Artículo original/ Original article
ISSN 2953-6553

Eficiencia técnica de la banca privada nacional del Ecuador: un análisis comparativo mediante DEA en el período 2015-2024

Technical Efficiency of Ecuador's Domestic Private Banking Sector: A Comparative DEA Analysis for the 2015–2024 Period

Lady Gía Chuchuca [1] 0000-0002-7488-4270, Kevin Arévalo Pérez [2] 0000-0001-9428-7310, Doménica Guamán Andrade [3] 0009-0002-7973-2759, Katherine Coronel-Pangol 0000-0003-4370-756X

elizabeth.gia@ucuenca.edu.ec, kevin.arevalop@ucuenca.edu.ec, domenica.guaman@ucuenca.edu.ec, katherine.coronelp95@ucuenca.edu.ec

[1 2 3 4] Universidad de Cuenca

DOI 10.36500/atenas.5.003

Resumen

La literatura sobre la eficiencia de la banca privada ecuatoriana se ha concentrado en períodos previos a la pandemia o en indicadores contables, sin descomponer la ineficiencia en sus componentes de gestión y de escala a lo largo de una década de choques sucesivos. Este estudio analiza la eficiencia técnica de 20 bancos privados nacionales del Ecuador durante el período 2015–2024, mediante la aplicación del Análisis Envolvente de Datos (DEA) en sus variantes CCR-I y BCC-I, con lo cual se evalúa la capacidad de las instituciones para transformar insumos (activos totales, gastos y propiedad y equipo) en productos financieros (cartera de créditos, depósitos captados e ingresos financieros), diferenciando la eficiencia técnica pura de la eficiencia de escala. Los datos fueron obtenidos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador y organizados en tres etapas: prepandemia (2015–2019), pandemia (2020–2021) y pospandemia (2022–2024). Los resultados del modelo BCC-I indican promedios sectoriales superiores a 0,97 en todo el período. El modelo CCR-I registró mayor dispersión y una eficiencia de escala promedio entre 0,952 y 0,991, lo que evidencia que la escala operativa constituye una fuente relevante de ineficiencia global. El año 2023 concentró los valores más bajos en ambos modelos, en coincidencia con un período de inestabilidad política, reformas fiscales y crisis energética.

Abstract

Research on the efficiency of Ecuador's private banks has focused on pre-pandemic periods or on accounting ratios, without decomposing inefficiency into its managerial and scale components over a decade of successive shocks. This study analyzes the technical efficiency of 20 domestic private banks in Ecuador during the 2015–2024 period by applying Data Envelopment Analysis (DEA) in its CCR-I and BCC-I variants, thereby evaluating the institutions' ability to transform inputs (total assets, expenses, and property and equipment) into financial outputs (loan portfolio, deposits, and financial income), distinguishing between pure technical efficiency and scale efficiency. The data were obtained from the Superintendency of Banks of Ecuador and organized into three stages: pre-pandemic (2015–2019), pandemic (2020–2021), and post-pandemic (2022–2024). The results of the BCC-I model indicate sector averages above 0.97 throughout the period. The CCR-I model showed greater dispersion and an average scale efficiency between 0.952 and 0.991, indicating that operating scale is a relevant source of overall inefficiency. The lowest values in both models were recorded in 2023, a year that coincided with political instability, fiscal reforms, and an energy crisis.

Palabras clave – instituciones financieras, eficiencia, análisis cuantitativo, finanzas, Ecuador
Keywords – financial institutions, efficiency, quantitative analysis, finance, Ecuador

Recibido: 2026-05-07, Aprobado tras revisión: 2026-10-31

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, el sistema financiero ha consolidado un rol estratégico en el funcionamiento de las economías modernas, al canalizar el ahorro hacia la inversión, facilitar el acceso al crédito y contribuir al crecimiento y la estabilidad económica. En este contexto, el desempeño del sistema bancario resulta particularmente relevante, dado que los bancos actúan como intermediarios clave en la asignación eficiente de recursos financieros. Comprender cómo operan estas instituciones y evaluar su nivel de eficiencia constituye un aspecto central del análisis financiero, en la medida en que permite determinar la capacidad de las entidades para transformar insumos —como capital, trabajo y activos financieros— en productos y servicios financieros (Berger & Humphrey, 1997; Charles et al., 2016).

En el caso ecuatoriano, el sistema financiero se caracteriza por una alta concentración en la banca privada nacional, la cual representa una proporción significativa de los activos totales del sector. Estudios recientes evidencian que instituciones como Banco Pichincha, Banco de Guayaquil, Produbanco y Banco del Pacífico concentran una parte sustancial del mercado financiero, lo que refuerza su influencia sobre el desempeño económico y la estabilidad del sistema financiero nacional (Salas-Tenesaca, 2025). En este sentido, el análisis de la eficiencia bancaria adquiere especial relevancia, no solo desde una perspectiva microeconómica, sino también como un insumo para la formulación de políticas públicas y regulatorias orientadas al fortalecimiento del sistema financiero.

El presente estudio tiene c}

omo objetivo analizar la eficiencia técnica relativa de los bancos privados nacionales del Ecuador durante el período 2015–2024. El alcance del estudio es nacional: las unidades analizadas son las 20 entidades que reportaron información continua a la Superintendencia de Bancos, cuyas cifras consolidadas corresponden a su operación en todo el país. A diferencia de investigaciones que evalúan el desempeño bancario mediante indicadores tradicionales de rentabilidad o riesgo, esta investigación adopta un enfoque no paramétrico basado en el Análisis Envolvente de Datos (Data Envelopment Analysis, DEA). Este método permite evaluar el desempeño relativo de un conjunto de unidades homogéneas que operan con múltiples insumos y productos, sin requerir supuestos funcionales previos sobre la tecnología de producción (Charnes et al., 1978; Guachamin et al., 2022). La literatura especializada reconoce al DEA como una herramienta robusta para la medición de la eficiencia técnica y la identificación de referentes o *benchmarks* dentro de sistemas financieros complejos (Cooper et al., 2011; Kido-Cruz et al., 2022).

El período de análisis es el comprendido entre 2015 y 2024 y ha sido seleccionado considerando que, ha estado marcado por una sucesión de choques económicos, sociales y políticos que han condicionado el desempeño del sistema bancario ecuatoriano. Entre los eventos más relevantes se encuentran la caída de los precios internacionales del petróleo, los efectos económicos y financieros derivados de la pandemia de la COVID-19, episodios recurrentes de inestabilidad política y cambios en el liderazgo gubernamental, así como tensiones estructurales relacionadas con el suministro energético y ajustes frecuentes en el marco normativo del sector financiero. Estos factores han generado un entorno de incertidumbre que ha puesto a prueba la capacidad de los bancos privados para mantener niveles adecuados de eficiencia operativa y sostenibilidad financiera (Villarreal Satama & Bosch Badía, 2024). En este contexto, resulta pertinente examinar si las entidades bancarias privadas nacionales lograron utilizar eficientemente sus recursos en un entorno caracterizado por alta volatilidad y restricciones estructurales.

A pesar de este nivel de relevancia identificado, la evidencia empírica disponible presenta vacíos que delimitan el problema de investigación. Los estudios recientes sobre la banca ecuatoriana se han concentrado en períodos previos a la pandemia —como Proaño-Rivera y Feria-Domínguez (2024) y Carrera-González et al. (2024), ambos para 2015–2019—, en análisis regionales que agregan varios países dolarizados (Guachamin et al., 2022), en la banca pública (Villarreal Satama & Bosch Badía, 2024) o en el sector financiero popular y solidario (Escandón Dután & Fernández Sacotto, 2023). De manera que, no se dispone de una evaluación de la banca privada nacional que abarque de forma continua las etapas de prepandemia, pandemia y pospandemia y que separe la ineficiencia que se puede atribuir a la gestión de la que corresponde a la escala de operación. En consecuencia, el problema que aborda este estudio es la falta de evidencia sobre si la banca privada nacional ecuatoriana mantuvo un uso eficiente de sus recursos a lo largo de una década de choques sucesivos y sobre qué parte de su ineficiencia corresponde a la gestión interna y qué parte al tamaño de las entidades.

A partir de este problema, el estudio plantea tres preguntas: 1) ¿cuál fue el nivel de eficiencia técnica global y pura de los bancos privados nacionales entre 2015 y 2024?; 2) ¿qué proporción de la ineficiencia global se explica por la escala de operación?; y 3) ¿cómo varió la eficiencia entre las etapas de prepandemia, pandemia y pospandemia? Con respecto al aporte científico, en primer lugar se extiende la evidencia DEA sobre la banca privada ecuatoriana hasta 2024, incorporando los años de pandemia y pospandemia que no cubren los estudios previos. Por otra parte, se identifican las entidades que actúan como referentes de forma persistente y aquellas con ineficiencias de escala recurrentes, información útil para la supervisión bancaria.

Desde una perspectiva teórica, el estudio se apoya en los fundamentos de la teoría de la eficiencia productiva y la economía financiera. La noción de eficiencia técnica fue formalizada inicialmente por Farrell (1957) y posteriormente operacionalizada por Charnes et al. (1978) mediante el modelo CCR, el cual asume rendimientos constantes a escala. De manera complementaria, el modelo BCC propuesto por Banker et al. (1984) incorpora rendimientos variables a escala, permitiendo capturar diferencias asociadas al tamaño de las unidades de decisión. Estos enfoques han sido ampliamente utilizados en estudios de eficiencia bancaria, dado que permiten analizar cómo las instituciones financieras combinan recursos —tales como activos, gastos operativos y cartera de crédito— para generar productos financieros como préstamos, depósitos e ingresos (Guachamin et al., 2022).

Metodológicamente, la investigación adopta un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental y longitudinal, basado en cortes transversales anuales. La población de estudio está conformada por los bancos privados nacionales ecuatorianos que mantuvieron operaciones continuas durante el período 2015-2024, según los registros oficiales de la Superintendencia de Bancos. Se aplican los modelos DEA CCR y BCC, ambos con orientación hacia las entradas (*inputs)*, con el fin de estimar y comparar los niveles de eficiencia técnica bajo distintos supuestos de escala, así como identificar brechas de desempeño entre las instituciones analizadas. El estudio presentado se basa en la construcción de una frontera eficiente a partir de los datos disponibles, lo que permite clasificar a las entidades más eficientes y menos eficientes, así como analizar las fuentes de variabilidad en sus resultados (Valdivia Alcala et al., 2022).

Los resultados de este estudio ofrecen evidencia empírica útil para evaluar el desempeño relativo de la banca privada nacional y proponer lineamientos de mejora sustentados en referencias técnicas objetivas. El artículo se estructura de la siguiente manera: luego de la introducción, se presenta una revisión de la literatura que aborda los fundamentos teóricos y empíricos del análisis de eficiencia bancaria mediante DEA; posteriormente, se describen la metodología, las variables consideradas, las fuentes de información y los procedimientos de cálculo; finalmente, se exponen los resultados, su discusión frente a estudios previos, las limitaciones del estudio y las principales conclusiones.

II. MARCO TEÓRICO

El presente estudio se basa en la teoría de la producción aplicada al sector financiero, la cual permite valorar el rendimiento de las entidades bancarias mediante el análisis económico de la conversión de recursos en productos (Farrell, 1957). En este contexto, identificamos estas instituciones como unidades productivas que emplean capital, trabajo y depósitos para generar productos finales como

créditos, inversiones y servicios financieros (Sealey & Lindley, 1977; Berger & Humphrey, 1997); y definimos a la eficiencia técnica como la capacidad de maximizar la producción a partir de un conjunto dado de recursos o, de forma equivalente, de minimizar los recursos necesarios para alcanzar un nivel dado de producción.

Debido a la naturaleza compleja y multifacética de los servicios financieros, se requiere el uso de modelos no paramétricos, como el Análisis Envolvente de Datos (DEA), que facilitan la evaluación de la eficiencia técnica relativa entre unidades que operan en condiciones de mercado similares (Franco et al., 2021).

Para identificar el grado de eficiencia en las organizaciones, se comparan los resultados obtenidos frente a los recursos utilizados. En el caso del método de Análisis Envolvente de Datos (DEA), esta relación se expresa mediante un índice de eficiencia, donde la suma ponderada de los productos generados se divide entre la suma ponderada de los insumos empleados. Bajo este esquema, cada unidad de toma de decisiones (DMU) busca maximizar dicha relación utilizando los pesos que le resulten más favorables. En este sentido, aquellas DMU que alcancen la puntuación máxima son consideradas eficientes, mientras que las restantes presentan oportunidades de mejora en cuanto al uso de sus recursos (Ortiz et al., 2023).

Esta metodología tiene su origen en el enfoque gráfico de Farrell (1957), quien definió la frontera de eficiencia para escenarios de un solo insumo y producto. No obstante, ante la complejidad de los procesos financieros que requieren múltiples variables, Charnes et al. (1978) desarrollaron el modelo CCR, el cual permite evaluar unidades con diversos insumos y productos bajo el supuesto de rendimientos constantes a escala (Cooper et al., 2011). Posteriormente, Banker et al. (1984) introdujeron el modelo BCC, que incorpora rendimientos variables a escala (VRS) para valorar instituciones con estructuras operativas diversas. La integración de ambos modelos resulta crucial, ya que su comparación permite calcular la eficiencia de escala, determinando si una entidad opera en su dimensión óptima o si requiere ajustar su tamaño para potenciar su rendimiento.

La metodología DEA puede tener dos enfoques, una orientación a las entradas y otra a las salidas. El enfoque en las entradas (input-oriented), tanto en el modelo CCR (Charnes, Cooper y Rhodes) como en el BCC (Banker, Charnes y Cooper) buscan determinar la máxima reducción proporcional en los insumos sin disminuir los niveles de producto. El CCR-I (modelo CCR orientado a las entradas) asume Retornos Constantes a Escala (CRS) y calcula la eficiencia técnica global, reflejando la capacidad de la DMU para transformar entradas en salidas a escala óptima. Por su parte, el BCC-I (modelo BCC orientado a las entradas) incorpora la restricción de convexidad que asume Retornos Variables a Escala (VRS), descomponiendo la eficiencia global en Eficiencia Técnica Pura (PTE), que aísla la gestión operativa y

los procesos internos, y la Eficiencia de Escala (SE), que identifica si el tamaño de la DMU es óptimo. El uso primordial del DEA orientado a las entradas en el sector bancario se justifica porque los gestores bancarios suelen tener un control más directo sobre los recursos consumidos (como personal, activos fijos o captaciones de depósitos) que sobre los productos generados (como préstamos o ingresos) (Kao, 2023). De manera que, esta orientación permite identificar "buenas prácticas" específicas para reducir desperdicios o redundancias en las sucursales, mejorando la competitividad en un entorno de alta regulación y transformación digital.

En cuanto a la definición de insumos y productos, la literatura distingue dos enfoques principales (Berger & Humphrey, 1997). El enfoque de producción considera a los bancos como proveedores de servicios a depositantes y prestatarios, por lo que los depósitos y los préstamos se tratan como productos y los recursos físicos y el trabajo como insumos. El enfoque de intermediación, propuesto por Sealey y Lindley (1977), concibe a los bancos como intermediarios que captan fondos para transformarlos en préstamos e inversiones, de modo que los depósitos se consideran insumos. Berger y Humphrey (1997) señalan que el enfoque de intermediación suele ser más apropiado para evaluar instituciones completas, mientras que el de producción resulta más adecuado para evaluar unidades operativas como las sucursales. La especificación adoptada en este estudio, que trata los depósitos como producto, responde a la relevancia de la captación de recursos del público como servicio y como fuente principal de fondeo en una economía dolarizada; no obstante, se reconoce que esta elección puede influir en los resultados, aspecto que se discute entre las limitaciones.

La literatura nacional e internacional coincide en que la eficiencia bancaria está condicionada por factores estructurales y del entorno. A nivel internacional, Liao y Xu (2023), con un modelo de supereficiencia aplicado a 42 bancos cotizados de China (2006–2021), encontraron que los bancos estatales y los bancos comerciales rurales y urbanos superan a los bancos de capital mixto en eficiencia de rentabilidad, y que la concentración de la propiedad y la gestión de reservas inciden en el desempeño. En Argentina, Costa de Arguibel et al. (2024) identificaron que la participación de capital extranjero se asocia con una mayor eficiencia operativa. Para los tres países dolarizados de América Latina —Ecuador, El Salvador y Panamá—, Guachamin et al. (2022) aplicaron DEA a 138 bancos en el período 2007–2021 y, en una segunda etapa con datos de panel, concluyeron que el tamaño, la solvencia, la liquidez, la rentabilidad, la concentración del mercado, el PIB y el entorno regulatorio inciden en la eficiencia. En la región, Kido-Cruz et al. (2022) y Ortiz et al. (2023) muestran la utilidad del DEA para comparar instituciones microfinancieras y de banca social, mientras que Charles et al. (2016) lo aplicaron a la banca pública argentina.

En Ecuador, Proaño-Rivera y Feria-Domínguez (2024) estimaron, mediante DEA con rendimientos variables a escala, la eficiencia técnica de 24 instituciones bancarias entre 2015 y 2019, con promedios de 84,26% (producto: ingresos por intereses) y 73,22% (producto: otros ingresos operacionales); concluyeron que los bancos grandes son más eficientes, que cerca del 80% de las entidades podría mejorar —por ejemplo, reduciendo costos de personal— y que un incremento del 1 % en la eficiencia permitiría una expansión de USD 605 millones en el tamaño del sector. Con un enfoque de intermediación basado en razones financieras, Carrera-González et al. (2024) analizaron 22 bancos privados entre 2015 y 2019 y encontraron que los bancos pequeños presentan los niveles de eficiencia más bajos, mientras que los medianos superan en general al resto. Villarreal Satama y Bosch Badía (2024) aplicaron DEA a la banca pública ecuatoriana, y Escandón Dután y Fernández Sacotto (2023) evaluaron con DEA orientado a insumos 13 cooperativas de ahorro y crédito del segmento 3 entre 2016 y 2021, y encontraron que muchas unidades no operaban a una escala óptima. Estos trabajos, sin embargo, se limitan a períodos anteriores a la pandemia o a segmentos distintos de la banca privada nacional, lo que justifica el análisis aquí propuesto.

III. METODOLOGÍA Y CÁLCULOS

La metodología corresponde a un estudio cuantitativo, no experimental, longitudinal y comparativo sobre la eficiencia de los bancos privados nacionales del Ecuador con operación continua desde el año 2015 hasta el año 2024. Esta investigación examina indicadores numéricos en su entorno real, sin manipular las variables, con el fin de identificar a las instituciones que logran un desempeño óptimo en la gestión de sus recursos y la generación de resultados. Este contraste permite entender cómo se posiciona cada entidad frente a sus pares en el sistema financiero nacional.

Para cumplir con el objetivo planteado, se ha seleccionado el método Análisis Envolvente de Datos (DEA). Esta técnica no paramétrica es ampliamente utilizada en el sector financiero para medir la eficiencia operativa, evaluando la capacidad de las instituciones para transformar recursos (inputs) en servicios y productos financieros (outputs). En este modelo, las entidades se definen como Unidades de Toma de Decisión (DMU, por sus siglas en inglés); para efectos de este estudio, las DMU corresponden a los bancos privados nacionales con operaciones vigentes en Ecuador (Villarreal Satama & Bosch Badía, 2024).

Con el propósito de obtener una visión integral de esta eficiencia, el estudio integra dos variantes complementarias del método DEA: el modelo CCR (Charnes et al., 1978) y el modelo BCC (Banker et al., 1984). El modelo CCR opera bajo el supuesto de Rendimientos Constantes a Escala (CRS), asumiendo

una directa proporcionalidad entre el incremento de insumos (inputs) y productos (outputs); su aplicación permite evaluar la eficiencia global bajo la premisa de que toda entidad debe optimizar sus recursos independientemente de su tamaño. Por otro lado, para reconocer las particularidades operativas de cada banco, se integra el modelo BCC, el cual considera Rendimientos Variables a Escala (VRS), permitiendo aislar el efecto del tamaño de la institución de la gestión administrativa, identificando si las ineficiencias detectadas derivan de la escala de operación o de la operatividad interna de la entidad. En ambos casos (CCR y BCC) se adopta la orientación a las entradas, dado que los gestores bancarios ejercen mayor control sobre los recursos que consumen que sobre los productos que generan (Kao, 2023).

ón temporal de diez años no solo garantiza la robustez del análisis, sino que permite observar la eficiencia operativa a través de diversos ciclos económicos en el país.

Tabla 1.

Unidades de Toma de Decisión (DMU) del sector bancario privado nacional incluidas en el análisis (2015 – 2024).

Instituciones Financieras	DMU´s
Amazonas	DMU 1
Austro	DMU 2
Banco Desarrollo de los Pueblos SA CODESARROLLO	DMU 3
Banco Comercial de Manabí	DMU 4
Bolivariano	DMU 5
Capital	DMU 6
Coopnacional	DMU 7
Del Bank	DMU 8
D-Miro SA	DMU 9
General Rumiñahui	DMU 10
Guayaquil	DMU 11
Internacional	DMU 12
Litoral	DMU 13
Loja	DMU 14
Machala	DMU 15
Pacífico	DMU 16
Pichincha	DMU 17
ProCredit	DMU 18

Produbanco	DMU 19
Solidario	DMU 20

Nota. Elaboración propia con base en información de la Superintendencia de Bancos del Ecuador.

Para entender la manera en que los bancos convierten sus recursos en resultados económicos y conocer su funcionamiento interno, las variables fueron seleccionadas respondiendo a un equilibrio entre la disponibilidad de datos oficiales, su relevancia para el mercado ecuatoriano y su recurrencia en la literatura sobre eficiencia bancaria (Berger & Humphrey, 1997; Proaño-Rivera & Feria-Domínguez, 2024). Estas se organizaron bajo la lógica de insumo-producto (input-output), permitiendo capturar de manera integral la gestión operativa de cada entidad: como insumos se consideran el capital financiero (total de activos), los costos de operación (gastos) y el capital físico (propiedad y equipo), y como productos la cartera de créditos, los depósitos captados y los ingresos financieros (Tabla 2). El tamaño de la muestra satisface la regla empírica $n \geq \max\{m \times s; 3(m + s)\} = \max\{9; 18\} = 18$ (Cooper et al., 2011), donde m y s son el número de insumos y de productos, lo que asegura un poder de discriminación mínimo del modelo.

Tabla 2.

Indicadores de recursos y resultados utilizados para medir el desempeño bancario

Insumos (Inputs)	Productos (Outputs)
Total de activos: Refleja el tamaño y los recursos totales del banco.	Cartera de créditos: Muestra la actividad crediticia, fundamental en la banca.
Gastos: Mide el costo asociado a la actividad bancaria.	Depósitos captados: Refleja la capacidad del banco para atraer recursos del público.
Propiedad y equipo: Activos físicos que los bancos utilizan en su operación.	Ingresos financieros: Representa el resultado monetario de las actividades principales del banco.

Nota. Elaboración propia. Los insumos y productos han sido seleccionados según su relevancia, recurrencia en estudios de eficiencia bancaria y disponibilidad en las series históricas (2015 – 2024). Todas las variables se expresan en dólares estadounidenses.

Para garantizar la precisión de los resultados, la fase de recolección de datos se realizó mediante una técnica de análisis de fuentes secundarias oficiales. Este enfoque garantiza trazabilidad e integridad de los datos, al emplear información que ha sido remitida por los organismos reguladores y los propios bancos pertenecientes al segmento de estudio. Las fuentes consultadas para la estructuración de la información incluyen:

- *Superintendencia de Bancos del Ecuador (SBE):* Organismo rector y principal repositorio de estadísticas e información financiera.
- *Reportes anuales y estados financieros:* Documentación técnica emitida por las propias instituciones de la banca privada nacional.

La evidencia recopilada fue organizada y sistematizada en bases de datos consolidadas en Microsoft Excel, con cortes anuales al 31 de diciembre de cada año. Bajo esta estructura, los datos se ordenaron anualmente, facilitando un análisis comparativo de la evolución del sector entre los años 2015 y 2024. Las variables se tomaron en dólares corrientes; dado que los modelos DEA radiales son invariantes a las unidades de medida y que la frontera se estima por separado para cada año, no fue necesario deflactar las series. Los modelos CCR-I y BCC-I se resolvieron como problemas de programación lineal —uno por banco y por año, es decir, 200 problemas por modelo— mediante Solver - Excel. Se estimó una frontera independiente para cada año, de modo que los índices miden la eficiencia relativa de cada banco frente a sus pares en ese mismo año. A partir de los resultados se calcularon la eficiencia de escala (ecuación 2), los estadísticos descriptivos por año y por etapa (Tabla 3) y el número de entidades eficientes en cada modelo.

Para comprender cómo las instituciones financieras responden a diversas circunstancias del entorno nacional e internacional, el estudio se estructura en tres períodos estratégicos:

- *Etapa de Pre-pandemia (2015 – 2019):* Caracterizada por una relativa estabilidad macroeconómica y un entorno operativo regular para el sistema financiero ecuatoriano.
- *Coyuntura de Pandemia (2020 –* 2021): Período de disrupción global donde el sector financiero enfrentó una contracción económica sin precedentes.
- *Fase de Recuperación y Post-pandemia (2022 - 2024):* Etapa de reactivación económica marcada por la adaptación a nuevas políticas fiscales y tributarias; así como la implementación de estrategias de resiliencia bancaria.

Esta segmentación temporal permite evaluar la capacidad de adaptación y la eficiencia de la banca privada frente a un entorno de alta volatilidad, condicionado por la crisis sanitaria, inestabilidad económica, tensiones políticas y crisis energéticas.

Para efectos del análisis las instituciones se clasifican según su desempeño:

- *Bancos Eficientes (Índice = 1,00):* Entidades que optimizan al máximo la conversión de sus insumos en resultados.
- *Bancos Ineficientes (Índice < 1,00):* Instituciones que presentan oportunidades de mejora en la gestión de recursos y su capacidad operativa.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El análisis comparativo de eficiencia técnica evidencia un desempeño sectorial elevado, condicionado por la escala de operación. Bajo el modelo BCC-I, ocho instituciones se situaron en la frontera de eficiencia técnica pura de manera ininterrumpida durante el periodo 2015-2024, mientras que el resto de las entidades mostró fluctuaciones, con promedios anuales superiores a 0,97. Al aplicar el modelo CCR-I, el número de bancos con eficiencia global constante se redujo a cinco; en este escenario la dispersión de los datos fue más pronunciada y el promedio anual de eficiencia global se ubicó entre 0,926 y 0,981 (Tabla 3). Cabe señalar que entre 12 y 16 de los 20 bancos alcanzaron el índice de 1,00 en el modelo BCC-I cada año, frente a 7 a 11 en el modelo CCR-I, lo que refleja el menor poder de discriminación del supuesto de rendimientos variables con una muestra de este tamaño.

Tabla 3.

Estadísticas descriptivas de los índices de eficiencia técnica (CCR-I y BCC-I) en el período 2015-2024

Período		MODELO BCC-I				MODELO CCR-I			
	Año	Prom.	Máx.	Mín.	Desv. Est.	Prom.	Máx.	Mín.	Desv. Est.
Pre pandemia	2015	0,993	1	0,950	0,014	0,981	1	0,937	0,023
	2016	0,985	1	0,804	0,045	0,976	1	0,798	0,046
	2017	0,991	1	0,924	0,022	0,977	1	0,911	0,031
	2018	0,989	1	0,903	0,027	0,967	1	0,832	0,047
	2019	0,988	1	0,890	0,030	0,956	1	0,625	0,088
Pandemia	2020	0,994	1	0,948	0,014	0,959	1	0,575	0,093
	2021	0,986	1	0,911	0,025	0,954	1	0,608	0,089
Post pandemia	2022	0,980	1	0,886	0,037	0,961	1	0,742	0,066
	2023	0,973	1	0,778	0,060	0,926	1	0,722	0,082
	2024	0,977	1	0,842	0,043	0,961	1	0,773	0,061

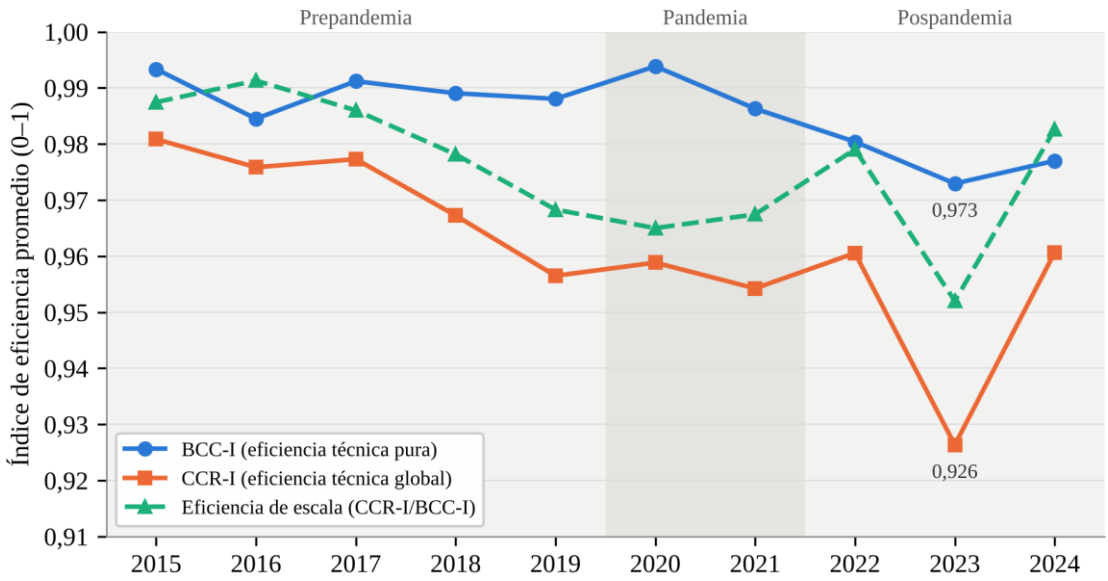
Nota. Elaboración propia con base en datos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador. Prom. = promedio; Máx. = máximo; Mín. = mínimo; Desv. Est. = desviación estándar. Valores redondeados a tres decimales.

Históricamente, el sistema financiero ecuatoriano ha operado bajo una presión macroeconómica persistente. El periodo de estudio inició bajo el impacto de la caída de los precios del petróleo (2015-2016), fenómeno que contrajo el ingreso nacional y restringió la liquidez sistémica. Posteriormente, la crisis sanitaria de 2020 obligó a la banca a implementar medidas operativas inmediatas; no obstante, la mayoría de las instituciones sostuvo altos niveles de eficiencia técnica durante ese año. Este resultado es compatible con una capacidad de respuesta administrativa frente a la paralización del entorno, aunque también podría reflejar efectos transitorios de las medidas regulatorias de diferimiento de obligaciones crediticias sobre los estados financieros, aspecto que el presente análisis no permite separar.

Sin embargo, el período comprendido entre 2022 y 2024 introdujo desafíos multidimensionales: una crisis energética prolongada, conflictos sociales y un incremento de la inseguridad. A estos factores se sumaron reformas fiscales sobre las utilidades bancarias y la incertidumbre política de las elecciones anticipadas de 2023 (Salas-Tenesaca, 2025). Como se muestra a continuación, este período coincidió con los menores niveles de eficiencia de la década, aunque el diseño del estudio no permite atribuir dicho deterioro a un factor específico.

Figura 1

Evolución de la eficiencia técnica promedio (BCC-I y CCR-I) y de la eficiencia de escala del sector bancario privado nacional, 2015–2024



Nota. Elaboración propia a partir de las Tablas 3 y 6. Las bandas sombreadas identifican las etapas de prepandemia, pandemia y pospandemia.

Bajo este complejo panorama, los resultados del modelo BCC-I revelan que la eficiencia técnica pura de la banca privada ecuatoriana (2015-2024) no ha sido estática, sino que ha fluctuado de forma coincidente con los cambios del contexto nacional (Tabla 4 y Figura 2).

Tabla 4.

Índices de eficiencia técnica pura del modelo BCC-I por entidad en el período 2015-2024

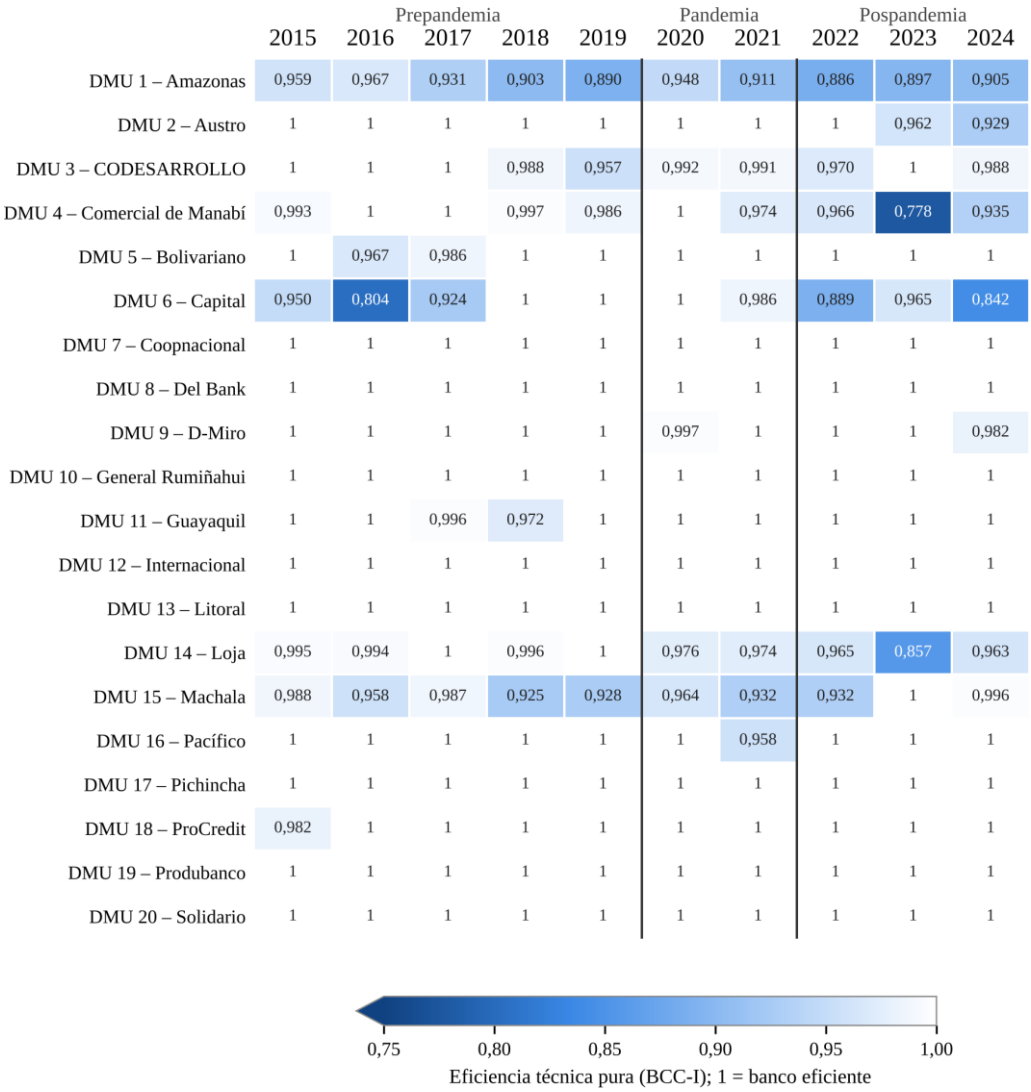
	Pre pandemia					Pandemia		Post Pandemia		
DMU	**2015**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**	**2021**	**2022**	**2023**	**2024**
DMU 1	0,959	0,967	0,931	0,903	0,890	0,948	0,911	0,886	0,897	0,905
DMU 2	1	1	1	1	1	1	1	1	0,962	0,929
DMU 3	1	1	1	0,988	0,957	0,992	0,991	0,970	1	0,988
DMU 4	0,993	1	1	0,997	0,986	1	0,974	0,966	0,778	0,935
DMU 5	1	0,967	0,986	1	1	1	1	1	1	1
DMU 6	0,950	0,804	0,924	1	1	1	0,986	0,889	0,965	0,842
DMU 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 9	1	1	1	1	1	0,997	1	1	1	0,982
DMU 10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 11	1	1	0,996	0,972	1	1	1	1	1	1
DMU 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 14	0,995	0,994	1	0,996	1	0,976	0,974	0,965	0,857	0,963
DMU 15	0,988	0,958	0,987	0,925	0,928	0,964	0,932	0,932	1	0,996
DMU 16	1	1	1	1	1	1	0,958	1	1	1
DMU 17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 18	0,982	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Promedio	**0,993**	**0,985**	**0,991**	**0,989**	**0,988**	**0,994**	**0,986**	**0,980**	**0,973**	**0,977**

Nota. Elaboración propia con base en datos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador. Resultados del modelo BCC-I (orientación a insumos, rendimientos variables a escala) en el período 2015 – 2024; 1 = banco eficiente.

Como se evidencia en la Tabla 4 y en la Figura 2, existe un contraste marcado en el desempeño sectorial: mientras un grupo de instituciones demostró una eficiencia robusta y constante, otras experimentaron retrocesos significativos coincidiendo con los periodos de inestabilidad. Coopnacional, General Rumiñahui, Internacional, Litoral, Pichincha, Produbanco, Solidario y Del Bank se consolidaron como los referentes de mayor consistencia, manteniendo su posición en la frontera de eficiencia técnica pura (1,00) de manera ininterrumpida. Esta estabilidad es compatible con una gestión eficiente de sus recursos respecto de entidades de tamaño similar; no obstante, en el modelo BCC-I las entidades de mayor y de menor tamaño pueden ubicarse en la frontera por construcción, por lo que este resultado debe interpretarse junto con la eficiencia de escala.

Figura 2

Eficiencia técnica pura (modelo BCC-I) por entidad financiera, 2015–2024



Nota. Elaboración propia a partir de la Tabla 4. Las celdas más oscuras indican menores niveles de eficiencia; las celdas en blanco corresponden a bancos eficientes (índice = 1).

Por el contrario, instituciones como Amazonas, Capital y Machala demostraron trayectorias fluctuantes. El Banco Amazonas, por ejemplo, experimentó retrocesos notables en 2019 y 2022, años que coincidieron con paros nacionales y con los efectos residuales de la pandemia. En una línea similar, el Banco Capital reflejó caídas significativas en 2016 y 2024, lo que podría indicar una vulnerabilidad estructural ante ciclos de contracción económica y una capacidad de respuesta menos ágil frente a la inestabilidad del entorno.

A pesar de que la eficiencia se mantuvo en niveles altos de manera general, el año 2023 registró la cifra promedio más baja del periodo (0,973), año que coincidió con una fuerte inestabilidad política y fiscal. Este contraste sugiere que, aun cuando la gestión interna sea eficiente, el entorno externo puede

desplazar incluso a instituciones con buen desempeño de su frontera óptima de operación; sin embargo, esta relación es temporal y no ha sido contrastada estadísticamente.

Al transitar hacia el análisis del modelo CCR-I, la narrativa de la eficiencia bancaria en Ecuador da un giro revelador. Es en este punto donde diversas instituciones que se mostraron eficientes bajo el modelo BCC-I se desplazan de la frontera de producción máxima (1,00). Este hallazgo sugiere que la eficiencia total no depende exclusivamente de una buena administración, sino también de que la institución opere en una escala adecuada para su nivel de producción: una escala no óptima —por exceso o por defecto de tamaño— reduce la eficiencia global.

Tabla 5.

Índices de eficiencia técnica global del modelo CCR-I por entidad en el período 2015-2024

DMU	Prepandemia					Pandemia		Post pandemia		
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
DMU 1	0,951	0,965	0,920	0,897	0,880	0,942	0,900	0,880	0,893	0,894
DMU 2	0,977	0,942	0,943	0,929	0,934	0,967	0,951	0,929	0,831	0,914
DMU 3	1	1	1	0,984	0,956	0,988	0,986	0,965	1	0,985
DMU 4	0,952	0,996	0,936	0,901	0,877	0,952	0,906	0,872	0,722	0,867
DMU 5	1	0,966	0,957	0,992	1	1	1	1	0,916	1
DMU 6	0,939	0,798	0,911	0,832	0,625	0,575	0,608	0,742	0,829	0,773
DMU 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 9	1	1	1	1	1	0,969	1	1	1	0,916
DMU 10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 11	0,979	0,983	0,980	0,968	1	0,989	1	1	0,899	1
DMU 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 13	0,937	1	1	1	1	0,931	0,996	1	1	1
DMU 14	0,992	0,993	1	0,987	0,999	0,974	0,969	0,961	0,846	0,960
DMU 15	0,962	0,957	0,987	0,923	0,928	0,963	0,930	0,931	0,957	0,994
DMU 16	0,998	0,980	1	1	1	0,981	0,904	0,996	0,867	1
DMU 17	0,960	0,971	0,946	0,951	0,954	0,971	0,962	0,952	0,855	0,953
DMU 18	0,970	1	0,966	1	1	1	1	1	1	1
DMU 19	1	0,966	1	0,981	0,977	0,975	0,973	0,983	0,912	0,957

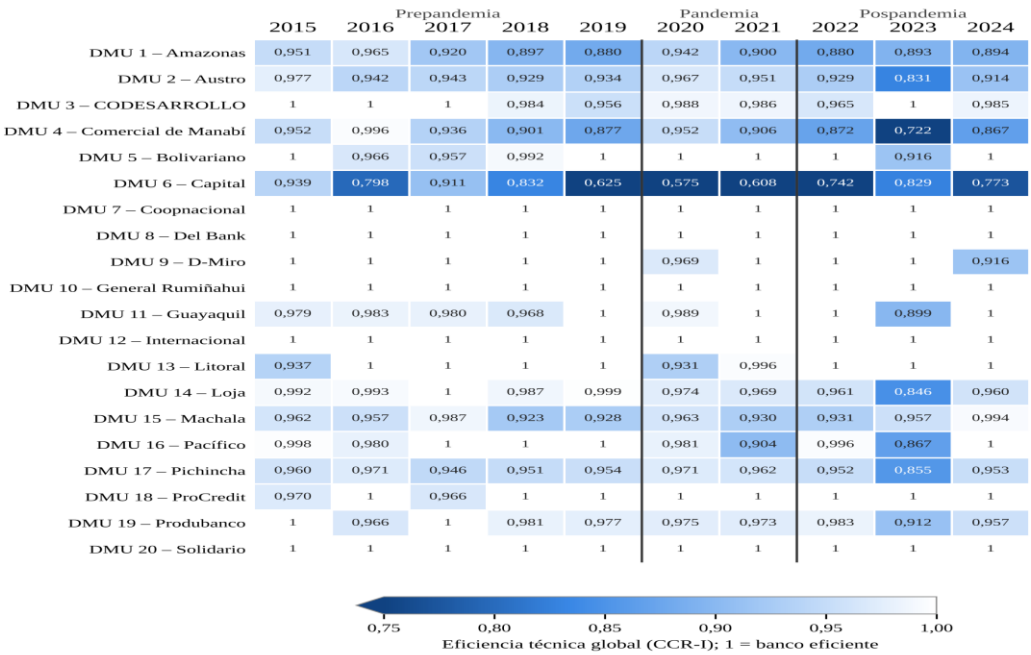
DMU 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Promedio	**0,981**	**0,976**	**0,977**	**0,967**	**0,956**	**0,959**	**0,954**	**0,961**	**0,926**	**0,961**

Nota. Elaboración propia con base en datos de la Superintendencia de Bancos del Ecuador. Resultados del modelo CCR-I (orientación a insumos, rendimientos constantes a escala) en el período 2015 – 2024; 1 = banco eficiente.

Los resultados muestran que Internacional, Solidario, Coopnacional, Del Bank y General Rumiñahui alcanzaron una eficiencia global de 1,00 durante toda la década de estudio (Tabla 5 y Figura 3), lo que implica que, además de gestionar adecuadamente sus recursos, operaron con rendimientos constantes a escala. Por otro lado, entidades como Amazonas y Capital mostraron índices notablemente bajos, especialmente en periodos críticos. Un caso ilustrativo es el del Banco Capital, que en 2020 registró una eficiencia global de 0,575 con una eficiencia técnica pura de 1,00, de modo que su ineficiencia en ese año se explica íntegramente por la escala de operación. En términos generales, la media de eficiencia técnica global (CCR-I) osciló entre 0,926 y 0,981, con un promedio de 0,962 para la década; el año 2023 marcó el punto más bajo (0,926), en coincidencia con la inestabilidad política y fiscal descrita.

Figura 3

Eficiencia técnica global (modelo CCR-I) por entidad financiera, 2015–2024



Nota. Elaboración propia a partir de la Tabla 5. Las celdas más oscuras indican menores niveles de eficiencia; las celdas en blanco corresponden a bancos eficientes (índice = 1).

La aplicación del modelo CCR-I sugiere que, en un mercado tan volátil como el ecuatoriano, el tamaño de la operación se convierte en un desafío estratégico: ser operativamente eficiente no garantiza la eficiencia global si la escala del banco no está en sintonía con la realidad del entorno.

Eficiencia de escala y rendimientos a escala

La Tabla 6 presenta la eficiencia de escala (EE), obtenida como el cociente entre los índices CCR-I y BCC-I (ecuación 2). El promedio sectorial osciló entre 0,952 (2023) y 0,991 (2016), y el número de bancos que operaron con rendimientos constantes a escala (EE = 1) varió entre 7 (2020) y 12 (2017 y 2019). Coopnacional, Del Bank, General Rumiñahui, Internacional y Solidario mantuvieron EE = 1 durante toda la década. En el extremo opuesto, Banco Capital registró la menor eficiencia de escala promedio (0,823), con valores entre 0,575 y 0,625 en 2019–2021, mientras que Comercial de Manabí (0,932), Austro (0,942) y Pichincha (0,948) presentaron ineficiencias de escala persistentes. En el caso de Pichincha, cuya eficiencia técnica pura fue de 1,00 en todos los años, la totalidad de su ineficiencia global corresponde a la escala y no a la gestión de sus recursos.

Tabla 6.

Eficiencia de escala (EE = CCR-I / BCC-I) por entidad en el período 2015-2024

DMU	Prepandemia					Pandemia		Post pandemia		
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
DMU 1	0,992	0,998	0,988	0,993	0,989	0,994	0,988	0,993	0,996	0,988
DMU 2	0,977	0,942	0,943	0,929	0,934	0,967	0,951	0,929	0,864	0,984
DMU 3	1	1	1	0,996	0,999	0,996	0,995	0,995	1	0,997
DMU 4	0,959	0,996	0,936	0,904	0,889	0,952	0,930	0,903	0,928	0,927
DMU 5	1	0,999	0,971	0,992	1	1	1	1	0,916	1
DMU 6	0,988	0,993	0,986	0,832	0,625	0,575	0,617	0,835	0,859	0,918
DMU 7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 9	1	1	1	1	1	0,972	1	1	1	0,933
DMU 10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 11	0,979	0,983	0,984	0,996	1	0,989	1	1	0,899	1
DMU 12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DMU 13	0,937	1	1	1	1	0,931	0,996	1	1	1
DMU 14	0,997	0,999	1	0,991	0,999	0,998	0,995	0,996	0,987	0,997
DMU 15	0,974	0,999	1	0,998	1	0,999	0,998	0,999	0,957	0,998

DMU 16	0,998	0,980	1	1	1	0,981	0,944	0,996	0,867	1
DMU 17	0,960	0,971	0,946	0,951	0,954	0,971	0,962	0,952	0,855	0,953
DMU 18	0,988	1	0,966	1	1	1	1	1	1	1
DMU 19	1	0,966	1	0,981	0,977	0,975	0,973	0,983	0,912	0,957
DMU 20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Promedio	**0,987**	**0,991**	**0,986**	**0,978**	**0,968**	**0,965**	**0,967**	**0,979**	**0,952**	**0,983**

Nota. Elaboración propia a partir de las Tablas 4 y 5. EE = 1 indica rendimientos constantes a escala (tamaño óptimo); EE < 1 indica ineficiencia de escala. Los promedios se calcularon sobre los cocientes de cada banco.

En cuanto al tipo de rendimientos a escala, los bancos con EE = 1 operan con rendimientos constantes. Para las entidades con EE < 1, la distinción entre rendimientos crecientes —escala inferior a la óptima— y decrecientes —escala superior a la óptima— se establece a partir de la suma de los pesos λ del modelo CCR-I. Considerando el tamaño relativo de las entidades, la ineficiencia de escala de Pichincha, el banco de mayor tamaño del sistema, sería compatible con rendimientos decrecientes, mientras que en entidades pequeñas como Capital y Comercial de Manabí sería compatible con rendimientos crecientes.

Contraste con investigaciones previas

Los resultados guardan coherencia con la evidencia previa en varios aspectos. En primer lugar, Proaño-Rivera y Feria-Domínguez (2024) concluyeron, con DEA bajo rendimientos variables para 2015–2019, que los bancos grandes son más eficientes; en el presente estudio, las entidades de mayor tamaño (Pichincha y Produbanco) se mantuvieron en la frontera BCC-I durante todo el período, lo que concuerda con ese hallazgo. Sin embargo, la descomposición propuesta añade un matiz: ambas entidades registraron eficiencia de escala inferior a 1 en la mayoría de los años, por lo que la ventaja de los bancos grandes se manifiesta en la eficiencia técnica pura, no necesariamente en la eficiencia global. Los niveles promedio obtenidos aquí (superiores a 0,97 en BCC-I) son más altos que los reportados por Proaño-Rivera y Feria-Domínguez (2024) (84,26 %), diferencia que puede atribuirse a la distinta especificación de insumos y productos y al mayor número de variables respecto del tamaño de la muestra, factor que eleva la proporción de unidades eficientes.

Por otra parte, Carrera-González et al. (2024) identificaron, mediante razones de intermediación, que los bancos pequeños presentaban los niveles de eficiencia más bajos en el período 2015–2019. Este resultado es consistente con la baja eficiencia global de Banco Capital observada en el modelo CCR-I, aunque el presente análisis precisa que su rezago se explica principalmente por la escala y no por la gestión. De forma similar, Escandón Dután y Fernández Sacotto (2023) reportaron ineficiencias de escala

relevantes en cooperativas del segmento 3, lo que sugiere que el tamaño operativo es una fuente de ineficiencia común a distintos segmentos del sistema financiero ecuatoriano. Finalmente, la influencia del tamaño y del entorno macroeconómico y regulatorio documentada por Guachamin et al. (2022) para los países dolarizados es compatible con la brecha entre ambos modelos y con el deterioro observado en 2023.

Limitaciones del estudio

Los resultados deben interpretarse considerando varias limitaciones. Primero, el DEA es una técnica determinista: no incorpora ruido estadístico ni errores de medición, por lo que valores atípicos en los datos contables pueden desplazar la frontera. Segundo, la relación entre el número de unidades (20) y de variables (6) cumple la regla empírica mínima, pero reduce el poder de discriminación, especialmente en el modelo BCC-I, donde entre 12 y 16 bancos resultaron eficientes cada año. Tercero, la especificación de variables implica decisiones discutibles: los depósitos se tratan como producto y la cartera de créditos forma parte del total de activos empleado como insumo, de modo que otras especificaciones podrían arrojar resultados distintos. Cuarto, al estimar fronteras anuales independientes, los índices son comparables entre bancos dentro de un mismo año, pero sus variaciones entre años reflejan cambios en la eficiencia relativa y no en la productividad absoluta; un análisis con el índice de Malmquist permitiría separar el cambio técnico. Quinto, el estudio no incluye un análisis inferencial de determinantes (por ejemplo, regresiones de segunda etapa o procedimientos de *bootstrap*), por lo que las asociaciones con los eventos del entorno —pandemia, inestabilidad política, reformas fiscales y crisis energética— son temporales y descriptivas, y no permiten establecer relaciones causales. Por último, la muestra se limita a los bancos privados nacionales con información continua, lo que excluye a entidades que salieron o ingresaron al sistema y puede existir un sesgo de supervivencia.

V. CONCLUSIONES

La presente investigación evaluó la eficiencia de veinte bancos privados nacionales del Ecuador en el período comprendido entre 2015 y 2024, mediante el Análisis Envolvente de Datos (DEA) bajo los modelos BCC-I (orientación a insumos con rendimientos variables a escala) y CCR-I (rendimientos constantes a escala). Los hallazgos muestran que la banca privada nacional mantuvo niveles elevados de eficiencia técnica pura, incluso en años de choques adversos. Sin embargo, el modelo CCR-I y la eficiencia de escala evidencian que la eficiencia en la gestión no es suficiente por sí misma para alcanzar la eficiencia global, ya que una parte de la ineficiencia se origina en la escala de operación.

Frente a investigaciones anteriores, el principal aporte del estudio consiste en extender la evaluación DEA de la banca privada nacional hasta 2024, cubriendo de manera continua las etapas de prepandemia, pandemia y pospandemia, no consideradas en trabajos previos centrados entre 2015 y 2019, y en descomponer la eficiencia global en sus componentes de gestión y de escala para cada entidad y año.

Por otra parte, los resultados del modelo BCC-I muestran que la banca privada ecuatoriana operó en niveles elevados de eficiencia técnica pura durante el período 2015–2024, con promedios que oscilaron entre 0,973 y 0,994; incluso ocho instituciones mantuvieron una posición ininterrumpida en la frontera de eficiencia (índice = 1,00) durante todo el período. Esto indica que la mayoría de los bancos utiliza sus recursos de manera eficiente en relación con sus pares de tamaño similar. Sin embargo, el hecho de que existan instituciones que muestren disminución en sus niveles de eficiencia en algunos períodos muestra que el comportamiento sectorial no es homogéneo, sino que existen trayectorias diferenciadas entre entidades.

Con estos antecedentes, la comparación entre los modelos BCC-I y CCR-I revela una brecha sistemática atribuible a la escala de operación. Mientras el promedio BCC-I se mantuvo por encima de 0,97 en todos los años, el promedio CCR-I descendió hasta 0,926 en 2023 y la eficiencia de escala promedio se ubicó entre 0,952 y 0,991. Esto indica que un grupo de instituciones gestiona eficientemente sus recursos internos, pero opera fuera de su escala óptima. La distinción entre eficiencia técnica pura y eficiencia de escala permite identificar si las ineficiencias son de origen administrativo o estructural, aspecto especialmente relevante en un contexto de economía dolarizada y con alta sensibilidad a choques externos.

El comportamiento de los años de pandemia (2020 – 2021) resulta contrario a lo que podría esperarse, dado que no se registraron los valores más bajos de eficiencia técnica en el período analizado. El promedio BCC-I de 2020 fue de 0,994 —el más alto de toda la década—, y el modelo CCR-I se mantuvo en 0,959. Esta situación podría explicarse a través de una eficiencia “obligada” por las circunstancias, en la que muchas instituciones tuvieron que disminuir costos operativos y optimizar sus procesos; en el caso ecuatoriano, medidas como la reestructuración de créditos y la digitalización acelerada de servicios habrían contribuido a sostener los índices de eficiencia durante la crisis. En cambio, en el año 2023 se registran los valores más bajos de eficiencia en ambos modelos: 0,973 (BCC-I) y 0,926 (CCR-I), es decir, un deterioro más pronunciado en la fase de recuperación que durante la propia pandemia. Este resultado coincide con la concurrencia de varios factores exógenos —crisis energética, inestabilidad política derivada de las elecciones anticipadas, reformas fiscales sobre utilidades bancarias e incremento de la inseguridad— y es coherente con la evidencia de que la calidad del entorno

institucional se relaciona con el desempeño bancario (Sufian & Habibullah, 2010). No obstante, al no haberse estimado un modelo de determinantes, estas explicaciones deben entenderse como hipótesis para investigaciones futuras y no como relaciones causales demostradas.

Estas conclusiones deben interpretarse a la luz de las limitaciones del estudio: el carácter determinista del DEA, que no considera el error de medición; el poder de discriminación limitado por el tamaño de la muestra frente al número de variables; la sensibilidad de los resultados a la especificación de insumos y productos; y la ausencia de un análisis inferencial que permita atribuir causalidad a los factores del entorno. En consecuencia, las relaciones entre la eficiencia y los eventos políticos, fiscales o sanitarios señaladas en este trabajo tienen un carácter descriptivo.

Como futuras líneas de investigación se recomienda: (i) analizar de forma independiente el cambio técnico del cambio en eficiencia; (ii) aplicar procedimientos de *bootstrap* para obtener intervalos de confianza de los índices; (iii) estimar modelos de segunda etapa que contrasten estadísticamente el efecto de variables del entorno y de gestión, como la digitalización de los servicios bancarios; y (iv) ampliar la muestra a otras entidades del sistema financiero para comparar la eficiencia entre segmentos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, *30*(9), 1078–1092. https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078

Berger, A. N., & Humphrey, D. B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, *98*(2), 175–212. https://doi.org/10.1016/S0377-2217(96)00342-6

Carrera-González, K. R., Dume Candelario, B. A., Dume Candelario, D. E., & Molina León, Á. E. (2024). Un análisis de la eficiencia bancaria en el Ecuador: Enfoque de intermediación financiera (periodo 2015-2019). *Revista Erudítus*, *5*(3), 9–24. https://doi.org/10.35290/re.v5n3.2024.1347

Charles, V., Peretto, C., & Gherman, T. (2016). Technical efficiency analytics for the public banks in Argentina. *Public Enterprise*, *22*(1), 118–139. https://doi.org/10.21571/pehyj.2016.2201.07

Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, *2*(6), 429–444. https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8

Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (2011). Data envelopment analysis: History, models, and interpretations. En W. W. Cooper, L. M. Seiford & J. Zhu (Eds.), *Handbook on data envelopment analysis* (2.ª ed., pp. 1–39). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6151-8_1

Costa de Arguibel, F., Wittig, C., & Dip, J. A. (2024). Estructura de propiedad, origen de capital y eficiencia bancaria: Evidencia para Argentina en el periodo 2010-2018. *Revista de Economía Institucional*, *26*(51), 165–191. https://doi.org/10.18601/01245996.v26n51.08

Escandón Dután, S. A., & Fernández Sacotto, Á. J. (2023). Evaluación de la eficiencia en instituciones financieras del Sector Financiero Social y Solidario ecuatoriano, 2016-2021. Una aplicación de la metodología de Análisis Envolvente de Datos (DEA). *Revista Economía y Política*, (38), 46–62. https://doi.org/10.25097/rep.n38.2023.03

Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, *120*(3), 253–290. https://doi.org/10.2307/2343100

Franco, J., Uribe, J., & Agudelo, S. (2021). Factores clave en la evaluación de la productividad: Estudio de caso. *Revista CEA*, *7*(15), e1800. https://doi.org/10.22430/24223182.1800

Guachamin, M. E., Llumiquinga, B. A., & Pérez, S. J. (2022). Banking efficiency in dollarized Latin America countries during 2007-2021. *Cuestiones Económicas*, *32*(2). https://doi.org/10.47550/RCE/32.2.5

Kao, C. (2023). *Network data envelopment analysis: Foundations and extensions* (2.ª ed.). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-27593-7

Kido-Cruz, A., Ortiz Zavala, A., & Kido-Cruz, M. T. (2022). Análisis comparativo de la eficiencia de las instituciones micro financieras en América Latina; una evaluación mediante la envolvente de datos (DEA). *Economía: Teoría y Práctica*, (57), 121–138. https://doi.org/10.24275/etypuam/ne/572022/ortiz

Liao, Y., & Xu, R. (2023). *Super-efficiency of listed banks in China and determinants analysis (2006-2021)* [Preprint]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.10885

Ortiz, A., Kido, A., Kido, M., Razo, C., & Granados, J. (2023). Evaluación de la eficiencia de instituciones microfinancieras en México. Un análisis mediante la envolvente de datos a la banca social. *Inquietud Empresarial*, *23*(1), e15642. https://doi.org/10.19053/01211048.15642

Proaño-Rivera, B., & Feria-Domínguez, J. M. (2024). Are Ecuadorian banks enough technically efficient for growth? A clinical study. *International Journal of Finance & Economics*, *29*(2), 2011–2029. https://doi.org/10.1002/ijfe.2775

Salas-Tenesaca, E. E. (2025). Concentración y rentabilidad: Un análisis del sistema financiero privado en Ecuador durante el periodo 2015-2023. *European Public & Social Innovation Review*, *10*, 1–20. https://doi.org/10.31637/epsir-2025-1230

Sealey, C. W., Jr., & Lindley, J. T. (1977). Inputs, outputs, and a theory of production and cost at depository financial institutions. *The Journal of Finance*, *32*(4), 1251–1266. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1977.tb03324.x

Sufian, F., & Habibullah, M. S. (2010). Does economic freedom fosters banks' performance? Panel evidence from Malaysia. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, *6*(2), 77–91. https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.09.003

Valdivia Alcala, R., Alvarado, C. M. C., Vázquez Muñoz, J. S., García Hernández, M. I., Santiago Zarate, I. M., & Garay Jácome, Á. S. (2022). Análisis de la eficiencia y retornos de escala de los ingenios azucareros de México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 13*(1), 141–153. https://doi.org/10.29312/remexca.v13i1.2639

Villarreal Satama, F. L., & Bosch Badía, M. T. (2024). Banca pública del Ecuador: Análisis de eficiencia mediante el Data Envelopment Analysis. *Revista de Ciencias Sociales*, *30*(Número especial 9), 396–409. https://doi.org/10.31876/rcs.v30i.42278