



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

TESIS DE MAGÍSTER EN ECONOMÍA

ANÁLISIS DE EFICIENCIA BANCARIA
EN ARGENTINA

MARIO D. SEFFINO

BAHIA BLANCA

ARGENTINA

2018

PREFACIO

Esta Tesis se presenta como parte de los requisitos para optar al grado Académico de Magíster en Economía de la Universidad Nacional del Sur y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otra. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el ámbito del Departamento de Economía durante el período comprendido entre abril de 2015 y diciembre de 2018, bajo la dirección de la Dra. Valentina Viego y la codirección del Dr. Daniel Hoyos Maldonado.

Mario D. Seffino



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR
Secretaría General de Posgrado y Educación Continua

La presente tesis ha sido aprobada el / / , mereciendo la calificación de (.....)

A mis amores, Natalia, Catalina y Emilia

AGRADECIMIENTOS

A mis directores, Valentina Viego y Daniel Hoyos Maldonado por sus invaluable aportes y por sus horas dedicadas a cumplir este objetivo con su permanente aliento y contención.

Al Departamento de Economía de la Universidad Nacional del Sur por brindarme esta valiosa oportunidad ya la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires porque sin su apoyo no hubiese sido posible concluir esta etapa.

A mi familia, por acompañarme en todo este proceso con amor, resignando momentos compartidos al estar dedicado a este propósito.

RESUMEN

Existe abundante literatura empírica sobre la microeconomía del negocio bancario que analiza la eficiencia de la función de intermediación, rol clásico del sector como canalizador de recursos y de liquidez entre agentes. No obstante, se cuentan con escasos trabajos que analicen la eficiencia de una función relativamente nueva para la rama, vinculada con una mayor orientación de los bancos hacia servicios no financieros. Esta tesis estima puntuaciones de eficiencia para el sector bancario que opera en Argentina adoptando un enfoque de producción, más ligado con el perfil reciente de la banca a nivel local. Las estimaciones utilizan datos provenientes de una muestra de 35 entidades correspondiente al período 2004-2016. Los resultados indican que los bancos serían más eficientes, en promedio, adoptando un perfil más transaccional que de intermediación, que dicha eficiencia aumentó considerablemente entre 2004 y 2010, que desde 2010 la eficiencia técnica se ha estancado aunque fue compensado con la introducción de mejoras tecnológicas. Además, el ordenamiento generado por el enfoque no paramétrico DEA ubica como más eficientes a bancos de mayor tamaño. En términos de costos, se encuentra una dinámica similar, en tanto la eficiencia aumentó en el mismo horizonte temporal. Sin embargo, los bancos más eficientes en costos son, en promedio, más pequeños que los más eficientes en términos técnicos. La asociación entre el ordenamiento de entidades obtenido mediante la aplicación de las técnicas DEA y SFA respecto del que surge de los informes del Banco Central es baja, lo cual indica que los resultados no son redundantes y pueden ser enriquecer el análisis.

ABSTRACT

There is vast body of empirical literature that analyses the efficiency of the banking industry linked to its intermediation function, the classic role assigned to the sector. However, there are few studies that focus on the efficiency of a relatively new function assumed by the sector, related to a deeper orientation towards non-financial services. This thesis estimates efficiency scores for the banking sector operating in Argentina under a production approach, more connected to the recent profile of local banking sector. The estimates use data from a sample of 35 banks corresponding to the period 2004-2016. The results indicate that banks are more efficient, on average, considering transactional businesses. Also, mean efficiency increased considerably between 2004 and 2010. After 2010 technical efficiency stagnated although it was compensated with the introduction of technological progress. In addition, larger banks are more efficient under the nonparametric DEA approach. In terms of costs, a similar dynamic is found, while efficiency increased on average in the same time horizon. However, the most cost-efficient banks tend to be smaller than the most technically efficient ones. The association between the ranking of firms emerging from DEA and SFA approaches with respect to that published by the Central Bank is low, which indicates that the results are not redundant and may improve the analysis.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN.....	1
1. CONCEPTO Y MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA CON APLICACIONES AL SECTOR BANCARIO	4
1.1. Nociones básicas sobre productividad y eficiencia.....	4
1.2. Eficiencia en el sector bancario.....	5
2. SISTEMA FINANCIERO ARGENTINO	8
2.1. Contexto histórico del sistema bancario local.....	8
2.2. Evolución de las principales variables del sector entre 2004 y 2016	12
3. INTRODUCCION A LAS METODOLOGÍAS PARA LA MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA.....	18
3.1. Metodologías no paramétricas	18
3.2. Metodologías paramétricas	20
4. ESTIMACIONES DE EFICIENCIA BANCARIA BASADA EN ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS.....	23
4.1. Modelo con rendimientos constantes a escala	24
4.2. Modelo con rendimientos variables a escala	27
4.3. Concepto de holguras	30
4.4. Explicaciones de la ineficiencia. El modelo Tobit.....	32
4.5. Cambios y evolución en la productividad.....	33
4.5.1. Índice de Malmquist	34
4.5.2. Cambios en la eficiencia técnica pura y de escala.....	36
4.6. Ventajas y desventajas del Análisis Envolvente de Datos	36
4.7. Antecedentes empíricos para el sector bancario basados en el Análisis Envolvente de Datos	37
4.8. Datos y variables seleccionadas para el análisis envolvente de datos	50
4.9. Resultados basados en el análisis envolvente de datos.....	53
4.10. Conclusiones basadas en el análisis de envolvente de datos	67
5. ESTIMACIÓN DE LA EFICIENCIA CON MÉTODOS PARAMÉTRICOS: ANÁLISIS DE FRONTERA ESTOCÁSTICA	70
5.1. Modelo con datos de corte transversal.....	70
5.1.1. El modelo <i>half – normal</i> o semi – normal.....	74
5.1.2. Modelo exponencial – normal.....	76
5.1.3. Modelo normal – truncada.....	76
5.1.4. Modelo normal – gamma.....	77
5.2. Modelo con datos de panel	78

5.2.1. Eficiencia técnica constante en el tiempo	79
5.2.1.a. Modelo de efectos fijos.....	80
5.2.1.b. Modelo de efectos aleatorios.....	80
5.2.2. Eficiencia técnica variable en el tiempo	81
5.3. Modelos de Frontera de Costos	82
5.3.1. Frontera de costos de tipo Cobb-Douglas	83
5.3.2. Frontera de costos translogarítmica o translog	84
5.4. Ventajas y desventajas del Análisis de Frontera Estocástica	85
5.5. Antecedentes empíricos para el sector bancario basados en Análisis de Frontera Estocástica	86
5.6. Datos y variables seleccionadas para el análisis de frontera estocástica	93
5.7. Resultados basados en el análisis de frontera estocástica.....	95
5.8. Conclusiones basadas en el análisis de frontera estocástica	99
6. CONCLUSIONES GENERALES.....	102
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	106
ANEXOS	114

INTRODUCCIÓN

Muchas investigaciones económicas han estado dedicadas al estudio de las instituciones financieras y su influencia sobre la actividad económica. Así, se ha discutido en torno a la contribución de los bancos al crecimiento económico a partir de su rol en la captación del ahorro público y su direccionamiento hacia distintos destinos conforme con los incentivos derivados del mercado financiero y, en especial, hacia la inversión en actividades productivas. En Argentina, en particular, la oferta de financiamiento suele ser caracterizada como insuficiente para atender la demanda crediticia con destino a la inversión productiva; en los últimos 20 años, según datos del Banco Central de la República Argentina (BCRA), del total de préstamos otorgados por entidades financieras al sector privado, sólo una pequeña proporción se canalizó hacia el sector manufacturero (15%) y al sector servicios (30%).

Parte de este problema suele ser atribuido al cambio de orientación en la gestión bancaria, actualmente con un mayor peso de los servicios no financieros (seguros, cajas de seguridad, promociones, etc.) y de las inversiones de cartera relativas a la función de intermediación clásica (Deakins y Hussain, 1994). Esto ha justificado el surgimiento de distintos enfoques para estudiar sistemáticamente la microeconomía bancaria; al tradicional enfoque de intermediación se suele agregar el de producción, en tanto las entidades bancarias pueden considerar a los depósitos no tanto como insumo para expandir el crédito sino como producto en sí mismo. Esta última aproximación cuenta con menos estudios empíricos que evalúen la eficiencia y gestión de este tipo de organizaciones. Este déficit es más acentuado en países subdesarrollados, como el de Argentina.

La noción de eficiencia se encuentra fuertemente enlazada con el concepto de productividad, que tiene una raigambre tecnológica. En economía, este último concepto representa la relación técnica entre un producto y los insumos necesarios para obtenerlo. Esta relación se simboliza en términos de una función de producción que describe la cantidad de producto que una firma puede alcanzar utilizando un determinado nivel de insumos. Es decir, el límite máximo de una función de producción determina la frontera del conjunto de todas las combinaciones tecnológicas posibles de insumos y productos. Luego, una organización será considerada como técnicamente eficiente cuando, en un período de tiempo determinado, sea capaz de obtener la máxima cantidad de producción posible considerando una combinación de insumos dada.

Existen diversos abordajes para el análisis de la eficiencia bancaria. Como se anticipó antes, la mayor parte de los trabajos referidos al tema utilizan el enfoque denominado de intermediación en el cual los depósitos son considerados como parte de los insumos. No obstante, el cambio a un perfil más transaccional de la banca argentina luego de la crisis financiera ocurrida en el país en 2001 justificaría hacer un estudio de la eficiencia bancaria a través de un enfoque de producción, donde los depósitos son tomados como un producto.

El objetivo del presente trabajo es analizar la dinámica de la eficiencia de los bancos argentinos en el lapso comprendido entre 2004 y 2016 adoptando un enfoque de producción.

A pesar de la relevancia del tema, los investigadores no han alcanzado un consenso en torno a cuál es la metodología más adecuada para analizar la eficiencia en el sector bancario. No obstante, se pueden distinguir dos aproximaciones principales. Por un lado, se tiene el enfoque paramétrico, de naturaleza estocástica, sustentado en modelos econométricos. Así, el análisis de frontera estocástica (SFA, por sus siglas en inglés) es una metodología que requiere suponer una forma funcional específica de las relaciones causales de insumo-producto.

Alternativamente, la técnica de envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés) sigue un enfoque de naturaleza determinística y no paramétrica. Dicha metodología se apoya en técnicas de programación matemática para estimar la posición de la frontera a partir de lo cual se procura medir la eficiencia relativa¹ de cada unidad de decisión o DMU (*Decision Making Unit*). A diferencia de las técnicas paramétricas, DEA no requiere especificar una forma funcional para la frontera ni posee ningún componente aleatorio.

Si bien se registran aplicaciones de DEA y SFA en una gran variedad de sectores (enseñanza, establecimientos de atención de la salud, empresas turísticas, etc.), incluso en el bancario, la aplicación al estudio de esta actividad es todavía escasa en países no desarrollados.

Se espera que los resultados alcanzados contribuyan a comprender mejor la dinámica de operación de los bancos, visualizados no solamente como generadores de préstamos sino también de servicios no financieros. Los interrogantes clásicos que suelen encontrarse en este tipo de estudios se vinculan con el rol del tamaño de las

¹ Entiéndase por eficiencia relativa la obtenida por una unidad de decisión (DMU) en referencia a la conseguida por otra/s.

entidades (y la existencia de economías de escala), tipo de propiedad (pública vs privada) y del origen del capital en la eficiencia del sector. En alguna medida se trata de un aporte más relacionado con la micro y gestión bancaria que con los impactos macro o agregados de la rama sobre otros sectores de la economía.

La estructura de la tesis adopta el siguiente orden: en el primer Capítulo se presentan las nociones centrales de eficiencia y productividad específicas del sector bancario. El Capítulo 2 sintetiza la evolución reciente del sistema bancario en Argentina y presenta la trayectoria de las principales variables de gestión (préstamos, depósitos, rentabilidad, costos, filiales, empleados, etc.). El Capítulo 3 presenta las distintas metodologías disponibles para medir la eficiencia en las organizaciones. Por su parte, el cuarto Capítulo describe la metodología denominada Análisis Envolvente de Datos (DEA) y exhibe los resultados obtenidos al aplicar dicha técnica a una muestra de 35 entidades bancarias durante el período 2004 – 2016. El Capítulo 5 detalla la técnica de Frontera Estocástica (SFA) y contrasta los resultados encontrados con DEA para la misma muestra de entidades y período. Por último, se resumen las principales conclusiones y líneas futuras de investigación.

1. CONCEPTO Y MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA CON APLICACIONES AL SECTOR BANCARIO

1.1. Nociones básicas sobre productividad y eficiencia

Las medidas de productividad proporcionan a los administradores un medio para mejorar la eficiencia de las organizaciones, facilitando la comparación de los resultados obtenidos con los de otras instituciones similares que participan del mismo mercado o sector. Asimismo, ayuda a los decisores a establecer objetivos de mejora y el desarrollo de estrategias competitivas adecuadas.

Por lo tanto, la medición de la eficiencia técnica es importante para la evaluación del desempeño de las instituciones y proporciona una base objetiva para recompensar en forma diferencial a los distintos actores que participan del proceso de producción. Incluso, la información obtenida puede utilizarse en políticas gubernamentales, evaluando los efectos en la eficiencia generados por desregulaciones, fusiones o la propia estructura de un mercado, clasificando a sus empresas en términos de eficiencia o verificando cómo los valores de eficiencia de una firma pueden estar relacionados con las diferentes técnicas de eficiencia empleadas.

En la teoría económica, el concepto de productividad describe la relación técnica existente entre un producto y los insumos necesarios para obtenerlo. La eficiencia es la brecha entre esa relación técnica observada y su nivel ideal, o *benchmark*. La identificación del ideal requiere la estimación de una función de producción, que representa la cantidad máxima de producto que una firma puede alcanzar utilizando un determinado nivel de insumos. Es decir, la función de producción determina la frontera del conjunto de todas las combinaciones tecnológicas posibles de insumos y productos. En este sentido, se considera que una organización es eficiente si es capaz de lograr esa frontera. Caso contrario, la firma sería técnicamente ineficiente.

Por lo general, el cálculo de eficiencia toma la forma de una proporción. En tecnologías de producción, por ejemplo, podría ser el ratio entre un producto (*output*) y un insumo (*input*). Numerosos análisis de eficiencia se basan en el cálculo de este tipo de relaciones aunque muchos consideran la eficiencia de un factor o insumo ignorando lo que sucede con el resto. En este sentido, Farrell (1957), basado en los trabajos de Debreu (1951) y Koopmans (1951), propuso una técnica para medir la ineficiencia teniendo en cuenta varios factores de producción al mismo tiempo, donde su magnitud estaría dada por la desviación observada respecto a una hipotética frontera de “mejores prácticas”. Luego, el problema básico consistiría en definir la metodología

más adecuada para identificar dicha frontera como así también a las variables relevantes (insumos y productos) que alimentarán el modelo.

A su vez, la teoría microeconómica tradicional reconoce dos tipos de eficiencia: la eficiencia técnica, que refleja la habilidad de obtener el máximo producto para un determinado nivel de insumos, ambos en términos de magnitudes físicas y la eficiencia asignativa, que refleja la habilidad de una empresa para utilizar los insumos en una proporción óptima considerando el precio de los mismos y la tecnología de producción. Estos dos conceptos combinados constituirían la eficiencia económica.

1.2. Eficiencia en el sector bancario

El análisis y medición de la eficiencia es una tarea compleja y, en este sentido, al analizar la eficiencia en organizaciones del sector financiero aparece cierta dificultad derivada de la propia actividad de los bancos y, básicamente, por la multiplicidad de servicios que éstos ofrecen.

Generalmente, las autoridades reguladoras de las actividades financieras evalúan la eficiencia de las entidades bancarias a partir de ciertos ratios. En el caso argentino, el BCRA expone estos indicadores, en forma periódica, en el reporte denominado “Información de Entidades Financieras”². Actualmente, dicho reporte sintetiza este concepto en los siguientes indicadores:

- E1: Absorción de gastos de administración con volumen de negocios (%): muestra la incidencia de los gastos de administración en la estructura de negocio de la entidad.

$$E1 = \frac{\text{Gastos de administración}}{(\text{Depósitos} + \text{Préstamos})}$$

- E2: Margen de la rentabilidad operativa sobre gastos de estructura (%): muestra la capacidad de cobertura de los gastos de administración con resultados operativos.

$$E2 = \frac{\left[\begin{array}{l} (\text{Ingresos financieros} - \text{Egresos financieros}^3) + \\ (\text{Ingresos por servicios} - \text{Egresos por servicios}^4) - \\ (\text{Cargos por incobrabilidad} - \text{Gastos de administración}) \end{array} \right]}{\text{Gastos de administración}}$$

² Informe de Entidades Financieras, marzo de 2018. Anteriormente, el BCRA publicaba indicadores de eficiencia adicionales tales como los gastos de remuneraciones sobre el personal (E7) o los depósitos y préstamos sobre el personal (E17). No obstante, los mismos fueron dejándose de publicar y no se aclara en dicho informe el criterio de decisión sobre cuáles indicadores se publican.

³ Los ingresos y egresos financieros son aquellos derivados del proceso de intermediación bancaria. Esto es, en aquellas transacciones que medie una tasa de interés. En esta categoría ingresarían, por ejemplo, los intereses de préstamos (cobrados o devengados) y depósitos (pagados).

- E4: Depósitos por empleado (en millones de pesos): refleja el valor promedio de los depósitos por cada empleado de la entidad.

$$E4 = \frac{\text{Depósitos}}{\text{Dotación de personal}}$$

- E5: Financiaciones por empleado (en millones de pesos): refleja el valor promedio de las financiaciones por cada empleado de la entidad.

$$E5 = \frac{\text{Préstamos}}{\text{Dotación de personal}}$$

Tales indicadores son agrupados por el BCRA en una dimensión denominada “eficiencia”. Dicha estrategia permite obtener una visión simplificada del fenómeno pero presenta ciertas restricciones para una interpretación más completa del mismo. Concretamente, cada valor promedio responde a una distribución de datos sobre cuyas características, no se presenta referencia alguna.

En tanto, dado el caso en el que dos o más entidades exhiban un mismo valor de indicador, esto no implica, necesariamente, que presenten un grado de eficiencia equivalente, dado que no se presenta toda la información en modo sincrónico. Así, dos entidades podrían tener un mismo nivel de financiación por empleado pero como utilizan distintas estrategias de fondeo (mezcla entre depósitos y líneas de crédito del exterior, por ejemplo) muestran una relación de depósitos por empleado diferente.

Esto último no implicaría, en principio, que una institución sea más eficiente que la otra, pero la lectura secuencial de los indicadores podría llevar a tal conclusión. Una evaluación más integral de esta dimensión debería establecerse a partir de un marco conceptual que integre tales ratios en una única medida que sintetice el estado de situación de la entidad considerada.

En este contexto, Stavárek (2005) plantea tres enfoques que podrían formalizarse para la evaluación de la gestión de este tipo de empresas. El primero, llamado de producción, considera a los bancos como generadores de depósitos y préstamos (ambos son productos) utilizando capital físico (instalaciones, sucursales, cajeros, etc.) y trabajo como factores. Aquí, suelen expresarse las variables como magnitudes físicas más que monetarias, ya que se encuentra orientado hacia la evaluación de la eficiencia técnica. Ésta es un buen indicador de la performance de las unidades de producción que están siendo evaluadas y es posible explorar las fuentes de ineficiencias.

⁴ Los ingresos y egresos por servicios son aquellos que provienen de prestaciones que brinda la entidad diferentes a las que generan intereses, como por ejemplo, comisiones, seguros, honorarios, etc.

El segundo enfoque, conocido como de intermediación, tiene su origen en el rol tradicional de las entidades financieras en el cual un banco capta depósitos del público para transformarlos en préstamos. De esta manera, la finalidad de los bancos sería “vender” préstamos, utilizando los fondos obtenidos del público y empleando capital físico y fuerza de trabajo como factores complementarios. A diferencia del caso anterior, ahora los depósitos son insumos y los préstamos producto. Este enfoque resulta esencial en el diseño de políticas públicas que apunten a la expansión del crédito como motor de la inversión.

Por último, y como derivación de la visión anterior, se encuentra el denominado enfoque de activos⁵, el cual hace hincapié en el rol de los bancos como creadores de renta financiera. La diferencia con el enfoque anterior radica en el espectro de los productos. Aquí, los activos generadores de renta no son sólo los préstamos sino que, también, deben considerarse otro tipo de colocaciones como, por ejemplo, bonos públicos o privados. Así, el banco al recibir depósitos, debe decidir si los “convierte” en préstamos o en otros activos rentables. Por tanto, ambos conceptos son productos.

Tabla 1.1: Distintos enfoques para la evaluación de la eficiencia bancaria

	De producción	De intermediación	De activos
Variables indicadoras de output	Depósitos Préstamos	Préstamos	Préstamos Otros activos
Variables indicadoras de inputs	Capital Trabajo	Depósitos Capital Trabajo	Depósitos Capital Trabajo

Fuente: elaboración propia en base a Stavárek (2005)

⁵ Para el caso de Argentina, no se cuenta con información pública desagregada de tal manera que permita un correcto análisis.

2. SISTEMA FINANCIERO ARGENTINO

2.1. Contexto histórico del sistema bancario local

Para contextualizar el presente del sistema financiero argentino, se puede tomar como punto de referencia la reforma financiera realizada en el año 1977 que implicó una modificación sustancial en lo relativo a la operación de los bancos y al tipo de entidades que podían realizar actividades de intermediación financiera. En tal sentido, Ferro *et al.* (2013) proponen un análisis respecto a las condiciones iniciales de tal reforma y la evolución posterior del sistema. Tomando como punto de partida lo expresado por dichos autores e incorporando al análisis los años posteriores, se puede segmentar la historia del sector, en forma simplificada, en 8 períodos que abarcan el lapso transcurrido entre 1973 y 2016. Dichas etapas se especifican a continuación y describen brevemente los principales hechos que marcaron los sucesivos períodos.

- 1) 1973 – 1977. El período se rigió por la ley N° 20.520. Los depósitos a la vista y a plazo eran captados por los bancos a cuenta y orden del BCRA y recibían una comisión uniforme con independencia de los costos incurridos. A su vez, el otorgamiento del crédito era definido por la autoridad monetaria según prioridades de la política financiera del momento. Con todo, en este período los bancos fueron autorizados a colocar instrumentos privados de deuda. Así surgió una estructura heterogénea de entidades, de distinta dimensión y costos (Arnaudo, 1987). El proceso de liberalización financiera iniciado a partir del fin del sistema Bretton Woods en los países centrales generó asimismo impactos en el sistema bancario local a finales de la década.
- 2) 1977 – 1982. Desde una perspectiva macroeconómica, la tendencia general del período fue de una elevada inflación acompañada por un alto nivel de desmonetización de la economía. A principios de 1977 entra en vigencia la Ley N° 21.495 que dio por concluido el período de nacionalización de los depósitos. Dicha norma restituía los mismos a los bancos y disponía el otorgamiento de redescuentos cuando no se cumplieran con los límites operativos por condiciones preexistentes. Esta ley establecía además la constitución de un capital mínimo elevado para conseguir la autorización a operar en el sistema, alentando así la concentración del mercado bancario. Esto constituye el punto de partida conceptual de las entidades financieras que rige actualmente y que fue complementado a mediados de 1977 por la Ley 21.526 que coloca al BCRA como

ejecutor de la superintendencia de las entidades financieras. El pase a un sistema de encajes fraccionarios implicó la liberalización de las tasas de interés.

- 3) 1982 – 1985. La nueva etapa se inicia con el cambio en las condiciones de liquidez internacional a partir de la suba de tasas de interés del gobierno norteamericano, lo cual generó la denominada “crisis de la deuda” en los países latinoamericanos. Según Cibils y Allami (2010), dos características se destacan en el período. Por un lado, una elevada inmovilización que las entidades debían realizar sobre los depósitos, con la consiguiente disminución de la capacidad prestable. Por el otro, el notorio monto de redescuentos del BCRA a las entidades con destino al otorgamiento de préstamos. En este contexto, se planteó aumentar el ahorro para tratar de revertir el bajo coeficiente de monetización y se buscó aumentar la asistencia crediticia al sector privado reduciendo las tasas reales de interés. Con la aprobación de la ley N° 22.871, aún en el período de gobierno de facto, se limita la libertad de los bancos para la apertura de sucursales estableciendo el requisito de autorización previa por parte del BCRA y se establecieron estándares más elevados tanto para los bancos de capital extranjero como para las sucursales de entidades del exterior.
- 4) 1985 – 1990. En este período, por iniciativa del Tesoro estadounidense, se intentó resolver el problema de la deuda externa con medidas poco efectivas. A su vez a mediados de 1985 se puso en marcha el Plan Austral con el objetivo de conseguir una estabilización monetaria; la inflación fue inicialmente controlada pero pocos meses después un brote inflacionario forzó a la implementación del Plan Primavera también infructuoso, que terminó en hiperinflación. La política monetaria contractiva durante todo el período sumado a la necesidad de colocación de deuda derivó en altas tasas de interés. El control de la oferta monetaria se fue debilitando debido a la necesidad de financiar el creciente déficit. A fines de 1989, los encajes remunerados y los depósitos indisponibles eran prácticamente todos los activos de los bancos y se cambiaron forzosamente por un título de deuda pública en dólares a 10 años (BONEX 89), que a su vez, los bancos entregaron a sus clientes por sus depósitos.
- 5) 1990 – 2002. El dato financiero más relevante de la década a nivel internacional fue la puesta en marcha del Plan Brady que apuntaba a encaminar el problema de la deuda latinoamericana. Dicho plan sustituyó préstamos sindicados ilíquidos por bonos estandarizados negociables (Gumbau-Brisa y Mann, 2009). A partir de estas condiciones, los bancos, en acuerdos individuales, aceptaban realizar

reducciones en la deuda original, pudiendo optar por un menú de títulos con condiciones diferentes en términos de tasas de interés, capital y provisión de fondos frescos. Argentina acordó sus condiciones en 1992, habilitando la realización de reformas estructurales que incluyó el marco monetario. Así desde 1991 hasta inicios de 2002 rigió la Ley de Convertibilidad (Ley N° 23.928) que fijó la paridad cambiaria entre la moneda local y la divisa extranjera disponiendo la libre convertibilidad y estableciendo que los contratos deberían ser cumplidos en la moneda que fijaran las partes. Este período se caracterizó por una marcada baja en la tasa de inflación y el sistema financiero registró un importante crecimiento estimulado por la entrada de capitales extranjeros. En tal contexto, se adoptaron regulaciones de acuerdo con las normas de Basilea y se incentivó la extranjerización de la banca. Inicialmente, el régimen permitió una fuerte recuperación de la economía, pero resultó demasiado rígido para enfrentar los shocks externos. Adicionalmente, si bien desde principios de la década creció el nivel de préstamos al sector privado, a partir de mediados de 1995 se deteriora progresivamente la ratio crédito al sector privado relativa al del sector público, evidenciando un comportamiento inconsistente del sector público no financiero con el régimen de convertibilidad. La devaluación del peso mexicano en 1995 generó, además, una severa crisis financiera internacional que culminó con la quiebra de varios bancos nacionales; a fines de 1994 operaban en Argentina 205 entidades financieras (168 bancos y 37 entidades financieras no bancarias). Un año después, el número total cayó 23% (157 entidades). El segmento más afectado fue el grupo de bancos privados de capital nacional cuyo número se contrajo de 100 a 62 entidades, soportando el mayor peso del ajuste. Muchos de éstos eran bancos regionales que fueron absorbidos por entidades de mayor alcance territorial. Posteriormente, en 1998, la crisis rusa precipitó una salida generalizada de fondos de los mercados emergentes. En Argentina, el alto grado de exposición a los shocks externos más un rígido esquema cambiario generó una profunda recesión. En el año 2000 se cerró el acceso al crédito internacional para el sector público local. Ello implicó que el Estado colocara deuda interna⁶. En conjunto, las inconsistencias de plazos y monedas entre demandantes y oferentes de fondos prestables condujo a una crisis de confianza que se manifestó en retiros masivos de fondos de las entidades bancarias afectando la liquidez de las mismas y provocando una suba significativa de la tasa de interés. Así, a fines de 2001 el

⁶ Incluso compulsivamente como en el caso de los fondos administrados por las Administradoras de Fondos de Jubilaciones y Pensiones.

gobierno restringió el retiro de fondos en efectivo de los bancos, medida que se denominó “corralito”.

- 6) 2002 – 2007. Luego de la crisis política que implicó sucesivos cambios de gobierno, a principios de 2002 se decretó la salida de la Convertibilidad. Por la elevada dolarización de activos y pasivos del sistema financiero, el gobierno dispuso la pesificación asimétrica de los mismos, compensando a los bancos por tal desequilibrio⁷. Se limitó, asimismo, la existencia de dólares en el sistema. Como instrumento de esterilización en el proceso de monetización posterior a la crisis, se crearon Letras y Notas del BCRA. Las tasas de interés fueron libres, pero negativas en términos reales. La banca se concentró en depósitos y préstamos de muy corto plazo y, en especial, en actividades transaccionales, y la economía creció a tasas altas pero con escaso crédito bancario. Como resultado de este fenómeno, el sistema financiero continuó concentrándose aún más; a fines de 2000 operaban en Argentina 113 entidades, número que se contrajo a 99 a finales de 2002. El inicio de esta etapa está marcado por resultados y rentabilidad negativa, arrastrados de la crisis de la Convertibilidad. Para 2007, el sistema se encontraba conformado por 85 entidades que mostraba un cuadro totalmente diferente a las condiciones de 2002. Algunos bancos extranjeros se fueron retirando paulatina y voluntariamente del mercado, siendo absorbidos por bancos de capital nacional, en particular por aquellos que absorbieron bancos provinciales oficiales luego de la crisis mexicana de 1995. A pesar de la contracción en la cantidad de entidades financieras, el volumen de transacciones creció significativamente, lo cual se reflejó en la rentabilidad del sector.
- 7) 2007 – 2016. Este período se encuentra caracterizado por factores externos e internos que condicionaron el desempeño de los bancos en Argentina. En el plano internacional, el fenómeno más destacado estuvo dado por el colapso de las hipotecas “*subprime*” en 2007 con epicentro en Estados Unidos, que arrastró a sectores de la economía real debido a la falta de liquidez y restricciones al crédito. No obstante, según Ocampo (2011) el impacto en América Latina fue moderado pero tuvo efectos importantes en los países más pequeños de América Central y el Caribe que dependen mucho de las remesas y de los servicios. No obstante, en Argentina la inflación y la resultante apreciación cambiaria provocó desconfianza en el sector privado y la persistente salida de capitales aun previa a la crisis de 2007 (Tortul, 2011). En este período comenzó a implementarse la mayor cantidad

⁷ A su vez, los depósitos a plazo fijo y las cajas de ahorro a partir de ciertos montos fueron reprogramados, medida que en la jerga se denominó “corralón”.

de medidas de control de cambios; el denominado “cepo cambiario” fue un conjunto de 37 medidas implementadas desde fines de 2011 vigentes hasta fines de 2015, con el cambio de gobierno. La mayor parte de ellas fueron adoptadas entre 2011 y 2012, restringiendo la operatoria de las personas y empresas no financieras pero, también, afectando la actividad de los bancos. Desde 2013 se profundizó la restricción para el acceso a las divisas, reduciéndose el mercado oficial y ampliándose la dimensión del mercado paralelo. En este contexto, el BCRA dispuso la reducción progresiva de la posición global neta de moneda extranjera de los bancos, desde 30% hasta 10%⁸. Otro aspecto destacable de este período fue la operatoria en el mercado de futuros que realizó el BCRA a fines de 2015; la autoridad monetaria vendió dólares 40% por debajo de las transacciones que se realizaban en Nueva York, lo cual significó una pérdida de casi \$ 63 mil millones, y constituyó uno de los motores que impulsó el crecimiento del *stock* de LEBACs, instrumento que permitía absorber liquidez del mercado. El hecho que estos títulos pudieran ser adquiridos por inversores minoristas y del exterior, con un entorno cambiario relativamente estable, constituyó a las LEBACs en un activo competitivo frente a la captación de depósitos por las entidades financieras.

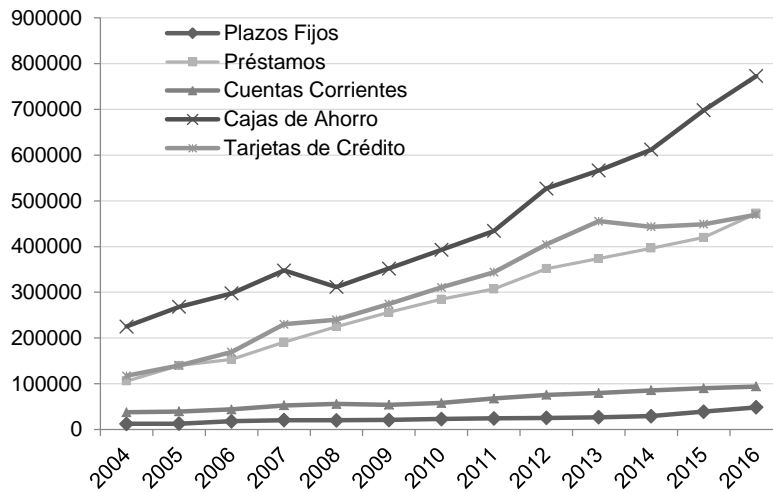
2.2. Evolución de las principales variables del sector entre 2004 y 2016

En esta sección se presenta la evolución de algunas de las variables más importantes del sector para el período 2004 – 2016, que constituye el horizonte temporal de análisis. En primer lugar, se debe señalar que en este lapso la cantidad de entidades bancarias se redujo aproximadamente 15% al pasar de 72 bancos en 2004 a 63 en 2016 lo que muestra que la concentración bancaria siguió avanzando.

Al mismo tiempo, la actividad de la banca experimentó una expansión del volumen de operatorias transaccionales, reflejado en el crecimiento del número de cajas de ahorro y tarjetas de crédito entre 2004 y 2016 en simultáneo a un incremento menor de los préstamos y depósitos a plazo.

⁸ Desde mediados de 2016, este sendero se fue revirtiendo hasta alcanzar, nuevamente, el 30% que había regido entre 2003 y 2014.

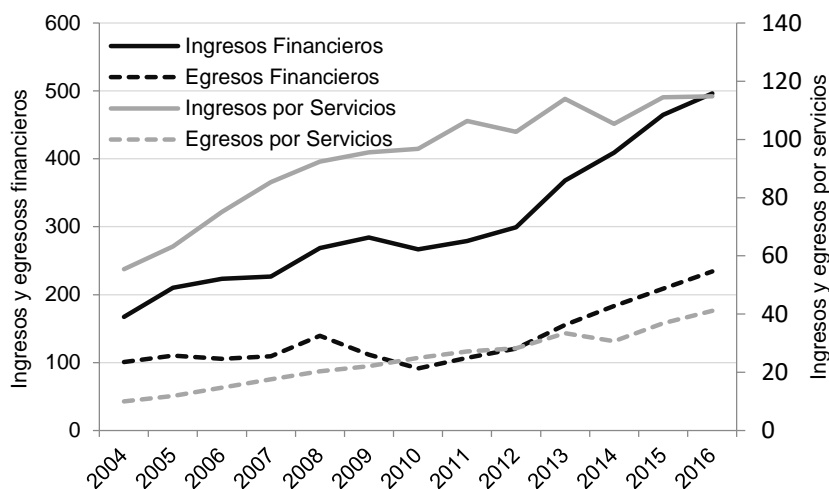
Gráfico 2.1: Evolución del número de productos promedio por banco. 2004 – 2016



Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

En términos monetarios la expansión de los servicios no financieros generó una fuente adicional de ganancias para los bancos, en tanto el cociente entre egresos e ingresos por este tipo de negocios es menor (en torno a 25%) que el obtenido para los servicios financieros (45% en promedio) (Gráfico 2.2). No obstante, el margen bruto generado por servicios financieros tuvo una evolución alcista mientras que el correspondiente a servicios transaccionales exhibe guarismos decrecientes durante el período. Como se verá más adelante, la mejora de la “rentabilidad” de los servicios clásicos de intermediación se explica por las tasas pasivas reales negativas, especialmente desde 2007, que ampliaron la brecha entre ingresos por intereses de préstamos otorgados y los egresos por la remuneración de depósitos que devengan interés.

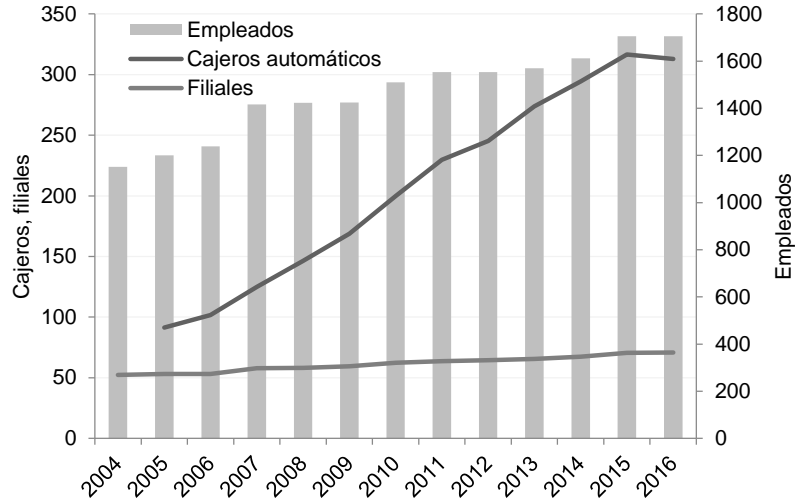
Gráfico 2.2: Ingresos y egresos financieros y no financieros promedio por banco en millones de pesos deflactados. 2004 – 2016



Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Por otro lado, la cantidad de cajeros automáticos, empleados y filiales por banco aumentaron 242%, 48% y 35% respectivamente.

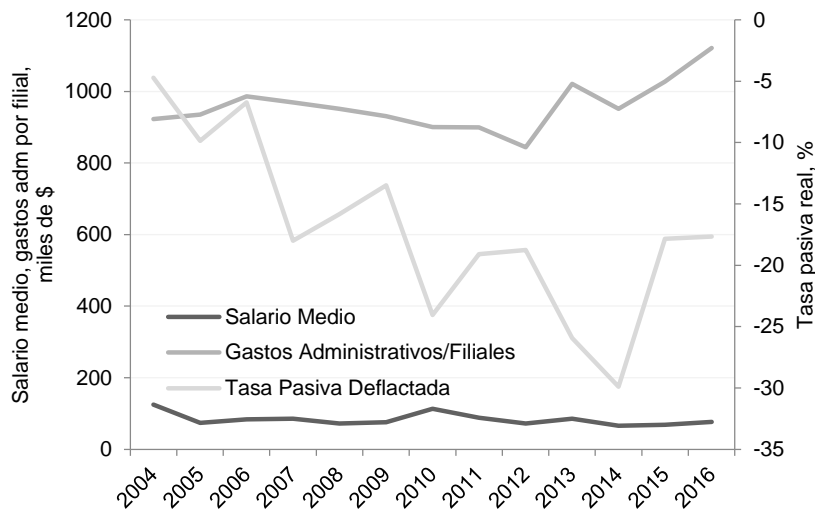
Gráfico 2.3: Evolución del número de empleados, filiales y cajeros, promedio por banco 2004 – 2016



Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

La evolución de los precios unitarios medios que pagó el sector bancario durante 2004 – 2016 fue dispar; en el caso de los salarios reales la trayectoria fue levemente decreciente (con excepción de la mejora atípica de 2010). Por su parte, los gastos administrativos por filial fueron decrecientes en términos reales desde 2006 hasta 2012 aunque luego muestran un alza. La tasa de interés real fue persistentemente negativa y decreciente hasta al menos 2014. Desde 2014 parece encontrarse estancada en torno a -18%, en promedio.

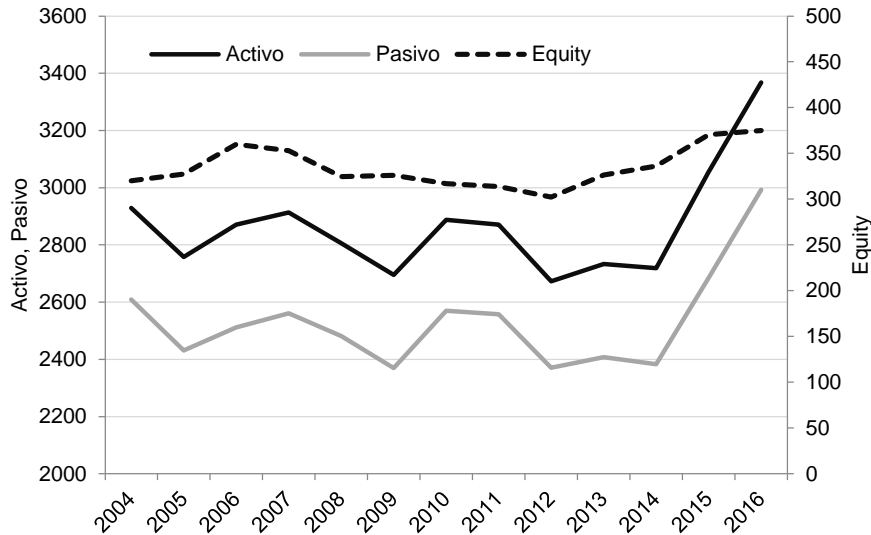
Gráfico 2.4: Evolución de los principales precios unitarios por banco 2004 –2016



Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Así, hasta al menos 2012, los bancos parecen haber enfrentado menores precios unitarios para remunerar factores y financiar gastos erogables, lo cual, en tanto si las cantidades de insumos y factores variaron menos que los precios reales, ello podría anticipar una mejora de la eficiencia, para un nivel de producto dado.

Gráfico 2.5: Evolución del activo, pasivo y equity promedio por banco (en millones de pesos deflactados) 2004 –2016



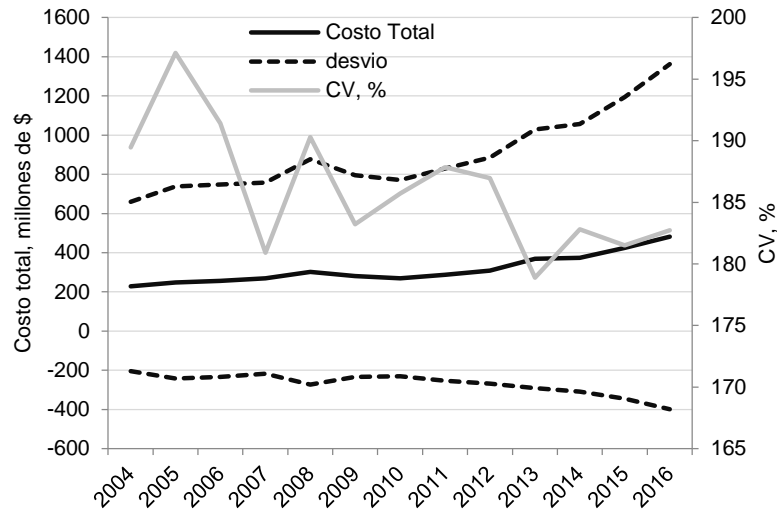
Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

En términos patrimoniales, si bien en el apartado anterior se mencionó que los bancos experimentaron entre 2002 y 2007 mejoras en la rentabilidad de sus negocios, ello no se tradujo necesariamente en incrementos del *equity*. A la inversa, desde 2012 la trayectoria creciente de costos unitarios de insumos y de factores tuvo como contrapartida un incremento patrimonial (Gráfico 2.5). Una explicación del aumento del patrimonio neto promedio por banco radica en el incremento de los activos que reposan en títulos públicos y privados, más que en el otorgamiento de créditos (en tanto el estancamiento del nivel de actividad económica desestimuló el endeudamiento en el sector real). Como se verá más adelante, esto generó una trayectoria más inestable de la rentabilidad bancaria desde 2012.

La evolución del costo total fue, en promedio, levemente ascendente durante el período analizado. No obstante, el coeficiente de variación muestra una evolución decreciente lo cual refleja que el proceso de concentración favoreció una mayor homogeneidad (aunque todavía elevada) del conjunto de bancos que operan en el país (Gráfico 2.6).

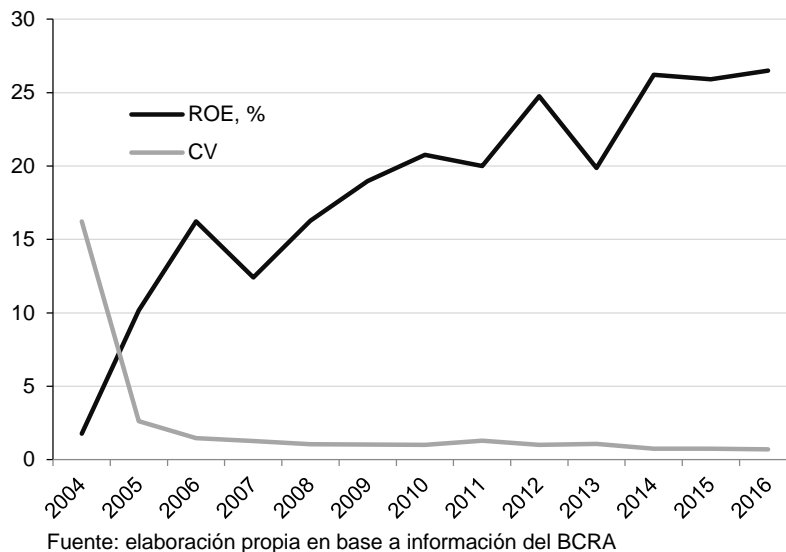
El incremento de los costos reales en promedio por banco se acentúa a partir de 2011, momento que coincide con el lapso donde se comienzan a registrar incrementos reales en los costos unitarios de insumos, especialmente los gastos unitarios por filial.

Gráfico 2.6: Evolución del costo total promedio por banco (millones de pesos deflactados) 2004 –2016



En conjunto, la rentabilidad promedio del sistema (definida en términos del rendimiento respecto del *equity*) fue ascendente hasta 2012 (Gráfico 2.7). Ello se explica por 2 movimientos simultáneos: por un lado, las ganancias netas de los bancos se expandían en tanto los créditos crecían más rápidamente que los depósitos y por otro, el patrimonio neto (denominador del indicador ROE) disminuyó por expansión de los pasivos bancarios relativos a los activos. Entre 2007 y 2012, período de epicentro de la crisis internacional con impacto en los mercados locales, las variables de resultados y patrimoniales centrales no presentan una tendencia clara.

Gráfico 2.7: Evolución de la rentabilidad promedio bancaria y de su coeficiente de variación. 2004 –2016



A partir de 2012, los costos en términos reales aumentaron y los resultados netos cayeron por la contracción de los préstamos (principal ingreso bancario). No obstante, el *equity* promedio del sistema aumentó debido a una mayor penetración de instrumentos financieros (títulos públicos y privados) en la composición de los activos de los bancos. El resultado de rentabilidad (y posiblemente de eficiencia) durante los últimos 4 años muestra una tendencia al alza aunque más errática.

En suma, durante el período 2004 – 2016 se observa un ciclo de rentabilidad positiva de los bancos que operan en Argentina, reflejado en la expansión de los ingresos (especialmente de los originados en servicios no financieros), merma de los costos unitarios de factores e insumos clave del sector y crecimiento de los préstamos. Ese ciclo virtuoso se desactiva con la crisis internacional en 2007, en donde el sistema bancario local ingresa en una fase de impasse hasta 2012, período caracterizado por un estancamiento del crédito al sector productivo, mayores costos de operación aunque acompañados del aumento patrimonial de los bancos debido a una mayor exposición a títulos financieros en sus activos y posiblemente menor distribución de dividendos. Es esperable que este ciclo de expansión y estancamiento de los resultados se haya replicado en los indicadores de eficiencia del sector.

3. INTRODUCCION A LAS METODOLOGÍAS PARA LA MEDICIÓN DE LA EFICIENCIA

Se ha desarrollado una cuantiosa literatura acerca de las distintas metodologías empleadas para la estimación de la eficiencia en las organizaciones. De acuerdo Kumbhakar *et al.* (2015), se han utilizado al menos cinco enfoques diferentes enmarcados dentro de dos grandes líneas de aproximación.

Por un lado, las metodologías no paramétricas, respaldadas en técnicas de programación matemática, entre las que se destacan el *Data Envelopment Analysis* (DEA) y una derivación del mismo, el *Free Disposal Hull* (FDH). Por otro lado, se encuentran las técnicas paramétricas, con fuerte sustento en la econometría y cuyas tres variantes principales son: *Stochastic Frontier Approach* (SFA), *Distribution Free Approach* (DFA) y *Thick Frontier Approach* (TFA). Inicialmente, estos métodos difieren en el tratamiento de tres cuestiones conceptuales. En primer término, qué forma funcional debe asumirse para la hipotética frontera. En segundo término, si el error aleatorio aplicable a cada observación toma un rol relevante en el modelo y finalmente, de existir dicho error, definir qué distribución de probabilidades debe postularse para el componente de ineficiencia a fin de aislarlo del mencionado error aleatorio. En este sentido, Chirikos y Sear (2000) sugieren ser cautelosos en el uso de ambas aproximaciones hasta tanto se aclaren los motivos por los cuáles dichos modelos suelen conducir a resultados no convergentes.

3.1. Metodologías no paramétricas

Los métodos no paramétricos se apoyan en técnicas de programación matemática y son, en general, de naturaleza determinística. No requieren *a priori* supuestos acerca de la especificación de la función de producción ni asumen una distribución de probabilidad para poder estimar el componente de eficiencia. Por lo tanto, estos métodos son más flexibles y se caracterizan por la construcción de una frontera de mejores prácticas entre las firmas que integran la muestra. Esta frontera está conformada por aquellas unidades de producción que generan la mayor cantidad de producto con la menor cantidad de insumos y factores de producción. Así, se puede medir la eficiencia relativa de cada firma, entendiendo que todas las desviaciones con respecto a dicha frontera se describen como ineficiencias. Sin embargo, al no discriminar un componente aleatorio, esta metodología tiende a exagerar las ineficiencias promedio de las organizaciones que forman parte de la muestra.

Como se mencionó anteriormente, las principales técnicas dentro de esta metodología son DEA y FDH. La diferencia entre ambas es que las unidades de referencia de DEA resultan de una combinación lineal convexa de las diferentes unidades observadas, mientras que FDH no necesariamente introduce convexidad en la frontera. Esto significa que la frontera de posibilidades de producción construida por DEA siempre contendrá al conjunto estimado por FDH.

Asimismo, en tanto la frontera se constituye con las unidades referentes, las mencionadas técnicas no paramétricas se diferencian de la técnica de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), la cual produciría una función en función de las unidades promedio. Además, a diferencia de métodos basados en regresiones, DEA permite la inclusión de múltiples productos. A su vez, la flexibilidad del enfoque DEA permite considerar distintos tipos de rendimientos a escala, de modo de poder identificar si la diferencia entre el nivel alcanzado de producto y el esperado en función de los insumos utilizados se debe a desventajas de escala o puramente técnicas (de gestión).

No obstante, las técnicas no paramétricas presentan ciertas desventajas que pueden resumirse en: i) la sensibilidad de los resultados a la inclusión o exclusión de insumos y/o de productos, ii) la falta de pruebas que sugieran la mejor combinación de productos e insumos, iii) la tendencia a ubicar exageradamente a las unidades de decisión en la frontera cuando el tamaño muestral es pequeño⁹.

Por otra parte, estas técnicas fueron inicialmente desarrolladas para trabajar con datos de corte transversal, es decir, para un determinado momento de tiempo. No obstante, cuando se dispone de observaciones para múltiples períodos, existen diferentes estrategias que permiten realizar un análisis temporal de las distintas unidades productivas y evaluar los posibles cambios técnicos que pueden generar los desplazamientos en la frontera.

En particular, el índice de Malmquist propuesto por Färe *et al.* (1994) descompone la variación de la eficiencia en dos momentos del tiempo en variaciones originadas en progreso tecnológico (desplazamiento de la frontera), cambios de escala y mejoras de gestión.

⁹ Se han propuesto salidas para sortear algunas de estas limitaciones aunque su uso es menos generalizado y su aplicación es aún escasa en paquetes estadísticos. Un ejemplo de estas variantes se expone en Sexton, Silkman y Hogan (1986) y Doyle, Green y Cook (1996).

3.2. Metodologías paramétricas

Los modelos paramétricos permiten estimar el nivel de ineficiencia de cada entidad partiendo de un formato específico de la función de producción de cada firma (usualmente la función de elasticidad constante de sustitución entre factores o la Cobb-Douglas). Para estimar el componente de ineficiencia, a la par de los parámetros del modelo, se utilizan técnicas econométricas.

En la literatura se han desarrollado varios métodos de estimación cuya implementación depende, en gran medida, de los supuestos establecidos acerca de la distribución de los componentes del término de error que presenta el modelo. Este término contiene el factor de ineficiencia.

El enfoque llamado *Distribution-Free Approach* (DFA), como su nombre lo indica, se caracteriza por no establecer ningún supuesto concerniente a la distribución del componente de ineficiencia y de error aleatorio. Más precisamente, este enfoque no considera la existencia del componente aleatorio dentro del término error compuesto, por lo que la desviación del máximo valor teórico posible, o de la frontera, es atribuible exclusivamente a la ineficiencia de la firma. Luego, se utilizan varias técnicas (usualmente mínimos cuadrados corregidos, COLS, o mínimos cuadrados modificados, CMAD) para la estimación de los parámetros del modelo¹⁰. Así como la inexistencia del término aleatorio se presume como una ventaja, tal simplicidad es, justamente, la principal desventaja relativa del método en comparación con el desarrollo de técnicas alternativas que admiten e identifican un componente aleatorio y, por lo tanto, la ineficiencia de las organizaciones puede ser establecida con mayor precisión. En suma, el conjunto de métodos clasificados como DFA ha encontrado menos adherentes en tanto asume el costo de imponer una forma funcional y no flexibiliza el hecho de que parte de la distancia entre la producción efectiva y la óptima pueda deberse a factores aleatorios.

Por otro lado, el enfoque denominado *Thick Frontier Approach* (TFA) parte de la estratificación de los datos en cuartiles de acuerdo a un indicador de eficiencia observado *a priori*, como puede ser el producto medio del trabajo o el costo medio de las entidades¹¹. De esta manera, el supuesto principal es que las firmas del cuartil inferior son más ineficientes que las del superior. Esto es, se considera que los establecimientos agrupados en el primer cuartil tienen un nivel medio de producción

¹⁰ Una descripción de los mismos se puede encontrar en Kumbhakar, Wang y Horncastle (2015).

¹¹ En el caso de bancos, la definición de costo medio es confusa por no poder contar con un único producto bancario.

menor y, por lo tanto, un mayor grado de ineficiencia en comparación a lo que ocurre en el cuartil superior, donde están agrupadas las firmas con un nivel medio de producción más alto e, hipotéticamente, con una eficiencia mayor.

Posteriormente, se estima un modelo con los datos de las firmas ubicadas en el cuartil superior, que componen el subconjunto eficiente. Los parámetros de este modelo son aplicados a los valores de los insumos de las observaciones del primer cuartil. La diferencia determinada entre ambos se atribuye a factores de mercado o ineficiencias.

Una ventaja de este enfoque es que permite tener una rápida conclusión sobre las ineficiencias de las firmas sin tener que conjeturar grandes supuestos acerca de las distribuciones. No obstante, el TFA requiere de un gran número de observaciones. De lo contrario, puede ocurrir que queden agrupaciones muy pequeñas luego de la estratificación en cuartiles haciendo que la muestra de cada uno de ellos se torne poco útil. Asimismo, este método no permite medir la ineficiencia de las entidades de forma individual, sino que se limita a brindar una medida de la ineficiencia existente entre los distintos cuartiles. Por otro lado, no es claro sobre qué insumo o factor estratificar. El empleo de distintas variables para conformar los cuartiles podría arrojar resultados diferentes.

Por último, el SFA o Análisis de Frontera Estocástica, es la técnica que más desarrollo ha tenido en la literatura académica sobre evaluación de la eficiencia en las organizaciones. Se caracteriza por tener un fuerte respaldo en econometría tanto para la estimación de los parámetros del modelo como la estimación de los componentes del término de error, que contienen la medida de eficiencia. En ese sentido, se deben suponer distribuciones conocidas para cada uno de los elementos del error con el objetivo de poder identificar qué parte de la brecha entre el producto observado y el esperado corresponde a ineficiencia y qué parte a ruido estadístico. Para ello, se ha desarrollado una gran variedad de modelos diferenciándose entre sí por los supuestos de las distribuciones mencionadas anteriormente.

El SFA está motivado por la idea de que las desviaciones de las observaciones respecto a la “frontera de mejores prácticas” podrían no estar completamente bajo control de las unidades analizadas. En este sentido, la existencia en el modelo de un componente de error compuesto por un término correspondiente a ruido aleatorio y otro a ineficiencia de la firma, *a priori* se traduciría en una mejor medida de ineficiencia. No obstante, se debe tener presente que en toda estimación econométrica

de modelos de frontera como el analizado, los parámetros estimados pueden ser inapropiados o inconsistentes (tanto por asumir formas funcionales erróneas como por omitir variables explicativas relevantes), lo que conlleva a que la estimación de las ineficiencias carezcan de total confiabilidad.

4. ESTIMACIONES DE EFICIENCIA BANCARIA BASADA EN ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS

La metodología de Análisis Envolvente de Datos (DEA, por sus siglas en inglés) es una técnica no paramétrica desarrollada por Charnes *et al.* (1978). Se apoya en técnicas de programación matemática para determinar la ubicación de frontera ideal de “mejores prácticas”. De esa manera se puede medir la eficiencia relativa de cada unidad de decisión o DMU (*Decision Making Unit*). Esta medida de eficiencia relativa se obtiene calculando el cociente entre la suma ponderada de todos los productos y la suma ponderada de todos los insumos. A diferencia de las técnicas paramétricas, DEA no requiere especificar una forma funcional para la frontera. El objetivo es encontrar un escalar que represente la mínima proporción a la que se pueden reducir los insumos para un producto dado o, alternativamente, conseguir el máximo producto para una cantidad dada de insumos para cada DMU, pudiendo de esta manera determinar la posición de la frontera de eficiencia. Luego, esta frontera constituye un punto de referencia o *benchmark* que facilita la comparación entre las distintas DMU implicadas en el estudio en términos de eficiencia relativa. Si la DMU se encuentra sobre la frontera entonces será eficiente y si se halla fuera de la misma mostrará cierto grado de ineficiencia.

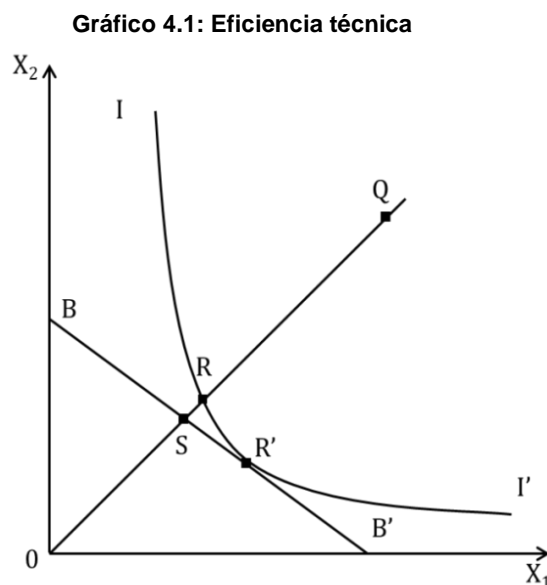
Este esquema de análisis está principalmente basado en el trabajo de Farrell (1957), quien propuso una metodología geométrica para medir la eficiencia de las organizaciones. Posteriormente Charnes *et al.* (1978) desarrollaron la metodología de Farrell aplicando técnicas de programación lineal. La metodología fue extendida por Banker *et al.* (1984) al caso más general de rendimientos variables a escala. A su vez, el modelo DEA puede ser formulado con orientación a insumos o hacia producto. En el primer caso, se apunta a minimizar el uso de insumos manteniendo un nivel de producto dado. Así, si el *score* de eficiencia obtenido es 0.7 implica que la DMU podría reducir en un 30% todos sus insumos que su nivel de producto no se verá afectado. El segundo caso, busca maximizar el producto sin incrementar el uso de insumos. No obstante, es importante señalar que ambas orientaciones no necesariamente estimarán la misma frontera y, por definición, identificarán a un mismo conjunto de DMU eficientes (Ray, 2004). Es bajo esta concepción que la elección del tipo de orientación empleada en el enfoque DEA debe hacerse en función de una valoración sobre el grado de control de la DMU de los insumos o productos. En el caso de los bancos, suele haber acuerdo en que la orientación más adecuada es hacia insumos en tanto el volumen de producto está influido por cuestiones exógenas a la entidad. En este contexto, Charnes *et al.* (2013) ofrecen una compilación actualizada, detallada y

profunda del estado del arte y las distintas variantes DEA y sus numerosas extensiones.

4.1. Modelo con rendimientos constantes a escala

Tal como se señaló anteriormente, la metodología DEA se encuentra sustentada en técnicas de programación lineal y el objetivo –bajo un modelo con orientación a insumos– es obtener un escalar que represente la mínima proporción a la que se pueden reducir los consumos de *inputs* sin que disminuya la cantidad producida de *output*. Luego, a partir de los datos observados, la metodología construye una frontera de eficiencia en el sector la cual constituye el punto de referencia que servirá para la comparación entre las distintas DMU involucradas en el estudio en términos de eficiencia relativa.

Suponiendo que una empresa utiliza dos *inputs* para producir un *output* y en principio, actuando bajo el supuesto de rendimientos constantes a escala, siguiendo la formulación original de Charnes *et al.* (1978), la curva II' del Gráfico 4.1 es la isocuanta unitaria representando las combinaciones mínimas de *inputs* X_1 y X_2 necesarias para generar una unidad de producto. Cualquier combinación de *inputs* de esta isocuanta será eficiente para producir una unidad de *output*. Así, una DMU identificada en el gráfico con el punto R sería una asignación eficiente mientras que, por ejemplo, en el punto Q se estaría empleando más *inputs* para lograr el mismo nivel de *output*, por lo que no sería eficiente. En este sentido, la eficiencia técnica de Q estaría dada por el cociente $\overline{OR}/\overline{OQ}$.



Fuente: elaboración propia en base a Coelli *et al.* (2005)

Esta medida tomará un valor entre 0 y 1, estableciendo un indicador del grado de ineficiencia técnica de esta unidad. Un valor de 0 estaría indicando una DMU totalmente ineficiente mientras que, por el contrario, un valor de 1 probaría una eficiencia técnica perfecta. Adicionalmente, la recta de isocosto BB' refleja la relación de precios de los *inputs* necesarios para la producción de las respectivas unidades de *outputs* con lo cual se podría calcular la eficiencia asignativa. Su medición vendría dada por el cociente $\overline{OS}/\overline{OR}$. Así, se tiene que la distancia \overline{SR} representa la reducción de los costos de producción que ocurriría si la combinación R fuese eficiente en la asignación de los recursos. En este caso, R no es la DMU eficiente sino R' . Si bien ambas son técnicamente eficientes, sólo R' puede ser adquirida a los precios dados con el mínimo costo posible.

Finalmente, Farrell (1957) definió la eficiencia global como el producto de las medidas de eficiencia desde el punto de vista técnico y asignativo. Es decir, la eficiencia técnica global está explicada por el siguiente ratio: $\overline{OS}/\overline{OQ} = (\overline{OR}/\overline{OQ}) \times (\overline{OS}/\overline{OR})$, estando su valor también entre 0 y 1. Dicho de otra manera, lo anterior se puede resumir de la siguiente forma:

$$\text{Eficiencia Técnica Global} = \text{eficiencia técnica} \times \text{eficiencia asignativa}$$

Extendiendo el problema a múltiples insumos y productos, asumiendo rendimientos constantes a escala y la existencia de n DMUs, una forma intuitiva de presentar un modelo DEA es bajo la forma de un ratio. De esta manera, en un modelo orientado a insumos, se desea obtener una medida, para cada firma, del ratio de los productos sobre todos los insumos. Por lo tanto, si para cada j -ésima DMU, x e y representan a los vectores de insumos y productos respectivamente y siendo u y v los vectores de ponderadores¹² de los productos e insumos correspondientes. El vector de insumos, x , tiene i elementos mientras que el vector de los productos, y , tiene r elementos. La cuestión se resume en el siguiente problema de programación matemática:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{u,v} \left(\frac{u'y_j}{v'x_j} \right) \\ & \text{s. a:} \\ & \frac{u'y_j}{v'x_j} \leq 1 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\ & u, v \geq 0 \end{aligned} \tag{4.1}$$

¹² Un problema asociado con la medida de la eficiencia es la falta de homogeneidad dimensional de los diferentes *outputs* e *inputs*. El mismo se resuelve introduciendo un sistema de ponderadores que permitan normalizar a los cocientes.

La solución del problema anterior proporciona una cuantificación de la eficiencia relativa de una DMU con respecto al resto, así como los mejores valores de los ponderadores que permitieron alcanzar dicha eficiencia. Esto implicó encontrar los valores para u y v , de manera que la medida de la eficiencia de la j -ésima DMU sea maximizada, sujeto a la restricción de que todas las medidas de la eficiencia deben ser menores o iguales a uno.

La especificación anterior se conoce como fraccional, en tanto se expresa en ratios. Con el objetivo de evitar que dicha formulación tenga un número infinito de soluciones, se hacen lineales las restricciones y se iguala a uno el denominador de la anterior función a maximizar. Luego, se define un nuevo problema de programación lineal conocido como la formulación del multiplicador, el cual queda definido de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 & \text{Max}_{u,v} \left(\frac{u'y_j}{v'x_j} \right) \\
 & \text{s. a:} \\
 & v'x_j = 1 \\
 & u'y_j - v'x_j \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & u, v \geq 0
 \end{aligned} \tag{4.2}$$

Utilizando la dualidad de la programación lineal se puede derivar una forma equivalente al problema planteado anteriormente, el cual se conoce con el nombre de modelo de la envolvente. El mismo se expresa así:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min}_{\theta, \lambda} \theta \\
 & \text{s. a:} \\
 & \theta x_j - X'\lambda \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & Y'\lambda - y_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & \lambda \geq 0,
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

Donde X y Y son matrices de n columnas que representan a todos los insumos y productos respectivamente, θ es un escalar y λ representa un vector de ponderadores aplicado a las columnas de X e Y . Así, el valor θ obtenido será la eficiencia de la j -ésima DMU y estará comprendido entre 0 y 1, tomando un valor 1 si la DMU está

situada en la frontera de referencia, es decir, es técnicamente eficiente de acuerdo a la definición de Farrell (1957) mencionada anteriormente. Cabe aclarar que el problema de programación lineal descripto previamente se resuelve a través del método *simplex*¹³.

Análogamente, un modelo DEA puede ser formulado con una orientación hacia productos. En este caso, dicha formulación para un modelo con rendimientos constantes a escala quedaría expresada de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 & \text{Max}_{\theta, \lambda} \theta \\
 & \text{s. a:} \\
 & Y'\lambda - \theta y_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & x_j - X'\lambda \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & \lambda \geq 0,
 \end{aligned} \tag{4.4}$$

Donde X y Y son matrices de n columnas que representan a todos los insumos y productos respectivamente, θ es un escalar y λ representa un vector de ponderadores aplicado a las columnas de X e Y . Así, el valor θ obtenido será la medida de ineficiencia técnica de la j -ésima DMU y su recíproca, $\theta = 1/\theta$, mide la eficiencia técnica de la unidad evaluada.

4.2. Modelo con rendimientos variables a escala

El modelo con rendimientos constantes a escala se considera adecuado cuando las DMU están operando en un nivel de escala óptimo. No obstante, este supuesto puede no ser válido, es decir, pueden existir situaciones en las cuales las variaciones simultáneas de *inputs* no arrojan variaciones proporcionales de *outputs*. En este sentido, podrían manifestarse situaciones de aparentes ineficiencias, las cuales no serían asignables a una mala gestión en el uso de los recursos por parte de la unidad de decisión, sino a ineficiencias de escala, es decir, a la existencia de un tamaño de planta menos productivo. Es otras palabras, el concepto de eficiencia técnica podría estar capturando y no discriminando, por efecto de la metodología empleada, un efecto de rendimientos de escala. Consiguientemente, la medición de eficiencia técnica debería desagregar una medida de eficiencia de escala de otra que represente

¹³ Un desarrollo pormenorizado del método *simplex* se expone en Hillier y Lieberman (2010).

la eficiencia técnica pura. De tal forma que la relación planteada precedentemente debería ajustarse a

$$\text{Eficiencia Técnica Global} = \text{eficiencia asignativa} \times \text{eficiencia técnica pura} \times \text{eficiencia de escala}$$

De acuerdo a Coelli *et al.* (2005), es posible enfocarse en el análisis de la eficiencia técnica global y en su descomposición en eficiencia técnica pura y de escala analizando un modelo con rendimientos constantes a escala y otro con rendimientos variables con los mismos datos. Si hay diferencias entre las dos puntuaciones de eficiencia para una DMU particular, esto indicará que dicha DMU posee una escala inadecuada.

Para poder analizar lo expresado en el párrafo anterior, es necesario reformular el modelo con rendimientos constantes a escala añadiendo restricciones de convexidad. En este caso, el modelo queda expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} & \text{Min}_{\theta\lambda} \theta \\ & \text{s. a:} \\ & \theta x_j - X'\lambda \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\ & Y'\lambda - y_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\ & I1'\lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \end{aligned} \tag{4.5}$$

Donde $I1$ es un $I \times 1$ vector de unos y básicamente asegura que la j -ésima DMU no tenga como punto de referencia a otra DMU de mayor tamaño, aunque sí pueda ser comparada con firmas de tamaño menor.

En el Gráfico 4.2 se representa un ejemplo de lo mencionado anteriormente. Específicamente se presentan las fronteras determinadas por rendimientos constantes a escala (CRS, por sus siglas en inglés¹⁴) y por rendimientos variables a escala (VRS, por sus siglas en inglés¹⁵) teniendo en consideración a un *input* (X) y un *output* (Y) para distintas DMU. La ineficiencia técnica del modelo CRS orientado a insumos de la DMU identificada con la letra B está definida por la distancia $\overline{BB_1}$, mientras que la

¹⁴ También conocido como modelo CCR por las siglas de Charnes, Cooper y Rhodes.

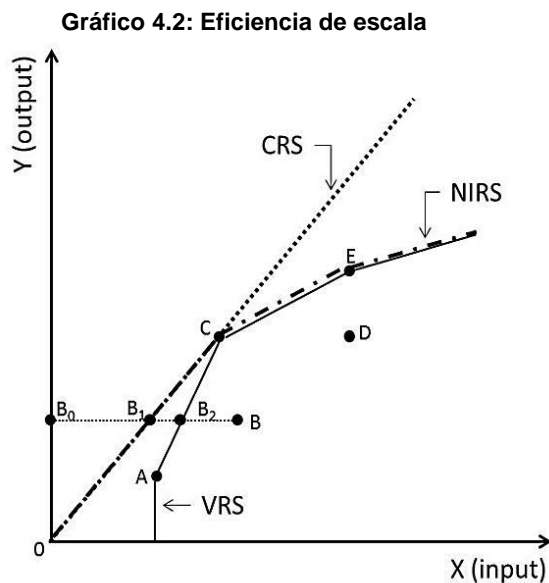
¹⁵ También conocido como modelo BCC por las siglas de Banker, Charnes y Cooper.

ineficiencia técnica del modelo VRS sería solamente $\overline{BB_2}$. La diferencia entre estos dos, $\overline{B_1B_2}$ es interpretada como ineficiencia de escala. No obstante, esta medida de eficiencia aún no indica si la DMU está funcionando con rendimientos crecientes o con rendimientos decrecientes a escala.

Siguiendo a Coelli *et al.* (2005), para poder determinar la cuestión anterior, se agrega al problema de programación lineal la restricción de rendimientos no crecientes a escala (NIRS, por sus siglas en inglés), por lo que el modelo queda expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min}_{\theta, \lambda} \theta \\
 & \text{s. a:} \\
 & \theta x_j - X' \lambda \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & Y' \lambda - y_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & 11' \lambda \leq 1 \\
 & \lambda \geq 0
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Dicha restricción es identificada en el Gráfico 4.2 como la frontera NIRS. Si la puntuación de la eficiencia bajo NIRS es igual al valor bajo el modelo VRS, existen rendimientos decrecientes a escala para dichas DMU (punto E en el gráfico). Para aquellas DMU donde la puntuación es desigual entonces existen rendimientos crecientes a escala para dichas DMU (punto B en el gráfico).

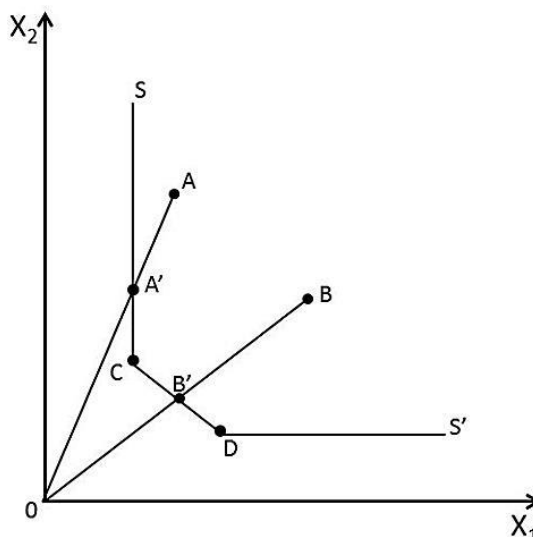


Fuente: elaboración propia en base a Coelli *et al.* (2005)

4.3. Concepto de holuras

Se dice que una DMU presenta holuras de *inputs* cuando puede producir la misma cantidad de *output* reduciendo la cantidad de *inputs*. Análogamente, se puede definir a las holuras de *output* cuando con la misma cantidad de *inputs* un establecimiento puede obtener un mayor *output*. En otras palabras, la existencia de holuras estaría indicando la sub-utilización o sobre-utilización de insumos. Siguiendo con el ejemplo anterior, en el Gráfico 4.3 se muestra el concepto de holuras del *input*, donde la DMU identificada con la letra A' es un punto eficiente según Farrell (1957) notándose que se podría reducir la cantidad del *input* X_2 usada (por la distancia $\overline{CA'}$) y aun así producir la misma cantidad de *output*. Por lo tanto, la distancia $\overline{CA'}$ es lo que se conoce como holgura del *input*.

Gráfico 4.3: Eficiencia técnica y holgura del input



Fuente: elaboración propia en base a Coelli *et al.* (2005)

A su vez, se puede observar que la definición de eficiencia técnica de Koopmans (1951) es más estricta que la de Farrell (1957) ya que plantea que una DMU será técnicamente eficiente solamente si se encuentra sobre la frontera de referencia y además todas sus holuras asociadas son cero. Esto solamente ocurrirá si $Y\lambda - y_j = 0$ y $\theta x_j - X\lambda = 0$.

Con todo, la formulación canónica expresada en el modelo (4.3) no permite obtener medidas de holuras (*slacks*) de insumos sobrantes o de productos faltantes que puedan resultar útiles en las recomendaciones que puedan hacerse a los destinatarios, una vez alcanzados los resultados. Una solución posible es la resolución del siguiente programa lineal en el cual los valores de holgura se toman a sus valores máximos. En tal caso, los datos de *slacks* se obtienen restando s_o^+ (holuras de

outputs) y adicionando s_i^- (holguras de *inputs*) a la primera y a la segunda restricción del modelo (4.3) respectivamente. Por lo tanto, el problema de programación lineal se re-expresa como:

$$\begin{aligned}
 & \text{Max} \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \\
 & \text{s. a:} \\
 & \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + s_i^- = \theta x_i \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (4.7) \\
 & \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+ = y_r \quad r = 1, 2, \dots, s, \\
 & \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0 \quad \forall i, r, j
 \end{aligned}$$

donde el subíndice i denota al i -ésimo insumo, r al r -ésimo producto y j a la j -ésima DMU. A raíz de esto, es posible encontrar algunos establecimientos plenamente eficientes en tanto todas sus holguras son nulas, coincidiendo con la definición de eficiencia de Koopmans (1951); mientras que habrá otras unidades “débilmente eficientes” si poseen alguna holgura no nula.

Al igual que en los casos precedentes, es posible representar al problema anterior mediante el dual, quedando expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \theta \\
 & \text{Min } \sum_{i=1}^m -s_i^- - s_r^+ \\
 & \text{s. a} \quad (4.8) \\
 & \theta x_j - X\lambda - s_i^- = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & Y\lambda + s_r^+ = y_j \quad j = 1, 2, \dots, n, \\
 & \lambda \geq 0
 \end{aligned}$$

donde s_r^+ , s_i^- y λ son vectores semi-positivos en \mathcal{R}^k y θ una variable. La resolución del problema (4.8), el cual incluye las holguras, se hace en dos pasos: primero se obtienen los valores de θ ignorando a las holguras y luego, éstas se optimizan fijando el valor de holgura en el valor óptimo de $\theta = \theta^*$.

4.4. Explicaciones de la ineficiencia. El modelo Tobit

Una manera de complementar la información suministrada por DEA, es indagar el rol que asumen ciertos factores sobre la eficiencia que no son considerados tradicionalmente como *inputs* de las DMU y que generalmente, no están bajo el control de las firmas. En tanto el resultado de eficiencia obtenido por DEA para las DMU eficientes es unitario, se entiende ese puntaje es una variable censurada. Uno de los modelos de respuesta censurada que más se ha utilizado en la literatura es el modelo conocido como Tobit, propuesto originalmente por Tobin en 1958 y desarrollado en el ámbito del consumo de bienes durables por parte de los hogares de Estados Unidos.

La especificación de este tipo de modelos es adecuada para situaciones en donde la variable dependiente se encuentra censurada. En estos casos, la estimación de la contribución de las variables exógenas a la puntuación de eficiencia mediante MCO arrojaría resultados inconsistentes en tanto no toma en cuenta la censura en las observaciones de la variable dependiente, pudiendo exagerar o atenuar artificialmente el impacto de ciertos condicionantes. Por lo tanto, dado que los coeficientes de eficiencia proporcionados por DEA están limitados al intervalo $[0; 1]$, se puede estimar un modelo Tobit para encontrar una posible relación entre los puntajes de eficiencia obtenidos por DEA y un número de variables exógenas que puedan tener influencia en el nivel de eficiencia de las firmas.

En una primera instancia, se determinan los coeficientes de eficiencia con la metodología DEA, luego, en una segunda etapa, se utiliza un modelo Tobit en el cual los coeficientes de eficiencia obtenidos por DEA son regresados sobre variables exógenas. Un modelo Tobit puede ser expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 y_j &= X_j\beta + u_j & \text{si } X_j\beta + u_j > \tau \\
 y_j &= \tau & \text{si } X_j\beta + u_j \leq \tau
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

$$j = 1, 2, \dots, N,$$

donde N es la cantidad de observaciones, X_j es el vector de variables exógenas, β es un vector de coeficientes a estimar, u_j es el término de error, el cual se asume independientemente distribuido con media cero y varianza σ^2 e y_j es la variable dependiente, continua, observada sólo en cierto tramo, por lo cual puede considerarse como una variable latente¹⁶. Un modelo Tobit utiliza la técnica de Máxima Verosimilitud (MV) para la estimación de los coeficientes.

Los coeficientes del modelo Tobit no pueden interpretarse como el efecto marginal de las variables regresoras sobre el valor promedio de la variable dependiente observada, como se hace en un modelo de MCO. En tal caso, deben calcularse los efectos marginales considerando el impacto de la censura en el valor esperado de la variable dependiente. En este contexto, un cambio unitario en el valor de una variable regresora X_j en un modelo Tobit tiene dos efectos: (i) un efecto sobre el valor promedio de la variable dependiente y_j , y (ii) un efecto sobre la probabilidad de que la variable latente es realmente observada.

Además, el modelo Tobit puede ser estimado con datos de panel si se dispone de puntajes de eficiencia para distintos períodos en la misma muestra de DMU. En tal caso, la Ecuación 4.9 se expresa con 2 subíndices, it , para notar la variación de las observaciones entre DMU y en el tiempo. La estructura de datos de panel permite captar la heterogeneidad no observable y mejora la eficiencia de las estimaciones. Dicha heterogeneidad puede ser caracterizada con modelo de efectos fijos o, alternativamente, con uno de efectos aleatorios. La diferencia entre ambas variantes es que el modelo de efectos aleatorios requiere exogeneidad entre las variables explicativas y el término de heterogeneidad no observable, requisito relajado en el caso de efectos fijos. En particular, el modelo Tobit para datos de panel supone efectos aleatorios.

4.5. Cambios y evolución en la productividad

Lo expuesto hasta el momento tiene carácter estático, es decir, se trabaja con datos de corte transversal y el análisis está referido a un período de tiempo determinado. No obstante, cuando se cuenta con datos de panel, esto es, cuando se tiene observaciones en distintos momentos del tiempo para cada una de las firmas, es posible utilizar el Índice de Productividad de Malmquist (IPM) para medir las variaciones en la productividad entre dos períodos de tiempo.

¹⁶ El modelo Tobit canónico fijó el valor de τ en cero aunque en la práctica este parámetro puede tomar cualquier valor. Como se verá más adelante, en el caso analizado τ toma valor unitario.

Si bien existen otras aproximaciones para medir la mencionada evolución de la productividad¹⁷, el IPM presenta ciertas características que hace que se prefiera por sobre otros. Por un lado, el IPM utiliza la metodología DEA permitiendo, a su vez, descomponer a estas variaciones en progreso técnico, variaciones de escala y en la eficiencia. Otras de las ventajas de esta metodología es que solamente utiliza datos sobre unidades físicas de insumos y de productos no requiriendo conocer los precios de los mismos.

4.5.1. Índice de Malmquist

Inicialmente, el IPM fue introducido en el terreno de la teoría del consumo por Malmquist (1953). Luego, Caves *et al.* (1982) aplicó la idea a la medición de la productividad en un contexto de funciones de producción. Posteriormente, Färe *et al.* (1992) emplea la técnica en el contexto no paramétrico de la metodología DEA. Como se mencionó anteriormente, el IPM mide los cambios en la productividad total de los factores entre dos períodos de tiempo. El procedimiento se basa en el cálculo de la distancia que separa a una DMU de la tecnología de referencia en cada período utilizando para ello el concepto de funciones de distancia.

En este contexto, el IPM puede ser expresado en términos de funciones de distancia para las observaciones en los períodos t y $t + 1$ y tomando como referencia la tecnología del primer período o la del segundo. En el primero de los casos, el mismo se expresa de la siguiente manera:

$$IPM_j^t = \left(\frac{D_j^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^t(x^t, y^t)} \right) \quad (4.10)$$

Donde $D_j^t(y^t, x^t)$ es el valor de la función de distancia del *output* y vector de *inputs* del período t para la j -ésima DMU, mientras que $D_j^t(y^{t+1}, x^{t+1})$, es el valor de la función de distancia del *output* y el vector de *inputs* del período $t + 1$ para la j -ésima DMU. Se debe aclarar que este índice se base en una orientación a insumos y no necesariamente coincide si se adoptara una orientación a producto.

Alternativamente, si la tecnología de referencia empleada es la del período $t + 1$, el IPM queda definido como:

¹⁷ Índice de Fisher e índice de Törnqvist, los cuales son desarrollados en detalle en Coelli *et al.* (2005).

$$IPM_j^{t+1} = \left(\frac{D_j^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^{t+1}(x^t, y^t)} \right) \quad (4.11)$$

Elegir como referencia una u otra tecnología es arbitrario, y ambos índices no necesariamente tendrán un mismo valor¹⁸. Färe *et al.* (1994), definen un IPM como la media geométrica de las dos formulaciones anteriores. Por lo tanto, el IPM para la j -ésima DMU queda determinado así:

$$IPM_j = \left[\left(\frac{D_j^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^t(x^t, y^t)} \right) \times \left(\frac{D_j^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^{t+1}(x^t, y^t)} \right) \right]^{1/2} \quad (4.12)$$

Al mismo tiempo estos autores demostraron que las funciones de distancia empleadas en el cálculo anterior pueden reagruparse y, de esa manera, el IMP puede descomponerse como el producto entre el cambio en la eficiencia técnica y el cambio en la tecnología. Consecuentemente, y en el contexto de un modelo orientado a insumos, se tiene que el IPM de la j -ésima DMU para el período t y $t + 1$ puede ser expresado de la siguiente manera:

$$IPM_j = \left(\frac{D_j^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^t(x^t, y^t)} \right) \times \left[\left(\frac{D_j^t(x^t, y^t)}{D_j^{t+1}(x^t, y^t)} \right) \times \left(\frac{D_j^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_j^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \right) \right]^{1/2} \quad (4.13)$$

El cociente fuera de los corchetes mide el cambio en la eficiencia relativa entre los períodos t y $t + 1$ permitiendo establecer si la producción se encuentra más cerca o más lejos de la frontera. Si dicho valor es mayor a la unidad, se tiene que la producción en el período $t + 1$ es más eficiente que la producción en el período t . Por el contrario, si el valor es menor a la unidad, entonces la producción en el período $t + 1$ es menos eficiente que en t y si el valor es igual a uno, entonces no hay cambios de eficiencia entre ambos períodos.

Por otra parte, los cocientes del segundo miembro capturan los cambios tecnológicos entre los períodos analizados. Por lo tanto, si han existido mejoras tecnológicas, dicho valor será superior a la unidad y lo contrario sucederá cuando el valor sea inferior a uno.

¹⁸ Färe *et al.* (1998) notaron que ambos índices son equivalentes si la tecnología es Hicks *output-neutral*. Esto es, si y sólo si las funciones de distancia son de la forma: $D^t(x^t, y^t) = A(t)D(x^t, y^t)$, para todo t .

4.5.2. Cambios en la eficiencia técnica pura y de escala

Del mismo modo, Färe *et al.* (1994) demuestran que aplicando los modelos CRS y VRS para estimar las funciones de distancia descritas anteriormente, el cambio en la eficiencia puede, a su vez, separarse en otros dos componentes distintos: el cambio en eficiencia pura (PECH, por sus siglas en inglés) y el cambio en eficiencia de escala (SECH, por sus siglas en inglés). Los mismos quedan expresados de la siguiente manera:

$$PECH = \frac{D_{jvrs}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_{jcrs}^t(x^t, y^t)} \quad (4.14)$$

$$SECH = \left[\frac{D_{jvrs}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})/D_{jcrs}^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_{jvrs}^{t+1}(x^t, y^t)/D_{jcrs}^{t+1}(x^t, y^t)} \times \frac{D_{jvrs}^t(x^{t+1}, y^{t+1})/D_{jcrs}^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_{jvrs}^t(x^t, y^t)/D_{jcrs}^t(x^t, y^t)} \right]^{1/2} \quad (4.15)$$

El componente que mide el cambio en la eficiencia de escala es, en verdad, la media geométrica de dos cocientes que permiten medir un cambio en dicha eficiencia. El primero está basado en la tecnología del período $t + 1$ y el segundo en la del período t .

Por lo tanto, si se tiene un IPM superior a la unidad, este indica que la productividad (eficiencia global) en el período $t + 1$ es superior a la del período t , mientras que si toma valores inferiores a la unidad, implica una productividad menor. Algo similar ocurre con los componentes de este índice, pero debe tenerse en cuenta que, aunque el producto del cambio en la eficiencia técnica y el cambio tecnológico debe ser, por definición, igual al IPM, los componentes del IPM podrían tener comportamientos en direcciones opuestas.

4.6. Ventajas y desventajas del Análisis Envolvente de Datos

La metodología DEA presenta ciertas características que han hecho que la técnica se popularice con gran rapidez. En principio, no se necesita definir una forma funcional específica de la relación entre los insumos y productos. Esta flexibilidad es una de las ventajas comúnmente mencionadas acerca de esta metodología, sobre todo si se la compara con las técnicas paramétricas. Adicionalmente, DEA admite trabajar con varios *inputs* y *outputs*, los cuales no necesariamente tienen que tener las mismas unidades de medida, y sin requerir datos de precios o costos.

Por otra parte, el análisis envolvente de datos permite caracterizar a cada DMU mediante una única puntuación de eficiencia relativa, lo que posibilita establecer un ranking de eficiencia entre las unidades analizadas. Además, al proyectar cada unidad sobre la frontera de eficiencia, se puede señalar áreas de mejoras para cada DMU.

No obstante, un problema asociado con la medida de la eficiencia puede ser la falta de homogeneidad dimensional de los diferentes insumos y productos. Esto se resuelve introduciendo un sistema de ponderadores que permiten normalizar a los cocientes. Sin embargo, una característica clave de un modelo DEA es que los respectivos ponderadores no se fijan exógenamente, sino que se eligen por el modelo con el fin de maximizar la eficiencia de la DMU considerada en comparación a las otras DMU que también deben tener los mismos pesos. En otras palabras, los pesos se eligen de tal manera que cada DMU se muestre de la mejor manera posible.

Una de las mayores críticas a la metodología DEA es que se trata de una técnica determinística, por lo que no tiene en cuenta ciertas particularidades de carácter aleatorio o imposible de controlar por parte del proceso productivo, como así tampoco, los errores de medición o inexactitudes en el manejo de los datos, por lo que la medida de ineficiencia estimada puede resultar sobrestimada. A su vez, Drake y Howcroft (1994) demuestran que la metodología DEA trabaja mejor cuando el número de observaciones es aproximadamente el doble que la suma de los insumos y productos.

Por último, hay que tener presente que esta técnica facilita medidas de eficiencia relativa, es decir, muestra la eficiencia de una DMU en relación al conjunto de referencia y en ningún momento especifica una medida de eficiencia absoluta en relación a un valor máximo teórico.

4.7. Antecedentes empíricos para el sector bancario basados en el Análisis Envolvente de Datos

Uno de los primeros estudios que aplican técnicas de programación lineal al análisis de eficiencia de entidades bancarias fue el de Sherman y Gold (1985), quienes utilizaron dicha metodología para evaluar la performance de 14 sucursales de un banco estadounidense desde el punto de vista de gestión interna. Estos autores hallaron una eficiencia promedio de 0.96 en el conjunto de sucursales evaluadas. Desde entonces el método ha sido muy popular en la evaluación del desempeño de instituciones financieras.

Charnes *et al.* (1990) compararon la eficiencia de 48 bancos comerciales de EE.UU para el período comprendido entre los años 1980 y 1985. Para ello, se valieron de una extensión del modelo con rendimientos constantes a escala. A su vez, tuvieron en cuenta una valoración exógena del desempeño de las entidades por parte de expertos en temas bancarios. A tal efecto, recurrieron a las siguientes variables de producto: ingresos operativos totales, ingresos por intereses totales, ingresos sin intereses totales y préstamos netos totales. Por el lado de los insumos, utilizaron: gastos operativos totales, gastos totales sin intereses, provisiones para pérdidas en préstamos y pérdidas crediticias reales¹⁹. Los préstamos netos totales fueron considerados como una medida del tamaño de los servicios que un banco produce, mientras que los otros insumos y productos como medidas relacionadas a los beneficios. Para los autores, resultó evidente que la utilización de variantes a los modelos generalmente utilizados en DEA otorga flexibilidad y abre caminos para el uso de la opinión de expertos sin generar tensiones dentro de la propia metodología.

Por su parte, Ferrier y Lovell (1990) compararon las metodologías de programación lineal y econométrica en el análisis de la estructura de la tecnología de producción y costos. Para ello, recurrieron a datos de 575 instituciones norteamericanas para el año 1984. Adoptaron un enfoque de producción, el cual considera a los depósitos y préstamos como productos bancarios. Dentro de la metodología paramétrica, utilizaron una frontera de costos translogarítmica para estimar las ineficiencias relativas de los bancos y por otro lado, se valieron de la programación lineal para construir una frontera de producción, obteniendo resultados similares para ambas técnicas como por ejemplo, la existencia de ventajas de escala en bancos grandes. Para dichos autores, el modelo econométrico mostró una tendencia pequeña pero generalizada hacia rendimientos crecientes a escala en todos los bancos analizados. Asimismo, la ineficiencia técnica representó cerca del 9% de la ineficiencia global del sector. Si bien esta cifra fluctúa, no muestra ningún patrón a medida que crece el tamaño de los bancos. Por su parte, del análisis no paramétrico se desprende que la mayoría de los bancos (88%) experimentan rendimientos crecientes a escala, un resultado que es cualitativamente consistente con la elasticidad de costos respecto de la escala de 1.02 obtenida para la frontera de costos estocástica. Además, los bancos estadounidenses operaban en 1984 con costos entre 20% y 30% superiores al nivel mínimo señalando, por ende, ineficiencias. No obstante, los autores encuentran que en los bancos más pequeños estas ineficiencias eran

¹⁹ Las dos últimas variables de insumos se consideraron como indicadores de riesgo de las operaciones bancarias.

menores lo que les permitía competir a pesar de tener una potencial desventaja de costos debido a su estructura tecnológica.

Por su parte, Berger y Humphrey (1997) identificaron una serie de 130 trabajos referidos a la evaluación de la eficiencia de entidades financieras en 21 países. Dichas publicaciones utilizaron diferentes metodologías tanto paramétricas como no paramétricas, y encontraron que varias técnicas de estimación no necesariamente arrojan resultados consistentes. Por ejemplo, sostienen que las estimaciones de eficiencia obtenidas con técnicas paramétricas (SFA) y no paramétricas (DEA, FDH) son similares aunque las no paramétricas consiguen puntuaciones de eficiencia en promedio levemente inferiores y con mayor dispersión que las obtenidas con enfoques paramétricos. A su vez, este trabajo destaca que son más confiables las medidas de eficiencia sectoriales antes que las individuales (en tanto el desvío estándar de los scores de eficiencia se ubica en torno a los 13 puntos porcentuales, magnitud relativamente elevada) y los rankings de firmas para objetivos de política e investigación. Por ello, los análisis de las causas o condicionantes de la eficiencia deberían ser –según estos autores– tomados con cautela.

Las aplicaciones de la investigación en eficiencia de entidades financieras se ha enfocado en utilizar los resultados para: 1) derivar sugerencias de política sectorial (por ejemplo, evaluar los efectos de la desregulación, fusiones o estructura del mercado sobre la eficiencia del sector), 2) tratar cuestiones metodológicas (determinar cuánto varía la eficiencia de un enfoque a otro, definiciones de producto, períodos temporales, etc.) y 3) mejorar la gestión (identificar sucursales con buenas y malas prácticas dentro de una empresa). En este contexto, Berger y Humphrey (*op cit.*) indican que la literatura sobre eficiencia vinculada a las políticas sectoriales encuentra que la desregulación de las instituciones financieras puede empeorar o mejorar la eficiencia, lo cual depende de las condiciones previas a la desregulación; en algunos países la desregulación condujo a un incremento rápido de sucursales, crecimiento excesivo de activos y posteriores quiebras bancarias reduciendo la eficiencia. Aunque uno de los objetivos centrales de la desregulación es incrementar la eficiencia, pueden intervenir otros objetivos. Una conclusión similar aplica en el caso de fusiones y adquisiciones: algunas fusiones mejoran la eficiencia en costos, mientras que otras perjudican el desempeño de la institución conjunta en comparación al que traía cada una en forma separada. En promedio, parecería no haber una mejora de costo sustancial. Lo que puede mejorar mediante fusiones y adquisiciones es la eficiencia en utilidades al alterar el conjunto de productos hacia un vector más rentable.

Según Berger y Humphrey (1997), los rankings de eficiencia difieren según el enfoque utilizado y según la medida de *output* empleada, aunque las estimaciones son estables en el tiempo una vez definido el enfoque y la especificación del producto, registrando persistencia. Gran parte de la literatura examinada en este trabajo aborda los determinantes de la eficiencia. En este sentido, la eficiencia de las empresas parece ser mayor en ciertas formas de organización empresarial o tipos de control que en otras. De todos modos, una gran parte de estos efectos, aunque siendo estadísticamente significativos son económicamente pequeños. Con todo, los amplios intervalos de confianza de las puntuaciones de eficiencia justifican la recomendación de los autores de chequear la robustez de las regresiones que explican la eficiencia y que las comparaciones no sean individuales sino por grupos.

Una de las limitaciones de los métodos no paramétricos, en particular DEA, que señalan Berger y Humphrey (1997), es su tendencia a clasificar a muchas organizaciones como 100% eficientes, especialmente si las unidades de observación son sucursales. Las instituciones financieras pueden ser completamente eficientes porque no se encuentra ninguna otra que las domine o bien, porque se han incluido muchas restricciones produciendo un número excesivo de auto-identificadores (unidades que no dominan a otras ni son dominadas por otras o combinaciones de otras).

En un trabajo previo, Berger y Humphrey (1992) reconocen la dificultad de que los bancos muchas veces compensan –en parte– a los ahorristas con servicios (descuentos en comercios, productos de catálogo, cobertura de cheques en descubierto, asistencia telefónica, banca a distancia, etc.), cuyo precio y cantidad no están registrados en ningún lado. Cuando los depósitos son considerados como parte del *output* (enfoque de producción o de costo del usuario), estos autores recomiendan que el conteo del volumen de depósitos sirva como *proxy* de los servicios sin precios provistos por el banco y ofrecidos como compensación por la utilización de sus fondos. Pero ello genera un registro imperfecto de una porción no observable del producto bancario, lo cual genera una subestimación por parte del investigador de una parte del costo de los fondos y obstaculiza la comparación entre bancos que se fondean comprando recursos con otros que obtienen fondos de los depósitos. Por otro lado, el enfoque basado en activos, que considera a los depósitos como insumos, omite del producto esta porción de servicios que carecen de precio. El costo de los insumos financieros es asimismo subestimado por la porción de la compensación a los ahorristas. En suma, todos los enfoques padecen la omisión de datos vinculados a las

transacciones de trueque/compensatorias. Una vez que se reconoce esta cuestión, se aclara para estos autores, la necesidad de separar conceptualmente los servicios ofrecidos a los ahorristas (como parte del producto) de los depósitos en sí mismos, que funcionan como un insumo casi adquirido por el banco.

Por otro lado, Berger y Humphrey (*op cit.*) reconocen que la heterogeneidad de los préstamos bancarios no ha sido abordada satisfactoriamente en las investigaciones empíricas. Con independencia del enfoque adoptado, los estudios que toman en cuenta una función de producción bancaria frecuentemente consideran si el *output* está mejor especificado por el número de préstamos (o depósitos) de distinto tipo o por sus respectivos volúmenes monetarios. Esto surge del hecho de que los préstamos no son un servicio homogéneo: difieren en tamaño, riesgo, requisitos de devolución, etc., lo cual hace que tanto el volumen de préstamos otorgados o su tasa de interés sean insuficientes como medida de las transacciones. Además, en tanto los bancos han extendido su tradicional rol de tomadores-prestamistas, las medidas de producto deberían incorporar –según Berger y Humphrey (*op cit.*)– estas actividades no tradicionales. Algunas de ellas (intermediación en colocación de títulos, venta de seguros, ejecución de contratos, etc.) son áreas donde la definición o medición del producto imponen problemas conceptuales.

Drake (2001) emplea un panel de datos con una muestra de las principales instituciones financieras del Reino Unido para el período 1984 – 1995 con la intención de investigar la eficiencia relativa en el sector y analizar los cambios en la productividad de la banca. Para ello, utilizan la técnica DEA y el Índice de Productividad de Malmquist. Dada la falta de consenso en la elección del enfoque a utilizar para el análisis de la eficiencia en entidades financieras, el autor propone dos modelos. El primero de ellos está planteado bajo un enfoque de intermediación mientras que el otro se proyecta en un enfoque de producción. Entre las variables de insumos se encuentran los activos fijos y la cantidad de empleados mientras que las variables de producto son los préstamos, activos corrientes e inversiones y otros ingresos. Asimismo, en concordancia con los distintos enfoques mencionados, los depósitos se consideran como insumo en el primer modelo y producto en el segundo.

Los resultados empíricos respecto a las eficiencias de escala bajo el enfoque de intermediación demuestran una consistencia entre el tamaño de las entidades en relación a sus activos y los rendimientos a escala. En términos generales, los bancos más chicos exhiben rendimientos crecientes a escala en los primeros años del período analizado. Luego, a medida que estos expanden sus activos, las entidades manifiestan

rendimientos constantes. En el caso de los bancos más grandes, el análisis muestra claramente la existencia de rendimientos decrecientes. No obstante, los mismos no están solamente relacionados al tamaño de las entidades sino también a la naturaleza del banco en sí mismo y, en particular, al proceso de producción y gama de productos.

Para todo el período analizado, el promedio de los coeficientes de eficiencia de escala resultaron ser de 0.95 bajo un enfoque de intermediación y de 0.78 de acuerdo al modelo orientado a producción. A pesar de que los resultados bajo este último enfoque revelan magnitudes de ineficiencias de escala mucho mayores, de la lectura de los resultados puede observarse el sostenimiento de un patrón en la relación entre el tamaño de las entidades y el coeficiente de eficiencia similar a lo ocurrido bajo el enfoque de intermediación. No obstante, los autores evidencian en las entidades más grandes un probable cambio estructural de la relación tamaño y eficiencia de escala y lo relacionan con la apertura de nuevos canales de comunicación con los clientes dado el desarrollo de la banca telefónica y *home banking*.

Al mismo tiempo, del análisis surge que las magnitudes de ineficiencia técnica pura también son más elevadas bajo el enfoque de producción. Más precisamente, los coeficientes promedio para toda la muestra y período analizado resultaron ser de 0.73 con el modelo orientado a un enfoque de intermediación mientras que de 0.92 para el enfoque opuesto. Asimismo, los resultados arrojan mayores niveles promedio de eficiencia técnica pura en las entidades pequeñas respecto a las grandes. Por último, el análisis del índice de productividad de Malmquist indica que los bancos de la muestra han exhibido un crecimiento positivo en la productividad durante el período analizado. Además, las estimaciones basadas en el enfoque de producción son considerablemente más elevadas que aquellas basadas en el enfoque de intermediación, con un índice promedio de 1.30 y 1.02 respectivamente. Para la mayoría de los bancos, el crecimiento de la productividad fue el resultado neto de cambios positivos de la frontera (*frontier shift*) y un *catch-up* negativo. Según Drake (2001), gran parte del cambio fronterizo puede ser atribuible a intentos de los bancos para eliminar el exceso de capacidad de cara a una importante competencia en el mercado de servicios financieros del Reino Unido.

Por su parte, Casu y Molyneux (2003) investigaron si la eficiencia del sistema bancario europeo ha tenido algún grado de convergencia hacia una frontera común siguiendo el proceso de armonización legislativa de la unión. Para ello, aplicaron la metodología DEA –bajo un enfoque de intermediación– a datos referidos al período comprendido entre 1993 y 1997 en una muestra de 530 bancos de Alemania, España,

Francia, Italia y Reino Unido. Siguiendo con el enfoque planteado, tomaron como variables de producto a los préstamos totales y otros activos rentables. Por el lado de los insumos, emplearon los depósitos totales y los gastos totales (gastos por intereses, sin intereses y de personal). Los resultados obtenidos muestran un bajo nivel de eficiencia general, aunque se observa una leve mejoría para todos los países de la muestra con excepción de Italia. Además, los mismos revelan que la brecha de eficiencia entre los países creció aún más en el período analizado lo que estaría indicando que las regulaciones y características específicas heredadas de cada país todavía juegan un rol importante en la explicación de los niveles de eficiencia.

Con respecto a la evolución de la eficiencia, Casu *et al.* (2004) utilizaron el Índice de Productividad de Malmquist para la identificación de las posibles causas en los cambios en la productividad de la banca europea para el período comprendido entre 1994 y 2000. Para llevar a cabo el análisis, tomaron sólo a bancos grandes – clasificados en función al tamaño de sus activos– de países como Alemania, España, Francia, Italia, y Reino Unido. Nuevamente, el enfoque considerado fue el de intermediación y las variables *inputs* utilizadas en este caso fueron: el costo promedio de la mano de obra (gastos de personal / activos totales), depósitos (gastos por intereses / financiación a corto plazo) y capital (gastos totales de capital / activos fijos totales). Las variables *outputs*, por su parte, son los préstamos totales y los valores, en un intento de capturar tanto la actividad crediticia tradicional de los bancos (préstamos totales) como el crecimiento de actividades no crediticias (valores). Además, también incluyen el valor nominal de cartas de crédito, derivados y otros tipos de actividades no tradicionales que se están convirtiendo en actividades cada vez más importante en la banca europea y mundial. Los resultados indican, en general, un crecimiento en la productividad total de los factores de las entidades, pero por sobre todo en los bancos españoles (+9.5%) e italianos (+8.9%). No obstante, los componentes de dicho índice reflejan tendencias diferentes. En estos dos países, la descomposición del IPM revela que dichas variaciones son principalmente, producto de un cambio tecnológico. En Francia sucedió algo similar, ya que solamente el cambio tecnológico tuvo un comportamiento promedio positivo para el período analizado, mientras que el resto de los componentes del IPM muestran valores promedio levemente por debajo de la unidad. En el caso de Alemania y Reino Unido, ocurrió todo lo contrario, mientras que la eficiencia global, técnica y de escala tuvieron valores promedios positivos, el componente tecnológico disminuyó.

Por su parte, Ganouati y Essid (2017) exploran la performance de 31 bancos islámicos de 13 países para el período 2005 – 2014 a través del Índice de Productividad de Malmquist y utilizando dos modelos diferentes. El primero, siguiendo un enfoque de producción, el segundo bajo el enfoque de intermediación. En función a la diferencia conceptual existente entre ambos enfoques, las variables empleadas en cada uno de ellos difieren sustancialmente. En este contexto y dentro del llamado enfoque de producción, los autores consideraron como insumos a los gastos en personal, al total de activos fijos y de capital. Por el lado de los productos, recurrieron al total de depósitos y préstamos. En contraste, para el enfoque de intermediación, los autores tomaron a los gastos generales y administrativos, los activos fijos y el total de depósitos como variables *inputs* y a los préstamos y otros activos como variables *outputs*.

Los resultados obtenidos con el enfoque de producción indican que la productividad del sector bancario islámico se ha incrementado en promedio un 6.73% durante el período analizado. A su vez, los autores pudieron identificar la fuente de esta ganancia de productividad en los componentes del índice. En este sentido, las ganancias de eficiencia y las ganancias tecnológicas han sido del orden de 2.48% y 10.84% respectivamente. Sin embargo, los resultados revelan un estancamiento de la eficiencia de escala durante todo el período. Estos resultados sugieren que los bancos islámicos deberían aumentar el tamaño de sus operaciones. Sin embargo, suponiendo el enfoque de intermediación, Ganouati y Essid (2017) concluyeron que el incremento de la productividad total de los factores durante el período 2005 – 2014 fue significativamente mayor (54.36%) como también el rol de las ganancias de eficiencia y tecnológicas (36.33% y 11.86%, respectivamente). En coincidencia con el otro enfoque, los resultados muestran que los bancos analizados experimentaron pérdidas de eficiencia de escala del orden de 0.53%.²⁰

Referido a América Latina, Rivas *et al.* (2006) estudian el impacto del uso de derivados financieros en la eficiencia de 182 bancos de Brasil, Chile y México para los años 2001 y 2002. Para ello se valieron de una estimación en dos etapas, donde primero estimaron los coeficientes de eficiencia a través de la metodología DEA con modelo orientado a insumos y retornos variables a escala bajo un enfoque de intermediación, utilizando los ingresos totales como variable *output* y a los depósitos

²⁰ Los autores concluyen erróneamente que esto indica la presencia de deseconomías de escala y recomiendan que las autoridades monetarias estimulen la fusión de entidades. No obstante, la pérdida de eficiencia de escala implica un desplazamiento del banco sobre la curva de costos medios pero no necesariamente indica si el mismo ocurre en el tramo con pendiente positiva (deseconomías de escala) o negativa (economías de escala).

totales y a los gastos totales sin intereses como variables *input*. Luego, en una segunda etapa, regresaron los puntajes de eficiencia a una variable *dummy* de derivados financieros conjuntamente con variables indicadoras de préstamos, ratios de capital y activos. Los resultados obtenidos indican que, por lo general, el uso de derivados financieros incrementa la eficiencia e incluso, a medida que los bancos se hacen más grandes, este nivel de eficiencia aumenta. No obstante, la crisis financiera mundial de 2008 puso en duda dicho hallazgo cuando se descubrió que la tenencia de derivados financieros “tóxicos” incrementaron las posibilidades de quiebras de bancos. Ello muestra la condicionalidad de la validez de los resultados al período y contexto financiero internacional.

Figueira *et al.* (2009) examinaron la eficiencia bancaria de 204 bancos de 20 países latinoamericanos (sin incluir a la Argentina) con datos del año 2001. Recurrieron a las metodologías DEA y SFA para analizar los efectos en la eficiencia del sector teniendo en cuenta al tipo de propiedad y origen del capital de las entidades. Es decir, si los bancos son de propiedad pública o privada y de capitales nacionales o extranjeros. En este sentido, la publicación testea distintas hipótesis basadas en investigaciones previas, las cuales consideran a los bancos de propiedad privada o de capitales extranjeros como más eficientes. Para la estimación basada en DEA, los autores apelaron a un modelo con orientación a insumos y con rendimientos variables a escala. Utilizaron distintas variables para medir la performance de las entidades, como los rendimientos sobre los activos, sobre el patrimonio, diferencias entre tasas de intereses activas y pasivas, gastos operativos, etc. Por otra parte, desarrollaron un modelo de frontera estocástica en donde el costo total, compuesto por los costos financieros y operativos, es explicado por los salarios y los precios del capital físico y de los fondos prestables. En este caso, la cantidad de producto se describe como el total de préstamos y otros activos rentables. Estos autores no encontraron una evidencia sólida que demuestre que los bancos de propiedad privada en América Latina tuvieron una mejor performance que sus contrapartes de propiedad estatal en el año 2001. Incluso, los resultados revelaron que los bancos de capital extranjero no se desempeñaron mejor que los de origen nacional y que las diferencias sustanciales en la eficiencia estaban más relacionadas con el entorno regulatorio y económico del país en el que operaban los bancos.

Chortareas *et al.* (2010) analizaron el desempeño del sector bancario en 9 países de la región, testeando simultáneamente eficiencia y poder de mercado bajo una variación del enfoque de intermediación. Para ello, utilizaron una muestra de 2500

observaciones en bancos latinoamericanos tomando como variables de insumos a los gastos en personal y gastos por intereses y sin intereses. Por el lado de los productos, consideraron a los préstamos totales y otros activos rentables. Los resultados obtenidos indican que, en promedio, los índices de ineficiencia son de 32% mientras que los de ineficiencias de escala de 25%. De acuerdo a los autores, estas cifras son más elevadas que las mostradas para bancos de Estados Unidos y Europa presentadas en el trabajo de Berger y Humphrey (1997). Para dichos autores, esto se debe a que los indicadores de la banca latinoamericana muestran signos de un sustancial sufrimiento a causa de las repetidas crisis financieras ocurridas en la región en el período analizado. Asimismo, sostienen que el grado de capitalización, calculado como el capital sobre los activos y el tamaño de los activos de las entidades, sería otro de los factores explicativos más significativos del desempeño de los bancos de la región. En este contexto, concluyen que a pesar de un significativo aumento en las adquisiciones por parte de bancos extranjeros, los beneficios de las entidades no parecen explicarse por un mayor poder de mercado. En contraste, la eficiencia (particularmente la eficiencia de escala) parece ser la principal fuerza motriz de la mayor rentabilidad en las entidades financieras de la mayoría de los países de América Latina. Por otra parte, Chortareas *et al.* (2010) complementaron el análisis presentando la tendencia de la rentabilidad del activo (ROA) para el mismo período. Dicho estudio mostró claramente que la ROA sigue una tendencia similar a la evolución de los puntajes de eficiencia estimados. De hecho, el coeficiente de correlación de Pearson confirma que hay una relación positiva entre estas variables dado que éste toma un valor de 0.76 para la ineficiencia técnica y de 0.63 para las ineficiencias de escala.

En lo que se respecta a la Argentina, las contribuciones de la literatura pueden clasificarse "...en aportes sobre eficiencia comparativa, evolución de la productividad, determinación de economías de escala, efectos sobre la eficiencia o la productividad de las fusiones y el análisis de eficiencia de sucursales, entre otros..." (Ferro *et al.*, 2014, p. 13). Si bien la mayoría de esos trabajos utilizaron modelos econométricos, Argañaraz (2014) recurrió a un modelo DEA orientado a insumos y con rendimientos constantes a escala para analizar el impacto de las inversiones en tecnologías de la información (TI). Para ello, se valió de una muestra de 34 bancos comerciales argentinos con datos del período 2008 – 2012 y consideró en varias etapas; en primer lugar, las inversiones en TI, el gasto en personal, activos y otro tipo de gastos no vinculados a intereses operan como *inputs* para generar depósitos como *output*. En la segunda etapa los depósitos son considerados insumos para la generación de

ganancias financieras (es decir, provenientes del cobro de intereses por préstamos) y aquellas originadas en la prestación de otros servicios. Finalmente estiman un modelo donde los insumos de la primera etapa generan los productos finales, omitiendo los depósitos como producto intermedio. Los resultados mostraron que los bancos que cuentan con mayores niveles de depósitos lograron adecuar de mejor manera a los beneficios de las inversiones en TI y por ende, fueron más eficientes.

Dentro de las metodologías no paramétricas, Ferro *et al.* (2014) analizaron las ganancias potenciales en eficiencia de cinco fusiones bancarias argentinas producidas entre los años 2005 y 2011. Se valieron de modelos DEA con rendimientos constantes y variables a escala. A su vez, calcularon el Índice de Herfindahl – Hirschman (IHH) para medir el grado de concentración de las entidades antes y después de las respectivas fusiones. Como insumos utilizaron a la cantidad de empleados, los activos fijos y los depósitos. Por el lado de los productos recurrieron a los préstamos, las inversiones y los ingresos por servicios. Por cómo fueron consideradas dichas variables, se deduce que el enfoque esgrimido es el de intermediación. Para el modelo con rendimientos a escala, los resultados indican una eficiencia promedio de las entidades analizadas de 0.61 mientras que bajo un modelo con rendimientos variables, el nivel de eficiencia promedio se eleva a 0.73. Por otro lado, la medición de las ganancias en eficiencia como consecuencia de las fusiones revela niveles de ganancia potenciales menores para el caso de un modelo con rendimientos variables. Asimismo, de la comparación entre los niveles de eficiencia ex-ante y ex-post, se muestran resultados disímiles. No obstante, en todos los casos se observa un efecto aprendizaje positivo dado que cada uno de los bancos es ineficiente individualmente.

Seffino y Hoyos Maldonado (2016) recurrieron a un modelo DEA con orientación a insumos para el análisis de la eficiencia bancaria argentina entre los años 2005 y 2013. En este caso, y a diferencia de la mayoría de las publicaciones referidas al sector, acudieron a un enfoque de producción, por lo que consideraron a los bancos como generadores tanto de depósitos como de préstamos. Conforme a dicha metodología, utilizaron a las cantidades de cuentas corrientes, cajas de ahorro, plazos fijos, préstamos, tarjetas de crédito y un indicador de ingresos por servicios como variables de producto. Por el lado de los insumos, seleccionaron a la cantidad de empleados, sucursales y un indicador de egresos por servicios. Los autores comprobaron una mejoría en la productividad total de los factores para un importante número de entidades, apoyada esencialmente en progresos de la eficiencia técnica pura y medida a través del Índice de Productividad de Malmquist.

Charles *et al.* (2016) utilizaron DEA con un enfoque de intermediación para analizar la eficiencia técnica de 14 bancos públicos argentinos en el período 1998 – 2014. Al mismo tiempo, recurren a la técnica computacional de media progresiva ponderada temporal la cual otorga distintas ponderaciones a los datos. Por el lado de los productos, optaron por la cantidad de préstamos, la suma de los depósitos y de otros activos como letras y bonos. Los resultados obtenidos bajo modelos DEA-CRS y DEA-VRS indican una eficiencia promedio de 0.67 y 0.76 respectivamente para el año 2014, último período analizado. Asimismo, se observa que la eficiencia técnica promedio de los bancos públicos analizados sufre una fuerte caída en los años 1999 y 2002, probablemente asociada a la crisis macroeconómica. No obstante, se debe señalar que este trabajo utiliza como único insumo al costo total, compuesto por la suma de intereses, salarios, gastos de administración, comisiones por servicios, entre otros. Este elemento diluye el tipo de eficiencia que se analiza, en tanto combina cantidades físicas con monetarias.

Un impulso reciente que tomó la literatura sobre la eficiencia bancaria es el impacto de la crisis financiera de 2008 sobre el desempeño de este tipo de instituciones. En este sentido, Anayiotos *et al.* (2010) emplearon la metodología DEA – bajo un enfoque de activos– para la estimación de la eficiencia relativa de 125 bancos de 14 países que del este y centro de Europa. Para ello, los autores contaron con datos para tres períodos bien diferenciados. El primero, referido al año 2004, en el que el crecimiento de la economía de dichos países se aceleró y extendió. Luego, recurrieron a datos del 2007, es decir, un año antes de la crisis financiera de las *subprime* y por último, utilizaron observaciones de 2009, año de la crisis y con tasas de crecimiento negativas para toda la región. En este caso, las variables elegidas como insumos fueron el capital total, los gastos por intereses y los gastos operativos. Los préstamos totales, los beneficios antes de impuestos y la cartera de valores se eligieron como productos.

Los resultados sugieren que los puntajes de eficiencia antes de la crisis estuvieron afectados al nivel de desarrollo de cada país. Las estimaciones también indican que la expansión del crédito antes de la crisis influyó en los niveles de eficiencia, lo que podría estar vinculado con la creación de burbujas financieras en la región durante el período analizado. Otros posibles factores determinantes de la eficiencia bancaria, como el tamaño de las entidades, la pertenencia a la unión europea o a un grupo financiero con presencia en más de un país, la regulación del mercado crediticio, los diferenciales de tasas de interés, la propiedad estatal, la calidad

de los activos y el tamaño del mercado bursátil no resultan tener un impacto estadísticamente significativo. Finalmente, los resultados también apuntan a que la eficiencia bancaria aumentó durante el boom anterior a la crisis, pero cayó durante la crisis.

Las dificultades crediticias ocurridas desde la segunda mitad de 2007 y generada por la tenencia de instrumentos financieros conocidos como “derivados tóxicos” por parte de grandes bancos internacionales, alteró la estabilidad de los mercados financieros a nivel mundial. Los precios de las acciones de algunos de los gigantes bancarios, como *Citigroup* y el *Royal Bank of Scotland (RBS)*, se tambalearon en más del 95% desde 2007 hasta enero de 2009 (Luo *et al.*, 2011). En este sentido, dichos autores investigaron sobre cómo los tres mayores bancos estatales chinos lograron convertirse en los mayores ganadores del mercado como resultado de la crisis y reemplazaron a los gigantes estadounidenses y europeos para convertirse en los bancos más grandes del mundo en capitalización de mercado a principios de 2009. Según Luo *et al.* (2011) la respuesta a esto proviene de la última reforma bancaria de China centrada en la transformación de la propiedad a través de la participación extranjera y la cotización de los bancos en el mercado de acciones. Para ello, los autores compararon la eficiencia de 14 bancos comerciales chinos antes y después de sus ofertas públicas y empleando tanto un enfoque no paramétrico (DEA) como un enfoque paramétrico (SFA) para el período 1999 – 2008. Para la selección de las variables escogieron un enfoque de intermediación. Como producto recurrieron a los préstamos totales y otros activos rentables (incluidas inversiones a corto plazo, inversiones a largo plazo, depósitos en bancos centrales, otras inversiones, etc.). Las variables de insumos incluyeron el número de empleados, los activos fijos y los depósitos.

Los resultados de un modelo DEA con rendimientos constantes a escala indican una eficiencia media de aproximadamente 0.86. No obstante, y a pesar de las últimas reformas llevadas a cabo por el gobierno chino mencionadas anteriormente, los tres bancos públicos chinos más grandes tuvieron un desempeño inferior al de sus contrapartes privadas. Incluso, los autores concluyen que los puntajes de eficiencia promedio de 9 de los de 14 bancos estudiados se agruparon en torno a 0,85, lo que sugiere que existe un potencial significativo para una mejora de la eficiencia incluso entre los bancos que cotizan en el mercado. Asimismo, sus estimaciones indican que la cotización en bolsa es una manera efectiva de mejorar la eficiencia de las entidades. Luego de excluir el efecto escala a través de un modelo DEA con rendimientos

variables a escala, la eficiencia promedio de los bancos estudiados se incrementó a 0.92 lo que implicaría que la principal fuente de ineficiencia fueron sus deseconomías de escala. Bajo el modelo econométrico, la eficiencia técnica promedio estimada para los 14 bancos de la muestra es de 0.95, mejorando constantemente desde un índice de 0.88 para el año 1999 a más de 0.99 en el año 2008. En línea con las estimaciones de DEA, luego de la cotización en bolsa de las entidades, las estimaciones de eficiencia mejoraron para 12 de los 14 bancos. De acuerdo a Luo *et al.* (2011), estar sujeto a mayores disciplinas de mercado y acceder a recursos financieros más amplios, permitiría que los bancos cotizantes en el mercado mejoraran sus eficiencia técnica pura al tiempo que obtendrían mejores economías de escala.

En términos generales, los resultados confirman que la reforma bancaria en China en los últimos 10 años logró un notable progreso. Los niveles de eficiencia de todos los bancos de la muestra mejoraron significativamente, y en principio, esto se explica porque los bancos chinos estaban menos afectados por la crisis de las *subprime* que sus contrapartes occidentales. No obstante, los autores concluyeron que para evaluar más críticamente el efecto de la salida a bolsa sobre la eficiencia de bancos, se necesitarían datos durante algunos años posteriores a la crisis como para poder evaluar las fluctuaciones del mercado y su correspondiente efecto en la eficiencia de las entidades.

4.8. Datos y variables seleccionadas para el análisis envolvente de datos

Para el cálculo de la eficiencia a través del análisis envolvente de datos, el presente trabajo adoptó un enfoque “producción” conforme lo planteado por Stavárek (2005). Es decir, considera a los bancos como generadores de depósitos y préstamos, siendo ambas variables de producto. Por el lado de los insumos se consideró al capital físico y trabajo. La adopción de este enfoque se fundamenta en la típica política comercial adoptada por los bancos del mercado minorista argentino. La misma se encuentra en todas las entidades que constituyen la mayor parte del mercado y está catalogada bajo el nombre de *bundling*, es decir, un paquete de productos –tanto activos como pasivos– que se concentran en cada cliente.

A su vez, los bancos segmentan por niveles de riesgo, asignando a cada uno de los clientes un conjunto de productos pasivos (cajas de ahorros, cuentas corrientes, etc.) y productos activos (tarjetas de crédito, préstamos “preacordados”, adelantos en cuentas corrientes, etc.). Asimismo, las entidades suelen distinguir entre personas

físicas y clientes corporativos o pymes, para los cuales van asignando los diferentes paquetes de productos.

En virtud de ello, por el lado de los insumos se seleccionaron las siguientes variables: cantidad de filiales habilitadas, cantidad de empleados y la variable egresos por servicios²¹. La actividad desarrollada por los bancos se puede encuadrar, habitualmente, en dos grandes ramas: financiera y transaccional. En la primera se engloba la captación de depósitos y el otorgamiento de préstamos, bajo distintos formatos. En tanto, en la segunda, se incluye la comercialización de servicios y productos empleando, a tal efecto, la estructura de la entidad. Bajo este último formato, se incluye, por ejemplo, la venta de seguros, bienes y servicios, cajas de seguridad, etc. De esta manera, existirán ciertos recursos (personal y filiales) que se asignan a ambas finalidades pero, al mismo tiempo, se realizan ciertas erogaciones específicas de la actividad transaccional que, a los efectos de este trabajo, se engloban dentro de la variable “egresos por servicios”.

Por lo anterior, los resultados presentados se clasifican en “enfoque tradicional”, que considera como variables de producto aquellas directamente relacionadas con la generación de cuentas (depósitos, préstamos, tarjetas) y en “enfoque transaccional”, que agrega a la definición anterior indicadores de servicios no financieros.

Por el lado de los productos, se han considerado a las (cantidades de) cajas de ahorro, cuentas corrientes, plazos fijos, préstamos y titulares de tarjetas de crédito, como así también, a los ingresos por servicios. En este sentido, los conceptos de ingresos y egresos por servicios están vinculados a la amplia gama de servicios que operan las entidades bancarias en Argentina, incluidas las políticas de *bundling* mencionadas anteriormente, las cuales serían de dificultosa incorporación en una variable no monetaria.

Tal como se planteó anteriormente, los bancos construyen su clientela a partir de segmentar el tipo de cliente (empresa o no) y el nivel de riesgo asociado. De ello se desprende que la generalidad de los clientes recibe – al menos potencialmente – productos activos y pasivos desde el punto de vista de la entidad emisora. Pero no necesariamente cada cliente obtiene los mismos productos. Así, por ejemplo, dentro de los particulares existen aquellos que acceden al “paquete” básico que incluye una

²¹ Se debe señalar que desde 2005 el BCRA publica además la cantidad de cajeros automáticos operativos por entidad, lo cual podría ser considerado como un insumo adicional a la cantidad de filiales y de empleados. No obstante, en este trabajo se decidió omitirlo en tanto se cree que no incide en la cantidad de cuentas de depósito y de préstamos. Es probable que el *stock* de cajeros impulse el número de operaciones una vez que las cuentas están abiertas, pero no así en la apertura de las mismas.

caja de ahorro y una tarjeta de crédito. En tanto, existen otros que, por ejemplo, por su condición de empleados en relación de dependencia obtienen adicionalmente una cuenta corriente, un préstamo “preacordado” y un eventual adelanto en cuenta corriente. Esta diferenciación contribuye a explicar el diferencial en productos “individuales” (cantidad de cuentas) y volúmenes de tales productos (saldos) que exhibe cada banco.

A su vez, es necesario destacar que durante el período analizado, la cantidad de entidades que operaron en el sistema financiero argentino se ha visto modificada a partir de fusiones y adquisiciones. Por ejemplo, en diciembre del año 2004 existían 72 entidades financieras mientras que a fines de 2016 había sólo 63. Por lo tanto, para garantizar la comparabilidad directa y el ordenamiento de los niveles de eficiencia por aplicación de la metodología DEA, se procedió a construir una muestra excluyendo aquellas entidades que no operaron en todo el período examinado o para las cuales no se contó con datos para alguna de las variables estudiadas. Por ejemplo, se excluyeron de la muestra los bancos mayoristas. Esta elección es recomendable en el empleo de la técnica DEA, en tanto sus resultados son menos confiables en presencia de un elevado grado de diferenciación entre DMU.

Así, se obtuvo una muestra de 35 bancos. Sin embargo, es importante resaltar que estas 35 entidades reúnen, a diciembre de 2016, el 97% de los activos del sistema. En este contexto, la Tabla 4.1 muestra (en porcentaje) lo que representan los bancos de la muestra sobre el total de cada una de las variables seleccionadas y para ambas puntas del período analizado.

Tabla 4.1. Representatividad de la muestra final en las variables consideradas

	2004	2016
Variables de insumo		
Empleados	88%	96%
Filiales habilitadas	88%	98%
Egresos por servicios	84%	98%
Variables de producto		
Cuentas corrientes	90%	95%
Cajas de ahorro	91%	98%
Plazos fijos	86%	97%
Préstamos	87%	99%
Tarjetas de crédito	84%	95%
Ingresos por servicios	87%	96%

Fuente: elaboración propia en base a información de BCRA.

Los datos utilizados en el trabajo corresponden al mes de diciembre de cada año y fueron extraídos del reporte titulado “Información de Entidades Financieras”

elaborado por la Superintendencia de Entidades Financieras y Cambiarias (SEFyC) dependiente del BCRA. Como una primera aproximación a los mismos, la Tabla 4.2 muestra los estadísticos descriptivos de las variables definidas anteriormente para el año 2016. Las variables expresadas en pesos fueron deflactadas²² a fin de eliminar el componente inflacionario de las mismas.

Tabla 4.2. Estadísticos descriptivos de las variables. 2016

	Obs.	Unidad	Media	Desvío estándar	Mínimo	Máximo
Filiales habilitadas	35	Cantidad	125.26	143.08	7.00	634.00
Empleados	35	Cantidad	2955.29	3715.87	206.00	18592.00
Egresos por servicios	35	Pesos (millones)	31.78	45.77	0.51	186.76
Cuentas corrientes	35	Cantidad	148981.30	272615.80	667.00	1107558.00
Cajas de ahorro	35	Cantidad	1236408.00	1976507.00	54758.00	10564271.00
Plazos fijos	35	Cantidad	85323.77	125360.60	1129.00	592364.00
Préstamos	35	Cantidad	808823.30	1123001.00	11282.00	5305818.00
Tarjetas de crédito	35	Cantidad	610235.60	804203.40	13716.00	3569933.00
Ingresos por servicios	35	Pesos (millones)	88.51	111.78	1.87	407.75

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Asimismo, para conservar uniformidad en la exposición de los datos y resultados, se considerará como factor de referenciación de la entidad al número de cuenta corriente que cada banco posee en el BCRA. Dicho número es único y permanente. En caso de fusión o absorción de entidades, la SEFyC mantiene tal número para el banco continuador. Por ejemplo, en el caso del *BankBoston*, adquirido en 2007 por el *Standard Bank* y luego vendido en 2012 al *ICBC*, el número de cuenta al que se hace referencia anteriormente es el 015 y se mantuvo para las tres entidades mencionadas. En el ANEXO I se presentan los nombres de cada entidad financiera, su número de cuenta correspondiente y el tipo de propiedad y origen del capital respectivo. Todas las estimaciones se realizaron a través del *software* Stata v13.

4.9. Resultados basados en el análisis envolvente de datos

Inicialmente, se aplicó un modelo DEA orientado a insumos bajo rendimientos constantes a escala (DEA-CRS). Los resultados obtenidos para el año 2016 indican una eficiencia técnica promedio de 0.79 para el conjunto de bancos que componen la muestra según el enfoque tradicional. Asimismo, y como una manera de examinar el aporte de la banca transaccional al grado de eficiencia de las entidades, se incorporaron al análisis las variables ingresos y egresos por servicios. En este caso, la eficiencia técnica promedio para el 2016 se eleva a 0.90 lo que estaría indicando que

²² Fuente: *Economic Trends*.

la venta de servicios no financieros tiene un efecto positivo en la eficiencia técnica de los bancos. Sin embargo, en tanto los ingresos y egresos por servicios se expresan en unidades monetarias, el puntaje de eficiencia puede no ser enteramente atribuible a eficiencia técnica.

Como se mencionó en capítulos anteriores, el análisis DEA mide la eficiencia técnica relativa de cada entidad en relación al resto de las unidades estudiadas. Por lo tanto, ello permite obtener un ranking de las entidades más eficientes. En general hay coincidencia en las posiciones iniciales y finales de ranking entre un modelo y otro pero se registran variaciones en los lugares intermedios. En particular, el banco Macro, el Citibank, el de Formosa, Itaú, Comafi y ICBC alcanzan la eficiencia completa en el enfoque transaccional. No obstante, el banco Supervielle y La Pampa mantienen su posición relativa a pesar de un incremento en su nivel de eficiencia (Tabla 4.3)²³.

²³ Se debe recordar que si bien varios bancos son clasificados como eficientes ($\theta = 1$), pueden ubicarse en distinto lugar en el ranking según el número de bancos para los cuales resultan referentes.

Tabla 4.3
Ranking de eficiencia. Modelo DEA-CRS. 2016

Número	Banco	<i>Enfoque tradicional</i>		<i>Enfoque transaccional</i>	
		Ranking	Coficiente de Eficiencia Técnica	Ranking	Coficiente de Eficiencia Técnica
11	De la Nación Argentina	1	1.00	2	1.00
29	De la Ciudad de Buenos Aires	2	1.00	9	1.00
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	3	1.00	5	1.00
14	De la Provincia de Buenos Aires	3	1.00	8	1.00
17	BBVA Francés S.A.	3	1.00	6	1.00
44	Hipotecario S.A.	3	1.00	9	1.00
65	Municipal de Rosario	3	1.00	9	1.00
72	Santander Río S.A.	3	1.00	3	1.00
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	3	1.00	9	1.00
321	De Santiago del Estero S.A.	3	1.00	4	1.00
191	Credicoop Cooperativo Limitado	11	1.00	9	1.00
45	De San Juan S.A.	12	0.98	19	0.98
322	Banco Industrial S.A.	13	0.92	9	1.00
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	14	0.91	21	0.92
285	Macro S.A.	15	0.90	1	1.00
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	16	0.86	26	0.86
389	Banco Columbia S.A.	17	0.85	22	0.92
16	Citibank N.A.	18	0.85	9	1.00
315	De Formosa S.A.	19	0.83	9	1.00
27	Supervielle S.A.	20	0.80	20	0.98
34	Patagonia S.A.	21	0.79	25	0.88
93	De La Pampa S.E.M.	22	0.75	23	0.89
60	Del Tucumán S.A.	23	0.70	28	0.74
15	ICBC S.A.	24	0.69	18	1.00
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	25	0.68	29	0.69
309	Rioja S.A.	26	0.66	32	0.66
150	HSBC Bank Argentina S.A.	27	0.63	24	0.88
259	Itaú Argentina S.A.	28	0.59	9	1.00
303	Finansur S.A.	29	0.59	30	0.67
299	Comafi S.A.	30	0.53	6	1.00
83	Del Chubut S.A.	31	0.52	33	0.65
94	De Corrientes S.A.	32	0.50	31	0.66
86	De Santa Cruz S.A.	33	0.50	27	0.85
268	Provincia de Tierra del Fuego	34	0.36	34	0.63
97	Provincia del Neuquén S.A.	35	0.29	35	0.58
	Promedio		0.79		0.90
	CV		26.0%		15.5%
	% Bancos eficientes		31.4%		51.4%

Fuente: elaboración propia

Un modelo con rendimientos constantes a escala como el analizado anteriormente es apropiado cuando las DMU están operando en un nivel de escala óptimo, aunque esto puede no ser siempre válido. En este sentido, podrían manifestarse situaciones de ineficiencias de escala, es decir, el concepto de eficiencia técnica podría estar ocultando un efecto de rendimientos de escala. Consiguientemente, la medición de eficiencia técnica debería desagregar una medida de eficiencia de escala de otra que represente la eficiencia técnica pura. Para ello, se aplicó un modelo DEA orientado a insumos bajo rendimientos variables a escala (DEA-VRS).

Tabla 4.4
Ranking de eficiencia. Modelo DEA-VRS. 2016

Número	Banco	<i>Enfoque tradicional</i>		<i>Enfoque transaccional</i>	
		Ranking	Coficiente de Eficiencia Técnica	Ranking	Coficiente de Eficiencia Técnica
45	De San Juan S.A.	1	1.00	10	1.00
29	De la Ciudad de Buenos Aires	2	1.00	25	1.00
44	Hipotecario S.A.	3	1.00	10	1.00
65	Municipal de Rosario	4	1.00	10	1.00
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	5	1.00	8	1.00
11	De la Nación Argentina	5	1.00	10	1.00
14	De la Provincia de Buenos Aires	5	1.00	6	1.00
17	BBVA Francés S.A.	5	1.00	10	1.00
86	De Santa Cruz S.A.	5	1.00	10	1.00
303	Finansur S.A.	5	1.00	10	1.00
309	Rioja S.A.	5	1.00	10	1.00
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	5	1.00	10	1.00
321	De Santiago del Estero S.A.	5	1.00	7	1.00
322	Banco Industrial S.A.	5	1.00	5	1.00
191	Credicoop Cooperativo Limitado	15	1.00	1	1.00
72	Santander Río S.A.	16	1.00	9	1.00
285	Macro S.A.	17	1.00	10	1.00
389	Banco Columbia S.A.	18	0.96	26	0.99
315	De Formosa S.A.	19	0.93	10	1.00
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	20	0.92	29	0.93
34	Patagonia S.A.	21	0.91	3	1.00
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	22	0.90	30	0.91
93	De La Pampa S.E.M.	23	0.89	27	0.95
16	Citibank N.A.	24	0.86	10	1.00
268	Provincia de Tierra del Fuego	25	0.82	2	1.00
27	Supervielle S.A.	26	0.80	10	1.00
60	Del Tucumán S.A.	27	0.77	31	0.81
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	28	0.70	34	0.70
15	ICBC S.A.	29	0.69	4	1.00
259	Itaú Argentina S.A.	30	0.63	10	1.00
83	Del Chubut S.A.	31	0.63	33	0.74
299	Comafi S.A.	32	0.63	10	1.00
150	HSBC Bank Argentina S.A.	33	0.63	28	0.94
94	De Corrientes S.A.	34	0.57	32	0.74
97	Provincia del Neuquén S.A.	35	0.36	35	0.58
	Promedio		0.87		0.95
	CV		19.0%		10.8%
	% Bancos eficientes		48.6%		71.4%

Fuente: elaboración propia

En este caso, los resultados obtenidos para el año 2016 indican un índice de eficiencia técnica promedio de 0.87 sin incluir las variables ingresos y egresos por servicios y de 0.95 en el caso de incluirlas (Tabla 4.4). Dichos promedios son similares a los obtenidos por Drake (2001) para la banca del Reino Unido en el período 1984 – 1995 a la vez que son mayores a los obtenidos por Ferro *et al.* (2013) para entidades financieras argentinas en el cual el nivel de eficiencia promedio para el período 2005 – 2011 resultó ser de 0.44 para un modelo DEA-CRS y 0.73 para un modelo DEA-VRS. Del mismo modo, Charles *et al.* (2016) encontraron para bancos argentinos una eficiencia técnica promedio de 0.67 para un modelo DEA-CRS y de 0.76 para uno DEA-VRS para 2014. No obstante, en ambos casos el enfoque utilizado por dichos autores fue el de intermediación. En el caso argentino se puede concluir que, en tanto

las entidades bancarias no son esencialmente las mismas que las analizadas por Ferro *et al.* (*op.cit.*) y Charles *et al.* (*op.cit.*), pueden haber operado tres factores: i) en 2016 aumentó la eficiencia respecto de 2011 y/o ii) la banca argentina es menos eficiente intermediando que generando productos²⁴ y/o iii) la muestra utilizada por otros autores incluye bancos más diversos que la muestra propia, reduciendo el nivel de eficiencia respecto del obtenido aquí.

Asimismo, la técnica DEA-VRS revela que, bajo un enfoque de producción tradicional, un 48.6% de las entidades analizadas (17 DMU) son técnicamente eficientes en los términos planteados por Koopmans (1951). Es decir, dicha cantidad de entidades se encuentra sobre la frontera de eficiencia, siendo sus holguras de *inputs* y *outputs* cero y por consiguiente, teniendo un índice de eficiencia igual a la unidad. Por otra parte, de aquellas entidades ineficientes, los resultados indican que 6 tienen una eficiencia mayor o igual al promedio de 0.87 mencionado anteriormente y otros 12 bancos se encuentran por debajo del mismo. En cambio, los resultados para la variante del modelo DEA-VRS que incorpora la función transaccional se muestran disímiles. En este caso, un 71.4% de las entidades (25 DMU) se encuentra sobre la frontera de eficiencia. De los bancos ineficientes, 2 bancos tienen una eficiencia mayor o igual al promedio y 8 presentan una ineficiencia menor. La Tabla 4.4 exhibe coincidencias en el general en los bancos eficientes aunque, a diferencia de la Tabla 4.3, la mayor variabilidad en las posiciones del ranking y de $\hat{\theta}$ se presentan hacia el final (Comafi, HSBC, Itaú, ICBC). En las posiciones intermedias se registra cierta variabilidad en la posición pero no tanto en $\hat{\theta}$.

Se debe destacar que en el modelo DEA-CRS tanto con la variante tradicional como la transaccional, la mayoría de los bancos que tienen los menores valores de eficiencia son bancos provinciales del interior, los que suelen ser públicos y pequeños. Esto podría explicarse por un rol diferenciado de este tipo de banca que, para garantizar la accesibilidad, debe instalar sucursales en localidades con escaso volumen de operaciones y cuentas. En este sentido, parecería existir un *trade-off* entre eficiencia (objetivo empresarial) y accesibilidad (objetivo "social" o colectivo). Sin embargo, al examinar los resultados del modelo DEA-VRS, esta apreciación no se mantiene indicando que los bancos provinciales exhibirían menores puntajes de

²⁴ Se debe reconocer, no obstante que ambas referencias utilizan una muestra mayor en tanto consideran casi la totalidad de entidades bancarias que operan en el país. El análisis aquí desarrollado eliminó bancos de la muestra para lograr mayor homogeneidad y resultar más fiel al espíritu del enfoque basado en envolverte de datos que requiere que las DMU no difieran sustancialmente. Este es otro elemento que puede explicar las diferencias en la eficiencia promedio.

eficiencia global por cuestiones de escala más que de eficiencia pura. En particular, los bancos provinciales exhiben menores scores de eficiencia de escala que pura.

La Tabla 4.5 muestra la descomposición propuesta por Coelli *et al.* (2005) a fin de deslindar la eficiencia técnica pura de la de escala. Ésta indica que 31.4% de las entidades (11 DMU) se encuentran operando bajo rendimientos constantes a escala. Es decir, son técnicamente eficientes y operan en su nivel de producción óptimo. Por otro lado, se deduce que 62.9% de las entidades (22 DMU) trabaja bajo rendimientos crecientes a escala. De éstas, sólo 5 entidades registran eficiencia técnica pura y 3 eficiencia de escala. Luego, existen 3 entidades que operan con rendimientos decrecientes a escala pero ninguna de ellas es eficiente en esa dimensión. Estos resultados coinciden con los hallados por Ferrier y Lovell (1990) para bancos norteamericanos en el año 1984.

Nuevamente, se buscó observar el efecto transaccional de la banca en el comportamiento de la eficiencia de escala. En este caso, al incorporar al análisis las variables ingresos y egresos por servicios, el porcentaje de entidades que se encuentran operando bajo rendimientos constantes a escala se eleva a 51.4% (18 DMU) y no se observan cambios sustanciales en los puntajes de eficiencia de los bancos que operan con rendimientos crecientes o decrecientes a escala. En el ANEXO II se presentan los resultados obtenidos para cada uno de los bancos incluidos en la muestra.

Tabla 4.5
Eficiencia Técnica Pura y de Escala. 2016

		Rendimientos constantes a escala	Rendimientos crecientes a escala		Rendimientos decrecientes a escala	
		Eficiencia Técnica Pura y de Escala	Eficiencia Técnica Pura	Eficiencia de Escala	Eficiencia Técnica Pura	Eficiencia de Escala
<i>Enfoque tradicional</i>	N° de Bancos	11	5	3	1	0
	% del Total	31.4%	14.3%	8.6%	2.9%	0.0%
<i>Enfoque transaccional</i>	N° de Bancos	18	5	0	2	0
	% del Total	51.4%	14.3%	0.0%	5.7%	0.0%

Fuente: elaboración propia

Posteriormente, se analizó la variación de la eficiencia conforme a los activos de los bancos con un modelo DEA-VRS y para 2016. En la Tabla 4.6 se observa que los bancos más pequeños y los más grandes son los que tienen una mejor performance promedio que el resto de las entidades tanto con la variante tradicional como con la

modalidad transaccional. En el ANEXO III se detalla la categoría a la que pertenece cada uno de los bancos estudiados.

Tabla 4.6
Eficiencia promedio según activos. DEA-VRS. 2016

		Tamaño según sus activos				Total
		Menos de 10 M	Entre 10 y 23 M	Entre 23 y 78 M	Más de 78 M	
Eficiencia Técnica Promedio	<i>Enfoque tradicional</i>	0.96	0.77	0.83	0.95	0.87
	<i>Enfoque transaccional</i>	1.00	0.87	0.96	0.99	0.95

Fuente: elaboración propia

Del mismo modo, es interesante destacar que el promedio de eficiencia técnica que obtuvieron las entidades bajo un modelo DEA-VRS en el año 2016 varía de acuerdo al tipo de propiedad y origen del capital. Para ello, se clasificaron a los bancos integrantes de la muestra teniendo en cuenta si su capital es público, privado nacional o privado extranjero²⁵. La Tabla 4.7 revela que la eficiencia técnica promedio de los bancos privados de capital extranjero y públicos bajo el enfoque tradicional se encuentra por debajo de la performance promedio de la muestra mientras que el promedio de eficiencia de los bancos privados de capital nacional es superior al promedio. No obstante, los resultados anteriores cambian para las entidades privadas de capital extranjero cuando se analiza el enfoque transaccional. En este caso, estos bancos presentan una eficiencia técnica mayor al promedio demostrando un efecto positivo de la banca transaccional en este segmento. El ANEXO IV muestra a qué categorías pertenece cada una de las entidades analizadas.

Tabla 4.7
Eficiencia global según la propiedad y origen del capital. DEA – VRS. 2016

		Propiedad y origen del capital			Total
		Privado extranjero	Privado nacional	Público	
Eficiencia global promedio	<i>Enfoque tradicional</i>	0.82	0.92	0.85	0.87
	<i>Enfoque transaccional</i>	0.99	0.96	0.91	0.95

Fuente: elaboración propia

Al mismo tiempo, la metodología permite identificar a las holguras de *inputs* y *outputs*. Teniendo en cuenta que una unidad de análisis presenta holguras de insumos cuando puede producir la misma cantidad de *output* reduciendo la cantidad de *inputs*, o lo contrario, para el caso de las holguras de *outputs*, los resultados obtenidos a

²⁵ Esta última categoría incluye tanto a los bancos locales de capital extranjero como a los bancos que son sucursales de entidades financieras del exterior.

través de DEA posibilitan revelar cuáles fueron las variables a mejorar por parte de la entidades ineficientes teniendo en cuenta el desempeño de las unidades de referencia y, a partir de dicha información, optimizar su coeficiente de eficiencia. En tanto más del 60% de los bancos estudiados exhibe rendimientos crecientes a escala, el análisis de este aspecto considera los indicadores de *slacks* producidos por el modelo DEA-VRS. La Tabla 4.8 muestra a las holguras de *inputs* y *outputs* para las entidades analizadas y bajo las especificaciones tradicional y transaccional.

El análisis de holguras bajo un enfoque de producción tradicional indica que éstas se concentran en filiales por el lado de los insumos y en cuentas corrientes, préstamos y tarjetas de crédito por el lado de los productos. A su vez, los *slacks* de filiales provienen mayormente de bancos provinciales (a excepción del Patagonia), mientras que las holguras de productos se concentran en bancos privados. No obstante, cuando se adiciona la función transaccional, cae el número de bancos con holguras (porque aumenta la eficiencia promedio) y la distribución de esos *slacks* parece concentrarse en bancos provinciales. La única excepción a este patrón la constituye el banco HSBC con déficit por el lado de los productos en préstamos y cajas de ahorro.

Tabla 4.8. Holguras de Inputs y Outputs. 2016

<i>Enfoque tradicional</i>										
Número	Banco	Holguras de Inputs				Holguras de Outputs				
		Filiales Habilitadas	Empleados	Egresos por servicios	Cuentas Corrientes	Cajas de Ahorro	Plazos Fijos	Préstamos	Tarjetas de Crédito	Ingresos por servicios
15	ICBC S.A.	0	586	-	0	0	0	0	0	-
16	Citibank N.A.	0	757	-	0	304638	0	199204	108628	-
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	36	0	-	166526	0	0	0	60025	-
27	Supervielle S.A.	0	314	-	167539	0	68721	0	546124	-
34	Patagonia S.A.	35	0	-	0	0	4116	0	208301	-
60	Del Tucumán S.A.	0	0	-	15621	0	0	0	26881	-
83	Del Chubut S.A.	10	0	-	22861	9598	0	11561	0	-
93	De La Pampa S.E.M.	49	0	-	42279	102284	0	0	65180	-
94	De Corrientes S.A.	9	0	-	5114	0	0	90566	16046	-
97	Provincia del Neuquén S.A.	3	0	-	9868	0	0	0	643	-
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0	0	-	0	19251	0	587171	0	-
259	Itaú Argentina S.A.	2	0	-	0	0	4473	162311	0	-
268	Provincia de Tierra del Fuego	0	3	-	0	63228	0	46612	0	-
299	Comafi S.A.	0	0	-	0	89566	0	344191	0	-
315	De Formosa S.A.	0	65	-	0	0	0	16509	0	-
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	4	0	-	72986	0	0	0	120115	-
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	27	0	-	42443	0	0	0	12468	-
389	Columbia S.A.	5	0	-	58211	19440	0	250641	0	-
	Promedio	18	345	-	60345	86858	25770	189863	116441	-
	CV (%)	90.5%	84.4%	-	94.6%	109.5%	117.9%	92.6%	133.4%	-
<i>Enfoque transaccional</i>										
20	De La Provincia de Córdoba S.A.	41	0	0	171638	0	0	285029	252149	0
60	Del Tucumán S.A.	0	0	0	19779	0	0	0	0	0.8
83	Del Chubut S.A.	12	0	0	27761	28405	0	14361	10911	0
93	De La Pampa S.E.M.	50	0	0	47264	84325	0	0	50141	0
94	De Corrientes S.A.	15	0	1.4	22355	0	6805	274548	150683	0
97	Provincia del Neuquén S.A.	11	0	0	3793	333981	0	160124	36238	0
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0	163	0	0	282604	21959	660504	0	0
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	4	0	0.2	77585	0	0	210956	268946	0
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	27	0	0.5	45108	0	0	122266	98727	0
389	Columbia S.A.	7	0	0	49927	0	0	183597	0	11.7
	Promedio	21	163	1	51690	182329	14382	238923	123971	6
	CV (%)	74.6%	0.0%	78.6%	90.9%	70.6%	52.7%	74.8%	77.6%	86.5%

Fuente: elaboración propia

Por último, se estimó un modelo Tobit con datos de panel para el periodo completo para examinar la contribución en la eficiencia del tipo de propiedad y origen del capital de las entidades financieras analizadas. Para ello se utilizaron 3 variables dependientes que reflejan los tres puntajes diferenciados de eficiencia (global, técnica pura y de escala).

Tabla 4.9

Rol del origen y tipo del capital sobre la eficiencia. 2004-2016

	Eficiencia global	Eficiencia técnica pura	Eficiencia de escala
Bancos privados extranjeros	0.0102 (0.0989)	-0.0166 (0.1130)	-0.0037 (0.0591)
	0.0741 (0.0926)	0.2026 (0.1302)	0.347 (0.0580)
Bancos privados nacionales	.0790 (0.0662)	0.0622 (0.847)	0.0321 (0.0399)
	0.0876 (0.0627)	0.0181 (0.0868)	0.0495 (0.0402)
Constante	0.8264 (0.0599)	0.9824 (0.0742)	0.9388 (0.353)
	1.0034 (0.0564)	1.1581 (0.0768)	1.0205 (0.0351)
Nro obs. censuradas	148 274	240 348	148 273

Los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris.

Fuente: elaboración propia

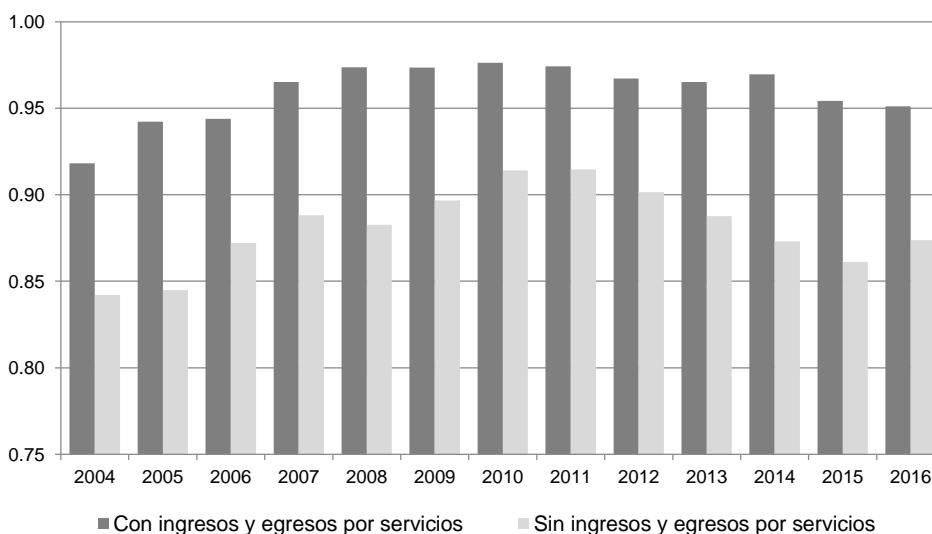
Los resultados del modelo Tobit (Tabla 4.9) no avalan diferencias significativas en el puntaje de eficiencia entre entidades extranjeras y nacionales y entre bancos de gestión privada y pública. A los fines de comparar los resultados del modelo Tobit con los de la Tabla 4.7 se estimó el mismo modelo con datos de 2016 solamente y los resultados son robustos. Así, el tipo de propiedad y el origen del capital no explican las diferencias en eficiencia entre bancos en el período analizado.

Luego, se procedió a analizar la eficiencia promedio para cada uno de los años comprendidos en el período bajo estudio aplicando la técnica DEA para cada uno de los años estudiados. El Gráfico 4.4 muestra su evolución bajo un modelo DEA-VRS. Como puede observarse, entre los años 2004 y 2010 las entidades tienen una eficiencia técnica creciente para luego comenzar con una tendencia descendente alcanzando al último año de estudio. Esta evolución podría estar vinculada al ciclo, en tanto 2004 – 2010 se caracteriza por la recuperación de la crisis de 2001 – 2002 y la expansión del nivel de actividad económica, mientras que desde 2010 comienza un período con síntomas de agotamiento del ciclo expansivo previo. Al mismo tiempo, la mayor concentración bancaria ocurrida entre 2003 – 2007 no se traduce en menores niveles de eficiencia (lo que se esperaría por la teoría microeconómica que postula

que cuanto mayor es la competencia, mayor incentivos a la eficiencia), sino a la inversa.

Con todo, también se ve que cuando insumos y productos incorporan la función transaccional (servicios), el vínculo entre eficiencia y ciclo de actividad es menos pronunciado. En alguna medida, esto permite plantear que los bancos pueden, en parte, compensar el impacto del ciclo económico sobre sus niveles de eficiencia realizando su función transaccional.

Gráfico 4.4
Eficiencia global promedio. Modelo DEA-VRS. 2004 – 2016



Fuente: elaboración propia

Es interesante destacar que sólo 5 entidades fueron técnicamente eficientes en todos los años analizados. Sin embargo, dicha cifra aumenta a 18 cuando se incorpora al análisis las variables ingresos y egresos por servicios, confirmando un efecto positivo sobre la eficiencia atribuible al carácter transaccional de la banca. Asimismo, se observa que aquellos bancos que tuvieron una peor performance relativa, también experimentan una mayor variabilidad en la eficiencia. Por el contrario, cuando se incorpora al análisis las variables ingresos y egresos por servicios, se observa una menor variabilidad en la eficiencia técnica promedio de las entidades. La Tabla 4.10 expone los distintos índices de eficiencia global promedio obtenidos por cada uno de los bancos.

Posteriormente, se procedió a analizar la variación en la productividad total de los factores y sus componentes. La intención de este análisis es poder separar los factores que han incidido sobre el cambio en la productividad total. Así, se examinaron los componentes de eficiencia técnica, de escala y de progreso técnico recurriendo al

Índice de Productividad de Malmquist (IPM) en línea con los desarrollos presentados por Färe *et al.* (1994).

Tabla 4.10
Eficiencia global promedio por entidad. 2004 – 2016

Número	Banco	<i>Enfoque tradicional</i>			<i>Enfoque transaccional</i>		
		Promedio	Desvío	CV (%)	Promedio	Desvío	CV (%)
11	De la Nación Argentina	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
14	De la Provincia de Buenos Aires	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
17	BBVA Francés S.A.	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
29	De la Ciudad de Buenos Aires	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
303	Finansur S.A.	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
309	Rioja S.A.	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.00	0.00	0.0	1.00	0.00	0.0
72	Santander Río S.A.	0.99	0.02	1.9	1.00	0.00	0.0
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	0.99	0.05	4.7	1.00	0.00	0.0
389	Banco Columbia S.A.	0.99	0.03	2.8	1.00	0.00	0.2
34	Patagonia S.A.	0.98	0.03	3.2	1.00	0.00	0.0
45	De San Juan S.A.	0.98	0.04	4.1	0.99	0.03	3.1
65	Municipal de Rosario	0.98	0.04	4.0	1.00	0.01	0.9
321	De Santiago del Estero S.A.	0.97	0.08	8.3	0.99	0.02	2.0
86	De Santa Cruz S.A.	0.96	0.06	6.0	0.98	0.03	3.4
16	Citibank N.A.	0.96	0.06	6.1	1.00	0.00	0.0
268	Provincia de Tierra del Fuego	0.94	0.09	9.1	1.00	0.00	0.0
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0.94	0.13	13.9	0.98	0.04	3.9
191	Credicoop Cooperativo Limitado	0.94	0.09	9.1	1.00	0.00	0.0
44	Hipotecario S.A.	0.93	0.16	17.4	1.00	0.00	0.0
315	De Formosa S.A.	0.91	0.08	8.7	1.00	0.00	0.0
285	Macro S.A.	0.90	0.17	19.2	0.95	0.10	10.7
259	Itaú Argentina S.A.	0.89	0.12	13.4	1.00	0.00	0.0
15	ICBC S.A.	0.89	0.12	13.4	0.98	0.03	3.5
60	Del Tucumán S.A.	0.87	0.11	12.2	0.96	0.07	7.0
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	0.82	0.05	6.1	0.96	0.06	6.2
27	Supervielle S.A.	0.78	0.17	22.0	0.95	0.09	9.5
322	Banco Industrial S.A.	0.76	0.18	23.5	0.92	0.10	11.2
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	0.74	0.07	9.5	0.86	0.12	13.9
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	0.73	0.15	20.1	0.99	0.02	2.1
299	Comafi S.A.	0.67	0.11	16.3	0.97	0.07	7.6
94	De Corrientes S.A.	0.66	0.12	18.3	0.75	0.09	11.6
93	De La Pampa S.E.M.	0.66	0.16	24.2	0.83	0.12	14.7
83	Del Chubut S.A.	0.59	0.10	16.8	0.85	0.16	18.3
97	Provincia del Neuquén S.A.	0.45	0.10	23.2	0.68	0.06	8.7

Fuente: elaboración propia

En primer lugar, el estudio indica que hubo un significativo incremento en la productividad total de los factores entre 2004 y 2016 y esa mejora fue relativamente homogénea entre los 2 subperíodos identificados previamente. Esto contrasta con la evolución de la eficiencia (técnica y de escala), que tuvo alzas hasta 2010 y luego un descenso o estancamiento. Esto se debe a que la variación de la eficiencia incide sobre la variación de la PTF pero no es el único factor. El incremento en la PTF del sector bancario entre 2004 y 2016 se explica principalmente por el progreso tecnológico ocurrido especialmente luego de 2010. En este sentido, dichas variaciones

coinciden con las encontradas por Ganouati y Essid (2017) para ciertos bancos islámicos en el período 2005 – 2014. En la Tabla 4.11 se aprecia que la pérdida de eficiencia global desde 2010 (también reflejada en el Gráfico 4.4) se vio más que compensada por el progreso técnico. Además, el incremento de la PTF ocurrió especialmente en la función tradicional (financiera) de los bancos más que en la transaccional. Una mejora tecnológica en el sector bancario puede ser atribuida a los avances en la implementación de plataformas *web* para la operatoria virtual con los clientes (*home banking*), la adquisición o renovación de cajeros automáticos y/o terminales de autoservicios, entre otros.

Tabla 4.11

Cambios en la productividad total de los factores y sus componentes.
2004 – 2016 y subperíodos, según enfoque de producción y transaccional*

Promedio	Cambio en la productividad total de los factores (PTF)		Cambio en la eficiencia global		Cambio tecnológico		Cambio en la eficiencia de técnica pura		Cambio en la eficiencia de escala	
2004 - 2016	2.47	1.65	1.23	1.10	2.08	1.50	1.16	1.08	1.04	1.02
CV (%)	51.1	42.6	58.3	31.2	23.5	36.4	45.7	26.4	26.4	17.2
2004 - 2010	1.60	1.19	1.32	1.19	1.24	1.01	1.19	1.11	1.09	1.07
CV (%)	45.6	34.9	48.4	35.8	21.6	21.6	36.7	29.0	26.8	21.0
2010 - 2016	1.62	1.32	0.92	0.94	1.77	1.40	0.96	0.97	0.95	0.96
CV (%)	25.4	34.1	21.8	12.9	12.2	30.7	15.7	8.4	12.7	8.9

* los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris
Fuente: elaboración propia

Si bien el cambio en la productividad total de los factores es positivo en ambos subperíodos, debe tenerse en cuenta que, aunque el producto entre el cambio en la eficiencia global y el cambio tecnológico es, por definición, igual al IPM, los componentes del IPM pueden tener comportamientos en direcciones opuestas. Este es el caso, por ejemplo, de lo ocurrido con la variación promedio en la PTF para el subperíodo 2010 – 2016, donde un cambio tecnológico positivo más que compensa a la variación negativa en la eficiencia global producto de una baja en la eficiencia técnica pura y de escala. Por el contrario, para el subperíodo 2004 – 2010, la variación positiva en la productividad total se corresponde en mayor medida, a un cambio positivo mayor en la eficiencia global que lo ocurrido con el cambio tecnológico, que tuvo una mejora muy modesta. El cambio tecnológico es el componente con mayor variabilidad entre 2010 – 2016 mientras que en el subperíodo previo el cambio en la eficiencia global es más heterogéneo.

Por su parte, la Tabla 4.12, muestra la cantidad de entidades y el sentido de la variación encontrada en cada uno de los componentes del IPM para período 2004 – 2016. Como se observa, 33 entidades (94.3% de las DMU) han tenido una mejora en

la productividad total de los factores. Este incremento de la PTF ha descansado en el progreso técnico. En particular, durante 2010 – 2016 el retroceso en la eficiencia fue más que compensado por el cambio técnico (más de la mitad de los bancos experimentó mermas de eficiencia, especialmente ligadas a la escala, donde casi 60% de las entidades retrocedió en eficiencia por disminución de la escala de sus operaciones). En el ANEXO V se presentan los resultados obtenidos a través del IPM para cada una de las entidades incluidas en la muestra y para cada uno de los subperíodo analizados.

Del mismo modo, se procedió a realizar el análisis anterior incorporando las variables ingresos y egresos por servicios como producto e insumo del modelo. En principio, el IPM también registra cambios positivos en la productividad en todos los períodos analizados. No obstante, el incremento de la PTF es significativamente menor. Esto sugiere que la consideración de variables del lado transaccional tuvo un rol más importante en la eficiencia que en la PTF; la explicación puede hallarse en que la colocación de servicios (seguros, inversiones) involucra tecnologías más tradicionales, con menor contenido de progreso técnico.

Tabla 4.12

Cantidad de entidades y cambios en la productividad total de los factores y sus componentes. 2004 – 2016 según enfoque de producción y transaccional*

	Cambio en la productividad total de los factores		Cambio en la eficiencia global		Cambio tecnológico		Cambio en la eficiencia de técnica pura		Cambio en la eficiencia de escala	
	Cantidad	%	Cantidad	%	Cantidad	%	Cantidad	%	Cantidad	%
Aumentó	33	94.3	18	51.4	34	97.1	14	40.0	14	40.0
	26	74.3	15	42.9	28	80.0	8	22.9	16	45.7
Disminuyó	2	5.7	13	37.1	1	2.9	11	31.4	17	48.6
	9	25.7	11	31.4	7	20.0	8	22.9	10	28.6
Sin cambios	0	0.0	4	11.4	0	0.0	10	28.6	4	11.4
	0	0.0	9	25.7	0	0.0	19	54.3	9	25.7

* los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris

Fuente: elaboración propia

Luego se realizó el análisis teniendo en cuenta el tipo de propiedad y origen del capital de las entidades. La Tabla 4.13 muestra que, si bien la productividad total de los factores tuvo un cambio positivo para las 3 categorías presentadas, en las entidades financieras cuya propiedad y origen del capital es de carácter privado nacional y público, la variación bajo el modelo tradicional fue superior al promedio de la muestra, con un IPM promedio de 2.79 y 2.52 respectivamente. En cambio, los bancos privados extranjeros presentan un valor de IPM de 1.63, significativamente por debajo del promedio. A su vez, el incremento de la PTF estuvo mayormente explicado por cambios tecnológicos en los 3 tipos de entidades.

Tabla 4.13

Productividad total de los factores y sus componentes según propiedad y origen del capital. Valores promedio. 2004-2016 según enfoque de producción y transaccional*

Propiedad y origen del capital	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Privado Extranjero	1.63	0.82	2.00	0.83	0.99
	1.62	0.97	1.67	0.99	0.98
Privado Nacional	2.79	1.37	2.09	1.31	1.02
	1.82	1.14	1.58	1.08	1.05
Público	2.52	1.28	2.10	1.14	1.09
	1.44	1.13	1.27	1.13	1.01
Total	2.47	1.23	2.08	1.16	1.04
	1.65	1.10	1.50	1.08	1.02

* los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris

Fuente: elaboración propia

Continuando con este análisis y teniendo en cuenta al subperíodo 2004 – 2010, se observa que los bancos privados cuyo origen del capital es de carácter nacional tuvieron una variación superior al promedio de la muestra –bajo un modelo tradicional como transaccional– con un IPM promedio de 1.72 y 1.29 respectivamente y con un fuerte incremento en la eficiencia global. Por su parte, en los bancos privados de capital extranjero y los públicos, el IPM se muestra inferior al promedio y sus componentes tuvieron cambios dispares. En el subperíodo 2010 – 2016, el incremento de la PTF en los 3 tipos de entidades es explicado exclusivamente por un cambio tecnológico que más que compensó las caídas en el resto de los componentes del IPM. En este caso, al agregar al análisis las variables ingresos y egresos por servicios, los resultados no difieren significativamente. En el ANEXO VI se presentan los resultados para cada tipo de entidad y subperíodo.

En suma, los cambios en la eficiencia global durante 2004 – 2016 fueron más modestos que la evolución experimentada por la PTF, evidenciando que casi todo el incremento de productividad fue motorizado por progreso técnico. A su vez, la banca extranjera tuvo un crecimiento relativo menor de la PTF en tanto puede postularse que se encontraban más cerca de la frontera de producción bancaria internacional. No obstante, este segmento tuvo un retroceso en la eficiencia global liderado por caída de la eficiencia técnica pura.

4.10. Conclusiones basadas en el análisis de envoltante de datos

El análisis de eficiencia técnica de entidades bancarias argentinas entre los años 2004 y 2016 bajo la metodología DEA se basó en un enfoque de producción, es decir, aquel que considera a los depósitos como un producto bancario. En este contexto, y como una manera de medir el efecto sobre la eficiencia de ciertos indicadores de

servicios no financieros, se clasificaron los resultados en dos encuadres diferentes. El primero, llamado enfoque tradicional, considera como variables de producto a las relacionadas directamente con la generación de cuentas bancarias como son los depósitos, préstamos y tarjetas de crédito. El segundo, denominado enfoque transaccional, incluye a los ingresos y egresos por servicios como producto e insumo respectivamente.

La eficiencia relativa promedio de un modelo DEA-CRS para 2016 y dentro del enfoque tradicional fue de 0.79. Al examinar el aporte de la banca transaccional, el promedio de eficiencia técnica se eleva a 0.90 lo que muestra un efecto positivo de los servicios no financieros en la eficiencia de la banca argentina. Al mismo tiempo, los bancos provinciales del interior del país, en su mayoría públicos y pequeños, registran los menores valores de eficiencia bajo este modelo.

Al emplear un modelo DEA-VRS sobre los mismos datos para separar el efecto escala, los coeficientes de eficiencia se elevaron a 0.87 y 0.95 para la modalidad tradicional y transaccional respectivamente. Estos promedios son similares a los encontrados por otros autores para la banca inglesa pero más altos a los obtenidos por un estudio de bancos argentinos en el período 2005 – 2011. No obstante, estos autores utilizan el enfoque de intermediación, es decir, toman a los depósitos como un insumo. Para el caso argentino esto se traduce en que la banca pudo haber mejorado su performance en 2016 respecto a 2011 o bien, la intermediación bancaria es menos eficiente. Del mismo modo, la cantidad de bancos eficientes difiere entre la modalidad tradicional y transaccional. Sólo 48.6% de las entidades analizadas son eficientes técnicamente bajo un modelo tradicional, pero dicho porcentaje se eleva a 71.4% cuando se incorpora la función transaccional.

El comportamiento de la eficiencia de escala con un enfoque tradicional indica que cerca de un tercio de las entidades operan bajo rendimientos constantes a escala, por lo que son eficientes y trabajan en su nivel óptimo de producción. Casi 63% opera con rendimientos crecientes y solo 3 lo hacen con rendimientos decrecientes. Análogamente a lo descrito en el párrafo anterior, la incorporación de un indicador de banca transaccional elevó la cantidad de entidades operando con rendimientos constantes a escala al 51.4%, no encontrándose diferencias entre rendimientos crecientes y decrecientes.

Asimismo, la eficiencia técnica promedio de 2016 con un modelo DEA-VRS revela que los bancos más pequeños y los más grandes tienen una performance

relativa mejor que el resto de las entidades. Respecto a la relación entre eficiencia, tipo de propiedad y origen del capital, bajo un modelo tradicional la eficiencia es mayor en la banca privada nacional mientras que los bancos extranjeros llevan la delantera bajo el enfoque transaccional. De todos modos, cuando esto se testea con un modelo Tobit, no hay diferencias significativas en eficiencia entre banca extranjera, nacional y pública.

Al mismo tiempo, la evolución de la eficiencia en el período analizado presenta una tendencia creciente entre 2004 y 2010 y decreciente entre 2010 y 2016 pudiendo esto estar vinculado al ciclo económico. En este sentido, la incorporación al modelo de las variables ingresos y egresos por servicios modera este comportamiento lo que permite suponer que las entidades intentan compensar el impacto de la actividad económica sobre la eficiencia enfocándose en la función transaccional.

El cambio en la productividad total de los factores medido a través del Índice de Productividad de Malmquist exhibe un fuerte incremento entre 2004 y 2016. Dicho aumento se debe fundamentalmente al progreso tecnológico ocurrido luego de 2010 que compensó la caída en la eficiencia global ocurrida en el subperíodo 2010 – 2016 producto de una desmejora en la eficiencia técnica pura y de escala. Al mismo tiempo, el cambio de la productividad total de los factores de los bancos privados de capital extranjero fue menor al encontrado en los bancos privados nacionales y públicos. Estas variaciones no registran diferencias significativas entre un modelo tradicional y otro transaccional.

5. ESTIMACIÓN DE LA EFICIENCIA CON MÉTODOS PARAMÉTRICOS: ANÁLISIS DE FRONTERA ESTOCÁSTICA

Los conceptos divulgados en los trabajos de Debreu (1951), Koopmans (1951) y posteriormente Farrell (1957), fueron los que inicialmente influenciaron en la aparición del Análisis de Frontera Estocástica (SFA, por sus siglas en inglés). Koopmans, por la definición de eficiencia presentada previamente en la sección 4.3. Debreu, asociando la noción de función de distancia con la concepción de medición de eficiencia y Farrell, con la descomposición del concepto de eficiencia entre eficiencia técnica y asignativa. A su vez, esta última publicación tuvo una fuerte repercusión en Aigner *et al.* (1968), quienes contribuyeron directamente al desarrollo del SFA.

Aunque las publicaciones referidas anteriormente ya relacionaban las nociones de frontera, es con las apariciones de los trabajos publicados por Meeusen y van den Broeck (1977) y Aigner *et al.* (1977) que se considera el inicio a las líneas actuales de investigación basadas en modelos econométricos de fronteras estocásticas para la medición de la eficiencia. Dichos modelos no sólo permiten calcular la ineficiencia técnica, sino que también reconocen el hecho de que *shocks* aleatorios, fuera del control de las firmas, pueden afectar a la producción y, por ende, a la eficiencia.

El SFA es un enfoque paramétrico, lo que conlleva a suponer una forma funcional específica de las relaciones causales de insumo-producto de las firmas para posteriormente, estimar los parámetros que describen dicha relación. Adicionalmente, otro de los objetivos de esta metodología es la de evaluar la eficiencia técnica de las unidades de decisión. El tipo de modelo planteado dependerá, en parte, del tipo de datos con los que se cuenta. En el caso de contar con datos de corte transversal, se está en condiciones de analizar la performance de las firmas en un momento dado del tiempo. Por su parte, poder contar con datos de panel, permite analizar el desempeño de cada organización a lo largo de un período de tiempo.

La literatura actual ofrece diferentes técnicas de medición dentro del enfoque econométrico. El libro de Kumbhakar y Lovell (2003) constituye una referencia central de SFA con todas sus derivaciones. Greene (2004) examinó varias formas del modelo SFA tomando diferentes enfoques para la incorporación de heterogeneidad y encontró que su presencia puede producir resultados muy diferentes.

5.1. Modelo con datos de corte transversal

Meeusen y van den Broeck (1977) y Aigner *et al.* (1977) propusieron simultáneamente un modelo basado en la función de producción de tipo Cobb-

Douglas, la cual puede estar expresada, en términos matriciales, de la siguiente manera:

$$Y_i = X_i' \beta + v_i - u_i \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad (5.1)$$

donde Y_i representa el vector que contiene el logaritmo del producto de la i -ésima firma, X_i es un vector $K \times 1$ de los logaritmos de las cantidades utilizadas de los factores e insumos, β es un vector de parámetros a estimar, v_i es el componente de error estadístico y u_i es una variable asociada con la ineficiencia técnica. Estos dos últimos elementos conforman el llamado término de error compuesto $\varepsilon_i = v_i - u_i$. Dicha función se la conoce con el nombre de frontera de producción estocástica y permite estimar la ineficiencia técnica de una organización y a su vez, reconocer la presencia de factores externos al control de las firmas, contenidos en v_i , los cuales pueden afectar el producto. Se trata de un análisis de corte transversal, es decir, para datos tomados en un solo momento del tiempo.

Para cada firma, el término u_i es la diferencia entre el producto máximo alcanzable, dado una cantidad de factores e insumos, y el producto observado, $u_i = \ln y_i^* - \ln y_i$, por ende, multiplicado por 100, el término u_i indica el porcentaje en el cual es posible incrementar el *output* con la misma dotación de recursos. Alternativamente, $u_i \times 100$ representa la proporción de producto perdida debido a ineficiencia. Por ello, cuando $u_i \rightarrow 0$, se supone que la firma es más eficiente. Análogamente, $e^{-u_i} = y_i / y_i^*$, representa el ratio de eficiencia técnica, ubicado en el intervalo $[0; 1]$.

Para poder representar gráficamente un modelo de frontera estocástica para datos de corte transversal y analizar sus componentes, Coelli *et al.* (2005) parten de una función de producción²⁶ donde las cantidades de producto, y_i se generan a partir de k insumos o factores, x_{ki} . Dicho modelo queda expresado de la siguiente manera:

$$\ln y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^K \beta_k \ln x_{ki} + v_i - u_i \quad (5.2)$$

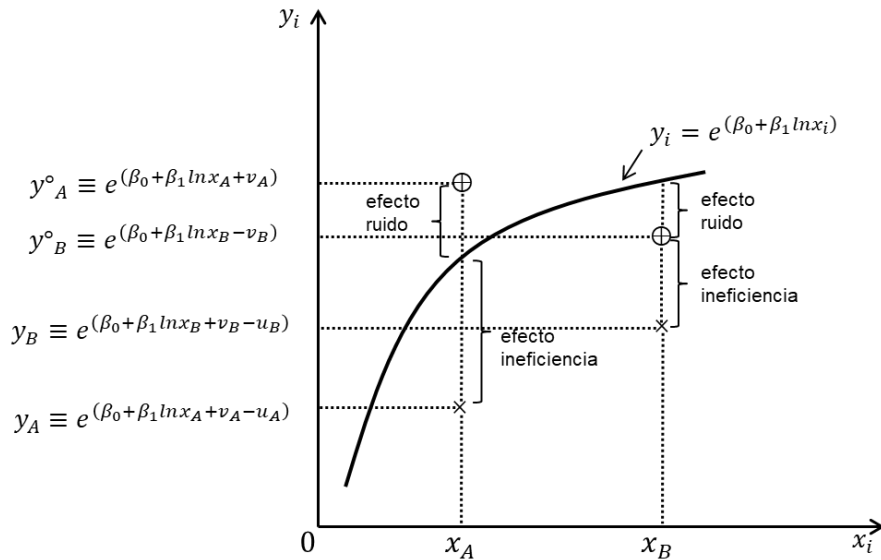
o lo que es lo mismo,

$$y_i = \underbrace{e^{(\beta_0 + \sum \beta_k \ln x_{ki})}}_{\text{componente determinístico}} \times \underbrace{e^{v_i}}_{\text{error estadístico}} \times \underbrace{e^{(-u_i)}}_{\text{ineficiencia técnica}} \quad (5.3)$$

²⁶ No obstante, existen otras variantes de la misma expresión pero que esencialmente expresan lo mismo.

El Gráfico 5.1 representa la cantidad de productos e insumos utilizados por dos firmas distintas, A y B, que utilizan por simplicidad un solo factor o insumo (e.g, $k = 1$) y un componente determinístico que refleja, en este caso, rendimientos decrecientes a escala.²⁷ La firma A utiliza una cantidad x_A de insumo o factor para producir una cantidad y_A . Análogamente, la firma B utiliza una cantidad x_B de insumo o factor para producir una cantidad y_B . Ambas combinaciones están simbolizadas con \times .

Gráfico 5.1: Frontera estocástica de producción



Fuente: elaboración propia en base a Coelli *et al.* (2005)

En el caso de no existir ineficiencias, es decir, cuando $u_A = 0$ y $u_B = 0$, los denominados productos de frontera están representados por los siguientes modelos:

$$y_A^o \equiv e^{(\beta_0 + \beta_1 \ln x_A \pm v_A)} \quad (5.4)$$

$$y_B^o \equiv e^{(\beta_0 + \beta_1 \ln x_B \pm v_B)} \quad (5.5)$$

donde las respectivas combinaciones de insumo-producto de frontera están simbolizadas en el mencionado gráfico por \oplus . Para el caso de la firma A, el nivel de producto queda por encima de la frontera por el sólo hecho que el componente aleatorio es positivo ($v_A > 0$), mientras que el producto de la firma B se encuentra por debajo porque el efecto puramente aleatorio para dicha firma es negativo ($v_B < 0$).

²⁷ En el caso de que se utilice un solo insumo, los rendimientos a escala están captados en el valor de β_1 . En particular, si $\beta_1 > 1$ los rendimientos serán crecientes, si $\beta_1 < 1$, los rendimientos serán decrecientes y si $\beta_1 = 1$, los rendimientos serán constantes. Si se utiliza más de un insumo, los rendimientos a escala se testean sumando los coeficientes asociados a cada insumo y comprobando si la suma es igual a la unidad o no, con el mismo criterio anterior.

Los productos “observados” de la firmas A y B , simbolizados con x , se encuentran por debajo del componente determinístico debido a que la suma de los efectos puramente aleatorio e ineficiencia es negativa. Si bien los productos de frontera se distribuyen igualmente por sobre o por debajo del componente determinístico, los observados tienden a ubicarse por debajo de dicho componente (Coelli *et al.* 2005). De hecho, estos podrían ubicarse por encima del componente determinístico cuando el efecto aleatorio es positivo y mayor al efecto de ineficiencia.

El mismo análisis previo puede ser generalizado a un modelo en donde las firmas utilizan varios factores. En este caso, un modelo de producción estocástico como el mencionado queda expresado según la ecuación (5.1).

El primer objetivo para determinar la medida de eficiencia de una organización a través de SFA, es el de estimar los parámetros del modelo de frontera estocástica. Un segundo objetivo, es el de obtener una estimación de la eficiencia técnica de cada una de las firmas. La medida más frecuente, en un modelo orientado al producto, es el cociente entre el producto observado y el máximo producto posible de la frontera estocástica correspondiente. Es decir,

$$TE_i = \frac{y_i}{e^{(X_i'\beta + v_i)}} = \frac{e^{(X_i'\beta + v_i - u_i)}}{X_i'\beta + v_i} = e^{-u_i} \quad (5.6)$$

Dicha medida de eficiencia técnica toma valores en el intervalo $[0,1]$ y la i -ésima firma logra un máximo valor posible de producto si y sólo si $TE_i = 1$. De otra manera, un valor de $TE_i < 1$, indica un valor de producto observado menor al máximo posible y, por ende, ineficiencia.

Lo anterior requiere encontrar estimaciones separadas del componente aleatorio puro y de la ineficiencia técnica para cada productor. Inicialmente, asumiendo que v_i y u_i están distribuidas independientemente de x_i , la estimación de los parámetros por la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) proporcionaría estimadores consistentes de β_k s, pero no así del intercepto β_0 porque $E(\varepsilon_i) = -E(u_i) \leq 0$, es decir, que no asegura que $u_i \geq 0$.

La estimación del modelo de SFA es más complicada que los métodos de regresión tradicionales en tanto el término de error tiene 2 componentes aleatorios: uno simétrico, v_i y otro no negativo, u_i . Los métodos de estimación están influidos por los supuestos subyacentes sobre cada uno de estos términos. Es común suponer que v_i es independiente de u_i , ambos homocedásticos, no correlacionados entre sí e

independientes de las explicativas, x_i . Por ello, v_i tiene las propiedades usuales en el modelo de regresión lineal clásico. Por su parte, u_i comparte las mismas propiedades, excepto que su media no es negativa (en tanto $u_i \geq 0$)

En tanto MCO no permite descomponer ε_i en sus dos partes, no provee estimadores de la eficiencia técnica de las respectivas firmas. Por lo tanto, una posible solución es la de establecer supuestos acerca de la distribución de los componentes del término error y estimar el modelo utilizando la técnica de Máxima Verosimilitud (ML, por sus siglas en inglés)²⁸. Consecuentemente, los modelos que se explican a continuación surgen a partir de los distintos supuestos que se hacen sobre la distribución –ahora mixta, en tanto contiene 2 elementos- del término de perturbación.

5.1.1. El modelo *half – normal* o *semi – normal*

Considerando el modelo de producción estocástico como el indicado en el punto anterior, Aigner *et al.* (1977) obtuvieron estimadores ML proponiendo los siguientes supuestos acerca de la distribución de los componentes del término compuesto de error:

$$\begin{aligned} v_i &\sim iid N(0, \sigma_v^2) \\ u_i &\sim iid N^+(0, \sigma_u^2) \end{aligned}$$

Donde v_i es una variable aleatoria i.i.d. con media cero y varianza σ_v^2 . Por su parte, u_i es asimismo una variable aleatoria e i.i.d. con una distribución no negativa o semi-normal. Bajo dichos supuestos, la función de verosimilitud logarítmica para un hipotético caso de I productores es la siguiente:

$$\ln L = constante - I \ln \sigma + \sum_{i=1}^I \ln \Phi \left(-\frac{\varepsilon_i \lambda}{\sigma} \right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^I \varepsilon_i^2 \quad (5.7)$$

donde $\sigma = (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)^{1/2}$, $\lambda = \sigma_u / \sigma_v$ y $\Phi(\cdot)$ la función de distribución acumulada normal estándar. Luego, la función de verosimilitud logarítmica puede ser maximizada con respecto a los parámetros y obtener estimadores ML de todos ellos, siendo los mismos consistentes cuando $I \rightarrow +\infty$. Posteriormente, quedaría estimar la eficiencia técnica de cada una de las firmas.

²⁸ A fines de los 50, Winston propuso aplicar MCO con una corrección sobre la ordenada al origen, que se conoció como Mínimos Cuadrados Corregidos (COLS). Coelli (1995) muestra que el estimador ML es asintóticamente más eficiente que COLS, especialmente en casos donde la ineficiencia técnica es elevada.

En primer lugar, como se tiene una estimación de ε_i , se cuenta con información de u_i dado que $\varepsilon_i = v_i - u_i$. El problema, justamente, es separar esa información para luego poder estimar la eficiencia técnica. Esencialmente, si $\varepsilon_i > 0$ se podría esperar que u_i sea pequeño dado que se ha supuesto que $E(v_i) = 0$, lo que estaría indicando que la firma es eficiente. Por el contrario, si $\varepsilon_i < 0$, apuntaría a que u_i es grande y, por ende, que la respectiva firma es ineficiente. No obstante, siguiendo a Kumbhakar y Lovell (2003), se puede utilizar la distribución condicional de u_i dado ε_i ya que ésta contiene toda la información que ε_i posee acerca de u_i . Jondrow *et al.* (1982) demostraron que siendo $u_i \sim iid N^+(0, \sigma_u^2)$, la distribución condicional de u_i dado ε_i es:

$$f(u|\varepsilon) = \frac{f(u, \varepsilon)}{f(\varepsilon)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_*} \cdot e^{\left\{\frac{(u-\mu_*)^2}{2\sigma_*^2}\right\}} / \left[1 - \Phi\left(-\frac{\mu_*}{\sigma_*}\right)\right] \quad (5.8)$$

donde $\mu_* = -\varepsilon\sigma_u^2/\sigma^2$ y $\sigma_*^2 = \sigma_u^2\sigma_v^2/\sigma^2$. Como $f(u|\varepsilon)$ está distribuida como $N^+(\mu_*, \sigma_*^2)$, se puede usar la media o la moda de dicha distribución para obtener un estimador puntual de u_i . Respectivamente, la media y la moda están expresadas de la siguiente manera:

$$(u_i|\varepsilon_i) = \mu_{*i} + \sigma_* \left[\frac{\phi(-\mu_{*i}/\sigma_*)}{1 - \Phi(-\mu_{*i}/\sigma_*)} \right] \quad (5.9)$$

$$M(u_i|\varepsilon_i) = \begin{cases} \text{si } \varepsilon_i \leq 0 \\ -\varepsilon_i \left(\frac{\sigma_u^2}{\sigma^2} \right) \\ 0 \end{cases} \text{ cualquier otro valor} \quad (5.10)$$

donde ϕ y $\Phi(\cdot)$ representan la función de densidad y la función de distribución acumulada normal estándar, respectivamente. Luego, una vez obtenidas las estimaciones puntuales de u_i , Battese y Coelli (1988) propusieron un estimador puntual a través del cual se puede estimar la eficiencia técnica de cada firma:

$$TE_i = E(e^{-u_i}|\varepsilon_i) = \left[\frac{1 - \Phi(\sigma_* - \mu_{*i}/\sigma_*)}{1 - \Phi(-\mu_{*i}/\sigma_*)} \right] \cdot e^{\{-\mu_{*i} + \frac{1}{2}\sigma_*^2\}} \quad (5.11)$$

No obstante, la estimación de la eficiencia técnica no es consistente debido a que la variación asociada con la distribución de $(u_i|\varepsilon_i)$ no es independiente de i . Pese a esto, Kumbhakar y Lovell (2003) señalan que es posible obtener intervalos de confianza para los estimadores puntuales de la eficiencia técnica teniendo en cuenta que la densidad de $(u_i|\varepsilon_i)$ sigue una distribución $N^+(\mu_*, \sigma_*^2)$.

5.1.2. Modelo exponencial – normal

Volviendo al modelo estocástico de producción presentado anteriormente, Meeusen y van den Broeck (1977) propusieron los siguientes supuestos acerca de la distribución de los componentes del término error dando lugar a un modelo exponencial - normal:

$$v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$$

$$u_i \sim \text{exponencial } iid \text{ con varianza } \sigma_u^2$$

En este caso, la función de verosimilitud logarítmica para un hipotético caso de I productores es la siguiente:

$$\ln L = \text{constante} - I \ln \sigma_u + I \left(\frac{\sigma_v^2}{2\sigma_u^2} \right) + \sum_{i=1}^I \ln \Phi \left(\frac{-\varepsilon_i - \frac{\sigma_v^2}{\sigma_u}}{\sigma_v} \right) + \sum_{i=1}^I \frac{\varepsilon_i}{\sigma_u} \quad (5.12)$$

Pudiendo ser maximizada con respecto a los parámetros y obtener estimadores ML de todos ellos. Luego, como en el caso del modelo *half-normal*, pueden ser obtenidos estimadores puntuales de la eficiencia técnica ya sea por la media o por la moda de la distribución condicional de u_i dado ε_i . Respectivamente, las mismas están expresadas de la siguiente manera:

$$E(u_i | \varepsilon_i) = \tilde{\mu}_i + \sigma_v \left[\frac{\phi(-\tilde{\mu}_i/\sigma_v)}{\Phi(\tilde{\mu}_i/\sigma_v)} \right] \quad (5.13)$$

$$M(u_i | \varepsilon_i) = \begin{cases} \tilde{\mu}_i & \text{si } \tilde{\mu}_i \geq 0 \\ 0 & \text{cualquier otro valor} \end{cases} \quad (5.14)$$

donde $\phi(\cdot)$ y $\Phi(\cdot)$ son las funciones de densidad y de distribución acumulada normal estándar respectivamente y $\tilde{\mu} = -\varepsilon_i - \sigma_v^2/\sigma_u$. Al igual que en el caso anterior, es posible obtener intervalos de confianza para los estimadores puntuales de la eficiencia técnica teniendo en cuenta que la densidad de $(u_i | \varepsilon_i)$ es ahora diferente respecto de la que surge de un modelo con u_i distribuida como una *half-normal*.

5.1.3. Modelo normal – truncada

Esta variante fue presentada por Stevenson (1980). Surge de una generalización de un modelo *half-normal* donde se parte del supuesto que u_i sigue una distribución normal truncada. Los supuestos de dicha formulación son los siguientes:

$$v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$$

$$u_i \sim iid N^+(\mu, \sigma_u^2)$$

La distribución asumida para u_i es una distribución normal truncada y se diferencia de la *half-normal* por el hecho de que ésta truncaba a la distribución en 0 (desde los valores inferiores) mientras que la normal truncada admite una moda no nula. La función de verosimilitud logarítmica para un hipotético caso de I productores es la siguiente:

$$\ln L = constante - I \ln \sigma - I \ln \Phi\left(-\frac{\mu}{\sigma_u}\right) + \sum_{i=1}^I \ln \Phi\left(\frac{\mu}{\sigma \lambda} - \frac{\varepsilon_i \lambda}{\sigma}\right) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \left(\frac{\varepsilon_i + \mu}{\sigma}\right)^2 \quad (5.15)$$

donde $\sigma_u = \lambda \sigma / \sqrt{1 + \lambda^2}$ y dicha función puede ser maximizada con respecto a los parámetros y obtener estimadores ML de todos ellos. Luego, como en los casos anteriores, es posible extraer estimaciones puntuales de la eficiencia técnica ya sea por la media o por la moda de la distribución condicional de u_i dado ε_i . Respectivamente, las mismas están expresadas de la siguiente manera:

$$E(u_i | \varepsilon_i) = \sigma_* \left[\frac{\tilde{\mu}_i}{\sigma_*} + \frac{\Phi(\tilde{\mu}_i / \sigma_*)}{1 - \Phi(-\tilde{\mu}_i / \sigma_*)} \right] \quad (5.16)$$

$$M(u_i | \varepsilon_i) = \begin{cases} \tilde{\mu}_i & \text{si } \tilde{\mu}_i \geq 0 \\ 0 & \text{cualquier otro valor} \end{cases} \quad (5.17)$$

Como ocurre con los estimadores de la eficiencia técnica de los modelos anteriores, no hay garantía de insesgadez aunque sí de consistencia conforme los tamaños muestrales sean grandes y pudiéndose también, obtener intervalos de confianza para los estimadores puntuales de la eficiencia técnica teniendo en cuenta que $(u_i | \varepsilon_i)$ tiene diferente densidad al que se tiene en el caso de un modelo *half-normal*. Además, $u_i = 0$ si los valores estimados por la normal truncada coinciden con los obtenidos aplicando la media normal.

5.1.4. Modelo normal – gamma

De la misma manera que un modelo *half-normal* puede ser generalizado y asumir que u_i tiene una distribución normal truncada, el modelo exponencial-normal puede ser generalizado asumiendo que u_i sigue una distribución gamma. Dicho modelo fue propuesto por Greene (1980a, 1980b, 2003). Los supuestos de la distribución gamma son los que se detallan a continuación:

$$v_i \sim iid N(0, \sigma_v^2)$$

$$u_i \sim iid \text{ gamma}$$

La función de verosimilitud logarítmica gamma para un hipotético caso de I productores es la siguiente:

$$\begin{aligned} \ln L = \text{constante} - I \ln \Gamma(m+1) - (m+1) I \ln \sigma_u + I \left(\frac{\sigma_v^2}{2\sigma_u^2} \right) + \sum_{i=1}^I \frac{\varepsilon_i}{\sigma_u} + \\ + \sum_{i=1}^I \ln \Phi \left[-\frac{(\varepsilon_i + \sigma_v^2/\sigma_u)}{\sigma_v} \right] + \sum_{i=1}^I \ln h(m, \varepsilon_i) \end{aligned} \quad (5.18)$$

donde $h(m, \varepsilon_i) = E[z^m | z > 0, \varepsilon_i]$ y $z \approx N[-(\varepsilon_i + \sigma_v^2/\sigma_u), \sigma_v^2]$. Cuando $m = 0$, la función de verosimilitud logarítmica gamma cambia a una función de verosimilitud logarítmica exponencial. Para obtener estimadores de la eficiencia técnica de cada firma, Greene (1990) deriva a la media de la distribución condicional de u_i dado ε_i , La misma puede ser aproximada numéricamente y está expresada de la siguiente manera:

$$E(u_i | \varepsilon_i) = \frac{h(m+1, \varepsilon_i)}{h(m, \varepsilon_i)} \quad (5.19)$$

Ritter y Simar (1997) dan una opinión desfavorable sobre el uso de la distribución gamma por sus dificultades de estimación.

5.2. Modelo con datos de panel

Los modelos definidos hasta el momento son indicados para el análisis con datos de corte transversal. Schmidt y Sickles (1984) citan ciertas dificultades al utilizar SFA con este tipo de datos, pero esencialmente, se refieren a que la estimación ML de la frontera de producción y la separación de la ineficiencia técnica del ruido estadístico requieren fuertes supuestos acerca de la distribución conjunta del error compuesto. La robustez de estos supuestos no ha sido aún suficientemente documentada. Además, la estimación por ML requiere el cumplimiento del supuesto de exogeneidad entre el término de ineficiencia y las explicativas, supuesto de difícil cumplimiento. Estas limitaciones pueden ser sorteadas con datos de panel.

Al trabajar con datos de panel, es decir, cuando se cuenta con observaciones en distintos momentos del tiempo para cada una de las firmas, usualmente se tiene más información y consecuentemente, se espera tener una estimación con mejores propiedades estadísticas de los parámetros y de la eficiencia técnica. Asimismo, Kumbhakar y Lovell (2003) indican que tener acceso a datos de panel, permite adaptar

las técnicas convencionales de estimación a la medición de la eficiencia técnica y no todas esas técnicas descansan en supuestos distribucionales tan fuertes. Además, al contar con observaciones repetidas de cada productor, es posible generar información adicional que no es obtenida añadiendo más organizaciones a una muestra de corte transversal, relajando los supuestos referidos a la distribución sobre los términos del error conjunto. Segundo, no todas las técnicas de panel de datos requieren exogeneidad entre u_i y los regresores. En tercer lugar, las observaciones repetidas en el panel permiten relajar el supuesto de independencia. Por lo tanto, los datos de panel permiten que la eficiencia técnica de cada firma en la muestra pueda ser estimada consistentemente a medida que $T \rightarrow \infty$, siendo T el número de observaciones de cada organización analizada. Naturalmente, no se deben sobrevalorar las ventajas de panel de datos en SFA en tanto muchos paneles son de corta duración temporal.

En este contexto, se puede suponer dos variantes de SFA con datos de panel. Por un lado, se considera un modelo en el cual la eficiencia técnica puede variar entre las firmas pero se supone constante a lo largo del tiempo para cada una de ellas. Por el otro, se supone un modelo donde la eficiencia técnica puede variar a lo largo del tiempo, como así también, entre las entidades analizadas.

5.2.1. Eficiencia técnica constante en el tiempo

Un modelo de frontera de producción de tipo Cobb-Douglas, con datos de panel y en el cual se supone que la eficiencia técnica de las firmas permanece constante a lo largo del tiempo puede expresarse de la siguiente manera:

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \sum_n \beta_n \ln x_{nit} + v_{it} - u_i \quad (5.20)$$

Este modelo es similar al propuesto anteriormente en donde se contaba con datos de corte transversal. La diferencia radica en la inclusión de un subíndice de tiempo t a las variables y al componente aleatorio del término de error pero no así al componente de eficiencia técnica por considerarse constante en el tiempo. En este contexto, los parámetros y la eficiencia técnica pueden ser estimados de diferentes maneras dependiendo de si uno considera al componente de eficiencia como un parámetro fijo o como una variable aleatoria. En el primero de los casos, el modelo se llama “de efectos fijos” mientras que el segundo es un modelo “de efectos aleatorios”. A su vez, y como una característica de estos modelos, no se requiere ningún supuesto

acerca de la distribución de u_i por lo que varios autores los denominan modelos “*Distribution-Free*”, por su nombre en inglés.²⁹

5.2.1.a. Modelo de efectos fijos

Es el modelo para datos de panel más simple. Como supuesto se requiere que $u_i \geq 0$ y se asume que los v_{it} son *iid* $N(0, \sigma_v^2)$ y no están correlacionados con los regresores. Como u_i es considerado como un componente de efectos fijos, el mismo se convierte en un intercepto a ser estimado para cada organización junto con el vector de los parámetros de pendiente, β . Por lo tanto, el modelo queda expresado de la siguiente manera:

$$\ln y_{it} = \beta_{0i} + \sum_k \beta_k \ln x_{kit} + v_{it} \quad (5.21)$$

donde $\beta_{0i} = \beta_0 - u_i$. El mismo puede ser estimado utilizando el método de mínimos cuadrados con variables binarias. Este modelo estima la eficiencia relativa de las firmas en relación a la unidad de análisis más eficiente, la cual se asume que es 100% técnicamente eficiente. Por lo tanto, según Coelli *et al.* (2005), los estimadores no son confiables si el número de las firmas es pequeño. En este sentido, los estimadores de los β_k s son consistentes mientras $k \rightarrow \infty$ o $T \rightarrow \infty$ y la propiedad de consistencia no requiere que los u_i estén no correlacionados con los regresores. Por otra parte, los estimadores de los β_{0i} son consistentes en la medida que $T \rightarrow \infty$ a pesar de que u_i requiere que $k \rightarrow \infty$ y $T \rightarrow \infty$.

5.2.1.b. Modelo de efectos aleatorios

A diferencia del caso anterior, ahora se acepta que el componente u_i esté aleatoriamente distribuido y no correlacionado con los regresores ni con el componente de ruido estadístico v_{it} . No obstante, y al igual que anteriormente, se requiere que los u_i sean no negativos. En este caso, el modelo queda expresado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \ln y_{it} &= [\beta_0 - E(u_i)] + \sum_k \beta_k \ln x_{kit} + v_{it} - [u_i - E(u_i)] = \\ &= \beta_0^* + \sum_k \beta_k \ln x_{kit} + v_{it} - u_i^* \end{aligned} \quad (5.22)$$

²⁹ Desde Aigner *et al.* (1977) que propusieron estimar SFA con datos de panel, en adelante siempre se ha debido suponer alguna distribución tanto para el error tradicional como para el término de ineficiencia. En realidad, los modelos denominados *Distribution Free* son un subconjunto particular que utiliza estimadores bayesianos, que son suficientemente flexibles sobre la distribución del término de error.

Un modelo de efectos aleatorios como el presentado puede ser estimado usando el método de Mínimos Cuadrados Generalizados o el de ML. El primero de ellos, conlleva expresar al modelo bajo la forma de uno con componentes de error estándar, mientras que el segundo necesita de supuestos fuertes acerca de la distribución de los u_i .

5.2.2. Eficiencia técnica variable en el tiempo

Ciertamente, el supuesto de que la eficiencia técnica se mantenga constante en el tiempo es muy fuerte por el simple hecho de que se espera que los directivos de las empresas u organizaciones aprendan de la experiencia, sobre todo en un contexto competitivo. Por consiguiente, se han desarrollado varios enfoques para la estimación de modelos que permitan que la eficiencia técnica varíe a lo largo de varios períodos. En principio, el modelo se expresa de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \ln y_{it} &= \beta_{0t} + \sum_n \beta_n \ln x_{nit} + v_{it} - u_{it} = \\ &= \beta_{it} + \sum_n \beta_n \ln x_{nit} + v_{it} \end{aligned} \quad (5.23)$$

donde β_{0t} es el intercepto de la frontera de producción común a todas las firmas en el período t y $\beta_{it} = \beta_{0t} - u_{it}$.

Cornwell *et al.* (1990) proponen un enfoque en el cual la eficiencia técnica se modela utilizando los conceptos de efectos fijos y aleatorios presentados anteriormente. En este caso, los autores proponen que $\beta_{it} = \Omega_{i1} + \Omega_{i2}t + \Omega_{i3}t^2$. Esta especificación cuadrática permite que la eficiencia varíe a lo largo del tiempo y en diferentes maneras para cada productor. Lee y Schmidt (1993) proponen una formulación alternativa en la cual $u_{it} = \alpha_{(t)} u_i$, donde la función $\alpha_{(t)}$ está especificada como un conjunto de variables temporales binarias lo que implica que cualquier patrón temporal de la ineficiencia de las firmas sea posible.

Por otro lado, también se pueden usar técnicas de ML para estimar modelos donde la eficiencia de las firmas varía. Partiendo del modelo presentado anteriormente, con $u_{it} = \alpha_{(t)} u_i$, donde $\alpha_{(t)}$ determina de qué manera la ineficiencia técnica varía a lo largo del tiempo, Kumbhakar (1990) propone la siguiente función paramétrica de $\alpha_{(t)}$:

$$\alpha_{(t)} = [1 + e^{\{\gamma t + \delta t^2\}}]^{-1} \quad (5.24)$$

En este caso, el modelo contiene dos parámetros adicionales para estimar, γ y δ . A su vez, la mencionada función $\alpha_{(t)}$, satisface las siguientes propiedades: (i) $0 \leq \alpha_{(t)} \leq 1$ y (ii) $\alpha_{(t)}$ puede ser monótonamente creciente o decreciente, cóncava o convexa, dependiendo del signo y magnitud de los dos parámetros adicionales a estimar. Luego, los supuestos acerca de la distribución de v_{it} y u_i y el procedimiento de estimación es similar al empleado anteriormente donde se asumía que la eficiencia es constante.

Battese y Coelli (1992) propusieron un modelo alternativo en el cual la función paramétrica β_t tiene la siguiente forma:

$$\alpha_{(t)} = e^{\{-\eta(t-T)\}} \quad (5.25)$$

la cual tiene solo un parámetro adicional, η , a ser estimado. Asimismo, la función $\alpha_{(t)}$ satisface las propiedades: (i) $\alpha_{(t)} \geq 0$ y (ii) $\alpha_{(t)}$ disminuye a un ritmo creciente si $\eta \geq 0$, aumenta a un ritmo creciente si $\eta \leq 0$ o permanece constante si $\eta = 0$. Posteriormente, los autores establecen supuestos acerca de las distribuciones y aplican la técnica de máxima verosimilitud para obtener los estimadores de todos los parámetros.

Al igual que la mayor parte de los modelos de frontera, los dos últimos modelos presentados también pueden ser estimados bajo el marco de referencia de efectos fijos. No obstante, tanto Kumbhakar (1990) como Battese y Coelli (1992), propusieron estimar sus modelos bajo el esquema de efectos aleatorios usando ML ya que a menudo, esto permite desentrañar los efectos de la ineficiencia y el cambio tecnológico, mientras que con efectos fijos dicha opción se pierde al usar el estimador *within*³⁰.

5.3. Modelos de Frontera de Costos

Los métodos paramétricos para la estimación de la eficiencia a través de modelos de frontera de producción que fueron analizados anteriormente, requieren que las firmas produzcan un solo producto. Por el contrario, cuando las organizaciones a ser analizadas se presentan como multi-producto, dichas técnicas no son apropiadas. En este caso, se utilizan modelos para la estimación de una frontera de costos. No obstante, y a diferencia de los modelos anteriores, esto requiere contar con

³⁰ En rigor, es posible estimar un modelo de efectos fijos con variables *dummy* indicadoras de cada firma, pero ello consume casi tantos grados de libertad como firmas, eliminando prácticamente las ventajas del panel de datos.

más información ya que se necesita conocer el precio de los insumos, las cantidades de productos y el gasto total en los insumos utilizados para producir dichos productos.

En el caso que se tenga datos de corte transversal, una frontera de costos puede ser representada de la siguiente manera:

$$C_i \geq c(y_i, w_i; \beta), \quad i = 1, \dots, I, \quad (5.26)$$

donde C_i es el gasto incurrido por la firma i , y_i es un vector de productos de la firma i , w_i es un vector de precios de los insumos de la firma i y β es un vector de parámetros tecnológicos a ser estimados. Por lo tanto, $c(y_i, w_i; \beta)$ es la frontera de costos común a todos los productores. El primer paso para estimar dicha relación es especificar una forma funcional para $c(\cdot)$.

5.3.1. Frontera de costos de tipo Cobb-Douglas

Si se asume que $c(y_i, w_i; \beta)$ toma una forma funcional de tipo Cobb-Douglas, entonces una frontera de costos estocástica puede ser representada de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \ln C_i &\geq \beta_0 + \beta_y \ln y_i + \sum_n \beta_n \ln w_{ni} + v_i \\ &= \beta_0 + \beta_y \ln y_i + \sum_n \beta_n \ln w_{ni} + v_i + u_i \end{aligned} \quad (5.27)$$

donde v_i es el componente aleatorio y u_i es el componente no negativo de ineficiencia. Dado que una frontera de costos debe ser linealmente homogénea en el precio de los insumos, $c(y_i, \lambda w_i; \beta) = \lambda c(y_i, w_i; \beta)$, $\lambda > 0$, y la restricción en el parámetro $\beta = 1 - \sum_{n \neq k} \beta_n$ debe ser impuesta previamente a la estimación o la frontera estocástica presentada anteriormente debe ser reformulada de la siguiente manera:

$$\ln \left(\frac{C_i}{w_{ki}} \right) = \beta_0 + \beta_y \ln y_i + \sum_{n \neq k} \beta_n \ln \left(\frac{w_{ni}}{w_{ki}} \right) + v_i + u_i \quad (5.28)$$

En ambas formulaciones de fronteras de costos estocásticas presentadas anteriormente, el término de error compuesto $\varepsilon = v_i + u_i$ es asimétrico, siendo positivamente sesgado desde que $u_i \geq 0$. Adicionalmente, y aparte de la restricción de homogeneidad sobre las β_n s, y la dirección del sesgo del término de error, dichas formulaciones de frontera de costos estocásticas son estructuralmente similares a las fronteras de producción estocásticas definidas anteriormente. Por lo tanto, y salvo algunos cambios en los signos, el análisis para la estimación desarrollado en dicha

sección vale también para la estimación de la ineficiencia bajo un análisis de frontera de costos estocástica.

5.3.2. Frontera de costos translogarítmica o translog

Si bien la virtud de una función de tipo Cobb-Douglas reside en su simplicidad, Hasenkamp (1976) revela que una función de este tipo puede tener una curvatura problemática cuando se tienen múltiples productos. A su vez, si la estructura de producción es más compleja a la estimada por una función Cobb-Douglas, el término error será mayor y consecuentemente, la estimación de la ineficiencia de costos podría estar sesgada.

Para evitar dichos problemas, Christensen *et al.* (1971) introducen la forma funcional translogarítmica. Una frontera de costos de este tipo admite la presencia de varios *outputs* sin necesariamente violar la condición de curvatura. A su vez, es también flexible en el sentido de que provee una aproximación de segundo orden a cualquier frontera de costo subyacente que se comporta bien a la media de los datos. De esta manera, si se asume que $c(y_i, w_i; \beta)$ toma la forma de una frontera de costos translogarítmica, la misma queda expresada como:

$$\ln C_i \geq \beta_0 + \sum_m \alpha_m \ln y_{mi} + \sum_n \beta_n \ln w_{ni} + \frac{1}{2} \sum_m \sum_j \alpha_{mj} \ln y_{mi} \ln y_{ji} \quad (5.29)$$

$$+ \frac{1}{2} \sum_n \sum_k \beta_{nk} \ln w_{ni} \ln w_{ki} + \sum_n \sum_m \gamma_{nm} \ln w_{ni} \ln y_{mi} + v_i$$

$$= \beta_0 + \sum_m \alpha_m \ln y_{mi} + \sum_n \beta_n \ln w_{ni} + \frac{1}{2} \sum_m \sum_j \alpha_{mj} \ln y_{mi} \ln y_{ji} \quad (5.30)$$

$$+ \frac{1}{2} \sum_n \sum_k \beta_{nk} \ln w_{ni} \ln w_{ki} + \sum_n \sum_m \gamma_{nm} \ln w_{ni} \ln y_{mi} + v_i + u_i$$

donde el teorema de Young requiere que se impongan las restricciones de simetría $\alpha_{nk} = \alpha_{kn}$ y $\beta_{mj} = \beta_{jm}$, y la homogeneidad de grado 1 en los precios de los insumos requiere la imposición de las restricciones adicionales $\sum_n \beta_n = 1$, $\sum_n \beta_{nk} = 0 \quad \forall k$ y $\sum_n \gamma_{nm} = 0 \quad \forall m$. Nuevamente, es posible estimar una frontera de costos translogarítmica y obtener estimadores de eficiencia de costos siguiendo los desarrollos descriptos para fronteras de producción. No obstante, si bien una

especificación translogarítmica es más flexible que una Cobb-Douglas, también consume más grados de libertad. Esto complicaría la estimación de varios parámetros adicionales cuando la muestra no es muy grande, aunque podría introducir inconsistencia en los estimadores debido a posibles errores de especificación.

Contar con datos de corte transversal tiene también sus desventajas. Si bien algunas de ellas fueron comentadas anteriormente, el problema fundamental se debe a que se tiene una sola observación por cada individuo de la muestra. Estadísticamente, esto genera fuertes limitaciones en la confianza de las estimaciones. Sin embargo, las técnicas utilizadas para fronteras de costos ante la presencia de datos de panel son prácticamente idénticas a las desarrolladas para la estimación de fronteras de producción descritas precedentemente y solamente se requiere cambiar el signo del componente error correspondiente.

5.4. Ventajas y desventajas del Análisis de Frontera Estocástica

Como se mencionó anteriormente, el SFA está motivado por la idea de que las desviaciones del producto observado respecto a una frontera de producto teórico podrían no estar completamente bajo control de las unidades analizadas. Asimismo se admiten errores de medición en la eficiencia. En este sentido, la estimación de modelos con un componente de error, el cual está compuesto por un miembro correspondiente a ruido estadístico y otro a la ineficiencia de la firma, a priori se traduce en una mejor medida de ineficiencia.

Por lo tanto, la gran virtud de los modelos de SFA es que el impacto en la producción debido a variaciones en el rendimiento de los factores, a efectos del clima o simplemente la suerte, pueden en principio separarse de la contribución en la producción de la variación en la eficiencia técnica. No obstante, se debe tener presente que, como en toda estimación econométrica, los parámetros estimados pueden ser inapropiados o inconsistentes, lo que conlleva a que las estimaciones tampoco sean las correctas.

La calidad de los análisis de eficiencia basados en SFA depende críticamente de la distribución asumida sobre u_i . Por otro lado, todas las variantes descansan en el supuesto de independencia entre v_i y u_i . Si, por ejemplo, v_i capta el riesgo de la actividad y u_i la asunción de riesgos por parte de la empresa, el supuesto no se cumpliría. Smith (2008) relaja este supuesto con un enfoque de funciones de copula³¹.

³¹ Para la estimación utilizando funciones de cópula, véase Lai y Huang (2013) y Amsler *et al.* (2014).

5.5. Antecedentes empíricos para el sector bancario basados en Análisis de Frontera Estocástica

Hunter y Timme (1986) examinaron la eficiencia bancaria teniendo en cuenta la naturaleza del cambio técnico y su impacto en las economías de escala de 91 bancos norteamericanos. Para ello, contaron con datos del período 1972 – 1982 y recurrieron a distintos modelos de funciones de costos translogarítmicas. En principio, el costo total fue definido como la suma de los gastos en capital físico y en personal para luego sumar a los costos por los intereses pagados. Por el lado del producto bancario, consideraron distintas definiciones de producto para medir su sensibilidad en los resultados. En un primer caso, el producto se especificó como la suma de todos los préstamos. Luego, como la suma de los depósitos y préstamos para posteriormente sumarle a las inversiones y depósitos descontadas las provisiones por pérdidas.

Los resultados indicaron que los procesos de producción de los bancos de la muestra estuvieron sujetos a significativos avances tecnológicos. No obstante, dichos cambios resultaron ser neutrales en el sentido de Hicks³². Asimismo, el análisis reveló que los bancos grandes se beneficiaban más de los cambios en la tecnología que los bancos chicos y que además, utilizan sus eficiencias operativas para mantenerse competitivos en los mercados de depósitos.

Ferrier y Lovell (1990) adoptaron el enfoque de producción para comparar la habilidad de las técnicas econométricas y de programación lineal en el análisis de la eficiencia de 575 bancos norteamericanos adheridos a un programa especial de la Reserva Federal³³ de dicho país para datos de 1984. Los resultados obtenidos con SFA indican una la elasticidad de costo de 0,98, lo que sugiere pequeñas pero generalizadas economías crecientes a escala. La ineficiencia técnica eleva los costos en aproximadamente un promedio de 9% aunque sin poder identificar un patrón particular de la misma a medida que el tamaño de los depósitos aumenta. Por su parte, la ineficiencia asignativa eleva los costos en torno al 17%. Según Ferrier y Lovell (1990), esto se debe a una muy alta relación entre la cantidad de trabajo y los demás factores, combinado con limitadas posibilidades de sustituir insumos a lo largo de la frontera de producción. En cuanto a los resultados bajo la metodología DEA, la mayoría de las entidades presentan rendimientos crecientes a escala, resultado consistente con lo mostrado bajo SFA. La ineficiencia técnica encontrada es de 16% promedio, siendo menor en los bancos más pequeños. Por último, la ineficiencia

³² Es decir que el ratio de productividades marginales entre capital y trabajo se mantuvo constante.

³³ La Reserva Federal o el Sistema de Reserva Federal es el banco central de los Estados Unidos, informalmente llamado Fed.

asignativa eleva los costos 5% en promedio, donde un uso excesivo de mano de obra y subutilización de capital serían los responsables de esta ineficiencia. Por lo tanto, las conclusiones obtenidas entre ambas técnicas fueron disímiles en lo que se refiere a eficiencia de costos, no así en lo referido a economías de escala, donde ambas metodologías sugieren que los bancos más chicos tienen ventajas en costos sobre los bancos más grandes.

Bauer *et al.* (1998) proporcionan una amplia investigación sobre la consistencia de los enfoques de frontera tanto paramétricos (SFA, DFA y TFA) como no paramétricos (DEA) para el período comprendido entre 1977 y 1988 y de 683 bancos de EE. UU. Su principal conclusión fue que los enfoques paramétricos proporcionan medidas de eficiencia consistentes con las medidas estándar de rendimiento del sector, mientras que la DEA no lo hace. Por su parte, Weill (2004) hizo un trabajo similar pero para 688 bancos de 5 países europeos durante el período 1992-1998. En su análisis, además de analizar la consistencia de las diferentes metodologías, se propuso responder si los niveles de eficiencia son similares entre las diferentes técnicas y si los puntajes de eficiencia de cada una de ellas están correlacionados entre sí. En general, concluye a favor de una falta de robustez los resultados de los diferentes enfoques, no obstante existen algunas similitudes entre los enfoques paramétricos. A su vez, observa cierta correlación entre todos los enfoques de frontera y las medidas estándar de rendimiento.

Altunbas *et al.* (2001) recurrieron a SFA y DFA para modelar ineficiencias en costos y determinar la existencia de cambios en la tecnología de bancos alemanes. Particularmente, intentaron encontrar qué relación existía entre las ineficiencias y los diferentes tipos de propiedad según el tamaño de los activos de las entidades. Para ello, contaron con 7539 observaciones de bancos públicos, privados y cooperativos entre los años 1989 y 1996. Los autores estimaron diferentes fronteras de costos para cada uno de los diferentes tipos de propiedad para luego comparar dichos resultados con un modelo en el cual los mismos son combinados. Esto les permitió medir economías de escala, eficiencias en costos y cambios técnicos entre bancos que tienen una misma forma organizacional como así también realizar una comparación entre los distintos tipos de propiedad. En la selección de variables, se optó por un enfoque de intermediación donde se utiliza el capital físico, el trabajo y los depósitos para producir activos rentables como préstamos hipotecarios, préstamos al sector público y otros préstamos como así también ciertos servicios fiduciarios no detallados en los balances pero que forman parte de productos bancarios.

Los bancos privados mostraron economías de escalas del 9% promedio utilizando SFA y de alrededor de un 6% utilizando DFA. No obstante, al incluirse como producto a los servicios fiduciarios mencionados anteriormente, los bancos grandes exhibieron mayores economías de escala que los más chicos, sobre todo en la estimación por SFA. Esto estaría indicando que dichos servicios tienen un efecto positivo al ser consideradas como un *output*. Por el lado de las ineficiencias en costos, los resultados exhiben muy poca variación entre los diferentes tamaños de entidades comparados con las eficiencias de escala, promediando una ineficiencia del 21%. Esto significa que si todos los bancos privados incluidos en la muestra operaran en la frontera de eficiencia, podrían producir el mismo nivel de *output* utilizando un 21% menos de insumos. Por otra parte, la magnitud del impacto del cambio técnico en los costos bancarios parece estar fuertemente influenciada por la inclusión en el producto de los servicios fiduciarios. En este caso, los cambios tecnológicos estimados, tanto por SFA como por DFA, sugieren una reducción promedio en el costo anual de producción de alrededor de un 5%. Sin embargo, al excluirlos del *output*, los resultados muestran una reducción promedio del 10%, siendo los bancos grandes los más beneficiados. Según Altunbas *et al.* (2001), este hallazgo quizás refleja el alto costo de la tecnología asociado con emprender este tipo de negocios.

Los resultados para la banca pública de las economías de escala exhiben variaciones entre un 5% y 9% según una estimación de SFA o DFA, respectivamente. A diferencia de los bancos privados, dichas economías tienden a ser menores en los bancos más grandes. Por el lado de las ineficiencias en costos, el sector muestra unos índices de eficiencia de aproximadamente un 16%, con una sutil evidencia de que los bancos grandes son menos eficientes en costos que sus contrapartes más chicos. El progreso técnico, por su parte, parece tener un pequeño impacto en este tipo de entidades, reduciendo los costos totales en aproximadamente 3,5% anual para el período entre 1989 y 1996.

Las estimaciones para los bancos cooperativos revelan economías de escala para todas las entidades, independientemente de su tamaño, con estimaciones en el orden del 6% bajo la técnica DFA y del 8% para SFA. No obstante, éstas últimas sugieren que las economías decrecen en los bancos más grandes mientras que con DFA, insinúan lo contrario. Adicionalmente, las ineficiencias en costos son menores en este tipo de entidades comparadas con las encontradas en los bancos privados y públicos. Incluyendo los servicios fiduciarios fuera de balances, las estimaciones de

ineficiencias en costos se encuentran entre 10% y 12.5%. De acuerdo a Altunbas *et al.* (2001), esto puede deberse a la gran homogeneidad entre las entidades del sector.

En términos generales, el análisis indica la presencia de economías de escala en los tres tipos de estructuras bancarias. Asimismo, existe una substancial diferencia en las ineficiencias de costos para los bancos privados comparados con los públicos y cooperativos. Por su parte, la eficiencia técnica ha contribuido a la reducción de costos en los tres tipos de entidades. No obstante, Altunbas *et al.* (2001), dejar ver que la comparación entre los diferentes tipos de entidades financieras es problemática porque las estimaciones derivan de fronteras de costos específicas para cada sector y por lo tanto, con una tecnología determinada. En este contexto, los investigadores deben ser cautos con la comparación de eficiencia entre entidades bajo diferentes tipos de propiedad y contentarse con cotejar organizaciones con similares características. Alternativamente, se puede hacer una estimación de eficiencia de la industria, es decir, del conjunto de entidades que la conforman, para luego hacer comparaciones con esos resultados.

En este caso, las estimaciones de la muestra conjunta presentan economías de escala que no difieren demasiado de los resultados obtenidos de las estimaciones sectoriales anteriores, donde las economías de escala estaban presentes en todas las entidades independientemente del tipo de propiedad. Incluso, los resultados confirman las ventajas asociadas al tamaño de los bancos. A su vez, estos hallazgos indican que los bancos estatales no parecen tener desventajas de costos relacionadas con su mayor tamaño en comparación con los del sector privado y las medidas de eficiencia revelan que los bancos públicos y las mutuales cooperativas son más eficientes en costos que los privados. Por el lado del progreso técnico, éste parece tener un impacto similar en la reducción de costos para todos los tipos de entidades.

Beccalli *et al.* (2006) investigaron si los cambios en el desempeño de los precios de las acciones de bancos europeos pueden ser explicados por cambios en la eficiencia técnica. En este sentido, los autores esperan que los bancos más eficientes sean los más rentables y, por lo tanto, generen mayores utilidades para los accionistas. Para esto, se valieron de datos publicados de 90 bancos de 5 países europeos para el período comprendido entre los años 1999 y 2001. En primer lugar, utilizaron las metodologías DEA y SFA –con respectivas variantes– para estimar la eficiencia de las entidades. Luego, incluyeron estas estimaciones como regresores de la performance de las acciones de cada banco. Para la selección de variables utilizaron un enfoque de intermediación. En la metodología DEA, la variable *input* está

representada por el costo total, el cual incluye a los gastos en personal, intereses pagados y otros gastos administrativos. Las variables *inputs* utilizadas para estimar con SFA son el costo promedio de mano de obra (gastos de personal / activos totales); de los depósitos (gastos por intereses / clientes y financiación de corto plazo) y de capital (gastos totales de capital / activos fijos totales). Tanto para DEA como para SFA, las variables de *outputs* capturan tanto la actividad crediticia tradicional de los bancos (préstamos totales) como las crecientes actividades no crediticias (otros activos rentables).

En términos generales, los índices de eficiencia se muestran en un rango entre 70% y 90%, teniendo los puntajes de eficiencia de DEA mayor variabilidad que los de SFA. Además, con la excepción de los bancos franceses, los cambios en la eficiencia indican un deterioro entre 1999 y 2001, con una disminución anual del 2% al 6%. A su vez, el análisis destaca una correlación positiva y estadísticamente significativa entre los cambios del precio de las acciones y los cambios en los puntajes de eficiencia tanto bajo la técnica DEA como SFA.

Complementariamente al ya mencionado trabajo de Berger y Humphrey (1997), Bikker y Bos (2008) publicaron un exhaustivo marco teórico y empírico del desempeño bancario. Aplicaron diferentes enfoques para la medición de la competencia, concentración, eficiencia, productividad y rentabilidad de las entidades financieras. Los datos cubren un total de 7.266 bancos privados y públicos de 46 países para el período 1996–2005. Para los modelos de fronteras de eficiencia recurrieron a una función translogarítmica y de efectos fijos para lo cual emplearon un conjunto de tres productos: préstamos, inversiones y partidas fuera de balance, y tres precios de insumos: de capital financiero, de trabajo y de capital físico. Los resultados para el conjunto de países mostraron un nivel promedio de eficiencia en torno al 80%. Particularmente, para los bancos argentinos, la eficiencia estimada fue de 78.6%, levemente por debajo del promedio. En cuanto a las economías de escala, el valor encontrado para Argentina es de 1.08, dejando ver rendimientos decrecientes a escala (al igual que en la mayoría de los bancos considerados en la muestra). En otras palabras, esto indica que un aumento en el *output* de un 10%, resulta en un aumento del costo total casi el 11%.

Respecto a la Argentina, Burdisso *et al.* (1998) examinaron si los bancos públicos tuvieron una mayor performance que los privados. Para ello, contaron con datos de 71 bancos minoristas argentinos para el período 1991-1996 y estimaron una función de costos utilizando el método paramétrico DFA y un enfoque alternativo de

“efectos fijos” para datos de panel. Los autores encontraron que la banca minorista opera con rendimientos crecientes a escala en el período y con un elevado nivel de ineficiencia. Por otro lado, el grado de eficiencia de la banca privada resultó notablemente más elevado que el de la banca pública. Estas diferencias se acentúan dentro del grupo de los bancos de menor tamaño y que se encuentran más concentrados, donde se ubica la mayor parte de los bancos públicos provinciales.

Guala (2002) analizó la eficiencia en costos de bancos comerciales argentinos después de las reformas monetarias de principios de los años noventa. Para ello, utilizó un panel de datos de 81 bancos entre los años 1996 y 2000. En primer lugar, estimó la eficiencia de mediante el enfoque DFA para luego, analizar el desempeño de las instituciones financieras de acuerdo a diferentes características (privadas vs. públicas y nacionales vs. extranjeras) y en función de su distribución de costos mediante el análisis de regresión cuantílica. Cuando se consideró a todos los bancos en conjunto, los resultados empíricos revelan ineficiencias de costos de alrededor del 20%, lo que según el autor, podría interpretarse como un "razonable" nivel de ineficiencia en comparación con los estándares internacionales. A su vez, el análisis con los bancos ordenados por diferentes clases de activos indica que los bancos más pequeños tienden a apartarse de un comportamiento totalmente optimizador. Por otro lado, de acuerdo con las estimaciones de regresión cuantílica, los bancos públicos muestran, en promedio, costos más altos que los bancos privados, siendo las diferencias mayores cuando se evalúan los bancos ubicados en los cuartiles más altos de la distribución de costos. En otras palabras, los bancos públicos eficientes tendrían costos similares a los bancos privados eficientes, mientras que los bancos públicos ineficientes tendrían costos más altos que los bancos privados ineficientes.

Moya (2012) estudia la productividad bancaria argentina luego de la crisis de 2002, con énfasis en la distinción entre bancos públicos y privados. Utilizó un panel de datos no balanceado con cerca de 1100 observaciones cubriendo 13 períodos (1998-2010). Se valió de una metodología desarrollada por Levinsohn y Petrin (2003), el cual utiliza funciones de producción del tipo Cobb-Douglas y un insumo intermedio como variable *proxy* de la productividad. Para la selección de variables, recurrió al enfoque de intermediación, por lo tanto considera como producto a los activos totales netos de los activos fijos (participación en otras sociedades, bienes en locación financiera, bienes diversos y bienes muebles) y como insumos a los depósitos conjuntamente con el factor trabajo –representado por el total de personal empleado por las entidades–, el capital, representado por la suma de las obligaciones por intermediación financiera con otras entidades y con organismos internacionales, las obligaciones negociables,

obligaciones subordinadas, dividendos a pagar en efectivo, honorarios a pagar y el patrimonio neto. Moya (2012) también distinguió entre capital físico (bienes de uso, bienes diversos, filiales del exterior y participación en otras sociedades) y capital financiero (la diferencia entre el capital total y el capital físico), de forma de asignarles distintos costos de oportunidad a cada concepto. Asimismo, se incluyó a los depósitos del sector público como parte del mismo. Como insumo intermedio consideró al consumo de electricidad. La evolución de la productividad total de los factores del conjunto del sistema ha recorrido tres etapas. Entre 1998 y 2002 la productividad desciende sistemáticamente en medio del estancamiento económico y la crisis financiera del 2001–2002. A partir del 2003 y hasta el 2006 se observó una recuperación de la misma, hallando niveles estancados de productividad luego de 2007.

Por último, Ferro *et al.* (2013) analizan la eficiencia del sistema bancario argentino para el período 2005–2011 utilizando distintas variantes de SFA y DEA tanto para el sistema en su conjunto como para distintos subconjuntos de bancos. La muestra analizada es de 60 entidades financieras y para la selección de variables recurrieron al enfoque de intermediación. Los resultados obtenidos para el conjunto de la muestra arrojan puntajes de eficiencia promedio de 0,40 para estimaciones con SFA y de 0,44 utilizando un modelo DEA con rendimientos constantes a escala. Por el contrario, para un modelo DEA con rendimientos variables, el nivel de eficiencia promedio se eleva a 0,62, lo que indica que la elección del supuesto sobre los rendimientos resulta relevante. A su vez, en los modelos econométricos, los autores encontraron que la mayor parte del error compuesto del modelo resultó explicado por la ineficiencia.

Considerando las distintas líneas de negocios en las cuales se desempeñan las entidades, los resultados fueron contradictorios. Mientras bajo el modelo econométrico, la banca mayorista resultó ser consistentemente más eficientes que los bancos minoristas, los resultados de DEA sitúan a los minoristas como los más eficientes. En cuanto al origen del capital, SFA encuentra eficiencias medias similares entre los bancos nacionales y extranjeros mientras que con DEA la eficiencia de los bancos extranjeros es mayor. Respecto al tipo de propiedad, no hay diferencias significativas en los puntajes de eficiencia promedio entre las distintas técnicas de estimación.

Con todo, es importante destacar que el caudal de estudios empíricos sobre la eficiencia del sector bancario en Argentina es todavía incipiente y dista de llegar a resultados concluyentes.

5.6. Datos y variables seleccionadas para el análisis de frontera estocástica

Para la estimación de la eficiencia bajo el análisis de frontera estocástica se recurrió a una muestra de 35 bancos con datos correspondientes al mes de diciembre de cada año y extraídos del reporte titulado “Información de Entidades Financieras” elaborado por la Superintendencia de Entidades Financieras y Cambiarias (SEFyC) dependiente del BCRA. El costo total está formado por la suma de los salarios, los gastos administrativos, los egresos por servicios y los egresos financieros (intereses pagados). En virtud del enfoque “producción” adoptado para el presente trabajo, los costos totales se regresaron contra las siguientes variables independientes: por un lado, variables indicadores del volumen de producto (cuentas corrientes, cajas de ahorro, plazos fijos, préstamos y titulares de tarjetas de crédito) y, por otro, indicadores de precios de insumos y factores (salario medio, gasto administrativo por filial, tasa de interés pasiva y egresos por servicios por cliente).

Se debe destacar que las variables de producto fueron tomadas en cantidades, en vez de valores monetarios en tanto se cree que la asignación de recursos (físicos y humanos) está determinada esencialmente por el volumen de cuentas, más que el dinero allí involucrado.³⁴

Además, siguiendo la recomendación de Berger y Mester (1997), se incluyó como variable de control al *equity* de cada entidad. Estos autores destacan que más allá del riesgo, el nivel de capital de un banco afecta directamente a sus costos ya que provee una alternativa a los depósitos como fuente de financiamiento; el interés pagado por la deuda tomada (que, además, deduce patrimonio neto en tanto forma parte del pasivo) forma parte de los costos, pero los dividendos pagados no. En contrapartida, elevar el *equity* contribuye más a los costos que elevar las colocaciones de deuda. La evidencia empírica puede valorar qué efecto domina por sobre otro. En cualquier caso, la omisión del *equity* introduciría un sesgo en la escala considerada.

³⁴ No obstante, esto está sujeto a una revisión más profunda que es imposible de verificar con la información disponible. En particular, se debería chequear si la cantidad de movimientos se incrementa (y con ellos los costos de monitoreo del banco) con la masa de dinero promedio de cada cuenta.

Todas las variables fueron tomadas en logaritmo y las variables monetarias fueron deflactadas³⁵ a fin de eliminar el componente inflacionario de las mismas. La Tabla 4.2 muestra los estadísticos descriptivos de las variables definidas previamente.

Tabla 5.1
Estadísticos descriptivos de las variables

Variable	Unidad		Obs.	Media	Desvío estándar	Mínimo	Máximo
Costo total	Pesos (en millones)	Global	455	5.40	7.28	0.11	49.75
		Entre	35		7.05	0.18	32.05
		Dentro	13		2.15	-4.76	23.10
<i>Equity</i>	Pesos (en millones)	Global	455	5.63	8.79	-1.06	65.08
		Entre	35		8.72	0.18	48.15
		Dentro	13		1.82	-1.51	22.56
Gastos administrativos unitarios	Pesos	Global	455	12219.80	7834.70	29.70	43682.10
		Entre	35		7047.60	2900.80	35195.90
		Dentro	13		3609.20	1933.00	30328.60
Salario medio	Pesos	Global	455	536.80	136.10	197.00	959.80
		Entre	35		94.90	335.20	704.30
		Dentro	13		98.70	185.90	859.90
Egresos por servicios unitarios	Pesos	Global	455	1.01	2.75	0.06	54.50
		Entre	35		0.00	1.20	5.86
		Dentro	13		0.00	2.48	-4.46
Tasa de interés pasiva	%	Global	455	-17.07	7.40	-38.06	-2.60
		Entre	35		2.19	-21.24	-12.10
		Dentro	13		7.08	-33.88	-0.26
Cuentas corrientes	Cantidad (en miles)	Global	455	102.39	179.02	0.07	1107.56
		Entre	35		160.73	0.56	597.25
		Dentro	13		830.35	-304.05	612.70
Cajas de ahorro	Cantidad (en miles)	Global	455	706.89	1186.56	1.32	10564.27
		Entre	35		1092.08	41.51	5703.10
		Dentro	13		496.80	-2501.83	5567.17
Plazos fijos	Cantidad (en miles)	Global	455	44.48	67.40	0.21	592.36
		Entre	35		59.91	0.42	252.53
		Dentro	13		32.38	-127.87	384.31
Préstamos	Cantidad (en miles)	Global	455	484.81	699.07	5.26	5305.820
		Entre	35		602.13	13.44	2691.34
		Dentro	13		368.41	-1400.83	3099.29
Tarjetas de crédito	Cantidad (en miles)	Global	455	370.60	518.72	0.29	3569.93
		Entre	35		435.93	3.93	1681.950
		Dentro	13		289.93	-874.77	2258.58

Fuente: elaboración propia

La estadística descriptiva muestra que las variaciones “entre” bancos son más importantes en las variables que expresan totales y en las indicadores de producto, reflejando la heterogeneidad de entidades mientras que las variables de precios unitarios suelen exhibir una variación equilibrada entre elementos entre y dentro de cada entidad, en tanto los precios que pagan los bancos están afectados en el tiempo por cuestiones comunes y en alguna medida externas a todos.

³⁵ Fuente: *Economic Trends*

5.7. Resultados basados en el análisis de frontera estocástica

La estimación basada en SFA considera al salario como numerario, a fin de garantizar la homogeneidad de grado 1 de la función de costos. Los resultados muestran que todas las variables de costo unitario de factores y las indicadores de nivel de producto (a excepción de la cantidad de tarjetas de crédito emitidas y préstamos) resultaron significativas al 1% o al 5%. Además, se chequeó la existencia de economías de escala a través del test cuya hipótesis nula plantea que la suma de los coeficientes asociados a las variables de producto toma valor unitario. En ambas variantes se corrobora la existencia de economías de escala para el promedio de bancos de la muestra (en tanto se rechaza la nula al 1%), en coincidencia con los hallazgos de los modelos DEA³⁶.

Tabla 5.2
Estimaciones de eficiencia. Modelo SFA-TI y SFA-TVD

	Invariante en el tiempo	Variante en el tiempo
Gastos administrativos	0.212* (0.015)	0.189* (0.016)
Tasa de interés pasiva real	0.023** (0.010)	0.022** (0.010)
Egresos por servicios	0.118* (0.019)	0.148* (0.017)
Cuentas corrientes	0.087* (0.014)	0.090* (0.014)
Cajas de ahorro	0.312* (0.025)	0.395* (0.027)
Plazos fijos	0.102* (0.021)	0.194* (0.026)
Préstamos	-0.017 (0.019)	0.019 (0.020)
Tarjetas	0.008 (0.014)	-0.002 (0.015)
<i>Equity</i>	0.210* (0.030)	0.152* (0.022)
Constante	1.935* (0.196)	0.416 (0.274)
Mu (μ)	0.758* (0.136)	0.178** (0.079)
Nu (η)		0.068* (0.017)
Estadístico de Wald	1197.91*	2737.91*
Log likelihood	149.51	158.48
Test economía escala, chi2	536.54	117.70

* Alfa < 0.01; ** Alfa < 0.05

Fuente: elaboración propia

³⁶ En el caso de DEA, su flexibilidad admite que el tipo de economías de escala puedan diferir de una entidad a otra. No obstante, 62.9% de bancos exhibía rendimientos crecientes a escala. La brecha con DEA siempre será mayor que SFA dado que siempre tendrá bancos con valor de eficiencia igual a 1.

La consideración de varias variables indicadoras de producto permite evaluar la incidencia de cada una sobre los costos. Los resultados indican que el número de cajas de ahorro y de depósitos a plazo son los productos que más incrementan los costos de operación de las entidades. Por otro lado, la significatividad y signo de η indica que la ineficiencia en costos fue decreciente en el tiempo. No obstante, debe señalarse que la especificación de la frontera con puntuaciones de eficiencia variables en el tiempo propuesta por Battese y Coelli (1992) supone que la evolución temporal de la eficiencia fue monótona durante el período analizado, elemento que puede ser discutido a la luz de los hallazgos del Capítulo previo³⁷. De este modo, los resultados expresan una variación positiva de la eficiencia a lo largo del período analizado.

Es importante destacar que la eficiencia promedio estimada de los bancos argentinos durante el período 2004-2016 mediante la metodología SFA es de 0.73, inferior a la encontrada con DEA (ver Anexo VII). Al mismo tiempo, dicha estimación arroja cifras mayores a las encontradas por Ferro *et al.* (2013) bajo un enfoque de intermediación y para un período de tiempo similar, por lo que podría atribuirse que las entidades son más eficientes generados productos que intermediando. No obstante, los puntajes son menores a los hallados por Guala (2002) y Bikker y Bos (2008). En estos casos, las diferencias en los puntajes de eficiencia estimados no pueden imputarse al uso de diferentes metodologías en tanto el signo de la brecha no es sistemático. Una explicación posible es que los bancos argentinos experimentaron una trayectoria de eficiencia decreciente hasta mediados de la década del 2000 que luego se revierte.

Tabla 5.3

Evidencia empírica comparada sobre eficiencia del sector bancario en Argentina obtenida mediante SFA.

Referencia	N° bancos considerados	Período	Enfoque	Técnica aplicada	Eficiencia promedio	Evolución temporal de la eficiencia
Guala (2002)	81	1996-2000	Intermediación	<i>Distribution Free</i> , Translog	0.82	Constante
Bikker y Bos (2008)	100	1996-2005	Intermediación	Translog	0.79	s/d
Ferro <i>et al.</i> (2013)	60	2005-2011	Intermediación	Cobb-Douglas y Translog	0.40	Constante y Decreciente
Propia	35	2004-2016	Producción	Cobb Douglas	0.73	Creciente

Fuente: elaboración propia

³⁷ En particular, los resultados obtenidos con la aplicación del enfoque DEA sugieren que las trayectorias de eficiencia bancaria fueron divergentes; durante un primer período la eficiencia aumentó pero luego desde 2010 en adelante la eficiencia disminuyó. No obstante, el saldo neto de esas puntuaciones mostraban una mejora de la eficiencia punta a punta, lo cual resulta consistente con lo encontrado con SFA.

A continuación, se analizó la eficiencia promedio en relación al tipo de propiedad y origen del capital de las entidades de acuerdo a la clasificación presentada anteriormente. En este caso, los resultados muestran que los bancos privados extranjeros y los públicos tienen una mejor performance relativa. No obstante, coincidiendo con los hallazgos de Ferro *et al.* (2013), la diferencia no parece ser sustancial.

Tabla 5.4
Eficiencia promedio según propiedad y origen del capital.

Tipo de propiedad y origen del capital	Eficiencia promedio
Privado Extranjero	0.78
Privado Nacional	0.71
Público	0.74
Total	0.73

Fuente: elaboración propia

Del mismo modo, se examinó la eficiencia en relación al tamaño de las entidades según el volumen de sus activos³⁸. En este caso, los bancos pequeños presentan una mejor performance en términos de eficiencia que las entidades más grandes. Además, esta relación inversa entre eficiencia y tamaño se encuentra dominada por los bancos públicos, mientras que la asociación es menos clara en bancos privados de capital nacional y de capital extranjero (Tabla 5.5). Con todo, se debe señalar aquí que una medida más precisa de los activos debería ponderar la cartera de créditos según su nivel de riesgo, con el posible impacto sobre su vínculo con la eficiencia en costos.

Tabla 5.5
Eficiencia promedio según tipo de propiedad y origen del capital.
Modelo SFA - TVD. 2016

	Privado Extranjero	Privado Nacional	Público	Total
Menos de 10 M	-	0.79	0.94	0.87
Entre 10 y 23 M	-	0.83	0.82	0.82
Entre 23 y 78 M	0.86	0.74	0.75	0.79
Más de 78 M	0.85	0.75	0.66	0.76
Total	0.86	0.79	0.82	0.81

Fuente: elaboración propia

La Tabla 5.6 exhibe una baja asociación entre los puntajes de eficiencia obtenidos bajo el enfoque DEA con aquellos estimados por SFA. Este hallazgo coincide con el encontrado por Ferro *et al.* (2013). Analizando los 9 bancos que corresponden al último cuartil (los más eficientes) se observan algunas similitudes; en ambos casos es posible identificar a los bancos de San Juan, Francés y Santa Cruz. Sin embargo, más allá de esta coincidencia el último cuartil de bancos en términos de

³⁸ Para simplificar el análisis, esta comparación se hizo tomando solamente los valores estimados de eficiencia y de activos del año 2016. Los estratos de activos se determinaron en función de los cuartiles.

eficiencia presenta guarismos de tamaño de aproximadamente el doble que los de la media muestral (excepto en precios unitarios de factores e insumos).

Tabla 5.6
Correlación de Pearson entre estimaciones de eficiencia. 2016

Correlación Pearson	Theta DEA-VRS tradicional	Theta DEA-VRS transaccional	SFA-TVD
Eficiencia DEA-VRS tradicional	1		
Eficiencia DEA-VRS transaccional	0.7308	1	
Eficiencia SFA-TVD	-0.0995	-0.0133	1

Fuente: elaboración propia

Por su parte, el elenco de bancos que conforman el último cuartil de los puntajes de eficiencia en términos de SFA está compuesto por bancos cuyas cifras indicadoras de tamaño se ubican en la mitad de la media muestral. Además, el perfil de las entidades de este estrato parece estar conformado por bancos provinciales (tanto privatizados como públicos). La baja asociación entre las estimaciones de eficiencia de ambas técnicas también se explica por el hecho de que en el análisis de frontera estocástica se evaluaron costos, elemento que introduce precios que bajo el enfoque DEA no estaban presentes. En este sentido, las diferencias encontradas muestran que las organizaciones técnicamente eficientes no necesariamente lo serán en términos asignativos y viceversa³⁹.

Por otra parte, se investigó la correlación entre el ranking de las entidades elaborado en base a los ratios de eficiencia publicados por el BCRA (Ver Anexo VIII) y los establecidos por las respectivas estimaciones de eficiencia a través de DEA y SFA para el año 2016.

Tabla 5.7
Correlación de Spearman entre ranking de entidades. 2016

Ranking	Ranking				DEA-VRS tradicional	DEA-VRS transaccional	SFA-TVD
	E1	E2	E4	E5			
E1	1						
E2	0.5403	1					
E4	0.7966	0.4235	1				
E5	0.5717	0.1793	0.5633	1			
DEA-VRS (tradicional)	0.2466	-0.0299	0.2487	0.2025	1		
DEA-VRS (transaccional)	0.2008	0.0216	0.1905	0.288	0.3968	1	
SFA-TVD	-0.1476	0.3202	-0.0412	0.0011	-0.0472	-0.054	1

Fuente: elaboración propia

³⁹ No obstante, se observa una mayor correlación relativa (en torno a 0.3) en los valores estimados de eficiencia de costos (frontera) y eficiencia de escala (DEA). Esto puede advertir que el análisis de eficiencia basado en costos se encuentra más vinculado a cuestiones de escala que de gestión.

Tanto el análisis de correlación de Spearman como el propuesto por Kendall⁴⁰ no presentan un significativo grado de asociación entre los rankings definidos previamente y los construidos en base las estimaciones de DEA o SFA. Una diferencia metodológica adicional entre los ranking producidos por los distintos indicadores publicados por el BCRA y el análisis aquí propuesto radica en que el primero se basa en variables monetarias mientras que aquí las variables de producto fueron consideradas esencialmente en volumen.

Tabla 5.8

Correlación de τ -Kendall entre ranking de entidades. 2016

Ranking	Ranking				DEA-VRS tradicional	DEA-VRS transaccional	SFA-TVD
	E1	E2	E4	E5			
E1	1						
E2	0.3815	1					
E4	0.6303	0.3143	1				
E5	0.4084	0.1126	0.4353	1			
DEA-VRS (tradicional)	0.1815	-0.0134	0.1916	0.121	1		
DEA-VRS (transaccional)	0.1143	0.0134	0.1008	0.2017	0.2588	1	
SFA-TVD	-0.2538	0.0891	-0.2134	-0.3008	-0.0101	0.0235	1

Fuente: elaboración propia

La baja asociación en el ordenamiento de entidades en términos de eficiencia que surge el enfoque DEA y SFA respecto de los generados por los indicadores publicados por el BCRA indica que el análisis aquí presentado no es redundante respecto de los informes de la autoridad monetaria y puede contribuir a enriquecer la comprensión del funcionamiento del sistema bancario en Argentina.

5.8. Conclusiones basadas en el análisis de frontera estocástica

Durante 2004 – 2016 el conjunto de bancos que concentra el 97% de la masa de préstamos y 98% de los depósitos en Argentina exhibió una eficiencia promedio en costos de 0.73. Además, en el mismo lapso dicha eficiencia fue en ascenso. Si bien no se encuentran diferencias notorias en las estimaciones de eficiencia según el tipo de propiedad y el origen del capital, éstas aparecen cuando se controla por el tamaño de los activos, elemento que coincide con otros trabajos referidos oportunamente. En Argentina en particular, en la banca pública los bancos pequeños son más eficientes en costos que los privados⁴¹.

⁴⁰ Las ventajas del estadístico tau propuesto por Kendall es que producen resultados más confiables en muestras pequeñas, como el caso aquí analizado.

⁴¹ La asociación negativa entre tamaño de activos y eficiencia no debe confundirse con la presencia de rendimientos crecientes en el sector; las economías de escala ocurren en el nivel óptimo de costos (e.g. mayor cantidad de cuentas implica un incremento menos que proporcional de los costos totales óptimos). No obstante, ello no impide que entidades más pequeñas en escala sean más eficientes, es decir que la

Los resultados encontrados difieren en magnitud y ordenamiento con los obtenidos mediante la aplicación del enfoque DEA. La mayor puntuación de eficiencia promedio de DEA se explica porque dicho enfoque, para poder emplazar a la frontera de costos, clasifica necesariamente como eficientes (es decir, $\theta = 1$) a un conjunto de entidades. En contraposición, en SFA esa categorización no es necesaria, en tanto parte de la desviación entre la frontera de costos y el valor observado es atribuible a factores aleatorios, fuera de control de la organización. En el modelo DEA-VRS tradicional, la eficiencia pura promedio en 2016 fue de 0.87 mientras que la de escala fue de 0.90. En el caso de un modelo DEA-VRS transaccional, las mismas fueron de 0.95 y 0.94, respectivamente. La diferencia entre técnicas, no obstante, no se limita a una cuestión de magnitud, sino también de ordenamiento. Los bancos que encabezan el ranking en términos de eficiencia identificados por DEA tienen aproximadamente el doble de tamaño en términos de activos, patrimonio y empleados que el promedio de la muestra mientras que en SFA se trata de bancos esencialmente más pequeños y que operan en ámbitos exclusivamente del interior de Argentina (San Juan, Chaco, Tierra del Fuego, Entre Ríos, Santa Cruz). Ello refleja que el análisis de eficiencia basado en DEA puede conducir a puntajes y ordenamientos diferentes del obtenido por la técnica de frontera aplicada a costos. En tanto no se han incorporado prácticamente elementos de precios en la aplicación de DEA (a excepción de los ingresos y egresos por servicios no financieros), los valores obtenidos se encuentran más estrechamente vinculados a aspectos de gestión, mientras que la frontera de costos produce resultados relacionados directamente con elementos asignativos. No obstante, se señala que la asociación de resultados entre ambos enfoques se incrementa cuando se considera el *score* de eficiencia de escala en DEA, elemento que permite advertir que la eficiencia en costos está lógicamente más ligada a cuestiones de escala.

Por otro lado, la comparación de las estimaciones puntuales de eficiencia en costos con las obtenidas por otros autores para el sector bancario en Argentina indican que la banca local es más eficiente generando productos (en tanto los depósitos no operan como insumos de los préstamos otorgados, sino que constituyen otro producto adicional) que cumpliendo el clásico rol de intermediación. Los resultados obtenidos para el período 2004 – 2016 exhiben un menor grado de eficiencia en relación a investigaciones de finales de los 90 y principios de los 2000.

Finalmente, el ordenamiento de bancos basado en los resultados de eficiencia en costos obtenidos con SFA para 2016 tampoco coincide con el que surge de los ratios publicados por el BCRA. En particular, los rankings de los gastos administrativos sobre los ingresos financieros y por servicios netos (E1) y de los depósitos por empleados (E4) son liderados por bancos grandes tanto públicos como privados. En el caso de las financiaciones por empleados, (E5), está encabezado por bancos privados (a excepción del banco Ciudad de Buenos Aires) tanto medianos como grandes mientras que las entidades que preceden el ranking de eficiencia mediada a través de SFA son bancos medianos y pequeños (con la excepción del banco BBVA Francés) sin distinguir una notoria diferencia según el tipo de propiedad y origen del capital. Naturalmente esta diferencia en el perfil de entidades que encabeza el ranking de cada técnica se explica porque los ratios publicados por el BCRA se basan esencialmente en valores monetarios mientras que aquí se han considerado volúmenes, elementos más ligados a la gestión.

6. CONCLUSIONES GENERALES

En la literatura abundan las investigaciones dedicadas al estudio de la eficiencia en organizaciones y en particular, aquellas referidas al sector bancario. La mayor parte de estos trabajos adoptan un enfoque de intermediación en el cual los bancos son concebidos como organizaciones dedicadas a canalizar depósitos hacia préstamos. Bajo ese enfoque los primeros resultan insumos de los segundos. Sin embargo, la ampliación del espectro de negocios en el sector bancario a nivel mundial y en Argentina ha justificado la adopción de un enfoque alternativo donde los depósitos pueden ser vistos como productos en sí mismos, en tanto generan fuentes de ganancia complementarias para los bancos. Esta segunda visión se conoce como enfoque de producción y carece de un caudal de literatura empírica numeroso.

Esta tesis se ha propuesto analizar la eficiencia adoptando el segundo punto de vista (enfoque de producción). Por este motivo, los resultados pueden ser útiles para comprender la micro del sector aunque no tendrán necesariamente implicancias sobre la política monetaria o crediticia agregada.

Resulta notorio destacar que aún no existe una postura definida en torno a cuál es la técnica más adecuada para la evaluación de la eficiencia. Las dos principales metodologías que han sido utilizadas para el estudio de la eficiencia en las organizaciones son las técnicas del análisis envolvente de datos (DEA) y el análisis de frontera estocástica (SFA). Las primeras se encuadran dentro del enfoque no paramétrico e implican el uso de programación lineal, lo que permite que puedan ser implementadas sin la necesidad de conocer o suponer la forma algebraica de la relación entre productos e insumos. Las segundas, por su parte, corresponden al enfoque paramétrico e incluyen el uso de técnicas econométricas que permitan estimar los parámetros desconocidos de la forma funcional de la relación entre insumos y productos.

Este trabajo estima puntajes de eficiencia de entidades bancarias argentinas en el período comprendido entre los años 2004 y 2016 a través de DEA y SFA. Durante los primeros años del período analizado, los bancos argentinos presentan rentabilidad positiva reflejada especialmente por una expansión de los ingresos provenientes de los servicios no financieros, una disminución de los costos unitarios de los factores e insumos básicos del sector y un crecimiento de los préstamos. No obstante, este escenario se modifica con la crisis internacional del 2007 llevando a la banca a un período de estancamiento del crédito al sector productivo y mayores costos operativos.

Desde entonces los bancos intentaron contrapesar este resultado negativo sometiéndose a una mayor exposición a títulos financieros. Los impactos sobre la eficiencia de esta última medida (financierización) no fueron específicamente analizados por la estrechez del horizonte temporal.

Para el análisis de eficiencia bajo la metodología DEA se recurrió a dos orientaciones diferentes como una manera de medir el efecto sobre la eficiencia de ciertos indicadores de servicios no financieros. La primera, llamada tradicional, considera como variables de producto a las relacionadas directamente con la generación de cuentas bancarias como son los depósitos, préstamos y tarjetas de crédito. La segunda, denominada transaccional, incluye a los ingresos y egresos por servicios como producto e insumo respectivamente. Así, los resultados hallados mostraron un efecto positivo en la eficiencia al incluir dicha variable.

Los valores de eficiencia encontrados bajo DEA para la banca argentina son más elevados a los exhibidos por otros autores, no obstante, estos últimos se valieron de un enfoque de intermediación, es decir, consideraron a los depósitos como un insumo, lo que permite especular que la banca pudo haber mejorado su performance o bien, que la intermediación bancaria es menos eficiente que la orientación transaccional. Del comportamiento de la eficiencia de escala, se concluye que la mayoría de las entidades analizadas operan con rendimientos crecientes. Al mismo tiempo, los resultados para el 2016 revelan que los bancos más chicos y los más grandes tienden a tener una mejor performance en términos de eficiencia técnica.

En cuanto a la relación entre eficiencia, tipo de propiedad y origen del capital, bajo un modelo tradicional la eficiencia es mayor en la banca privada nacional mientras que los bancos extranjeros son más eficientes si se considera la función transaccional lo que podría estar indicando que este tipo de entidades enfoca su negocio a la venta de servicios no financieros. De todos modos, estas diferencias no son apreciables cuando esto se testea con un modelo Tobit.

El cambio en la productividad total de los factores medido a través del Índice de Productividad de Malmquist exhibe un fuerte incremento entre 2004 y 2016 debido fundamentalmente al progreso tecnológico ocurrido luego de 2010. Al mismo tiempo, el cambio de la productividad total de los factores de los bancos privados de capital extranjero fue menor al encontrado en los bancos privados nacionales y públicos. Estas variaciones no registran diferencias significativas entre un modelo tradicional y otro transaccional.

En lo que respecta al análisis en costos a través de SFA, los resultados encontrados indican que la eficiencia en costos de bancos argentinos fue en ascenso, no encontrándose diferencias notorias en las estimaciones según el tipo de propiedad y origen del capital. No obstante, éstas aparecen cuando se tiene en cuenta el tamaño de las entidades. Los bancos públicos y pequeños son más eficientes en costos que los privados de capital nacional.

Por otro lado, la comparación de las estimaciones puntuales de eficiencia en costos con las obtenidas por otros autores para el sector bancario en Argentina indican que la banca local es más eficiente generando productos (en tanto los depósitos no operan como insumos de los préstamos otorgados, sino que constituyen otro *output* adicional) que cumpliendo el clásico rol de intermediación. Naturalmente, en tanto las metodologías difieren, la diferencia aquí señalada también podría atribuirse a una falta de robustez de los resultados a la técnica empleada. No obstante, interesa apuntar a posibles rutas de estudio conceptual, más que a artefactos estadísticos.

Al mismo tiempo, los resultados difieren en magnitud y ordenamiento con los obtenidos mediante la aplicación de la metodología DEA y con el ordenamiento de bancos que surge de los ratios publicados por el BCRA. Los bancos que encabezan el ranking en términos de eficiencia identificados por DEA tienen aproximadamente el doble de tamaño en términos de activos, patrimonio y empleados que el promedio de la muestra mientras que en SFA se trata de bancos esencialmente más pequeños y que operan en provincias del interior de Argentina. A su vez, la diferencia con los ratios del BCRA se explica porque éstos se basan esencialmente en valores monetarios mientras que en DEA y SFA se han considerado volúmenes, es decir, elementos más ligados a la gestión. Con todo, la existencia de diferencias ilustra que los resultados que surgen de la aplicación de técnicas paramétricas y no paramétricas no son redundantes del que emana de los informes de la autoridad monetaria, sino que puede enriquecer su contenido.

Conviene puntualizar ahora algunas limitaciones del trabajo que pueden condicionar la validez de las conclusiones. Se debe señalar que a pesar del uso popularizado de DEA en análisis aplicados, los enfoques no paramétricos suelen gozar de mala reputación entre los investigadores cuantitativos por su elevada sensibilidad a las observaciones anómalas y errores de medición. No obstante, las técnicas más empleadas en SFA, que utilizan a menudo los estimadores de Máxima Verosimilitud, también padecen el mismo problema. Tauchmann (2011) propuso una aproximación intermedia conocida como de “frontera parcial” de orden m y de orden α . En esencia,

generalizan la aproximación FDH admitiendo firmas supereficientes más allá de la frontera estimada. Si bien el método sigue siendo no paramétrico, la sensibilidad a *outliers* se reduce sustancialmente ya que sólo envuelven a una submuestra de las observaciones⁴². Estas exploraciones, aún en progreso, abren futuras rutas de investigación en la temática.

Al mismo tiempo, una continuación de este trabajo podría considerar la pronta implementación de las Normas Internacionales de Información Financieras en Argentina. Las mismas tendrán un impacto tanto en la exposición de la información contable como así también en la valuación de activos, pasivos y resultados de las entidades financieras. Particularmente, las normas de provisionamiento sobre créditos incobrables podrían llegar a tener algún efecto significativo en el caso de modelos de este tipo que utilizaran variables monetarias.

Por otra parte, sería interesante indagar si las técnicas para la medición de la eficiencia aplicadas aquí resultan apropiadas para el análisis de entidades bancarias completamente digitales.

⁴² Con la misma meta de reducir el impacto de los *outliers*, Daraio y Simar (2007) proponen un método que perfecciona el modelo previo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aigner, D. J., y Chu, S. F. (1968). On estimating the industry production function. *The American Economic Review*, 826-839.
- Aigner, D., Lovell, C. K., y Schmidt, P. (1977). Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of Econometrics*, 6(1), 21-37.
- Altunbas, Y., Evans, L., Molyneux, P., (2001). Bank ownership and efficiency. *Journal of Money, Credit and Banking*, 33, 926-954.
- Amsler, C., Prokhorov, A., y Schmidt, P. (2014). Using Copulas to model time dependence in Stochastic Frontier Models. *Econometric Reviews*, 33, 497-522.
- Anayiotos, G., Toroyan, H. y Vamvakidis, A., (2010). The efficiency of emerging Europe's banking sector before and after the recent economic crisis. *Financial Theory and Practice*, 34(3): 247–267
- Argañaraz, Á. A. (2014). Impacto de las inversiones en tecnología de la información en la eficiencia de los bancos: El caso de la argentina. *Escritos Contables y de Administración*, 5(1), 15-70.
- Arnaudo, A., (1987). *Cincuenta años de política financiera argentina (1934 – 1983)*. Ed. El Ateneo. Buenos Aires
- Banker, R., Charnes, A. y Cooper, W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092.
- Battese, G. E., y Coelli, T. J. (1988). Prediction of firm-level technical efficiencies with a generalized frontier production function and panel data. *Journal of Econometrics*, 38(3), 387-399.
- Battese, G. E., y Coelli, T. J. (1992). Frontier production functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India. *International applications of productivity and efficiency analysis* (pp. 149-165). Springer Netherlands.
- Bauer, P., Berger, A., Ferrier G. y Humphrey D. (1998). Consistency Conditions for Regulatory Analysis of Financial Institutions: A Comparison of Frontier Methods, *Journal of Economics and Business* 50:2, 85-114.

- Beccalli, E., Casu, B., y Girardone, C. (2006). Efficiency and stock performance in European banking. *Journal of Business Finance & Accounting*, 33(1-2), 245-262.
- Berger, A. y Humphrey, D. (1992). Measurement and efficiency issues in commercial banking. *Measurement Issues in The Service Sectors*, National Bureau of Economics Research, University of Chicago Press, Chicago, IL. 245-279
- Berger, A. y L. J. Mester (1997). Inside the Black Box: What Explains Differences in the Efficiencies of Financial Institutions? *Journal of Banking and Finance* 21:7 (July), 895-947.
- Berger, A.N. y Humphrey, D.B. (1997). Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research. *European Journal of Operational Research*, 98: 175-212.
- Bikker, J., y Bos, J. W. (2008). *Bank Performance: A theoretical and empirical framework for the analysis of profitability, competition and efficiency*. Routledge.
- Burdisso, T., D'Amato, L y Molinari, A., (1998). Privatización de Bancos en Argentina: ¿El camino hacia una banca más eficiente? Working Paper 4. Buenos Aires, Argentina: Banco Central de la República Argentina.
- Casu B. y Molyneux P., (2003). A comparative study of efficiency in European banking, *Applied Economics*, 35, 1865-1876.
- Casu B., Girardone C. y Molyneux P., (2004). Productivity change in European banking: A comparison of parametric and non-parametric approaches, *Journal of Banking and Finance*, 28, 2521-2540.
- Caves, D. W., Christensen, L. R. y Diewert, W. E., (1982). The Economic Theory of Index Numbers and the Measurement of Input, Output, and Productivity. *Econometrica*, 50 (6), 1393–1414.
- Charles, V., Peretto, C. y Gherman, T., (2016). Technical Efficiency Analytics for the Public Banks in Argentina". *ICPE Public Enterprise Half-Yearly Journal*, Vol. 22(1), 118-139.
- Charnes, A., Cooper, W. W. y Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.

- Charnes, A., Cooper, W.W., Huang, Z.M., y Sun, D.B., (1990). Polyhedral Cone-Ratio DEA Models with an Illustrative Application to Large Commercial Banks. *Journal of Econometrics* 46, pp.73-91.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Lewin, A. Y., y Seiford, L. M. (Eds.). (2013). *Data envelopment analysis: Theory, methodology, and applications*. Springer Science & Business Media.
- Chirikos, T. N., y Sear, A. M. (2000). Measuring hospital efficiency: a comparison of two approaches. *Health Services Research*, 34(6), 1389.
- Chortareas, G. E., Garza-Garcia, J. G., y Girardone, C. (2010). *Banking sector performance in some Latin American countries: Market power versus efficiency*(No. 2010-20). Working Papers, Banco de México.
- Christensen, L. R., Jorgenson, D. W., y Lau, L. J. (1971). Conjugate Duality and Transcendental Logarithmic Function, *Econometrica*, 39, 255–6.
- Cibils, A., y Allami, C., (2010). El sistema financiero argentino desde la reforma de 1977 hasta la actualidad. *Revista Realidad Económica*, 249.
- Coelli, T., (1995). Estimators and hypothesis tests for a stochastic frontier function: A Monte Carlo analysis. *Journal of Productivity Analysis*, 6 (3), 247-268.
- Coelli, T., Rao, D. S. P., O'Donnell, C. J., y Battese, G. E. (2005). *An introduction to efficiency and productivity analysis*. Springer Science & Business Media.
- Cornwell, C., Schmidt, P., y Sickles, R. C. (1990). Production frontiers with cross-sectional and time-series variation in efficiency levels. *Journal of Econometrics*, 46(1-2), 185-200.
- Daraio, C., Simar, L., (2007). *Advanced robust and nonparametric methods in efficiency analysis – methodology and applications*. Kluwer Academic Publishers, Boston
- Damill, M., Frenkel, R. y Juvenal, L. (2003). Las cuentas públicas y la crisis de la Convertibilidad en Argentina. *Desarrollo Económico. Revista de Ciencias Sociales*, Nº 170, Buenos Aires.
- Deakins, D. y Hussain, G. (1994). 'Risk Assessment and Asymmetric Information', *Journal of Bank Marketing* 12(1): 24 - 31.

- Debreu, G. (1951). The coefficient of resource utilization. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 273-292.
- Doyle, J., Green, R. y Cook, W.D., (1996). Preference voting and project ranking using DEA and cross-evaluation. *European Journal of Operational Research*, 90, 461–472.
- Drake L, y Howcroft B, (1994). Relative efficiency in the branch network of a UK bank: an empirical study. *Omega International Journal*. 22(1):83–90.
- Drake L., (2001). Efficiency and productivity change in UK banking, *Applied Financial Economics*, 11, 557-571.
- Färe, R., Grosskopf, S., Lindgren, B., y Roos, P. (1992). Productivity changes in Swedish pharmacies 1980–1989: A non-parametric Malmquist approach. In *International Applications of Productivity and Efficiency Analysis* (pp. 81-97). Springer Netherlands.
- Färe R., Grosskopf S., Lindgren B. y Roos P. (1994). Productivity Developments in Swedish Hospitals: A Malmquist Output Index Approach. In: *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Applications*. Springer, Dordrecht
- Färe R., Grosskopf S. y Roos P. (1998). Malmquist Productivity Indexes: A Survey of Theory and Practice. In: Färe R., Grosskopf S., Russell R.R. (eds) *Index Numbers: Essays in Honour of Sten Malmquist*. Springer, Dordrecht
- Farrell, M. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*, 120, 253-281.
- Fernández, R., (1986). Los costos de intermediación financiera en el sistema bancario privado de Argentina. *Revista Libertas*, 5. Instituto Universitario ESEADE.
- Ferrier, G. D., y Lovell, C. K. (1990). Measuring cost efficiency in banking: Econometric and linear programming evidence. *Journal of Econometrics*, 46(1-2), 229-245.
- Ferro, G., León S., Romero, C., y Wilson, D. (2013). Eficiencia del sistema bancario argentino (2005-2011). En *anales XLVIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política*. Universidad Nacional de Rosario, Rosario, Argentina.

- Ferro G, Leon S y Romero C (2014). Bancos fusionados ¿más eficientes? *HAL Archives Ouvertes*. Id. 01065980. Disponible en: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01065980/document>
- Figueira, C., Nellis, J., y Parker, D. (2009). The effects of ownership on bank efficiency in Latin America. *Applied Economics*, 41(18), 2353-2368.
- Ganouati, J., y Essid H., (2017). The sources of productivity change and efficiency in Islamic banking: Application of Malmquist productivity index, *Central European Review of Economics and Management*, Vol. 1, No. 4, 35-67.
- Greene, W. H., (1980a). Maximum Likelihood Estimation of Econometric Frontier Functions, *Journal of Econometrics* 13, 27-56.
- Greene, W. H., (1980b). On the Estimation of a Flexible Frontier Production Model', *Journal of Econometrics* 13, 101-116.
- Greene, W., (1990). A Gamma Distributed Stochastic Frontier Model, *Journal of Econometrics*, 46, pp. 141–163.
- Greene,W., (2003). Simulated Likelihood Estimation of the Normal-Gamma Stochastic Frontier Function, *Journal of Productivity Analysis*, 19, pp. 179–190
- Greene, W., (2004). Distinguishing between heterogeneity and inefficiency: stochastic frontier analysis of the World Health Organization's panel data on national health care systems. *Health Economics*, 13(10), 959-980.
- Guala, F. (2002). Evaluating Bank Efficiency Using Cost Frontier and Quantile Regression Analysis: The Case of Argentina in the Late 1990s. University of Illinois at Urbana Champaign Department of Economics. Working Paper.
- Gumbau-Brisa, F. y Mann, C. L. (2009). Reviving Mortgage Securitization: Lessons from the Brady Plan and Duration Analysis, 9(3), Federal Reserve Bank of Boston.
- Hasenkamp, G. (1976). A study of multiple-output production functions, Klein's railroad study revisited. *Journal of Econometrics*, 4: 253-262.
- Hillier, F. y Lieberman, G., (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones*, 9na. ed., México D.F., Mc Graw Hill, ISBN 978-607-15-0308-4.

- Hunter, W.C. y Timme, S.G., (1986). Technical change, organizational form, and the structure of bank production, *Journal of Money, Credit, and Banking* 18, 152-166.
- Jondrow, J., Lovell, C. K., Materov, I. S., y Schmidt, P. (1982). On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model. *Journal of Econometrics*, 19(2-3), 233-238.
- Koopmans, T.C. (1951). *Analysis of production as an efficient combination of activities*, en T.C. Koopmans (Ed.) *Activity Analysis of Production and Allocation*, Cowles Commission for Research in Economics, Monograph N°13, (pp. 381-385). New York, Wiley.
- Kumbhakar, S. C. (1990). Production frontiers, panel data, and time-varying technical inefficiency. *Journal of econometrics*, 46(1-2), 201-211.
- Kumbhakar, S. C., y Lovell, C. K. (2003). *Stochastic frontier analysis*. Cambridge University Press.
- Kumbhakar, C., Wang, H.J y Horncastle, A., (2015). *A Practitioner's Guide to Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press, Cambridge, England.
- Lai, H.P., y Huang, C. (2013). Maximum Likelihood Estimation of Seemingly Unrelated Stochastic Frontier Regressions, *Journal of Productivity Analysis*, 40, 1–14.
- Lee, Y. H., y Schmidt, P. (1993). A production frontier model with flexible temporal variation in technical efficiency. *The measurement of productive efficiency: Techniques and applications*, 237-255.
- Levinsohn, J., y Petrin A., (2003). Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables. *Review of Economic Studies*, 70(2): 317–41.
- Luo, D., Yao, S., Chen, J., & Wang, J., (2011). World financial crisis and efficiency of Chinese commercial banks. *The World Economy*, 34, 805–825.10.1111/twec.2011.34.issue-5
- Malmquist, S. (1953). Index Numbers and Indifference Surfaces. *Trabajos de Estadística* 4, 209–242
- McDonald, F. y Moffit, R. (1980). The Uses of Tobit Analysis. *Review of Economics and Statistics*, 318-321.

- Meeusen, W., y van Den Broeck, J. (1977). Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error. *International Economic Review*, 435-444.
- Moya, R. (2012). Productividad del Sistema Financiero Argentino: ¿Son los Bancos Públicos Diferentes? Documento de Trabajo N° 117. FIEL
- Ocampo, J. A. (2011). ¿Cómo fue el desempeño de América Latina durante la crisis financiera global? *Ensayos Económicos*, 61(62), 7-33.
- Ray S (2004). Data envelopment analysis: theory and technics for economics and operations research. New York: Cambridge Univ Press.
- Ritter, C., y Simar, L. (1997). Pitfalls of normal-gamma stochastic frontier models. *Journal of Productivity Analysis*, 8(2), 167-182.
- Rivas, A., Ozuna, T., y Policastro, F., (2006). Does the use of derivatives increase bank efficiency? Evidence for Latin American banks. *International Business & Economics Research Journal*, 5(11), 47-56
- Schmidt, P., y Sickles, R. C. (1984). Production frontiers and panel data. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2(4), 367-374.
- Seffino, M., y Hoyos Maldonado, D., (2016). Eficiencia bancaria en Argentina. Comportamiento de los bancos entre 2005 y 2013. *Estudios Gerenciales*, 32(138), 44-50.
- Sexton, T.R., Silkman, R.H., Hogan, A.J., 1986. Data envelopment analysis: Critique and extensions. In: Silkman, R.H. (Ed.), *Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis*, vol. 32. Jossey-Bass, San Francisco, 73–105.
- Sherman, H. D., y Gold, F. (1985). Bank branch operating efficiency: Evaluation with data envelopment analysis. *Journal of Banking & Finance*, 9(2), 297-315.
- Smith, M., (2008). Stochastic frontier models with dependent error components, *Econometrics Journal*, 11, 172–192.
- Stavárek, D. (2005). Efficiency of banks in regions at different stage of european integration process. Silesian University in Opava, School of Business Administration in Karviná, Department of Finance.

- Stevenson, R. E. (1980). Likelihood functions for generalized stochastic frontier estimation. *Journal of Econometrics*, 13(1), 57- 66.
- Tauchmann, H. (2011). *Order alpha: non-parametric order- α . Efficiency Analysis for Stata*. Bamberg.
- Tobin J., (1958). Estimation of relationships for limited dependent variables, *Econometrica*, 26, 24-36.
- Tortul, M. (2011). Impacto de la crisis internacional sobre la economía argentina. *Revista de Ciencias Económicas*, 29(1), 145-159.
- Weill, L., (2004). Measuring cost efficiency in European banking: A comparison of frontier techniques. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 133-152.

ANEXOS

ANEXO I

Número de referenciación de cada entidad. 2016

Número	Banco
007	De Galicia y Buenos Aires S.A.
011	De la Nación Argentina
014	De la Provincia de Buenos Aires
015	ICBC S.A.
016	Citibank N.A.
017	BBVA Francés S.A.
020	De la Provincia de Córdoba S.A.
027	Supervielle S.A.
029	De la Ciudad de Buenos Aires
034	Patagonia S.A.
044	Hipotecario S.A.
045	De San Juan S.A.
060	Del Tucumán S.A.
065	Municipal de Rosario
072	Santander Río S.A.
083	Del Chubut S.A.
086	De Santa Cruz S.A.
093	De La Pampa S.E.M.
094	De Corrientes S.A.
097	Provincia del Neuquén S.A.
150	HSBC Bank Argentina S.A.
191	Credicoop Cooperativo Limitado
259	Itaú Argentina S.A.
268	Provincia de Tierra del Fuego
285	Macro S.A.
299	Comafi S.A.
303	Finansur S.A.
309	Rioja S.A.
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.
315	De Formosa S.A.
321	De Santiago del Estero S.A.
322	Banco Industrial S.A.
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.
389	Banco Columbia S.A.

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

ANEXO II

Indicadores de eficiencia y tipo de rendimientos a escala. Modelo tradicional.
2016

Número	Banco	Eficiencia global	Eficiencia pura	Eficiencia de escala	Rendimientos
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
11	De la Nación Argentina	1.00	1.00	1.00	Constantes
14	De la Provincia de Buenos Aires	1.00	1.00	1.00	Constantes
15	ICBC S.A.	0.69	0.69	1.00	Crecientes
16	Citibank N.A.	0.85	0.86	0.99	Crecientes
17	BBVA Francés S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	0.91	0.92	0.99	Crecientes
27	Supervielle S.A.	0.80	0.80	1.00	Crecientes
29	De la Ciudad de Buenos Aires	1.00	1.00	1.00	Constantes
34	Patagonia S.A.	0.79	0.91	0.87	Decrecientes
44	Hipotecario S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
45	De San Juan S.A.	0.98	1.00	0.98	Crecientes
60	Del Tucumán S.A.	0.70	0.77	0.91	Crecientes
65	Municipal de Rosario	1.00	1.00	1.00	Constantes
72	Santander Río S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
83	Del Chubut S.A.	0.52	0.63	0.82	Crecientes
86	De Santa Cruz S.A.	0.50	1.00	0.50	Crecientes
93	De La Pampa S.E.M.	0.75	0.89	0.84	Crecientes
94	De Corrientes S.A.	0.50	0.57	0.87	Crecientes
97	Provincia del Neuquén S.A.	0.29	0.36	0.82	Crecientes
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0.63	0.63	1.00	Crecientes
191	Credicoop Cooperativo Limitado	1.00	1.00	1.00	Constantes
259	Itaú Argentina S.A.	0.59	0.63	0.93	Crecientes
268	Provincia de Tierra del Fuego	0.36	0.82	0.44	Crecientes
285	Macro S.A.	0.90	1.00	0.90	Decrecientes
299	Comafi S.A.	0.53	0.63	0.85	Crecientes
303	Finansur S.A.	0.59	1.00	0.59	Crecientes
309	Rioja S.A.	0.66	1.00	0.66	Crecientes
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
315	De Formosa S.A.	0.83	0.93	0.90	Crecientes
321	De Santiago del Estero S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
322	Banco Industrial S.A.	0.92	1.00	0.92	Crecientes
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	0.68	0.70	0.98	Crecientes
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	0.86	0.90	0.95	Crecientes
389	Banco Columbia S.A.	0.85	0.96	0.89	Crecientes
	Promedio	0.79	0.87	0.90	

Fuente: elaboración propia

Indicadores de eficiencia y tipo de rendimientos a escala.
Modelo transaccional. 2016

Número	Banco	Eficiencia global	Eficiencia pura	Eficiencia de escala	Rendimientos
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
11	De la Nación Argentina	1.00	1.00	1.00	Constantes
14	De la Provincia de Buenos Aires	1.00	1.00	1.00	Constantes
15	ICBC S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
16	Citibank N.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
17	BBVA Francés S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	0.92	0.93	0.99	Crecientes
27	Supervielle S.A.	0.98	1.00	0.98	Decrecientes
29	De la Ciudad de Buenos Aires	1.00	1.00	1.00	Constantes
34	Patagonia S.A.	0.88	1.00	0.88	Decrecientes
44	Hipotecario S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
45	De San Juan S.A.	0.98	1.00	0.98	Crecientes
60	Del Tucumán S.A.	0.74	0.81	0.91	Crecientes
65	Municipal de Rosario	1.00	1.00	1.00	Constantes
72	Santander Río S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
83	Del Chubut S.A.	0.65	0.74	0.88	Crecientes
86	De Santa Cruz S.A.	0.85	1.00	0.85	Crecientes
93	De La Pampa S.E.M.	0.89	0.95	0.93	Crecientes
94	De Corrientes S.A.	0.66	0.74	0.89	Crecientes
97	Provincia del Neuquén S.A.	0.58	0.58	0.99	Crecientes
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0.88	0.94	0.94	Decrecientes
191	Credicoop Cooperativo Limitado	1.00	1.00	1.00	Constantes
259	Itaú Argentina S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
268	Provincia de Tierra del Fuego	0.63	1.00	0.63	Crecientes
285	Macro S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
299	Comafi S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
303	Finansur S.A.	0.67	1.00	0.67	Crecientes
309	Rioja S.A.	0.66	1.00	0.66	Crecientes
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
315	De Formosa S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
321	De Santiago del Estero S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
322	Banco Industrial S.A.	1.00	1.00	1.00	Constantes
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	0.69	0.70	0.98	Crecientes
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	0.86	0.91	0.95	Crecientes
389	Banco Columbia S.A.	0.92	0.99	0.93	Crecientes
	Promedio	0.90	0.95	0.94	

Fuente: elaboración propia

ANEXO III

Tamaño según sus activos. 2016

Número	Banco	Activo (millones)	Categoría
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	209306.3	Más de 78 M
11	De la Nación Argentina	729479.3	Más de 78 M
14	De la Provincia de Buenos Aires	207098.1	Más de 78 M
15	ICBC S.A.	76390.5	Entre 23.1 y 78 M
16	Citibank N.A.	67995.3	Entre 23.1 y 78 M
17	BBVA Francés S.A.	149073.4	Más de 78 M
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	46516.6	Entre 23.1 y 78 M
27	Supervielle S.A.	48730.6	Entre 23.1 y 78 M
29	De la Ciudad de Buenos Aires	78305.9	Entre 23.1 y 78 M
34	Patagonia S.A.	69533.5	Entre 23.1 y 78 M
44	Hipotecario S.A.	47143.4	Entre 23.1 y 78 M
45	De San Juan S.A.	22825.9	Entre 10 y 23 M
60	Del Tucumán S.A.	11356.1	Entre 10 y 23 M
65	Municipal de Rosario	4700.4	Menos de 10 M
72	Santander Río S.A.	211211.8	Más de 78 M
83	Del Chubut S.A.	16184.7	Entre 10 y 23 M
86	De Santa Cruz S.A.	5801.3	Menos de 10 M
93	De La Pampa S.E.M.	16180.4	Entre 10 y 23 M
94	De Corrientes S.A.	13237.2	Entre 10 y 23 M
97	Provincia del Neuquén S.A.	13531.4	Entre 10 y 23 M
150	HSBC Bank Argentina S.A.	83679.2	Más de 78 M
191	Credicoop Cooperativo Limitado	86404.6	Más de 78 M
259	Itaú Argentina S.A.	28175.0	Entre 23.1 y 78 M
268	Provincia de Tierra del Fuego	4879.1	Menos de 10 M
285	Macro S.A.	144421.2	Más de 78 M
299	Comafi S.A.	21331.8	Entre 10 y 23 M
303	Finansur S.A.	1418.6	Menos de 10 M
309	Rioja S.A.	2579.9	Menos de 10 M
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	9978.6	Menos de 10 M
315	De Formosa S.A.	7132.5	Menos de 10 M
321	De Santiago del Estero S.A.	18025.9	Entre 10 y 23 M
322	Industrial S.A.	12740.1	Entre 10 y 23 M
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	37792.1	Entre 23.1 y 78 M
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	16195.5	Entre 10 y 23 M
389	Columbia S.A.	6818.8	Menos de 10 M

Fuente: elaboración propia

ANEXO IV

Tipo de propiedad y origen del capital. 2016

Número	Banco	Propiedad	Origen Capital
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	Privado	Nacional
11	De la Nación Argentina	Público	Nacional
14	De la Provincia de Buenos Aires	Público	Nacional
15	ICBC S.A.	Privado	Extranjero
16	Citibank N.A.	Privado	Extranjero
17	BBVA Francés S.A.	Privado	Extranjero
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	Público	Nacional
27	Supervielle S.A.	Privado	Nacional
29	De la Ciudad de Buenos Aires	Público	Nacional
34	Patagonia S.A.	Privado	Extranjero
44	Hipotecario S.A.	Privado	Nacional
45	De San Juan S.A.	Privado	Nacional
60	Del Tucumán S.A.	Privado	Nacional
65	Municipal de Rosario	Público	Nacional
72	Santander Río S.A.	Privado	Extranjero
83	Del Chubut S.A.	Público	Nacional
86	De Santa Cruz S.A.	Privado	Nacional
93	De La Pampa S.E.M.	Público	Nacional
94	De Corrientes S.A.	Público	Nacional
97	Provincia del Neuquén S.A.	Público	Nacional
150	HSBC Bank Argentina S.A.	Privado	Extranjero
191	Credicoop Cooperativo Limitado	Privado	Nacional
259	Itaú Argentina S.A.	Privado	Extranjero
268	Provincia de Tierra del Fuego	Público	Nacional
285	Macro S.A.	Privado	Nacional
299	Comafi S.A.	Privado	Nacional
303	Finansur S.A.	Privado	Nacional
309	Rioja S.A.	Público	Nacional
311	Nuevo Banco del Chaco S.A.	Público	Nacional
315	De Formosa S.A.	Privado	Nacional
321	De Santiago del Estero S.A.	Privado	Nacional
322	Industrial S.A.	Privado	Nacional
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	Privado	Nacional
386	Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	Privado	Nacional
389	Columbia S.A.	Privado	Nacional

Fuente: elaboración propia

ANEXO V

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo tradicional. Período 2004-2016

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	3.26	1.09	2.98	1.00	1.09
De la Nación Argentina	4.39	1.98	2.22	1.00	1.98
De la Provincia de Buenos Aires	2.63	1.18	2.22	1.00	1.18
ICBC S.A.	1.36	0.69	1.98	0.69	1.00
Citibank N.A.	1.32	0.85	1.55	0.86	0.99
BBVA Francés S.A.	2.01	1.00	2.01	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	2.49	1.28	1.94	1.29	0.99
Supervielle S.A.	3.45	1.80	1.92	1.76	1.02
De la Ciudad de Buenos Aires	1.57	1.00	1.57	1.00	1.00
Patagonia S.A.	1.88	0.79	2.37	0.91	0.87
Hipotecario S.A.	5.85	2.39	2.45	2.08	1.15
De San Juan S.A.	3.03	1.22	2.49	1.07	1.14
Del Tucumán S.A.	1.07	0.70	1.54	0.77	0.91
Municipal de Rosario	3.63	2.03	1.79	1.14	1.78
Santander Río S.A.	2.25	1.17	1.92	1.06	1.11
Del Chubut S.A.	4.21	2.36	1.78	1.86	1.27
De Santa Cruz S.A.	1.53	0.64	2.37	1.05	0.61
De La Pampa S.E.M.	3.88	2.56	1.51	2.55	1.00
De Corrientes S.A.	0.44	0.50	0.88	0.57	0.87
Provincia del Neuquén S.A.	1.13	0.41	2.77	0.49	0.83
HSBC Bank Argentina S.A.	1.23	0.63	1.97	0.63	1.00
Credicoop Cooperativo Limitado	1.33	1.02	1.30	1.00	1.02
Itaú Argentina S.A.	1.39	0.63	2.20	0.66	0.96
Provincia de Tierra del Fuego	1.00	0.36	2.75	0.82	0.44
Macro S.A.	3.15	1.71	1.84	1.88	0.91
Comafi S.A.	2.79	1.33	2.10	1.49	0.89
Finansur S.A.	2.44	1.28	1.90	1.00	1.28
Rioja S.A.	2.16	0.69	3.12	1.00	0.69
Nuevo Banco del Chaco S.A.	2.69	1.00	2.69	1.00	1.00
De Formosa S.A.	2.73	1.09	2.51	0.98	1.11
De Santiago del Estero S.A.	1.99	1.00	1.99	1.00	1.00
Industrial S.A.	5.60	3.79	1.48	2.85	1.33
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	2.54	0.99	2.56	1.01	0.98
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	2.35	1.07	2.18	1.12	0.96
Columbia S.A.	1.58	0.85	1.85	0.96	0.89
Promedio	2.47	1.23	2.08	1.16	1.04
CV (%)	51.1	58.3	23.5	45.7	26.4

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo tradicional. Subperíodo 2004-2010

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.76	1.09	1.61	1.00	1.09
De la Nación Argentina	2.03	1.79	1.13	1.00	1.79
De la Provincia de Buenos Aires	1.45	1.07	1.35	1.00	1.07
ICBC S.A.	1.26	1.00	1.26	1.00	1.00
Citibank N.A.	1.26	1.00	1.26	1.00	1.00
BBVA Francés S.A.	1.30	1.00	1.30	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	1.15	0.92	1.26	0.95	0.97
Supervielle S.A.	1.93	1.64	1.18	1.67	0.98
De la Ciudad de Buenos Aires	1.09	1.00	1.09	1.00	1.00
Patagonia S.A.	1.33	1.00	1.33	1.00	1.00
Hipotecario S.A.	3.66	2.39	1.53	2.08	1.15
De San Juan S.A.	1.70	1.24	1.37	1.07	1.16
Del Tucumán S.A.	0.63	0.78	0.80	0.84	0.93
Municipal de Rosario	2.96	2.03	1.46	1.14	1.78
Santander Río S.A.	1.62	1.17	1.38	1.06	1.11
Del Chubut S.A.	3.30	2.69	1.23	1.98	1.36
De Santa Cruz S.A.	1.39	1.00	1.39	1.05	0.96
De La Pampa S.E.M.	2.10	2.09	1.00	2.08	1.01
De Corrientes S.A.	0.29	0.68	0.42	0.72	0.94
Provincia del Neuquén S.A.	0.87	0.56	1.55	0.61	0.93
HSBC Bank Argentina S.A.	1.44	1.00	1.44	1.00	1.00
Credicoop Cooperativo Limitado	0.82	0.93	0.88	0.92	1.01
Itaú Argentina S.A.	1.13	0.97	1.16	0.98	0.99
Provincia de Tierra del Fuego	1.33	0.79	1.69	1.00	0.79
Macro S.A.	1.87	1.81	1.04	1.88	0.96
Comafi S.A.	2.52	1.85	1.36	1.93	0.96
Finansur S.A.	2.17	2.20	0.99	1.00	2.20
Rioja S.A.	1.05	0.66	1.59	1.00	0.66
Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.23	1.00	1.23	1.00	1.00
De Formosa S.A.	1.21	1.15	1.05	1.06	1.08
De Santiago del Estero S.A.	1.04	1.00	1.04	1.00	1.00
Industrial S.A.	2.69	3.40	0.79	2.42	1.40
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	1.59	1.21	1.31	1.22	1.00
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	1.24	0.98	1.27	1.00	0.98
Columbia S.A.	1.61	1.00	1.61	1.00	1.00
Promedio	1.60	1.32	1.24	1.19	1.09
CV (%)	45.6	48.4	21.6	36.7	26.8

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo tradicional. Subperíodo 2010-2016

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.61	1.00	1.61	1.00	1.00
De la Nación Argentina	2.08	1.10	1.88	1.00	1.10
De la Provincia de Buenos Aires	1.96	1.10	1.78	1.00	1.10
ICBC S.A.	1.09	0.69	1.58	0.69	1.00
Citibank N.A.	1.24	0.85	1.45	0.86	0.99
BBVA Francés S.A.	1.57	1.00	1.57	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	2.39	1.39	1.72	1.36	1.02
Supervielle S.A.	1.95	1.10	1.78	1.06	1.04
De la Ciudad de Buenos Aires	1.57	1.00	1.57	1.00	1.00
Patagonia S.A.	1.49	0.79	1.88	0.91	0.87
Hipotecario S.A.	1.50	1.00	1.50	1.00	1.00
De San Juan S.A.	1.91	0.98	1.94	1.00	0.98
Del Tucumán S.A.	1.58	0.89	1.77	0.91	0.97
Municipal de Rosario	1.44	1.00	1.44	1.00	1.00
Santander Río S.A.	1.53	1.00	1.53	1.00	1.00
Del Chubut S.A.	1.67	0.88	1.90	0.94	0.93
De Santa Cruz S.A.	1.21	0.64	1.88	1.00	0.64
De La Pampa S.E.M.	2.24	1.22	1.84	1.23	0.99
De Corrientes S.A.	1.48	0.74	2.00	0.79	0.93
Provincia del Neuquén S.A.	1.40	0.72	1.95	0.80	0.90
HSBC Bank Argentina S.A.	0.90	0.63	1.44	0.63	1.00
Credicoop Cooperativo Limitado	1.88	1.09	1.72	1.08	1.01
Itaú Argentina S.A.	1.09	0.65	1.67	0.67	0.97
Provincia de Tierra del Fuego	0.76	0.46	1.64	0.82	0.56
Macro S.A.	1.63	0.95	1.73	1.00	0.95
Comafi S.A.	1.29	0.72	1.81	0.77	0.92
Finansur S.A.	1.11	0.59	1.90	1.00	0.59
Rioja S.A.	2.09	1.05	2.00	1.00	1.05
Nuevo Banco del Chaco S.A.	2.04	1.00	2.04	1.00	1.00
De Formosa S.A.	1.72	0.94	1.82	0.93	1.02
De Santiago del Estero S.A.	2.48	1.00	2.48	1.00	1.00
Industrial S.A.	1.91	1.12	1.71	1.18	0.95
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	1.60	0.82	1.95	0.83	0.98
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	2.04	1.10	1.85	1.12	0.98
Columbia S.A.	1.26	0.85	1.48	0.96	0.89
Promedio	1.62	0.92	1.77	0.96	0.95
CV (%)	25.4	21.8	12.2	15.7	12.7

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo transaccional. Período 2004-2016

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	2.64	1.06	2.50	1.00	1.06
De la Nación Argentina	2.08	1.68	1.23	1.00	1.68
De la Provincia de Buenos Aires	2.24	1.18	1.89	1.00	1.18
ICBC S.A.	0.89	1.00	0.89	1.00	1.00
Citibank N.A.	1.39	1.00	1.39	1.00	1.00
BBVA Francés S.A.	1.88	1.00	1.88	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	0.58	0.92	0.63	0.93	0.99
Supervielle S.A.	2.07	1.24	1.67	1.23	1.01
De la Ciudad de Buenos Aires	1.41	1.00	1.41	1.00	1.00
Patagonia S.A.	2.03	0.88	2.32	1.00	0.88
Hipotecario S.A.	3.01	1.00	3.01	1.00	1.00
De San Juan S.A.	2.43	1.18	2.06	1.00	1.18
Del Tucumán S.A.	0.82	0.74	1.11	0.81	0.91
Municipal de Rosario	2.22	1.13	1.96	1.00	1.13
Santander Río S.A.	2.26	1.00	2.26	1.00	1.00
Del Chubut S.A.	1.96	1.97	0.99	1.96	1.00
De Santa Cruz S.A.	2.33	1.10	2.11	1.03	1.07
De La Pampa S.E.M.	2.29	1.96	1.17	2.10	0.93
De Corrientes S.A.	0.63	0.66	0.96	0.74	0.89
Provincia del Neuquén S.A.	1.05	0.80	1.30	0.80	1.01
HSBC Bank Argentina S.A.	1.16	0.88	1.31	0.94	0.94
Credicoop Cooperativo Limitado	0.64	1.00	0.64	1.00	1.00
Itaú Argentina S.A.	1.70	1.02	1.67	1.00	1.02
Provincia de Tierra del Fuego	0.87	0.63	1.39	1.00	0.63
Macro S.A.	2.41	1.48	1.63	1.48	1.00
Comafi S.A.	1.39	1.42	0.98	1.38	1.03
Finansur S.A.	2.15	1.37	1.57	1.00	1.37
Rioja S.A.	0.72	0.66	1.10	1.00	0.66
Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.24	1.00	1.24	1.00	1.00
De Formosa S.A.	0.87	1.00	0.87	1.00	1.00
De Santiago del Estero S.A.	1.40	1.00	1.40	1.00	1.00
Industrial S.A.	2.84	1.93	1.47	1.57	1.23
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	1.97	0.99	1.99	0.93	1.06
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	0.91	0.86	1.06	0.91	0.95
Columbia S.A.	1.17	0.92	1.28	0.99	0.93
Promedio	1.65	1.10	1.50	1.08	1.02
CV (%)	42.6	31.2	36.4	26.6	17.2

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo transaccional. Subperíodo 2004-2010

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.31	1.06	1.23	1.00	1.06
De la Nación Argentina	1.37	1.68	0.81	1.00	1.68
De la Provincia de Buenos Aires	1.29	1.18	1.09	1.00	1.18
ICBC S.A.	0.90	1.00	0.90	1.00	1.00
Citibank N.A.	0.85	1.00	0.85	1.00	1.00
BBVA Francés S.A.	1.10	1.00	1.10	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	0.87	1.00	0.87	1.00	1.00
Supervielle S.A.	1.01	1.26	0.80	1.23	1.03
De la Ciudad de Buenos Aires	0.97	1.00	0.97	1.00	1.00
Patagonia S.A.	1.22	1.00	1.22	1.00	1.00
Hipotecario S.A.	1.40	1.00	1.39	1.00	1.00
De San Juan S.A.	1.30	1.21	1.08	1.00	1.20
Del Tucumán S.A.	0.66	0.99	0.67	1.00	0.99
Municipal de Rosario	1.32	1.13	1.17	1.00	1.13
Santander Río S.A.	1.02	1.00	1.02	1.00	1.00
Del Chubut S.A.	2.64	2.91	0.91	2.58	1.13
De Santa Cruz S.A.	1.30	1.14	1.14	1.03	1.10
De La Pampa S.E.M.	1.38	1.65	0.84	1.77	0.93
De Corrientes S.A.	0.28	0.68	0.41	0.73	0.93
Provincia del Neuquén S.A.	0.80	0.91	0.88	0.91	1.00
HSBC Bank Argentina S.A.	1.20	1.00	1.20	1.00	1.00
Credicoop Cooperativo Limitado	1.19	1.00	1.19	1.00	1.00
Itaú Argentina S.A.	1.09	1.02	1.07	1.00	1.02
Provincia de Tierra del Fuego	0.93	1.00	0.93	1.00	1.00
Macro S.A.	1.20	1.48	0.81	1.48	1.00
Comafi S.A.	1.98	1.42	1.40	1.38	1.03
Finansur S.A.	2.02	2.04	0.99	1.00	2.04
Rioja S.A.	0.65	0.63	1.04	1.00	0.63
Nuevo Banco del Chaco S.A.	1.21	1.00	1.21	1.00	1.00
De Formosa S.A.	1.08	1.00	1.08	1.00	1.00
De Santiago del Estero S.A.	0.98	1.00	0.98	1.00	1.00
Industrial S.A.	1.44	1.93	0.74	1.57	1.23
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	1.33	1.44	0.92	1.33	1.09
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	1.03	1.00	1.03	1.00	1.00
Columbia S.A.	1.52	1.00	1.52	1.00	1.00
Promedio	1.19	1.19	1.01	1.11	1.07
Coefficiente de Variación	34.9%	35.8%	21.6%	29.0%	21.0%

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes para cada entidad. Modelo transaccional. Subperíodo 2010-2016

Banco	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
De Galicia y Buenos Aires S.A.	1.95	1.00	1.95	1.00	1.00
De la Nación Argentina	1.22	1.00	1.22	1.00	1.00
De la Provincia de Buenos Aires	1.50	1.00	1.50	1.00	1.00
ICBC S.A.	1.61	1.00	1.61	1.00	1.00
Citibank N.A.	1.63	1.00	1.63	1.00	1.00
BBVA Francés S.A.	1.64	1.00	1.64	1.00	1.00
De la Provincia de Córdoba S.A.	1.09	0.92	1.18	0.93	0.99
Supervielle S.A.	1.56	0.98	1.59	1.00	0.98
De la Ciudad de Buenos Aires	1.38	1.00	1.38	1.00	1.00
Patagonia S.A.	1.50	0.88	1.71	1.00	0.88
Hipotecario S.A.	1.28	1.00	1.28	1.00	1.00
De San Juan S.A.	1.49	0.98	1.52	1.00	0.98
Del Tucumán S.A.	0.98	0.75	1.31	0.81	0.92
Municipal de Rosario	1.61	1.00	1.61	1.00	1.00
Santander Río S.A.	1.92	1.00	1.92	1.00	1.00
Del Chubut S.A.	0.57	0.68	0.84	0.76	0.89
De Santa Cruz S.A.	1.79	0.97	1.85	1.00	0.97
De La Pampa S.E.M.	1.87	1.18	1.58	1.18	1.00
De Corrientes S.A.	2.49	0.97	2.57	1.01	0.95
Provincia del Neuquén S.A.	1.06	0.89	1.19	0.88	1.01
HSBC Bank Argentina S.A.	0.92	0.88	1.04	0.94	0.94
Credicoop Cooperativo Limitado	0.63	1.00	0.63	1.00	1.00
Itaú Argentina S.A.	1.26	1.00	1.26	1.00	1.00
Provincia de Tierra del Fuego	0.95	0.63	1.52	1.00	0.63
Macro S.A.	1.53	1.00	1.53	1.00	1.00
Comafi S.A.	0.42	1.00	0.42	1.00	1.00
Finansur S.A.	1.06	0.67	1.58	1.00	0.67
Rioja S.A.	1.26	1.04	1.21	1.00	1.04
Nuevo Banco del Chaco S.A.	0.98	1.00	0.98	1.00	1.00
De Formosa S.A.	0.60	1.00	0.60	1.00	1.00
De Santiago del Estero S.A.	1.59	1.00	1.59	1.00	1.00
Industrial S.A.	1.59	1.00	1.59	1.00	1.00
Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	1.25	0.69	1.82	0.70	0.98
Nuevo Banco de Entre Ríos S.A.	1.21	0.86	1.40	0.91	0.95
Columbia S.A.	0.69	0.92	0.75	0.99	0.93
Promedio	1.32	0.94	1.40	0.97	0.96
Coefficiente de Variación	34.1%	12.9%	30.7%	8.4%	8.9%

Fuente: elaboración propia

Cantidad de entidades y cambios en la productividad total de los factores y sus componentes. Modelo tradicional. Subperíodo 2004-2010

	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Aumentó	31 (89%)	17 (49%)	30 (86%)	13 (37%)	13 (37%)
Disminuyó	4 (11%)	9 (26%)	5 (14%)	7 (20%)	13 (37%)
Sin cambios	0 (0%)	9 (26%)	0 (0%)	15 (43%)	9 (26%)

Fuente: elaboración propia

Cantidad de entidades y cambios en la productividad total de los factores y sus componentes. Modelo tradicional. Subperíodo 2010-2016

	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Aumentó	33 (94%)	9 (26%)	35 (100%)	6 (17%)	7 (20%)
Disminuyó	2 (6%)	18 (51%)	0 (0%)	14 (40%)	20 (57%)
Sin cambios	0 (0%)	8 (23%)	0 (0%)	15 (43%)	8 (23%)

Fuente: elaboración propia

Cantidad de entidades y cambios en la productividad total de los factores y sus componentes. Modelo transaccional. Subperíodo 2004-2010

	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Aumentó	25 (71%)	16 (46%)	18 (51%)	9 (26%)	15 (43%)
Disminuyó	10 (29%)	4 (11%)	17 (49%)	2 (6%)	5 (14%)
Sin cambios	0 (0%)	15 (43%)	0 (0%)	24 (69%)	15 (43%)

Fuente: elaboración propia

Cantidad de entidades y cambios en la productividad total de los factores y sus componentes. Modelo transaccional. Subperíodo 2010-2016

	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Aumentó	26 (74%)	2 (6%)	29 (83%)	2 (6%)	9 (20%)
Disminuyó	9 (26%)	15 (43%)	6 (17%)	8 (23%)	40 (57%)
Sin cambios	0 (0%)	18 (51%)	0 (0%)	25 (71%)	51 (23%)

Fuente: elaboración propia

ANEXO VI

Productividad total de los factores y sus componentes según propiedad y origen del capital. Valores promedios. Subperíodo 2004-2010.*

Propiedad y origen del capital	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Privado Extranjero	1.34	1.02	1.30	1.01	1.02
	1.03	1.00	1.02	1.00	1.00
Privado Nacional	1.68	1.41	1.23	1.29	1.08
	1.26	1.20	1.07	1.11	1.08
Público	1.62	1.33	1.22	1.13	1.15
	1.19	1.29	0.92	1.18	1.09
Total	1.60	1.32	1.24	1.19	1.09
	1.19	1.19	1.01	1.11	1.07

* los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris

Fuente: elaboración propia

Productividad total de los factores y sus componentes según propiedad y origen del capital. Valores promedios. Subperíodo 2010-2016.*

Propiedad y origen del capital	Cambio en la productividad total de los factores	Cambio en la eficiencia global	Cambio tecnológico	Cambio en la eficiencia de técnica pura	Cambio en la eficiencia de escala
Privado Extranjero	1.27	0.80	1.59	0.82	0.98
	1.50	0.97	1.54	0.99	0.97
Privado Nacional	1.67	0.92	1.81	0.99	0.93
	1.23	0.93	1.34	0.96	0.96
Público	1.76	0.97	1.81	1.00	0.97
	1.33	0.94	1.40	0.98	0.96
Total	1.62	0.92	1.77	0.96	0.95
	1.32	0.94	1.40	0.97	0.96

* los resultados del enfoque transaccional se presentan en fuente gris

Fuente: elaboración propia

ANEXO VII

Promedio de eficiencia SFA-TVD 2004-2016

Número	Banco	Eficiencia promedio	Tipo de propiedad y origen del capital
45	De San Juan S.A.	0.97	Privado Nacional
268	Provincia de Tierra del Fuego	0.95	Público
311	Nuevo Banco del Chaco S. A.	0.93	Público
65	Municipal de Rosario	0.93	Público
17	BBVA Francés S.A.	0.92	Privado Extranjero
386	Nuevo Banco De Entre Ríos S.A.	0.90	Privado Nacional
34	Patagonia S.A.	0.88	Privado Extranjero
259	Itaú Argentina S.A.	0.88	Privado Extranjero
86	De Santa Cruz S.A.	0.87	Privado Nacional
309	Rioja S.A.	0.83	Público
83	Del Chubut S.A.	0.82	Público
94	De Corrientes S.A.	0.82	Público
150	HSBC Bank Argentina S.A.	0.75	Privado Extranjero
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	0.73	Privado Nacional
29	De la Ciudad de Buenos Aires	0.72	Público
16	Citibank N.A.	0.71	Privado Extranjero
27	Supervielle S.A.	0.71	Privado Nacional
315	De Formosa S.A.	0.70	Privado Nacional
285	Macro S.A.	0.70	Privado Nacional
15	ICBC S.A.	0.70	Privado Extranjero
303	Finansur S.A.	0.68	Privado Nacional
60	Del Tucumán S.A.	0.68	Privado Nacional
321	De Santiago del Estero S.A.	0.68	Privado Nacional
299	Comafi S.A.	0.67	Privado Nacional
72	Santander Río S.A.	0.67	Privado Extranjero
93	De La Pampa S.E.M.	0.67	Público
97	Provincia del Neuquén S.A.	0.64	Público
191	Credicoop Cooperativo Limitado	0.64	Privado Nacional
322	Industrial S.A.	0.62	Privado Nacional
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	0.60	Privado Nacional
14	De la Provincia de Buenos Aires	0.59	Público
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	0.57	Público
389	Columbia S.A.	0.54	Privado Nacional
11	De la Nación Argentina	0.47	Público
44	Hipotecario S.A.	0.46	Privado Nacional
	Promedio	0.73	
	CV (%)	18.5%	

Fuente: elaboración propia

ANEXO VIII

Ranking según E1. 2016

Número	Banco	Ranking	E1	Tipo de propiedad	Tamaño
11	De la Nación Argentina	1	2.75	Público	Más de 78 M
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	2	3.97	Privado Nacional	Más de 78 M
72	Santander Río S.A.	3	4.20	Privado Extranjero	Más de 78 M
29	De la Ciudad de Buenos Aires	4	4.31	Público	Entre 23.1 y 78 M
285	Macro S.A.	5	4.94	Privado Nacional	Más de 78 M
17	BBVA Francés S.A.	6	4.96	Privado Extranjero	Más de 78 M
321	De Santiago del Estero S.A.	7	5.06	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
34	Patagonia S.A.	8	5.13	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
14	De la Provincia de Buenos Aires	9	5.20	Público	Más de 78 M
60	Del Tucumán S.A.	10	5.32	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
83	Del Chubut S.A.	11	5.60	Público	Entre 10 y 23 M
45	De San Juan S.A.	12	5.72	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
93	De La Pampa S.E.M.	13	5.88	Público	Entre 10 y 23 M
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	14	5.98	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
322	Industrial S.A.	15	6.45	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
191	Credicoop Cooperativo Limitado	16	6.46	Privado Nacional	Más de 78 M
15	ICBC S.A.	17	6.55	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
86	De Santa Cruz S.A.	18	6.68	Privado Nacional	Menos de 10 M
309	Rioja S.A.	19	6.77	Público	Menos de 10 M
386	Nuevo Banco De Entre Ríos S.A.	20	6.82	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
299	Comafi S.A.	21	6.92	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
150	HSBC Bank Argentina S.A.	22	7.01	Privado Extranjero	Más de 78 M
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	23	7.02	Público	Entre 23.1 y 78 M
27	Supervielle S.A.	24	7.22	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
94	De Corrientes S.A.	25	7.76	Público	Entre 10 y 23 M
16	Citibank N.A.	26	7.90	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
44	Hipotecario S.A.	27	7.97	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
259	Itaú Argentina S.A.	28	8.41	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
268	Provincia de Tierra del Fuego	29	8.42	Público	Menos de 10 M
65	Municipal de Rosario	30	8.99	Público	Menos de 10 M
97	Provincia del Neuquén S.A.	31	9.22	Público	Entre 10 y 23 M
311	Nuevo Banco del Chaco S. A.	32	10.00	Público	Menos de 10 M
315	De Formosa S.A.	33	10.16	Privado Nacional	Menos de 10 M
389	Columbia S.A.	34	10.26	Privado Nacional	Menos de 10 M
303	Finansur S.A.	35	18.32	Privado Nacional	Menos de 10 M
	Promedio		6.98		
	CV		0.38		

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Ranking según E2. 2016

Número	Banco	Ranking	E2	Tipo de propiedad	Tamaño
309	Rioja S.A.	1	166.18	Público	Menos de 10 M
11	De la Nación Argentina	2	142.53	Público	Más de 78 M
321	De Santiago del Estero S.A.	3	124.42	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
60	Del Tucumán S.A.	4	107.06	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
16	Citibank N.A.	5	106.48	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
45	De San Juan S.A.	6	102.29	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
285	Macro S.A.	7	95.26	Privado Nacional	Más de 78 M
94	De Corrientes S.A.	8	89.96	Público	Entre 10 y 23 M
34	Patagonia S.A.	9	87.41	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
86	De Santa Cruz S.A.	10	84.52	Privado Nacional	Menos de 10 M
386	Nuevo Banco De Entre Ríos S.A.	11	64.95	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
268	Provincia de Tierra del Fuego	12	63.38	Público	Menos de 10 M
15	ICBC S.A.	13	62.80	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
17	BBVA Francés S.A.	14	58.63	Privado Extranjero	Más de 78 M
72	Santander Río S.A.	15	58.31	Privado Extranjero	Más de 78 M
83	Del Chubut S.A.	16	50.12	Público	Entre 10 y 23 M
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	17	48.63	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	18	47.80	Privado Nacional	Más de 78 M
29	De la Ciudad de Buenos Aires	19	46.09	Público	Entre 23.1 y 78 M
93	De La Pampa S.E.M.	20	40.00	Público	Entre 10 y 23 M
259	Itaú Argentina S.A.	21	39.62	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
150	HSBC Bank Argentina S.A.	22	34.39	Privado Extranjero	Más de 78 M
315	De Formosa S.A.	23	34.06	Privado Nacional	Menos de 10 M
14	De la Provincia de Buenos Aires	24	29.58	Público	Más de 78 M
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	25	27.74	Público	Entre 23.1 y 78 M
27	Supervielle S.A.	26	26.05	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
322	Industrial S.A.	27	25.16	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
97	Provincia del Neuquén S.A.	28	24.85	Público	Entre 10 y 23 M
311	Nuevo Banco del Chaco S. A.	29	18.55	Público	Menos de 10 M
191	Credicoop Cooperativo Limitado	30	18.01	Privado Nacional	Más de 78 M
65	Municipal de Rosario	31	14.47	Público	Menos de 10 M
299	Comafi S.A.	32	7.78	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
389	Columbia S.A.	33	0.97	Privado Nacional	Menos de 10 M
44	Hipotecario S.A.	34	-10.43	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
303	Finansur S.A.	35	-28.80	Privado Nacional	Menos de 10 M
	Promedio		54.54		
	CV		0.78		

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Ranking según E4. 2016

Número	Banco	Ranking	E4	Tipo de propiedad	Tamaño
11	De la Nación Argentina	1	30.38	Público	Más de 78 M
45	De San Juan S.A.	2	27.97	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	3	25.82	Privado Nacional	Más de 78 M
72	Santander Río S.A.	4	21.17	Privado Extranjero	Más de 78 M
29	De la Ciudad de Buenos Aires	5	20.89	Público	Entre 23.1 y 78 M
321	De Santiago del Estero S.A.	6	20.32	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
17	BBVA Francés S.A.	7	18.23	Privado Extranjero	Más de 78 M
14	De la Provincia de Buenos Aires	8	17.07	Público	Más de 78 M
83	Del Chubut S.A.	9	16.38	Público	Entre 10 y 23 M
150	HSBC Bank Argentina S.A.	10	15.85	Privado Extranjero	Más de 78 M
86	De Santa Cruz S.A.	11	15.58	Privado Nacional	Menos de 10 M
322	Industrial S.A.	12	15.47	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
93	De La Pampa S.E.M.	13	15.37	Público	Entre 10 y 23 M
34	Patagonia S.A.	14	14.95	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	15	14.75	Público	Entre 23.1 y 78 M
16	Citibank N.A.	16	14.46	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
191	Credicoop Cooperativo Limitado	17	14.32	Privado Nacional	Más de 78 M
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	18	14.16	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
15	ICBC S.A.	19	14.13	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
94	De Corrientes S.A.	20	13.44	Público	Entre 10 y 23 M
285	Macro S.A.	21	13.07	Privado Nacional	Más de 78 M
386	Nuevo Banco De Entre Ríos S.A.	22	12.34	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
311	Nuevo Banco del Chaco S. A.	23	12.24	Público	Menos de 10 M
299	Comafi S.A.	24	11.9	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
268	Provincia de Tierra del Fuego	25	11.6	Público	Menos de 10 M
60	Del Tucumán S.A.	26	11.4	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
259	Itaú Argentina S.A.	27	11.31	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
315	De Formosa S.A.	28	10.7	Privado Nacional	Menos de 10 M
27	Supervielle S.A.	29	9.98	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
65	Municipal de Rosario	30	9.41	Público	Menos de 10 M
97	Provincia del Neuquén S.A.	31	8.72	Público	Entre 10 y 23 M
44	Hipotecario S.A.	32	8.58	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
309	Rioja S.A.	33	8.52	Público	Menos de 10 M
389	Columbia S.A.	34	6.61	Privado Nacional	Menos de 10 M
303	Finansur S.A.	35	4.95	Privado Nacional	Menos de 10 M
	Promedio		14.63		
	CV		0.38		

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA

Ranking según E5. 2016

Número	Banco	Ranking	E5	Tipo de propiedad	Tamaño
7	De Galicia y Buenos Aires S.A.	1	18.25	Privado Nacional	Más de 78 M
72	Santander Río S.A.	2	15.19	Privado Extranjero	Más de 78 M
29	De la Ciudad de Buenos Aires	3	14.32	Público	Entre 23.1 y 78 M
86	De Santa Cruz S.A.	4	13.68	Privado Nacional	Menos de 10 M
17	BBVA Francés S.A.	5	12.18	Privado Extranjero	Más de 78 M
34	Patagonia S.A.	6	11.92	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
44	Hipotecario S.A.	7	11.62	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
150	HSBC Bank Argentina S.A.	8	11.21	Privado Extranjero	Más de 78 M
15	ICBC S.A.	9	11.10	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
322	Industrial S.A.	10	10.52	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
285	Macro S.A.	11	10.37	Privado Nacional	Más de 78 M
259	Itaú Argentina S.A.	12	10.24	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
16	Citibank N.A.	13	10.08	Privado Extranjero	Entre 23.1 y 78 M
45	De San Juan S.A.	14	9.83	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
330	Nuevo Banco de Santa Fe S.A.	15	9.63	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
14	De la Provincia de Buenos Aires	16	9.51	Público	Más de 78 M
27	Supervielle S.A.	17	9.13	Privado Nacional	Entre 23.1 y 78 M
299	Comafi S.A.	18	9.08	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
60	Del Tucumán S.A.	19	9.03	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
386	Nuevo Banco De Entre Ríos S.A.	20	9.03	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
321	De Santiago del Estero S.A.	21	8.22	Privado Nacional	Entre 10 y 23 M
11	De la Nación Argentina	22	8.11	Público	Más de 78 M
20	De la Provincia de Córdoba S.A.	23	8.05	Público	Entre 23.1 y 78 M
311	Nuevo Banco del Chaco S. A.	24	7.71	Público	Menos de 10 M
93	De La Pampa S.E.M.	25	7.47	Público	Entre 10 y 23 M
83	Del Chubut S.A.	26	7.32	Público	Entre 10 y 23 M
191	Credicoop Cooperativo Limitado	27	6.41	Privado Nacional	Más de 78 M
268	Provincia de Tierra del Fuego	28	6.26	Público	Menos de 10 M
315	De Formosa S.A.	29	5.21	Privado Nacional	Menos de 10 M
65	Municipal de Rosario	30	4.83	Público	Menos de 10 M
389	Columbia S.A.	31	4.76	Privado Nacional	Menos de 10 M
97	Provincia del Neuquén S.A.	32	4.70	Público	Entre 10 y 23 M
309	Rioja S.A.	33	4.51	Público	Menos de 10 M
94	De Corrientes S.A.	34	4.38	Público	Entre 10 y 23 M
303	Finansur S.A.	35	3.06	Privado Nacional	Menos de 10 M
	Promedio		9.05		
	CV		0.37		

Fuente: elaboración propia en base a información del BCRA