



Universidad de Chile
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Magíster en Economía

Poder de Mercado en la Industria Bancaria

José Ignacio Heresi

PROFESORES GUÍAS

ALDO GONZÁLEZ

ANDRÉS GÓMEZ LOBO

SANTIAGO DE CHILE
Septiembre 2012

Índice

1. Introducción	2
2. Antecedentes	3
3. Metodología	6
3.1. Estimación de Demanda	6
3.2. Modelo Logit	6
3.3. Outside Option	7
3.4. Nested Logit	7
3.5. Endogeneidad de Precios y Variables Instrumentales	9
3.6. Modelo Multiecuacional	9
3.7. Oferta	10
3.8. Modelo de Bertrand	10
3.9. Modelo de Cartel	11
3.10. Costo Marginal	11
4. Datos	12
4.1. La Banca en Chile	12
4.2. Base de datos	13
5. Resultados	14
5.1. Estimación de Demanda	14
5.2. Márgenes	15
6. Conclusiones	18
7. Apéndice	20
7.1. Demostración Elasticidades Modelo Logit	20
7.2. Derivación Ecuación Nested Logit	21
References	23

1. Introducción

La industria bancaria es de especial relevancia para el desarrollo económico de un país. Provee instrumentos tanto de financiamiento como de ahorro a personas y a empresas. Los hogares pueden, de esta forma, suavizar su consumo a través del tiempo obteniendo mayores niveles de bienestar, además de comprar bienes de alto valor como viviendas mediante créditos de largo plazo. Por su lado, el aparato productivo depende de manera significativa de la banca. Gran parte de los negocios que se crean se financian con créditos bancarios, un número significativo de firmas financian déficits transitorios vía préstamos para mantener el flujo de caja de sus negocios, parte relevante de las expansiones de negocios e inversión productiva se realizan a través de endeudamiento en el sistema bancario, etc. Así, la industria bancaria se convierte en un soporte para el desarrollo económico de un país.

Por este motivo, existe un debate importante en países en desarrollo sobre cuál es el correcto funcionamiento y regulación que debe tener el sistema bancario para producir efectivamente los efectos deseados en el crecimiento. Parte importante de este debate consiste en determinar el nivel de competencia y evaluar la existencia de poder de mercado en esta industria. Esta pregunta cobra un mayor sentido en nuestro país al observar constantes críticas relativas a eventuales rentabilidades altas obtenidas por los bancos en comparación con otras industrias¹.

El análisis sobre el grado de competencia y el poder de mercado de las firmas en distintas industrias ha sido estudiado durante décadas, debido a su importancia para el bienestar de los consumidores y de la sociedad. La competencia en las industrias genera precios más bajos para los consumidores, mayor calidad de los bienes y servicios, mayor libertad económica para terceros que quieran competir dentro de la industria, entre otros efectos positivos.

De esta manera, el presente trabajo modela la estructura de la demanda por créditos de consumo en la industria bancaria nacional y responde si efectivamente se ejerce algún grado de poder de mercado por parte de los bancos.

Para modelar la demanda se utilizan modelos de elección discreta de productos diferenciados, específicamente se utilizan el modelo Logit (Multinomial) y el modelo Nested Logit. Estos modelos permiten observar como afectan distintas variables a la demanda que enfrentan los bancos y, además, permiten computar elasticidades propias y cruzadas entre las distintas instituciones.

La oferta está modelada desde dos puntos de vista competitivos opuestos: un modelo de bertrand de producto diferenciado que sería el benchmark competitivo y un modelo en que las firmas conforman un cartel y maximizan beneficios de manera conjunta. A partir de ambos extremos se computan márgenes teóricos y se comparan con los márgenes efectivos observados en los datos. Esto permite evaluar el poder de mercado en esta industria, analizando cual de los dos modelos es más consistente con la base de datos utilizada.

El texto se organiza de la siguiente manera: en la sección 2 se describen brevemente los antecedentes sobre los modelos para identificar el poder de mercado y nivel de competencia en una industria. En la sección 3 se describe la metodología tanto teórica como empírica para responder la pregunta en cuestión. En la sección 4 se describen los datos con los que se cuenta. La sección 5 muestra los resultados, para finalmente concluir en la sección 6.

¹Para un análisis detallado de la industria bancaria en Chile ver el trabajo de Gómez Lobo-Gonzalez (2010) publicado en la página de la Fiscalía Nacional Económica www.fne.cl

2. Antecedentes

Durante décadas el estudio del poder de mercado y su impacto en variables clave de las distintas industrias ha sido tema de estudio recurrente para muchos autores. El paradigma clásico del estudio del poder de mercado tenía varias hipótesis fundamentales: (i) los márgenes precio-coste pueden observarse a partir de datos sobre la contabilidad de la empresa, (ii) algunas pocas medidas observables eran suficientes para hacer comparaciones entre industrias y (iii) la orientación del trabajo empírico debe apuntar a estimar una relación estructura-resultados. Sin embargo, Bresnahan (1989) muestra el incumplimiento de estas hipótesis. Argumenta que los referidos márgenes no son observables debido a que el coste marginal no es constatable, que las industrias tienen factores idiosincráticos vitales que afectan el comportamiento de las empresas y finalmente que la estructura de mercado es endógena a las variables de competencia y, por tanto, lo que debe hacerse en el trabajo empírico es la estimación de parámetros de comportamiento.

De esta manera, nace lo que se llama la Nueva Organización Industrial Empírica (NOIE), que durante años centró parte de sus esfuerzos en estimar el parámetro llamado de “variación conjetural”, el cual permite identificar si la conducta de la industria está cerca de los benchmarks de Monopolio, Cournot o Bertrand. Muchos trabajos se han escrito estimando este parámetro de comportamiento, como por ejemplo Iwata(1974), Bresnahan(1982), Porter(1983) o Stalhammer(1991). Además, hay metodologías alternativas a los modelos de variación conjetural, pero que pertenecen a la NOIE, como por ejemplo Panzar y Rose(1987) .

Ahora bien, en lo que se refiere a la industria bancaria, Spiller y Favaro(1984) estiman el parámetro de variación conjetural en Uruguay. Concluyen que la relajación de las barreras de entrada a la industria bancaria efectivamente aumentó la competencia debido a la menor capacidad de controlar la producción de las otras firmas. Sin embargo, este trabajo no controla por la endogeneidad de los precios en la estimación del parámetro de conducta y, por lo tanto, los parámetros estimados estarían sesgados. Shaffer(1993) y Berg y Kim(1998) también aplican esta metodología para la industria bancaria. Shaffer deriva, además, el costo marginal no observado estimando una función de costos translogarítmica. Aplica la metodología al sector bancario en Canadá obteniendo como resultado un nivel de competencia cercano al de competencia perfecta. Berg y Kim encuentran que el mercado retail de créditos muestran un alto poder de mercado mientras que el mercado de créditos al por mayor muestra una estructura competitiva. Asimismo, Suominen (1994) es otro intento de medir el nivel de competencia en esta industria. Respecto a la medición de poder de mercado en nuestro país, Gomez-Lobo, Jiménez y Perdiguero (2010) estiman parámetros de comportamiento para la industria de las gasolinas en Chile, descartando poder de mercado en este mercado.

La metodología de estimación del parámetro de variación conjetural presenta, sin embargo, varios problemas. El parámetro es difícil de interpretar si es que no toma los valores exactos para los modelos de competencia de Cournot, monopolio o competencia perfecta. Además, asume competencia de productos homogéneos para la estimación, lo que puede ser poco realista para la banca. Por último, el uso de esta metodología ha disminuido notoriamente desde que se publicó la crítica de Corts(1999), la cual señala que los modelos de variación conjetural se basan en una interpretación “as-if” del parámetro de comportamiento, es decir, es como si las firmas se comportaran de esa manera en su fijación de precios. Sin embargo, Corts dice que esta interpretación es incorrecta a no ser que efectivamente las firmas se comportaran de esa manera. Particularmente, Corts muestra que si el juego fuera en realidad un juego repetido de colusión eficiente, el parámetro de comportamiento estaría subestimando el poder de mercado si es que los shocks de demanda no son permanentes, y podría fallar completamente en identificar el poder de mercado si los shocks de demanda son completamente transitorios, aún si es que los márgenes observados estuvieran muy cercanos a los de un monopolio. De manera adicional, si los shocks de demanda son i.i.d, el econométrico podría fallar en descubrir los comportamientos colusivos

en una amplia gama de estos equilibrios.

Actualmente, los modelos de medición de poder de mercado se basan más en asumir productos diferenciados. De esta manera, los modelos de elección discreta han ganado terreno en este tipo de estudios desde el paper de Berry (1994). Berry modela la demanda que enfrentan las firmas con este enfoque, y posteriormente, Berry, Levinshon y Pakes(1995) mejoran estos modelos con su ya conocido método BLP. Estos modelos consisten en estimar la demanda desde una perspectiva estructural de comportamiento, sumado a la capacidad de corregir por diferenciación de producto. Además, los nuevos modelos permiten que los coeficientes estimados sean aleatorios, y se considera dentro de la estimación la presencia de factores no observables para la elección de cada opción. Así, se puede analizar el efecto tanto las características de los productos como de los consumidores para estimar los parámetros de demanda relevantes. Todo lo anterior permite superar los problemas clásicos de los modelos de elección discreta tipo Logit, los cuáles asumen la propiedad de independencia de alternativas irrelevantes (IIA por su sigla en inglés).

Ejemplos de aplicación de las nuevas metodologías se pueden ver en Nevo(2001) para la industria de cereales en Estados Unidos, en Molnar, Nagy y Horvath (2007) para la industria bancaria en Hungría o en Molnar(2008) para la industria bancaria en Finlandia.

Para la industria bancaria en nuestro país existen algunas investigaciones que han intentado medir el nivel de competencia mediante metodologías diferentes a la que se propondrá en este trabajo. Recientemente, Alarcón y Ormazabal(2010) calculan el índice de Boone para medir la competencia bancaria. Encuentran que la cartera de vivienda es la más competitiva y que la comercial es la menos competitiva. Con este trabajo encuentran que el sistema bancario chileno es más competitivo que el de países como Reino Unido, Francia y Japón. Sin embargo, su estimación es realizada utilizando datos solamente de los años 2008-2009, lo que limita el alcance de sus conclusiones. Oda y Silva (2010) estiman el mismo indicador para los créditos de consumo entre 1997 y 2009. Estos autores encuentran que entre los últimos trimestres de 2003 y el año 2005 no se puede rechazar la hipótesis de bajos niveles de competencia.

Un estudio del Fondo Monetario Internacional del año 2005 estima el estadístico-H (Panzar y Rose 1987) que mide competencia para varios países en el período 1995-2004, encontrando que Chile muestra un bajo nivel de competencia dentro de la muestra. Este estudio utiliza datos proveídos por la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras (SBIF). Además, encuentran que las rentabilidades del sector bancario chileno son algo mayores a las de otros sistemas bancarios al igual que los márgenes netos de intereses, controlando por factores macroeconómicos y específicos de los bancos.

A diferencia de los estudios anteriores, la presente investigación permite identificar, para cada período, si el comportamiento de las firmas corresponde a uno competitivo o a uno que evidencia poder de mercado. Esto permite realizar un análisis más acabado de la evolución de la industria y de sus participantes. Además, se pueden identificar distintos niveles de competencia en el segmento de créditos de consumo diferenciando el plazo de dichos créditos. De hecho, como se mostrará en los resultados, el segmento de créditos de largo plazo es significativamente más competitivo que los créditos de corto plazo. Por tanto, las explicaciones que se pueden encontrar para explicar dicho fenómeno pueden ser más profundas en comparación al caso en que se estimase con la información agregada.

La presente investigación se basa significativamente en Molnar, Nagy y Horvath (2007) y en Molnar (2008). Sin embargo, en el presente trabajo existen dos diferencias fundamentales que permiten mejorar la estimación de la demanda y el posterior modelamiento de la oferta. La primera, consiste en que se utilizan datos marginales sobre los montos de los créditos, lo que permite captar de mejor manera el parámetro de demanda ante variaciones en las tasas de interés. De esta manera, las participaciones de mercado creadas a partir de los montos de créditos otorgados en un mes determinado reflejan las

participaciones efectivas que tuvo un banco durante ese mes, y no la participación que tiene considerando su stock de colocaciones. La segunda, es que se separan las colocaciones por plazos, estimándose la demanda para créditos de consumo para corto y para largo plazo (se toma 1 año como el plazo de separación entre corto y largo plazo) a través de un sistema de ecuaciones, permitiendo que exista correlación entre los errores de ambas ecuaciones.

3. Metodología

3.1. Estimación de Demanda

La estrategia de estimación de demanda se aplica a las colocaciones de créditos de consumo recibidos por bancos comerciales en Chile. Debido a la falta de datos, el modelo no es estimado para las captaciones, sin embargo, la aplicación de la metodología sería análoga en caso de contar con la información necesaria. Los créditos de consumo son divididos en corto y largo plazo, considerando como corto plazo aquellos que tienen menos de un año y como largo plazo aquellos que tienen una duración superior al año. Esta división de plazos parece razonable ya que las decisiones de consumo de corto plazo están relacionadas a gasto corriente de las familias o a ciertos tipos de bienes de menor valor, diferentes a los que se compran con créditos a más de un año, como es el caso de los automóviles, por ejemplo. Cabe destacar que no se cuenta con los datos necesarios sobre créditos hipotecarios, lo que nos impide analizar el comportamiento de esta cartera y compararlo con los resultados sobre créditos de consumo.

Se modela la elección de los consumidores a través de modelos de elección discreta. Primero, se aplica el modelo Logit y luego se extiende a una versión un poco más compleja como lo es el modelo Nested Logit.

Seguiremos la metodología propuesta por Berry (1994) y que ha sido usada por Dick (2002 y 2007) y por Molnar, Nagy y Horvath (2007) y Molnar (2008) para la industria bancaria lo que nos permitirá estimar parámetros de demanda en un contexto de producto diferenciado, en el cual son los atributos de los productos los que tienen asociados coeficientes en la estimación. Esto reduce de manera significativa el número de parámetros a estimar respecto a metodologías anteriores, en las cuales para cada producto había una ecuación de demanda y el número de parámetros asociado era muy grande.

3.2. Modelo Logit

Los individuos o empresas que necesitan crédito eligen el banco que les otorga la mayor utilidad. Es decir, el individuo i con $i \in 1, 2, \dots, I$, elige el banco j con $j \in 0, 1, 2, \dots, J$ en el período t , con $t \in 1, 2, \dots, T$ de tal manera de maximizar su función de utilidad indirecta. La elección de $j = 0$ representa la opción alternativa u “Outside Option”, que sería la elección de no pedir el crédito a un banco comercial. El supuesto de que se compra de un solo banco es razonable debido a los costos fijos en que se incurre al obtener servicios de un banco en particular y a la relación que suele existir entre tener cuenta corriente en una institución y pedir créditos en la misma. De cualquier forma, al contar con datos marginales sobre créditos, se considera que es muy probable que los individuos tomen créditos en un solo banco en un mes determinado.

La utilidad indirecta de un consumidor i condicional a elegir el banco j en el período t se asume lineal y de la forma:

$$u_{ijt} = \Delta_{jt} + \epsilon_{ijt} = \alpha t_{jt} + \beta x_{jt} + \xi_{jt} + \epsilon_{ijt} \quad (1)$$

donde Δ_{jt} es la utilidad media entre los individuos de escoger el banco j , y ϵ_{ijt} es una perturbación iid, de media cero, específica e individual, t_{jt} es la tasa de interés cobrada por el banco j en el período t , x_{jt} son características observables del banco j en el período t y ξ_{jt} representa características del banco no observadas por el economista. Al no depender la especificación de las características individuales

de los agentes debemos asumir que cualquier heterogeneidad en los gustos entra en el término de error.

Los consumidores maximizan su utilidad y eligen el banco que les otorga la mayor utilidad. Se asume que ϵ sigue una distribución extrema tipo I ², por lo tanto se obtiene una expresión para la participación de mercado predichas de cada banco:

$$s_{jt}(\Delta) = \frac{\exp(\Delta_{jt})}{\sum_{k=0}^J \exp(\Delta_{kt})} \quad (2)$$

Ahora, siguiendo a Berry (1994) lo que se hace es igualar las participaciones de mercado predichas a las efectivas y normalizar la utilidad del “outside good” a 0, para obtener una ecuación lineal a estimar de la forma:

$$\ln(s_{jt}) - \ln(s_{0t}) = \alpha t_{jt} + \beta x_{jt} + \xi_{jt} \quad (3)$$

que puede ser estimada vía mínimos cuadrados ordinarios.

3.3. Outside Option

La “Outside Option” juega un rol importante en la estimación y representa la opción alternativa a pedir un crédito a los bancos comerciales. Si no hubiera un outside good, los individuos estarían forzados a elegir uno de los bancos de la muestra y, por lo tanto, las demandas dependerían únicamente de diferencias en los precios. En ausencia de este bien, si hubiese un aumento generalizado de precios no disminuiría el nivel agregado de demanda.

Al no tener datos sobre otras instituciones financieras como serían las casas comerciales o cooperativas de ahorro y crédito, las cuales podrían representar la opción alternativa a pedir un crédito en un banco comercial, y considerando que un porcentaje de las personas podría no demandar un crédito en un mes en particular, lo que se hace es lo siguiente: se busca el máximo monto de crédito otorgado por todos los bancos en el período de la muestra, y se multiplica por un factor mayor o igual a 1 para definir un mercado potencial. Sería ilógico pensar que el mercado potencial es menor al máximo observado en la muestra, ya que por definición el mercado potencial es el máximo que podría llegar a observarse. Para la elección de este factor se hace el supuesto de que la máxima cantidad de crédito otorgada en un mes en particular para créditos de consumo, constituye el mercado potencial. Es decir, se busca el mes en que más se prestó en la muestra y ese valor se considera como el mercado potencial. Se intentó estimar utilizando mercados potenciales expandidos por un factor mayor a 1, sin embargo, los resultados de las estimaciones no cambian significativamente y el valor de la función de verosimilitud disminuye, lo que implica que la estimación elegida es la apropiada para este caso.

3.4. Nested Logit

Uno de los problemas del modelo Logit es que impone patrones de sustitución entre los bancos muy restrictivos. Esto se refiere a que tanto las elasticidades propias como las cruzadas dependen solo de

²Específicamente $f(x) = e^x e^{-e^{-x}}$ y $F(x) = e^{-e^{-x}}$ con valor independientes e idénticamente distribuidos. Esta distribución se usa en este tipo de modelos debido a que su función acumulada está relacionada a la probabilidad de que x sea mayor a cualquier otro valor en un cierto número de “draws”, que es análogo a la probabilidad de que un individuo prefiera un banco a todos los demás.

las participaciones de mercado, por lo tanto, dos bancos que podrían apuntar a segmentos completamente diferentes pero que tienen la misma participación de mercado, tendrían elasticidades propias y cruzadas iguales ³. Las elasticidades del modelo Logit son las siguientes:

$$\eta_{jjt} = \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{jt}} \frac{t_{jt}}{s_{jt}} = \alpha t_{jt}(1 - s_{jt}) \quad (4)$$

$$\eta_{kjt} = \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}} \frac{t_{kt}}{s_{jt}} = -\alpha t_{kt} s_{kt} \quad (5)$$

Donde vemos que dependen solo de las participaciones de mercado.

Otro problema del modelo Logit es que si las participaciones de mercado son pequeñas entonces el término $\alpha(1 - s_{jt})$ es muy cercano a α , por lo que la elasticidad propia es cercana a $-\alpha t_{jt}$. Esto implica que si el precio es bajo la demanda es menos elástica, lo que a su vez implica que se cobrará un mayor margen a los productos con menor costo marginal, no existiendo ninguna razón por la cual esto debe ser así en la realidad.

Una variación del modelo Logit que permite ampliar los patrones de sustitución al permitir una correlación de las preferencias no observables de los individuos dentro de ciertos grupos de productos, es el Nested Logit. Así, esta variación del modelo anterior permite que las participaciones de mercado y las utilidades medias dependan de un nuevo coeficiente que es desconocido. Luego de haber agrupado los productos y el “outside good” en $G+1$ grupos excluyentes, la utilidad del individuo i de consumir el producto $j \in G_h$ es:

$$u_{ij} = \Delta_{jt} + \varsigma_{igt} + (1 - \sigma)\epsilon_{ijt} \quad (6)$$

donde ς_{ig} es una variable compartida por los productos de un mismo grupo y tiene una distribución que depende de $\sigma \in [0, 1)$. Si σ se acerca a 1 el último término desaparece y la utilidad ya no depende del factor individual y por lo tanto solo dependen de términos promedio. De esta manera, en este caso la correlación entre las utilidades dentro de un mismo grupo se acerca a 1.

Análogamente a lo que se hizo con el modelo Logit, la expresión a estimar es, en este caso:

$$\ln(s_j) - \ln(s_0) = \alpha t_j + \beta x_j + \sigma \ln(\bar{s}_{j/g}) + \xi_j \quad (7)$$

donde $\bar{s}_{j/g}$ es la participación del banco j dentro de su propio grupo. Esta ecuación también puede ser estimada a través de mínimos cuadrados ordinarios, aunque como se discutirá más adelante, los estimadores serían sesgados por el problema de endogeneidad.

Uno de los inconvenientes del modelo Nested Logit es que la creación de los grupos para la estimación es arbitraria y distintas agrupaciones generan distintos resultados y patrones de sustitución diferentes.

En el presente estudio, los bancos se agrupan en 3 categorías, dependiendo de su tamaño o participación de mercado. Así, tenemos en el primer grupo a los 4 bancos grandes (Chile, Estado, BCI,

³El clásico ejemplo de los buses rojos y azules de McFadden (1972) ilustra este problema

Santander), en el segundo grupo a los 4 bancos que les siguen (BBVA, Corpbanca, Itaú, Scotiabank) y en el último grupo a todo el resto que son los bancos pequeños. Este agrupamiento se elige ya que el tamaño de los bancos parece estar relacionado con el tipo de clientes que reciben. Los bancos grandes son masivos y apuntan a una mayor cantidad de segmentos socioeconómicos que, por ejemplo, los bancos pequeños. Estos últimos apuntan a nichos definidos y, en general, de mayores niveles de ingresos. Se observa que los grupos elegidos por Dick (2002,2007) son bancos que tienen presencia en múltiples estados de Estados Unidos y bancos que solo participan en un Estado. Para Chile, esta agrupación no tendría tanto sentido debido a que la mayor parte de los bancos tienen cobertura prácticamente nacional.

3.5. Endogeneidad de Precios y Variables Instrumentales

En el sistema de ecuaciones a estimar tenemos el problema de la endogeneidad de las variables explicativas. En el modelo Logit, la tasa de interés es posiblemente endógena y en el modelo Nested Logit tanto la tasa de interés como el término adicional propio del nesting serían endógenos. En ambos casos el problema se puede solucionar utilizando variables instrumentales para obtener estimadores consistentes.

Los instrumentos utilizados para la tasa de interés fueron la tasa de política monetaria y una variable de provisiones por riesgo de cada banco. En el caso del modelo Nested Logit, Berry (1994) propuso utilizar las características de otros bancos como instrumento de la variable del nesting, debido a que se asume que las variables de diferenciación de producto no están correlacionadas con el error y estarían correlacionadas con las participaciones de mercado debido a la competencia existente entre los bancos. Así, estas variables serían instrumentos válidos para la variable de nesting debido a su no correlación con el error y a su correlación con la variable dependiente.

3.6. Modelo Multiecuacional

Tanto el modelo Logit como el Nested Logit son estimados a través de ecuaciones simultáneas con los créditos de corto y largo plazo. La estimación de este sistema se hace a través de mínimos cuadrados en 3 etapas (3SLS), un método que es más eficiente que mínimos cuadrados en dos etapas (2SLS). Mientras más correlación haya entre los errores de las ecuaciones del sistema, mayor será la ganancia relativa que tiene el método en 3 etapas. Esta metodología es una combinación entre SUR (seemingly unrelated regression) que estima tomando en consideración la covarianza entre ecuaciones de un sistema, con 2SLS que utiliza variables instrumentales para las variables endógenas. Lo que hace esta metodología es estimar las ecuaciones a través de 2SLS y formar una matriz de varianzas y covarianzas estimadas utilizando los residuos de estas estimaciones. Luego, aplica mínimos cuadrados generalizados factibles con esta matriz para estimar los coeficientes finales. Este método, como dijimos, es más eficiente que 2SLS si la especificación es efectivamente la adecuada, y no tendrá pérdida de eficiencia en el caso de que los errores no estén correlacionados. Al estar estimando un sistema de ecuaciones para créditos de consumo que están separados solo por el plazo, el uso de 3SLS está plenamente justificado, ya que es probable que los errores de las dos ecuaciones estén correlacionados y, por tanto, lo anterior presenta un avance respecto a estimaciones anteriores de este tipo de modelos en la industria bancaria.

3.7. Oferta

Seguendo a Molnar, Nagy y Horvath (2007) y en Molnar (2008), se analizan dos modelos estáticos de competencia bancaria. Estos modelos son uno de competencia en precios de Bertrand con producto diferenciado y uno en que las empresas conforman un cartel. Ambos modelos de competencia son opuestos y se encuentran en los extremos de la conducta competitiva que puede tener una industria de producto diferenciado. Asumimos que los bancos maximizan en el mercado de las captaciones y colocaciones por separado, supuesto importante ya que no tenemos información de captaciones. Sin embargo, Adams et al (2002) indica que esta separabilidad no generaría un error de especificación significativo.

Tenemos J bancos que maximizan sus beneficios bajo restricciones de liquidez:

$$\max_{t_{jt}^d, t_{jt}^p} \Pi_j = -t_{jt}^d D_t s_{jt}^d(\Delta^d) + t_{jt}^p P_t s_{jt}^p(\Delta^p) - C_{jt}(D_t s_{jt}^d(\Delta^d), P_t s_{jt}^p(\Delta^p)) + R_{jt} tib_t \quad (8)$$

s.a

$$D_t s_{jt}^d(\Delta^d) = P_t s_{jt}^p(\Delta^p) + R_{jt} + E_{jt} \quad (9)$$

El supraíndice d se refiere a las captaciones y el supraíndice p a las colocaciones. El término D_t es el tamaño del mercado de los depósitos y P_t de los préstamos. El término R_t es la exposición interbancaria neta a tasa de interés tib_t , E_{jt} es el capital del banco, C_{jt} son los costos no provenientes de intereses (tales como sueldos y costos de capital). La restricción dice que la cantidad total de depósitos debe ser igual a la cantidad total de préstamos sumada a la exposición interbancaria neta. Los préstamos se financian con captaciones y con deuda de capital. Se asume competencia interbancaria perfecta y que se puede prestar y pedir prestado a una misma tasa tib_t en el período t . Esta tasa es la tasa interbancaria a la cual se prestan las instituciones de la industria en operaciones a uno o dos días. El modelo asume separabilidad aditiva de la función de costos, es decir, se asume que los costos provenientes del servicio de captaciones y los costos del servicio de colocaciones son aditivos en la función de costos totales, por lo que la función de costos queda de la siguiente forma:

$$C_{jt}(D_t s_{jt}^d(\Delta^d), P_t s_{jt}^p(\Delta^p)) = CF + c_{jt}^D(D_t s_{jt}^d(\Delta^d)) + c_{jt}^P(P_t s_{jt}^p(\Delta^p))$$

Con CF el costo fijo, c_{jt}^P el costo proveniente de las colocaciones y c_{jt}^D el costo proveniente de las captaciones.

3.8. Modelo de Bertrand

Las condiciones de primer orden de este problema de optimización para las colocaciones son:

$$(t_{jt}^p - tib_t - c_{jt}^p) = - \frac{s_{jt}^p(\Delta^p)}{\frac{\partial s_{jt}^p(\Delta^p)}{\partial t_{jt}^p}} \quad \forall j \quad (10)$$

Reordenando los términos de esta expresión se obtiene el Índice de Lerner:

$$\frac{(t_{jt}^p - tib_t - c_{jt}^p)}{t_{jt}^p} = \frac{1}{\eta}$$

luego de reemplazar las expresiones para las derivadas.

3.9. Modelo de Cartel

En el caso del cartel, los bancos optimizan simultáneamente y maximizan sus beneficios conjuntos de la siguiente manera:

$$\max_{t_{jt}^d, t_{jt}^p} \sum_{j=1}^J \Pi_j = \sum_{j=1}^J (-t_{jt}^d D_t s_{jt}^d(\Delta^d) + t_{jt}^p P_t s_{jt}^p(\Delta^p) - C_{jt}(D_t s_{jt}^d(\Delta^d), P_t s_{jt}^p(\Delta^p)) + R_{jt} tib_t) \quad (11)$$

s.a

$$D_t s_{jt}^d(\Delta^d) = P_t s_{jt}^p(\Delta^p) + R_{jt} + E_{jt} \quad \forall j \quad (12)$$

Las condiciones de primer orden en este caso para las colocaciones serán:

$$(t_{jt}^p - tib_t - c_{jt}^p) = -\frac{s_{jt}^p(\Delta^p)}{\partial s_{jt}^p(\Delta^p)} - \sum_{j \neq k} (t_{kt}^p - tib_t - c_{kt}^p) \frac{\partial s_{kt}^p(\Delta^p)}{\partial s_{jt}^p(\Delta^p)} \quad \forall j \quad (13)$$

En este caso los bancos están internalizando el efecto negativo que tienen en los otros bancos al bajar la tasa de interés para captar más clientes.

Con los parámetros de demanda podemos resolver los sistemas de ecuaciones para computar los márgenes predichos por estos dos modelos y compararlos con los márgenes reales computados para los bancos.

3.10. Costo Marginal

Para cacular los márgenes se utiliza la tasa interbancaria (TIB) ajustada como aproximación del costo marginal de los créditos, debido a la falta de información sobre los otros costos relacionados con la operación. El ajuste realizado a la TIB se justifica por el factor de los plazos de crédito. La TIB puede no ser la tasa relevante tanto para créditos de largo plazo como de corto plazo, por lo que un ajuste por el plazo es necesario. Lo que se realizó fue tomar las tasas de colocaciones promedio del sistema crediticio obtenidas desde el Banco Central para dos plazos: menos de 6 meses (tasa corta) y entre 1 y 3 años (tasa larga). Luego, para cada mes, se computó el ratio entre la tasa larga y la tasa corta. Finalmente, la TIB fue multiplicada por dicho ratio o factor como ajuste por mayor plazo como aproximación del costo marginal de los créditos a más de un año. El factor fluctúa en la muestra entre 0.8 y 1.3 con un promedio de 1.02. De esta forma, la aproximación del costo marginal utilizada es la siguiente:

$$Cmg = TIB * FactorPlazo \quad (14)$$

4. Datos

4.1. La Banca en Chile

La industria bancaria en Chile está principalmente dominada por 4 grandes bancos que son el Banco de Chile, el Banco Estado, el Banco Santander y el Banco Crédito Inversiones que, en conjunto, representan más del 80 % del stock de colocaciones de consumo para el año 2010. Luego, les siguen bancos con nichos específicos, como el BBVA, Scotiabank e Itaú Chile. Además, existen filiales de bancos extranjeros como son el Banco de la Nación Argentina, Banco do Brasil o JP Morgan Chase Bank.

Desde el año 1990 hasta la fecha, se han producido una serie de fusiones en la industria bancaria, lo que ha redundado en un menor número de instituciones compitiendo en el mercado. En 1996, se fusionaron el banco Osorno con el banco Santander. Luego, en 1997, se fusionaron el banco O'Higgins con el banco Santiago, en 2001 el banco Edwards con el banco de Chile y en el año 2002 el banco Santiago con el banco Santander. A las fusiones anteriores se suma la adquisición del banco del Desarrollo por parte del banco Scotiabank y del Citibank por parte del banco de Chile, ambas el año 2008.

Luego del proceso anterior surgieron las dos instituciones con mayor presencia en la industria bancaria chilena, el banco de Chile y el banco Santander, seguidas por el banco Estado y el banco BCI, formando el grupo de bancos de mayor tamaño en el mercado. Luego, existen bancos de menor tamaño, tales como el BBVA, Scotiabank, Corpanca e Itaú. Además, se debe tener presente la entrada al mercado de bancos ligados a casas comerciales durante la última década, tales como los bancos Falabella, Ripley y Paris.

Adicionalmente, se debe considerar que en el mercado bancario existen filiales de bancos extranjeros operando, tales como el Banco de la Nación Argentina y el banco do Brasil, entre otros. Sin embargo, la participación de los referidos bancos, al menos en los segmentos crediticios, es muy reducida. Por otra parte, existen otras instituciones que también ofrecen ciertos productos o servicios relacionados a los de la banca. Las cooperativas de ahorro y crédito y las cajas de compensación ofrecen créditos de distinta índole, mientras que las AFP proveen formas de ahorro alternativas a las bancarias. Además, las casas comerciales ofrecen créditos de consumo con sus respectivas tarjetas de crédito.

Lo anterior ha producido que desde los 40 bancos que existían en 1990, queden 24 hoy en día, considerando que las 5 sucursales de bancos extranjeros tienen participación prácticamente nula en segmentos crediticios a personas. Este mayor nivel de concentración hace atractivo un análisis del nivel de competencia en este sector, lo que se realiza en el presente estudio.

Se debe considerar que, de manera adicional a los cambios en la oferta en el mercado, también ha habido cambios en la demanda. En la última década ha existido una expansión crediticia hacia sectores de menores ingresos lo que podría haber aumentado el riesgo global del sistema. Así, este riesgo es un factor fundamental del análisis de competencia, ya que representa una explicación frecuentemente usada para justificar alzas en las tasas de interés cobradas por los bancos.

De esta manera, el sector bancario en Chile está en un proceso avanzado de desarrollo, por lo que amerita analizar su nivel de competencia, para responder a las interrogantes sobre el nivel de las tasas de interés que se han generado durante los últimos años y si estos niveles corresponden a un excesivo nivel de poder de mercado por parte de las instituciones bancarias.

4.2. Base de datos

La base de datos consiste en un panel que va desde enero del 2005 hasta marzo del 2010 y tiene observaciones individuales de los bancos comerciales operando en Chile durante ese período. Algunos bancos muy pequeños fueron eliminados de la muestra debido a que tenían muy pocas observaciones.⁴ El número de firmas queda, de esta manera, reducido a 14 instituciones.

Se cuenta con datos mensuales de colocaciones por parte de las instituciones bancarias, que incluyen los montos y las tasas de interés cobradas, correspondientes a los créditos nuevos otorgados en Santiago. Estos datos son para los créditos de consumo tanto para corto como para largo plazo. Como ya se dijo en la sección anterior, no se cuenta con datos sobre captaciones como tampoco sobre créditos hipotecarios. Las tasas de interés corresponden a los promedios ponderados de las tasas cobradas dentro de cada mes por parte de cada banco.

Para formar las participaciones de mercado de cada banco se cuenta con datos sobre los montos de las colocaciones para cada mes y para cada institución. Los montos se encuentran en millones de U.F. Los montos en la base son cantidades marginales, es decir, son los préstamos que se otorgaron ese mes en particular y no representan el stock de préstamos acumulados por la institución. Los datos fueron recolectados por la Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras.

Siguiendo a Dick (2007), las características de producto que se utilizan corresponden al número de sucursales y cantidad de personal mensual. Esta características se espera que sean relevantes para la decisión de los consumidores, debido a que el número de sucursales influye en la comodidad y el número de operaciones que pueden realizar los clientes directamente y el personal por sucursal debiese constituir una buena aproximación a la calidad del servicio otorgado por los bancos. Adicionalmente, con éstas últimas se crea la variable personal por sucursal. Además, se utiliza la participación de mercado en el primer período de la muestra para controlar por efectos individuales por banco.

Por otro lado, se cuenta con datos mensuales sobre la U.F que son utilizados para deflactar los montos de los créditos, series mensuales de la Tasa de Política Monetaria (TPM) y Tasa de Interés Interbancaria (TIB). Por último, se cuenta con observaciones de índice de provisiones de los bancos, variable utilizada como aproximación de riesgo en el modelo. Estadísticas descriptivas de las variables se observan en el siguiente cuadro:

Cuadro 1: Estadísticas Descriptivas

	Promedio	Des. est.	Mínimo	Máximo
Sucursales	125.5	123.9	1	415
Personal/Sucursal	47.0	83.4	9.6	470
Tasa CP	36.0	10.2	9.7	70.9
Tasa LP	19.1	6.5	9.4	47.0
Provisiones	5.0	3.4	0.5	29.3
TIB	4.5	2.2	0.4	8.3

⁴Este es el caso de varios bancos extranjeros como el Royal Bank of Scotland o el Bank of Tokyo

5. Resultados

5.1. Estimación de Demanda

Los resultados para las estimaciones de demanda por son los siguientes:

Cuadro 2: Estimación para créditos de consumo de corto y largo plazo

VARIABLES	OLS		IV		Nested OLS		Nested IV	
	(i) CP	(ii) LP	(iii) CP	(iv) LP	(v) CP	(vi) LP	(vii) CP	(viii) LP
Sucursales	0.00148** (0.000704)	0.00237*** (0.000376)	0.00335*** (0.000957)	0.00209*** (0.000412)	-0.00155*** (0.000372)	0.0000357 (0.000285)	0.00000521 (0.000444)	0.000150 (0.000330)
Personal/Sucursal	0.00312*** (0.000651)	0.00263*** (0.000398)	0.00270*** (0.000913)	0.00317*** (0.000432)	0.00376*** (0.000337)	0.00296*** (0.000288)	0.00375*** (0.000391)	0.00259*** (0.000327)
Tasa Consumo	0.0266*** (0.00566)		-0.121*** (0.0158)		0.00483 (0.003)		-0.0371*** (0.00783)	
Tasa Consumo		-0.0266*** (0.00477)		-0.101*** (0.00861)		0.00459 (0.00378)		-0.0538*** (0.00694)
Share Inicial CP	16.44*** (1.279)		13.39*** (1.734)		7.727*** (0.689)		7.735*** (0.802)	
Share Inicial LP		22.85*** (1.368)		26.09*** (1.535)		17.04*** (1.010)		23.28*** (1.253)
Sigma CP					0.420*** (0.00885)		0.344*** (0.0114)	
Sigma LP						0.235*** (0.00829)		0.133*** (0.0114)
R-squared	0.846	0.933	0.722	0.927	0.959	0.965	0.944	0.953

De los resultados de las estimaciones se puede observar que los instrumentos utilizados para la tasa de interés tienen un efecto positivo en las estimaciones y en la corrección de la endogeneidad. El modelo OLS muestra coeficientes positivos para algunas tasas (lo que implicaría una demanda con pendiente positiva) lo cual es contra intuitivo. El uso de variables instrumentales para estimar el sistema permite obtener los resultados de las columnas (iii) y (iv), en las cuales los signos son los esperados y las variables de tasas de interés son significativas. Para el caso del Nested Logit, estamos frente a la misma situación. La estimación vía OLS da como resultados signos incorrectos para las tasas. Las variables instrumentales en este caso nuevamente corrigen el problema de endogeneidad, como se observa en las columnas (vii) y (viii).

En relación a las otras variables, para el modelo Logit se observa que tanto el número de sucursales como el personal por sucursal son positivos y significativos. El modelo Nested Logit, por su parte, muestra que el personal por sucursal es positivo y significativo. Sin embargo, muestra que el número de sucursales deja de ser significativo. Esto podría ser indicativo de que el número de sucursales no es una variable relevante para los consumidores, posiblemente debido al número de operaciones que pueden ser realizadas a través de internet. El personal por sucursal, por su parte, es significativo en ambos modelos, probablemente debido a que esta variable es una aproximación al nivel de atención al cliente que muestra cada institución.

La variable de participación de mercado inicial para ambos modelos es positiva y significativa. Esta variable, que controla por efectos fijos por institución, muestra que existen no observables relevantes relacionados a cada banco.

Por último, la variable del nesting, es siempre positiva y significativa para las estimaciones a través de Nested Logit, siendo este parámetro de mayor relevancia para los créditos de consumo de corto plazo.

Luego de estimar los modelos, como vimos en la sección 4, es posible computar las elasticidades propias y cruzadas de la demanda que enfrentan los bancos. Las elasticidades propias, para los modelos Logit y Nested Logit, se encuentran resumidas en la siguiente tabla:

Cuadro 3: Percentiles para las elasticidades propias

Modelo/Percentil	10 %	25 %	50 %	75 %	90 %
Consumo Logit CP	-5.6	-4.8	-4.0	-3.4	-2.7
Consumo Logit LP	-2.6	-2.1	-1.6	-1.4	-1.2
Consumo Nested Logit CP	-2.5	-2.2	-1.7	-1.5	-1.2
Consumo Nested Logit LP	-1.6	-1.2	-0.9	-0.8	-0.7

Se observa que las elasticidades obtenidas con ambos modelos difieren en su nivel, siendo el modelo Logit el que predice elasticidades de mayor nivel tanto para corto como para largo plazo.

5.2. Márgenes

Para la estimación de los márgenes predichos para el modelo de competencia de Bertrand con productos diferenciados y un modelo de Cartel, se resuelven las ecuaciones de primer orden y se dejan en función de los parámetros estimados a través de los modelos de ecuaciones simultáneas. Luego, para cada período, se computan las tasas que hubiesen fijado cada uno de los bancos si la competencia fuera efectivamente un Bertrand de producto diferenciado o un Cartel. Finalmente, con estas tasas se computan los márgenes predichos, los que se definen como $\frac{P-c}{c}$, y se comparan con los márgenes observados en los datos. Esto quiere decir, que para cada observación mes/institución existe un margen predicho por los modelos de Bertrand y de Cartel y un margen efectivo. Luego, se calculan los porcentajes de los márgenes efectivos que caen bajo el modelo de Bertrand, entre el modelo de Bertrand y el modelo de Cartel y sobre el modelo de Cartel. Los resultados se resumen en la siguiente tabla:

Cuadro 4: Márgenes efectivos v/s márgenes predichos

	Consumo Logit		Consumo Nested Logit	
	CP	LP	CP	LP
Menor Bertrand	0.03	0.29	0.20	0.80
Entre Bertrand y Cartel	0.35	0.59	0.56	0.14
Mayor a Cartel	0.62	0.12	0.24	0.06

Se puede ver en los resultados que el modelo Logit predice niveles mayores de poder de mercado. De hecho, en este modelo, para los créditos de consumo de corto plazo, se observa que el 62% de

las observaciones implican márgenes efectivos mayores a los predichos para un modelo de cartel. Este porcentaje disminuye a 24% en el caso del Nested Logit. Para el modelo de consumo de largo plazo, también se observa que el modelo Logit predice mayor poder de mercado, con cerca de un 60% de las observaciones entre el modelo de bertrand y el de cartel, mientras que el Nested Logit predice que el 80% de las observaciones implican márgenes efectivos menores al modelo de bertrand.

Para analizar de manera más profunda los resultados, se debe estudiar que sucede con las observaciones que se encuentran entre el modelo de Bertrand y el de cartel. Las distancia de dichas observaciones a cada uno de estos extremos competitivos puede arrojar distintas conclusiones sobre los niveles de competencia en la industria. Para esto, se dividen los segmentos entre margen 0 y el margen de Bertrand, entre el margen de Bertrand y el margen de cartel y entre este último y margen 1, en 10 tramos iguales para cada período. Luego, se computa el tramo en que se encuentra cada margen efectivo y se calcula la frecuencia con que estos márgenes se encuentran en cada tramo. Los resultados, para el modelo Neste Logit, se observan en los siguientes gráficos. Para créditos de corto plazo se tiene:

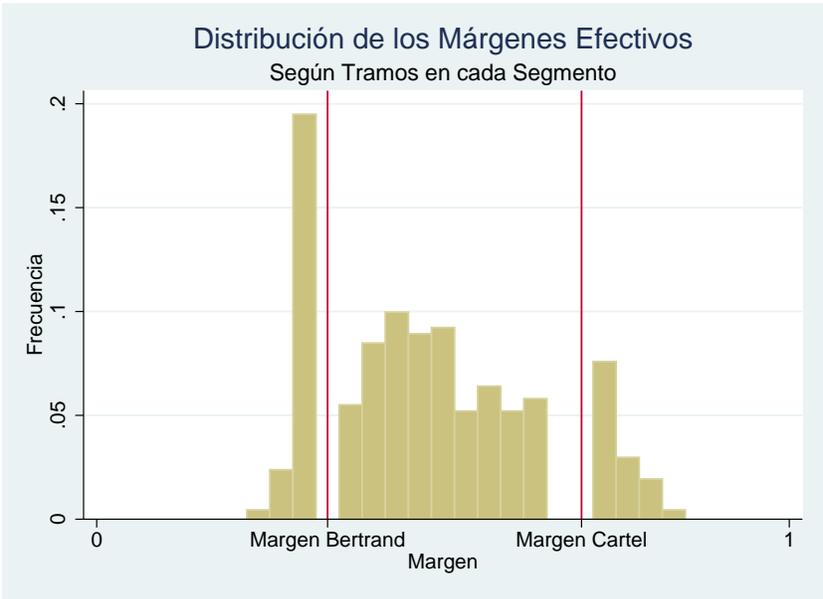


Figura 1: Histograma de Márgenes Efectivos de Corto Plazo

Del cuadro se desprende que un gran número de observaciones que se encuentran bajo lo predicho por Bertrand se acumulan de manera muy cercana a lo predicho por este modelo. En relación a las observaciones que se encuentran entre el modelo de Bertrand y el de cartel, se concluye que las observaciones se comportan de manera bastante homogénea, con una leve inclinación hacia el benchmark competitivo. Respecto de las observaciones predichas sobre el modelo de maximización conjunta, se observa que éstas se acumulan en su mayoría en las cercanías Para créditos de largo plazo se observa:

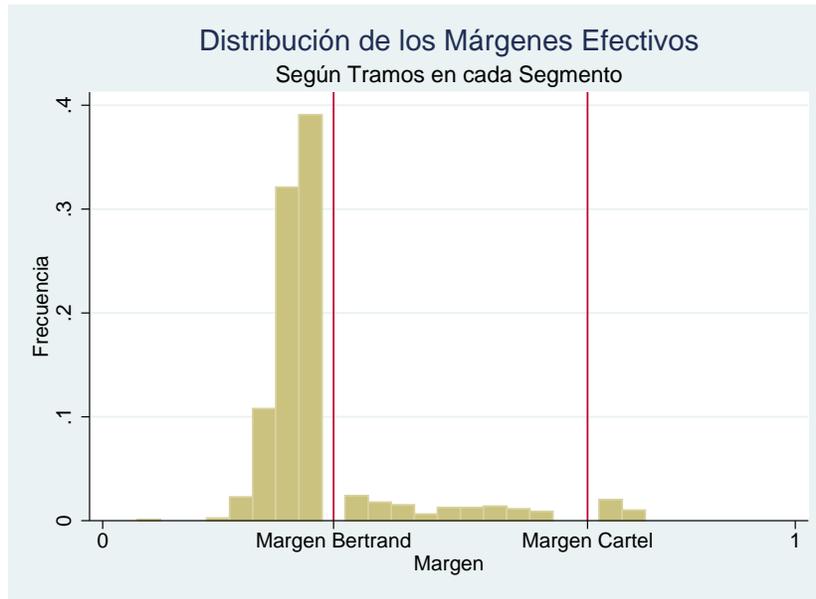


Figura 2: Histograma de Márgenes Efectivos de Largo Plazo

En este caso, el resultado era que el 80 % de las observaciones se encontraban bajo lo predicho por el modelo de Bertrand. Se observa que dichas observaciones se encuentran cercanas a este umbral, encontrándose la mayor parte de éstas justo por debajo de este modelo. Los márgenes mayores a Bertrand se reparten de manera homogénea por sobre este umbral.

6. Conclusiones

La importancia de medir el poder de mercado en la industria bancaria se basa en varios puntos fundamentales. Primero, la industria bancaria proporciona un servicio fundamental para el desarrollo de un país. Segundo, las críticas al nivel de las tasas de interés, centradas en los créditos de consumo, han sido parte importante de la discusión económica durante los últimos años.

En este estudio, se utiliza una metodología que permite estimar una demanda para productos diferenciados y utilizar los parámetros resultantes para computar los márgenes óptimos que resultarían en un escenario de competencia en un modelo de Bertrand de productos diferenciados, por un lado y de colusión perfecta, por el otro. Luego, se comparan estos márgenes con los efectivamente observados en los datos durante el período en estudio. De esta manera, se puede evaluar cuál de los modelos de competencia es el más consistente para explicar los márgenes efectivos; si el modelo de Bertrand de productos diferenciados o el modelo de colusión. De esta forma, se puede determinar el grado de poder de mercado del cual gozan las instituciones bancarias en el mercado crediticio de consumo.

Un avance realizado en el presente estudio, en comparación con estudios en otros países, es el uso de datos marginales sobre los créditos otorgados por las instituciones bancarias durante cada mes en la muestra. Esto permite medir de forma más precisa el poder de mercado respecto de estudios anteriores en Chile y el mundo que usan datos contables sobre el stock de créditos de cada firma.

Por otra parte, el presente estudio permite comparar las metodologías Logit y Nested Logit y comparan los distintos resultados que predicen ambos modelos. Se observa en los resultados que el modelo Logit predice mayores niveles de poder de mercado por parte de las firmas. Esto puede deberse a que el modelo Nested Logit permite explicar una mayor parte de los márgenes a través de la diferenciación del producto. Otra explicación posible puede encontrarse en que las elasticidades predichas por el modelo Logit son mayores, por lo que un nivel superior de tasas de interés en el modelo Nested Logit pueden deberse, en un grado más significativo, a la inelasticidad de la demanda, más que al poder de mercado de las firmas.

Una conclusión relevante que puede obtenerse del análisis anterior es que el segmento de créditos de consumo a corto plazo, para ambos modelos, muestra un mayor nivel de poder de mercado por parte de los bancos en nuestro país. Al respecto, según el modelo Nested Logit, el 20 % de los márgenes efectivos observados de las instituciones bancarias se encuentran bajo lo predicho por el modelo de Bertrand, un 56 % de los márgenes caen entre el modelo de Bertrand y el de colusión perfecta y un 24 % por sobre este último umbral. Esto quiere decir que el comportamiento de la industria es disímil para los distintos meses y entre las distintas instituciones.

En relación a los créditos de consumo de largo plazo, por su parte, el resultado parece ser competitivo. En este caso, el 80 % de las observaciones se encuentran bajo el modelo de Bertrand, encontrándose muy cercanos a este benchmark competitivo. Los resultados anteriores son indicativos de que existirían factores relacionados con el plazo de los créditos que explicarían el mayor poder de mercado relativo por parte de los bancos en este segmento. Al respecto, problemas de información y los costos de búsqueda por parte de los consumidores constituyen hipótesis razonables para explicar dicho fenómeno.

Por otro lado, una hipótesis de colusión para explicar los resultados sería, según los resultados, menos verosímil, ya que no se explicaría por qué el poder de mercado se concentra en los créditos de consumo de corto plazo y no en el segmento de largo plazo. Así pues, si los bancos logran coludirse en un segmento, ¿por qué no lo hacen en el otro?

Otra conclusión importante de este estudio, es que las investigaciones que no realizan las estima-

ciones separando los plazos no están identificando los distintos comportamientos competitivos dentro de estos sub mercados. Si se hubiese hecho el análisis para todos los créditos de consumo en su conjunto, el resultado relativamente más competitivo de los créditos a largo plazo podría haber ocultado el resultado menos competitivo del segmento de corto plazo.

Se deben considerar, sin embargo, las limitaciones que afectan los resultados de la presente investigación, por lo que deben interpretarse con cautela. Primero, se cuenta con un número limitado de variables para ser utilizadas como instrumentos en las estimaciones de demanda. Segundo, la definición de costo marginal de los créditos solo consideran costos financieros y no toman en cuenta costos no financieros relacionados con la operación. Por último, en este estudio no se están considerando otras instituciones que compiten en el mercado crediticio y que son actores importantes a la hora de analizar el poder de mercado en esta industria. De esta manera, cabe tener en cuenta que los resultados representan un avance considerable, pero mejorable, al estudio de la industria bancaria en nuestro país.

Finalmente, la investigación futura respecto al poder de mercado en la industria bancaria debiera centrarse en 4 puntos fundamentales:

- Estimación de una función de costos.
- Extender la estimación de demanda al modelo Logit con coeficientes aleatorios extendido como en el método de Barry, Levihnsón y Pakes (1995).
- Incluir a otras instituciones relevantes, como las cajas de compensación, cooperativas en el modelo y casas comerciales.
- Estimar el modelo para los créditos hipotecarios y créditos comerciales.

En primer lugar, la estimación de la función de costos es necesaria para tener un mejor indicador de costo marginal y por ende del margen entre el precio y el costo. Segundo, la estimación de demanda podría verse mejorada mediante BLP, método que está siendo extensivamente usado para estimar demandas en distintas industrias, incluyendo factores de diferenciación de productos interactuados con características de los consumidores para estimar los parámetros relevantes. Tercero, las cooperativas, cajas de compensación y casas comerciales compiten cada día más fuerte en el mercado crediticio y debe analizarse su impacto en la industria. Finalmente, el análisis para créditos hipotecarios y créditos comerciales otorgaría otro punto de comparación y permitiría hacer un análisis más acabado de la industria bancaria en nuestro país.

7. Apéndice

7.1. Demostración Elasticidades Modelo Logit

Para calcular las elasticidades se debe computar la expresión $\frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}}$.

Definimos:

$$M_j = \exp(\beta x_{jt} + \alpha t_{jt} + \xi_{jt})$$

Por lo tanto tenemos:

$$s_{jt} = \frac{M_j}{1 + \sum_{i=1}^K M_k}$$

Entonces:

$$\frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}} = \frac{\frac{\partial M_j}{\partial p_{jt}}}{1 + \sum_{i=1}^K M_k} + \left(\frac{-M_j}{(1 + \sum_{i=1}^K M_k)^2} \right) \left(\frac{\partial M_k}{\partial p_{kt}} \right)$$

Primero, suponemos que $k \neq j$. Entonces:

$$\begin{aligned} \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}} &= \frac{0}{1 + \sum_{i=1}^K M_k} + \left(\frac{-M_j}{(1 + \sum_{i=1}^K M_k)^2} \right) (-\alpha M_k) \\ &= \alpha \left(\frac{M_j}{1 + \sum_{i=1}^K M_k} \right) \left(\frac{M_k}{1 + \sum_{i=1}^K M_k} \right) \\ &= \alpha s_{jt} s_{kt} \end{aligned}$$

Segundo, suponemos que $k = j$. Entonces:

$$\begin{aligned} \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{jt}} &= \frac{\alpha M_j}{1 + \sum_{i=1}^K M_k} + \left(\frac{-M_j}{(1 + \sum_{i=1}^K M_k)^2} \right) (-\alpha M_j) \\ &= -\alpha s_{jt} + \alpha s_{jt}^2 \\ &= -\alpha s_{jt}(1 - s_{jt}) \end{aligned}$$

Por lo tanto:

$$\begin{aligned} \eta_{jkt} &= \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}} \frac{t_{kt}}{s_{jt}} = \alpha t_{jt}(1 - s_{jt}) \quad \text{si } j = k \\ \eta_{jkt} &= \frac{\partial s_{jt}}{\partial t_{kt}} \frac{t_{kt}}{s_{jt}} = -\alpha t_{jt} s_{kt} \quad \text{en otro caso} \end{aligned}$$

7.2. Derivación Ecuación Nested Logit

Se quiere derivar la ecuación a estimar en el modelo Nested Logit. Partimos de:

$$u_{ij} = \Delta_{ig} + \varsigma_{ig} + (1 - \sigma)\epsilon_{ij} \quad (15)$$

Se puede interpretar esta ecuación como un modelo logit de coeficientes aleatorios con dummies específicas para cada grupo del nesting. Es decir, si d_{jg} es una variable dummy que es igual a 1 si j pertenece a \mathfrak{S}_g ⁵ es el con y es cero en caso contrario, podemos reescribir esta ecuación como:

$$u_{ij} = \Delta_j + \sum_g [d_{jg}\varsigma_{ig}] + (1 - \sigma)\epsilon_{ij} \quad (16)$$

Si el banco j está en la agrupación g , la conocida fórmula para la participación de mercado de j como fracción de la participación total del grupo es:

$$\bar{s}_{j/g}(\Delta, \sigma) = [\exp(\Delta_j/(1 - \sigma))/D_g] \quad (17)$$

donde:

$$D_g \equiv \sum_{j \in \mathfrak{S}_g} \exp(\Delta_j/(1 - \sigma)) \quad (18)$$

Similarmente, la probabilidad de escoger el grupo g de productos (o la participación del grupo) es:

$$\bar{s}_g(\Delta, \sigma) = \frac{D_g^{(1-\sigma)}}{\sum_g D_g^{(1-\sigma)}} \quad (19)$$

dando una participación de mercado de:

$$s_j(\Delta, \sigma) = \bar{s}_{j/g}(\Delta, \sigma) * \bar{s}_g(\Delta, \sigma) = \frac{\exp(\Delta_j/(1 - \sigma))}{D_g^\sigma [\sum_g D_g^{(1-\sigma)}]} \quad (20)$$

Siendo la opción alternativa el único bien del grupo cero y con $\Delta_0 \equiv 0$, $D_0 = 1$:

$$s_0(\Delta, \sigma) = \frac{1}{[\sum_g D_g^{(1-\sigma)}]} \quad (21)$$

Tomando logaritmos del ratio de las participaciones de mercado:

$$\ln(s_j) - \ln(s_0) = \Delta_j/(1 - \sigma) - \sigma \ln(D_g) \quad (22)$$

Esta expresión depende del valor desconocido de D_g . Tomando logaritmos en la expresión (5):

⁵En el modelo Nested Logit se deben dividir los productos en $G+1$ agrupaciones excluyentes. Sea \mathfrak{S}_g el conjunto de productos en la agrupación g

$$\ln(D_g) = [\ln(\bar{s}_g) - \ln(s_0)]/(1 - \sigma) \quad (23)$$

donde la participación de mercado observada del grupo es \bar{s}_g . Substituyendo en (8) y combinando términos:

$$\Delta_j(s, \sigma) = \ln(s_j) - \sigma \ln(\bar{s}_{j/g} - \ln(s_0)) \quad (24)$$

Reemplazando la expresión para Δ_j :

$$\ln(s_j) - \ln(s_0) = x_j \beta + \alpha t_j + \sigma \ln(\bar{s}_{j/g} + \xi_j) \quad (25)$$

Completando la demostración.

Referencias

- [1] S.A. Berg and M. Kim. Oligopolistic interdependence and the structure of production in banking: an empirical evaluation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 26(2):309–322, 1994.
- [2] S. Berry, J. Levinsohn, and A. Pakes. Automobile prices in market equilibrium. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 63(4):841–890, 1995.
- [3] S.T. Berry. Estimating discrete-choice models of product differentiation. *The RAND Journal of Economics*, pages 242–262, 1994.
- [4] T. Bresnahan. Departures from marginal-cost pricing in the American automobile industry. *Journal of Econometrics*, 17(2):201–227, 1981.
- [5] T.F. Bresnahan. Empirical studies of industries with market power. *Handbook of industrial organization*, 2:1011–1057, 1989.
- [6] K.S. Corts. Conduct parameters and the measurement of market power. *Journal of Econometrics*, 88(2):227–250, 1999.
- [7] A.A. Dick. Demand estimation and consumer welfare in the banking industry. *FINANCE AND ECONOMICS DISCUSSION SERIES-FEDERAL RESERVE BOARD*, 2002.
- [8] A.A. Dick. Demand estimation and consumer welfare in the banking industry. *Journal of Banking & Finance*, 32(8):1661–1676, 2008.
- [9] A Gómez-Lobo, J Jiménez, and J Perdiguero. Una aproximación estructural al comportamiento del segmento minorista de gasolina en la ciudad de santiago de chile. 2010.
- [10] G. Iwata. Measurement of conjectural variations in oligopoly. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 42(5):947–966, 1974.
- [11] D. McFadden. *Conditional logic analysis of qualitative choice behavior*. Institute of Urban & Regional Development, University of California, 1972.
- [12] J. Molnár. Market power and merger simulation in retail banking.
- [13] J. Molnár, M. Nagy, and C. Horváth. A structural empirical analysis of retail banking competition: the case of Hungary. *MNB Working Papers*, 2007.
- [14] A. Nevo. Measuring market power in the ready-to-eat cereal industry. *Econometrica*, 69(2):307–342, 2001.
- [15] J.C. Panzar and J.N. Rosse. Testing for”monopoly.”equilibrium. *The Journal of Industrial Economics*, pages 443–456, 1987.
- [16] R.H. Porter. A study of cartel stability: The Joint Executive Committee, 1880-1886. *The Bell Journal of Economics*, 14(2):301–314, 1983.
- [17] S. Shaffer. A test of competition in Canadian banking. *Journal of Money, Credit and Banking*, 25(1):49–61, 1993.
- [18] P.T. Spiller and E. Favaro. The effects of entry regulation on oligopolistic interaction: The Uruguayan banking sector. *The Rand Journal of Economics*, 15(2):244–254, 1984.
- [19] N.O. Stålhammar. Domestic market power and foreign trade* 1:: The case of Sweden. *International Journal of Industrial Organization*, 9(3):407–424, 1991.