

DESIGUALDAD GEOGRAFICA EN CHILE*

CLAUDIO A. AGOSTINI**

Universidad Alberto Hurtado

PHILIP H. BROWN***

Colby College e International Food Policy Research Institute

Abstract

Despite success in reducing poverty over the last twenty years, inequality in Chile has remained virtually unchanged, making Chile one of the least equal countries in the world. High levels of inequality have been shown to hamper further reductions in poverty as well as economic growth and local inequality has been shown to affect such outcomes as violence and health. The study of inequality at the local level is thus crucial for understanding the economic well-being of a country. Local measures of inequality have been difficult to obtain, but recent theoretical advances have enabled the combination of survey and census data to obtain estimators of inequality that are robust at disaggregated geographic levels. In this paper, we employ this methodology to produce consistent estimators of inequality for every county in Chile. We find a great deal of variation in inequality, with county-level Gini coefficients ranging from 0.41 to 0.63.

Keywords: *Inequality Maps.*

JEL Classification: *D31, D63, O15, C53.*

* Agradecemos a Chris Elbers, a Berk Ozler y a Gabriel Demombynes por discusiones respecto a la metodología desarrollada en Elbers *et al.* (2002). Adicionalmente, agradecemos los comentarios de dos árbitros anónimos, el apoyo de iSciences Global Data Analysis en el uso y diseño de mapas y la ayuda de Haydee Alonzo. Finalmente, los autores agradecen el financiamiento entregado por la Universidad Alberto Hurtado y el Goldfarb Center de Colby College para el desarrollo de esta investigación.

** Ilades-Universidad Alberto Hurtado, Facultad de Economía y Negocios, Santiago, Chile. Email: agostini@uahurtado.cl

*** Colby College, Department of Economics, Waterville, Maine, Estados Unidos. International Food Policy Research Institute, Washington D.C., Estados Unidos. Email: phbrown@colby.edu

I. Introducción

Chile ha sido particularmente exitoso en la reducción de la pobreza durante los últimos 20 años, disminuyendo la tasa de pobreza desde 45,1% en 1987 a 18,8% en 2003. Sin embargo, los indicadores de desigualdad se han mantenido relativamente constantes durante este período y siguen estando entre los más altos del mundo (Contreras, 2003; Contreras *et al.*, 2001; Ferreira y Litchfield, 1999). El coeficiente de Gini, por ejemplo, era de 0,547 en 1987 y de 0,546 en 2003, lo cual ha sido motivo de especial preocupación y debate público en los últimos años.¹

Si bien los esfuerzos principales de las políticas públicas en Chile siguen teniendo como foco la reducción de la pobreza, la pobreza y la desigualdad son fenómenos relacionados. De hecho, para un nivel dado de ingreso promedio, una mayor desigualdad implica generalmente mayores niveles de pobreza. De igual forma, para una tasa dada de crecimiento económico, una mayor desigualdad implica generalmente una menor tasa de reducción de pobreza (ver, por ejemplo, Ravallion, 1997 y 2004).

Es así como los nuevos avances teóricos en las áreas de crecimiento y desarrollo económico han vuelto a destacar la distribución del ingreso y el capital humano como una variable relevante (Aghion y Bolton, 1997; Alesina y Rodrik, 1994; Persson y Tabellini, 1994). Adicionalmente, la distribución del ingreso a nivel local, más que a nivel nacional, es considerada un determinante importante en algunas variables socioeconómicas como la salud de los individuos o los niveles de violencia (Deaton, 2001). Por último, los niveles y la heterogeneidad de la desigualdad local tienen un rol importante en el grado de captura de distintos niveles de gobierno, lo cual puede tener efectos importantes respecto al grado de descentralización y provisión de bienes de públicos locales óptimos en un país (Bardhan y Mookherjee, 1999).

Los mapas de desigualdad pueden entregar una descripción detallada de la distribución espacial de la desigualdad, lo cual permitiría estudiar empíricamente las relaciones entre la distribución del ingreso y algunas variables socioeconómicas o comportamientos sociales. Sin embargo, estos potenciales estudios empíricos se ven limitados por la falta de datos de buena calidad y suficientemente detallados y desagregados respecto a las distribuciones del ingreso a nivel local.

Al igual que en la gran mayoría de los países, la información existente en Chile respecto a muchos indicadores de estándares de vida y pobreza proviene de encuestas que no tienen un número suficiente de hogares que permita construir mapas de pobreza o desigualdad muy desagregados a nivel geográfico. Es así como se ha estudiado la distribución del ingreso y la pobreza a nivel nacional y regional solamente (Contreras, 1996; Contreras y Ruiz-Tagle, 1997; Feres, 2000; Contreras, 2001; Pizzolito, 2005), pero no a nivel comunal ni a niveles aún más desagregados.

Los datos de encuestas de hogares como la Casen en Chile tienen medidas razonables del ingreso de los individuos y los hogares. Sin embargo, el tamaño muestral no permite que estos datos sean representativos a niveles geográficamente muy desagregados y, por lo tanto, estimadores de desigualdad a niveles bajos de desagregación no son estadísticamente confiables. A diferencia de las encuestas, los datos de los censos no tienen problemas de falta de representatividad o tamaño muestral a niveles geográficos muy desagregados. Sin embargo, los datos de los

censos prácticamente no contienen información sobre los ingresos de las personas y los hogares, lo cual imposibilita su uso para la construcción de indicadores de bienestar de la población.

Este problema ha motivado el desarrollo de metodologías que permitan combinar datos muestrales de encuestas con datos censales, lo cual permite obtener estimadores geográficos más desagregados de pobreza y desigualdad. En los últimos años se ha avanzado mucho en el diseño de estas metodologías y hoy es posible obtener estimaciones desagregadas de pobreza e inequidad que son estadísticamente más precisas y confiables.

Desde el trabajo realizado por Hentschel *et al.* (1999), que inicialmente exploró esta idea, se ha avanzado mucho en el desarrollo de este tipo de metodologías y en las propiedades estadísticas de los indicadores que se obtienen como resultado. Hentschel *et al.* (1999) modelaron el comportamiento del consumo en una encuesta de hogares en Ecuador usando un conjunto de variables explicativas que también estaban disponibles en el censo. Posteriormente, usando los parámetros estimados en esa primera etapa mostraron cómo la probabilidad de que un hogar específico en el censo esté en situación de pobreza puede ser derivada y cómo tasas de pobreza geográficamente desagregadas pueden estimarse.

Esta metodología ha sido considerablemente mejorada por Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003), quienes consideran las características de los errores en la primera etapa de la estimación para obtener estimadores más precisos de pobreza y desigualdad a nivel geográficamente desagregado.

La metodología de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) ha sido utilizada para estimar distintos indicadores de distribución del ingreso y pobreza en Ecuador, Madagascar, Mozambique y Sudáfrica (Demombynes *et al.*, 2002; Elbers *et al.*, 2003) y el objetivo de este estudio es adaptar y utilizar esta metodología para obtener estimaciones precisas de desigualdad a nivel desagregado en Chile. Específicamente, el objetivo es obtener un mapa comunal de desigualdad.

El resto del trabajo continúa de la siguiente forma: la sección II explica conceptualmente y en detalle la metodología general que se utiliza. La sección III presenta las bases de datos utilizadas. La sección IV aplica la metodología para Chile. La sección V presenta los resultados y la sección VI concluye.

II. Metodología

La intuición detrás de la metodología usada en la construcción de indicadores de desigualdad, a un nivel geográficamente desagregado que las encuestas de hogares no permiten lograr, es bastante simple. Usando los datos de encuestas de hogares para imputar datos faltantes en el censo, se estiman indicadores de desigualdad a un nivel desagregado usando medidas de ingreso o consumo individual o por hogar. Para ello, primero se estima un modelo de consumo o ingreso por hogar usando los datos de las encuestas y restringiendo las variables explicativas a las que están presentes en ambas bases de datos (encuestas y censo). Luego, usando los parámetros estimados

en la primera etapa, se estima el nivel esperado de los indicadores de desigualdad dadas las características observables de la población en el censo.

Estadísticamente, la metodología consiste en estimar la distribución conjunta de la variable de interés (ingreso o consumo) y un vector de variables que covarían con ella. Restringiendo el set de variables explicativas a las que pueden relacionarse las personas y hogares en el censo, la distribución conjunta estimada puede ser usada para generar la distribución de la variable de interés para cualquier subconjunto de la población en el censo, condicional a las características observadas de ese subconjunto de la población. Esto último permite además generar la distribución condicional, la estimación punto y el error de predicción de los indicadores de desigualdad, que dependen de la variable de interés.

En una primera etapa, se estima un modelo que relaciona el ingreso per cápita de un hogar h (Y_h), asociado a un cluster c , a un conjunto de características observables (X_h):

$$\ln Y_{hc} = E [\ln Y_{hc} | X_{hc}] + u_{hc} = X_{hc}\beta + u_{hc}$$

donde el vector de errores u se distribuye $\mathcal{F}(0, \Sigma)$. Adicionalmente, para permitir algún grado de correlación dentro de cada cluster, es decir, correlación entre hogares en la misma área geográfica, se utiliza la siguiente especificación:

$$u_{hc} = \eta_c + \varepsilon_{hc}$$

donde η , el componente de cluster, y ε , el error idiosincrásico, son independientes entre sí y no están correlacionados con las variables observables X_{hc} .

En general, a la varianza del componente idiosincrásico del error, σ_ε^2 se le puede dar una forma funcional bastante flexible. Con estimadores consistentes de β , los residuos de la descomposición del error estimado:

$$\hat{u}_{hc} = \hat{u}_{.c} + (\hat{u}_{hc} - \hat{u}_{.c}) = \hat{\eta}_c + \hat{\varepsilon}_{hc}$$

pueden usarse para estimar la varianza de ε (el subíndice “.” en la ecuación representa el promedio sobre dicho índice). La forma funcional comúnmente usada para estos efectos es la logística:

$$\sigma_\varepsilon^2 = \left[\frac{A \hat{\varepsilon}_{hc}^T \alpha + B}{1 + \hat{\varepsilon}_{hc}^T \alpha} \right]$$

Los límites superior e inferior, A y B , pueden ser estimados junto al parámetro α usando un procedimiento estándar de pseudomáxima verosimilitud. La mayor ventaja de esta forma funcional es que impide tanto valores negativos como valores excesivamente altos para las varianzas predichas.²

Este modelo, tal como se ha presentado hasta aquí, se estima usando datos de las encuestas de hogares. La forma más simple de estimarlo es usando una aproximación

lineal de la expectativa condicional y permitiendo los efectos geográficos y heterocedasticidad ya mencionados en la distribución del término de error. Es importante tener en cuenta que los efectos geográficos (cluster) residuales pueden reducir en forma importante la precisión de los resultados en la segunda etapa, por lo cual es importante explicar la variación en la variable de interés (ingreso en nuestro caso) producto de la ubicación geográfica lo más posible con la elección apropiada de las variables observables. La evidencia empírica ha mostrado que, en algunos casos, puede ser útil incluir entre las variables explicativas las medias geográficas de algunas variables calculadas con datos del censo.

Como resultado de la estimación en la primera etapa, se obtiene un conjunto de parámetros estimados del modelo, el cual incluye el vector β , una matriz varianza-covarianza asociada al vector y parámetros que describen la distribución de los errores.

En una segunda etapa, se utilizan el set de parámetros obtenidos en la primera etapa junto a las características de los individuos u hogares en los datos del censo, para calcular indicadores de desigualdad de áreas geográficas desagregadas. Específicamente, se combinan los parámetros estimados en la primera etapa con las características observables de cada individuo u hogar en el censo para generar valores predichos del logaritmo del ingreso y los errores relevantes. Para estos efectos, se utiliza un método de *bootstrap* para simular valores del ingreso de cada hogar o de cada individuo. Estos valores simulados se basan en la predicción de los ingresos y los términos de error η y ε :

$$\hat{Y}_{hc} = \exp(X_{hc}\hat{\beta} + \hat{\eta}_c + \hat{\varepsilon}_{hc})$$

Para cada hogar, los dos componentes del término de error son obtenidos de la distribución empírica descrita por los parámetros estimados en la primera etapa.³ Los coeficientes $\hat{\beta}$ se obtienen de la distribución descrita por los estimadores de β en la primera etapa y la matriz varianza-covarianza asociada a ellos.⁴

En el caso de los indicadores de desigualdad, se utiliza posteriormente el set completo de valores simulados de \hat{Y}_{hc} para calcular el valor esperado de dichos indicadores por zona geográfica. Este procedimiento se repite n veces, obteniendo un nuevo set de coeficientes β y errores para cada simulación. Para cada subgrupo geográfico se calculan la media y la desviación estándar del indicador de desigualdad sobre el total de simulaciones. Para una ubicación geográfica dada, estas medias constituyen las estimaciones punto del indicador y las desviaciones estándar constituyen los errores estándar de estos estimadores.

Llamemos al indicador de desigualdad G , el cual es una función de (n_c, X_c, β, u) , donde n_c es un vector N_c del número de miembros del hogar en la comuna c y X_c es un $N_c \times k$ vector de características observables de los individuos, y u_c es un N_c vector de errores. En esta etapa entonces se estima el valor esperado de G , dadas las características de los individuos y hogares que son observadas en el censo y el modelo estimado en la primera etapa:

$$G_c^E = E[G|n, X; \xi]$$

donde ξ es el vector de parámetros del modelo, incluyendo los parámetros que describen la distribución del término de error. Reemplazando el vector desconocido ξ por un estimador consistente $\hat{\xi}$ obtenemos:

$$\hat{G}_c^E = E[G|n, X; \hat{\xi}]$$

Este valor esperado condicional es generalmente imposible de resolver analíticamente, por lo cual es necesario usar simulaciones de Montecarlo para obtener un estimador \tilde{G}_c^E .

Un aspecto relevante a considerar en el uso de esta metodología es que los errores estándar deben ser calculados correctamente. Sin embargo, el cálculo correcto de los errores estándar no es trivial. De hecho, no es posible calcularlos analíticamente, por lo que se debe recurrir a técnicas de *bootstrapping* y simulaciones de Montecarlo. La diferencia entre \tilde{G}_c^E , el estimador del valor esperado de G y el nivel actual de G para la zona geográfica puede descomponerse (suprimiendo los subíndices c) en:

$$G - \tilde{G}^E = (G - G^E) + (G^E - \hat{G}^E) + (\hat{G}^E - \tilde{G}^E)$$

El error de predicción tiene entonces tres componentes: el primero se debe a la presencia de un error estocástico en el modelo de la primera etapa, el cual implica que los ingresos actuales de los hogares se desvían de sus valores esperados (error idiosincrático); el segundo se debe a la varianza en los estimadores de la primera etapa de los parámetros del modelo (error de modelo); y el tercero se debe al uso de un método inexacto para calcular \hat{G}_c^E (error de cálculo).

La varianza del estimador debido al error idiosincrático disminuye en forma aproximadamente proporcional al tamaño de la población en cada zona geográfica. Mientras más pequeño el nivel de desagregación geográfica mayor es este componente del error, lo cual introduce un límite al grado de desagregación posible.⁵

La varianza del estimador debido al error de modelo puede calcularse usando el método delta:

$$V_{Modelo} = \nabla^T V(\hat{\xi}) \nabla$$

donde $\nabla = [\partial G^E / \partial \xi]$ y $V(\hat{\xi})$ es la matriz varianza-covarianza de los estimadores de la primera etapa y $\hat{\xi}$ es un estimador consistente de ξ , también obtenido de la estimación de primera etapa. Este componente de los errores predichos está determinado por las propiedades de los estimadores de primera etapa y, por lo tanto, no aumenta o disminuye sistemáticamente con el tamaño de la zona geográfica. Su magnitud depende solamente de la precisión de la estimación de los parámetros en la primera etapa.

La varianza del estimador debido al error computacional depende del método computacional utilizado. En este caso, como el método usado es una simulación, es posible reducir este componente del error lo más posible usando un número grande

de simulaciones. La mayoría de los trabajos que han usado este tipo de metodologías usan 100 simulaciones, pero nosotros decidimos usar 250 para reducir aún más este componente del error.⁶

Utilizamos simulaciones de Montecarlo para calcular el valor esperado de G condicional en la regresión de primera etapa, la varianza debido al componente idiosincrásico del ingreso per cápita de los hogares y el vector de gradientes.

La simulación saca 250 vectores de términos de error de la distribución estimada en la primera etapa. Con cada set de vectores se calcula un valor para G . Luego, el valor esperado simulado para G es la media para las 250 réplicas:

$$\tilde{G}^E = \frac{1}{250} \sum_{d=1}^{250} \hat{G}_d^E$$

La varianza de G es estimada usando los mismos valores simulados como:

$$\hat{V}_{Modelo} = \frac{1}{250} \sum_{d=1}^{250} (G_d - \tilde{G}^E)^2$$

Finalmente, es importante recalcar que el supuesto crucial en el que se basa la metodología es que los modelos estimados usando datos de encuestas son aplicables a las observaciones del censo. Este supuesto es bastante razonable si el año del censo y la encuesta coinciden o son cercanos. En el caso particular de este estudio, se utilizan la encuesta Casen del año 2003 y el Censo 2002, por lo que el supuesto implícito en la metodología es un supuesto razonable.

III. Datos

Para la generación de un mapa de desigualdad a nivel comunal para Chile se utilizan dos bases de datos, la Encuesta Nacional de Caracterización Socioeconómica (Casen) de 2003 y el Censo de Población y Vivienda de 2002.

La encuesta Casen es realizada por el Ministerio de Planificación (Mideplan), pero los datos son posteriormente ajustados por la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (Cepal) usando el sistema de cuentas nacionales como referencia. Estos ajustes consideran los problemas generados por la falta de datos de ingreso para algunos hogares y la sub o sobrerrepresentación de algunas categorías de ingreso en la muestra.⁷

La encuesta utiliza un método de muestreo aleatorio de etapas múltiples con estratificación. En la primera etapa, el país se divide entre las áreas rurales y urbanas para cada una de las 13 regiones. Las unidades de muestreo primario son seleccionadas con probabilidades proporcionales a la población. En la segunda etapa, una vez que la estratificación está hecha, se seleccionan hogares de tal forma que todos tengan la misma probabilidad de ser elegidos en la muestra.⁸

La Casen que se utiliza en este trabajo se realizó en el mes de noviembre de 2003 y se encuestaron, a partir de una muestra aleatoria estratificada, 68.153 hogares en los cuales viven 257.077 personas. Estos hogares representan 315 comunas de las 342 existentes en Chile, con un rango de entre 49 y 330 hogares encuestados por comuna. Los datos incluyen características demográficas de los miembros del hogar, ingresos de distintas fuentes incluyendo transferencias del Estado, características de la vivienda, propiedad de algunos bienes durables, acceso a servicios básicos y características educacionales y de salud.

La Figura 1 muestra en color gris las comunas incluidas en la encuesta Casen 2003 y en color negro las excluidas (18 comunas). Tal como se aprecia en el mapa, en la zona sur del país la encuesta es muy poco representativa a nivel comunal ya que una parte importante de las comunas no fueron incluidas en la muestra.

Es importante mencionar que, si bien Mideplan considera que la Casen es representativa a nivel regional y también para 301 comunas autorrepresentadas,⁹ no hay consenso respecto a la validez de la representatividad comunal y varios investigadores consideran que la representatividad es sólo nacional y regional (Valdés, 1999; Contreras *et al.*, 2001; Pizzolito, 2005a; Pizzolito, 2005b). Adicionalmente, si se calcula el error estándar de un indicador de desigualdad, como por ejemplo el coeficiente de Gini, calculado a partir de la Casen, los resultados permiten sacar pocas conclusiones dada la magnitud del error. Esto ocurre no sólo a nivel comunal, sino que también a nivel regional. Por ejemplo, el coeficiente de Gini estimado por la Casen para la Primera Región es de 0,495, pero con un error estándar de 0,053, lo que genera un intervalo de confianza al 95% que va entre 0,392 y 0,599, el cual es bastante grande. Esto permite destacar otro de los aspectos importantes del uso de la metodología que utilizamos en este trabajo, consistente en obtener estimadores de bienestar mucho más precisos a niveles geográficos más desagregados.¹⁰ De hecho, tanto la evidencia que se presenta posteriormente en los resultados de este trabajo como la obtenida al implementarla en otros países muestra que los errores estándar de los estimadores de bienestar obtenidos imputando ingresos (o consumo) a datos censales son mucho menores que los de los estimadores obtenidos usando los datos de encuestas (ver, por ejemplo, Elbers *et al.*, 2003).

El Instituto Nacional de Estadísticas realiza un censo de población y vivienda en Chile cada 10 años. El censo utilizado en este trabajo fue realizado el 24 de abril de 2002, por lo que la distancia en el tiempo respecto a la encuesta Casen es de 1 año y 7 meses.

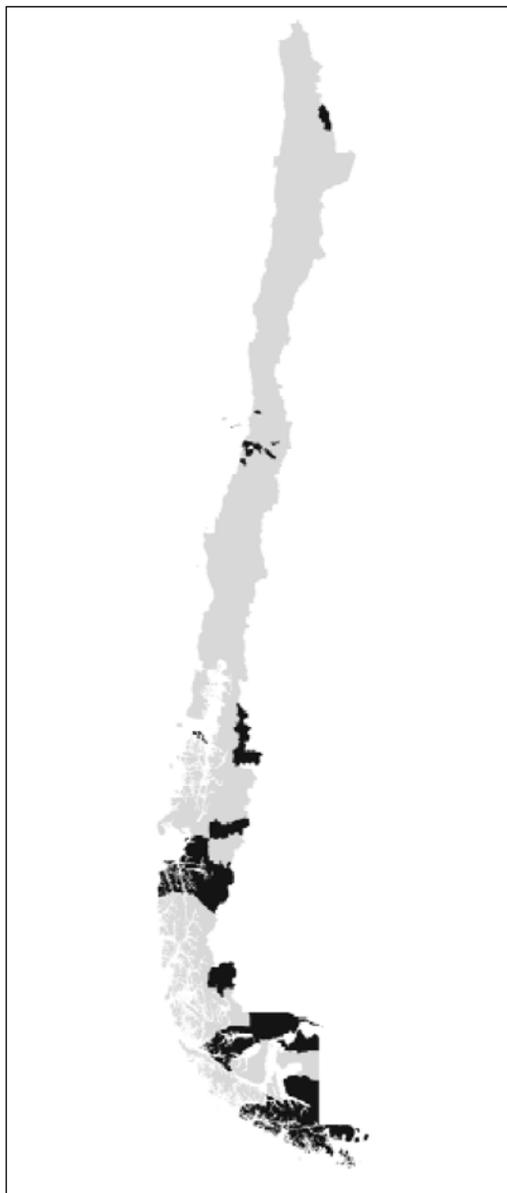
El Censo 2002 encuestó a 4.112.838 hogares que comprenden a 15.545.921 personas. Los datos incluyen características demográficas, situación laboral, propiedad de algunos activos, características de la vivienda, acceso a servicios básicos, nivel educacional y migración en los últimos 10 años.

IV. Metodología Aplicada para Chile

La primera etapa de la metodología considera la estimación de un modelo que relaciona el ingreso per cápita de los hogares (Y_h) con un conjunto de características

FIGURA 1

COMUNAS INCLUIDAS Y EXCLUIDAS EN LA CASEN



observables (X_h) de cada una de ellos. En esta primera etapa el objetivo es estimar un modelo utilizando los datos de la encuesta Casen, pero restringiendo las variables explicativas a utilizar a variables que también estén disponibles en el censo.

Al comparar los cuestionarios de la Casen con los del censo, tal como se muestra en el Cuadro 1 en el Apéndice 1, es posible construir un conjunto importante de variables explicativas comunes relativas a características demográficas, educacionales, ocupacionales y de vivienda. Adicionalmente, sobre la base de las variables comunes a la encuesta Casen y al censo, se construyó un conjunto de variables relacionadas con el jefe de hogar, las características de la vivienda, la propiedad de algunos activos en el hogar y las características del hogar.

El modelo que relaciona el ingreso familiar per cápita con un conjunto de características de quienes componen el hogar, utilizado en la primera etapa, es el siguiente:

$$\ln Y_{hc} = \beta_0 + \beta_1 D + \beta_2 H + \beta_3 V + \beta_4 A + u_{hc}$$

donde la variable dependiente Y_{hc} es el ingreso per cápita total del hogar (variable YTOTH dividido por el número total de personas en el hogar). Los vectores de variables explicativas son los siguientes: D es un vector de características demográficas que incluye el número de miembros del hogar, el número de miembros del hogar al cuadrado y la fracción de miembros del hogar en edad preescolar; H es un vector de características del jefe de hogar que incluye el sexo, el nivel educacional y la etnia a la que pertenece; V es un vector de características de la vivienda que incluye el número de dormitorios, el material principal de construcción de la casa, si la vivienda tiene piso de tierra, la fuente primaria de agua y el sistema de distribución de agua; finalmente, A es un vector de variables *dummy* que identifican los distintos activos presentes en el hogar: lavadora, calefont, teléfono, teléfono celular, televisión por cable o satelital, microondas, computador y acceso a internet. Adicionalmente, se incluyen variables *dummy* para cada región del país.

Es importante mencionar que el objetivo de la regresión de primera etapa no consiste en determinar causalidad, sino que solamente se necesita predecir lo mejor posible el ingreso per cápita de un hogar basado en características observables. Dado que los predictores observables varían por región se estiman regresiones separadas para cada una de las trece regiones de Chile. En cada regresión se incluyeron *dummies* comunales para capturar efectos geográficos específicos de cada comuna.

V. Resultados

Los Cuadros 2, 3, 4 y 5 en el Apéndice 2 muestran los resultados de la regresión de primera etapa para las trece regiones de Chile. Si bien los coeficientes de cada variable explicativa varían entre distintas regiones, la capacidad predictiva del modelo es bastante alta para datos seccionales, con un R^2 entre 0,36 y 0,52.

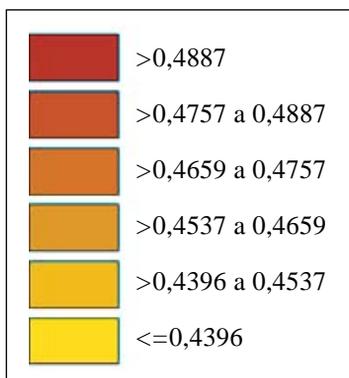
Adicionalmente, es posible distinguir algunas regularidades empíricas para todas o casi todas las regiones. En particular, es importante destacar que, con la excepción de la Región Metropolitana, los hogares cuyo jefe de hogar es una mujer tienen ingresos per cápita más bajos respecto a los hogares donde el jefe de hogar es hombre.

A partir de los coeficientes y la matriz varianza-covarianza estimados en la primera etapa, se utilizó la metodología previamente descrita para estimar el coeficiente de Gini de cada una de las comunas del país junto a su respectivo error estándar.¹¹ El rango de desigualdad entre comunas es importante y va desde un Gini de 0,607 en la comuna de San Fabián hasta un Gini de 0,409 en la comuna de Pumanque.¹² La media de la distribución es de 0,47 y la desviación estándar de 0,028. Es importante destacar que los errores estándar para el coeficiente Gini de cada comuna son, en general, muy pequeños, por lo que los estimadores tienen una gran precisión.

A continuación se presentan los mapas de desigualdad para Chile generados a partir de las estimaciones, los cuales muestran el nivel estimado del coeficiente de Gini para cada comuna a partir de la siguiente categorización.

FIGURA 2

NIVELES DE GINI ESTIMADOS



5.1. Mapas de desigualdad

El mapa en la Figura 3 muestra la distribución de la desigualdad, medida por el coeficiente de Gini, en la zona norte de Chile que incluye desde la Primera hasta la Cuarta Región. Las comunas con mayor desigualdad en la zona norte, de acuerdo a la estimación punto, son La Serena en la IV Región e Iquique en la I Región, con un

coeficiente Gini estimado de 0,502 (error estándar de 0,008) y 0,487 (error estándar de 0,007), respectivamente. Por otro lado, las comunas con menor desigualdad son La Higuera y Andacollo, ambas en la IV Región, con un coeficiente de Gini de 0,424 (error estándar de 0,01) y 0,442 (error estándar de 0,007).

El mapa en la Figura 4 muestra la distribución de la desigualdad, medida por el coeficiente de Gini, en la zona central de Chile, que incluye desde la Sexta hasta la Octava Región sin incluir la Región Metropolitana. En la zona central, las comunas de San Fabián y San Pedro de la Paz, ambas en la Octava Región, tienen el coeficiente de Gini más alto, estimado en 0,607 (error estándar de 0,04) y 0,541 (error estándar de 0,005), respectivamente. Las comunas con el menor coeficiente de Gini son Pumanque y Paredones, ambas en la VI Región, con un estimador punto igual a 0,410 (error estándar de 0,01) y 0,413 (error estándar de 0,008).

FIGURA 3

ZONA NORTE

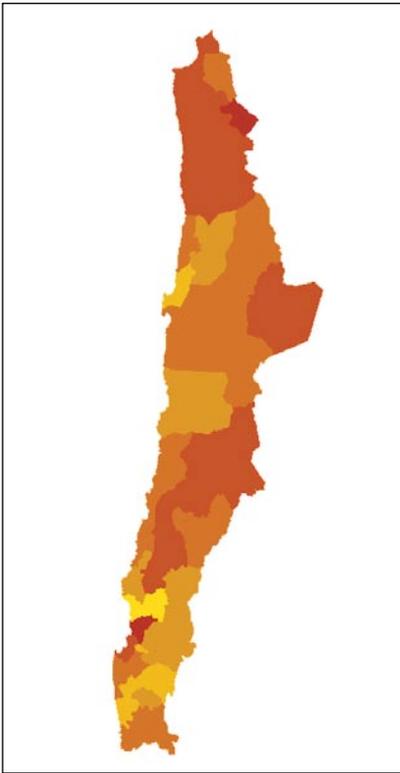
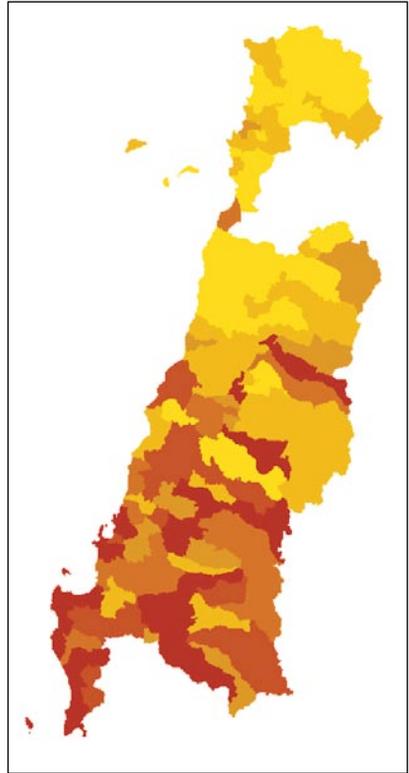


FIGURA 4

ZONA CENTRAL



El mapa en la Figura 5 muestra la distribución de la desigualdad, medida por el coeficiente de Gini, en la zona sur, que incluye las regiones Novena y Décima. En la zona sur, las comunas con mayor desigualdad son Temuco en la IX Región y Puerto Varas en la X Región, con un coeficiente Gini estimado de 0,532 (error estándar de 0,006) y 0,526 (error estándar de 0,008), respectivamente. Las comunas con menor desigualdad son San Juan de la Costa y Puqueldón, ambas en la X Región, con un coeficiente Gini estimado de 0,433 (error estándar de 0,007) y 0,446 (error estándar de 0,01).

La Figura 6 presenta el mapa de desigualdad de la zona sur austral de Chile, que incluye las regiones Undécima y Duodécima. En la zona sur austral, las comunas de Río Verde y Primavera, ambas en la XII Región, son las que presentan mayor desigualdad, con un coeficiente de Gini estimado de 0,541 (error estándar de 0,04) y 0,534 (error estándar de 0,02). Por otro lado, las comunas con menor desigualdad estimada son las de O'Higgins y Río Ibáñez, ambas en la XI Región, con un coeficiente de Gini de 0,473 (error estándar de 0,03) y 0,483 (error estándar de 0,01).

FIGURA 5

ZONA SUR

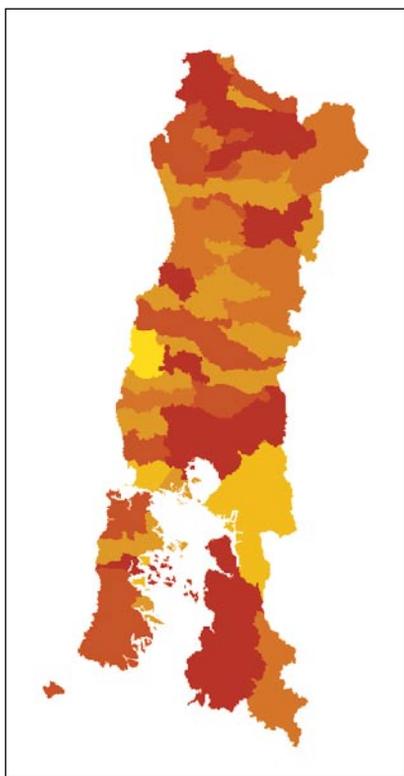
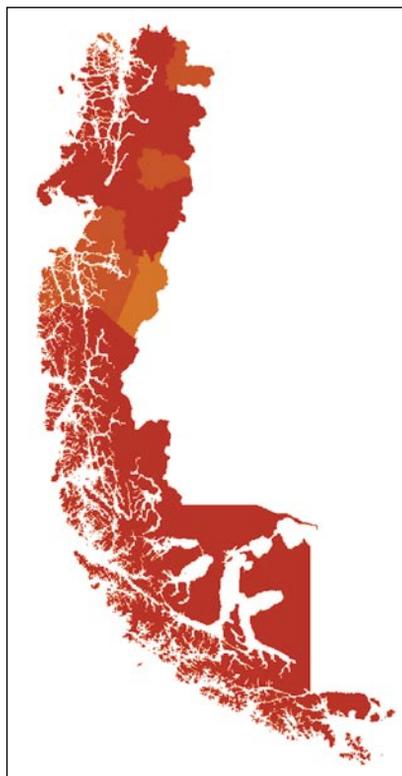


FIGURA 6

ZONA SUR AUSTRAL



Finalmente, el mapa en la Figura 7 muestra la distribución de la desigualdad, medida por el coeficiente de Gini, en la Región Metropolitana. En esta región las comunas con mayor desigualdad son Calera de Tango y Colina con Ginis de 0,54 (error estándar de 0,007) y 0,53 (error estándar de 0,002), respectivamente. Las comunas con menor desigualdad son Vitacura y Providencia con Ginis de 0,43 (error estándar de 0,003) y 0,44 (error estándar de 0,002), respectivamente, lo cual refleja fundamentalmente el grado de homogeneidad existente en dos comunas de altos ingresos.

Tal como se puede apreciar en los mapas de desigualdad, existe una gran variabilidad geográfica en Chile cuando se mide la desigualdad a niveles más desagregados.

La Figura 8 muestra la distribución de menor a mayor de los coeficientes Gini para todas las comunas de Chile junto a su respectivo intervalo de confianza a un 95% de confianza. Adicionalmente, se incluye en el gráfico una línea representando el coeficiente de Gini nacional de acuerdo a la Casen.

La comparación entre la distribución de Gini comunales y el Gini nacional muestra que la gran mayoría de las comunas tiene niveles de desigualdad menor al nivel nacional. Esto muestra, por un lado, que aunque la desigualdad entre comunas es muy importante, existe también un nivel de variación relevante entre hogares dentro de cada comuna.¹³ Este resultado no es del todo sorprendente –la evidencia para Ecuador, Madagascar y Mozambique es similar– y simplemente refleja que las comunidades locales son más homogéneas que Chile como un todo.

FIGURA 7

REGION METROPOLITANA

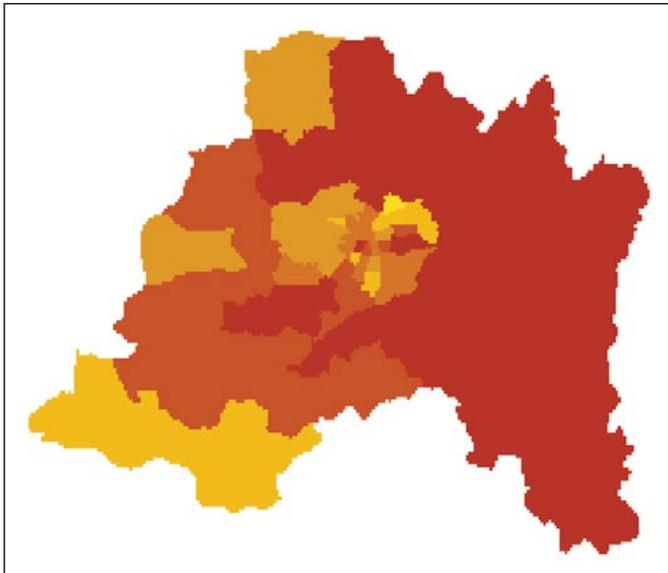


FIGURA 8

DISTRIBUCION DE GINIS COMUNALES

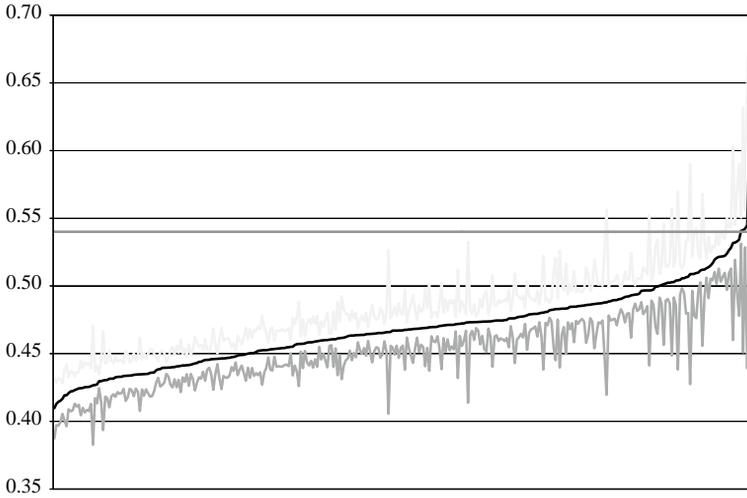
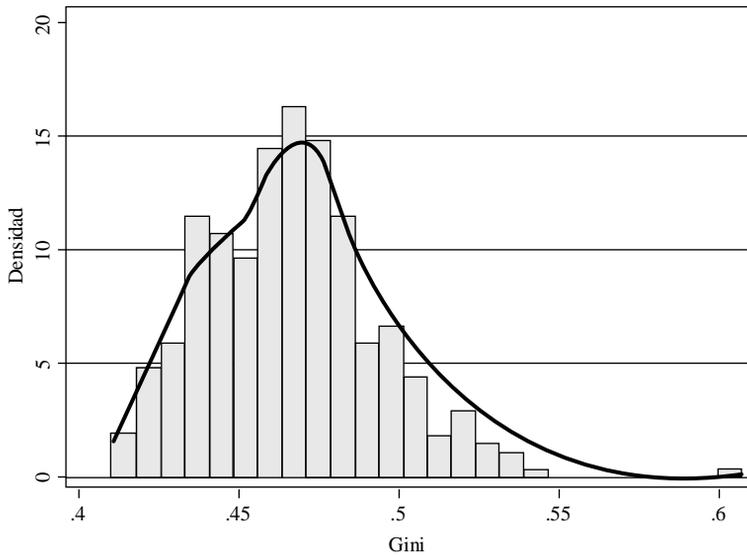


FIGURA 9

ESTIMACION DE KERNEL



La mejor forma de representar esta distribución geográfica de coeficientes de desigualdad es estimando su distribución. La Figura 9 muestra un histograma de los coeficientes de Gini comunales junto a una estimación de Kernel para la distribución.

Tal como se aprecia en la figura, la distribución empírica estimada no es simétrica y existe una mayor proporción de comunas con mayor desigualdad respecto a la media que las comunas con menor desigualdad, por lo que imponer una distribución normal a los datos podría generar algunos sesgos y esa es la razón por la cual se utilizó una estimación no paramétrica al implementar la metodología de estimación.

A futuro, sería interesante hacer un ejercicio similar al realizado en este trabajo utilizando el Censo de 1992 y la Casen 1992, ya que ello permitiría comparar dos distribuciones de desigualdad con 10 años de diferencia, realizar tests de dominancia estocástica entre distribuciones y estudiar qué ha ocurrido con la desigualdad comunal en ese lapso de tiempo.

VI. Conclusiones

El principal objetivo de este trabajo es el de producir estimadores desagregados de desigualdad para Chile. En particular, utilizando la metodología propuesta por Elbers *et al.* (2003) se estiman coeficientes de Gini para cada una de las comunas de Chile.

Los resultados muestran un alto grado de dispersión geográfica en los niveles de desigualdad, la cual puede ser utilizada para focalizar o evaluar políticas públicas que tengan por objetivo reducir los altos niveles de desigualdad existentes en el país.

Adicionalmente, al obtener estimadores consistentes y robustos de coeficientes Ginis para todas las comunas del país, es posible comenzar a investigar tanto el origen como los determinantes de la desigualdad en Chile y los distintos efectos que tienen las políticas públicas sobre ella. Existe evidencia de que en Chile a nivel regional existen patrones de distribución del ingreso muy distintos entre sí (Contreras, 1996; Contreras y Ruiz-Tagle, 1997), por lo que con los datos generados en este trabajo es posible profundizar y extender este tipo de estudios a niveles geográficos más desagregados en Chile.

De igual forma, es posible investigar la relación entre pobreza y desigualdad a nivel local en vez de limitarse a comparaciones regionales o entre países. Esto puede ser particularmente importante para investigar las razones de la desigualdad en Chile. Una de las explicaciones existentes en la literatura para la persistencia de la desigualdad en el tiempo es el *lobby* de los grupos de mayor riqueza o ingreso para recibir una mayor proporción del gasto público o disminuir sus tasas efectivas de impuestos (Rodríguez, 1998 y 2004; Bernheim y Whinston, 1986; Grossman y Helpman, 1994). En forma equivalente, si los grupos de mayores ingresos tienen más influencia política pueden generar persistencia de desigualdad a través de políticas públicas poco redistributivas. En el caso específico del gasto en educación pública, por ejemplo, existe evidencia empírica que confirma esta explicación para una mues-

tra de 55 países durante 30 años (Zhang, 2006). De igual forma, la evidencia para Estados Unidos sugiere que las políticas de ayuda estatal a estudiantes universitarios han estado influidas fuertemente por las familias de ingresos altos (Spencer, 1999). Al tener estimaciones comunales de desigualdad es posible investigar empíricamente esta hipótesis para Chile.

Finalmente, es importante señalar que en general, más allá de los ejemplos anteriores, el contar con indicadores de desigualdad para cada una de las comunas de Chile permite estudiar empíricamente los efectos de la desigualdad local en un amplio espectro de investigaciones relevantes para las políticas públicas del país y esa es la mayor contribución de este trabajo.

Notas

- ¹ En la elección presidencial de 2005, los tres principales candidatos manifestaron su preocupación por la desigualdad en Chile e incluso debatieron sobre el tema en un foro abierto. De igual forma, durante los últimos dos años y por primera vez desde su existencia, los principales *think tanks* del país han organizado seminarios y debatido sobre la desigualdad en Chile.
- ² Tal como se señala en Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003), la estimación de los límites A y B sin restricciones genera una distribución bien comportada de residuos predichos. Alternativamente, es posible imponer un límite de $B = 0$ y $A = 1,05 \max \{e_{hc}^2\}$ y obtener resultados empíricos similares.
- ³ Para los dos componentes del error, hogar y cluster, se utiliza una distribución normal. Se exploró también el uso de una distribución t y de una distribución no paramétrica, pero la mejor predicción del coeficiente de Gini nacional se obtuvo con una distribución normal.
- ⁴ Utilizando el teorema del Límite Central, se supone que la distribución del vector β converge a una distribución normal multivariada.
- ⁵ El componente idiosincrásico del error es igual a \sum/N , donde $\Sigma = \frac{E[n_c^2 \text{Var}(G|X_c, \beta)]}{(E[n])^2}$.
Por ello, este componente del error aumenta al desagregar el indicador de desigualdad en poblaciones más pequeñas.
- ⁶ En promedio, el error estándar del coeficiente de Gini comunal se reduce en un 1,2% al pasar de 100 a 250 simulaciones. Sin embargo, hay algunas comunas para las cuales la reducción es de entre 15% y 28%. Aumentar las simulaciones a 500 no tuvo ningún impacto relevante en la magnitud de los errores estándar.
- ⁷ Si bien los ajustes realizados por Cepal pueden generar algún grado de sesgo en los datos, existe evidencia de que esto no ocurre (Contreras y Larrañaga, 1999). Por otro lado, los datos sin ajustar no están disponibles, por lo que no es posible utilizarlos.
- ⁸ Para mayores detalles metodológicos ver Pizzolito (2005b) y el marco metodológico de la encuesta disponible en: http://www.mideplan.cl/casen/pdf/Metodologia_%202003.pdf
- ⁹ Sin embargo, dicha representatividad sería para toda la comuna, sin que exista representatividad para las zonas rurales y urbanas dentro de las comunas.
- ¹⁰ Para el coeficiente Gini nacional, la estimación de la encuesta Casen tiene un error estándar de 0,008, por lo que el nivel de precisión es muy superior que para Gini regionales.
- ¹¹ Si bien existen varios indicadores de desigualdad y la metodología utilizada permite calcular cada uno de ellos, se utiliza el coeficiente de Gini por dos razones. La primera, es que es un indicador ampliamente utilizado para medir desigualdad. La segunda, es que experimentos y encuestas para medir la aversión a la desigualdad empíricamente han mostrado que una función de bienestar basada en medir desigualdad como el coeficiente de Gini entrega una mucho mejor descripción de los datos que medidas basadas en la aversión absoluta o relativa de aversión a la desigualdad (Amiel, Creedy y Hurn, 1999).
- ¹² El coeficiente de Gini estimado para cada comuna junto a su respectivo error estándar se encuentra en el Apéndice 3.

Referencias

- AGHION, P y P. BOLTON (1997). "A Theory of Trickle-Down Growth and Development", *Review of Economic Studies* 64 (2), pp. 151-172.
- ALESINA, A. y D. RODRIK (1994). "Distributive Politics and Economic Growth", *Quarterly Journal of Economics* 109 (2), pp. 465-490.
- AMIEL, Y.; J. CREEDY y S. HURN (1999). "Measuring Attitudes Toward Inequality", *Scandinavian Journal of Economics* 101 (1), pp. 83-96.
- BARDHAN, P. y D. MOOKHERJEE (2006). "Relative Capture of Local and Central Governments: An Essay in the Political Economy of Decentralization", Working Paper 1013, *Center for International and Development Economics Research*, Institute for Business and Economic Research, UC Berkeley.
- BERNHEIM, B. D. y M. D. WHINSTON (1986). "Menu Auctions, Resource Allocation, and Economic Influence", *Quarterly Journal of Economics* 101 (1), pp. 1-31.
- CARD, D. E. (1999). "The Causal Effect of Education on Earnings", en O. Ashenfelter y P.R.G. Layar (eds.). *Handbook of Labor Economics*, Vol. 3a, Chapter 30. Elsevier Sciences Publishing Company.
- CONTRERAS, D. (2003). "Poverty and Inequality in a Rapid Growth Economy: Chile 1990-96", *Journal of Development Studies* 39 (3), pp. 181-200.
- CONTRERAS, D. (2001). "Economic Growth and Poverty Reduction by Region: Chile 1990-96", *Development Policy Review* 19 (3), pp. 291-302.
- CONTRERAS, D. (1996). "Pobreza y Desigualdad en Chile: 1987-1992. Discurso, Metodología y Evidencia Empírica" *Estudios Públicos* 64, pp. 57-94.
- CONTRERAS, D. y O. LARRAÑAGA (1999). "Activos y Recursos de la Población Pobre en Chile", *El Trimestre Económico* 66 (3), pp. 459-500.
- CONTRERAS, D.; O. LARRAÑAGA, J. LITCHFIELD y A. VALDES (2001). "Poverty and Income Distribution in Chile 1987-1998: New Evidence", *Cuadernos de Economía* 38 (114), pp. 191-208.
- CONTRERAS, D. y J. RUIZ-TAGLE (1997). "Cómo Medir la Distribución del Ingreso en Chile", *Estudios Públicos* 65, pp. 59-80.
- DEATON, A. (2001). "Inequalities in Income and Inequalities in Health", en F. Welch (ed.). *The Causes and Consequences of Increasing Inequality*, The University of Chicago Press.
- DEMOMBYNES, G.; C. ELBERS, J. LANJOUW, P. LANJOUW, J. MISTIAEN y B. OZLER (2002). "Producing an Improved Geographic Profile of Poverty", World Institute for Development Economics Research, *Discussion Paper* N° 2002-39.
- DEMOMBYNES, G. y B. OZLER (2005). "Crime and Local Inequality in South Africa", *Journal of Development Economics* 76 (2), pp. 265-292.
- ELBERS, C.; J.O. LANJOUW y P. LANJOUW (2003). "Micro-Level Estimation of Poverty and Inequality", *Econometrica* 71 (1), pp. 355-364.
- ELBERS, C.; P. LANJOUW, J. MISTIAEN, B. OZLER y K. SIMLER (2003). "Are Neighbours Equal?", World Institute for Development Economics Research, *Discussion Paper* N° 2003-52.
- ELBERS, C.; P. LANJOUW, J. MISTIAEN, B. OZLER y K. SIMLER (2004). "On the Unequal Inequality of Poor Communities", *World Bank Economic Review* 18 (3), pp. 401-421.
- FERES, J.C. (2000). "La Pobreza en Chile en el año 2000", *Serie Estudios Estadísticos y Prospectivos* N° 14, CEPAL.
- FERREIRA, F. y J. A. LITCHFIELD (1999). "Calm after the Storms: Income Distribution and Welfare in Chile 1987-1994", *World Bank Economic Review* 13 (3), pp. 509-538.
- GROSSMAN, G.M. y E. HELPMAN (1994). "Protection for Sale", *American Economic Review* 84 (4), pp. 833-850.
- HENTSCHEL, J.; J. LANJOUW, P. LANJOUW y J. POGGI (1999). "Combining Survey Data with Census Data to Construct Spatially Disaggregated Poverty Maps: A Case Study of Ecuador", *World Economic Bank Review* 14 (1), pp. 147-165.
- PERSSON, T. y G. TABELLINI (1994). "Is Inequality Harmful for Growth?", *American Economic Review* 84 (3), pp. 600-621.
- PIZZOLITO, G. (2005a). "Monitoring Socio-Economic Conditions in Argentina, Chile, Paraguay, and Uruguay: Chile", *CEDLAS-World Bank Report*, December.

- PIZZOLITO, G. (2005b). "Poverty and Inequality in Chile: Methodological Issues and a Literature Review", *Documento de Trabajo* N° 20, CEDLAS.
- RAVALLION, M. (1997). "Can High Inequality Development Countries Escape Absolute Poverty?", *Economics Letters* 56 (1), pp. 51-57.
- RAVALLION, M. (2004). "Pro-Poor Growth: A Primer", The World Bank, *Policy Research Working Paper* N° 3242.
- RODRIGUEZ, F. (1999). "Does Distributional Skewness Lead to Redistribution? Evidence from the United States", *Economics and Politics* 11 (2), pp. 171-199.
- RODRIGUEZ, F. (2004). "Inequality, Redistribution, and Rent Seeking", *Economics and Politics* 16 (3), pp. 287-320.
- SPENCER, A.C. (1999). "The New Politics of Higher Education", en J. King (ed.). *Financing College Education: How it Works, How is Changing*, American Council on Education and the Oryx Press: Phoenix, Arizona.
- VALDES, A. (1999). "Pobreza y Distribución del Ingreso en una Economía de Alto Crecimiento: Chile, 1987-1995", *Estudios Públicos* 75, pp. 5-47.
- ZHANG, L. (2006). "Political Economy of Income Distribution Dynamics: Theory and Evidence". Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=948531>.

APENDICE 1

HOMOLOGACION DE CASEN 2003 Y CENSO 2002

CUADRO 1

PREGUNTAS EQUIVALENTES

Variable	Pregunta Casen			Pregunta Censo	
	Sección	Número	Variable	Número	Variable
Sexo	Residentes	2	SEXO	18	P18
Edad	Residentes	3	EDAD	19	P19
Estado Civil	Residentes	6	ECIVIL	27	P27
Jefe de Hogar	Residentes	13	PCO1	17	P17
Discapacidad	Residentes	8	R8A, R8B, R8C	20	P20
Etnia	Residentes	25	R25	21	P21
Zona	Residentes	4	Z		AREA
Alfabetismo	Educación	1	EI	25	P25
Educación	Educación	7	E7C,E7T	26	P26A
Ocupación	Empleo	9	9	30	P30
Sector Económico	Empleo	8	8	32	P32
Tipo de Empleo	Empleo	7	7	31	P31
Tipo de Techo	Vivienda	226	V10A	413	V4B
Tipo de Piso	Vivienda	224	V9A	4C	V4C
Tipo Pared Externa	Vivienda	222	V8A	4A	V4A
Fuente Electricidad	Vivienda	221	V7	5	VS
Fuente de Agua	Vivienda	218	V4	6	V6
Sistema Distr. Agua	Vivienda	219	V5	7	V7
Sistema Sanitario	Vivienda	220	V6	8	V8
Lavadora	Vivienda	23	R10A	15	H15_6
Refrigerador	Vivienda	24	R10B	15	H15_8
Teléfono	Residentes	24	R10C	15	H15_14
Video	Residentes	26	R10D	15	H15_3
Microondas	Residentes	27	R10E	15	H15_10
Computador	Residentes	28	R10F	15	H15_15
Acceso Internet	Residentes	29, 30	R10G, R10H	15	H15_16
Calefont	Residentes	31	R10I	15	H15_12
TV Cable/Satelital	Residentes	32, 33	R10J, R10K	15	H15_4
Número Dormitorios	Vivienda	210	V3A	10A	V10A
Situación Casa	Vivienda	229	V12	3	V3
Tipo Casa	Vivienda	228	V11	1	V1

APENDICE 2
REGRESIONES DE PRIMERA ETAPA

CUADRO 2

ZONA NORTE

Variable	Región I	Región II	Región III	Región IV
N Hogar	-0,420***	-0,401***	-0,465***	-0,372***
N Hogar ²	0,022***	0,024***	0,031***	0,022***
Educ. Jefe Hogar	0,042***	0,017***	0,017***	0,020***
Mujer Jefe Hogar	-0,209***	-0,316***	-0,266***	-0,186***
% Niños	-1,362**	-0,618***	-0,499***	-0,432***
Lavadora Aut.	0,177***	0,074*	0,142***	0,128***
Calefont	0,217***	0,322***	0,191***	0,221***
Celular	0,181***	0,118***	0,137***	0,133***
Teléfono Fijo	0,150***		0,172***	0,160***
TV Cable/Satelital	0,148***	0,124***	0,194***	0,257***
Microondas	0,131**			
Computador		0,161***	0,190***	0,166***
Internet	0,216**	0,190**	0,341***	0,269***
Dormitorios	0,072***	0,072***	0,068***	0,071***
Paredes Adobe	-0,120***			
Techo de Tejas				0,556***
Techo de Zinc				0,338***
Electricidad Red	-0,180***	-0,402***		
Generador Propio	-0,145**			
Sin Electricidad		-0,253***		
Alcantarillado		-0,244***		
Fosa Séptica	0,131***			
Constante	11,731***	12,530***	11,772***	11,030***
R ²	0,4496	0,3636	0,4119	0,4045
F	97,71	64,27	102,27	131,86
N	2.172	1.817	1.851	3.123

*: significativo al 10%. **: significativo al 5%. ***: significativo al 1%.

CUADRO 3
ZONA CENTRAL

Variable	Región V	Región VI	Región VII	Región VIII
N Hogar	-0,339**	-0,392**	-0,363**	-0,420**
N Hogar ²	0,019**	0,027**	0,023**	0,027**
Educ. Jefe Hogar	0,021**	0,012**	0,015**	0,020**
Mujer Jefe Hogar	-0,139**	-0,130**	-0,103**	-0,137**
Etnia Jefe Hogar				-0,091*
% Niños	-0,681**	-0,730**	-0,712**	-0,517**
% Discapacitados		-0,197*		-0,281**
Lavadora Ant.	0,142**	0,103**	0,100	0,111
Calefont	0,136**	0,180**	0,185**	0,240**
Celular	0,118**	0,158**	0,100	0,128**
Teléfono Fijo	0,111	0,231**	0,212**	0,213**
TV Cable/Satelital	0,143**	0,169**	0,199**	0,216**
Microondas	0,157**	0,185**	0,242**	0,201**
Computador	0,202**	0,259**	0,248**	0,264**
Internet	0,252**		0,305**	0,224**
Dormitorios	0,091**	0,078**	0,110	0,102**
Piso de Tierra				0,076*
Agua Pozo	0,078**			
Agua Canal o Río		0,192*		0,110
Paredes Adobe		0,749**		
Paredes Hormigón		0,844**		
Paredes Ladrillo		0,723*		
Paredes Tabique NF		0,747**		
Paredes Tabique F		0,750**		
Electricidad Red	-0,224**			
Alcantarillado	-0,078**	-0,061*	-0,097**	
Fosa Séptica	-0,068*			0,097**
Constante	11,528**	10,760**	11,223**	
R ²	0,3889	0,3996	0,3601	0,4116
F	256,36	101,64	220,2	386,69
N	7.271	3.229	6.278	11.077

*: significativo al 5%. **: significativo al 1%.

CUADRO 4

ZONAS SUR Y SUR AUSTRAL

Variable	Región IX	Región X	Región XI	Región XII
N Hogar	-0,378***	-0,388***	-0,511***	-0,513***
N Hogar ²	0,022***	0,024***	0,036***	0,030***
Educ. Jefe Hogar	0,021***	0,028***	0,036***	0,046***
Mujer Jefe Hogar	-0,136***	-0,113***	-0,239***	-0,194***
% Niños	-0,641***	-0,469***		
% Discapacitados		-0,125***	-0,313**	-0,640***
Lavadora Aut.	0,137***	0,142***	0,246***	0,157**
Calefont	0,200***	0,261***		
Celular	0,134***	0,132***	0,143**	
Teléfono Fijo	0,186***	0,206***	0,264***	0,135**
TV Cable/Satelital	0,286***	0,125***	0,272***	0,256***
Microondas	0,172***	0,218***		0,184**
Computador	0,298***	0,228***	0,287***	0,198**
Internet	0,251***	0,176***		
Dormitorios	0,102***	0,096***	0,099***	0,130***
Agua Pozo	0,198***	0,116***		
Agua Canal o Río	0,216***	0,141***		
Paredes Adobe	0,729***	0,427**		
Paredes Hormigón	0,978***			
Paredes Ladrillo	0,861***			
Paredes Tabique NF	0,696***			
Paredes Tabique F	0,779***			
Techo de Tejas			-0,292**	
Electricidad Red				-0,704***
Generador Propio		0,400***		
Sin Electricidad			0,330***	
Fosa Séptica	0,116***	0,088***		
Constante	10,313***	11,167***	11,661***	12,265***
R ²	0,433	0,4125	0,3747	0,4051
F	217,55	286,12	40,62	44,77
N	6.283	8.172	895	802

** : significativo al 5%. *** : significativo al 1%.

CUADRO 5

REGION METROPOLITANA

Variable	Región Metropolitana
N Hogar	0,401***
N Hogar ²	0,024***
Educ. Jefe Hogar	0,037***
% Niños	0,079***
% Discapacitados	0,033**
Lavadora Aut.	0,107***
Calefont	0,136***
Celular	0,190***
Teléfono Fijo	0,149***
TV Cable/Satelital	0,310***
Microondas	0,136***
Computador	0,155***
Internet	0,376***
Dormitorios	0,133***
Piso de Tierra	0,184**
Agua Pozo	0,111***
Alcantarillado	0,128***
Constante	11,140***
R ²	0,525
F	877,83
N	13.530

** : significativo al 5%. *** : significativo al 1%.

APENDICE 3

RESULTADOS DE GINI COMUNALES

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Iquique	1101	0,48703	0,007102
Camiña	1102	0,47413	0,017244
Colchane	1103	0,48668	0,016709
Huara	1104	0,48469	0,013391
Pica	1105	0,48685	0,011424
Pozo Almonte	1106	0,47944	0,008586
Arica	1201	0,48563	0,006176
Camarones	1202	0,48293	0,019308
Putre	1301	0,47054	0,016260
General Lagos	1302	0,48026	0,021419
Antofagasta	2101	0,46892	0,007115
Mejillones	2102	0,45031	0,009277
Sierra Gorda	2103	0,47197	0,020388
Taltal	2104	0,45836	0,008734
Calama	2201	0,46827	0,007324
Ollagüe	2202	0,46591	0,040775
San Pedro de Atacama	2203	0,47593	0,010810
Tocopilla	2301	0,47367	0,010367
María Elena	2302	0,45716	0,015862
Copiapó	3101	0,47906	0,006964
Caldera	3102	0,46703	0,009044
Tierra Amarilla	3103	0,46952	0,016341
Chañaral	3201	0,47091	0,009830
Diego de Almagro	3202	0,48462	0,008490
Vallenar	3301	0,48326	0,006977
Alto del Carmen	3302	0,46465	0,010786
Freirina	3303	0,46066	0,010444
Huasco	3304	0,47123	0,009557
La Serena	4101	0,50242	0,007779
Coquimbo	4102	0,48515	0,006663
Andacollo	4103	0,44319	0,007476
La Higuera	4104	0,42450	0,010209
Paiguano	4105	0,45697	0,010368
Vicuña	4106	0,46580	0,007269
Illapel	4201	0,47450	0,007108
Canela	4202	0,44690	0,007527
Los Vilos	4203	0,47449	0,007656
Salamanca	4204	0,47355	0,008563
Ovalle	4301	0,47359	0,005353
Combarbalá	4302	0,45836	0,006980
Monte Patria	4303	0,44703	0,006698
Punitaqui	4304	0,44868	0,007433
Río Hurtado	4305	0,45516	0,010860
Valparaíso	5101	0,44548	0,002996
Casablanca	5102	0,43778	0,004662
Concón	5103	0,46393	0,005000

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Juan Fernández	5104	0,42669	0,022428
Puchuncaví	5105	0,43478	0,005687
Quilpué	5106	0,44152	0,003413
Quintero	5107	0,44760	0,005265
Villa Alemana	5108	0,43840	0,003216
Viña del Mar	5109	0,46066	0,003489
Isla de Pascua	5201	0,44279	0,010181
Los Andes	5301	0,44907	0,004000
Calle Larga	5302	0,43996	0,007597
Rinconada	5303	0,43373	0,008301
San Esteban	5304	0,43503	0,005805
La Ligua	5401	0,44007	0,004577
Cabildo	5402	0,43446	0,005252
Papudo	5403	0,43360	0,009411
Petorca	5404	0,42597	0,006678
Zapallar	5405	0,42973	0,007994
Quillota	5501	0,44735	0,003768
Calera	5502	0,44189	0,003530
Hijuelas	5503	0,42681	0,004959
La Cruz	5504	0,44914	0,006832
Limache	5505	0,44479	0,004153
Nogales	5506	0,43385	0,004989
Olmué	5507	0,44588	0,005647
San Antonio	5601	0,43975	0,003401
Algarrobo	5602	0,45368	0,006806
Cartagena	5603	0,43958	0,005499
El Quisco	5604	0,44130	0,006236
El Tabo	5605	0,43614	0,006932
Santo Domingo	5606	0,47042	0,008230
San Felipe	5701	0,44537	0,003736
Catemu	5702	0,43289	0,006394
Llayllay	5703	0,43349	0,004846
Panquehue	5704	0,43594	0,008802
Putendo	5705	0,43158	0,005867
Santa María	5706	0,43059	0,006802
Rancagua	6101	0,45042	0,005618
Codegua	6102	0,42468	0,007530
Coínco	6103	0,43584	0,008932
Coltauco	6104	0,42370	0,006464
Doñihue	6105	0,43044	0,006197
Graneros	6106	0,43862	0,006565
Las Cabras	6107	0,42081	0,006050
Machalí	6108	0,45893	0,006682
Malloa	6109	0,42730	0,007081
Mostazal	6110	0,43295	0,006154
Olivar	6111	0,43443	0,008082
Peumo	6112	0,43512	0,007350
Pichidegua	6113	0,41676	0,005758
Quinta de Tilcoco	6114	0,42215	0,007492
Rengo	6115	0,44074	0,005132

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Requínoa	6116	0,43950	0,006478
San Vicente	6117	0,44233	0,005590
Pichilemu	6201	0,43466	0,006590
La Estrella	6202	0,41926	0,011683
Litueche	6203	0,42544	0,009101
Marchihue	6204	0,41527	0,008084
Navidad	6205	0,41923	0,009488
Paredones	6206	0,41289	0,008072
San Fernando	6301	0,45007	0,005344
Chépica	6302	0,43467	0,013753
Chimbarongo	6303	0,42314	0,005188
Lolol	6304	0,42523	0,009517
Nancagua	6305	0,42434	0,006197
Palmilla	6306	0,43022	0,018734
Peralillo	6307	0,42233	0,007291
Placilla	6308	0,42534	0,008589
Pumanque	6309	0,40975	0,011440
Santa Cruz	6310	0,44397	0,005822
Talca	7101	0,49670	0,007793
Constitución	7102	0,48653	0,006642
Curepto	7103	0,44633	0,007183
Empedrado	7104	0,43150	0,010751
Maule	7105	0,45823	0,007447
Pelarco	7106	0,43489	0,008131
Pencahue	7107	0,44535	0,007831
Río Claro	7108	0,43151	0,006674
San Clemente	7109	0,44124	0,004450
San Rafael	7110	0,44160	0,007827
Cauquenes	7201	0,47932	0,005433
Chanco	7202	0,45328	0,008051
Pelluhue	7203	0,45052	0,008630
Curicó	7301	0,49371	0,006260
Hualañé	7302	0,44661	0,007222
Licantén	7303	0,46526	0,009322
Molina	7304	0,46726	0,005803
Rauco	7305	0,45256	0,008489
Romerol	7306	0,46527	0,008004
Sagrada Familia	7307	0,44649	0,006628
Teno	7308	0,44613	0,005856
Vichuquén	7309	0,44646	0,011520
Linares	7401	0,49221	0,006481
Colbún	7402	0,44402	0,006348
Longaví	7403	0,43388	0,005525
Parral	7404	0,47915	0,005703
Retiro	7405	0,43285	0,005719
San Javier	7406	0,47122	0,005447
Villa Alegre	7407	0,46389	0,007181
Yerbas Buenas	7408	0,43982	0,006475
Concepción	8101	0,51941	0,004614
Coronel	8102	0,47343	0,003320

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Chiguayante	8103	0,51512	0,004970
Florida	8104	0,45971	0,007141
Hualqui	8105	0,46869	0,006151
Lota	8106	0,47081	0,004763
Penco	8107	0,48539	0,005009
San Pedro de la Paz	8108	0,54086	0,004949
Santa Juana	8109	0,45419	0,006373
Talcahuano	8110	0,49368	0,003446
Tomé	8111	0,50902	0,015851
Lebu	8201	0,49422	0,005843
Arauco	8202	0,50577	0,005538
Cañete	8203	0,50990	0,006979
Contulmo	8204	0,48325	0,009694
Curanilahue	8205	0,48085	0,005052
Los Alamos	8206	0,46703	0,005654
Tirúa	8207	0,54488	0,063944
Los Angeles	8301	0,52144	0,004415
Antuco	8302	0,47371	0,011458
Cabrero	8303	0,47449	0,006783
Laja	8304	0,50442	0,005768
Mulchén	8305	0,49106	0,005728
Nacimiento	8306	0,48476	0,005386
Negrete	8307	0,46286	0,008418
Quilaco	8308	0,46009	0,010297
Quilleco	8309	0,45321	0,007674
San Rosendo	8310	0,46824	0,012782
Santa Bárbara	8311	0,48734	0,006542
Tucapel	8312	0,48605	0,011191
Yumbel	8313	0,46970	0,005438
Chillán	8401	0,51313	0,003590
Bulnes	8402	0,48961	0,009494
Cobquecura	8403	0,46791	0,009996
Coelemu	8404	0,47491	0,006844
Coihueco	8405	0,46609	0,005250
Chillán Viejo	8406	0,48957	0,007015
El Carmen	8407	0,45461	0,006509
Ninhue	8408	0,46126	0,013850
Ñiquén	8409	0,45261	0,006693
Pemuco	8410	0,45226	0,008209
Pinto	8411	0,46911	0,007586
Portezuelo	8412	0,48330	0,017083
Quillón	8413	0,46715	0,006571
Quirihue	8414	0,47710	0,007662
Ranquil	8415	0,46182	0,010650
San Carlos	8416	0,50397	0,009377
San Fabián	8417	0,62727	0,082942
San Ignacio	8418	0,45378	0,006663
San Nicolás	8419	0,45638	0,007773
Treguaco	8420	0,44102	0,009871
Yungay	8421	0,49018	0,006336

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Temuco	9101	0,53209	0,006505
Carahue	9102	0,47732	0,006485
Cunco	9103	0,46325	0,005581
Curarrehue	9104	0,46340	0,009338
Freire	9105	0,46456	0,006904
Galvarino	9106	0,46788	0,007083
Gorbea	9107	0,47238	0,006426
Lautaro	9108	0,50883	0,006358
Loncoche	9109	0,47446	0,005565
Melipeuco	9110	0,46708	0,010294
Nueva Imperial	9111	0,48351	0,005322
Padre Las Casas	9112	0,47940	0,004739
Perquenco	9113	0,47829	0,013015
Pitrufquén	9114	0,48713	0,007512
Pucón	9115	0,50185	0,006485
Puerto Saavedra	9116	0,45391	0,006848
Teodoro Schmidt	9117	0,46166	0,015583
Toltén	9118	0,47123	0,008120
Vilcún	9119	0,47428	0,005963
Villarrica	9120	0,49672	0,005938
Angol	9201	0,52221	0,006385
Collipulli	9202	0,48464	0,006169
Curacautín	9203	0,50072	0,007002
Ercilla	9204	0,46370	0,008331
Lonquimay	9205	0,47481	0,007937
Los Sauces	9206	0,50132	0,022880
Lumaco	9207	0,47674	0,008292
Purén	9208	0,48872	0,007242
Renaico	9209	0,46850	0,008752
Traiguén	9210	0,52188	0,007678
Victoria	9211	0,51681	0,006456
Puerto Montt	10101	0,50286	0,005816
Calbuco	10102	0,46495	0,005189
Cochamó	10103	0,44959	0,010009
Fresia	10104	0,46146	0,006369
Frutillar	10105	0,48945	0,007219
Los Muermos	10106	0,47612	0,016892
Llanquihue	10107	0,49241	0,006381
Maulín	10108	0,44899	0,005435
Puerto Varas	10109	0,52623	0,008785
Castro	10201	0,49734	0,005685
Ancud	10202	0,48239	0,004465
Chonchi	10203	0,47610	0,007415
Curaco de Vélez	10204	0,45244	0,012974
Dalcahue	10205	0,45418	0,006961
Puqueldón	10206	0,44600	0,011574
Queilén	10207	0,45862	0,009645
Quellón	10208	0,48023	0,008744
Quemchi	10209	0,46434	0,008119
Quinchao	10210	0,49665	0,008884

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Osorno	10301	0,49684	0,003901
Puerto Octay	10302	0,47747	0,007874
Purranque	10303	0,46970	0,005711
Puyehue	10304	0,45478	0,007154
Río Negro	10305	0,46341	0,006502
San Juan de la Costa	10306	0,43252	0,007373
San Pablo	10307	0,46225	0,008752
Chaitén	10401	0,49188	0,009637
Futaleufú	10402	0,46758	0,015000
Hualaihué	10403	0,45116	0,007933
Palena	10404	0,46903	0,014471
Valdivia	10501	0,50013	0,004480
Corral	10502	0,45921	0,009647
Futroneo	10503	0,47331	0,006702
La Unión	10504	0,48621	0,005124
Lago Ranco	10505	0,46008	0,007690
Lanco	10506	0,46479	0,006632
Los Lagos	10507	0,45984	0,005025
Máfil	10508	0,47131	0,009225
Mariquina	10509	0,46698	0,006289
Paillaco	10510	0,46522	0,005641
Panguipulli	10511	0,47320	0,004936
Río Bueno	10512	0,48586	0,014226
Coihaique	11101	0,51385	0,011658
Lago Verde	11102	0,48306	0,022052
Aisén	11201	0,50678	0,013660
Cisnes	11202	0,49941	0,015195
Guaitecas	11203	0,48783	0,020552
Cochrane	11301	0,50959	0,017015
O'Higgins	11302	0,47315	0,030273
Tortel	11303	0,48786	0,034864
Chile Chico	11401	0,50645	0,013734
Río Ibáñez	11402	0,48258	0,014411
Punta Arenas	12101	0,52168	0,009442
Laguna Blanca	12102	0,53168	0,036539
Río Verde	12103	0,54122	0,046033
San Gregorio	12104	0,50280	0,027671
Cabo de Hornos	12201	0,49952	0,017771
Antártica	12202	0,41445	0,089539
Porvenir	12301	0,52383	0,013616
Primavera	12302	0,53414	0,028693
Timaukel	12303	0,50878	0,041433
Natales	12401	0,52068	0,009688
Torres del Paine	12402	0,50413	0,033581
Santiago	13101	0,46959	0,003442
Cerrillos	13102	0,47321	0,003271
Cerro Navia	13103	0,45274	0,002796
Conchalí	13104	0,46555	0,003329
El Bosque	13105	0,47383	0,005738
Estación Central	13106	0,47174	0,002726

Comuna	Código Censal	GINI	Error Estándar
Huechuraba	13107	0,51141	0,004470
Independencia	13108	0,46843	0,003373
La Cisterna	13109	0,47294	0,003045
La Florida	13110	0,47331	0,002258
La Granja	13111	0,45508	0,002466
La Pintana	13112	0,44800	0,002257
La Reina	13113	0,47603	0,002924
Las Condes	13114	0,44616	0,002058
Lo Barnechea	13115	0,50567	0,003783
Lo Espejo	13116	0,45350	0,002994
Lo Prado	13117	0,46370	0,002720
Macul	13118	0,47783	0,002994
Maipú	13119	0,46054	0,002197
Ñuñoa	13120	0,46031	0,002326
Pedro Aguirre Cerda	13121	0,49673	0,028308
Peñalolén	13122	0,51214	0,010557
Providencia	13123	0,43961	0,002309
Pudahuel	13124	0,45946	0,002281
Quilicura	13125	0,46452	0,002653
Quinta Normal	13126	0,46984	0,003557
Recoleta	13127	0,47378	0,002711
Renca	13128	0,45717	0,002913
San Joaquín	13129	0,46763	0,002915
San Miguel	13130	0,47980	0,003355
San Ramón	13131	0,45757	0,002835
Vitacura	13132	0,42967	0,002664
Puente Alto	13201	0,47221	0,008357
Pirque	13202	0,52813	0,007746
San José de Maipo	13203	0,50238	0,006112
Colina	13301	0,53290	0,019099
Lampa	13302	0,49334	0,005460
Tiltil	13303	0,46381	0,005919
San Bernardo	13401	0,48209	0,002812
Buín	13402	0,49039	0,003903
Calera de Tango	13403	0,54238	0,007085
Paine	13404	0,48077	0,004122
Melipilla	13501	0,48297	0,004041
Alhué	13502	0,45210	0,009179
Curacaví	13503	0,48854	0,005245
María Pinto	13504	0,45733	0,009186
San Pedro	13505	0,44055	0,007859
Talagante	13601	0,49637	0,004293
El Monte	13602	0,49302	0,015912
Isla de Maipo	13603	0,48518	0,005513
Padre Hurtado	13604	0,47200	0,004528
Peñaflor	13605	0,51200	0,028657

Los coeficientes de Gini para cada comuna y sus respectivos errores estándar fueron obtenidos a través de la metodología explicada en Agostini y Brown (2007).