco comparten características estructurales que permanecen relativamente estables por lo que no pueden considerarse completamente independientes. En consecuencia, para obtener inferencias estadísticas consistentes, los errores estándar se estiman agrupándolos (clustering) a nivel de banco.

Una alternativa metodológica habría consistido en estimar un modelo de efectos aleatorios, incorporando explícitamente la heterogeneidad no observada entre bancos. Sin embargo, el presente trabajo opta por un modelo *pooled OLS* con errores estándar agrupados (clustered) por dos motivos. En primer lugar, el modelo de efectos aleatorios requiere asumir que las características específicas de cada banco no están correlacionadas con las variables explicativas, un supuesto difícil de sostener en el contexto de valuación bancaria, donde factores no observables pueden estar relacionados con variables como el ROE. En segundo lugar, la muestra comprende 17 bancos, por lo que la estimación de la varianza del efecto aleatorio puede resultar poco precisa. En este contexto, el uso de errores estándar agrupados ofrece una alternativa más robusta para la inferencia estadística.

A continuación, se presenta un diagrama de flujo donde se muestra el procedimiento a realizar:

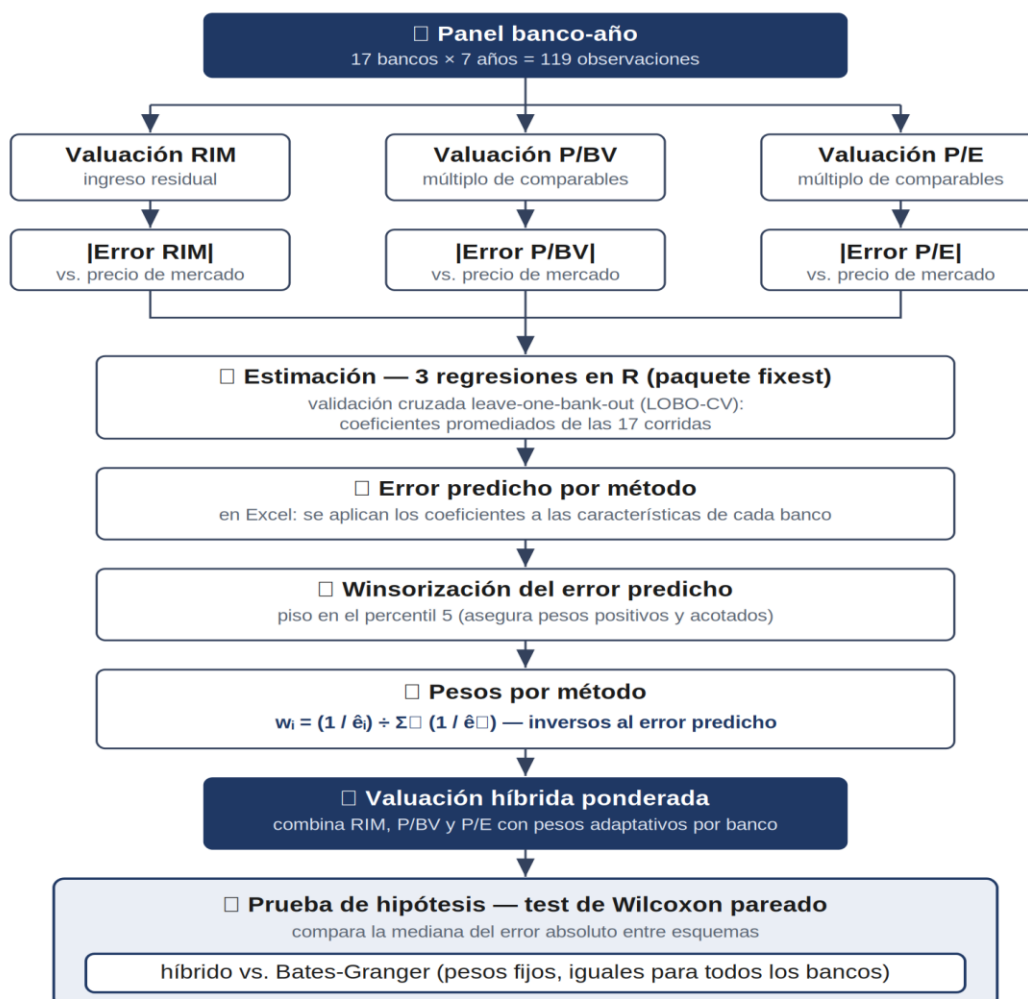


Figura 6.1. Procedimiento del simulador híbrido, desde la construcción del panel de datos hasta la prueba de hipótesis. Las tres ramas de valuación (RIM, P/BV y P/E) se estiman de manera independiente y convergen en la valuación híbrida ponderada; los coeficientes se obtienen por validación cruzada leave-one-bank-out. La hipótesis se contrasta comparando el error del híbrido con el de una combinación de pesos fijos (Bates-Granger).

6.2 Muestra y fuentes de datos

6.2.1 Composición de la muestra

La muestra está formada por 17 bancos cotizantes: seis de Brasil (Itaú Unibanco, Bradesco, Banco do Brasil, Santander Brasil, Banrisul y ABC Brasil), cuatro de México (Banorte, Inbursa, Regional y BanBajío), tres de Chile (Banco de Chile, Santander Chile y BCI), dos de Colombia (Bancolombia y Davivienda) y dos de Perú (Credicorp e Intercorp Financial).

La selección se realizó con base en tres criterios. (i) Que los bancos coticen en bolsa y tengan suficiente liquidez para que el precio de sus acciones sea representativo. (ii) Que exista información financiera completa y continua durante los siete años analizados. (iii) Que tengan modelos de negocio comparables, de modo que puedan valuarse con los mismos métodos. En total, la base de datos incluye 119 observaciones par banco-año.

Además, los bancos se dividieron en dos grupos según la composición de ingresos. Trece se clasifican como banca universal porque combinan una base de banca comercial con segmentos relevantes de banca de inversión, gestión patrimonial o seguros. Los cuatro bancos restantes —Banrisul, ABC Brasil, BanBajío y Regional— se clasifican como banca comercial pura, dado que concentran su actividad en la intermediación tradicional.

Esta clasificación se incorpora al modelo mediante una variable dummy denominada *d_universal*, que toma el valor 1 para bancos universales y 0 para los comerciales puros. Su objetivo es controlar las diferencias estructurales entre ambos modelos de negocios.

6.2.2 Justificación de las exclusiones

Argentina fue excluida del estudio por dos motivos que afectan la comparabilidad de los datos. El primero es la aplicación de la NIC 29 para economías hiperinflacionarias desde 2018, que modifica la forma en que se presentan los estados contables. El segundo es la reclasificación del país como mercado standalone por MSCI en septiembre de 2021. Además, algunos bancos de los cinco países estudiados fueron descartados por motivos específicos; BTG Pactual por estar dominado por banca de inversión y wealth management (Damodaran, 2009; Massari et al., 2014); BBVA México por retiro de cotización durante el período; Gentera por tratarse de una entidad especializada en microfinanzas; Itaú CorpBanca por discontinuidad de información tras la fusión entre casas matrices; Banco Security por baja liquidez bursátil; Grupo Aval para evitar doble conteo respecto de Banco Bogotá; Scotiabank Perú y BBVA Perú por no cotizar en bolsa.

6.2.3 Tratamiento de la moneda y fuentes

Todas las variables financieras se expresan en la moneda funcional de cada banco — real, peso mexicano, peso chileno, peso colombiano y sol — sin conversión a moneda común.

Esta elección evita que las fluctuaciones del tipo de cambio afecten las variables contables y mantiene la coherencia entre la información financiera utilizada en la valuación y el precio de mercado de las acciones.

Además, la mayoría de las variables utilizadas son comparables entre países porque no dependen de la moneda. El error porcentual absoluto, los múltiplos P/BV y P/E y los indicadores financieros como ROE, payout y NPL son cocientes o porcentajes.

La única variable expresada en moneda local es el logaritmo natural de los activos (Ln(activos)). Esto implica que un banco grande de Perú y un banco grande de México van a tener valores distintos no porque uno sea más grande que el otro sino porque están expresados en distintas monedas. Como esta diferencia es la misma para todos los bancos dentro de un mismo país, la dummy de país la captura automáticamente, dejando en la variable Ln(activos) solo el efecto del tamaño.

La principal fuente de información financiera y de mercado es Bloomberg Professional, configurado para descarga en moneda local. Se obtuvieron los siguientes campos estandarizados: PX_LAST, RETURN_COM_EQY (ROE), BOOK_VAL_PER_SH, EPS, PE_RATIO, PX_TO_BOOK_RATIO, BS_TOT_ASSET, DVD_PAYOUT_RATIO y NON_PERFORM_LOAN_TO_TOT_LOAN.

Como fuentes complementarias se utilizaron los reportes de Relaciones con Inversores, los estados contables auditados y los sitios web de las bolsas oficiales de Brasil (B3), Chile (BCS), México (BMV), Colombia (BVC) y Perú (BVL).

Por último, los rendimientos de bonos soberanos a diez años en moneda local se obtuvieron de Bloomberg Professional. Los default spreads, betas sectoriales, ERP y CRP se obtuvieron de la base online de Damodaran, y la clasificación MSCI, de su sitio oficial.

6.3 Variables

6.3.1 Variables dependientes

La variable dependiente es el error porcentual absoluto de cada método al estimar el precio de mercado del banco. Se construyen tres variables, una para cada método de valuación (RIM, P/BV y P/E):

$$|\text{Error}_{i,t}^m| = \left| \frac{\text{Valor estimado}_{i,t}^m - \text{Precio}_{i,t}}{\text{Precio}_{i,t}} \right|, \quad m \in \{\text{RIM}, \text{P/BV}, \text{P/E}\}$$

donde cada índice superior m refiere a cada uno de los tres métodos.

Tanto el valor estimado como el precio de mercado se expresan en la moneda local de cada banco. Como el error se calcula como un cociente, no depende de la moneda utilizada y puede compararse entre bancos de distintos países.

6.3.2 Variables independientes

Las variables independientes representan características de los bancos que la literatura identifica que pueden influir en la precisión de los métodos de valuación. El modelo incluye:

- (1) Cuatro variables financieras continuas
 - (1.1) ROE: retorno sobre el patrimonio, refleja la capacidad del banco para generar ganancias y también incorpora el efecto del contexto económico del país.
 - (1.2) Ln(Activos): logaritmo natural del total de activos en moneda local como proxy de tamaño.
 - (1.3) Payout: proporción de las ganancias por acción (EPS) que se distribuye como dividendos. Refleja la política de distribución de utilidades.
 - (1.4) NPL: cartera vencida sobre cartera bruta, proxy de calidad crediticia.
- (2) Cuatro dummies de país: d_{Brasil} , $d_{\text{México}}$, d_{Chile} y d_{Colombia} , con Perú como categoría de base.
- (3) Dos dummies de control
 - (3.1) d_{2020} : dummy temporal que toma el valor de 1 para las observaciones del año 2020 y 0 para los demás años. Tiene en cuenta que 2020 fue un año excepcional por la pandemia y las restricciones al reparto de dividendos, para que esa situación atípica no se confunda con la relación que se busca medir entre las características de cada banco y el error de valuación. Las observaciones de 2020 siguen formando parte del análisis.
 - (3.2) $d_{\text{universal}}$: dummy igual a 1 para los bancos universales y 0 para los bancos comercialmente puros. Permite controlar las diferencias entre ambos modelos de negocio.

Las variables ROE, NPL y payout se incluyen porque la evidencia empírica las identifica como factores relevantes para explicar el valor de los bancos. Su incorporación se basa en trabajos de Bogdanova et al. (2018), la formulación del P/BV justificado propuesta por Wilcox (1984) y los resultados de Calomiris y Nissim (2014). Dado el tamaño de la muestra, el modelo utiliza un número reducido de variables explicativas. Esta decisión responde al principio de parsimonia, que busca explicar el fenómeno con la menor cantidad de variables posible sin perder capacidad predictiva.

La variable de tamaño Ln(activos) no proviene directamente de los modelos de valuación utilizados. Se incorpora porque los bancos de la muestra presentan diferencias importantes de tamaño. Por ejemplo, bancos como Itaú y Bradesco son mucho más grandes que varios bancos de Chile, Colombia y Perú. La literatura señala que estas diferencias pueden afectar la comparabilidad de los múltiplos de mercado en mayor medida, mientras que tienen un menor impacto en los métodos basados en información contable (Damodaran, 2009; Pereiro, 2001). Por ello, incluir el tamaño permite controlar una posible fuente de diferencias en la precisión de los métodos analizados.

6.4 Procedimiento de valuación

Para cada una de las 119 observaciones par banco-año se calculan tres valuaciones independientes, todas expresadas en moneda local.

6.4.1 Residual Income Model Simplificado

Se utiliza la versión simplificada de una etapa:

$$\text{Valor}_{i,t}^{\text{RIM}} = \text{BVPS}_{i,t} \times \frac{\text{ROE}_{i,t} - g_{i,t}}{\text{Ke}_{i,t} - g_{i,t}}, \quad g_{i,t} = \text{ROE}_{i,t} (1 - \text{payout}_{i,t})$$

y Ke se determina en moneda local mediante CAPM compuesto: $\text{Ke}_{\text{local}} = \text{Rf}_{\text{local}} + \beta \times (\text{ERP}_{\text{madura}} + \text{CRP})$.

La tasa libre de riesgo se obtiene como la diferencia entre el rendimiento del bono soberano local a diez años y el default spread. De esta forma se elimina el componente de riesgo de default, que luego se incorpora a través de la prima de riesgo por riesgo país (CRP) (Damodaran, 2010).

El beta utilizado corresponde al beta del sector bancario. Tanto la prima de riesgo de mercado desarrollado (ERP_madura) como la prima de riesgo por riesgo país (CRP) se

obtienen de la base online de Damodaran. Estas decisiones fueron tratadas en apartado 5.3.

6.4.2 Valuación por múltiplos comparables

Se aplican dos múltiplos comparables de mercado: P/BV y P/E. Para cada par banco-año se calcula la mediana dentro de su grupo de comparables. En todos los casos, el banco que se está valuando se excluye del grupo de comparables para evitar que influya sobre su propia valuación (Liu, Nissim y Thomas, 2002).

El valor estimado se calcula multiplicando la mediana del múltiplo de comparables por la variable contable correspondiente del banco:

$$\text{Valor}_{i,t}^{\text{P/E}} = \text{mediana}(\text{P/E})_{\text{grupo}(i),t} \times \text{EPS}_{i,t}$$

$$\text{Valor}_{i,t}^{\text{P/BV}} = \text{mediana}(\text{P/BV})_{\text{grupo}(i),t} \times \text{BVPS}_{i,t}$$

Los grupos de comparables se definen, siempre que sea posible, con bancos del mismo país. Esta decisión fue tratada en el apartado 5.3.

Brasil (seis bancos), México (cuatro) y Chile (tres) cuentan con entidades necesarias para formar grupos nacionales. Una vez excluido el banco analizado, las medianas se calculan sobre cinco, tres y dos comparables respectivamente.

Por su parte, Colombia y Perú cuentan con solo dos bancos cada uno. Si se aplicara el mismo criterio nacional, al excluir el banco analizado solo quedaría un comparable, lo que haría muy poco representativa la mediana. Por este motivo, ambos países se agrupan en un único peer group andino integrado por las dos entidades colombianas y las dos peruanas. En cada valuación se excluye el banco objetivo y la mediana se calcula sobre los tres bancos restantes. La justificación conceptual de esta agrupación se desarrolla en el apartado 5.3.

El cálculo de las medianas se realiza en Excel, una vez para cada observación par banco-año. Estos valores permanecen fijos durante todo el análisis y no se recalculan en el procedimiento de validación cruzada descrito en la sección 6.7. El método leave-one-bank-out se replica solo en las regresiones de la segunda etapa y no modifica las valuaciones individuales obtenidas en esta fase.

6.5 Modelo estadístico

Para identificar qué variables explican las diferencias en la precisión de las valuaciones, se estiman tres regresiones de datos de panel, una para cada método de valuación analizado. Se considera un método de valuación intrínseca representado por el Residual Income Model (RIM), y dos métodos de valuación relativa, basados en múltiplos P/BV y P/E. Los tres métodos comparten la siguiente formula:

$$\begin{aligned} |\text{Error}_{i,t}| = & \beta_0 + \beta_1 \text{ROE}_{i,t} + \beta_2 \text{Ln}(\text{Activos}_{i,t}) + \beta_3 \text{Payout}_{i,t} + \beta_4 \text{NPL}_{i,t} \\ & + \beta_5 d_{\text{Brasil},i} + \beta_6 d_{\text{México},i} + \beta_7 d_{\text{Chile},i} + \beta_8 d_{\text{Colombia},i} \\ & + \beta_9 d_{2020,t} + \beta_{10} d_{\text{universal},i} + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

donde i identifica al banco ($i=1, \dots, 17$), t al año ($t=2018, \dots, 2024$) y $\varepsilon_{i,t}$ es el error idiosincrático.

Las estimaciones se realizan por mínimos cuadrados ordinarios (OLS), utilizando errores estándar robustos agrupados por banco (clusterizados), ya que las observaciones de un mismo banco a lo largo del tiempo presentan correlación entre sí.

Las regresiones se estiman en R con las siguientes librerías `fixest`, `fwildclusterboot`, `car`, `readr` y `dplyr`. Excel se utiliza para la construcción de la base panel, para calcular las valuaciones individuales (apartado 6.4) y, con los coeficientes obtenidos de R, para calcular el error predicho de cada método y luego los pesos adaptados para llegar a la valuación híbrida.

Antes de interpretar las estimaciones se verificó la ausencia de multicolinealidad relevante entre los regresores mediante el factor de inflación de la varianza (VIF). En todos los casos los valores se ubican por debajo del umbral habitual de referencia, de modo que la correlación entre variables explicativas no compromete la estimación de los coeficientes. El detalle se reporta en el Anexo.

El panel cuenta con 17 bancos. En la literatura, este número se considera “pocos clusters”, situación en la que la inferencia basada en errores estándar clusterizados puede subestimar la incertidumbre de las estimaciones. Por este motivo, más adelante se incorporan pruebas de robustez.

Respecto a la presentación de resultados, el paquete `fixest` utiliza cuatro niveles de significación estadística, incluyendo el símbolo “.” para $p < 0,10$. En este trabajo se adopta la convención estándar de tres niveles habitual en la literatura financiera; *** para $p < 0,01$, ** para $p < 0,05$ y * para $p < 0,10$ —. Esta modificación afecta solo la forma de presentar los resultados; los coeficientes y los errores estándar son exactamente los mismos que produce R.

Las variantes de la regresión se basan en el trabajo de Bogdanova et al. (2018), pero adopta una versión simplificada, acorde al tamaño de la muestra disponible para Latinoamérica. Las decisiones responden a las limitaciones de la muestra y sus implicancias se discuten en el apartado 6.8.

La estabilidad de los resultados se evalúa mediante distintos chequeos de robustez, cuyos resultados se reportan en el anexo. Los tres primeros consisten en reestimar las regresiones bajo diferentes muestras y variantes. El primero excluye 2020 (102 observaciones) para verificar que los coeficientes se mantienen estables al quitar el shock pandémico. El segundo incorpora como variable de control el crecimiento del PIB real por cada par país-año (g_PIB), utilizando información del World Economic Outlook del FMI, sirve para reportar que las relaciones son propias del perfil del banco y no un reflejo del contexto macroeconómico. El tercero excluye las observaciones del grupo andino —Colombia y Perú— (91 observaciones), para comprobar que los resultados no estén condicionados por la construcción del grupo de empresas comparables en esos mercados.

Esta última prueba responde a que Colombia y Perú cuentan con solo dos bancos cada uno, por lo que no es posible construir un grupo de comparables estrictamente nacional. La prueba los trata como una unidad y los excluye conjuntamente, conservando Brasil, México y Chile, donde el peer group se computa sobre bancos del propio país. Dado que Perú es categoría base de las dummies y queda fuera de la submuestra, se adopta Chile como base, de modo que los coeficientes de Brasil y México se interpretan respecto de Chile. Esta fragilidad del peer group reducido afecta únicamente a los métodos de múltiplos —P/BV y P/E—, no al RIM, que se construye con los fundamentals propios de cada banco sin recurrir a comparables.

Finalmente, se suma un chequeo sobre un aspecto específico del procedimiento: los coeficientes centrales de los tres modelos se evalúan mediante el procedimiento wild cluster bootstrap (Cameron, Gelbach y Miller, 2008; Canay, Santos y Shaikh, 2021), recomendado ante el escenario de pocos clusters. Los valores p obtenidos se reportan en el anexo.

6.6 Calibración de los pesos adaptativos y construcción del valor híbrido

De las tres regresiones del apartado anterior se obtiene para cada par banco-año un error porcentual predicho por método de valuación. Este error predicho se calcula a partir

de la aplicación de los coeficientes estimados en R a las características observables de cada banco, siguiendo la siguiente fórmula:

$$\hat{E}_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 ROE_{i,t} + \beta_2 \ln(\text{Activos}_{i,t}) + \beta_3 \text{Payout}_{i,t} + \beta_4 \text{NPL}_{i,t} \\ + (\text{dummies de país, } d_{2020} \text{ y } d_{\text{universal}})$$

para cada método i y año t . La regla de calibración consiste en asignar a cada método un peso inversamente proporcional a su error predicho. Para el método RIM, el peso se calcula como:

$$w_{i,t}^{\text{RIM}} = \frac{1/\hat{E}_{i,t}^{\text{RIM}}}{1/\hat{E}_{i,t}^{\text{RIM}} + 1/\hat{E}_{i,t}^{\text{P/BV}} + 1/\hat{E}_{i,t}^{\text{P/E}}}$$

El mismo procedimiento se aplica con los métodos P/BV y P/E para obtener sus respectivos pesos calibrados; $w_{\text{P/BV}}$ y $w_{\text{P/E}}$. Los tres pesos suman uno y varían entre bancos y años según las características de cada entidad.

La valuación híbrida final se obtiene tomando los pesos calibrados anteriormente por el valor de cada método individual, siguiendo la siguiente fórmula:

$$\text{Valor}_{i,t}^{\text{híbrido}} = w_{i,t}^{\text{RIM}} \text{Valor}_{i,t}^{\text{RIM}} + w_{i,t}^{\text{P/BV}} \text{Valor}_{i,t}^{\text{P/BV}} + w_{i,t}^{\text{P/E}} \text{Valor}_{i,t}^{\text{P/E}}$$

Esta regla materializa el principio de combinación de pronósticos de Bates y Granger (1969), desarrollado en el apartado 5.4: asignar mayor peso a los métodos que cometen menor error. La diferencia central respecto de la formulación no condicional es que el peso de cada método es fijo e igual para todos los bancos, mientras que en este trabajo el error de referencia es el error predicho para cada banco en particular. Es decir, en lugar de asignar un peso fijo, el peso de cada método varía según las características de la entidad valuada, porque esas características hacen que un método sea más o menos preciso para ese banco. Este es el enfoque que en el apartado 5.4 se denominó ponderación adaptativa (combinaciones condicionales, en la terminología de Elliott y Timmermann, 2005): los pesos se ajustan a las características observables de cada banco en lugar de permanecer constantes.

Por último, para calcular los pesos cada error predicho se acota inferiormente al percentil 5 de los errores efectivamente observados de cada método. Este piso cumple dos funciones: evita que un método con error predicho muy bajo reciba un peso desproporcionado y, sobre todo, garantiza que el error predicho sea siempre positivo, ya

que una regresión lineal sobre el error absoluto puede arrojar predicciones negativas que invalidarían la regla de pesos inversamente proporcionales al error.

6.7 Validación del simulador

La validación busca evitar que el simulador parezca preciso solo porque cada banco se evalúa con coeficientes calculados a partir de su propia información. Para lograrlo se usa un esquema de validación cruzada *leave-one-bank-out*: para cada banco, las tres regresiones se vuelven a estimar dejando fuera todas sus observaciones y usando únicamente los 16 bancos restantes (Picard y Cook, 1984; Vehtari et al., 2017). Como el panel tiene 17 bancos, se obtienen 17 conjuntos de coeficientes por método.

Esos conjuntos se promedian en uno solo por método. Con ellos se calcula en Excel el error predicho de cada método para cada par banco-año y, a partir de esos errores, los pesos de la valuación híbrida. En total se obtienen 119 valuaciones híbridas con sus errores. Se excluyen bancos completos y no observaciones individuales para que la información del banco evaluado no influya en sus propios coeficientes.

Al usar el promedio de las 17 estimaciones, la valuación de cada banco no queda totalmente aislada de su propia información; pero como cada estimación conserva 16 de los 17 bancos, el efecto es mínimo.

La hipótesis se evalúa comparando el error mediano absoluto del simulador con el de una combinación de pesos fijos aplicadas por igual a los 17 bancos. En todos los casos el error se mide con la mediana del error porcentual absoluto, sobre las mismas 119 observaciones y bajo el mismo procedimiento. La comparación entre esquemas se realiza mediante un test de Wilcoxon para muestras pareadas, una prueba no paramétrica apropiada dado el tamaño de la muestra y el uso de la mediana como medida de precisión.

6.8 Limitaciones metodológicas

El diseño metodológico presenta siete limitaciones principales.

La primera es la dependencia del precio de mercado como referencia para medir la precisión de las valuaciones. La métrica utilizada supone que el precio de mercado incorpora información relevante sobre el valor de la empresa. En mercados altamente ineficientes, esta comparación perdería validez. El objetivo del trabajo, sin embargo, no

es estimar el valor "verdadero" de los bancos, sino identificar qué método produce valuaciones más cercanas al precio observado. Esta decisión reduce, aunque no elimina, la dependencia respecto del mercado.

La segunda limitación es la utilización de un modelo RIM de una sola etapa. Esta estructura supone un estado estacionario que resulta razonable para bancos maduros, pero solo se cumple de manera aproximada. Una versión de múltiples etapas permitiría representar mejor la evolución esperada de cada entidad, aunque requeriría supuestos específicos para cada banco, difíciles de mantener de forma homogénea en un panel multipaís.

La tercera limitación es el tamaño de la muestra. El panel incluye 17 bancos y 119 observaciones banco-año, dimensiones reducidas para los estándares de la econometría financiera internacional. Además, como las observaciones de un mismo banco no son independientes entre sí —tal como se explicó en el apartado 6.1—, la información transversal efectiva proviene de solo 17 entidades. Esta restricción es especialmente relevante para un esquema de ponderación adaptativa: Timmermann (2006) señala que el error de estimación de los pesos crece cuando el número de parámetros a estimar es grande respecto del tamaño de la muestra. En este trabajo el riesgo se mitiga limitando el número de métodos combinados a tres y validando mediante leave-one-bank-out.

Un ejemplo concreto de esta fragilidad aparece en algún banco de perfil atípico, donde el modelo llega a predecir un error de valuación negativo para un método, algo que no tiene sentido. Para que esto no distorsione la asignación de pesos, se fija un valor mínimo para el error esperado de cada método; con ese resguardo los pesos siempre quedan bien definidos, aunque en esos casos puntuales conviene interpretarlos con cautela.

La cuarta limitación está relacionada con el tratamiento de la heterogeneidad entre países. Bogdanova et al. (2018), estudio que sirve de referencia para este trabajo, utilizan coeficientes específicos por país para las variables más sensibles y errores estándar agrupados en dos dimensiones (banco y tiempo). En este estudio, las restricciones de la muestra obligan a utilizar un modelo más simple, con variables indicadoras (dummies) de país y errores estándar agrupados únicamente por banco.

Como consecuencia, permanecen dos supuestos que no pueden verificarse plenamente. El primero es la homogeneidad de las pendientes, es decir, que la relación entre las características de los bancos y el error de valuación sea la misma en todos los países. El segundo es la ausencia de dependencia transversal entre bancos de un mismo país y año, que podrían verse afectados por shocks comunes no capturados por el esquema de agrupamiento utilizado. El reducido tamaño de las submuestras nacionales, especialmente en Colombia y Perú, impide estimar modelos más flexibles para abordar estas cuestiones.

La quinta limitación es que los pesos del simulador se calibran utilizando el mismo panel con el que posteriormente se evalúa su desempeño. El esquema de validación cruzada *leave-one-bank-out* (LOBO-CV) reduce este posible sesgo al estimar los coeficientes excluyendo sistemáticamente un banco en cada reestimación. Sin embargo, una validación completamente fuera de muestra requeriría separar temporalmente la calibración y la evaluación, lo que excede el alcance del presente trabajo.

La sexta limitación se refiere a la estimación del costo de equity (K_e). Su construcción sigue la metodología propuesta por Damodaran (2010), aunque existe debate sobre si la depuración del *default spread* elimina completamente el riesgo soberano incorporado en los bonos locales. En este trabajo se adopta una aproximación ampliamente utilizada en la práctica profesional y se reconoce que persiste cierto grado de incertidumbre, parcialmente absorbido mediante las variables indicadoras de país.

La séptima limitación es que la variación temporal de los pesos del simulador resulta relativamente reducida. Los pesos se determinan a partir de variables observables como el ROE, el tamaño, el payout y el NPL. Dado que estas características suelen modificarse lentamente dentro de una misma entidad, el error esperado y los pesos asignados a cada método permanecen relativamente estables a lo largo del período analizado.

En consecuencia, el simulador diferencia con mayor intensidad entre bancos con perfiles distintos que entre distintos años de un mismo banco. En la práctica, su comportamiento se aproxima más a un esquema de pesos específicos por entidad que a uno completamente dinámico en el tiempo. Esta característica no invalida el enfoque de ponderación adaptativa, cuyo principal aporte consiste precisamente en adaptar los pesos a las diferencias estructurales entre bancos. No obstante, limita su capacidad para responder a cambios de corto plazo dentro de una misma entidad. Futuras

investigaciones podrían incorporar predictores con mayor variación temporal, como cambios anuales del ROE, indicadores del ciclo crediticio o spreads soberanos, para construir un esquema de ponderación más dinámico.

7. Análisis de resultados

Este capítulo presenta los resultados obtenidos a partir de la metodología desarrollada en el capítulo 6. En primer lugar, se describe la muestra y se analiza la precisión de los métodos de valuación por separado. Luego, se examinan los factores que influyen en el error de cada método mediante las regresiones. A continuación, se evalúa el desempeño del simulador híbrido para poner a prueba la hipótesis de investigación. Por último, se presentan las pruebas realizadas para verificar la consistencia y la solidez de los resultados.

7.1 Estadística descriptiva

La muestra incluye diecisiete bancos que cotizan en bolsa de Brasil, México, Chile, Colombia y Perú, observados entre 2018 y 2024. Se analizaron 119 observaciones por banco-año para los métodos RIM y P/BV, y 117 para el método P/E.

La Tabla 7.1 resume las principales variables financieras del estudio. El ROE presenta una mediana de 14,7 %, mientras que la morosidad (NPL) registra una mediana de 2,1 %. El payout es la variable con mayor variación entre bancos y el tamaño, medido como el logaritmo de los activos, refleja la diversidad de la muestra. Las correlaciones entre las variables financieras son bajas —la más alta es de $-0,25$ entre el ROE y el payout—, por lo que no hay problemas de multicolinealidad entre los factores de interés. Los factores de inflación de la varianza (VIF) del Anexo confirman este punto: son bajos para la rentabilidad, el payout y la morosidad, y solo se elevan para el tamaño del banco y las variables de país, que comparten información porque los bancos más grandes se concentran en ciertos países. Esto aumenta el margen de error de esos coeficientes, pero no sesga las estimaciones, y el tamaño se mantiene significativo, de modo que las conclusiones no se ven afectadas.

Tabla 7.1. Estadística descriptiva de las variables financieras (119 observaciones par banco-año, 2018-2024)

Variable	Media	Mediana	Mínimo	Máximo	Desv. est.
ROE	0,148	0,147	-0,004	0,274	0,052
Ln(Activos)	14,55	14,15	10,40	19,74	2,73
Payout	0,486	0,380	0,000	4,232	0,556
NPL	0,026	0,021	0,004	0,075	0,016

Fuente: elaboración propia (Bloomberg Professional, moneda local).

7.2 Precisión de los métodos individuales

La precisión de cada método se evaluó mediante el error porcentual absoluto entre el valor estimado y el precio de mercado. La Tabla 7.2 presenta el error mediano de cada método y los resultados de la prueba de Wilcoxon para comparar sus diferencias.

Tabla 7.2. Error mediano por método y contrastes de Wilcoxon (117 observaciones)

Método / Comparación	Error mediano	Estadístico V	p-valor
P/E	22,9 %	—	—
P/BV	29,5 %	—	—
RIM	37,0 %	—	—
RIM vs. P/E		4.758	0,0004
P/BV vs. P/E		4.631	0,0013
RIM vs. P/BV		3.941	0,1835

Fuente: elaboración propia con R. Significatividad al 5 %.

El método P/E registra el menor error mediano (22,9 %), por lo que es el más preciso de los tres. Además, supera de manera significativa al RIM ($p = 0,0004$) y al P/BV ($p = 0,0013$), mientras que la diferencia entre estos dos últimos no es significativa.

Con ello se responde la primera pregunta de investigación; el P/E es el único método que reduce el error de forma significativa y, por tanto, se adopta como método de referencia. Este resultado coincide con Pratama y Henida (2025) para Indonesia y difiere

de Lie y Lie (2002), quienes encuentran que el P/BV es superior en mercados desarrollados. En conjunto, estos resultados sugieren que el desempeño de los múltiplos depende del contexto de cada mercado.

7.3 Factores asociados al error

Para analizar qué características de los bancos influyen en la precisión de cada método, se estimó una regresión para el RIM, otra para el P/BV y otra para el P/E. En ellas, el error porcentual absoluto se explicó mediante las variables financieras, controles por país, el año 2020 y el tipo de banco. La Tabla 7.3 presenta los resultados.

Tabla 7.3. Regresiones del error absoluto por método (pooled OLS, errores clusterizados por banco)

Variable	RIM	P/BV	P/E
Constante	-1,231 (0,754)	0,261 (0,594)	0,539 (0,536)
ROE	0,275 (1,602)	-3,722*** (1,079)	-1,031 (0,710)
Ln(Activos)	0,186** (0,087)	0,104 (0,076)	0,008 (0,053)
Payout	0,054 (0,078)	-0,181*** (0,037)	0,123 (0,082)
NPL	2,289 (2,373)	-6,573*** (1,738)	-1,934 (1,915)
d_Brasil	-0,645** (0,259)	-0,146 (0,190)	-0,095 (0,173)
d_México	-0,523* (0,271)	-0,388* (0,221)	-0,333* (0,180)
d_Chile	-0,814 (0,515)	-0,421 (0,436)	-0,287 (0,338)
d_Colombia	-1,395** (0,626)	-0,835 (0,611)	-0,071 (0,430)
d_2020	-0,087 (0,086)	-0,043 (0,077)	0,056 (0,131)
d_universal	-0,596** (0,236)	-0,332 (0,203)	-0,050 (0,136)
Observaciones	119	119	117
R ² / R ² aj.	0,224 / 0,152	0,439 / 0,387	0,240 / 0,169

Fuente: elaboración propia con R (fixest). Errores clusterizados por banco entre paréntesis. *** $p < 0,01$; ** $p < 0,05$; * $p < 0,10$.

El modelo del P/BV es el que mejor explica las diferencias en el error ($R^2 = 0,439$). En este caso, una mayor rentabilidad (ROE), una menor morosidad (NPL) y un mayor

payout se asocian con errores más bajos. En otras palabras, el método P/BV valúa con mayor precisión a los bancos más rentables, con mejor calidad de cartera y mayor distribución de dividendos, en línea con Bogdanova et al. (2018).

En el modelo RIM, únicamente el tamaño del banco muestra una relación significativa con el error. En el P/E, ninguna de las variables financieras resulta significativa al 5 %, lo que sugiere que su precisión es más uniforme entre bancos con distintas características.

Estos resultados responden la segunda pregunta de investigación y sirven de base para que el simulador ajuste el peso de cada método según las características de cada banco.

7.4 Desempeño del simulador y prueba de la hipótesis

A partir de las regresiones se estimó el error predicho de cada método para cada banco y, en función de él, se asignó a cada método un peso adaptativo para obtener la valuación final. La tabla 7.4 resume la prueba de hipótesis:

Tabla 7.4. Prueba de hipótesis: error mediano del híbrido vs. la combinación de pesos fijos (Wilcoxon unilateral, 117 observaciones)

Comparación	Híbrido	Referencia	p-valor
Híbrido vs. Bates-Granger no condicional	18,1 %	25,1 %	< 0,0001

Fuente: elaboración propia con R. Criterio de confirmación: $p < 0,05$.

El simulador construido con pesos adaptativos obtiene un error porcentual absoluto mediano de 18,1 % sobre 117² observaciones comparables, por debajo de la combinación de pesos fijos (25,1%). La diferencia es significativa según el test de Wilcoxon pareado unilateral ($p < 0,0001$).

De esta manera, la hipótesis del trabajo queda confirmada: la ponderación adaptativa reduce el error respecto de una combinación de pesos fijos. Dado que la única diferencia entre ambos esquemas es que el simulador ajusta los pesos a las características observables de cada banco, la mejora es atribuible a esa adaptación y no a la combinación de métodos en sí.

² El valor final del simulador conto con 117 valuaciones híbridas par banco-año, ya que 2 fueron excluidas por obtener valores negativos en alguno de sus métodos individuales.

7.5 Verificación de los resultados

La solidez de los resultados se verificó mediante pruebas de multicolinealidad (VIF), y wild cluster bootstrap para el escenario de pocos clusters, así como reestimando los modelos bajo tres variantes: excluyendo 2020, incorporando el crecimiento del PIB y eliminando el grupo andino. El detalle de estas pruebas se presenta en el Anexo.

8. Conclusiones

El objetivo general del presente trabajo fue desarrollar y evaluar un simulador híbrido de valuación bancaria con ponderación adaptativa, calibrado empíricamente, y determinar si reduce el error de estimación respecto de una combinación de pesos fijos en bancos con cotización pública en América Latina durante el período 2018-2024.

El trabajo parte de una situación habitual en la práctica profesional: los analistas suelen combinar métodos de valuación según su experiencia, pero no existe una regla clara sobre qué peso debería asignarse a cada método según las características observables del banco. Para responder la pregunta principal, es decir, si un simulador que combina el RIM y los múltiplos P/BV y P/E de acuerdo con sus características observables reduce el error de valuación, se trabajó sobre una muestra formada por diecisiete bancos de Brasil, México, Chile, Colombia y Perú.

Los resultados confirman la hipótesis. El simulador obtuvo un error porcentual absoluto mediano del 18,1 %, y la comparación decisiva —contra la combinación de pesos fijos de los mismos métodos— arrojó una diferencia estadísticamente significativa según la prueba de Wilcoxon ($p < 0,0001$). Como la única diferencia entre ambos esquemas es que el simulador adapta los pesos a las características observables de cada banco, la mejora se atribuye a esa adaptación y no a la combinación de métodos en sí misma.

El desarrollo del trabajo permitió cumplir los tres objetivos específicos. El primero, medir el error de los métodos de valuación aplicados de forma individual, mostró que el P/E es el más preciso y el único que reduce el error de forma significativa respecto del RIM y el P/BV. El segundo, identificar las características que explican esas diferencias, reveló que la rentabilidad, la morosidad y la política de dividendos son factores relevantes para el P/BV, el modelo con mayor capacidad explicativa. El tercero, calibrar y evaluar el simulador, mostró que la ponderación adaptativa supera a la combinación de pesos fijos. Esta comparación constituye el principal aporte del trabajo. Como la única diferencia entre el simulador y el enfoque de Bates-Granger es que el simulador ajusta los pesos

según las características de cada banco, la mejora observada indica que la ganancia de precisión proviene de esa adaptación y no solo de la combinación de distintos métodos. Estos resultados también aportan evidencia sobre la valuación bancaria, si bien este no fue un objeto principal del trabajo, estudios anteriores, como Lie y Lie (2002), indicaban que el P/BV tenía mejor desempeño en mercados desarrollados. Sin embargo, en la muestra de bancos latinoamericanos analizada en este trabajo, el P/E mostró mejores resultados, en línea con Pratama y Henida (2025) para Indonesia. Esto sugiere que el desempeño de los métodos de valuación depende del contexto de cada región y que los resultados de mercados desarrollados no necesariamente pueden aplicarse de la misma forma en economías emergentes.

8.1 Limitaciones y líneas futuras

Los datos deben interpretarse considerando las limitaciones del estudio. La precisión de las estimaciones se evaluó utilizando el precio de mercado como referencia, aunque esta medida puede ser menos adecuada en mercados ineficientes. Además, la muestra es reducida (diecisiete bancos), lo que limitó el uso de modelos más complejos y en un esquema de ponderación adaptativa aumenta el error de estimación de los pesos (Timmermann, 2006); este riesgo se acotó limitando la combinación a tres métodos y validando mediante leave-one-bank-out.

También debe considerarse que el RIM fue aplicado en una versión simplificada y que las características financieras de los bancos suelen cambiar lentamente. Por este motivo, el simulador diferencia mejor entre bancos de diferentes perfiles que entre diferentes períodos de un mismo banco. Por último, la validación mediante el esquema leave-one-bank-out no constituye una prueba estrictamente fuera de muestra, ya que utiliza un promedio de coeficientes.

Estas limitaciones abren nuevas líneas de investigación. Entre ellas se encuentran ampliar la muestra para desarrollar modelos más flexibles, incorporar variables con mayor variación temporal que permitan actualizar los pesos del simulador y validar la herramienta con datos completamente nuevos.

8.2 Aporte del trabajo

El principal aporte académico del trabajo es brindar evidencia empírica sobre el desempeño de distintos métodos de valuación en bancos latinoamericanos considerando una muestra de varios países. La literatura previa abordó este tema

mediante estudios individuales, mientras que este trabajo aporta una visión comparativa regional.

Además, el trabajo integra el análisis de errores de valuación, modelos estadísticos y técnicas de combinación adaptativa de métodos, conectando enfoques que generalmente se estudian por separado.

Desde el punto de vista práctico, el simulador desarrollado representa una herramienta replicable y actualizable que permite reemplazar parte del criterio subjetivo por un enfoque basado en evidencia empírica y no depender de quien realiza el análisis. Su utilidad potencial alcanza a analistas financieros, porque ofrece una forma clara de valorar bancos.

Anexos

Este anexo reúne las pruebas que respaldan la solidez de los resultados presentados en el Capítulo 7. Se incluyen tres tipos de verificación: un diagnóstico de multicolinealidad (VIF), una corrección de la inferencia adecuada para muestras con pocos grupos (wild cluster bootstrap) y la reestimación de los modelos bajo tres escenarios alternativos. En todos los casos las conclusiones del trabajo se mantienen.

Y al final se coloca el scrip utilizado en este trabajo.

A.1. Multicolinealidad (VIF)

El VIF (factor de inflación de la varianza) mide si dos o más variables aportan información demasiado parecida, algo que puede volver inestables las estimaciones. Como regla práctica, un valor por debajo de 5 no genera problemas y uno por encima de 10 indica un solapamiento fuerte.

Variable	VIF	Lectura
ROE (rentabilidad)	1,96	Sin problema
Ln(Activos) (tamaño)	37,89	Elevado (ver nota)
Payout (dividendos)	1,32	Sin problema
NPL (morosidad)	1,60	Sin problema
País: Brasil	8,84	Moderado (control)
País: México	8,23	Moderado (control)
País: Chile	28,06	Elevado (ver nota)
País: Colombia	31,82	Elevado (ver nota)
Año 2020	1,43	Sin problema
Tipo: universal	7,11	Moderado (control)

Tabla A.1. Factores de inflación de la varianza. Fuente: elaboración propia.

Las variables financieras centrales —rentabilidad (ROE), política de dividendos (payout) y morosidad (NPL)— tienen valores bajos, de modo que no hay solapamiento entre ellas. Los valores altos se concentran en el tamaño del banco y en las variables de país: los bancos más grandes se ubican en determinados países, así que ambas informaciones se superponen en parte. Esto agranda el margen de error de esos coeficientes, pero no

distorsiona los resultados; de hecho, el tamaño del banco sigue siendo significativo, lo que muestra que su efecto es lo bastante claro como para detectarse igual.

A.2. Inferencia con pocos bancos (wild cluster bootstrap)

El estudio trabaja con 17 bancos. Cuando los grupos son pocos, los valores p habituales pueden quedar demasiado optimistas. Para evitarlo, los valores p de los principales factores se recalcularon con el wild cluster bootstrap, un procedimiento más exigente y recomendado justamente para estos casos (Cameron, Gelbach y Miller, 2008). La Tabla A.2 muestra esos valores p corregidos: un valor menor a 0,05 indica que la relación es estadísticamente sólida.

Factor	RIM	P/BV	P/E
ROE (rentabilidad)	0,872	0,076	0,195
Ln(Activos) (tamaño)	0,103	0,305	0,906
Payout (dividendos)	0,526	0,045	0,001
NPL (morosidad)	0,473	0,012	0,486

Tabla A.2. Valores p corregidos por wild cluster bootstrap ($B = 9.999$, agrupado por banco). En negrita, valores menores a 0,05. Fuente: elaboración propia.

Incluso con este criterio más estricto, los resultados clave se sostienen: en el modelo del P/BV la morosidad y el payout siguen siendo significativos, y el efecto del payout en el P/E se mantiene con fuerza. El efecto de la rentabilidad (ROE) en el P/BV queda en el límite ($p \approx 0,08$), por lo que conviene leerlo como una señal antes que como un resultado firme. En conjunto, la inferencia no depende del bajo número de bancos.

A.3. Robustez de los resultados

Para comprobar que los resultados no dependen de decisiones puntuales, los tres modelos se volvieron a estimar bajo tres escenarios alternativos: (1) excluyendo el año 2020, atípico por la pandemia; (2) agregando el crecimiento del PIB como control adicional; y (3) quitando a Colombia y Perú, para descartar que un grupo de países concentre el resultado. La Tabla A.3 toma los hallazgos principales del Capítulo 7 y muestra si se mantienen en cada escenario.

Hallazgo principal	Base	Sin 2020	Con PIB	Sin andino
P/BV: mayor rentabilidad → menor error	Sí (fuerte)	Sí (fuerte)	Sí (fuerte)	Sí
P/BV: menor morosidad → menor error	Sí (fuerte)	Sí (fuerte)	Sí (fuerte)	Sí (fuerte)
P/BV: mayor payout → menor error	Sí (fuerte)	Sí	Sí (fuerte)	Sí (al límite)
RIM: mayor tamaño → mayor error	Sí	Sí	Sí (al límite)	Sí

Tabla A.3. Estabilidad de los hallazgos principales. “Sí (fuerte)” = relación muy significativa; “Sí” = significativa; “Sí (al límite)” = significativa al 10 %, señal más débil. En todos los casos el signo de la relación es el esperado. Fuente: elaboración propia.

En los tres escenarios los hallazgos principales se mantienen: en el modelo del P/BV, una mayor rentabilidad, una menor morosidad y un mayor payout siguen asociándose a errores más bajos; y en el RIM, los bancos más grandes siguen mostrando errores algo mayores. La fuerza estadística se atenúa en un par de casos al reducir la muestra —por ejemplo, al quitar Colombia y Perú quedan menos observaciones—, pero el signo y el sentido de cada relación no cambian. Esto indica que los resultados no dependen del año 2020, del ciclo económico ni de un grupo particular de países.

A.4. Código

A continuación se pone a disposición el código utilizado para la estimación de los coeficientes y los distintos test presentados durante el trabajo.

```

#
=====
=====
# TIF — SIMULADOR DE VALUACIÓN BANCARIA LATAM
# Script de estimación e inferencia (apartados 6.5, 6.6 y 6.7)
#
# Contenido:
# 1) Regresión principal LOBO-CV (coeficientes promediados -> Hoja 5)
# 2) Modelos full-sample con errores clusterizados por banco (anexo)
# 3) Diagnóstico de multicolinealidad (VIF)
# 4) Wild cluster bootstrap de los tres modelos (inferencia con pocos clusters)
# 5) Wilcoxon entre métodos individuales
# 6) Hipótesis principal: híbrido vs pesos fijos Bates-Granger
# 7) Tests de robustez (sin 2020 / con g_PIB / sin grupo andino)
#
# Datos: datos_regresion.csv, generado desde el Excel del trabajo.
# Paquetes: fixest, readr, dplyr, fwildclusterboot, car
#
=====
=====

# ---- 0. PAQUETES -----
# install.packages(c("fixest","readr","dplyr","fwildclusterboot","car"))

library(fixest)
library(readr)
library(dplyr)
library(fwildclusterboot) # wild cluster bootstrap
library(car)             # VIF

set.seed(1234)           # reproducibilidad
dqrng::dqset.seed(1234)  # semilla que requiere fwildclusterboot (>= 0.13)

# ---- 1. CARGAR DATOS -----
# datos_regresion.csv incluye:
# - Regresores:      ROE, LnActivos, Payout, NPL, g_PIB
# - Errores absolutos: err_abs_RIM, err_abs_PBV, err_abs_PE
# - Errores con signo: err_RIM, err_PBV, err_PE
# - Del simulador:   err_abs_hibrido
datos <- read_csv("datos_regresion.csv")

cat("Observaciones cargadas:", nrow(datos), "\n")
cat("Bancos únicos:", n_distinct(datos$Ticker), "\n")

# ---- 2. PREPARAR VARIABLES -----
datos <- datos %>%
  mutate(
    d_Brasil = as.integer(Pais == "Brasil"),
    d_Mexico  = as.integer(Pais == "México"),

```

```

d_Chile    = as.integer(Pais == "Chile"),
d_Colombia = as.integer(Pais == "Colombia"),
d_2020     = as.integer(Anio == 2020),
d_universal = as.integer(Tipo == "Universal"),
err_abs_RIM = as.numeric(err_abs_RIM),
err_abs_PBV = as.numeric(err_abs_PBV),
err_abs_PE  = as.numeric(err_abs_PE),
g_PIB       = as.numeric(g_PIB)
) %>%
filter(is.na(Excluido) | Excluido == 0)

cat("Observaciones netas:", nrow(datos), "\n\n")

# Especificación común (RHS) reutilizada en todo el script
REGS_BASE <- c("ROE", "LnActivos", "Payout", "NPL",
              "d_Brasil", "d_Mexico", "d_Chile", "d_Colombia",
              "d_2020", "d_universal")
RHS_BASE <- paste(REGS_BASE, collapse = " + ")

#
=====
# 3. FUNCIÓN LOBO-CV (leave-one-bank-out, coeficientes promediados)
#
=====
# extra_var: nombre de variable adicional a incluir (o NULL).
# Devuelve el promedio de los coeficientes a través de las N iteraciones.

lobo_cv <- function(datos, var_y, extra_var = NULL, verbose = TRUE) {
  bancos <- unique(datos$Ticker)

  regs <- REGS_BASE
  if (!is.null(extra_var)) regs <- c(regs, extra_var)
  formula_obj <- as.formula(paste(var_y, "~", paste(regs, collapse = " + ")))

  lista_coefs <- list()
  for (i in seq_along(bancos)) {
    datos_y <- datos %>%
      filter(Ticker != bancos[i], !is.na(.data[[var_y]]))
    if (nrow(datos_y) < 15) next
    modelo <- feols(formula_obj, data = datos_y) # solo coeficientes puntuales
    lista_coefs[[i]] <- coef(modelo)
  }
  coefs_promedio <- colMeans(do.call(rbind, lista_coefs), na.rm = TRUE)
  if (verbose) cat(sprintf(" %s: %d bancos en LOBO\n", var_y, length(bancos)))
  return(coefs_promedio)
}

```

```

#
=====
=====
# 4. MODELO PRINCIPAL — Coeficientes para el Simulador (Hoja 5)
#
=====
=====
cat("=====
==\n")
cat("MODELO PRINCIPAL — LOBO-CV (cargar en Hoja 5)\n")
cat("=====
==\n")

coef_RIM <- lobo_cv(datos, "err_abs_RIM")
coef_PBV <- lobo_cv(datos, "err_abs_PBV")
coef_PE <- lobo_cv(datos, "err_abs_PE")

tabla_principal <- data.frame(
  Variable = names(coef_RIM),
  Coef_RIM = coef_RIM, Coef_PBV = coef_PBV, Coef_PE = coef_PE,
  row.names = NULL
)
tabla_principal$Variable <- recode(tabla_principal$Variable,
  "(Intercept)"="Intercepto (b0)", "ROE"="ROE (b1)", "LnActivos"="Ln Activos (b2)",
  "Payout"="Payout (b3)", "NPL"="NPL (b4)", "d_Mexico"="d_México")

cat("\n")
print(tabla_principal, row.names = FALSE, digits = 6)
write_csv(tabla_principal, "coeficientes_LOBO_CV.csv")
cat("\n[OK] Guardado: coeficientes_LOBO_CV.csv\n\n")

#
=====
=====
# 5. MODELOS COMPLETOS (full-sample) — para la TABLA DEL ANEXO
#
=====
=====
cat("=====
==\n")
cat("MODELOS FULL-SAMPLE (tabla de diagnóstico del anexo)\n")
cat("=====
==\n")

m_RIM <- feols(as.formula(paste("err_abs_RIM ~", RHS_BASE)),
  data = datos, vcov = ~Ticker)
m_PBV <- feols(as.formula(paste("err_abs_PBV ~", RHS_BASE)),
  data = datos, vcov = ~Ticker)
m_PE <- feols(as.formula(paste("err_abs_PE ~", RHS_BASE)),
  data = filter(datos, !is.na(err_abs_PE)), vcov = ~Ticker)

```

```

print(etable(m_RIM, m_PBV, m_PE, headers = c("RIM","P/BV","P/E"), digits = 4))

#
=====
=====
# 6. DIAGNÓSTICO — MULTICOLINEALIDAD (VIF)
#
=====
=====
# El VIF resume la multicolinealidad con una línea por regresor.
cat("\n=====
====\n")
cat("DIAGNÓSTICO — MULTICOLINEALIDAD (VIF)\n")
cat("=====
====\n")

cat("\nVIF (especificación completa; idéntico para los tres modelos):\n")
lm_diag <- lm(as.formula(paste("err_abs_RIM ~", RHS_BASE)), data = datos)
print(round(vif(lm_diag), 3))
cat("Regla práctica: VIF < 5 sin problemas; VIF > 10 multicolinealidad severa.\n")

#
=====
=====
# 7. WILD CLUSTER BOOTSTRAP
#
=====
=====
# Con 17 clusters (bancos) el estudio está en la zona de "pocos clusters"
# (Cameron, Gelbach y Miller, 2008), donde la inferencia clusterizada asintótica
# no es fiable. El wild cluster bootstrap recalcula los p-valores de los drivers
# centrales de forma robusta para ese contexto.
cat("\n=====
====\n")
cat("WILD CLUSTER BOOTSTRAP — 3 modelos (B = 9999, cluster = Ticker)\n")
cat("=====
====\n")

modelos_wcb <- list("RIM" = m_RIM, "P/BV" = m_PBV, "P/E" = m_PE)
params_wcb <- c("ROE", "LnActivos", "Payout", "NPL")

for (nm in names(modelos_wcb)) {
  cat(sprintf("\n Modelo %s:\n", nm))
  for (v in params_wcb) {
    res <- tryCatch({
      bt <- boottest(modelos_wcb[[nm]], param = v, clustid = ~Ticker, B = 9999)
      sprintf(" %-10s p-valor WCB = %.4f IC95%% = [%%.3f ; %%.3f] %s",
        v, bt$p_val, bt$conf_int[1], bt$conf_int[2],

```

```

        ifelse(bt$p_val < 0.05, "*", ""))
    }, error = function(e) sprintf("  %-10s [no estimable: %s]", v, conditionMessage(e)))
    cat(res, "\n")
  }
}

#
=====
=====
# 8. WILCOXON ENTRE MÉTODOS INDIVIDUALES (pregunta de investigación 2)
#
=====
=====
cat("\n=====
=====\n")
cat("TESTS DE WILCOXON PAREADOS — métodos individuales\n")
cat("=====
=====\n")

base <- datos %>% filter(!is.na(err_abs_PE))
cat(sprintf("Base común (con P/E disponible): %d obs\n\n", nrow(base)))

w_test <- function(a, b, nombre) {
  w <- wilcox.test(a, b, paired = TRUE)
  cat(sprintf("%-14s V=%0f p=%0.4f %s\n", nombre, w$statistic, w$p.value,
    ifelse(w$p.value < 0.05, "(significativo)", "(no significativo)")))
}
w_test(base$err_abs_RIM, base$err_abs_PBV, "RIM vs P/BV")
w_test(base$err_abs_RIM, base$err_abs_PE, "RIM vs P/E")
w_test(base$err_abs_PBV, base$err_abs_PE, "P/BV vs P/E")

cat("\nMedianas de error absoluto:\n")
cat(sprintf(" RIM : %0.4f (%0.1f%%)\n", median(datos$err_abs_RIM, na.rm=T),
  median(datos$err_abs_RIM, na.rm=T)*100))
cat(sprintf(" P/BV: %0.4f (%0.1f%%)\n", median(datos$err_abs_PBV, na.rm=T),
  median(datos$err_abs_PBV, na.rm=T)*100))
cat(sprintf(" P/E : %0.4f (%0.1f%%)\n", median(datos$err_abs_PE, na.rm=T),
  median(datos$err_abs_PE, na.rm=T)*100))

#
=====
=====
# 9. HIPÓTESIS PRINCIPAL — Híbrido vs pesos fijos Bates-Granger
#
=====
=====
# Combinación clásica con pesos FIJOS (iguales para todos los bancos), calibrados
# sobre la inversa de la varianza histórica del error de cada método:
#  $w_i = (1/\text{var}(\text{err}_i)) / \sum_j (1/\text{var}(\text{err}_j))$ 

```

```

# Su única diferencia con el simulador es que los pesos no se adaptan al perfil
# del banco; rechazar aquí aísla el aporte del paso condicional. Usa los errores
# CON signo (err_RIM, err_PBV, err_PE), porque el error de una combinación es el
# promedio ponderado de los errores individuales y las cancelaciones de signo
# importan.
cat("\n=====
=====\n")
cat("HIPÓTESIS PRINCIPAL — Híbrido vs Bates-Granger (contraste decisivo)\n")
cat("=====
==\n")

req_bg <- c("err_RIM", "err_PBV", "err_PE", "err_abs_hibrido")
if (all(req_bg %in% names(datos))) {
  bg <- datos %>%
    filter(!is.na(err_RIM), !is.na(err_PBV), !is.na(err_PE), !is.na(err_abs_hibrido))
  cat(sprintf("Base completa (3 métodos con signo + híbrido): %d obs\n", nrow(bg)))

  # Pesos fijos por inversa de la varianza del error (sobre el panel completo)
  v_RIM <- var(bg$err_RIM); v_PBV <- var(bg$err_PBV); v_PE <- var(bg$err_PE)
  inv <- c(RIM = 1/v_RIM, PBV = 1/v_PBV, PE = 1/v_PE)
  w_bg <- inv / sum(inv)
  cat(sprintf("Pesos Bates-Granger (fijos): w_RIM=%.3f w_PBV=%.3f w_PE=%.3f\n",
    w_bg["RIM"], w_bg["PBV"], w_bg["PE"]))

  # Error % de la combinación = promedio ponderado de los errores % con signo
  err_bg_signed <- w_bg["RIM"]*bg$err_RIM + w_bg["PBV"]*bg$err_PBV +
    w_bg["PE"]*bg$err_PE
  bg$err_abs_BG <- abs(err_bg_signed)

  # Híbrido condicional vs Bates-Granger no condicional (unilateral "less")
  wbg <- wilcox.test(bg$err_abs_hibrido, bg$err_abs_BG, paired = TRUE, alternative =
    "less")
  cat(sprintf("Híbrido vs Bates-Granger V=%.0f p=%.4f %s\n",
    wbg$statistic, wbg$p.value,
    ifelse(wbg$p.value < 0.05,
      "(*** HIPÓTESIS PRINCIPAL CONFIRMADA: el paso condicional supera
a los pesos fijos)",
      "(no significativo)")))
  cat(sprintf("Medianas: Híbrido %.1f%% | Bates-Granger %.1f%%\n",
    median(bg$err_abs_hibrido)*100, median(bg$err_abs_BG)*100))
} else {
  faltan <- setdiff(req_bg, names(datos))
  cat(sprintf("Faltan columnas en el CSV: %s\n", paste(faltan, collapse = ", ")))
  cat("err_RIM/err_PBV/err_PE son los errores CON signo (Hoja 4: Err%
RIM/P/BV/P/E).\n")
}

#
=====
=====

```

```

# 10. TESTS DE ROBUSTEZ
#
=====
# Se reestiman los tres modelos bajo tres variantes para verificar que el signo
# y la significancia de los drivers centrales se mantienen.
cat("\n\n#####\n\n")
cat("# TESTS DE ROBUSTEZ\n")
cat("#####\n\n")

# Robustez 1: SIN 2020 -----
# Al excluir 2020 se elimina también el regresor d_2020 (sería todo ceros).
rob1 <- datos %>% filter(Anio != 2020)
{
  cat(sprintf("\n--- ROBUSTEZ 1: SIN 2020 (N = %d) ---\n", nrow(rob1)))
  rhs1 <- "ROE + LnActivos + Payout + NPL + d_Brasil + d_Mexico + d_Chile +
d_Colombia + d_universal"
  mR <- feols(as.formula(paste("err_abs_RIM ~", rhs1)), data=rob1, vcov = ~Ticker)
  mB <- feols(as.formula(paste("err_abs_PBV ~", rhs1)), data=rob1, vcov = ~Ticker)
  mE <- feols(as.formula(paste("err_abs_PE ~", rhs1)),
data=filter(rob1,!is.na(err_abs_PE)), vcov = ~Ticker)
  print(etable(mR, mB, mE, headers=c("RIM","P/BV","P/E"), digits=4))
}

# Robustez 2: CON g_PIB (variable adicional, manteniendo d_2020) -----
{
  cat(sprintf("\n--- ROBUSTEZ 2: CON g_PIB (control adicional) (N = %d) ---\n",
nrow(datos)))
  rhs2 <- paste(RHS_BASE, "+ g_PIB")
  mR <- feols(as.formula(paste("err_abs_RIM ~", rhs2)), data=datos, vcov = ~Ticker)
  mB <- feols(as.formula(paste("err_abs_PBV ~", rhs2)), data=datos, vcov = ~Ticker)
  mE <- feols(as.formula(paste("err_abs_PE ~", rhs2)),
data=filter(datos,!is.na(err_abs_PE)), vcov = ~Ticker)
  print(etable(mR, mB, mE, headers=c("RIM","P/BV","P/E"), digits=4))
}

# Robustez 3: SIN GRUPO ANDINO (Colombia + Perú) -----
# Perú era la categoría base de país; al excluirlo, Chile pasa a ser la base,
# por lo que se omiten d_Chile y d_Colombia (esta última sería todo ceros).
rob3 <- datos %>% filter(!(Pais %in% c("Colombia", "Perú")))
{
  cat(sprintf("\n--- ROBUSTEZ 3: SIN GRUPO ANDINO (Colombia + Perú) (N = %d) ---\n", nrow(rob3)))
  cat("    Nota: base de país = Chile (Perú excluido era la base original)\n")
  rhs3 <- "ROE + LnActivos + Payout + NPL + d_Brasil + d_Mexico + d_2020 +
d_universal"
  mR <- feols(as.formula(paste("err_abs_RIM ~", rhs3)), data=rob3, vcov = ~Ticker)
  mB <- feols(as.formula(paste("err_abs_PBV ~", rhs3)), data=rob3, vcov = ~Ticker)

```

```

    mE <- feols(as.formula(paste("err_abs_PE ~", rhs3)),
data=filter(rob3,!is.na(err_abs_PE)), vcov = ~Ticker)
    print(etable(mR, mB, mE, headers=c("RIM","P/BV","P/E"), digits=4))
}

```

```

#
=====
=====
# 11. RESUMEN FINAL
#
=====
=====
cat("\n\n=====
=====\n")
cat("LISTO. ARCHIVOS GENERADOS:\n")
cat(" - coeficientes_LOBO_CV.csv -> cargar en Hoja 5 del Excel\n")
cat("\nEn consola quedaron para el anexo:\n")
cat(" Modelos full-sample (errores clusterizados por banco)\n")
cat(" VIF (multicolinealidad)\n")
cat(" Wild cluster bootstrap de los 3 modelos\n")
cat(" Wilcoxon: métodos individuales e hipótesis principal (Bates-Granger)\n")
cat(" Robustez: sin 2020 / con g_PIB / sin grupo andino\n")
cat("=====
==\n")

```

Bibliografía

- Abuaf N (2015) "Valuing emerging market equities—a pragmatic approach based on the empirical evidence". *Journal of Applied Corporate Finance* 27(1):71-88
- Aiolfi M, Timmermann A (2006) "Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies". *Journal of Econometrics* 135(1-2):31-53
- Amato Berger M (2021) Valuación del Banco de la Provincia de Córdoba a través de los estados contables. Trabajo final de la Especialización en Contabilidad Superior y Auditoría, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Córdoba
- Astudillo Macchiavello MA (2019) Valuación de Banco de Chile S.A.: mediante método cash flow to equity y múltiplos. Tesis de magíster en finanzas, Universidad de Chile (<https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/173548>)
- Basel Committee on Banking Supervision (2017) Basel III: finalising post-crisis reforms. Bank for International Settlements, Basilea (<https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.htm>)
- Bates JM, Granger CWJ (1969) "The combination of forecasts". *Operational Research Quarterly* 20(4):451-468
- Bhojraj S, Lee CMC (2002) "Who is my peer? A valuation-based approach to the selection of comparable firms". *Journal of Accounting Research* 40(2):407-439
- Bogdanova B, Fender I, Takáts E (2018) "The ABCs of bank PBRs: what drives bank price-to-book ratios?". *BIS Quarterly Review*, marzo 2018:81-95
- Bruner RF, Conroy RM, Estrada J, Kritzman M, Li W (2002) "Introduction to 'Valuation in Emerging Markets'". *Emerging Markets Review* 3(4):310-324
- Calomiris CW, Nissim D (2014) "Crisis-related shifts in the market valuation of banking activities". *Journal of Financial Intermediation* 23(3):400-435
- Cameron AC, Gelbach JB, Miller DL (2008) "Bootstrap-based improvements for inference with clustered errors". *The Review of Economics and Statistics* 90(3):414-427
- Canay IA, Santos A, Shaikh AM (2021) "The wild bootstrap with a 'small' number of 'large' clusters". *The Review of Economics and Statistics* 103(3):531-544
- Damodaran A (2008) What is the riskfree rate? A search for the basic building block. Stern School of Business, New York University, Nueva York (<https://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/pdfiles/papers/riskfreerate.pdf>)
- Damodaran A (2009) Valuing financial service firms. Stern School of Business, New York University, Nueva York
- Damodaran A (2010) The dark side of valuation: valuing young, distressed, and complex businesses, 2nd edn. FT Press, Upper Saddle River
- Damodaran A (2020) Country risk: determinants, measures and implications – the 2020 edition. Stern School of Business, New York University, Nueva York (<https://ssrn.com/abstract=3550353>)

- Elliott G, Timmermann A (2005) "Optimal forecast combination under regime switching". *International Economic Review* 46(4):1081-1102
- Granger CWJ, Ramanathan R (1984) "Improved methods of combining forecasts". *Journal of Forecasting* 3(2):197-204
- Kaplan SN, Ruback RS (1995) "The valuation of cash flow forecasts: an empirical analysis". *The Journal of Finance* 50(4):1059-1093
- Koller T, Goedhart M, Wessels D (2020) *Valuation: measuring and managing the value of companies*, 7th edn. John Wiley & Sons, Hoboken
- Lie E, Lie HJ (2002) "Multiples used to estimate corporate value". *Financial Analysts Journal* 58(2):44-54
- Liu J, Nissim D, Thomas J (2002) "Equity valuation using multiples". *Journal of Accounting Research* 40(1):135-172
- Massari M, Gianfrate G, Zanetti L (2014) *The valuation of financial companies: tools and techniques to measure the value of banks, insurance companies and other financial institutions*. John Wiley & Sons, Chichester
- Mongrut S, Ramírez D (2006) *Discount rates in emerging capital markets*. Documento de trabajo N.º 06-03, Centro de Investigación, Universidad del Pacífico, Lima
- Moyo V, Obadire AM (2024) "A case study of bank equity valuation methods employed by South African, Nigerian and Kenyan equity researchers". *Risks* 12(6):89
- Nissim D (2013) "Relative valuation of U.S. insurance companies". *Review of Accounting Studies* 18(2):324-359
- Ohlson JA (1995) "Earnings, book values, and dividends in equity valuation". *Contemporary Accounting Research* 11(2):661-687 (<https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00461.x>)
- Pereiro LE (2001) "The valuation of closely-held companies in Latin America". *Emerging Markets Review* 2(4):330-370
- Picard RR, Cook RD (1984) "Cross-validation of regression models". *Journal of the American Statistical Association* 79(387):575-583
- Pratama A, Henida DE (2025) "Comparative analysis of stock valuation models: the case of the Indonesian banking sector". *International Journal of Applied Economics, Finance and Accounting* 21(2):163-170
- Stock JH, Watson MW (2004) "Combination forecasts of output growth in a seven-country data set". *Journal of Forecasting* 23(6):405-430
- Timmermann A (2006) "Forecast combinations". En: Elliott G, Granger C, Timmermann A (eds) *Handbook of Economic Forecasting*, vol 1, cap 4. Elsevier, Ámsterdam, pp 135-196

Vehtari A, Gelman A, Gabry J (2017) "Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC". *Statistics and Computing* 27(5):1413-1432

Wang CCY, Shin A (2022) Residual income valuation model. Nota técnica 122-070, Harvard Business School, Boston

Wilcox JW (1984) "The P/B-ROE valuation model". *Financial Analysts Journal* 40(1):58-66

Yee KK (2004) "Combining value estimates to increase accuracy". *Financial Analysts Journal* 60(4):23-28