Cuadernos de economía

ISSN 0717-6821 *versión on-line*

Tabla de contenido
Cuad. econ. v.43 n.128 Santiago nov. 2006

El Estado de Salud de los Jóvenes Uruguayos
Jewell, R. Todd; Rossi, Máximo; Triunfo, Patricia

• resumen en español | inglés • texto en español • pdf en español

Modelos de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en la Predicción de Índices Bursátiles Asiáticos
Parisi, Antonino; Parisi, Franco; Díaz, David

• resumen en español | inglés • texto en español • pdf en español

A Proposal to Obtain a Long Quarterly Chilean GDP Series
Tena, Juan de Dios; Jerez, Miguel; Sotoca, Sonia; Carvallo, Nicole

• resumen en español | inglés • texto en inglés • pdf en inglés

Impacto de la Percepción de la Calidad del Aire sobre el Precio de las Viviendas en Concepción-Talcahuano, Chile
Mardones, Cristián

• resumen en español | inglés • texto en español • pdf en español

ENSAYO

• **La Productividad Científica de Economía y Administración en Chile: Un Análisis Comparativo**
Contreras, Claudia; Edwards, Gonzalo; Mizala, Alejandra

• resumen en español | inglés • texto en español • pdf en español

---

© ***2008 Instituto de Economía, Pontificia Universidad Católica de Chile***

Casilla 76, Correo 17
Santiago - Chile
Teléfonos 354 4314 - 354 4312

e-Mail
cuadecon@faceapuc.cl

Cuadernos de Economía, Vol. 43 (Noviembre), pp. 235-250, 2006

El Estado de Salud de los Jóvenes Uruguayos[1]

R. Todd Jewell
University of North Texas
Máximo Rossi
Universidad de la República, Uruguay
Patricia Triunfo
Universidad de la República, Uruguay

This work studies the health status of young Uruguayan population based on the Survey on Health and Social Networks, carried by Department of Economics of the Faculty of Social Sciences of the UdelaR, during the year 2004. Through an ordered probit model, the probability of having a very good, good or bad health status are estimated for young Uruguayans between 14 and 29 years of age, controlling for socioeconomic characteristics and risky behaviours. Results show that the probability of having a better health status positively depends on the education, physical activity, nutritional status, being a non-smoker, living in small cities, counting on social networks and living in a home with less relative privation. Marginal effects show that the variable chosen as an approach for the initial stock, is the most important factor in the determination of the current health status of the young.

JEL Classification: I12, J24, D12
Keywords: Health Status, Young People, Risky Behaviour, Uruguay.

[1]La encuesta utilizada para la realización de este estudio fue financiada por la Comisión Sectorial de Investigación Científica (CSIC) y la Universidad de Pennsylvania. Agradecemos especialmente el apoyo y la gestión de los fondos del Prof. Frank Furstenberg.
E-mails: patricia@decon-edu.uy

1. INTRODUCCIÓN

Este trabajo estudia la salud de los jóvenes uruguayos y sus determinantes. Los datos que se utilizan surgen de la Encuesta sobre Salud y Redes Sociales (EJ), realizada entre los meses de mayo y junio de 2004 a jóvenes entre 14 y 29 años en el Uruguay urbano[2].

El Uruguay, según los datos censales de 2004, tiene una población de 3.241.003, de la cual el 51,7% son mujeres, el 17,7% tiene 60 años o más y el 91,7% reside en zonas urbanas (44,5% en la capital del país, Montevideo)[3]. Desde el punto de vista demográfico, el Uruguay se caracteriza por un alto nivel de envejecimiento de la población, ya que los jóvenes comprendidos entre 14 y 29 años constituyen el 21%. Sus estadísticas vitales lo hacen comparable muchas veces a países desarrollados; bajas tasas globales de fecundidad (2,2%), bajas tasas brutas de natalidad (15,0%), alta esperanza de vida al nacer (75 años promedio poblacional, 78 mujeres y 69 hombres) y bajas tasas brutas de mortalidad (9,6% promedio general, tasa infantil total 15,0%, siendo en los hombres de 21,% y en mujeres 13,8%).

Lo anterior ha llevado a que Uruguay sea el país más envejecido del hemisferio occidental, provocando que el tema del envejecimiento de la población cobre una importancia sin precedente, afectando no sólo a los adultos mayores sino también a la población joven a través de los sistemas de seguridad social, mercados laborales, transferencias intergeneracionales, distribución del ingreso, etc. Sin embargo, los indicadores globales mencionados encubren condiciones deficitarias de la reproducción biológica y social del país. De hecho, de los menores de 18 años, el 16,9% está por debajo de la línea de pobreza.

El objetivo del presente estudio lo constituye la población joven, entendiendo por tal a las personas comprendidas entre los 14 y 29 años. El aporte de los(as) adolescentes y jóvenes al funcionamiento de la sociedad no se limita exclusivamente a su contribución económica. Su participación resulta esencial en las instituciones sociales como forma de darles la flexibilidad necesaria para adaptarse a los cambios, al cumplimiento de su papel en la reproducción biológica y en la socialización de las nuevas generaciones.

En las actuales condiciones del escenario económico mundial la meta del crecimiento requiere aprovechar al máximo el potencial de recursos humanos del país y lograr un orden social que promueva la conjunción de esfuerzos y ofrezca a los actores económicos confianza en la continuidad del desarrollo productivo. Por lo tanto, la inversión en mejores oportunidades y condiciones de vida para los jóvenes redundará en un mayor bienestar de la sociedad en su conjunto.

[2]Dicha encuesta fue realizada por el Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales de la Universidad de la República en acuerdo con el Instituto Nacional de la Juventud. La financiación estuvo a cargo de la Comisión Sectorial de Investigación Científica y la Universidad de Pennsylvania.

[3]Instituto Nacional de Estadística, http://www.ine.gub.uy, junio de 2005.

Existe una amplia evidencia empírica, en particular para países desarrollados, sobre la relación entre las características socioeconómicas y el estado de salud de los individuos. Sin embargo, se ha hecho mucho hincapié en el estudio de las edades avanzadas, olvidando que se puede tener impacto en la salud del adulto mayor mejorando la de las edades tempranas. De hecho, en trabajos anteriores Jewell *et al*. (2005) encuentran que haber tenido una buena salud en los primeros quince años de vida, aumenta la probabilidad de tenerla en las etapas maduras.

Del mismo modo, diversos estudios indican que un aumento del gasto en el cuidado prenatal, cuidado pediátrico y en la niñez temprana es un camino más efectivo para mejorar la salud en todo el ciclo de vida, posponiendo el gasto en enfermedades crónicas y en el alivio de la severidad (Fogel *et al.,* 2003). En Fogel *et al*. (2003) se recogen numerosos estudios que confirman amplias disparidades en el estado de salud entre diversos estratos de la población, aun en los países ricos, y aunque la tendencia de largo plazo es de sociedades más saludables.

Según algunos autores, la inequidad en salud se ha incrementado debido al cambio de los sistemas de salud desde el acceso universal a sistemas orientados por el mercado. Para otros, el origen radica en la desigualdad del ingreso. En particular, el crecimiento de la desigualdad del ingreso en la sociedad norteamericana está negativamente asociado con el estado de salud de los ciudadanos. Lo anterior puede ser el efecto del estrés sicosocial, que es el resultado de la privación relativa y de la ruptura de la cohesión social en las sociedades más desiguales. Sin embargo, para otros, el elemento crucial es el nivel absoluto del ingreso del país más que la inequidad.

En este sentido, el presente trabajo pretende aportar evidencia sobre los aspectos que inciden en la salud de los jóvenes a la hora de establecer políticas sanitarias. En especial, la literatura ha mostrado que factores no médicos, como ser el desempleo, ingreso, educación, pautas y estilos de vida, determinantes medioambientales, etc., afectan el estado de salud, pudiendo entonces los gobiernos incidir sobre la misma a través de políticas de ingreso o educativas y no de reformas sanitarias, que en general son de fuerte contenido asistencialista y no de prevención. Las bases de las políticas de salud deberían construirse sobre una evaluación del estado y condiciones de salud actuales de la población y un estudio de la relación entre dichos estados y sus probables factores determinantes.

2. Metodología e Información

Siguiendo el modelo de inversión de salud de Grossman (1972) se supone que los individuos obtienen utilidad en cualquier período t del ingreso y del *stock* de salud en el momento t, H_t. En cualquier período de tiempo t, H_t es igual al *stock* de salud heredado del período anterior, H_{t-1}, más la inversión de salud realizada en dicho período, I_{t-1}, menos el monto de salud perdido debido a la depreciación. Por consiguiente, el *stock* de salud en cualquier período t es el siguiente:

(1) $H_t = H_{t-1} + I_{t-1} - d_{t-1}H_{t-1}$; o

(2) $H_t = (1 - d_{t-1})H_{t-1} + I_{t-1}$,

donde d_{t-1} es la tasa de depreciación en el período $t-1$, la cual es un número entre 0 y 1.

La maximización de la utilidad intertemporal sujeta a las restricciones presupuestales y a la ecuación (2) produce una ecuación para el *stock* óptimo de salud, por lo tanto, el monto óptimo de inversión en salud, en cualquier período de tiempo. Suponiendo que el individuo tiene el *stock* óptimo de salud en cada período, es posible resolver la ecuación (2) para el *stock* óptimo de salud en el período T. Sea a_{t-1} igual a $1- d_{t-1}$ y θ el *stock* inicial de salud. Sustituyendo el óptimo H_t para $t > T$ resulta en la siguiente condición, la cual describe el *stock* de salud del individuo en el período T:

(3) $H_T = \Pi_i a_{T-i}\theta + \Sigma_j I_{T-j} \Pi_k a_{T-k}$,

donde $i = 1, \ldots, T$, $j = 1, \ldots, T-1$, $k = 0, \ldots, j-1$, y $a_T = 1$. Nótese que el *stock* de salud en el período T es igual al valor depreciado del *stock* inicial de salud más la suma de los valores depreciados de todas las inversiones de salud hasta el período T.

Como se observa en la ecuación (3), H_T es una función de las tasas de depreciación, de las inversiones en salud, y del *stock* inicial de salud del individuo, información que está contenida en la ecuación (4).

(4) $H_T = F\,[d, I, \theta]$

En la forma general de la ecuación (4), F es la forma de la función de H_T (determinado por la relación entre depreciación en salud e inversión a lo largo del tiempo), d es un vector de $T-1$ tasas de depreciación, e I es un vector de $T-1$ inversiones en salud. Dado que el monto real de depreciación en salud e inversión es difícil de observar a lo largo del tiempo, muchos estudios estiman la ecuación (4) a través de aproximaciones para la depreciación y la inversión. Por ejemplo, la depreciación suele ser especificada como una función de la edad, género, capital social, inactividad, alto índice de masa corporal (IMC), pobre nutrición, consumo de alcohol y de tabaco. Por su parte, la inversión será una función de variables socioeconómicas, tales como género, educación, ingreso y estado civil. Además, para indicar el *stock* inicial de salud del individuo es posible usar variables parentales o las condiciones en las etapas iniciales de la vida.

Asumiendo función lineal para F, tenemos que:

(5) $H_T = \Omega\beta + \varepsilon$,

Donde H_T es el capital actual de salud en el período T. Por otra parte, el vector Ω contiene las variables dependientes (medidas de d, I y θ), el vector β

contiene los coeficientes a estimar y ε es el término de error. Al inicio de la sección 3 se presenta la especificación econométrica de la ecuación 5 que se estima.

Tradicionalmente, el concepto de salud se medía a través de indicadores que recogían las pérdidas de la misma, como muerte o enfermedad, para cuya construcción se utilizaba la información proveniente de los servicios de salud y estadísticas vitales (INDEC, 2003). La ampliación de dicho concepto ha llevado a incorporar diferentes indicadores, como ser la autopercepción de los individuos, enfermedades crónicas, limitaciones físicas, consultas realizadas en un período, etc.[4].

En este trabajo se opta por medir el estado de salud a través del autorreporte o autopercepción del estado general (*auto*), debido a que este tipo de medida discreta captura información importante y es un buen predictor de la mortalidad (Connelly *et al.* 1989; Idler *et al.* 1991). La variable *auto* es construida a través de la siguiente pregunta de la EJ: "En los últimos 12 meses, es decir desde finales de abril de 2003 hasta hoy, ¿dirías que tu estado de salud ha sido muy bueno, bueno, regular, malo o muy malo?". Dada la distribución obtenida de la muestra se opta por construir una variable discreta que toma tres valores: el valor "1" si el joven autorreporta un regular, malo, o muy malo estado de salud, "2" si es bueno, y "3" si es muy bueno.

No obstante, H_T es una variable latente no observada, dado que el investigador solamente observa los resultados discretos. En el caso de una medida tricotómica de salud, como se usa en este estudio, el nivel de la salud, *auto,* es observado a través de la siguiente regla:

(6) *auto* = 1 (*regular, malo o muy malo*) si $H_T \leq \Delta_1$;
auto = 2 (*bueno*) si $\Delta_1 < H_T \leq \Delta_2$; y
auto = 3 (*muy bueno*) si $H_T > \Delta_2$.

Si ε se distribuye como normal, la decisión contenida en la ecuación (6) implica un modelo *probit* ordenado:

(7) $\text{Prob}(\eta = 1) = \text{Prob}(\varepsilon \leq \Delta_1 - \Omega\beta) = \Phi(\Delta_1 - \Omega\beta)$;
$\text{Prob}(\eta = 2) = \text{Prob}(\Delta_1 - \Omega\beta < \varepsilon \leq \Delta_2 - \Omega\beta) = \Phi(\Delta_2 - \Omega\beta) - \Phi(\Delta_1 - \Omega\beta)$; y
$\text{Prob}(\eta = 3) = \text{Prob}(\varepsilon > \Delta_2 - \Omega\beta) = 1 - \Phi(\Delta_2 - \Omega\beta)$.

[4]La autopercepción es un indicador que puede estar sujeto a sesgos positivos (endogeneidad) y negativos (errores de medida). Baker *et al.* (2001) estudian dichos sesgos utilizando la encuesta *Canadian National Population Health Survey* (NPHS) de 1994, que incluye autopercepción y el relevamiento de *Ontario Health Insurance Plan* (OHIP), con información sobre diagnóstico y tratamiento. Respecto a las enfermedades crónicas, más del 50% de los individuos que tienen un diagnóstico positivo en OHIP fallan en reportar que tiene una enfermedad en el NPHS, similarmente encuentran que más del 50% de los individuos que reportan tener enfermedades en el NPHS no presentan un diagnóstico médico correspondiente en el OHIP. Por lo tanto, encuentran que hay un considerable error, falso positivo y falso negativo, en la autopercepción de las condiciones crónicas.

Nótese que Δ_1 y Δ_2 son puntos de límite y son calculados con el resto de los coeficientes.

Hay que destacar que la probabilidad de que el individuo declare tener un buen o mal estado de salud es condicional a que esté vivo; en este sentido existe un truncamiento selectivo en la función de distribución (Heckman, 1979). Los datos de la muestra se extraen de una población mayor (vivos y muertos), siendo a su vez una selección no aleatoria. Una estimación que utilice sólo los datos observados llevaría a estimadores inconsistentes. A los efectos de corregir por dicho sesgo se deberían estimar por máxima verosimilitud con información completa la ecuación del *stock* de salud y la ecuación de sobrevivencia (Salas, 2002). Esto es, se debería estimar para vivos y muertos la probabilidad de tener un buen o mal estado de salud dado que se está vivo (*probit* con sesgo de selección). Sin embargo, dicha solución no es posible en nuestro trabajo, por no disponer de las características de los individuos muertos. Por otra parte, dado que la principal causa de muerte de los jóvenes son los accidentes, siendo este un fenómeno exógeno, el problema de sesgo de selección quedaría reducido para este grupo etario. Además, los estudios que han podido controlar el sesgo por trabajar con datos panel incompletos no han encontrado significativo el ratio de Mill (Salas, 2002).

A continuación se especifican las variables utilizadas como aproximaciones de d, I y θ al estimar la ecuación (5).

La depreciación es medida a través de la edad, género, capital social, inactividad, alto índice de masa corporal o pobre nutrición, consumo de alcohol y de tabaco.

Por su parte, la *edad* es una variable continua entre 14 y 29 años; mientras que el *género* es una variable dicotómica que toma el valor 1 si el joven es hombre.

El capital social refiere al *stock* de relaciones sociales, basadas en normas, redes de cooperación y confianza que generan acciones colectivas aumentando la eficiencia social y el crecimiento económico. Este es entendido como la percepción que el individuo tiene de recibir asistencia (afectiva o económica) de su familia, amigos o conocidos. El cuestionario de la EJ incluyó el siguiente conjunto de preguntas, "¿a quiénes podés recurrir en caso de: i) no llegar a fin de mes, ii) enfrentar un problema económico grave, iii) tener problemas familiares y iv) sentirse muy mal de ánimo". Las opciones de respuesta eran: "con tu madre, con tu padre, con un amigo/a, con tu pareja, con algún hermano/a, con otra persona o con nadie". A partir de esta información se crearon cuatro indicadores que intentan dar cuenta del *stock* de capital social que los individuos poseen. Las variables toman valores de 0 a 6; 0 para aquellos jóvenes que declaran no tener a nadie a quien recurrir, 1 si menciona uno de los grupos, 2 si menciona dos, etc. Es de destacar que aproximadamente un 10% de los jóvenes dice no tener a quien recurrir en caso de presentarse problemas económicos o enfrentar problemas familiares, aumentando este porcentaje a 15% en caso de sentirse muy mal de ánimo.

Por lo tanto, se opta por medir el capital social a través de *finmes, ánimo, prob, fami,* variables continuas de 0 a 6, que corresponden a la cantidad de categorías de personas a las que el joven puede recurrir en caso de no tener suficiente

dinero para los gastos del mes, estar con mal estado de ánimo, tener problemas económicos graves o problemas familiares.

La actividad física *(física)* es aproximada a través de una variable dicotómica que toma el valor 1 si el joven declara realizar regularmente actividad física.

Los problemas de nutrición son medidos a través del IMC, considerando los dos casos extremos, el que el joven sea *obeso* (variable binaria que toma el valor 1 si el IMC del joven es mayor o igual a 30), o sea de *bajo peso* (variable binaria que toma el valor 1 si el IMC del joven es menor a 18,5).

Finalmente, se controla si el joven consume *alcohol* (cantidad de veces que tomó alcohol hasta emborracharse en el último mes) y *tabaco* (variable binaria que toma el valor 1 si el joven fuma 10 o más cigarrillos al día)[5].

Por su parte, la inversión se aproxima a través de educación, género, ingreso y el estado civil del joven. Respecto a la educación, en Uruguay son obligatorios los seis años de enseñanza primaria y los tres primeros de secundaria (ciclo básico). Dado que el joven, por su edad, puede estar en etapa formativa, se opta por utilizar una variable de rezago respecto al nivel educativo que deberían tener según su edad, así *rezago* es una variable binaria que toma el valor 1 si el joven está atrasado en sus estudios de acuerdo a su edad[6], así como si abandonó el sistema educativo. A efectos de establecer el criterio de rezago del sistema educativo se considera como límite el nivel de ciclo básico. Por lo tanto, si un joven está cursando segundo ciclo o nivel terciario, no se considera rezagado aunque sea mayor a la edad que debería tener para estar cursando cualquiera de dichos niveles. En este sentido, se observa que aproximadamente el 28 % de los jóvenes están rezagados en su nivel educativo.

En la EJ se recabó información sobre el nivel de ingreso del hogar, a través de un formulario autoadministrado donde el joven ubicaba a su hogar en determinado estrato de ingreso. El 41% de los encuestados declara que su hogar percibe menos de $ 6.000 mensuales, siendo el ingreso promedio de un hogar uruguayo aproximadamente $ 14.000 en el año 2004, según datos de la Encuesta Continua de Hogares (INE, 2005). Dado que los adolescentes y jóvenes encuestados, que en su mayoría no son jefes de hogar, pueden no tener una información certera del ingreso del mismo, se opta por crear un indicador del nivel de ingreso a través de la existencia de distintos bienes en el hogar. A partir de la pregunta de la EJ: "Tienen en tu hogar en funcionamiento: ¿calefón, horno microondas, heladera con freezer, lavavajillas, aire acondicionado, TV con cable, TV satelital, DVD, teléfono celular, cámara filmadora de video, cámara de fotos digital, computadora personal con/sin conexión a internet y automóvil?", se crea un índice de privación. El mismo, originario en la literatura de pobreza, no es la simple agregación de bienes en el hogar, sino que se pondera la tenencia según lo

[5]Se considera consumo intenso de tabaco cuando se fuman 10 o más cigarrillos al día (Contera *et al.*, 2001).

[6]Se considera que el joven está atrasado si tiene una diferencia de al menos dos años con el nivel educativo que debería tener según su edad.

generalizado que esté el uso de ese bien en la muestra. En este sentido, si un hogar carece del bien j que está presente en la mayoría de los hogares, tendrá una ponderación alta en el índice agregado de privación de ese joven. De lo contrario, si en el hogar del joven no existe un bien que la mayoría de los hogares no lo posee, esa carencia tiene un peso muy bajo en el índice de privación. Dicho índice es una variable continua de 0 a 1, donde 0 implica una privación nula de los bienes considerados, mientras que 1 implicaría una privación total en el hogar del joven de dichos bienes. A partir de esta variable se construye una variable dicotómica, *depriva*, que toma el valor 1 si el hogar tiene un nivel de privación superior a la media y 0 en caso contrario[7].

Como aproximación al *stock* inicial del hogar del joven se crea una variable que recoge la situación económica de la familia en los primeros quince años de vida, a partir de la pregunta: "Durante la mayor parte de tus primeros 15 años de vida: ¿cómo era la situación económica de tu familia?, muy buena, buena, regular, mala o muy mala". Dada la frecuencia observada en las respuestas se opta por crear una variable dicotómica, *econ15*, que toma el valor 1 si el hogar del joven tuvo buena o muy buena situación económica en los primeros quince años de la vida del joven y 0 en caso contrario.

Para definir el estado civil se crean tres variables binarias que toman el valor 1 en caso de que el joven sea soltero (omitida), casado o en unión libre (*casado*) o separado o divorciado (*separado*).

El *stock* inicial de la salud del individuo se mide a través de la educación de la madre, *madeduc,* variable continua de 1 a 4 (1 primaria, 2 enseñanza media incompleta, 3 enseñanza media completa, 4 magisterio o universidad) **y** del autorreporte realizado de su salud en los primeros quince años de vida. En este último caso, a partir de la pregunta: "Durante la mayor parte de tus primeros 15 años de vida: ¿cómo dirías que era tu salud?, muy buena, buena, regular, mala o muy mala" se crea *salud15,* variable binaria que toma el valor 0 si tuvo una salud regular, mala o muy mala, y el valor 1 si fue buena o muy buena. El agrupamiento anteriormente mencionado es consecuencia, al igual que en casos anteriores, de la frecuencia de las respuestas en la muestra. Es posible que esta última variable acarree problemas de correlación, debido a la edad de la población relevada; de hecho, para algunos la variable puede estar recabando la misma información que *auto*. Debido a este problema presentamos dos especificaciones del modelo, con y sin *salud15*.

Finalmente, y dado que la literatura encuentra que el vivir en ciudades grandes afecta negativamente el estado de salud, se incluye una variable binaria que indica si el joven vive en *Montevideo*.

En el Cuadro 1 se encuentran las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas.

[7]En la EJ aproximadamente el 54% de los individuos tienen un índice de privación superior a la media.

CUADRO 1
ESTADISTICAS DESCRIPTIVAS
N = 1.502

Variable	Descripción	Media	DE	Mínimo	Máximo
auto	Autopercepción del estado de salud, "1" regular, malo o muy malo; "2 "bueno; "3" muy bueno	2,153	0,576	1	3
edad	Variable continua de 14 a 29 años	20,26	4,439	14	29
género	"1" hombre, "0" mujer	0,483	0,500	0	1
Montevideo	"1" vive en Montevideo, "0" resto país	0,560	0,497	0	1
rezago	"1" si el joven está atrasado dos o más años con respecto al nivel educativo que debería tener según su edad o si abandonó, "0" caso contrario	0,274	0,446	0	1
casado	"1" casado o unión libre, "0" caso contrario	0,188	0,391	0	1
separado	"1" separado o divorciado, "0" caso contrario	0,016	0,125	0	1
finmes	Variable continua de 0 a 6, categorías de personas a las que el joven puede recurrir en caso de no tener suficiente dinero para los gastos del mes	1,484	0,945	0	6
ánimo	Variable continua de 0 a 6, categorías de personas a las que el joven puede recurrir en caso que esté con mal estado de ánimo	1,358	1,033	0	6
prob	Variable continua de 0 a 6, categorías de personas a las que el joven puede recurrir en caso de tener problemas económicos graves	1,409	0,882	0	6
fami	Variable continua de 0 a 6, categorías de personas a las que el joven puede recurrir en caso de tener problemas familiares	1,419	0,966	0	6
física	"1" si el joven realiza regularmente actividad física, "0" caso contrario	0,581	0,494	0	1
obeso	"1" si el joven tiene un IMC mayor o igual a 30, "0" caso contrario	0,030	0,171	0	1
bajo peso	"1" si el joven tiene un IMC menor a 18.5, "0" caso contrario	0,119	0,323	0	1
alcohol	Cantidad de veces que tomó alcohol hasta emborracharse en el último mes	0,443	1,447	0	15
tabaco	"1" si el joven fuma 10 o más cigarrillos al día, "0" caso contrario	0,170	0,376	0	1
depriva	"1" si el hogar del joven tiene un índice de privación mayor a la media, "0" caso contrario			0	1
econ15	"1" si el hogar del joven tuvo buena situación económica en los primeros 15 años del joven, "0" caso contrario	0,635	0,482	0	1
madeduc	"1" primaria, "2" enseñanza media incompleta, "3" enseñanza media completa, "4" magisterio y universidad	2,162	1,091	1	4
salud15	"1" si el joven tuvo una salud buena o muy buena en los primeros 15 años de vida, "0" caso contrario	0,916	0,277	0	1

3. RESULTADOS

Se estima la ecuación (5) a través de un modelo *probit* ordenado. Cuando todos los parámetros son incluidos la ecuación se convierte en

Auto = H[*edad, género, casado, separado, rezago, Montevideo, finmes, ánimo, prob, fami, física, obeso, bajo peso, alcohol, tabaco, depriva, econ15, madeduc, salud15*]

En el Cuadro 2 se presentan las estimaciones con los errores estándares corregidos por *cluster* por departamento, para las dos especificaciones mencionadas (con y sin la salud en los primeros quince años de vida).

En este tipo de modelos se suelen encontrar bajas medidas de bondad de ajuste (Pseudo R^2)[8]. Sin embargo, estas proveen solamente información parcial que debe ser considerada en el contexto de la teoría que motiva el análisis, la investigación pasada y los parámetros estimados en el modelo que se está considerando (Long y Freese, 2001). Por tal motivo, a continuación se hace énfasis en los signos hallados de los parámetros y en los efectos marginales[9].

No se encuentra un impacto de la edad, género o estado civil en la salud del joven. Este hallazgo es diferente al encontrado en el estudio del adulto mayor (Jewell *et al.,* 2005), donde la diferencia en la esperanza de vida de las mujeres se refleja en el estado de salud.

La probabilidad de tener un mejor estado de salud depende positivamente de la educación del joven (que no se encuentre rezagado), de la actividad física que realice, que no tenga bajo peso, no fume, viva en ciudades pequeñas, cuente con un capital social y viva en un hogar de menor privación relativa. En particular, respecto a la educación y las variables que recogen estilos de vida, pueden existir problemas de endogeneidad, en el sentido de que la mayoría de las variables que las determinan también determinan la salud. Desafortunadamente, no es posible probar su existencia debido a limitaciones de los datos. A dichos efectos debería estimarse una ecuación por cada variable endógena, siendo necesario contar con restricciones de exclusión que permitan identificar el sistema.[10] Con el fin de analizar esta posible distorsión que llevaría a estimadores sesgados, se realizan estimaciones para diferentes grupos de jóvenes: con y sin rezago educativo (28 y 72% de la muestra respectivamente) y que efectúan o no habitualmente actividad física (58 y 42% respectivamente). Los resultados no muestran cambios de signos, aunque sí de significación de algunas de las variables[11].

[8]En general, los pseudo R^2 de este tipo de modelos se encuentran entre 3 y 12% (Wallace y Gutiérrez, 2005; Gerdtham y Johannesson, 1997).

[9]Dado que el modelo *probit* no es lineal, los coeficientes no son directamente los efectos marginales. Los mismos se calculan con el comando "mfx" de Stata.

[10]A su vez, la literatura encuentra que muchas veces los sesgos de utilizar malas restricciones de exclusión son más graves que los que conlleva la endogeneidad.

[11]Las estimaciones están disponibles por parte de los autores a requerimiento.

CUADRO 2
ESTIMACION *PROBIT* ORDENADO
Variable Dependiente = *auto*
N = 1.502

Variable	Modelo con *salud15*	Modelo sin *salud15*
edad	0,004 (0,006)	0,005 (0,006)
género	0,061 (0,045)	0,058 (0,045)
finmes	0,064** (0,032)	0,061* (0,033)
ánimo	0,048* (0,026)	0,043* (0,026)
prob	–0,008 (0,044)	–0,003 (0,048)
fami	–0,005 (0,018)	0,007 (0,017)
física	0,138*** (0,041)	0,151*** (0,041)
obeso	–0,074 (0,165)	–0,111 (0,179)
bajo peso	–0,136* (0,076)	–0,153* (0,086)
alcohol	–0,021* (0,012)	–0,025* (0,013)
tabaco	–0,259*** (0,031)	–0,279*** (0,034)
depriva	–0,087** (0,043)	–0,084* (0,051)
rezago	–0,192** (0,089)	–0,201** (0,098)
econ15	0,146*** (0,045)	0,228*** (0,049)
casado	–0,052 (0,085)	–0,052 (0,091)
separado	–0,167 (0,302)	–0,182 (0,273)
madeduc	0,033 (0,022)	0,025 (0,023)
salud15	0,646*** (0,089)	
Montevideo	–0,147** (0,057)	–0,148** (0,058)
Δ_1	–0,523 (0,170)	–1,033 (0,194)
Δ_2	1,526 (0,212)	0,984 (0,247)
Pseudo R^2	0,046	0,033

Nota: Entre paréntesis errores estándares corregidos por *cluster* por departamento.
* Significativo al 10%; **Significativo al 5%; *** Significativo al 1%.

Las características de los primeros quince años de vida, en cuanto a salud y situación económica de su familia, aparecen determinando positivamente el estado de salud actual del joven. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, por la cercanía del joven a esa historia, la variable dependiente e independiente sobre salud podría estar recogiendo la misma información. Por dicho motivo, se omite *salud15* a efectos de determinar la robustez de los resultados encontrando que no hay cambios en el resto de los coeficientes.

Respecto a la educación de la madre, dicha variable deja de ser significativa al utilizar variables relacionadas con el nivel de ingreso del hogar (por ejemplo, *depriva*). No obstante, no se alteran los coeficientes al eliminarla[12].

En el Cuadro 3 se presentan las estimaciones de los efectos marginales para las medias de las variables y para aquellas que resultaron significativas en la estimación. A su vez, se presentan únicamente los efectos marginales para *auto*□=□3, esto es, cómo afectan algunas variables la probabilidad de tener un muy buen estado de salud. En el caso de que las variables independientes sean binarias el efecto marginal es el cambio en la probabilidad de pasar de 0 a 1, mientras que si la variable es continua el efecto marginal es el impacto en la probabilidad de un cambio marginal en la media de la variable. En general, se

CUADRO 3
EFECTOS MARGINALES DE ESTIMACION *PROBIT* ORDENADO
Cambio en la Probabilidad de *auto* = 3, porcentajes
N = 1.502

Variable	Modelo con *salud15*	Modelo sin *salud15*
finmes	2,00	1,92
ánimo	1,48	1,34
física	4,27	4,71
bajo peso	–4,08	–4,61
alcohol	–0,66	–0,80
tabaco	–7,58	–8,20
depriva	–2,70	–2,62
rezago	–5,79	–6,12
Montevideo	–4,61	–4,68
econ15	4,48	6,53
salud15	16,06	

Nota: Se presentan únicamente los efectos marginales para los coeficientes significativos del Cuadro 2.

[12]Las estimaciones están disponibles a requerimiento por los autores.

encuentra que los efectos marginales de las variables continuas son menores que los de las variables binarias.

Los efectos marginales muestran que la variable utilizada como aproximación del *stock* inicial (θ en la ecuación (4)) es el factor más importante en la determinación del estado de salud actual de los jóvenes. Un joven con una muy buena salud en los primeros quince años de vida tiene 16 puntos porcentuales adicionales de tener una muy buena salud actual. Este efecto es especialmente grande si se lo compara con las otras variables independientes[13]. Lo anterior reafirma lo encontrado en la literatura, inversiones en salud en edades tempranas tendrán un impacto en todo el ciclo de vida.

En segundo lugar de importancia, surgen las variables utilizadas como aproximación a la depreciación (*d*). En términos de conductas preventivas, la actividad física aumenta en 5 puntos porcentuales la probabilidad de tener un muy buen estado de salud, el no fumar en 8 puntos porcentuales y el estar bien nutrido en 4 puntos porcentuales. Mientras que del mismo modo que en la literatura, se encuentra que el vivir en una gran ciudad (Montevideo) baja la probabilidad de tener un muy buen estado de salud (5 puntos porcentaules) (Gerdtham y Johannesson, 1997). Respecto al capital social, en particular si se lo mide a través del apoyo económico para llegar a fin de mes o el apoyo recibido en el caso de estar mal de ánimo, se encuentra que a medida que aumentan las personas a las que se puede recurrir también aumenta la probabilidad de presentar un muy buen estado de salud (6 y 5 puntos porcentuales respectivamente).

Por su parte, dentro de las variables referidas como de inversión (*I*), se encuentra que un joven con una muy buena situación económica en los primeros quince años de vida tiene 5 puntos porcentuales adicionales de probabilidad de presentar un muy buen estado de salud; si está rezagado en el sistema educativo, 6 puntos porcentuales menos de tenerlo; y si vive en un hogar de mayor privación que la media tiene 3 puntos porcentuales menos.

La investigación sobre pobreza en Uruguay muestra un crecimiento de la misma desde mediados de los 90, alcanzado en el 2003 entre un 31 a un 41% de los individuos según la línea de pobreza considerada (Amarante y Arim, 2005). A su vez, se destaca que está altamente concentrada en la población infantil. Por lo tanto, unido a los resultados anteriormente presentados, es posible afirmar que este empeoramiento de la situación de la infancia tendrá consecuencias en el estado de salud de los individuos en etapas posteriores de la vida. A su vez, se puede afirmar que es posible evitar problemas en el *stock* de salud de los individuos a través de la educación, políticas de empleo (que afecten el ingreso de los hogares) y provisión focalizada de servicios de salud en los primeros años de vida.

En el caso uruguayo, al analizar el gasto público social destaca la concentración del mismo en el adulto mayor. De hecho la infancia, la cual representa el 29,5% de la población total, recibe el 19,5% del gasto público social (Grau,

[13]Sin embargo, al estimar sin *salud15*, no hay grandes cambios en los efectos marginales de las otras variables.

2005). Por lo tanto, debería hacerse énfasis en la eficiencia y focalización de dicho gasto.

Los indicadores actuales de salud infantil refuerzan la importancia de los resultados de este trabajo. Por su parte, la tasa de mortalidad infantil, si bien ha bajado en los últimos años, su descenso ha sido menor que en los países de la región con similar estructura sociodemográfica (Amarante y Arim, 2005). Por otra parte, se incrementó la tasa de mortalidad postneonatal y, según el último censo de talla del 2002 realizado a niños que asisten al primer grado en el sistema público de educación, se constató un déficit moderado de talla.

4. CONCLUSIONES

La literatura ha mostrado que la salud de los jóvenes ha empeorado, al tiempo que la de los adultos mayores ha mejorado. Lo anterior tendrá necesariamente impacto en generaciones futuras. Uruguay, el país más envejecido del hemisferio, necesita conocer el *stock* de salud de su población, como una forma de capital humano, y el impacto de factores socioeconómicos, ambientales, estilos de vida, etc., sobre la misma.

El conocimiento o control de dichos factores permitiría incidir sobre la productividad de los individuos, a la vez que identificar grupos de la población expuestos a riesgos de salud diferentes, los cuales implicarán demandas diferenciales de cuidados médicos a medida que envejezcan las cohortes actuales.

Los efectos marginales muestran que la variable utilizada como aproximación del *stock* inicial es el factor más importante en la determinación del estado de salud actual de los jóvenes. Un joven con una muy buena salud en los primeros quince años de vida tiene 16 puntos porcentuales más de probabilidad de tener una muy buena salud actual. Por lo tanto, las inversiones tempranas redundan en beneficios a lo largo de toda la vida, reduciendo costos de atención médica futura.

En segundo lugar de importancia, impactan negativamente las variables utilizadas como aproximación a la depreciación, el sedentarismo, fumar y tener bajo peso.

Del mismo modo que en la literatura, se encuentra que el vivir en una gran ciudad (Montevideo) baja la probabilidad de tener un muy buen estado de salud.

Respecto al capital social, en particular si se lo mide a través del apoyo económico para llegar a fin de mes o el apoyo recibido en el caso de estar mal de ánimo, se encuentra que a medida que aumentan las personas a las que se puede recurrir también aumenta la probabilidad de tener un muy buen estado de salud.

Por su parte, dentro de las variables referidas como de inversión, vemos que un joven con una muy buena situación económica en los primeros quince años de vida presenta 5 puntos porcentuales adicionales de probabilidad de tener un muy buen estado de salud; si está rezagado en el sistema educativo posee 6 puntos porcentuales menos de probabilidad de tenerlo; y si vive en un hogar de mayor privación que la media tiene 3 puntos porcentuales menos.

Dado que la pobreza en Uruguay se concentra en la población infantil, resulta imperioso invertir en el *stock* de salud en esas edades tempranas a efectos de prever problemas en generaciones futuras. Lo anterior puede ser a través de políticas educativas, políticas de empleo o provisión focalizada de servicios de salud en los primeros años de vida (especialmente en el área de prevención).

REFERENCIAS

Amarante, V. y R. Arim (2005). "Las Políticas Sociales de protección a la Infancia". En: *Inversión en la infancia en Uruguay*, UNICEF-UdelaR.

Baker, M., M. Stabile y C. Deri (2001). "What do Self-reported, Objective, Measures of Health Measure?", *Working Paper* 8419, National Bureau of Economic Research.

Becker, G. (1965). "A Theory of the Allocation of Time", *Economic Journal* 75.

Case, A. (2001). "Does Money Protect Health Status? Evidence from South African Pensions", *Working Paper* 8495, National Bureau of Economic Research.

Case, A., D. Lubotsky y C. Paxson (2001). "Economics Status and Health in Childhood: The Origins of the Gradient", *Working Paper* 8344, National Bureau of Economic Research.

Connelly, J.E., J.T. Philbrick, R. Smith, D.L. Kaiser y A. Wymer (1989). "Health Perceptions of Primary Care Patients and the Influence on Health Care Utilization", *Supplement to Medical Care* 27.

Contera, M., W. Benia, L. Echebeste y J. Delva (2001). *Sustancias psicoactivas y factores asociados en estudiantes de primer año de la Universidad de la República. Estudio epistemológico*, Universidad de la República, Uruguay.

Costa, D. (2000). "Long Term Declines in Disability among Older men: Medical Care, Public Health, and Occupational Change", *Working Paper* 7605, National Bureau of Economic Research.

Cutler, D.M. (2001). "The Reduction in Disability among the Elderly", Proceedings of the National Academy of Sciences 98 (12).

Deaton, A. y C. Paxson (1995). "Measuring Poverty among the Elderly", *Working Paper* 5296, National Bureau of Economic Research.

Deaton, A. y C. Paxson (1999). "Mortality, Education, Income, and Inequality among American Cohorts", *Working Paper* 7140, National Bureau of Economic Research.

Deaton, A. (2001). "Health, Inequality, and Economic Development", *Working Paper* 8318, National Bureau of Economic Research.

Ettner, S.L. (1995). "New Evidence on the Relationship between Income and Health", *Journal of Health Economics 15*.

Fogel, R.W. y C. Lee (2003). "Who gets Health Care?", *Working Paper* 9870, National Bureau of Economic Research.

Fuchs, V. (1998). "Health Care for the Elderly: How much? Who will pay for it?", *Working Paper* 6575, National Bureau of Economic Research.

Gerdtham, Ulf-G. y M. Johannesson (1997). "New Estimates of the Demand for Health: Results based on a categorical health measure and Swedish micro data", *Working Paper* 205, Stockholm School of Economics.

Gerdtham, Ulf-G. y M. Johannesson (1997). "The Relationship between Happiness, Health and Socio-Economic Factors: results based on Swedish micro data", *Working Paper Series in Economics and Finance* Nº 207, Stockholm School of Economics.

Grau, C. (2005). "El Gasto Público en Infancia en Uruguay". En: *Inversión en la infancia en Uruguay*, UNICEF-Udela R.

Grossman, M. (1972). *The Demand for Health: A Theoretical and Empirical Investigation*. Columbia University Press for the National Bureau of Economic Research, New York.

Heckman, J. (1979). "Sample Selection Bias as a Specification Error", *Econometrica* 47.

Helliwell, J. (2002). "How's Life? Combining Individual and National Variables to Explain Subjective Well-Being", *Working Paper* 9065, National Bureau of Economics Research.

Hurd, M.D., D. McFadden y A. Merrill (1999). "Predictors of Mortality among the Elderly", *Working Paper* 7440, National Bureau of Economic Research.

Idler, E.L. y S. Kasl (1991). "Health Perceptions and Survival: Do global evaluations of health status really predict mortality?", *Journal of Gerontology* 46.

INDEC (2003). *La Salud a través de las Encuestas de Hogares en la Argentina*, Serie Perfil de Condiciones de Vida Nº 2.

INE (2005). http://www.ine.gub.uy.

Jewell, T.R., M. Rossi y P. Triunfo (2005). "El Estado de Salud del Adulto Mayor en América Latina". *Mimeo*.

Koivusilta, L. K., A. H. Rimpelä y M. K. Rimpelä (1999). "Health-related Lifestyle in Adolescence Origin of Social Class Differences in Health", Department of Public Health, University of Turku.

Long, S. y J. Freese (2001). *Regression Models for Categorical Dependent Variables using STATA*, Stata Press.

Salas, C. (2002). "On the Empirical Association between Poor Health and Low Socioeconomic Status at Old Age", *Health Economics* 11.

StataCorp (2003). *Stata Statistical Software*, Release 8.0. College Station, TX.

Wagstaff, A. y V. Dardanoni (1986). "The Demand for Health: A simplified Grossman model", *Bulletin of Economic Research* 38(1).

Wagstaff, A. y E. van Doorslaer (2001). "Paying for Health care: Quantifying fairness, catastrophe, and impoverishment, with applications to Vietnam, 1993-1998", *Working Paper* World Bank, Washington, D.C.

Wallace, S. y Gutiérrez, V. (2005). "Equity of Access to Health Care for Older Adults in four major Latin American Cities", *Pan American Journal of Public Health*, Vol. 17, Nº 5/6.

Wise, D. Editor (1989). *The Economics of Aging*. University of Chicago Press, National Bureau of Economic Research.

Cuadernos de Economía, Vol. 43 (Noviembre), pp. 251-284, 2006

Modelos de Algoritmos Genéticos y Redes Neuronales en la Predicción de Índices Bursátiles Asiáticos*

Antonino Parisi
Universidad de Chile
Franco Parisi
Universidad de Chile
David Díaz
Universidad de Chile

This study analyzes the capacity of multivariated models constructed from genetic algorithms and artificial neural networks to predict the sign of the weekly variations of the Asian stock-market indexes Nikkei225, Hang Seng, Shanghai Composite, Seoul Composite and Taiwan Weighted. The results were compared with those of an ingenuous model or AR(1) and a strategy of buy *and* hold. *The multivariable model from genetic algorithms obtained the best performance in terms of yield corrected by risk, measured by the indexes of Sharpe and Treynor. Although the Ward network obtained a better predictive capacity, this was not reflected in a greater yield corrected by risk. The results were confirmed in the series generated through a bootstrap process. Thus, this study presents evidence that for the Asian market, the genetic models and Ward recursive networks can predict the directional change of the index, along with to generate greater returns than an ingenuous model and a strategy buy and hold. This supports the conclusions of the study of Leung, Daouk and Chen (2000), according to which the prediction of the direction of movement can give greater gains of capital than the forecasts of close values.*

JEL: G10, G14, G15
Keywords: Genetic Algorithms, Artificial Neural Networks, Forecast Capacity.

*Los autores desean agradecer a un árbitro anónimo, a los profesores Jorge Gregoire, Edinson Cornejo y a Rodrigo Jarpa por sus valiosos comentarios.
E-mail: antonino@parisinet.com, aparisi@unegocios.cl, david@parisinet.com

1. INTRODUCCIÓN

La aplicación de técnicas de predicción del cambio de signo de los retornos de mercado es un tema de creciente interés por parte de la comunidad financiera, existiendo numerosas evidencias de las bondades de la predicción del signo, en contraste al enfoque tradicional de predicción puntual del nivel de precios. Siguiendo dicha línea de investigación, este estudio presenta una evaluación empírica de tres métodos de proyección para el cambio de signo en índices bursátiles, y se realiza una comparación de las rentabilidades promedio que se obtendrían con una estrategia de inversión *activa* versus una estrategia *pasiva* o *buy and hold.*

Específicamente, en este estudio se analiza la capacidad de los modelos multivariados dinámicos construidos a partir de algoritmos genéticos y de los modelos de redes neuronales para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles asiáticos: Nikkei225 (N225) de Japón, Hang Seng (HSI) de Hong Kong, Shanghai Composite (SSEC) de China, Seoul Composite (KS11) de Corea del Sur y Taiwan Weighted (TWII) de Taiwán, entre el 4 de agosto de 1997 y el 9 de diciembre de 2002, entendiendo que la predicción de la dirección del movimiento del índice del mercado accionario es relevante para desarrollar estrategias de transacción efectivas, las cuales pueden arrojar mejores resultados que aquéllas basadas en la proyección puntual del nivel de precios (Leung *et al.,* 2000).

La hipótesis de trabajo plantea que predecir el signo de los retornos de los mercados podría generar mejores resultados que los obtenidos por un inversionista pasivo[1] debido a dos razones: primero, a que la mayor capacidad predictiva derivada de las técnicas en estudio permitirá que el inversionista tome posiciones en activos más volátiles, de manera de aprovechar la mayor amplitud del ciclo básico de evolución del precio, comprándolos cuando se encuentren en la parte inferior del ciclo y vendiéndolos en la parte superior, obteniendo así una mayor rentabilidad; y segundo, a que posiciones más volátiles no implican necesariamente mayores riesgos, ya que un inversionista que lleve a cabo una estrategia de inversión activa puede liquidar su posición cuando su predicción apunta a una caída futura en los mercados, tomando solamente una parte del riesgo del mismo. En este sentido, la estrategia activa tendría mejores índices riesgo-retorno, como de Treynor o Sharpe, que un inversionista pasivo[2] (Brown *et al.,* 1998).

[1]Esta estrategia pasiva consiste en comprar el activo al inicio del período en cuestión y mantenerlo hasta el final del mismo período. En la literatura esta estrategia se conoce como *buy and hold.*

[2]Por ejemplo, si midiéramos de manera hipotética el riesgo marginal asumido por un inversionista completamente diversificado al comprar un índice de mercado, éste dependería del tipo de estrategia que siga el inversionista: si el inversionista realiza una estrategia *pasiva,* sin capacidad predictiva alguna, el riesgo marginal asumido correspondería a *Beta* = 1,0, debido a que durante el horizonte de inversión deberá mantener en su cartera el activo en cuestión, independiente de si el activo aumenta de valor o si lo pierde, asumiendo, por tanto, la totalidad de la volatilidad del mismo; en cambio, un inversionista que realiza estrategia *activa,* con 100% de capacidad predictiva de la dirección del índice, asumiría un riesgo marginal menor, por ejemplo, correspondiente a *Beta* = 0,5, debido a que podrá reaccionar vendiendo su posición con anticipación si conoce que el índice irá a la baja y recomprándola cuando sepa que irá al alza. De esta forma, en la estrategia *activa* el inversionista sólo asumiría la volatilidad del activo cuando su predicción le indique que éste se moverá al alza obteniendo un *timming* o capacidad de reacción perfecta.

Para el éxito de la estrategia planteada es necesario que se cumplan condiciones adicionales. A saber, no sólo basta contar con capacidad predictiva de activos más volátiles, sino que es necesario que los mercados en que éstos se transan sean líquidos, profundos y con costos de transacción moderados. De acuerdo a lo anterior, buscamos utilizar las técnicas mencionadas en mercados que tengan una alta capitalización, volatilidad y liquidez, de manera de aislar el efecto de la capacidad predictiva en la rentabilidad del inversionista.

La mayoría de los estudios basados en algoritmos genéticos y redes neuronales se han situado en mercados desarrollados como EE.UU. (Bosarge, 1993; Tsibouris y Zeidenberg, 1995; White, 1993), Gran Bretaña (Tsibouris y Zeidenberg, 1995) y Japón (Yoda, 1994). Dichos modelos han sido utilizados para predecir el nivel o el signo de los retornos de índices bursátiles más grandes y estables (Hawley *et al.*, 1990; Refenes, 1995), dejando abierta la posibilidad de que dichos resultados no sean replicables en mercados más volátiles, tales como los de Asia. La creciente importancia de los mercados asiáticos se ve reflejada en cuanto a su capitalización y volatilidad[3], como consecuencia del interés cada vez mayor de los inversionistas individuales e institucionales que invierten sus fondos en ellos. De acuerdo a las características expuestas en los Gráficos 1 al 3, creemos que los mercados y el horizonte de tiempo seleccionado permitirán contar con un marco empírico adecuado para conocer el desempeño de las técnicas y estrategias estudiadas, dado que éstos cumplen con las condiciones planteadas en el párrafo anterior: mercados volátiles, líquidos y profundos.

Una parte importante del análisis consistirá en determinar la significancia estadística y económica de la capacidad predictiva de las técnicas de algoritmos genéticos y redes neuronales, destacando el potencial beneficio de usar técnicas de *bootstrapping* en la modelación. De los resultados encontrados, destaca la capacidad de los modelos para lograr rentabilidades mayores a las alcanzadas por la estrategia pasiva, lo cual se traduce en la relevancia de difundir el uso de dichas herramientas predictivas. Los resultados indican robustamente la conveniencia de usar modelos de algoritmos genéticos y redes neuronales a la hora de tomar decisiones de inversión en índices bursátiles asiáticos, dado que ellos permitirían lograr mejores índices de rentabilidad corregida por riesgo que un modelo ingenuo o una estrategia pasiva.

El documento se divide en cinco secciones: la sección dos presenta una revisión de la literatura relacionada; la sección tres explica la metodología empleada en la investigación; la sección cuatro muestra el análisis de los resultados y, finalmente, la sección cinco presenta las conclusiones.

Los autores han preferido colocar los gráficos y cuadros citados en el texto antes de los anexos que van al final.

[3]Para entender la magnitud de las altas volatilidades, basta observar el Gráfico 1. Aquí vemos que las bolsas obtienen grandes aumentos en su nivel de capitalización durante los años 1999 y 2003, mientras que durante el año 2000 y el 2002 este mismo nivel decae fuertemente.

2. MARCO TEÓRICO

La hipótesis de mercados eficientes (Fama, 1970) plantea que el mercado refleja completa y correctamente toda la información relevante para la determinación de los precios de los activos. Dado que el surgimiento de nueva información es de carácter aleatorio, los cambios registrados por los precios accionarios también lo serían. Esto ha llevado a muchos analistas financieros y académicos a señalar que las fluctuaciones de los precios accionarios siguen un camino aleatorio (*random walk*), donde el concepto de aleatoriedad se refiere a que las variaciones de precios son generadas a partir de un cierto tipo de proceso estocástico.

Varios estudios han concluido que existe evidencia significativa de que los precios accionarios no siguen un camino aleatorio y muestran que los retornos accionarios son predecibles en algún grado. Por ejemplo, Lo y MacKinlay (1988), empleando datos de EE.UU., Europa Occidental y Japón, para el período comprendido entre 1962 y 1985, registraron una correlación serial positiva entre los retornos semanales para una variedad de índices y portafolios de tamaño medio. Conrad y Kaul (1988) también encontraron evidencia de predictibilidad de los retornos en el corto plazo usando datos semanales y para el mismo período utilizado por Lo y MacKinlay (1988); la metodología usada fue un proceso autorregresivo de primer orden, que permitió las conclusiones ya mencionadas. De Bondt y Thaler (1985), Fama y French (1988), Poterba y Summers (1988) y Chopra *et al*. (1992) hallaron una correlación serial negativa en los retornos de los activos individuales y varios portfolios sobre intervalos de tres a diez años[4]. Por su parte, Jegadeesh (1990), ocupando datos de EE.UU., examinó la predictibilidad de los retornos mensuales sobre activos individuales para los años 1934-1987, y encontró una correlación serial negativa de primer orden altamente significativa para rezagos de dos meses, y una correlación serial positiva para rezagos mayores. Blume *et al*. (1994) presentaron un modelo teórico que sugiere que existe una relación significativa entre los rezagos del volumen transado y los retornos actuales de los activos individuales.

Para explicar la predictibilidad de las variaciones de los retornos accionarios se postulan dos argumentos alternativos: (a) los mercados son ineficientes y los precios de los activos se mueven alrededor de su valor fundamental, y (b) los mercados son eficientes y la predictibilidad de las variaciones puede ser explicada por un equilibrio en los retornos *time-varying*. Ferson y Harvey (1991) mostraron que la predictibilidad de los retornos accionarios no se debe necesaria-

[4]De Bondt y Thaler (1985) ocuparon retornos mensuales de las acciones comunes del NYSE y calcularon el Retorno Anormal Acumulado (CAR, por sus siglas en inglés) como medida de sobrerreacción del mercado, para el período comprendido entre enero de 1926 y diciembre de 1982. Fama y French (1988) ampliaron la muestra usada por los autores anteriores hasta el año 1985, en busca de los principales componentes de los precios accionarios. Por su parte, Poterba y Summers (1988) usaron datos de EE.UU. (1871-1986) y otros 17 países (1957-1985) para testear la razón entre una varianza mensual y la anual, en busca de autocorrelación. Por último, Chopra *et al*. (1992) ocuparon datos mensuales del NYSE (1926-1986) y la metodología RATS de Ibbotson (1975).

mente a ineficiencias del mercado o a una sobrerreacción de los inversionistas irracionales, sino que a la predictibilidad que presentan algunas variables agregadas que son parte del *set* de información que explica la rentabilidad de los activos. Para esto ocuparon un modelo multi-beta tipo APT, para analizar diez portfolios de inversión rankeados por tamaño y otros grupos de activos como bonos gubernamentales de largo plazo. Según Leung *et al*. (2000), la predicción de los retornos accionarios, dadas las variables agregadas en el *set* de información de los inversores, es un hecho que es aceptado en la reciente literatura de las finanzas empíricas, y las preguntas apuntan hacia cómo usar la información de una manera óptima para predecir y transar en los mercados.

Sin embargo, Hodgson y Nicholls (1991) sugieren evaluar la significancia económica de predecir la dirección de los cambios en los precios de los activos y no su nivel[5]. En esta materia, Leung *et al*. (2000) compararon la capacidad predictiva de los modelos de clasificación[6] con los de estimación de nivel[7] y concluyeron que los primeros se desempeñan mejor que los segundos en términos de su tasa de acierto (medida por el número de veces en que la dirección pronosticada es correcta) y, además, son capaces de generar beneficios económicos más altos. Wu y Zhang (1997) han sugerido que las estrategias de transacción basadas en la estimación de la dirección del cambio en el nivel de precios son más efectivas y pueden generar beneficios más altos que aquellas basadas en una predicción puntual del nivel de precios de los instrumentos financieros. Los mismos autores investigaron la predictibilidad de la dirección del movimiento en el tipo de cambio *spot* futuro. O'Connor *et al*. (1997) apoyan la conveniencia de proyectar la dirección del cambio en el nivel de precios más que el nivel de precios en sí. Esto último resulta relevante para los analistas de mercado y para los *traders*, ya que apunta a que deben centrar sus esfuerzos en predecir con precisión la dirección de los movimientos en vez de minimizar la desviación de las estimaciones de los valores observados. Este trabajo se sitúa en la literatura financiera en el contexto de la predicción de la dirección de los movimientos de los índices estudiados, escogiéndose, como Parisi *et al*. (2004), el conteo de aciertos como la forma de evaluar la capacidad predictiva. Para ello se utilizan algoritmos genéticos y redes neuronales, siendo el aporte principal la utilización de la técnica de *bootstrapping* para la construcción de intervalos de confianza de las proyecciones de signo, y para analizar la robustez de los modelos analizados.

Los algoritmos genéticos son utilizados para encontrar la combinación óptima de variables explicativas para un modelo multivariado tradicional que permita proyectar semanalmente el signo (dirección) de las variaciones experimentadas por los índices en estudio, es decir, que permita predecir si el índice se moverá al alza o a la baja durante la semana siguiente. En términos formales, se

[5]Los autores ocuparon datos diarios del mercado accionario australiano.
[6]Análisis discriminante lineal, modelo logit, modelo probit y red neuronal probabilística.
[7]Suavizamiento exponencial adaptativo, vector autorregresivo con filtro de Kalman, función de transferencia multivariada y red neuronal multicapas de retroalimentación hacia atrás.

utiliza una predicción de signo estática con horizonte de una semana (*one step ahead)*. Por otra parte, las redes neuronales fueron escogidas por su alta capacidad predictiva y de adaptación a los problemas presentados, buscando predecir el signo de la dirección del cambio de los índices analizados en el mismo horizonte de tiempo. El Anexo 1 presenta una descripción detallada de la teoría subyacente a los modelos.

3. METODOLOGÍA Y DATOS

Se utilizaron 280 valores de cierre semanales de las variables incluidas en los modelos[8], correspondientes al período entre el 4 de agosto de 1997 y el 9 de diciembre de 2002. El Anexo 2 presenta las estadísticas de las series estudiadas.

A. Algoritmo Genético

El objetivo del algoritmo genético es encontrar un modelo multivariado dinámico que maximice el porcentaje de predicción de signo (PPS) de las variaciones semanales de los índices bursátiles asiáticos en estudio. Los modelos multivariados dinámicos utilizados son modelos de series de tiempo que expresan el comportamiento de una variable en función de sus valores rezagados, de rezagos de variables exógenas y de rezagos de los residuos del modelo. Los modelos se basan en un algoritmo genético simple que trabaja con cadenas binarias de largo fijo en representación de las posibles soluciones al problema.

Los modelos multivariados dinámicos usados para predecir el signo de las fluctuaciones semanales de los índices bursátiles N225, HSI, SSEC, KS11 y TWII se presentan a continuación:

$$
\begin{aligned}
\Delta N225_t &= \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta N225_{t-1} + \ldots + \rho_{AR} \cdot \Delta N225_{t-AR} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_{MA} \cdot \Delta\varepsilon_{t-MA} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \ldots + \beta_X \cdot \Delta DJI_{t-X} + \mu_t \\
\Delta HSI_t &= \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta HSI_{t-1} + \ldots + \rho_{AR} \cdot \Delta HSI_{t-AR} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_{MA} \cdot \Delta\varepsilon_{t-MA} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \ldots + \beta_X \cdot \Delta DJI_{t-X} + \mu_t \\
\Delta SSEC_t &= \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta SSEC_{t-1} + \ldots + \rho_{AR} \cdot \Delta SSEC_{t-AR} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_{MA} \cdot \Delta\varepsilon_{t-MA} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \ldots + \beta_X \cdot \Delta DJI_{t-X} + \mu_t \\
\Delta TWII_t &= \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta TWII_{t-1} + \ldots + \rho_{AR} \cdot \Delta TWII_{t-AR} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_{MA} \cdot \Delta\varepsilon_{t-MA} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \ldots + \beta_X \cdot \Delta DJI_{t-X} + \mu_t \\
\Delta KS11_t &= \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta KS11_{t-1} + \ldots + \rho_{AR} \cdot \Delta KS11_{t-AR} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \ldots + \theta_{MA} \cdot \Delta\varepsilon_{t-MA} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \ldots + \beta_X \cdot \Delta DJI_{t-X} + \mu_t
\end{aligned}
\tag{1}
$$

Donde ε_t corresponde al término de error del modelo, ΔDJI corresponde a la diferencia del *Dow Jones Industry* y los subíndices AR, MA y X representan el máximo orden de rezagos de las variables independientes. El máximo número de rezagos para los términos AR, MA y X fue 4, por lo que el máximo número de variables para el modelo fue 12. Además, cada variable fue representada con un *bit* y, por lo tanto, el largo de la cadena binaria resultó ser igual al máximo núme-

[8]Dado que se emplearon cuatro rezagos de las variables explicativas en primera diferencia, el tamaño del conjunto final fue de 275 semanas.

ro de variables del modelo[9]. De acuerdo a las matemáticas binarias, una cadena de largo *"L"* permite representar *"2^L"* soluciones posibles. En consecuencia, contamos con un total de 4.096 modelos para predecir la dirección de las fluctuaciones de los índices bursátiles N225, HSI, SSEC, KS11 y TWII, entre los cuales el algoritmo genético realizará la búsqueda de la mejor solución.

Para iniciar el proceso de optimización genética (ver Cuadro 2) el algoritmo generó 100 modelos aleatorios de 12 bits de largo. De acuerdo a Bauer (1994), es importante que la población esté compuesta por un número no tan pequeño de potenciales soluciones, normalmente entre 100 y 200 individuos, de manera de garantizar que sea seleccionado un grupo amplio de individuos representativos de las mejores soluciones. A continuación, el algoritmo procedió a estimar cada uno de los 100 modelos pertenecientes a la primera generación, utilizando para ello un proceso recursivo. El proceso recursivo[10] es un proceso iterativo que permite reflejar el hecho de que los agentes irán actualizando el *set* de información utilizado para realizar proyecciones, ampliándolo a medida que se cuenta con nueva información. En este trabajo el proceso recursivo comienza tomando las primeras 50 semanas de observaciones históricas, y realiza una proyección para la semana 51. En la iteración siguiente, reflejando el hecho de que ha transcurrido una nueva semana y se cuenta con información adicional, se utilizan 51 semanas como datos intramuestrales y se proyecta la variación del índice para la semana 52. El proceso se repite 225 veces, hasta que el conjunto intramuestral corresponde a la totalidad de la muestra en estudio. Así se contará con 225 proyecciones extramuestrales hechas por cada uno de los 100 modelos, los cuales son evaluados en función del PPS alcanzado. Luego los modelos se ordenan de manera descendente, por PPS. A continuación se seleccionan los 30 primeros modelos, correspondientes a los 30 PPS más altos, a los cuales se les llama padres. De estos 30 padres, el 10% superior pasa directamente a la siguiente generación, de manera de asegurar que las mejores soluciones alcanzadas hasta ese momento sobrevivan a través de las generaciones. La combinación de los cromosomas de los 27 padres restantes generan 97 hijos por el método de cruce doble (ver Cuadro 1), con lo cual queda conformada la siguiente generación de 100 modelos (97 hijos más los 3 padres pasados directamente). Se permitió una mutación con una probabilidad de 8,33%, es decir, de manera aleatoria, algunos genes correspondientes a los 100 hijos cambian su posición binaria de 1 a 0 o viceversa. Con esto se permite que el proceso de optimización tenga acceso a

[9]El primer *bit* de la cadena representará al índice, en primera diferencia y rezagado un período; el bit 2 representará al rezago 2; el bit 5 representará al residuo del modelo rezagado un periodo; el bit 8 representará al cuarto rezago del residuo; el siguiente bit representará el primer rezago del *Dow Jones Industry* (DJI) en primera diferencia; y, finalmente, el último bit representará al cuarto rezago. Cada bit puede tomar el valor de 0 o 1: cuando tome el valor de 0, la variable que representa no será incluida en el modelo, mientras que cuando tome el valor de 1, la variable representada sí formará parte del modelo. Una vez realizada la codificación de los modelos, se comenzó a trabajar con el algoritmo genético. La primera generación de modelos (o población inicial), de un tamaño de 100, se obtuvo aleatoriamente desde el rango de interés.

[10]El Anexo 3 presenta una descripción formal y gráfica del proceso de estimación recursivo.

potenciales soluciones no cubiertas en la combinación de los padres, pero se hace de manera que su incidencia no sea un factor preponderante, ya que de hacerlo originaría un proceso de evolución aleatorio. Por otra parte, la clonación está implícita en el proceso ya que no se restringió el cruce entre dos modelos iguales. Una vez terminada la nueva generación de modelos, se calculan nuevamente los PPS, continuando con el proceso de selección y generando nuevas descendencias hasta concluir con la generación número 15.

Con respecto a la probabilidad de mutación y al número de generaciones, debemos precisar que en términos generales existe una relación inversa entre estas dos variables, es decir, a medida que aumentamos la probabilidad de mutación disminuye la cantidad de generaciones necesarias para alcanzar el óptimo. Esto porque el aumentar la probabilidad de mutación repercute directamente en la muestra de posibles soluciones a ser probadas por el algoritmo, aumentando también la probabilidad de encontrar el óptimo en menos generaciones. En caso de ocupar una tasa de mutación inferior, sería de esperar que la convergencia al mejor modelo fuera más lenta, por lo que serían necesarias más generaciones. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, tasas muy altas de mutación podrían provocar que el proceso de selección se volviera aleatorio, por lo que la tasa usada debe garantizar un proceso evolutivo que mejore las especies a través de las generaciones. Creemos que los parámetros escogidos[11] cumplen con lo anterior, dejando abierto el debate con respecto a la combinación óptima de número de generaciones y probabilidad de mutación, así como también el análisis en profundidad de la sensibilidad de la optimización a dichos parámetros. El Gráfico 4 muestra que, por lo general, el algoritmo convergió al modelo óptimo antes de la generación 15 (se encontró siempre antes de la generación 7). Al mismo tiempo, dada la enorme combinatoria y capacidad de cálculo requerida para analizarla, se ha mantenido constante el tamaño inicial del proceso recursivo en 50 datos, centrando la búsqueda sólo en la combinatoria de variables explicativas. Un enfoque más amplio de optimización genética debería tratar de optimizar la búsqueda de variables explicativas y, al mismo tiempo, el tamaño de observaciones óptimas necesarias para un proceso recursivo o *rolling*, siendo este último un desafío propuesto para nuevas investigaciones.

B. Red Neuronal

En cuanto al modelo de red neuronal, la variable de salida está dada por la variación (o primera diferencia) del índice respectivo en el período "*t*", mientras que las variables de entrada se refieren a las variaciones rezagadas de los índices bursátiles en estudio y del Dow Jones Industry. La forma funcional de los modelos, para los índices bursátiles N225, HSI, SSEC, KS11 y TWII, se expresa en las siguientes ecuaciones:

[11]Población inicial de 100 modelos, 15 generaciones, y tasa de mutación de 8,33%.

$$
(2)\quad
\begin{aligned}
\Delta N225_t &= g\left(\Delta N225_{t-1},\ldots,\Delta N225_{t-4},\Delta DJI_{t-1},\ldots,\Delta DJI_{t-4}\right)\\
\Delta HSI_t &= g\left(\Delta HSI_{t-1},\ldots,\Delta HSI_{t-4},\Delta DJI_{t-1},\ldots,\Delta DJI_{t-4}\right)\\
\Delta SSEC_t &= g\left(\Delta SSEC_{t-1},\ldots,\Delta SSEC_{t-4},\Delta DJI_{t-1},\ldots,\Delta DJI_{t-4}\right)\\
\Delta KS11_t &= g\left(\Delta KS11_{t-1},\ldots,\Delta KS11_{t-4},\Delta DJI_{t-1},\ldots,\Delta DJI_{t-4}\right)\\
\Delta TWII_t &= g\left(\Delta TWII_{t-1},\ldots,\Delta TWII_{t-4},\Delta DJI_{t-1},\ldots,\Delta DJI_{t-4}\right)
\end{aligned}
$$

La construcción de la red neuronal requiere que la base de datos se divida en dos conjuntos diferentes: (a) conjunto de entrenamiento, porcentaje de datos empleados para que la red aprenda el problema, y (b) conjunto de producción o extramuestral, datos que no han sido incorporados anteriormente, que serán utilizados para probar el rendimiento o la capacidad de predicción de la red ante datos que nunca ha visto. Al igual que en el algoritmo genético, la red fue entrenada a través de un proceso recursivo, el cual comienza con las primeras 50 semanas y realiza una proyección para la semana 51. Así, los primeros 50 datos o semanas corresponderían al conjunto de entrenamiento, mientras que la observación relativa a la semana 51 corresponderá al conjunto de producción o extramuestral. En la iteración siguiente, se utilizan 51 semanas como conjunto de entrenamiento, y se proyecta extramuestralmente la semana 52. El proceso se repite 225 veces añadiendo siempre un dato al conjunto de producción, hasta que su tamaño corresponde a la totalidad de la muestra en estudio. Así, se contarán 225 proyecciones extramuestrales con una semana de anticipación.

Para predecir el signo de las variaciones semanales de los índices asiáticos se utilizó la red ward de tres *capas*, modelo de red neuronal que usa el algoritmo de aprendizaje supervisado de propagación hacia atrás. El modo de aprendizaje supervisado indica que la variación observada del índice bursátil es usada para supervisar el proceso de entrenamiento[12]. La utilización de la red ward se

[12]En una red neural hay pares de *inputs* y *outputs* que son usados para entrenar la red. Puede haber múltiples *inputs* (variables explicativas) y múltiples *outputs* (proyecciones de diferentes variables). Entre los *inputs* y los *outputs* hay una capa (o múltiples capas) de procesamiento que imitan el trabajo del cerebro humano. Luego, dado un nuevo conjunto de *inputs*, la red puede producir un nuevo *output* (proyección) sobre la base de lo que aprendió de los pares de *inputs* y *outputs* que le fueron provistos. El analista puede controlar algunos aspectos del proceso, tales como la tasa de aprendizaje y la precisión deseada del output (Wilson y Keating, 1998). De este modo, la Red aprende un conjunto predefinido de pares de entradas y salidas dadas como ejemplos, empleando un ciclo propagación-adaptación de dos fases: una vez que se han aplicado los datos de entrada a la primera capa de unidades de la Red, ésta se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, la cual se compara con la salida deseada para estimar el error asociado a la predicción. El error se transmite hacia atrás, desde la capa de salida hacia todas las capas intermedias que contribuyan directamente a ella. Sin embargo, las unidades de la capa intermedia sólo reciben una fracción del error total, basándose en la contribución relativa de la unidad a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa. Luego, basándose en el error, se actualizan los pesos de conexión de cada unidad con el objeto de ajustar el modelo y disminuir el error final. Así, a medida que se entrena la Red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que ellas aprenden a reconocer distintas características del conjunto de entrenamiento, aproximándose de esta manera al pensamiento y al comportamiento de los agentes, en nuestro caso, del mercado bursátil.

basa en su buen desempeño con las series de tiempo, como ha sido evidenciado por Parisi (2002). Este tipo de red se caracteriza porque pueden aplicarse diferentes funciones de activación a los grupos de neuronas (*slabs)* de la *capa oculta*, para detectar características distintas en los patrones procesados a través de la red. De esta manera, la *capa de salida* tendrá diferentes puntos de vista de los datos, lo cual puede conducir a una mejor predicción. El Gráfico 5 resume las características de la arquitectura de la red utilizada.

C. Evaluación de la Capacidad Predictiva y Significancia Estadística de los Modelos

Tanto los modelos generados por algoritmos genéticos como el modelo de redes neuronales fueron estimados a partir de los datos del conjunto intramuestral. Este proceso fue seguido por una evaluación empírica sobre la base de los datos del conjunto extramuestral, el cual se compone de 225 observaciones semanales. Como se mencionó anteriormente, el desempeño relativo de los modelos fue medido por el número de predicciones correctas del signo de la variación del índice. Para ello se comparó el signo de la proyección con el signo de la variación observada en cada i-ésima semana, donde $i = 1, 2, \ldots, s,$ siendo s el número de observaciones del conjunto extramuestral. Si los signos entre la proyección y el observado coinciden, entonces se anota un *acierto*, aumentando la efectividad del modelo analizado, en caso contrario, el modelo disminuye su capacidad predictiva. Luego, al igual que Kanas (2001), se aplicó el *test de acierto direccional* de Pesaran y Timmermann (1992), a fin de medir la significancia estadística de la capacidad predictiva de los modelos. No obstante, la sola aplicación del test no permite conocer las características de los momentos de la distribución que sigue dicho estadístico, por lo que podemos estar en presencia de conclusiones sesgadas a las características de la muestra en estudio. Por esta razón, y con el objetivo de evitar el problema anterior[13], y de despejar las dudas respecto de si la capacidad predictiva se debe a la bondad del modelo, a las características de la muestra de observaciones sobre la que ha sido aplicado, o simplemente al factor suerte, se utilizó un proceso *bootstrap*. El *bootstrap* es un proceso de generación de observaciones ficticias a partir de datos históricos, a fin de contar con suficiente información para elaborar diferentes conjuntos extramuestrales sobre los cuales probar la validez de los modelos y, de esta manera, obtener conclusiones robustas. Específicamente, se realizó un proceso *bootstrapping* o remuestreo, con el cual se generaron 500 series, de 100 semanas cada una, a partir de la serie histórica original. El *bootstrap* utilizado fue del tipo *por bloques* (*block-bootstrap*), ya que las 500 series fueron construidas a partir de secciones de 4 semanas, escogidas aleatoriamente y con igual probabilidad de selección desde la serie original. Se utilizó el proceso por bloques debido a que estamos trabajando con series de tiempo, en las cuales es necesario mantener

[13] Este problema es conocido como *data snooping*.

aun de manera débil el orden de las series, ya que de lo contrario el proceso de remuestreo formaría series inconexas temporalmente, lo que no tiene sentido en el presente análisis. A continuación se procedió a estimar el PPS del mejor modelo multivariado obtenido desde el proceso de optimización genética, así como de la red neuronal, en cada una de las 500 series *bootstrap*.

Adicionalmente, los resultados del mejor modelo multivariado dinámico y de la red neuronal de cada uno de los índices bursátiles analizados fueron comparados con los de un modelo ingenuo o AR(1), cuya estructura se presenta en la siguiente ecuación:

$$\Delta \acute{I}ndice_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot \Delta \acute{I}ndice_{it-1} + \varepsilon_t \tag{3}$$

donde Δ indica primera diferencia, ε_t representa el término de error en el momento *"t"*, y α_0 y α_1 son los coeficientes del modelo. Esta comparación adicional se realizó para probar empíricamente la hipótesis planteada en la introducción, permitiéndonos medir la eficacia de una estrategia *activa*, la cual es representada por las técnicas de algoritmo genético y redes neuronales, y la eficacia de una estrategia *pasiva*, representada por el modelo ingenuo y la estrategia de *buy and hold*. Sin embargo, y de acuerdo a Sharda (1994), es necesario ser cuidadosos al realizar tal comparación ya que, por definición, un modelo ingenuo no utiliza ningún tipo de recomposición de la muestra utilizada en las estimaciones, al contrario del proceso recursivo planteado aquí o a la división de la muestra en subconjuntos, como lo requieren las redes neuronales. Así, dicha comparación está sujeta a una muestra sesgada, ya que el modelo ingenuo utilizará la totalidad de la muestra de tamaño *"n"* para medir su capacidad predictiva, mientras que el proceso recursivo utilizará *"s"* observaciones para hacerlo, donde *"s"* es igual a *"n–k"* donde *"k"* es el número de observaciones perteneciente al subconjunto intramuestral o de entrenamiento[14]. Para solucionar dicho problema el modelo ingenuo utilizará las primeras 50 observaciones para estimar los parámetros, y las restantes 50 (de las 100 observaciones de cada serie *bootstrap*) para medir su capacidad predictiva, garantizado que el tamaño extramuestral sea igual al del algoritmo genético y la red neuronal.

También se calculó la rentabilidad de seguir las recomendaciones de *compra* (cuando el valor proyectado para el futuro cercano indicaba un alza en el precio) y *venta* (en el caso contrario) de los modelos analizados. El cálculo de las rentabilidades de las técnicas consideró un monto de inversión inicial de US$ 10.000, valorándose la estrategia como el valor total de la cartera, es decir, la suma de la posición en el índice, más el dinero en efectivo con el que se contaba. Las señales de compra fueron ejecutadas en la medida que la cartera contaba con dinero en efectivo al momento de la señal, y las recomendaciones de venta fueron ejecutadas en la medida que se contaba con unidades del índice

[14]Ver Anexo 3.

respectivo. No se consideraron *ventas cortas,* costos de transacción ni de almacenaje.

Finalmente, contando con la rentabilidad promedio anual de cada técnica y con la desviación estándar de ésta, fue posible estimar los índices de Sharpe y Treynor, los cuales permitirán comparar el desempeño de los modelos en el contexto de la teoría moderna de portfolios, ajustando las rentabilidades logradas por los niveles de riesgo asociados a cada técnica.

4. RESULTADOS

Los mejores modelos multivariables dinámicos, obtenidos a través del algoritmo genético (AG) para cada uno de los índices en estudio, presentan la siguiente forma funcional:

$$
\begin{aligned}
&\Delta N225_t = \alpha_1 + \rho_1 \Delta N225_{t-1} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-3} + \theta_2 \cdot \Delta\varepsilon_{t-4} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta DJI_{t-4} + \mu_t \\
&\Delta HSI_t = \alpha_1 + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-4} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta DJI_{t-2} + \beta_3 \cdot \Delta DJI_{t-3} + \beta_4 \cdot \Delta DJI_{t-4} + \mu \\
(4)\quad &\Delta SSEC_t = \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta SSEC_{t-3} + \rho_2 \cdot \Delta SSEC_{t-4} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \theta_2 \cdot \Delta\varepsilon_{t-2} + \theta_3 \cdot \Delta\varepsilon_{t-4} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-2} + \mu_t \\
&\Delta TWII_t = \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta TWII_{t-1} + \rho_2 \cdot \Delta TWII_{t-3} + \rho_3 \cdot \Delta TWII_{t-4} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta DJI_{t-2} + \mu \\
&\Delta KS11_t = \alpha_1 + \rho_1 \cdot \Delta KS11_{t-2} + \theta_1 \cdot \Delta\varepsilon_{t-1} + \theta_2 \cdot \Delta\varepsilon_{t-2} + \theta_3 \cdot \Delta\varepsilon_{t-3} + \theta_4 \cdot \Delta\varepsilon_{t-4} + \beta_1 \cdot \Delta DJI_{t-1} + \beta_2 \cdot \Delta DJI_{t-4} + \mu
\end{aligned}
$$

El Cuadro 3 muestra que los mejores modelos producidos por el algoritmo genético arrojaron un PPS de 60,0%, 60,4%, 57,8%, 59,6%, y 62.6%, para los índices Nikkei225, HSI, SSEC, TWII y KS11, respectivamente. Esta capacidad predictiva, estimada sobre un conjunto extramuestral de 225 datos semanales, resultó significativa al 5% en cada uno de los índices, de acuerdo al test de acierto direccional. Comparativamente, la capacidad predictiva de la red ward de tres capas resultó ser significativa sólo en dos de los cinco índices analizados: SSEC y KS11. Por su parte, los modelos ingenuos AR(1), cuyas tablas de resultados son entregadas en el Anexo 4, no resultaron ser significativos.

A continuación se calculó la rentabilidad promedio anual (RPA) que hubiera logrado un inversionista de haber seguido las recomendaciones de compra/venta de estos modelos, asumiendo una inversión inicial de US$ 10.000. Los resultados muestran que la mayor capacidad predictiva del modelo de algoritmos genéticos se materializa en una RPA, para cada índice, de: (–8,39%) N225, (6,42%) HSI, (–4,58%) SSEC, (0,04%) TWII y (26,35%) KS11. Por su parte, la red ward registró una RPA mayor en cada uno de los índices y superó ampliamente al modelo AR(1). Así, los resultados destacan a la red ward como el mejor modelo, seguido por los algoritmos genéticos, el modelo ingenuo AR(1) y la estrategia *buy and hold*.

Luego se analizó la robustez de los resultados a través de un procedimiento de *bootstrapping*. Después de aplicar estos modelos en las 500 series *bootstrap*, se obtuvieron PPS promedio similares a los de la etapa anterior (ver Cuadro 4), excepto en el índice TWII, en el cual el modelo de algoritmos genéti-

cos superó a las otras técnicas. Con respecto a la significancia estadística de los PPS, el modelo de algoritmos genéticos (en todos los índices) resulta tener el mayor número de períodos significativos (considerando las 500 series analizadas), seguido por la red ward y el modelo ingenuo. El Anexo 5 contiene las estadísticas descriptivas del PPS alcanzado con la técnica de algoritmo genético en el proceso de *bootstrapping* en los cinco índices analizados. En él se puede apreciar que las distribuciones poseen características de asimetría hacia la derecha, concentrándose una gran cantidad de escenarios en el rango en que el PPS es de 55% o más. Esto refleja que aun frente a escenarios distintos, generados aleatoriamente, los modelos multivariados construidos a través del algoritmo genético son capaces de obtener capacidades predictivas relativamente altas. Si bien existe una evidente diferencia en términos de la media del PPS alcanzado durante el *bootstrap* versus los resultados para el período en estudio, ésta es producto del proceso de remuestreo por bloques elegidos, ya que arbitrariamente se tomaron bloques de cuatro semanas.

En cuanto a la RPA, en cuatro de los cinco índices el algoritmo genético superó el desempeño de las redes neuronales, en contraste con lo expuesto en la primera parte de esta sección. Al ajustar la RPA por el nivel de riesgo asociado a cada técnica, el algoritmo genético supera ampliamente el desempeño de las demás técnicas, obteniendo los mejores indicadores de Sharpe y Treynor en cada uno de los índices. Las estrategias pasivas e ingenuas, respectivamente, fueron las que obtuvieron los peores desempeños, siendo superadas por los algoritmos genéticos y la red neuronal, tanto en PPS, como en RPA e índices de riesgo-retorno[15].

Los resultados apuntan a que los modelos multivariados obtenidos con los algoritmos genéticos son más robustos y permitirían obtener mejores índices de rentabilidades corregidas por riesgo que las redes neuronales. El cambio en el orden de preferencias se debería a que los resultados iniciales (expuestos en la primera parte de esta sección) estarían siendo afectados por las características temporales de la muestra en estudio, estando posiblemente frente a un problema de *sobreajuste de los datos*[16], el que pudo ser aislado a través de un proceso *bootstrap*.

5. CONCLUSIONES

Los resultados muestran que el modelo de algoritmos genéticos obtuvo el mejor desempeño en términos de índices de riesgo-retorno, y la mayor RPA en

[15]Si bien se escogió el conteo de aciertos o PPS como la manera de seleccionar los mejores modelos, también se calcularon para cada una de las técnicas los siguientes estadísticos: *R-cuadrado, R-cuadrado Ajustado, Función de Verosimilitud, Akaike Info Criteria y Schwarz Info Criteria y Estadístico F de significancia conjunta*, los que se encuentran disponibles por medio de solicitarlos a los autores. Los resultados arrojados por dichos estadísticos son concordantes con los resultados presentados.

[16]Es decir, *data snooping*.

cuatro de los cinco índices analizados. No obstante, dicho modelo fue superado por la red neuronal en términos de capacidad de predicción del signo de las variaciones de los índices.

Los resultados apuntan a la conveniencia de realizar estrategias activas de transacción en los índices estudiados que modelen el cambio de signo esperado de los activos, ya sea con técnicas como algoritmos genéticos o redes neuronales, ya que las estrategias alternativas de inversión, como la modelación ingenua o la estrategia pasiva, no fueron capaces de generar buenos resultados, tanto en términos estadísticos como económicos. Al mismo tiempo, los resultados confirman la importancia de medir no sólo la capacidad predictiva y la rentabilidad acumulada para los activos en el período estudiado, sino que también la posibilidad de equivocarse al determinar las preferencias entre una y otra técnica, dadas las características puntuales de los datos, siendo de gran importancia desarrollar procesos para medir la robustez de los resultados como el *bootstrapping*.

Finalmente, se pudo mostrar que la mayor capacidad predictiva permitió mayores retornos ajustados por riesgo, incluso en los índices más volátiles, mostrándose que el empleo de algoritmos genéticos podría orientar la conformación de portfolios de inversión y la forma en que éstos podrían ser estructurados, a fin de aprovechar las alzas pronosticadas para el mercado y cubrirse ante las bajas de éste, dadas las expectativas de eventos futuros y la relación riesgo-retorno que se espera obtener.

REFERENCIAS

Allen, F. y Karjalainen, R. (1999). Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics* 51, pp. 245-271.

Bauer, J. (1994). Genetic Algorithms and Investment Strategies. John Wiley y Sons, Inc.

Blume, L., Easley D. y O'Hara, M. (1994). Market statistics and technical analysis: The role of volume. *Journal of Finance* 49, issue 1, pp. 153-181.

Bosarge, W.E. (1993). Adaptive processes to exploit the nonlinear structure of financial markets. In R.R. Trippi y E. Turban (eds.), *Neural networks in finance and investing*. New York, Irwin, pp. 371-402.

Brown, S., Goetzmann, W., Kumar, A. (1998). The Dow Theory: William Peter Hamilton´s Track Record Reconsidered. *The Journal of Finance* 53, issue 4, pp. 1311-1333.

Chopra, N., Lakonishok J. y Ritter J. R. (1992). Measuring abnormal returns: Do stocks overreact? *Journal of Financial Economics* 31, 235-268.

Conrad J. y Kaul G. (1988). Time-variation in expected returns. *Journal of Business* 61, 409-425.

Conrad J. y Kaul G. (1989). Mean reversion in short-horizon expected returns. *Review of Financial Studies* 2, 225-240.

Dasgupta, C. G., Dispensa, G. S. y Ghose, S. (1994). Comparing the predictive performance of a neural network model with some traditional market response models. *International Journal of Forecasting* (10) 2, pp. 235-244.

Davis, L. (1994). Genetic Algorithm and Financial Applications, in: Deboeck (ed. 1994), pp. 133, 137.

De Bondt, W. F. M. y Thaler R. (1985). Does the stock market overreact? *Journal of Finance* 40, 793-805.

Estrella, A. y Mishkin, F. S. (1998). Predicting US recessions: Financial variables as leading indicators. *The Review of Economics and Statistics* 80 (1), pp.□45-61.

Fama, Eugene (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance* 25, pp. 383-417.

Fama, E. y French K. R. (1988). Permanent and temporary components of stock prices. *Journal of Political Economy* 98, 247-273.

Feldman, K. y Treleaven, P. (1994). Intelligent systems in finance. *Appl. Mathematical Finance* 1, pp. 195-207, Chapman y Hall, London, UK.

Ferson, W. y Harvey, C. (1991). The variation of economic risk premiums. *Journal of Political Economy* 99, pp. 385-415.

Freeman, J. y Skapura, D. (1993). *Redes neuronales: Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Primera Edición. Copublicación de Addison-Wesley Iberoamericana, S.A. y Ediciones Díaz de Santos, S.A. Wilmington, Delaware, USA, 431 pp.

Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. *Addison-Wesley, Reading, Mass*.

Gorr, W. (1994). Research prospective on neural network forecasting. *International Journal of Forecasting* (10)1, pp. 1-4.

Hawley, D., Johnson, J. y Raina, D. (1990). Artificial neural systems: A new tool for financial decision-making. *Financial Analysts Journal* 23, pp. 63-72.

Herbrich, R., Keilbach, M., Graepel, T., Bollmann-Sdorra, P. y Obermayer K. (2000). "Neural networks in economics: Background, applications and new developments". In: T. Brenner, editor, *Advances in Computational Economics: Computational Techniques for Modelling Learning in Economics*, volume 11, pages 169-196. Kluwer Academics.

Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M. y Remus, W. (1994). Artificial neural network models for forecasting and decision making. *International Journal of Forecasting* (10) 1, pp. 5-15.

Hodgson, A. y Nicholls, D. (1991). The impact of index futures markets on Australian share market volatility. *Journal of Business Finance and Accounting* 18, pp. 267-280.

Hornik, K., Stinchcombe M. y White H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2 (5), pp. 359-366.

Jegadeesh, N. (1990). Evidence of predictable behavior of security returns. *The Journal of Finance*, Vol. 45 (3), July, pp. 881-898.

Kanas, A. (2001). "Neural networks linear forecasts for stocks returns". *International Journal of Finance and Economics*, 6, pp. 245-254.

Kim, K. y Han, I. (2000). "Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index". *Expert Systems with Applications,* Vol. 19, Nº 2, Agosto, pp. 125-132.

Kuo, C. y Reitsch A. (Winter 1995-96). "Neural networks vs. conventional methods of forecasting", *Journal of Business Forecasting* 14 (4), pp. 17-22.

Leung T., Daouk H., Chen An-Sing (2000). "Forecasting stock indices: a comparison of classification and level estimation models". *International Journal of Forecasting* (16) 2, pp. 173-190.

Lo, A. y MacKinley A. C. (1988). Stock market price do not follow random walk: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies* 1, pp.□41-66.

Martín del Brío, B. y Sanz, A. (1997). *Redes neuronales y sistemas borrosos: Introducción, teórica y práctica*. Primera Edición. Ra - ma. 387 pp.

O'Connor, M., Remus, W. y Griggs, K. (1997). Going up-going down: How good are people al forecasting trends and changes in trends? *Journal of Forecasting* 16, pp. 165-176.

Odom M. D. y Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego II, pp. 163-168.

Parisi, A. (2002). Evaluación de modelos de Redes neuronales de predicción del signo de la variación del IPSA. *Estudios de Administración*, Vol. 9, Nº 1, pp. 67-103. Chile.

Parisi, A., F. Parisi y E. Cornejo (2004). Algoritmos genéticos y modelos multivariados recursivos en la predicción de índices bursátiles de América del Norte: IPC, TSE, Nasdaq y DJI. *El Trimestre Económico*, Nº 284, Vol. LXXI (4), pp. 789-809. México.

Pereira, R. (1996). Selecting parameters for technical trading rules using genetic algorithm. *Journal of Applied Finance and Investment* 1, issue 3, pp. 27-34.

Pesaran, M.H. y Timmermann A. (1992). A simple nonparametric test of predictive performance. *Journal of Business and Economic Statistics* 10, pp. 461-465.

Poterba, J. M. y Summers L. H. (1988). Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics* 22, 27-59.

Qi, Min (2001). Predicting US recessions with leading indicators via neural network models. *International Journal of Forecasting* (17)3, pp. 383-401.

Rahimian E., Singh S., Thammachote T. y Virmani R. (1993). Bankruptcy prediction by neural network. In: R. R. Trippi y E. Turban (eds.): *Neural networks in finance and investing*. Probus Publishing, pp. 159-171.

Refenes, A. P. (1995). *Neural networks in the capital markets*, Wiley, New York.

Rumelhart, D., Hinton, G. y Williams, J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323 (Oct. 9), pp. 533-536.

Sharda, R. (1994). Neural networks for the MS/OR analysis: An application bibliography. *Interfaces*, 24, pp. 116-130.

Tsibouris, G. y Zeidenberg, M. (1995). Testing the efficient markets hypothesis with gradient descent algorithms. In A.P. Refenes (ed.). *Neural networks in the capital markets*. Chichester, UK, Wiley, pp. 127-136.

White, H. (1993). Economic prediction using neural networks: the case of IBM daily stock returns. In R.R. Trippi y E. Turban (eds.). *Neural networks in finance and investing*. New York, Irwin, pp. 315-328.

Widrow, B., Rumelhart, D.E. y Lehr, M.A. (1994). Neural networks: Applications in industry, business and science. *Communications of the ACM*, 37, 3 (March), 93-105.

Wilson, J. H. y Keating, B. (1998). *Business Forecasting*. Third Edition, U.Irwin/McGraw-Hill, U.S.A.

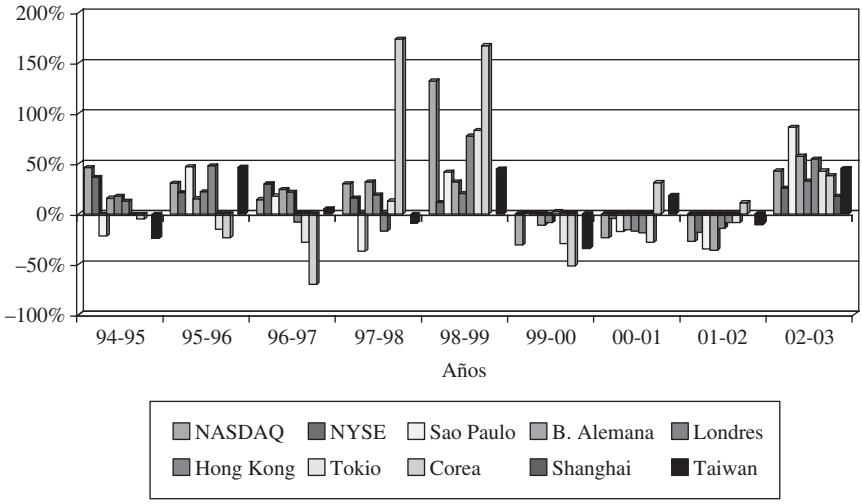
Wu, Y. y Zhang, H. (1997). Forward premiums as unbiased predictors of future currency depreciation: A non-parametric analysis. *Journal of International Money and Finance* 16, pp. 609-623.

Yoda, M. (1994). Predicting the Tokyo stock market. In G.J. Deboeck (ed.), *Trading on the edge: Neural, genetic, and the fuzzy systems for chaotic financial markets*. New York, Wiley, pp. 66-67.

GRÁFICOS, CUADROS Y TABLAS

En el Gráfico 1 se aprecia que para el período 1997-2002 las cinco bolsas estudiadas tuvieron un crecimiento promedio superior a las demás bolsas (promedio de crecimiento del 16.5% anual)[17], sobresaliendo el de Corea, Hong Kong, Tokio y Taiwán durante el año 1999.

GRAFICO 1
CAMBIO EN CAPITALIZACION (%)

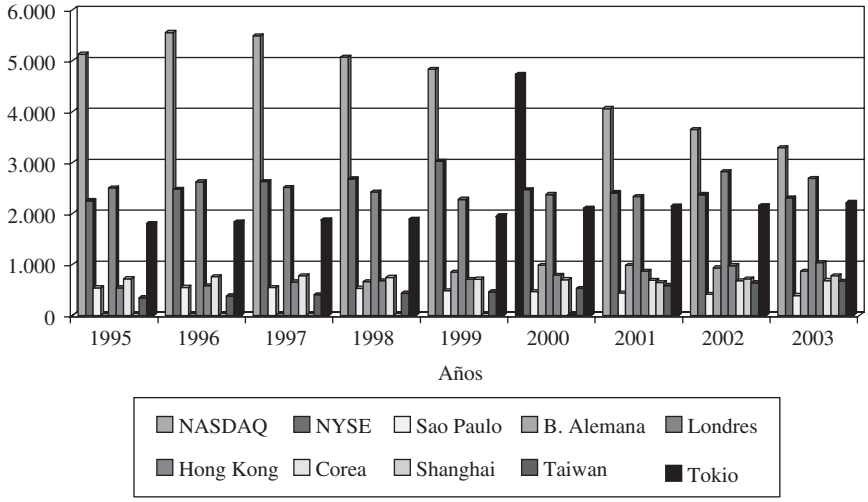


Fuente: Elaboración propia en base a datos de la "World Federation of Exchanges". En este gráfico se puede observar el importante crecimiento de la bolsa coreana durante los años 1998 y 1999, además es importante notar el similar crecimiento de las diferentes bolsas a partir del 2000.

Otro punto sensible para el análisis, dado que nos permite apreciar la profundidad del mercado, es el número de compañías listadas. En los Gráficos 2 y 3 se puede observar que las bolsas asiáticas analizadas obtienen un crecimiento promedio anual del número de compañías listadas mayor que el resto de las bolsas no asiáticas[18]. Aquí es incluso más marcada la superioridad de los mercados analizados por sobre el resto, destacándose las bolsas de Hong Kong y Taiwán.

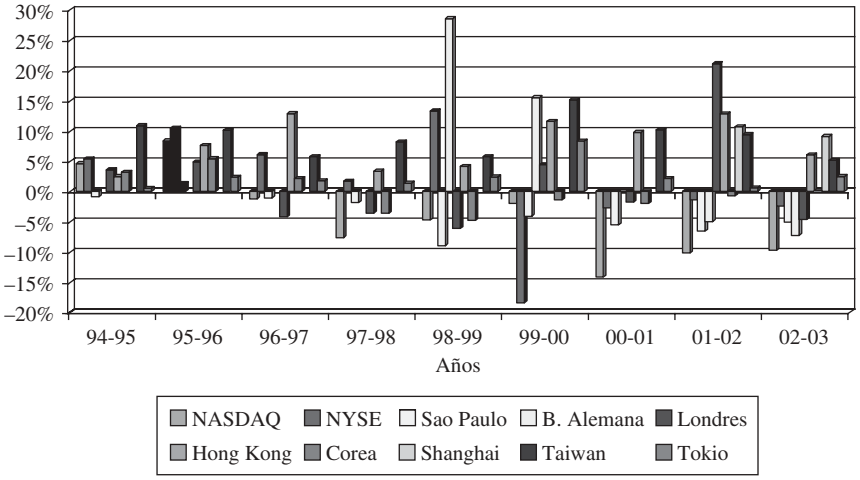
[17]Versus un 11,1% de las restantes cinco bolsas.
[18] Para las bolsas asiáticas el promedio es de 4,9%, mientras que para el resto es de –1,5% (1997-2003).

GRAFICO 2
Nº DE COMPAÑIAS LISTADAS



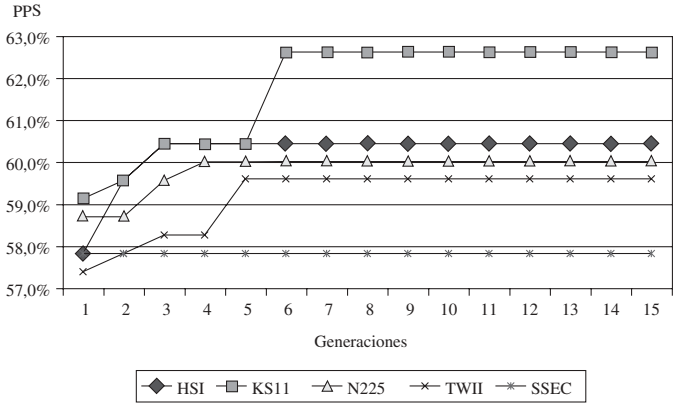
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la "World Federation of Exchanges". En este gráfico se observa la clara tendencia a la baja en el número de empresas listadas en el Nasdaq versus el comportamiento básicamente similar del resto de las bolsas. Se recomienda observar conjuntamente el Gráfico 3.

GRAFICO 3
CAMBIO EN Nº COMP. LISTADAS (%)



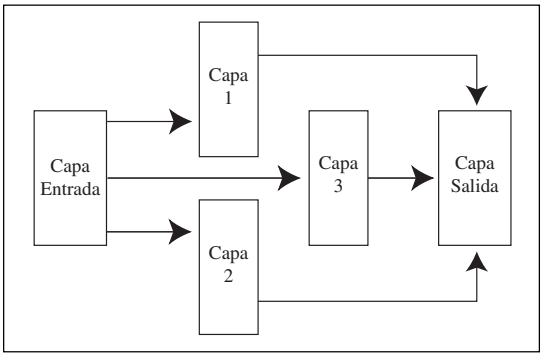
Fuente: Elaboración propia en base a datos de la "World Federation of Exchanges". En este gráfico es posible apreciar que para el período en cuestión las bolsas de Taiwán y Hong Kong han vivido importantes aumentos en el número de compañías listadas. Además se observa un importante crecimiento de Shanghai en los dos últimos años.

GRAFICO 4
EVOLUCION PPS



Fuente: Elaboración propia. En este gráfico podemos apreciar que, en términos generales, el algoritmo converge a una solución óptima con anterioridad a la generación 7.

GRAFICO 5



	Arquitectura Red Ward				
	Capa Entrada	Capa 1	Capa 2	Capa 3	Capa Salida
Fin de Activación	Lineal	Gaussiana	Complemento Gaussiana	Tangente Hiperbólica	Logística
Número de Neuronas	8	5	5	5	1

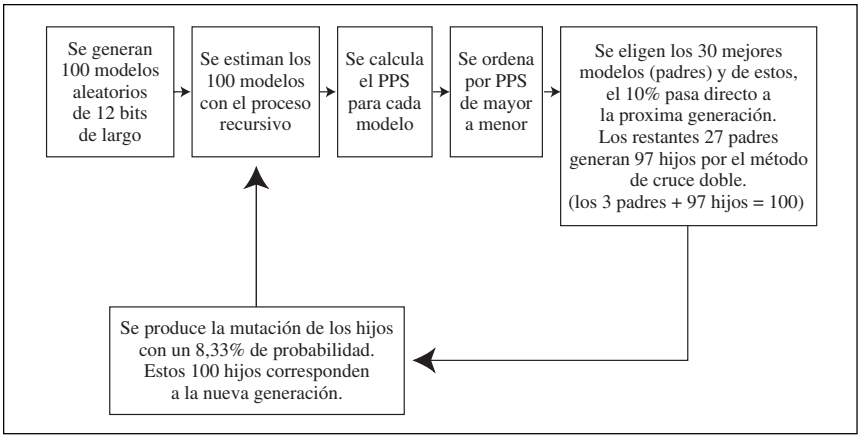
Fuente: Elaboración propia. Arquitectura de la Red Ward utilizada. La capa de entrada, como es usual, contiene un número de neuronas igual al número de variables explicativas, dado que en dicha capa se lleva a cabo el preprocesamiento o escalamiento de la red, en este caso con una función lineal con dominio [–1,1] de manera de conservar el signo de las variaciones como entrada para la red. Las capas ocultas 1, 2, y 3 procesan los datos con diferentes funciones no lineales, las que ponen énfasis en las características de las medias, de las colas, y de los signos, respectivamente. El número de neuronas utilizado en dichas capas es el mínimo posible para garantizar una convergencia rápida del algoritmo de retropropagación hacia atrás. La capa de salida posee una neurona, debido que buscamos proyectar sólo una variable dependiente. La función de activación de dicha capa permite desescalar los impulsos de la red, de manera que la salida esté en un dominio similar a la variable original.

CUADRO 1
ESQUEMA DEL OPERADOR DE CRUCE

Cruce Doble			
Cromosoma A	0 0 0 0	1 1 1 1	1 1 1 1
	Puntos de Cruce		
Cromosoma B	1 1 1 1	0 0 0 0	0 0 0 0
Hijos			
	0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1		1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0
Mutación			
	0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 1		1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0
Nueva Generación			
	0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1		1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0

Fuente: Elaboración propia. En este cuadro el Cromosoma A representa a un padre, individuo o modelo, cuyas variables explicativas corresponden a 4 rezagos del error y a 4 rezagos de DJI. El Cromosoma B representa un modelo cuyas variables explicativas corresponden a 4 rezagos de la variable independiente. Cada hijo toma una porción de los genes de sus padres, de acuerdo al operador de cruce doble. Con una probabilidad del 8,33% algunos genes de los hijos mutarán para dar paso a potenciales soluciones no cubiertas en la selección aleatoria de la primera generación y sus sucesivas descendencias.

CUADRO 2
ESQUEMA DEL ALGORITMO GENETICO DE SELECCION DE MODELOS



Fuente: Elaboración propia. En este cuadro se pueden apreciar las diferentes etapas del proceso realizado por el algoritmo genético.

CUADRO 3
TABLA DE RESULTADOS INDICES ASIATICOS

Modelo	PPS	DA†	P-value	RPA
Nikkei 225 (N225) de Japón				
Multivariable AG	60,00%	3,05(*)	0,26%	–8,39%
Reward	52,61%	1,22	22,20%	1,22%
Long AR(1)	55,22%	2,54(*)	1,18%	–3,35%
Buy and hold	–	–	–	–12,45%
Hang Seng (HSI) de Hong Kong				
Multivariable AG	60,43%	3,13(*)	0,20%	6,42%
Reward	54,55%	1,54	12,46%	5,53%
Long AR(1)	52,17%	0,64	52,05%	2,10%
Buy and hold	–	–	–	–9,22%
Shanghai Composite (SSEC) de China				
Multivariable AG	57,83%	2,30(*)	2,25%	–4,58%
Reward	56,74%	3,70(*)	0,03%	15,94%
Long AR(1)	50,00%	–0,32	74,92%	0,27%
Buy and hold	–	–	–	3,65%
Taiwan Weighted (TWII) de Taiwán				
Multivariable AG	59,57%	2,83(*)	0,50%	0,04%
Reward	54,67%	1,54	12,60%	1,16%
Long AR(1)	53,04%	1,49	13,85%	–1,22%
Buy and hold	–	–	–	–11,78%
Seoul Composite (KS11) de Corea del Sur				
Multivariable AG	62,61%	3,80(*)	0,02%	26,35%
Reward	61,40%	3,46(*)	0,06%	106,38%
Long AR(1)	49,57%	–0,05	96,30%	19,23%
Buy and hold	–	–	–	–1,49%

† En el test DA el valor de *Z* crítico es de 1,96, para un nivel de significancia del 5%.
(*): Significativo al 5%.
Fuente: Elaboración propia. De izquierda a derecha se entregan los siguientes estadísticos: *PPS*, Porcentaje de Predicción de Signos del Modelo; DA, *Directional Accuracy Test* o test de Precisión Direccional, el cual indica si la capacidad de predicción de signos PPS es estadísticamente significativa; *P-Value*, estadístico correspondiente a la probabilidad de equivocarse al rechazar la hipótesis nula del test DA. H_0: La serie proyectada es independiente de la serie original. Si H_0 es rechazada, se cuenta con capacidad predictiva; *RPA, Rentabilidad Promedio Anual*, corresponde a la rentabilidad anualizada de la técnica para el período estudiado.

CUADRO 4
TABLA DE RESULTADOS BOOTSTRAP 500 SERIES

Modelo	PPS	Std. Dev.	DA†	RPA	Std, Dev,	Sharpe††	Treynor††
Nikkei225 (N225) de Japón							
Multivariable AG	54,38%	6,59%	44	29,39%	75,31%	0,32	0,24
RW Reward	55,07%	3,77%	0	–17,86%	24,62%	–0,93	–0,23
Ingenuo AR(1)	49,24%	5,40%	2	–4,76%	16,43%	–0,59	–0,10
Buy and hold	–	–	–	5,33%	31,91%	0,01	0,00
Hang Seng (HSI) de Hong Kong							
Multivariable AG	53,74%	7,43%	48	24,92%	83,05%	0,24	0,20
RW Reward	57,49%	4,31%	9	1,92%	43,79%	–0,07	–0,03
Ingenuo AR(1)	48,99%	2,93%	0	5,23%	28,24%	0,01	0,00
Buy and hold	–	–	–	5,43%	32,47	0,00	0,00
Shanghai Composite (SSEC) de China							
Multivariable AG	55,69%	6,17%	54	9,64%	60,82%	0,08	0,05
RW Reward	59,28%	4,09%	11	14,66%	38,33%	0,25	0,10
Ingenuo AR(1)	48,47%	5,36%	5	6,12%	14,56%	0,08	0,01
Buy and hold	–	–	–	5,30%	30,12%	0,01	0,00
Taiwan Weighted (TWII) de Taiwán							
Multivariable AG	54,92%	7,20%	61	44,08%	7,39%	5,29	0,39
RW Reward	52,71%	5,09%	3	–15,48%	32,60%	–0,63	–0,20
Ingenuo AR(1)	47,33%	6,20%	0	–16,35%	20,46%	–1,04	–0,21
Buy and hold	–	–	–	7,39%	37,58	0,00	0,02
Seoul Composite (KS11) de Corea del Sur							
Multivariable AG	54,56%	6,82%	52	57,13%	11,24%	4,64	0,52
RW Reward	57,34%	5,03%	23	42,43%	46,39%	0,81	0,37
Ingenuo AR(1)	48,99%	2,93%	0	5,03%	27,15%	0,00	0,00
Buy and hold	–	–	–	11,24%	50,36	0,00	0,06

† Número de períodos de las 500 series Bootstrap cuyo resultado fue significativo para un nivel de significancia del 5%.

†† Los Indices de *Sharpe* y *Treynor* corresponden a razones de rendimiento o rentabilidad ajustados por el nivel de riesgo asumido en cada estrategia. El primero utiliza la rentabilidad y desviación estándar obtenida *ex post*, suponiendo que el inversionista no está diversificado. El segundo utiliza el *Beta* de la cartera como medida de riesgo, y supone que está completamente diversificado al invertir en dichos índices. Para calcular ambos índices se supuso que el inversionista pudo invertir de manera alternativa en un instrumento libre de riesgo *Rf*, que le hubiese rentado un 5% anual. Dado que los activos analizados corresponden a índices de mercado, al calcular el índice de Treynor se supuso que el *Beta* de la cartera era igual a 1,0.

ANEXO 1

A. Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos consisten en una función matemática o una rutina que simula el proceso evolutivo de las especies, teniendo como objetivo encontrar soluciones a problemas específicos de maximización o minimización[19]. Otra definición es la entregada por Goldberg (1989), "algoritmo de búsqueda basado en la mecánica de la selección natural y de la genética natural. Combina la supervivencia del más apto entre estructuras de secuencia con un intercambio de información estructurado, aunque aleatorizado, para construir así un algoritmo de búsqueda que tenga algo de las genialidades de las búsquedas humanas". Así, un algoritmo genético recibe como entrada una generación de posibles soluciones para el problema en cuestión, y arroja como salida los especímenes más aptos por generación (es decir, las mejores soluciones), para que estos se reproduzcan y generen mejores descendientes, los que a su vez deberían tener características superiores que las generaciones pasadas.

Los algoritmos genéticos trabajan con códigos que representan las posibles soluciones al problema. Por ello, es necesario establecer una codificación para todo el rango de posibles soluciones antes de comenzar a trabajar con el algoritmo. Al respecto, Davis (1994) señala que la codificación más utilizada es la representación de las soluciones por medio de cadenas binarias (conjuntos de ceros y unos).

Según Bauer (1994), este método puede ser utilizado fácilmente en aplicaciones financieras. Davis (1994) muestra una aplicación de algoritmos genéticos en la calificación de créditos bancarios, resultando mejor que otros métodos como las redes neuronales, debido a la transparencia de los resultados obtenidos. Bauer (1994) utilizó algoritmos genéticos para desarrollar técnicas de transacción que indicaran la asignación mensual de montos de inversión en dólares y marcos; Pereira (1996) los utilizó para encontrar los valores óptimos de los parámetros usados por tres reglas de transacción distintas para el tipo de cambio dólar americano/dólar australiano: los parámetros obtenidos mostraron resultados intramuestrales positivos, los cuales disminuyeron al aplicar las reglas fuera de la muestra, aun cuando siguieron siendo rentables. Allen y Karjalainen (1999) usaron algoritmos genéticos para aprender reglas de transacción para el índice SyP 500 y emplearlas como un criterio de análisis técnico y, una vez cubiertos los costos de transacción, encontraron que el exceso de retorno calculado sobre una estrategia *Buy and Hold*, durante el período de prueba extramuestral, no era

[19]Al momento de aplicar un modelo de algoritmos genéticos, se debe identificar correctamente el problema de maximización o minimización a tratar. Si el problema en cuestión no es de ese tipo, se deberá buscar otro método para abordarlo.

consistente. No obstante, y a diferencia de Allen y Karjalainen, en este estudio se analiza la capacidad de los modelos construidos por medio de algoritmos genéticos para proyectar el signo de las variaciones semanales de los índices bursátiles asiáticos N225, HSI, SSEC, KS11 y TWII; luego, en función de estas proyecciones, desarrollar estrategias de transacción. Kim y Han (2000), mostraron que los algoritmos genéticos pueden ser usados para reducir la complejidad y eliminar factores irrelevantes, lo que resultó mejor que los métodos convencionales para predecir un índice de precios.

Por otra parte, Feldman y Treleaven (1994) señalaron que la mayor desventaja de los algoritmos genéticos es la dificultad que presentan para escoger una técnica de codificación manejable, y para determinar el tipo de selección y las probabilidades de los operadores genéticos, ya que no hay reglas fijas en esta materia.

B. Redes Neuronales

De acuerdo a Martín del Brío y Sanz (1997), las redes neuronales artificiales (R.N.A.) "son sistemas de procesamiento que copian esquemáticamente la estructura neuronal del cerebro para tratar de reproducir sus capacidades". En consecuencia, son una clase de modelos no lineales flexibles que se caracterizan por ser sistemas paralelos[20], distribuidos[21] y adaptativos[22], todo lo cual se traduce en un mejor rendimiento y en una mayor velocidad de procesamiento.

Las neuronas de la red o procesadores elementales (PEs) son dispositivos simples de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una única respuesta o salida, la que se puede conectar a otros PEs de la red. Los PEs se agrupan formando capas, las que, a su vez, conforman las llamadas redes neuronales (Freeman y Skapura, 1993). Los componentes de una red neuronal son: (a) unidades de entrada, las cuales reciben información proveniente de otras neuronas o desde el exterior, para luego traspasarla a la capa siguiente sin realizar procesamiento alguno; (b) unidades de salida, las cuales corresponden al resultado de la red neuronal; y (c) unidades ocultas, que son aquellas en donde se lleva a cabo el procesamiento de los datos. Luego, el problema se centra en determinar los parámetros adecuados de las redes neuronales que contengan la combinación correcta de elementos de procesamiento, tasas de aprendizaje, arquitectura y número de capas con tiempos de entrenamientos aceptables y que posean un buen rendimiento.

[20]Cuentan con una gran cantidad de neuronas o procesadores elementales (PEs), cada uno de los cuales trabaja paralelamente con una pequeña parte de un problema mayor.
[21]Cuentan con muchas neuronas a través de las cuales distribuyen su memoria
[22]Tienen la capacidad de adaptarse al entorno modificando sus pesos y sinapsis de manera de encontrar una solución aceptable al problema.

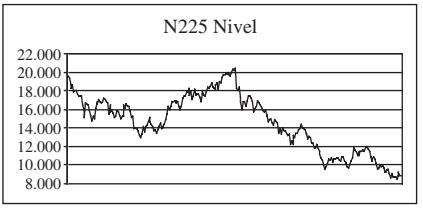
Las redes neuronales pueden entenderse como modelos multiecuacionales o multietapas, en que el *output* de unas constituye el *input* de otras. En el caso de las redes multicapas, existen etapas en las cuales las ecuaciones operan en forma paralela. Los modelos de redes neuronales, al igual que, por ejemplo, los modelos de suavizamiento exponencial y de análisis de regresión, utilizan inputs para generar un output en la forma de una proyección. La diferencia radica en que las redes neuronales incorporan inteligencia artificial en el proceso que conecta los inputs con los *outputs* (Kuo y Reitsch, invierno 1995-96).

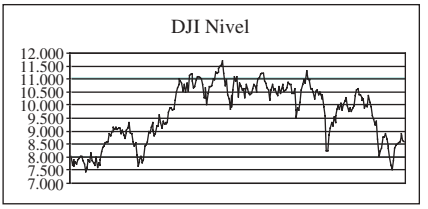
Por su parte, Herbrich *et al.* (2000) señalan que la característica más importante de las redes neuronales es su capacidad para aprender dependencias basadas en un número finito de observaciones, donde el término aprendizaje significa que el conocimiento adquirido a partir de las muestras puede ser empleado para proporcionar una respuesta correcta ante datos no utilizados en el entrenamiento de la red. La literatura sugiere que las redes neuronales poseen varias ventajas potenciales sobre los métodos estadísticos tradicionales, destacándose el que éstas pueden ser aproximadoras de funciones universales aún para funciones no lineales (Hornik *et al.*, 1989), lo que significa que ellas pueden aproximar automáticamente cualquier forma funcional (lineal o no lineal), que mejor caracterice los datos, permitiéndole a la red extraer más señales a partir de formas funcionales subyacentes complejas (Hill *et al.*, 1994). Cabe señalar que algunos investigadores han encontrado que, en general, los mercados financieros se comportan de una forma no lineal (Bosarge, 1993), cuestión que ha favorecido el empleo de modelos de redes neuronales.

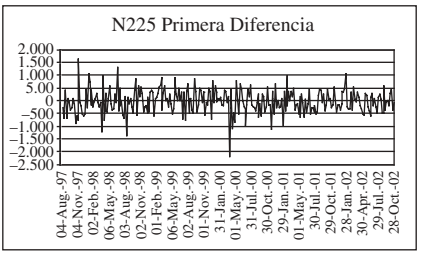
Cabe destacar que el propósito de un modelo de predicción es capturar patrones de comportamiento en datos multivariados que distingan varios resultados, cosa que es bien realizada por los modelos no paramétricos de redes neuronales (Gorr, 1994), los cuales han sido desarrollados para predecir valores de índices bursátiles y de activos individuales, situándose la mayoría de las primeras investigaciones y aplicaciones en mercados establecidos en EE.UU. (Bosarge, 1993; Tsibouris y Zeidenberg, 1995; White, 1993), Gran Bretaña (Tsibouris y Zeidenberg, 1995) y Japón (Yoda, 1994). Dichos modelos han sido empleados para predecir el nivel o el signo de los retornos de índices bursátiles, entre otras aplicaciones relacionadas a la toma de decisiones en las áreas de finanzas e inversión (Hawley *et al.*, 1995; Refenes, 1995).

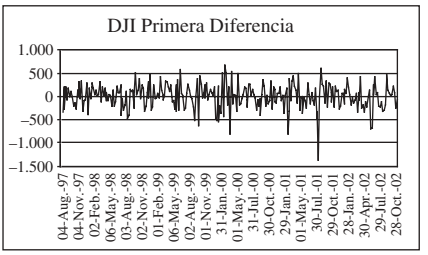
ANEXO 2

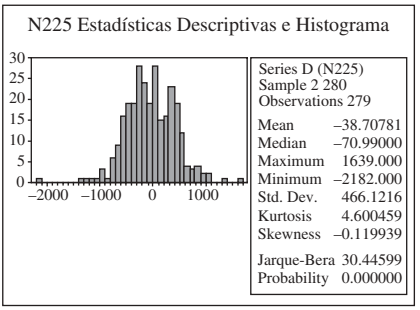
CARACTERISTICAS DE LAS SERIES NIKKEI225 (N225) DE JAPON Y DOW JONES INDUSTRY (DJI) DE EE.UU.

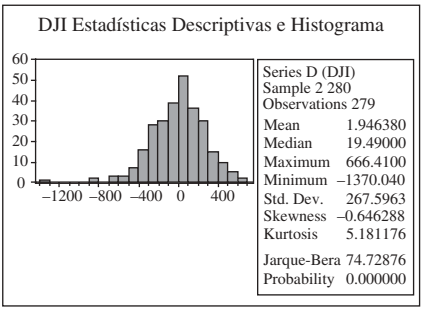




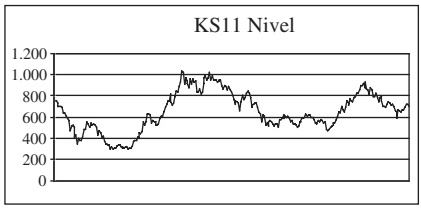


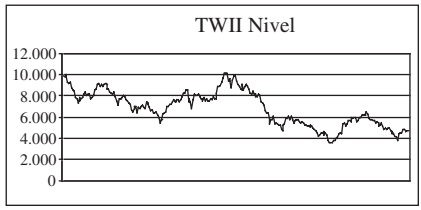


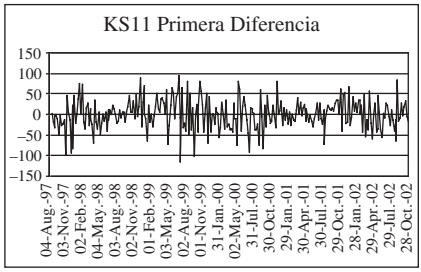


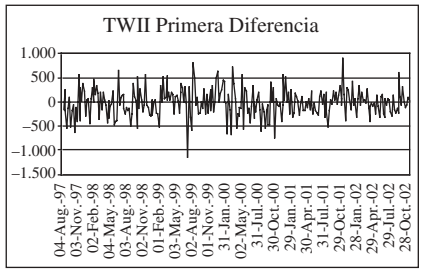


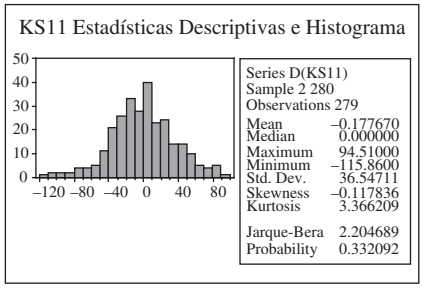
CARACTERISTICAS DE LAS SERIES
SEOUL COMPOSITE (KS11) DE COREA DEL SUR, Y TAIWAN WEIGHTED (TWII) DE TAIWAN

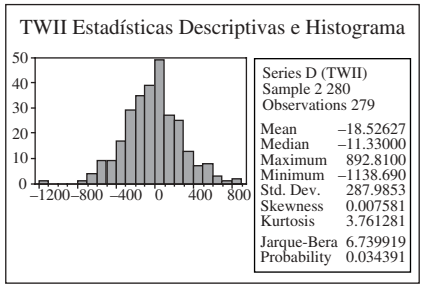




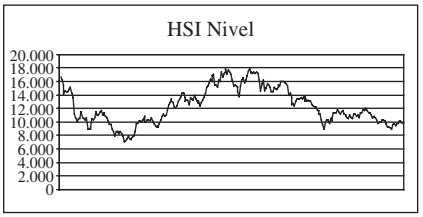


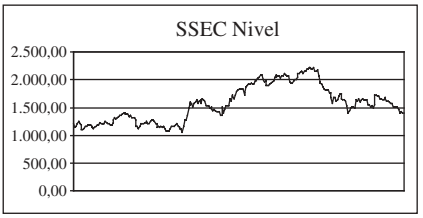


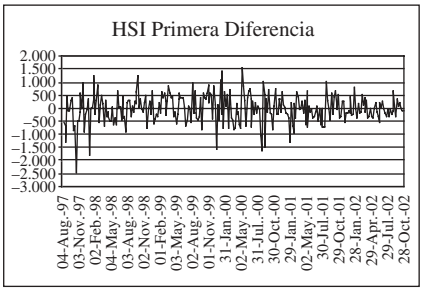


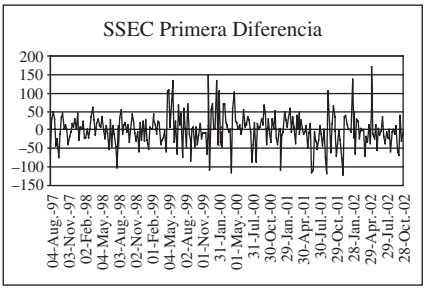


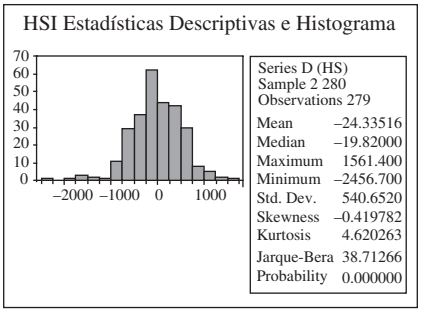
CARACTERISTICAS DE LAS SERIES
HANG SENG (HSI) DE HONG KONG, Y SHANGHAI COMPOSITE (SSEC)
DE CHINA

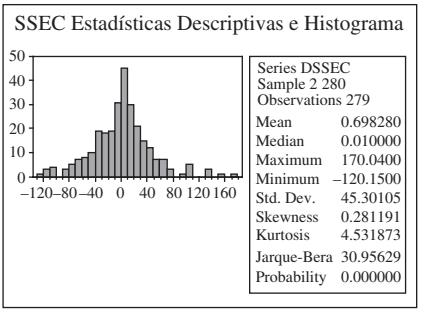












ANEXO 3

FUNCIONAMIENTO *ROLLING* Y *RECURSIVO* EN MODELOS DE PREDICCION

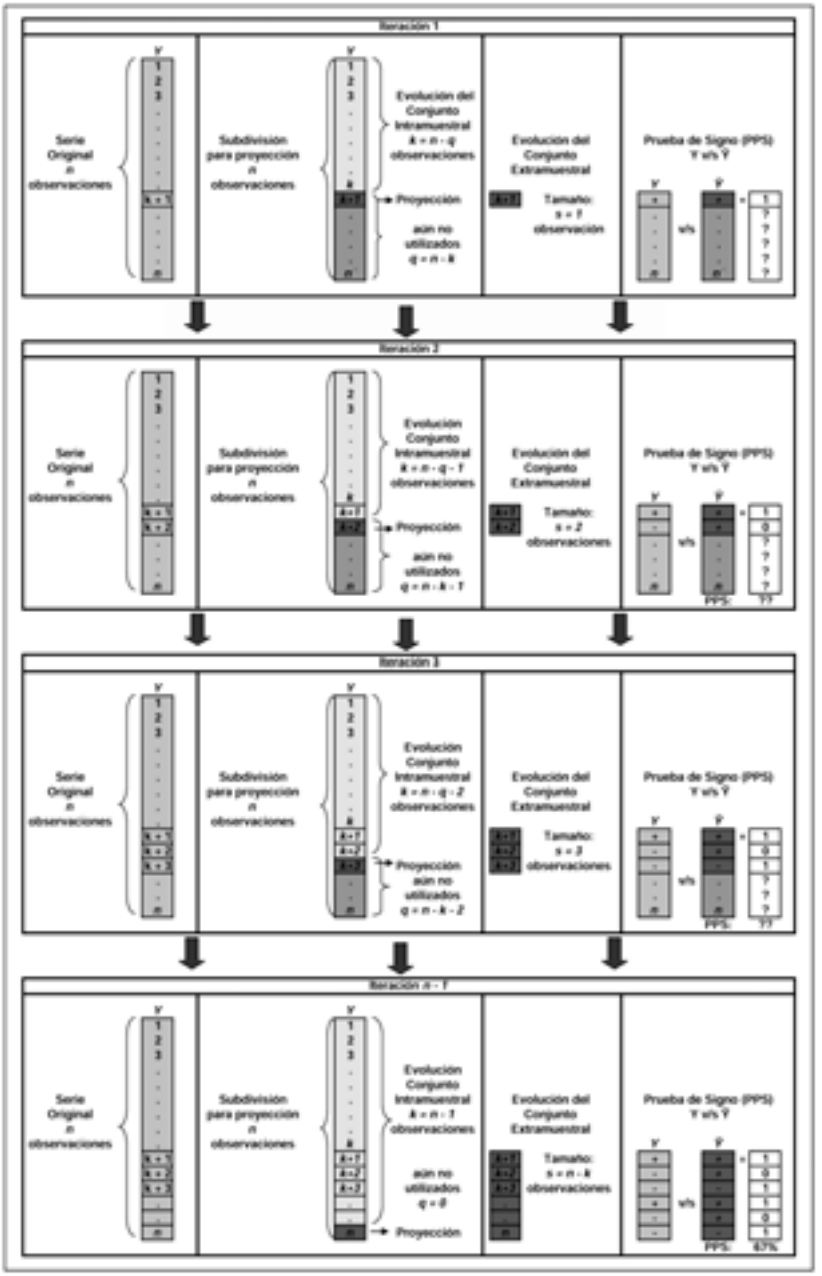
3.1. Funcionamiento Recursivo

Esta metodología ha sido empleada anteriormente para medir el desempeño de modelos de redes neuronales que buscan predecir períodos de recesión en los Estados Unidos (Qi, 2001; Estrella y Mishkin, 1998) y para proyectar el signo de la variación de índices bursátiles internacionales (Parisi *et al.*, 2003). El funcionamiento recursivo consiste en agregar, mediante un algoritmo iterativo, nueva información a la ya estudiada por el modelo de predicción. Desde el punto de vista financiero, esto nos permite reflejar que es necesario que los agentes ajusten sus expectativas frente a la nueva información obtenida, pero sin dejar de considerar la totalidad de la información pasada, pues si razonan utilizando toda la información disponible sus predicciones serán más completas y, por lo tanto, probablemente más acertadas. De esta forma, si consideramos que inicialmente el conjunto extramuestral tiene "$m–n$" datos, al evaluar el funcionamiento del modelo de predicción se consideró sólo la proyección del valor inmediatamente cercano al último dato intramuestral. Posteriormente, el dato analizado sale del conjunto extramuestral (quedando éste con "$m–n–1$" datos) y pasa a formar parte del conjunto intramuestral, por lo que la muestra de "n" datos que contiene los valores de entrada se incrementa a "$n+1$". Luego se realizó una nueva iteración, lo que implicó reestimar los pesos del modelo para cada una de las "$m–n$" proyecciones. Este proceso se repitió hasta que en el conjunto extramuestral quedó sólo un dato, es decir, hasta el momento en que la última observación (correspondiente al período "$m–1$") es utilizada para proyectar el valor que la variable de salida podría alcanzar en el momento "m", el cual representa el futuro inmediato. En la página siguiente se presenta un esquema del proceso recursivo.

3.2. Funcionamiento *Rolling*

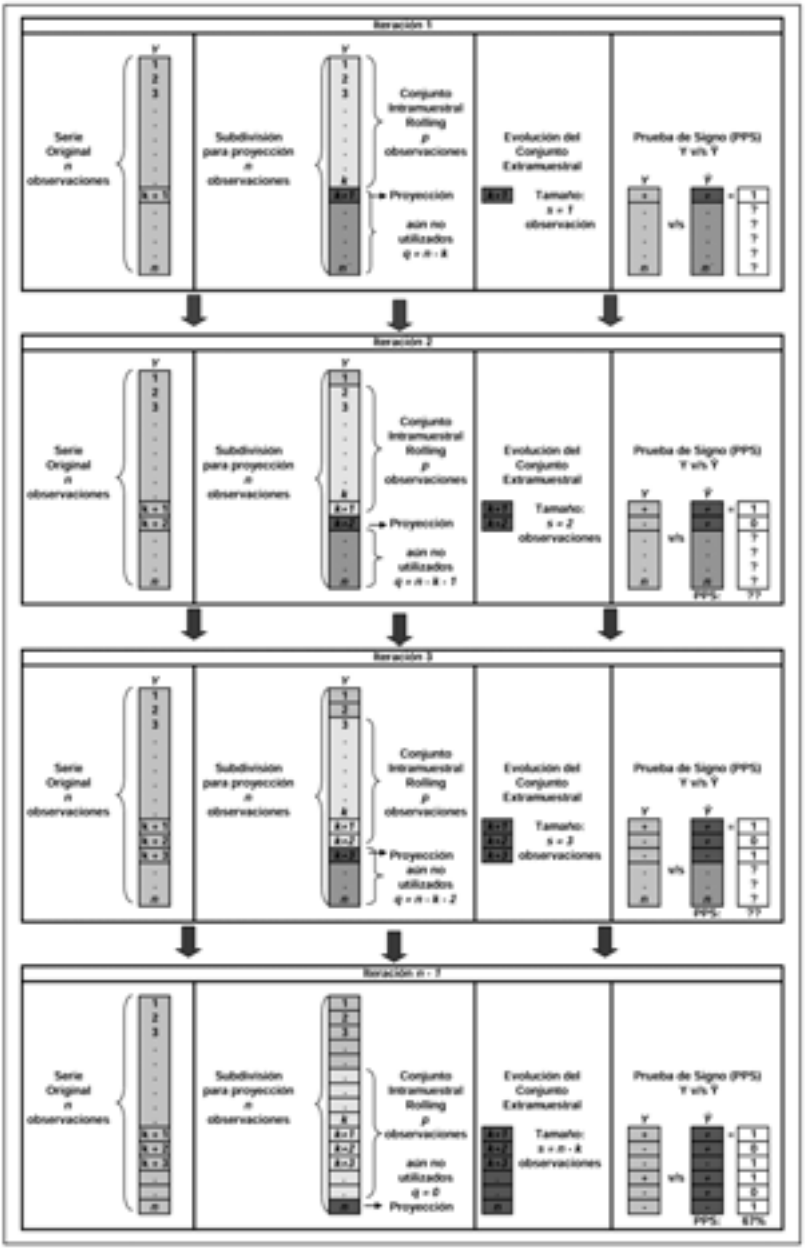
El funcionamiento *rolling* pretende capturar el proceso de adaptación de expectativas, de manera tal que se le otorgue una mayor importancia a aquella información recientemente agregada y descartando la más antigua, simulando el hecho de que los agentes ajustan sus expectativas dando una mayor ponderación a la información más reciente. Específicamente, éste mantiene constante el tamaño del conjunto intramuestral "p", pero varía desde el punto de vista de su composición, pues para cada iteración éste se va desplazando a través del conjunto total de datos, de manera que incluye la próxima observación pero a la vez elimina la más antigua ($–1+p+1=p$). Como en el caso recursivo, el proceso se repite "$m–n$" veces, permitiéndole al modelo de estimación incorporar la nueva información a medida que se encuentra disponible. Más adelante se presenta un esquema del proceso *rolling*.

ESQUEMA DEL PROCESO RECURSIVO



Fuente: Elaboración propia. En el proceso recursivo el conjunto intramuestral aumenta su tamaño a través de las iteraciones, de manera de reflejar que los agentes van incorporando la nueva información a medida que esta está disponible en el mercado.

ESQUEMA DEL PROCESO *ROLLING*



Fuente: Elaboración propia. En el proceso *rolling* el conjunto intramuestral mantiene su tamaño constante a través de las iteraciones, de manera de reflejar que los agentes incorporan nueva información, pero no son capaces de manejar *toda* la información existente desechando la más antigua, ya que ésta va perdiendo validez a través del tiempo.

ANEXO 4

SALIDAS CORRESPONDIENTES A LOS MODELOS INGENUOS, PARA CADA UNO DE LOS INDICES ESTUDIADOS

SALIDA N225

Dependent Variable: D(N225)
Method: Least Squares
Date: 02/13/06 Time: 00:22
Sample(adjusted): 3 280
Included observations: 278 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	–37.89932	26.11939	–1.451003	0.1479
AR(1)	–0.070971	0.060013	–1.182609	0.2380
R-squared	0.005042	Mean dependent var		–37.84705
Adjusted R-squared	0.001437	S.D. dependent var		466.7400
S.E. of regression	466.4046	Akaike info criterion		15.13515
Sum squared resid	60039167	Schwarz criterion		15.16125
Log likelihood	–2101.786	F-statistic		1.398565
Durbin-Watson stat	1.992667	Prob(F-statistic)		0.237982
Inverted AR Roots	–.07			

SALIDA HSI

Dependent Variable: D(HSI)
Method: Least Squares
Date: 02/13/06 Time: 00:28
Sample(adjusted): 3 280
Included observations: 278 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	–22.41001	33.14814	–0.676056	0.4996
AR(1)	0.020118	0.060081	0.334849	0.7380
R-squared	0.000406	Mean dependent var		–22.44212
Adjusted R-squared	–0.003216	S.D. dependent var		540.6999
S.E. of regression	541.5685	Akaike info criterion		15.43398
Sum squared resid	80949831	Schwarz criterion		15.46008
Log likelihood	–2143.324	F-statistic		0.112124
Durbin-Watson stat	2.006595	Prob(F-statistic)		0.737994
Inverted AR Roots	.02			

SALIDA SSEC

Dependent Variable: D(SSEC)
Method: Least Squares
Date: 02/13/06 Time: 00:33
Sample(adjusted): 3 280
Included observations: 278 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.939244	2.866653	0.327645	0.7434
AR(1)	0.053543	0.059893	0.893983	0.3721
R-squared	0.002887	Mean dependent var		0.927374
Adjusted R-squared	–0.000725	S.D. dependent var		45.22055
S.E. of regression	45.23695	Akaike info criterion		10.46887
Sum squared resid	564801.2	Schwarz criterion		10.49497
Log likelihood	–1453.173	F-statistic		0.799205
Durbin-Watson stat	1.991259	Prob(F-statistic)		0.372110
Inverted AR Roots	.05			

SALIDA TWII

Dependent Variable: D(TWII)
Method: Least Squares
Date: 02/13/06 Time: 00:35
Sample(adjusted): 3 280
Included observations: 278 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 3 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	–18.05813	16.87399	–1.070176	0.2855
AR(1)	–0.026537	0.060150	–0.441187	0.6594
R-squared	0.000705	Mean dependent var		–18.04241
Adjusted R-squared	–0.002916	S.D. dependent var		288.3910
S.E. of regression	288.8111	Akaike info criterion		14.17659
Sum squared resid	23021679	Schwarz criterion		14.20269
Log likelihood	–1968.546	F-statistic		0.194646
Durbin-Watson stat	1.993478	Prob(F-statistic)		0.659423
Inverted AR Roots	–.03			

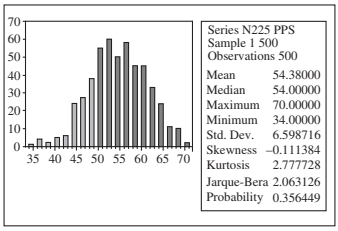
SALIDA KS11

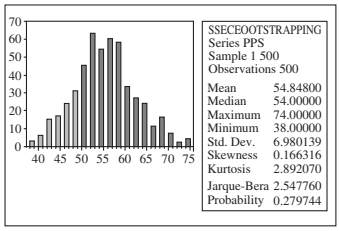
Dependent Variable: D(KS11)
Method: Least Squares
Date: 02/13/06 Time: 00:37
Sample(adjusted): 3 280
Included observations: 278 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 3 iterations

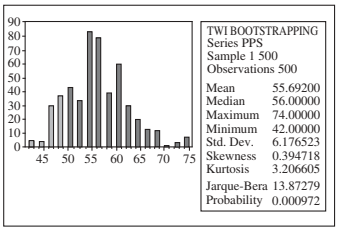
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	–0.185962	2.005169	–0.092741	0.9262
AR(1)	–0.092392	0.059954	–1.541057	0.1244
R-squared	0.008531	Mean dependent var		–0.191871
Adjusted R-squared	0.004939	S.D. dependent var		36.61225
S.E. of regression	36.52173	Akaike info criterion		10.04086
Sum squared resid	368138.9	Schwarz criterion		10.06696
Log likelihood	–1393.680	F-statistic		2.374858
Durbin-Watson stat	1.993549	Prob(F-statistic)		0.124449
Inverted AR Roots	–.09			

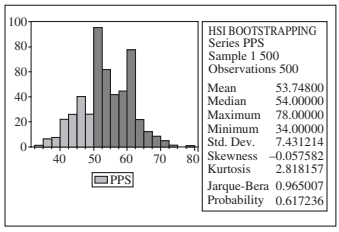
ANEXO 5

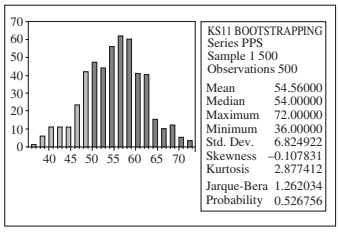
DISTRIBUCION Y ESTADISTICAS DESCRIPTIVAS DE LOS PPS ALCANZADOS DURANTE EL PROCESO DE BOOTSTRAPPING











Cuadernos de Economía, Vol. 43 (Noviembre), pp. 285-299, 2006

A Proposal to Obtain a Long Quarterly Chilean GDP Series*

Juan de Dios Tena
Universidad de Concepción y Universidad Carlos III, España
Miguel Jerez
Universidad Complutense, España
Sonia Sotoca
Universidad Complutense, España
Nicole Carvallo
Universidad de Concepción, Chile

An important limitation in order to specify and estimate a macroeconomic model that describes the Chilean economy resides in using variables with sufficient number of observations that allow for a reliable econometric estimation. Among these variables, the GDP constitutes a fundamental magnitude. Nevertheless, for this variable there is not quarterly information before 1980. This paper computes quarterly GDP series for the period 1965-1980 using the approach by Casals et al. (2000). As result, the new series incorporates the cyclical dynamic in the quarterly series later to 1979 respecting, in addition, all the annual existing information before the above mentioned period.

JEL: C22, E32
Keywords: Smoothing Algorithm, ARIMA Model, Transfer Function Model, Chilean GDP.

1. Introduction

An important limitation in order to specify and estimate a macroeconomic model that describes the Chilean economy resides in using variables with sufficient

*We are indebted to an anonymous referee for helpful comments. The usual qualifier applies. Sonia Sotoca and Miguel Jerez gratefully acknowledge financial support from Ministerio de Educación y Ciencia, DGCICYT, ref. SEJ2005-07388.
E-mail: juande@udec.cl, jtena@est-econ.uc3m.es

number of observations that allow for reliable econometric information. Among these variables, the GDP constitutes a fundamental magnitude. However, although there is annual information of this series from the XIX century, quarterly information is only available from 1980.

In this paper we reconstruct quarterly series of the Chilean GDP for the period 1966-1979 using the interpolation methodology advocated by De Jong (1989) and Casals *et al*. (2000) for the nonstationary case. This procedure, explained in a simple way, consists firstly of: 1) specifying and estimating a statistical model of the series of interest; 2) expressing the resulting model in state space form; and then 3) reconstructing this series backward using a fixed-interval smoothing algorithm.

As far as we are aware, in spite of its empirical relevance, there is only a previous attempt of reconstructing the Chilean GDP by Haindl (1986). An important difference between his paper and ours is that he uses the methodology proposed by Chow and Lin (1971). This methodology imposes a very restrictive functional form that cannot represent accurately the features of our data. More specifically, this procedure assumes that: 1) the dependent variable and the set of indicators are fully cointegrated; 2) there is not feedback between the variables in the model; and 3) the residual of the regression between the dependent variable and the set of indicators follows an ad-hoc functional form.

Here, instead of imposing any particular functional form on the variables, we specify models that are plausible given the statistical properties of the time series in our analysis. Two alternative statistical specifications are considered in our analysis: a univariate ARIMA model and a transfer function model. These two specifications are robust and filter the data to uncorrelated and normal residuals. The quarterly series obtained under both procedures incorporate the cyclical dynamic in the quarterly series later to 1979 respecting, additionally, all the previous annual information.

The remainder of the paper is organized as follows. In the next section, we specify and estimate an ARIMA model for the Chilean GDP. Section 3 discusses how to write the univariate model in the state space form and how to use this formulation to reconstruct the quarterly series backward using a fixed interval smoothing algorithm. In Section 4, we extend the analysis to consider the use of transfer function models. Quarterly GDP series obtained from the univariate and the transfer function model are shown and compared in Section 5. Some concluding remarks follow in Section 6.

2. UNIVARIATE ANALYSIS

In this section we describe some of the important features of the individual time series used in the analysis and then we specify and estimate an ARIMA model for the Chilean GDP that will be used to interpolate quarterly values of this series before 1980. Our main interest is in Chilean GDP in real terms. This series is freely available from the Central Bank of Chile at the following URL:

http://www.bcentral.cl. The Central Bank of Chile publishes GDP series on a quarterly basis since 1980. However, it is possible to find GDP information on annual basis before this period.

Additionally, we also consider other quarterly series that will be used in the subsequent analysis to specify an econometric model. More specifically, our intention is to study the properties of these series to use them as indicators to interpolate quarterly information of the Chilean GDP before 1980. Three series have received our attention in this respect: 1) the monetary aggregate M1; 2) the price of copper; and 3) the terms of trade.

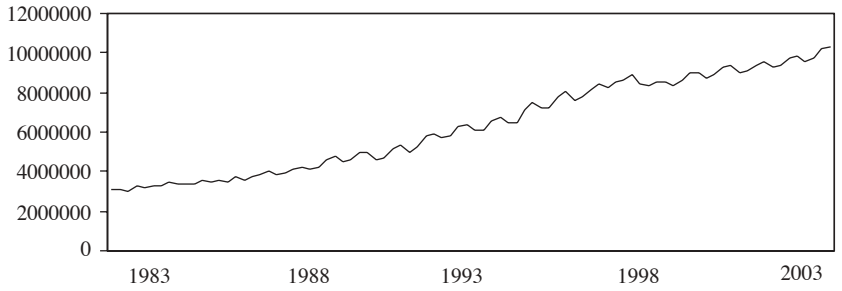
Series of the monetary aggregate M1 were collected from the Monthly Bulletin of the Central Bank of Chile. Series of the price of copper was obtained from "Informe Económico y Financiero", also published by the Central Bank of Chile. Series of the terms of trade can be found in the paper by Bennett and Valdés (2001). These three series are available from 1966.

In order to specify an univariate ARIMA model for the GDP series we choose not to consider the first 10 quarterly observations as they are very erratic and generate an spurious AR(1) or AR(2) structure. That is, we only consider the period 1982:3-2004:2. The evolution of this series is shown in Figure 1. Inspection of the figure reveals that the GDP grows during the period under consideration and this growth is affected by the seasonal cycle.

Figures of the monetary aggregate M1, the price of copper and the terms of trade are not shown for the sake of brevity. However, M1 grows during the period and its growth is also affected by the seasonal cycle. Series of the terms of trade and the price of copper, on the other hand, do not grow but show little tendency to return to mean.

This and the additional information provided by correlograms suggests that M1 and GDP series require two differences to become stationary and one of them could be a seasonal difference. Also, terms of trade and price of copper should be stationary after one regular difference.

FIGURE 1
REAL GDP IN MILLIONS OF CHILEAN PESOS. SERIES IN LEVELS



More formally, we employ the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test for unit roots on the series in levels, first and second differences. It is, of course, necessary to choose the number of augmentation lags to account for serial correlation and this is done using the sequential approach in Ng and Perron (1995). The results are shown in Table 1.

TABLE 1
AUGMENTED DICKEY-FULLER (ADF) TESTS

Series	Series in levels			Series in first differences			Series in second differences		
	Trend	Intercept	None	Trend	Intercept	None	Trend	Intercept	None
GDP	–2.52	0.02	2.28	–3.09	–3.09	–1.31	–28.19(**)	–28.37(**)	–28.52(**)
M1	0.41	2.60	3.07	–3.07	–1.63	–0.50	–13.63(**)	–13.68(**)	–13.69(**)
Copper	–2.36	–2.37	–0.07	–7.52(**)	–7.57(**)	–7.58(**)	–13.32(**)	–13.39(**)	–13.47(**)
Terms of trade	–1.98	–1.83	0.53	–7.87(**)	–7.92(**)	–7.91(**)	–14.17(**)	–14.24(**)	–14.33(**)

Trend, Intercept and None denote the Augmented Dickey Fuller tests applied to a regression with intercept and trend, intercept and no deterministic parameters respectively.
(**), (*) denote rejection of the null hypothesis at the 0.01, 0.05 significance levels respectively.
Estimation sample: 1982:III-2004:II.

For series in levels, the unit root null hypothesis cannot be rejected at conventional significance levels in any case. However, the unit root null can be rejected at the 0.01 level for first differences of the price of copper and terms of trade. For M1 and GDP it is necessary to take second differences in order to reject the null at the 0.01 level.

Once the number of unit roots has been determined for each of the series, the next step is to specify and estimate an ARIMA model for the Chilean GDP. In order to do this, we use the Box-Jenkins methodology based on the observation and interpretation of correlograms; see Box *et al.* (1994). The simple correlogram for the GDP series with one regular and one seasonal difference show that the series is stationary and it does not have any known structure in the regular part. However, the seasonal part suggests either a MA(1) or AR(2) specification. When the two models are estimated, the standard deviation of the estimated residuals is 0.12 in both cases. However, a MA(1) is more parsimonious than an AR(2) model and we choose the first option. This amounts to specifying the following model for the Chilean GDP (denoted by y_t):

$$(2.1) \quad \Delta_4 \Delta y_t = (1 - \theta L^4) a_t$$

where L is the lag operator; Δ and Δ_4 are operators for the regular and seasonal differences respectively; θ is a constant parameter; and $a_t \sim N(0, \sigma_a)$.

Estimation of model (2.1) by exact maximum likelihood gives the following results (with standard errors between brackets):[1]

$$\Delta_4 \Delta y_t x 10^{-6} = (1 - \underset{(0.10)}{0.47} L^4)\hat{a}_t \tag{2.2}$$

$$\hat{\sigma}_a = 0.12 \tag{2.3}$$

The correlation between the two estimated parameters ($\hat{\sigma}_a$ and $\hat{\theta}$) is always below 0.01. Besides, the Jarque-Bera statistic on the estimated residuals is 1.80 indicates that they can be considered as normal. Also, the correlogram of the residuals do not show any significant correlation at any peak and its structure could be regarded as a white noise process.

From model (2.1), it is straightforward to describe a univariate model for the accumulated yearly GDP, (denoted by Y_t) as:

$$Y_t = y_t + y_{t-1} + y_{t-2} + y_{t-3} = (1 + L + L^2 + L^3)y_t. \tag{2.4}$$

Notice that

$$(1 - L^4) = (1 - L)(1 + L + L^2 + L^3), \tag{2.5}$$

then, using expressions (2.2), (2.3) and (2.5) one can obtain a model for Y_t as:

$$\Delta^2 Y_t x 10^{-6} = (1 - 0.47 L^4)\hat{a}_t \tag{2.6}$$

This last model is used for the backward interpolation of Y_t. An explanation of this process follows in the next section.

3. AN ALGORITHM FOR THE INTERPOLATION OF THE CHILEAN GDP

Once we have defined a model for Y_t, the quarterly series is constructed using a fixed interval smoothing algorithm where for each four values one is fixed. For a brief description of this process, notice that every linear econometric model with fixed parameters can be represented in the state space form as:[2]

[1]In the estimation we use the econometric software E4 (http://www.ucm.es/info/icae/e4/). One important advantage of this software compared with other more conventional ones is that E4 estimates parameters by exact maximum likelihood. This method is more efficient than the estimation by conditional maximum likelihood. Moreover, exact maximum likelihood is especially convenient when initial observations in the sample are very erratic; see Hamilton (1994), Chapter 5.

[2]See Terceiro (1990) for a more detailed and formal description of state space models.

(3.1) $Z_t = H\alpha_t + Du_t + cv_t$

(3.2) $\alpha_{t+1} = \Phi\alpha_t + \Gamma u_t + Ew_t$

where Z_t is a vector of observed variables (in our case $Z_t = \Delta^2 Y_t$); u_t is a vector of exogenous variables; α_t is a vector of nonobservable state variables; w_t and v_t are white noise processes; and H, D, C, Φ, Γ and E are known parameter matrices.

Thus, for example, a possible representation of a seasonal MA(1) process in the state space form could be:

(3.3) $\alpha_{t+1} = -\theta a_{t-3}$

(3.4) $\Delta^2 Y_t = \alpha_t + a_t$

A fixed interval smoothing algorithm consists on obtaining an estimation of the state variable and its variance from the available sample information. We denote these estimations as $\alpha_{t/N}$ and $P_{t/N}$, $P_{t/N} = E\,[(\alpha_t - \alpha_{t/N})\,(\alpha_t - \alpha_{t/N})'/\Omega_N]$.[3] A detailed description of the computational procedure of interpolation proposed by De Jong (1989) and extended by Casals *et al.* (2000) is confined to the appendix. Intuitively, the algorithm departs from some initial conditions α_1 and P_1 and then estimates the estate variable using a Kalman filter and reconstructs the series backward using a smoothing algorithm.

An important drawback in the algorithm advocated by De Jong (1989) lies in the fact that the initial value of the covariance of the state value, P_1, is arbitrarily close to infinite for all the states. Casals *et al.* (2000) extend this previous methodology by proposing a fixed interval algorithm that allows for both, stationary and unit roots, and also treats the case of exogenous inputs. This last procedure is used here to interpolate nonexistent values of y_t. Thus, from 1980 backward, for each 4 values, 3 nonexistent values are interpolated using E4.[4] The algorithm gives the interpolated values of y_t and the estimated standard deviations of the interpolations.

4. MULTIVARIATE ANALYSIS

One potential caveat in the previous analysis is that a univariate ARIMA model only considers information referred to its own lagged values. Although our quarterly series respect the annual information provides by the Central Bank of Chile before 1980, however one could argue that some exogenous shocks could marginally affect the GDP series at specific moments. For example, the

[3] N denotes the total number of observations.

[4] E4 codes can be obtained from the authors upon requests. Some practical examples of interpolation methods can be found in the E4 manual from its webpage (http://www.ucm.es/info/icae/e4).

political crisis in the early seventies, the coup d'etat in September 1973, the downfall in the price of copper in 1975 and the revaluation of the Chilean peso in 1976. In order to take into account some of these facts, we specify an econometric model to interpolate the Chilean GDP before 1980 using as indicators the quarterly series presented in Section 2.

The use of these series can be justified as follows. The monetary aggregate M1 series can be considered as a potential indicator to measure the relation between money and output suggested by monetarists. The use of the price of copper can be justified as there is a general agreement among economists on the influence of this mineral on the Chilean economy, see Meller (2002). The terms of trade is also an important variable to consider as it can take into account open market considerations in a small open country as Chile.

Typically, the methodology proposed by Chow and Lin (1971) has been used to estimate quarterly series from their annual values; see Pons and Surinach (1997). The procedure consists on relating the unknown quarterly series to a set of quarterly variables or indicators. When the model is expressed in terms of annual accumulated values, it can be written as:

$$(4.1) \quad Y_t = I_t'\beta + \varepsilon_t$$

where I_t is a vector of explanatory variables; β is a vector of parameters; and ε_t follows an ad-hoc univariate process. For example, Chow and Lin (1971) assume to be a white noise or a stationary AR(1) process. Fernández (1981), on the other hand, assumes that it follows a random walk.

An obvious drawback of this procedure is that it imposes a functional form that could be inaccurate given the features of the time series in our analysis. More specifically, expression (4.1) imposes the following assumptions:

- Series Y_t and I_t are cointegrated, unless we specifically assume a functional form similar to the one proposed by Fernández (1981).
- Y_t does not Granger cause any of the variables in I_t. That is, there is no reason to prefer a VAR system rather than a single transfer function equation.
- Even in the unlikely case that the two previous assumptions are true, an additional assumption imposes ε_t to follow an ad-hoc specification.

In our particular case, given the analysis in Section 2, it is clear that GDP cannot be cointegrated neither with the series of price of copper nor with terms of trade as they have different integration orders. Also, Granger causality tests, not explicitly reported here, clearly indicate that the null of no causality between the GDP and the two series, the price of copper and the terms of trade, cannot be rejected in any direction at conventional significance levels.

In order to test cointegration between GDP and M1 we use the tests proposed by Engle and Granger (1997) as this procedure is simple, intuitive and it is especially suitable to be used with only two series. Thus, first we run a regression between the two variables (GDP and M1). Then, in a second step, we

test for the presence of a unit root in the residuals of the regression using an ADF test. Results of the test do not indicated the presence of a cointegration relationship between these two variables. More specifically, the values of the ADF statistic for a regression with intercept and trend, intercept and no deterministic components are 2.07, –0.65 and –0.75 respectively.

Given these results, we include in our multivariate model the GDP and M1 series with one regular and one seasonal difference in order to ensure that they are stationary. In a first attempt, not reported here, we considered a VARMA model. However, no evidence of causation from M1 to GDP was found in that model. Then, we estimate the following model (standard deviations are between brackets):

$$
\begin{aligned}
(1 + L + L^2 + L^3)y_t x10^{-6} &= \underset{(0.15)}{(0.43)} + \underset{(0.15)}{(0.28)}(1 + L + L^2 + L^3)i_t x10^{-6} + \\
&+ \frac{(1 - \underset{(0.10)}{0.40}\, L^4)}{\Delta^2}\hat{a}_t, \qquad (4.2)\\
\hat{\sigma}_a &= 0.11,
\end{aligned}
$$

where i_t is the quarterly indicator (M1).

In this regression, the correlations among the estimated parameters are always below 0.33. Also, the residuals can be assumed to be normal with a Jarque Bera statistic of 2.09 and correlograms of the estimated residuals do not show any known structure and they are not serially correlated.

At this stage, it is important to emphasize that model (4.2) is only a reduced form statistical model and it is beyond purpose of this paper to develop any structural analysis on the relation between GDP and M1.

Using this econometric model, we interpolate the quarterly GDP series before 1980 using the smoothing algorithm described in the previous section.

5. COMPARING ALTERNATIVES

This section compares the quarterly GDP series obtained under both the ARIMA and the transfer function model. The main advantage of using a univariate model is based on its simplicity. In general, parsimonious models are especially accurate to forecast values out of the sample. Transfer function models, on the other hand, are useful in this context as they can measure the impact of other variables for which quarterly values before 1980 can be obtained. However, one can argue that there have been important structural changes in the Chilean economy from 1967 and it is very risky to assume that a set of economic indicators may have a constant effect on Chilean GDP through the whole sample. Following this argument, to test how robust our estimations are, we estimate models (2.6) and (4.2) using annual data for the whole sample (1967-2004) but results were very similar to those obtained from the sample (1980-2004).

Figure 2 shows the quarterly, y_t, and the accumulated annual, Y_t, GDP series obtained under both procedures. The figure describes the different economic

FIGURE 2
GDP SERIES IN MILLIONS OF CHILEAN PESOS

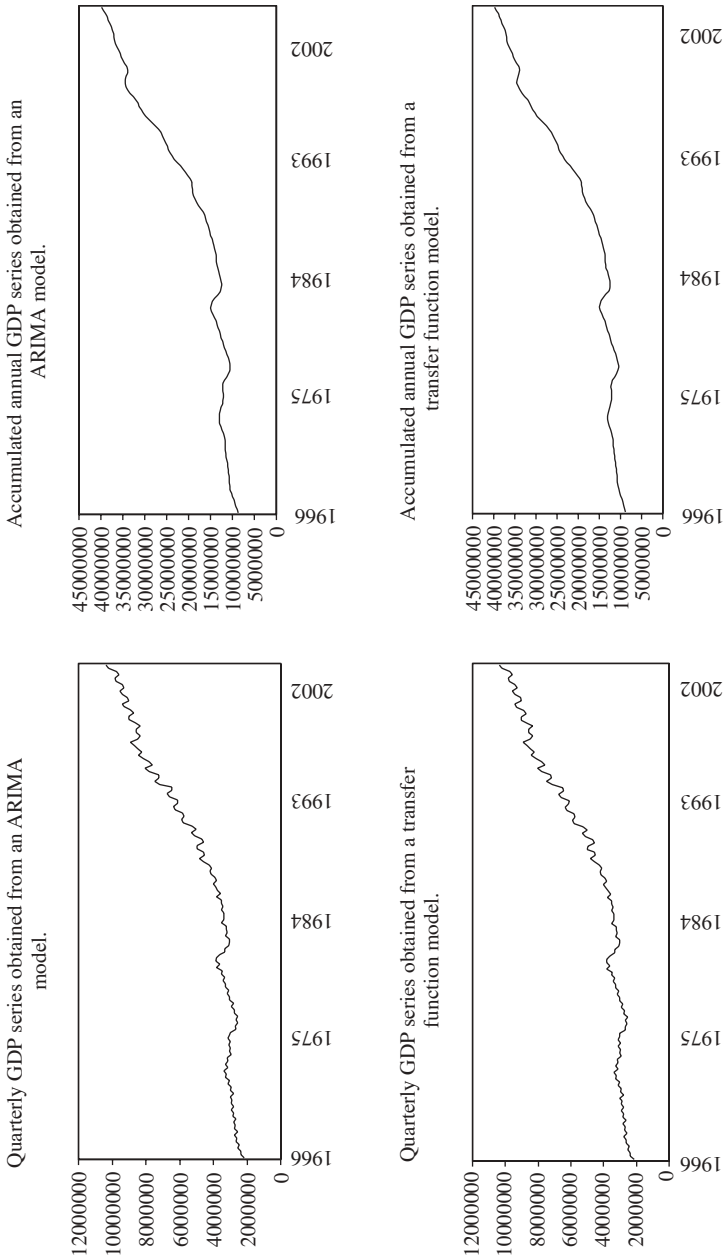


TABLE 2
QUARTERLY GDP SERIES IN MILLIONS OF CHILEAN PESOS OBTAINED FROM A UNIVARIATE AND A TRANSFER FUNCTION MODEL

Year	Univariate model	Transfer function model	Year	Univariate model	Transfer function model
1966-I	2156613.7	2153258.1	1973-I	3149329.7	3147011.9
1966-II	2369677.9	2364634.6	1973-II	3271616.2	3266622.3
1966-III	2355350.1	2355745.8	1973-III	3144042.8	3143944.2
1966-IV	2534668.7	2542671.8	1973-IV	3187647.8	3195058.1
1967-I	2436189.5	2434117.0	1974-I	2930987.3	2928686.0
1967-II	2656683.8	2651701.5	1974-II	3047950.9	3042976.0
1967-III	2621572.1	2621357.4	1974-III	2963959.5	2963859.1
1967-IV	2751892.9	2759162.5	1974-IV	3100051.3	3107427.9
1968-I	2576202.0	2573821.2	1975-I	2984782.3	2982475.5
1968-II	2743786.2	2738789.1	1975-II	3148519.9	3143518.3
1968-III	2680066.5	2679998.5	1975-III	3016684.9	3016566.2
1968-IV	2806081.0	2813526.9	1975-IV	3010315.6	3017742.7
1969-I	2650385.7	2648079.0	1976-I	2657967.9	2655794.2
1969-II	2834982.8	2829989.3	1976-II	2700608.3	2695667.8
1969-III	2785293.0	2785189.7	1976-III	2563657.7	2563525.6
1969-IV	2922354.5	2929758.0	1976-IV	2668154.3	2675400.5
1970-I	2774723.5	2772399.2	1977-I	2542654.1	2540420.9
1970-II	2954458.3	2949464.1	1977-II	2759415.8	2754825.4
1970-III	2886979.7	2886884.9	1977-III	2743860.2	2743927.7
1970-IV	2993326.0	3000739.2	1977-IV	2917025.6	2923781.7
1971-I	2802053.1	2799732.1	1978-I	2807468.0	2805173.0
1971-II	2977271.7	2972277.3	1978-II	3032764.2	3028582.3
1971-III	2944402.6	2944306.0	1978-III	3018335.1	3018327.3
1971-IV	3124483.9	3131895.9	1978-IV	3185218.9	3191703.7
1972-I	3046071.8	3043752.4	1979-I	3061971.6	3059268.5
1972-II	3274930.8	3269937.8	1979-II	3278958.2	3274143.5
1972-III	3236481.6	3236383.8	1979-III	3261599.6	3261299.6
1972-IV	3351762.6	3359172.7	1979-IV	3430933.9	3438751.7

cycles in Chile during the period 1965-1971. Thus, there is a moderate growth in the years 1965-1971 motivated by a strong public investment. After this period, there is stagnation phase in 1973-1982 characterized by tight monetary policies aiming to control a high rate of inflation. There is a strong recovery in 1983-1998 stimulated mainly by foreign trade. Finally, the Asian crisis affected the Chilean economy at the end of the nineties slowing down economic growth from 1998 up to the present date.

From this figure, an important feature to remark is that the two new quarterly series describe the same economic trend as the accumulated annual series from the Central Bank of Chile. Besides, the two quarterly series reflect the seasonal behaviour inherent in the Chilean economy.

When the two different models are compared, it is clear that the series interpolated under the univariate and the transfer function model are almost identical. This is also corroborated by a Pearson's correlation value of 0.9998 between the quarterly series interpolated under both procedures for the period 1967:01-1979:04. Given this result, it is not clear which alternative is superior. Therefore, we leave to the analyst's criteria to choose between the two options. This election will not have dramatic consequences in any case as both series respect the annual GDP information provided by the Central Bank of Chile. The numerical values obtained from the two interpolations are shown in Table 2.

6. CONCLUSIONS

In this paper we obtain quarterly series of the Chilean GDP for the period 1966-1979 using the fixed interval smoothing algorithm proposed by De Jong (1989) and extended by Casals *et al.* (2000) for the nonstationary case. We propose two alternatives for the interpolation based on a univariate and a transfer function model. Quarterly series obtained in both cases are consistent with the annual information provided by the Central Bank of Chile before 1980.

A new line of research opened by this paper is based on the use of the quarterly GDP series to specify and estimate more efficient econometric models that could be considered to describe the relation of the Chilean GDP with other economic (national and international) variables for which quarterly information is already available for long periods.

REFERENCES

Bennett, H. and R. Valdés (2001). "Series de Términos de Intercambio de Frecuencia Mensual para la Economía Chilena: 1965:1999", Working paper N° 98, Central Bank of Chile.

Box, G.E.P., G.M. Jenkins and G.C. Reinsel (1994). Time Series Analysis: Forecasting and Control. (Third Edition), Englewood Cliffs, HJ: Prentice Hall.

Casals, J., M. Jerez and S. Sotoca (2000). "Exact Smoothing for Stationary and Nonstationary Time Series", *International Journal of Forecasting,* 16, 59-69.

Chow, G. and Lin, A.L. (1971). "Best Linear Unbiased Distribution and Extrapolation of Economic Time Series by Related Series'', *The Review of Economics and Statistics,* 53, 471-76.

De Jong, P. (1989). "Smoothing and Interpolation with the State-Space Model, *Journal of the American Statistical Association,* 84, 1085-88.

Engle, R.F. and Granger, C.WJ. (1987). "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing, *Econometrica,* 55, 251-76.

Fernández, R.B. (1981). "Methodological Note on the Estimation of Time Series'', *The Review of Economic and Statistics,* 63, 471-478.

Haindl, R. (1986). "Trimestralización del Producto Geográfico Bruto por Origen y Destino'', Estudios de Economía, Universidad de Chile, 13, 119-153.

Hamilton, J.D. (1994). Time Series Analysis. Princeton University Press.

Meller, P. (2002). Dilemas y Debates en Torno al Cobre. Dolmen.

Ng, S. and P. Perron (1995). "Unit Root Tests in ARMA Models with Data-Dependent Methods for the Selection of the Truncation Lag", *Journal of the American Statistical Association,* 429, 268-81.

Pons, E. and J. Surinach (1997). "Trimestralización y Conciliación de Magnitudes Económicas: una Ampliación del Método de Chow-Lin", *Working Paper* N° 20, Universidad de Barcelona.

Terceiro, J. (1990). Estimation of Dynamic Econometric Models with Errors in Variables. Berlin: Springer-Verlag.

APPENDIX
INTERPOLATION PROCEDURE

This appendix describes the procedure used for interpolation of the Chilean GDP before 1980. The methodology follows the lines stated by De Jong (1989) and extended by Casals *et al.* (2000) for the nonstationary case.

Let assume the following state-space model:

(A1) $Z_t = H\alpha_t + Du_t + Cv_t$

(A2) $\alpha_{t+1} = \Phi\alpha_t + \Gamma u_t + Ew_t$

where (A1) is the observation equation that generates the ($mx1$) vector of measures Z_t, $t = 1,2\ldots, N$, u_t is a ($rx1$) vector of inputs and the state equation (A2) describes the evolution of the ($nx1$) state vector α_t.

We make the following assumptions about (A1)-(A2):

i) $w_t \sim IID(0,Q)$, $v_t \sim IID(0,R)$, $cov(w_t, v_t) = S$, for all $t = 1,2,...,N$.
ii) The initial state is independent of wt and vt, and such that $\alpha_1 / u_1,...,u_N \sim (\bar{\alpha}_1, P_1)$.
iii) The matrices H, D, C, Φ, Γ, E, Q, R and S have been estimated previously whereas $\bar{\alpha}_1$ and P_1 are unknown.

We also denote the information available up to $t = j$ by: $\Omega_j = \{Z_1,Z_2,\ldots,Z_j,u_1,u_2\ldots,u_j\}$ and the first and second-order conditional moments of the state vector by: $\alpha_{t/j} = E(\alpha_t/\Omega_j)$ and $P_{t/j} = E[(\alpha_t - \alpha_{t/j})\,(\alpha_t - \alpha_{t/j})'/\Omega_j]$.

Following De Jong (1989), based on (A1) and (A2), one can interpolate Z_t, u_t or α_t onto the space $[Z_1,Z_2,\ldots,Z_{t-1},Z_{t+1},\ldots,Z_N]$ using a fixed interval smoothing algorithm. This algorithm consists of a forward step given by a standard Kalman filter and a backward recursion that, for the case of fixed-interval smoothing, takes the form:

(A3) $\alpha_{t/N} = \alpha_{t/t-1} + P_{t/t-1}r_{t-1}$

(A4) $P_{t/N} = P_{t/t-1} - P_{t/t-1}R_{t-1}P_{t/t-1}$

(A5) $r_{t-1} = H'B_t^{-1}\tilde{Z}_t + \bar{\Phi}_t^T r_t, with \quad r_N = 0$

(A6) $R_{t-1} = H'B_t^{-1}H + \bar{\Phi}_t^T R_t \bar{\Phi}_t, with \quad R_N = 0$

(A7) $\bar{\Phi}_t = \Phi - K_t H$

where $\alpha_{t/t-1}$ and $P_{t/t-1}$ were computed in a forward step, $\tilde{Z}_t = Z_t - Z_{t-1}$ is the sequence of Kalman filter innovations corresponding to (A1)-(A2); B_t is the covariance matrix of $\tilde{Z}_t$; and K_t is the Kalman filter gain.

Model (A1)-(A2) can be stationary, nonstationary or partially stationary, depending on the eigenvalues of Φ. De Jong (1989) emphasize the importance of initialization in the forward filtering phase and propose adequate solutions for stationary systems. However, in the nonstationary case the initial state covariance, P_1, is arbitrarily close to infinity and, therefore, these initialization criteria cannot be used.

In a pure nonstationary framework, a common practice consists of approximating the diffuse initial conditions by $P_1 = kI$, where k is an arbitrary big value. Frequent 'rule of thumb' values for k may vary between $k = 10^2$ and $k = 10^7$. But, although this initialization allows one to keep using standard algorithms, however it commonly generates biased results when k is not adequately chosen and induces numerical error.

Casals *et al.* (2000) derive an exact algorithm that can be applied to stationary, nonstationary and partially nonstationary systems. This algorithm is obtained from the combination between exact fixed-interval smoothed moments and those obtained from an arbitrarily initialized smoother. To see this, consider the state space model:

(A8) $Z_t^* = H\alpha_t^* + Du_t + cv_t$

(A9) $\alpha_{t+1}^* = \Phi\alpha_t^* + \Gamma u_t + Ew_t$

where the states and measures correspond to (A1)-(A2) with the initial conditions $\alpha_1^* = 0$ and $P_1^* = 0$.

It is straightforward to see that propagating the state equations (A2) and (A9), it follows that

(A10) $\alpha_{t/N} = \Phi^{t-1}\alpha_{1/N} + \alpha_{t/N}^*$

Also, from (A1)-(A2) and (A8)-(A9), Casals *et al.* (2000) prove that

(A11) $\tilde{Z}_t = H\bar{\bar{\Phi}}_{t-1}\alpha_1 + \tilde{Z}_t^*$

where $\tilde{Z}_t^* = Z_t^* - Z_{t/t-1}^*$ are the innovations resulting from a Kalman filter applied to (A8)-(A9), hereafter $KF(0,0)$; and the matrices $\bar{\bar{\Phi}}_{t-1}$ are given by $\bar{\bar{\Phi}}_t = \left(\Phi - K_t H\right)\bar{\bar{\Phi}}_{t-1}$ with $\bar{\bar{\Phi}}_t = I$.

Equation (A11) can be written for all the sample as:

(A12) $\tilde{Z}_t = X\alpha_1 + \tilde{Z}_t^*$

where X is the block-diagonal matrix whose t-th block is $H\bar{\bar{\Phi}}_{t-1}$ and the $(mxN)x1$ vectors $\tilde{Z}$ and $\tilde{Z}^*$ contain the $KF(0,0)$ innovations $\tilde{Z}_t$ and $\tilde{Z}_t^*$ respectively. Note that $\tilde{Z}^*$, is independent of a_1.

Then, the problem consists of obtaining the conditional expectations in the right-hand-side of (A10), taking into account the relationship (A12). The solution is given by the following expressions:

$$\text{(A13)} \quad \alpha_{t/N} = \left\{\Phi^{t-1} - E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'\right]B^{-1}X\right\}\alpha_{1/N} + E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'B^{-1}\tilde{Z}\right]$$

$$\text{(A14)} \quad P_{t/N} = \left\{\Phi^{t-1} - E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'\right]B^{-1}X\right\}P_{1/N} + \left\{\Phi^{t-1} - E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'\right]B^{-1}X\right\} + P_{t/N}^*$$

An important point to be noted about these two expressions is that they can be applied to stationary, nonstationary and partially nonstationary systems, as the only term affected by P_1 are $Z_{1/N}$ and $P_{1/N}$ and this dependence occurs through P_1^{-1}, which is finite.

Algorithms for the computation of $E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'\right]B^{-1}X$ and $E\left[\alpha_t^*(\tilde{Z}^*)'\right]B^{-1}\tilde{Z}$ can be found in Casals *et al.* (2000), Section 3.

Cuadernos de Economía, Vol. 43 (Noviembre), pp. 301-329, 2006

Impacto de la Percepción de la Calidad del Aire sobre el Precio de las Viviendas en Concepción-Talcahuano, Chile

Cristián Mardones*
Universidad de Chile

This paper provides an empirical assessment on the impact of air pollution, specifically the bad scents produced by heavy industries and industries associated to the production of fish flour on the population's economic welfare of Concepción-Talcahuano, Chile.
The paper applies an indirect method of environmental valuation known as the model of hedonics prices (Rosen, 1974). This approach has been broadly used in urban and environmental economics. The results from this paper reveal that there is a negative effect from bad scents on the price of housing and goes further by carrying out an exercise on the economic effect in a representative housing.

JEL: Q25
Keywords: Hedonics Prices, Air Pollution, Price of Housing.

1. Introducción

La valoración de los bienes ambientales, tales como un aire limpio, es difícil porque los bienes ambientales no tienen mercado. Sin embargo, en el mercado de bienes raíces se comercia la calidad ambiental de manera implícita.

Si el bien ambiental "calidad del aire" varía a través de una zona urbana y los individuos pueden escoger su exposición a la contaminación mediante sus decisiones sobre localización residencial, los precios de las viviendas pueden incorporar premios por localización en áreas no contaminadas y castigos en áreas

*Deseo agradecer a los árbitros anónimos Mauricio Villena, Carlos Chávez, Iván Araya, Jorge Dresdner y Andrea Repetto por sus valiosos comentarios y sugerencias, así como también a Rosa Poblete y Dominga Sandoval por su valiosa colaboración.
E-mail:cmardones@facea.uchile.cl, mardonescristian@hotmail.com

contaminadas. De este modo, puede ser posible estimar la demanda por ese bien público de los precios revelados en el mercado de viviendas (Palmquist, 2003).

La técnica de precios hedónicos se ha aplicado a una amplia variedad de bienes y se ha usado en diferentes campos. La mayoría de los modelos de valor de propiedad se han aplicado a bienes raíces residenciales.

La vivienda es un producto diferenciado, ya que aunque existen diferencias estructurales, de ubicación y del entorno, todas las viviendas son transadas en un solo mercado. Debido a que cada unidad difiere de las otras, no existe un precio único en el mercado, aun cuando el mercado es competitivo. El precio al cual la propiedad se vende también dependerá del costo de producir una casa con ciertas características y las decisiones de maximización de beneficio de las firmas. Sin embargo, el *stock* de casas existentes domina el mercado en la mayoría de las áreas; por tal motivo, gran parte de los investigadores generalmente asumen que la demanda individual es fija en el corto plazo, así los precios de las viviendas son determinados por la demanda.

Dado que los modelos hedónicos de valor de propiedad están basados sobre la elección residencial de los individuos, ellos no capturan disponibilidad a pagar por mejoras en amenidades ambientales en otros puntos del área urbana, por ejemplo, en el lugar de trabajo, área de compras, parques o áreas recreacionales. Además, ellos sólo capturan disponibilidad a pagar por diferencias en amenidades y sus consecuencias; por ejemplo, si existe un efecto de salud de largo plazo asociado con una baja calidad ambiental en el sector de la ciudad donde está ubicada la vivienda, pero las personas no están conscientes del vínculo causal entre salud y calidad ambiental, no se reflejarán diferencias en los precios de las viviendas.

La escasez de estudios hedónicos sobre calidad ambiental en Chile es sorprendente, considerando los niveles de contaminación del aire en importantes ciudades como Santiago, Temuco, Talcahuano[1], Chillán, entre otras, y el enorme gasto público y privado en medidas de mitigación para cumplir con la normativa vigente. A mi conocimiento existe sólo un trabajo previo que mide el valor económico de mejoras en la calidad del aire en Chile, que fue realizado para valorar económicamente las mejoras en el programa de calidad del aire en Santiago (Figueroa *et al*. (1996)).

La presente investigación plantea la hipótesis nula de que no existen efectos de la contaminación del aire (percepción de malos olores) sobre el precio de las propiedades en la intercomuna Concepción-Talcahuano.

El impacto de los malos olores es muy importante para la población que vive cerca de pesqueras e industrias que los percibe diariamente, y sus efectos en el bienestar son diversos, como por ejemplo: impregnación de mal olor en la

[1]Las emisiones de la industria de harina de pescado generan concentraciones de trimetilamina y ácido sulfhídrico que son percibidas por la población. Las plantas de celulosa emiten principalmente partículas, como dióxido de azufre (SO_2), monóxido de carbono (CO) y anhídrido sulfuroso (H_2S). Por otra parte, otras industrias, como refinerías de petróleo, siderúrgicas, plantas de asfalto y cemento, etc., también contribuyen en forma importante a la contaminación atmosférica.

ropa, dolor de cabeza, irritación de ojos, mareos, alergia, efectos en la propiedad, ahogos, vómitos, pérdida de apetito, etc.

Este estudio es el primer paso en el intento de iniciar un proceso de discusión e investigación, ya que la aplicación de esta metodología puede resultar muy útil en los análisis costo-beneficio de proyectos destinados a la descontaminación ambiental, debido a que la metodología es fácilmente aplicable a otras ciudades y escenarios ambientales.

Desde el punto de vista metodológico, la limitación principal de este trabajo es la medición de la variable ambiental "malos olores", que se realizó mediante una encuesta en la cual se consultó a los entrevistados sobre su percepción subjetiva de los malos olores en diversos sectores de la intercomuna, todo esto por la falta de variables objetivas de contaminación para la ciudad de Concepción y las pocas estaciones de monitoreo en la ciudad de Talcahuano[2]. Debido a que la restricción de recursos no permitió realizar un diseño muestral aleatorio, se decidió realizar un muestreo no probabilístico. La misma restricción explica por qué no se contrastaron los resultados del sondeo y la opinión de las personas que efectivamente realizaron las transacciones de las propiedades.

Si bien es cierto que la medida subjetiva utilizada puede no considerarse la mejor alternativa, este enfoque permite realizar un interesante análisis de la situación en la intercomuna Concepción-Talcahuano, que al menos puede considerarse como el primer intento de investigar en esta área de la economía ambiental. Debemos notar, además, que para muchas personas una medida objetiva de algún contaminante medido en partes por millón por centímetro cúbico no tiene mucho que ver con su toma de decisiones en la vida diaria. Estos motivos llevarían a la sugerencia de utilizar una mezcla de medidas subjetivas y objetivas para medir la variable ambiental, tal como lo señala Palmquist (2003).

Otra limitación es la estimación de solamente la primera etapa del modelo hedónico (cálculo de la función de precio hedónico) y no la segunda etapa del modelo hedónico[3], la cual consiste en el cálculo de las demandas individuales. El cálculo de la función de precio hedónico, y no de las demandas individuales por las características, implica que el efecto en el bienestar de cambios en la variable ambiental no es medido de forma exacta. Sin embargo, el precio marginal de la característica j-ésima en la función de precio hedónico puede ser interpretado como la disposición marginal a pagar o beneficio marginal por cambios pequeños en la característica j para cada individuo. Este es un supuesto simplificador bastante fuerte, aunque no por ello menos utilizado en las aplicaciones empíricas.

Existen varias técnicas para estudiar los efectos de la calidad ambiental en los valores de las propiedades e inferir disponibilidad marginal a pagar por mejoras. Sin embargo, el método más normalmente usado es la primera etapa del modelo hedónico, por su simplicidad de aplicación y datos requeridos.

[2]Dos estaciones de monitoreo para SO_2 y dos estaciones para PM_{10}.

[3]Para estimar la segunda etapa del modelo hedónico se requiere información de ingresos y características de las familias dueñas de las propiedades consideradas.

El documento se organiza de esta forma. A continuación se presenta el marco teórico del modelo hedónico. En la sección siguiente se describen los datos y fuentes de información que se utilizaron, asimismo como el cálculo de las variables empleadas en el análisis. Posteriormente se presentan los supuestos necesarios para la aplicación práctica del método hedónico. Finalmente se comparan los resultados de diversas formas funcionales utilizadas y se extraen las principales conclusiones y recomendaciones de política económica.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Modelo Teórico

A continuación se presenta el modelo teórico hedónico siguiendo a Freeman (1993).

Sea Y un producto (vivienda en este caso). Algún modelo de Y puede ser descrito completamente por un vector de parámetros y sus características, donde i = 1,..,I, es cada modelo de Y. Sea $Z = (z_1, z_2,...,z_j,..., z_n)$ el vector de características de Y. Entonces algún modelo de Y, digamos y_i, puede ser descrito por sus características, esto es $y_i = y_i (z_{i1}, z_{i2},..., z_{ij},..., z_{in})$, donde z_{ij} es la cantidad de la j-ésima característica proporcionada por el modelo i del bien Y. La función de precio hedónico por Y da el precio de algún modelo, como una función de sus características. Específicamente, para y_i,

(1) $$P_{yi} = P_{yi} (z_{i1}, z_{i2},...,z_{ij},..., z_{in})$$

Si la función $P_{yi}(\cdot)$ puede ser estimada de observaciones en los precios y características de modelos diferentes, el precio de algún modelo puede ser calculado al conocer sus características.

Asumimos que cada individuo adquiere sólo una unidad de Y en el periodo relevante. La utilidad de un individuo (2) depende del consumo de un bien numerario compuesto no-vivienda, X, y el vector de características Z, proporcionadas por la unidad adquirida de Y, siendo M el ingreso. El problema del individuo, por tanto, es maximizar su función de utilidad sujeto a su restricción presupuestaria.

(2) $$u = u(X, Z)$$

Si el individuo adquiere el modelo i del bien Y a un precio P_{yi}. Con el objetivo de maximizar (2) sujeto a la restricción presupuestaria $M - P_{yi} - X = 0$ (P_x es normalizado igualándolo a 1), el individuo debe escoger niveles de cada característica para satisfacer:

(3) $$\frac{\frac{\partial u}{\partial z_j}}{\frac{\partial u}{\partial X}} = \frac{\partial P_y}{\partial z_j}$$

Alternativamente, la disponibilidad marginal a pagar por z_j debería ser igual al costo marginal de adquirir más de z_j, todo lo demás constante.

Invirtiendo (2) y manteniendo todas las características j constantes, nosotros obtenemos una curva de indiferencia o una curva bid que da la máxima cantidad que el individuo pagaría para obtener un modelo como una función de z_j manteniendo otras cosas constantes, básicamente $\partial P_y / \partial z_j$:

(4) $$B_j = B_j(z_j, Z^*, u^*)$$

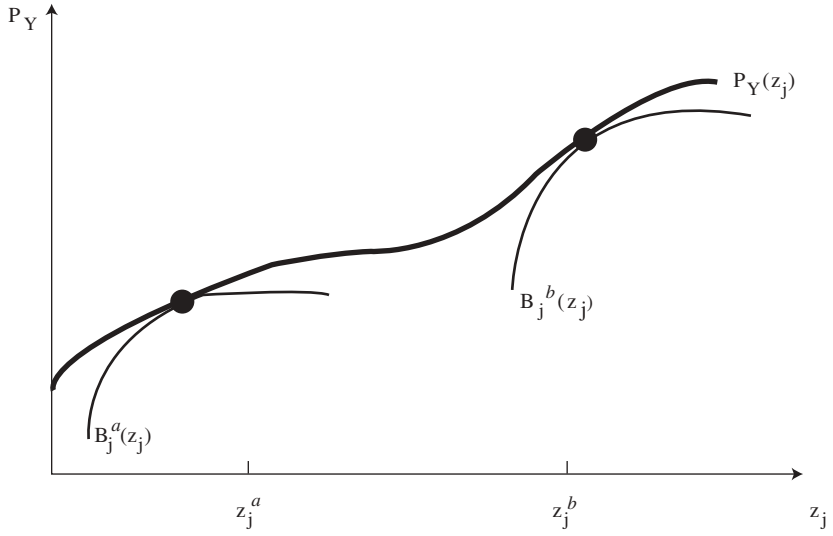
donde, u* es la solución para el problema de maximización de utilidad restringida y Z^* representa las cantidades óptimamente escogidas de las otras características.

Debido a las diferencias en preferencias y/o ingresos, los individuos pueden tener funciones bids diferentes. Dos de tales funciones para individuos *a* y *b* son mostradas en el Gráfico 1. Ellos muestran disposición a pagar decreciente por z_j o una tasa marginal de sustitución decreciente entre z_j y X. Estos individuos escogen z_j^a y z_j^b respectivamente evaluadas en la función de precio hedónico.

Volviendo al lado de la oferta de mercado, los costos de producción de las firmas dependen de los niveles de las características de los modelos que ellos producen. Asumamos que las firmas son heterogéneas, así que sus funciones de costos son diferentes. Invirtiendo la función de beneficio de la firma se produce una curva de oferta para las características de la forma:

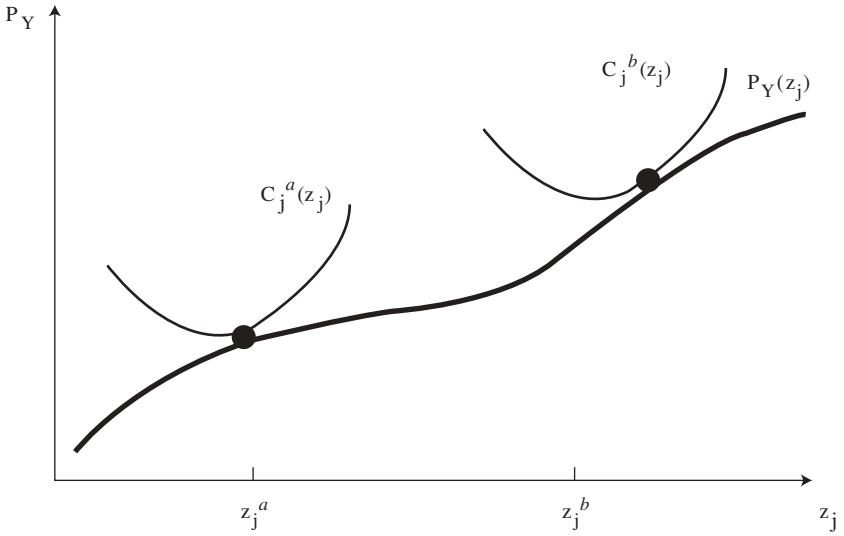
(5) $$C_j = C_j(z_j, Z^*, \pi^*)$$

GRÁFICO 1



Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO 2



Fuente: Elaboración propia.

donde π^* es el máximo beneficio obtenible. Las curvas de oferta y las cantidades óptimas de z_j ofrecidas por las firmas *a* y *b* son mostradas el Gráfico 2.

La función de precio hedónico es una doble envolvente de las familias de curvas bids y de las curvas de ofertas, de todas las familias y las empresas respectivamente (Rosen, 1974). Como una doble envolvente, la función de precio hedónico depende de los determinantes del lado de la oferta y demanda de las características del mercado.

Para que todas las firmas e individuos estén en equilibrio, todas las curvas bids y de ofertas por las características, de cada participante en el mercado, deben ser tangentes a la función de precios hedónicos.

El precio marginal implícito de una característica puede ser encontrado al diferenciar la función del precio hedónico con respecto a esa característica.

$$\frac{\partial P_Y}{\partial z_j} = P_{z_j}(z_{i1},...,z_{ij},...z_{in}) \tag{6}$$

Esto da el incremento del gasto en Y que es requerido para obtener un modelo con una unidad adicional de z_j, dado todo lo demás constante. Si la ecuación (1) es lineal en las características, entonces los precios implícitos son constantes para los individuos. Pero si (1) es no lineal, entonces el precio implícito de una unidad adicional de una característica depende de la cantidad de la característica adquirida.

Si la función implícita marginal es lineal en z_j, entonces no es posible identificar una curva de demanda por z_j. La observación del precio es la misma para todos los individuos. Sin embargo, p_{zj} puede ser interpretado como la disposición marginal a pagar (DMP) o beneficio marginal por cambios pequeños en z_j para cada individuo. Si la función de precios hedónicos es no lineal, diferentes individuos seleccionan diferentes canastas de características, por lo que tendrán distintos precios marginales implícitos por z_j.

En el caso donde diferencias en el ingreso, preferencias, u otras variables resultan en individuos que tienen diferentes funciones de demanda inversa, Rosen (1974) argumentó que los datos de precios implícitos y cantidades de un único mercado podrían ser usados para estimar esta función de demanda inversa, dado que el problema de identificación de econometría podría ser resuelto. Este análisis fue incorrecto; el problema es que los datos de un único mercado hedónico son insuficientes para identificar cómo los mismos individuos responden a diferentes precios implícitos e ingreso.

Por consiguiente, para encontrar las demandas individuales hay que realizar una segunda etapa de estimación. La primera etapa del procedimiento en dos etapas de Rosen involucra la especificación de la forma de la función precio hedónica P_y y la estimación econométrica de sus parámetros. La DMP por un atributo es determinada al tomar la derivada de la función de precio hedónica con respecto al atributo en cuestión. Medir el cambio exacto en el bienestar por un cambio no marginal en el atributo involucra moverse a lo largo de la curva de demanda inversa del consumidor, lejos de la tangencia de la función hedónica. En este caso, la segunda etapa de la estimación, la cual identifica la función de demanda inversa, debe ser llevada a cabo para medir el cambio exacto en el bienestar. Existen al menos dos maneras en las cuales pueden ser obtenidas estimaciones de demanda inversa por el atributo z_j. La primera es incrementar la cantidad de información proveniente de los precios marginales implícitos al estimar funciones de precios hedónicos para varios mercados separados, y entonces hacer un *pooling* con los datos haciendo el supuesto de que la estructura fundamental de la demanda es la misma en todos los mercados (Freeman, 1974; Brown y Rosen, 1982; Palmquist, 1984). El segundo enfoque involucra especificar una forma de función de utilidad para las familias (Chattopadhyay, 1998 y 2000).

La meta de la mayoría de las estimaciones hedónicas en economía ambiental es la medida del bienestar cuando hay cambios en las cantidades de algunas de las características ambientales. Sin embargo, las técnicas que deben usarse difieren notablemente dependiendo del tipo de cambio ambiental, los costos de transacción en el mercado de la vivienda y el periodo de tiempo considerado. El cambio ambiental podría afectar sólo a un número pequeño de propiedades relativo al tamaño del mercado. Este es el caso de un externalidad localizada (Palmquist, 1992a), y la función de precio hedónico no cambia. Por otro lado, el cambio ambiental puede afectar una gran parte del mercado, produciendo un cambio en la función de precio hedónico.

La otra dimensión en la cual las técnicas de la medida del bienestar diferirán es si las familias se mueven o no en respuesta al cambio ambiental. Ellas

pueden no moverse debido a los costos involucrados en la mudanza o el corto periodo de tiempo considerado. Bajo tales circunstancias, la medida de bienestar debe estar basada en la estructura de preferencias de los consumidores y tratar con cambios en las cantidades.

Finalmente, el cálculo de cambio en el bienestar para cambios marginales en la variable ambiental, utilizando solamente la función de precio hedónico, está dado en (6). Cabe señalar que ésta es una medida aproximada (que depende de las verdaderas estructuras de las funciones de demanda por las características y del ingreso de las distintas familias), pero frecuentemente utilizada en los estudios hedónicos.

2.2. Extensiones al Modelo Básico

La función de precio hedónico puede proporcionar algo de información sobre la valoración de bienes ambientales públicos. Sin embargo, a menudo es necesario ir más allá y conocer la conducta individual en el mercado, esto es posible al realizar la segunda etapa del modelo hedónico, la cual es estimada en muy pocos estudios.

Desde otra perspectiva, surgen dos modelos alternativos (*bidding* aleatorio[4] y modelo de utilidad aleatoria) que postulan que las elecciones de los consumidores son discretas entre casas, en lugar de continuas en las características como en el modelo hedónico. Estos modelos de elección discreta se han aplicado para estimar las preferencias del consumidor principalmente mediante modelos logit multinomial y logit anidado. Han existido estudios simultáneos de los modelos de elección discreta y hedónico para la comparación de sus medidas de bienestar ambientales, ver Chattopadhyay (1998 y 2000). Sin embargo, los modelos de elección discreta y segunda etapa del modelo hedónico necesitan información sobre características de las propiedades y características socioeconómicas. Las últimas no siempre están disponibles, por lo cual la mayoría de las investigaciones se circunscriben a la primera etapa del modelo hedónico, como ocurre también en esta investigación.

3. APLICACIÓN EMPÍRICA

3.1. Contraparte Empírica del Modelo Teórico

Al decidir comprar una casa, las familias consideran diversos factores, los cuales pueden ser divididos en tres categorías principales: los atributos estructurales de la propiedad, su localización en relación a servicios urbanos y atributos ambientales o del entorno. Las variables incluidas en este estudio son

[4]Desarrollado por Ellickson (1981) y modificado por Lerman y Kern (1983).

presentadas en el Cuadro 1 y la ecuación del precio hedónico puede ser escrita de la siguiente manera general:

(7) $p = p(z_{1i}, z_{2j}, z_{3k})$

donde, z_{1i} son atributos estructurales (i = 1,...I), z_{2j} son atributos de localización (j = 1,...,J) y z_{3k} son atributos ambientales (k = 1,...,K). Siendo i, j y k la i-ésima,

CUADRO 1
DESCRIPCION DE VARIABLES Y FUENTES

Variable	Signo Esperado	Definición y Fuentes
Dependiente		
Precio		Precio de compraventa de la propiedad.
Independientes		
Areaex	Positivo	Tamaño del terreno en m^2.
Areaint	Positivo	Área interior de la vivienda en m^2.
THNO	Negativo	Distancia en metros desde la propiedad al centro de Talcahuano.
Conce	Negativo	Distancia en metros desde la propiedad al centro de Concepción.
Areaverde	Positivo	Variable dicotómica que toma el valor 1 si la propiedad está a menos de una cuadra de un área verde natural.
Parque	Positivo	Variable dicotómica que toma el valor 1 si la propiedad está a menos de una cuadra de un parque.
Plaza	Positivo	Variable dicotómica que toma el valor 1 si la propiedad está a menos de una cuadra de una plaza.
Seguridad	Positivo	Variable subjetiva de nivel de seguridad en el sector.
Olor	Negativo	Variable subjetiva de la percepción de malos olores en el sector.

Fuente: Elaboración propia.

j-ésima y k-ésima característica estructural, de localización y ambiental, respectivamente.

Atributos Estructurales

Los atributos estructurales son desde luego muy importantes, pero ¿cuáles de ellos son típicamente usados en estudios hedónicos? En una revisión de todos los artículos relacionados con precios hedónicos (28 en total) en el *Journal of Real Estate Research* y el *Journal of Urban Economics* durante los años 1990-95, Wilhelmsson (2000) determinó que los atributos estructurales más usados son área interior, número de baños, años de la propiedad, garaje y tamaño del área exterior. La calidad es un atributo que es difícil de medir, por lo cual no es comúnmente usado.

En la presente investigación se utilizan: área interior, área exterior (área total del terreno). La variable años no pudo ser utilizada por la falta de este dato en la mayoría de las observaciones.

Atributos de Localización

Los atributos de localización se refieren a la posición de la propiedad en relación a facilidades urbanas tales como proximidad a transporte público, centros comerciales, educacionales y atributos del vecindario. En este estudio son analizados la distancia a centros urbanos y comerciales (centro de Concepción y centro de Talcahuano), como también cercanía a plazas, parques y áreas verdes naturales.

Atributos Ambientales y de Seguridad

El atributo ambiental corresponde a una variable de percepción subjetiva de malos olores en cada uno de los sectores en que fue divida el área de estudio. La variable seguridad también corresponde a la percepción subjetiva de la seguridad ciudadana de cada sector de la intercomuna Concepción-Talcahuano.

Al incluir los tres tipos de características, la función de precio hedónico a estimar es la siguiente:

Precio = f (área exterior, área interior, distancia a Concepción, distancia a Talcahuano, plaza, parque, área verde, mal olor, seguridad)

3.2. Descripción de Datos y Fuentes

Los datos de precios de bienes raíces corresponden a compraventas realizadas en las ciudades de Concepción y Talcahuano, datos que fueron proporcionados por los Conservadores de Bienes Raíces de ambas ciudades, durante el primer semestre del año 2003. La información que se puede obtener de los registros de los Conservadores de Bienes Raíces son compraventas, traspasos, heren-

cias, cesión de derechos y acciones de todos los bienes raíces ubicados en estas ciudades. Sólo se utilizaron los datos de compraventas realizadas entre vendedores personas naturales y/o personas jurídicas, y compradores sólo personas naturales. El motivo de esto es que interesan en esta investigación sólo las propiedades con fines residenciales y no las compras de propiedades con fines comerciales.

La investigación, como se mencionó anteriormente, sólo comprende la primera etapa del modelo hedónico, o sea, la estimación de la función de precio hedónico y el cálculo de los precios marginales implícitos, lo cual es una limitación para obtener medidas de cambio en el bienestar. Si se quisiera ampliar la investigación a la estimación de la segunda etapa del modelo hedónico se requeriría información adicional sobre características socioeconómicas, especialmente el ingreso, el cual es muy difícil de conseguir mediante encuestas directas. La solución sería obtener esta información del SII (Servicio de Impuestos Internos), al cruzar la base de datos de este estudio en el cual se registra el RUT del comprador de la propiedad.

Los registros de los Conservadores de Bienes Raíces tienen información sobre el precio de venta, profesión y estado civil del comprador, dimensiones del lote, dirección de la propiedad y el tipo de bien raíz (sitio, departamento o casa). En total, se obtuvieron 360 compraventas de propiedades; sin embargo, en algunas observaciones existieron problemas para obtener todas las variables relevantes como área del lote o dirección, por lo cual la muestra se redujo a 239 observaciones. En una primera versión del estudio se utilizaron datos de casas y departamentos; en esta versión corregida se utilizan solamente datos de casas, ya que es común que casas y departamentos sean vistos como mercados separados y las observaciones no son suficientes para correr dos regresiones separadas para cada mercado y obtener conclusiones sobre el aspecto ambiental (existen muy pocas observaciones de compraventa de departamentos en la ciudad Talcahuano). Para concluir, se utilizan 158 observaciones de casas, de las cuales 88 corresponden a transacciones realizadas en la ciudad de Concepción y 70 a la ciudad de Talcahuano[5].

Las dimensiones de cada propiedad son incorporadas en las variables área exterior (superficie total del terreno) y área interior (superficie construida), cada una expresada en metros cuadrados.

Dentro de las variables de localización existen dos variables de distancia. Ellas fueron calculadas en centímetros desde la vivienda hacia los centros urbanos de las ciudades de Concepción y Talcahuano, mediante los planos de la guía telefónica, siguiendo la dirección de tránsito de las calles y escalados mediante la relación que cada centímetro del plano corresponde a 210 metros aproximadamente. Cada variable de distancia está expresada en metros. Las características del entorno son incluidas en las variables dicotómicas plaza, área verde natural y parque.

[5]Para un mayor detalle de la distribución de las compraventas en los sectores considerados ver Anexo 2.

Para la variable ambiental y de seguridad se realizó un muestreo no aleatorio a 292 personas en 32 sectores en los cuales se dividió la intercomuna[6], en el que se le consultó a los entrevistados por la seguridad con respecto a la delincuencia en los sectores conocidos y representativos en los que fue dividida la intercomuna. Las personas calificaron los sectores que ellos conocieran (no solamente en el cual vivían, entregando de este modo una comparación relativa) en una escala de seguridad (muy inseguro, inseguro, regular, seguro, muy seguro), donde el índice va de 1 a 5, y a medida que crece aumenta la seguridad, utilizándose la media y la mediana de las respuestas correspondientes a cada sector como indicadores de seguridad.

En relación a la variable ambiental, podemos decir que los datos de calidad del aire, índices de PM_{10} y SO_2, son escasos ya que sólo existen dos estaciones de monitoreo de la Comisión Nacional del Medio Ambiente (CONAMA) en Talcahuano para cada uno de estos contaminantes, y en la ciudad de Concepción estas estaciones actualmente no existen.

El serio problema que implica el pequeño número de estaciones de monitoreo y, por ende, la poca variabilidad de la contaminación en cada sector llevó al autor a realizar una encuesta sobre los sectores de la intercomuna que se veían afectados por la contaminación del aire. A falta de una medida objetiva se creó un índice subjetivo en el cual cada encuestado respondía qué sectores eran afectados por los malos olores de las emisiones de las industrias pesadas y de harina de pescado. La escala de los malos olores de la contaminación del aire fue clasificada en seis categorías (sin efectos, muy leve, leve, moderado, fuerte y muy fuerte). Esta escala es muy similar al procedimiento utilizado en la refinería de petróleo PETROX, que evalúa los malos olores en la población cercana a la refinería también mediante encuestas.

Para la variable *olor*, la tabulación fue la siguiente: si la persona encuestada contestó que en un sector determinado y conocido por ella no existían efectos se le asignó el valor 0, si contestó que existían efectos muy leves el valor 1, efectos leves el valor 2, efectos moderados el valor 3, efectos fuertes el valor 4 o efectos muy fuertes el valor 5. Por tanto, cada sector en el cual fue dividida la intercomuna obtuvo una serie de valores según la percepción de cada persona. Sin embargo, el sector debe tener un valor único al ingresar los datos en las regresiones, este valor único fue el *promedio* (si la persona no conocía la realidad de un sector esa observación no fue considerada en el cálculo de la media).

Cabe señalar que las variables subjetivas olor y seguridad son aleatorias debido a que fueron obtenidas mediante encuestas, por lo tanto, los valores de estas variables cambiarían si se hubiese tomado otra muestra. Si pensamos en la variable subjetiva como una *proxy* de la verdadera medida de contaminación (o de seguridad) más un error aleatorio, tenemos un problema si el error aleatorio de la verdadera medida (contaminación ambiental o seguridad) está correlacionado con el error de la función de precios hedónicos. Pero también podríamos

[6]Ver detalle de las encuestas en Anexo 3.

pensar que lo que interesa medir es simplemente la percepción subjetiva y no el verdadero nivel de contaminación o seguridad. De todos modos, una posible solución a este problema sería la utilización de variables instrumentales, lo cual ya no es posible hacer en este estudio a menos que se realizase otra encuesta con preguntas adicionales que sirvan como instrumentos válidos.

Para concluir con el análisis de los datos, a modo de resumen se presenta la estadística descriptiva de las variables utilizadas en el Cuadro 2.

4. SUPUESTOS NECESARIOS PARA LA ESTIMACIÓN DEL MODELO HEDÓNICO

A continuación se enumera una serie de supuestos necesarios para la estimación del modelo hedónico siguiendo la revisión de Palmquist (2003). Se plantean test estadísticos realizados y las soluciones adoptadas para la presente investigación.

4.1. La Magnitud del Mercado

El precio hedónico es el precio de equilibrio en un mercado. Pero se debe estar seguro de que las observaciones vienen de un único mercado. Es difícil determinar el tamaño apropiado del mercado usando test estadísticos o pruebas econométricas. Los usuales test F asumen que las ecuaciones estimadas se especifican correctamente y la teoría no proporciona casi ninguna guía acerca de la especificación de la ecuación hedónica. Si se estimaran ecuaciones hedónicas separadas para dos sectores en una ciudad y un test F rechaza la hipótesis de que

CUADRO 2
ESTADISTICA DESCRIPTIVA DE LAS VARIABLES

	Media	Mediana	Máximo	Mínimo	Desv. Est.	Observ.
Precio	20432952	16475029	90180000	1400000	16429410	158
Areaint	91.99487	80.5	426	38.22	49.67405	158
Areaex	203.446	162.21	799	63.7	127.5427	158
Conce	7278.511	6494	20354.67	736.6667	4213.317	158
THNO	12396.1	13543.33	20649.33	589.3333	5367.674	158
Areaverde	0.025316	0	1	0	0.157584	158
Parque	0.037975	0	1	0	0.191743	158
Plaza	0.006329	0	1	0	0.079556	158
Mediaseg	3.470506	3.52	4.54	2.12	0.592332	158
Olor	1.006266	0	4.33	0	1.343195	158

Fuente: Elaboración propia.

los coeficientes son iguales, esto podría ser porque existían dos mercados separados, o bien, también podría deberse a que las formas funcionales no eran apropiadas o las ecuaciones estaban mal especificadas. Dados los grandes tamaños de muestra que son típicos en los estudios hedónicos hoy, los test F rechazarán casi siempre áreas combinadas en las regresiones hedónicas.

Por esta razón, es más apropiado pensar sobre los tipos de transacciones que están tomando lugar en el área. Si hay un número razonable de consumidores, que considerarían áreas alternativas, entonces esas áreas pueden tratarse como un solo mercado, aun cuando muchas personas sólo consideran uno u otro. Si casi no existieran consumidores, quienes considerarían las dos áreas sustitutos viables, ellas pueden tratarse como mercados separados.

La mayoría de los investigadores hoy toman un área urbana como un solo mercado. Aun cuando uno considere un área urbana como un único mercado, esto no evita estudiar simplemente un subconjunto de ese mercado si eso es apropiado para responder la pregunta bajo investigación. Los problemas sólo surgen cuando se tratan los mercados separados como uno. Hay a menudo, de hecho, ventajas al usar áreas menores si el problema ambiental puede dirigirse dentro de esa área (por ejemplo, sitios con residuos peligrosos, ruido, etc.). Con áreas más limitadas, uno puede evitar la complejidad de especificar totalmente todas las características importantes que varían a través de un área urbana, pero no dentro de un vecindario.

Considerando todos los argumentos anteriores, esta investigación testeó la posibilidad de que existiesen mercados separados, uno en cada ciudad de la intercomuna.

Para obtener la suma cuadrática de residuos no restringida, se estima cada ecuación por separado, hallando la suma cuadrática de residuos para cada una de ellas. Para obtener la suma cuadrática de residuos restringida, se incluyen todos los datos y se estima una sola ecuación. Los test F realizados rechazan que los datos provengan de un solo mercado. Sin embargo, cabe señalar que no se pudieron utilizar todas las variables explicativas, ya que al dividir los datos en dos grupos, algunas variables resultaron ser prácticamente colineales con otras. La solución fue realizar los test eliminando las variables problemáticas. Los resultados se observan en el Cuadro 3.

A pesar de este resultado y dando más peso a los argumentos señalados en los párrafos anteriores se utilizaron todas las casas, ya que debido a la interconexión de la intercomuna existen viviendas ubicadas en sectores de ambas ciudades que pueden ser considerados sustitutos cercanos por las familias.

4.2. La Forma Funcional

La forma funcional de la ecuación hedónica tiene que ser determinada de los datos. Los primeros estudios hedónicos escogieron entre las formas funcionales simples como la *lineal*, *semilog*, *log-lineal* y *log-log*. Con los avances computacionales se introdujo mayor flexibilidad a través de la forma funcional Box-Cox cuadrática. Esto permitió una flexibilidad considerable, aunque flexibilidad

local. La mayoría de las formas funcionales normalmente usadas se anidan dentro de la Box-Cox cuadrática. Sin embargo, las limitaciones de la computadora normalmente obligan a tener la misma transformación Box-Cox aplicada a todas las características. Si el interés estuviera en una característica menor como la calidad del aire, la transformación podría determinarse enormemente por otras características más importantes. La inadecuada transformación de la variable ambiental tendría un gran impacto en las medidas de bienestar ambientales. Debido a esta preocupación, Cassel y Mendelsohn (1985) defendieron el uso de formas funcionales más simples.

Otro problema potencial con la Box-Cox cuadrática es la posibilidad de que variables omitidas o mal especificadas en la ecuación hedónica podrían reducir la deseabilidad de introducir mayor flexibilidad local. Esto es exactamente lo que Cropper *et al*. (1988) encontraron en estudios de simulaciones sobre la adecuación de varias formas funcionales al predecir los precios marginales. La forma Box-Cox cuadrática lo hizo bien cuando la ecuación estimada contenía todas las características, aunque no particularmente mejor que la Box-Cox lineal. Sin embargo, cuando existieron variables omitidas o incorrectamente medidas, la Box-Cox cuadrática funcionó pobremente. La Box-Cox lineal e incluso las formas más simples (*lineal, semilog*) lo hicieron mejor. Por el momento, la Box-Cox lineal parece ser la mejor comportada. En esta investigación se estimaron las formas funcionales sencillas y la Box-Cox lineal.

4.3. La Medida de las Variables Ambientales

La medición de cambios en la calidad ambiental es difícil cuando existen indicadores de contaminantes en una única variable (PM_{10}, SO_2, NO_x, etc.). Si se toman medidas múltiples, surge el problema de la correlación entre ellas y pueden distorsionar la estimación. Por otro lado, si se toma una medida única como representativa de la contaminación, tiene el inconveniente de que no recoge la existencia de fuentes diversas, que se traducen en distintos efectos. Otro problema importante es que las variables ambientales son típicamente medidas objetivas (microgramos por centímetro cúbico, partes por millón, etc.). Sin embargo, si los valores de las propiedades están siendo afectados, los contaminantes tienen que ser percibidos por los residentes. En algunos casos (por ejemplo, ciertos contaminantes aéreos), las medidas objetivo pueden estar altamente correlacionadas con lo que se percibe.

Una alternativa prometedora es conseguir percepciones subjetivas de los niveles de calidad ambiental (Palmquist, 2003), que es justamente el procedimiento utilizado en esta investigación empírica. El precio de una casa individual no dependería mucho de las percepciones específicas del residente de esa casa porque el precio es el resultado de un equilibrio del mercado determinado por las interacciones de todos los potenciales compradores, no sólo el de la oferta ganadora. Sin embargo, el conocimiento de la relación entre percepción media de residentes y las medidas objetivas podría ser bastante útil. El estudio no tiene que ser de los mismos individuos o incluso de la misma área del estudio hedónico (Palmquist, 2003).

La comparación de los resultados arrojados entre variables que midan la contaminación de una manera objetiva y subjetiva se encuentra ausente, en este trabajo, por la falta de estaciones de monitoreo en la intercomuna Concepción-Talcahuano que entreguen una variabilidad suficiente para realizar la estimación.

4.4. Problemas de Multicolinealidad

El problema de la multicolinealidad frecuentemente surge en los estudios hedónicos y se usa a menudo para explicar problemas encontrados.

Sin embargo, la pregunta que permanece es si la multicolinealidad es un problema significativo al estimar regresiones hedónicas. Ha existido alguna investigación en este tema. Palmquist (1983) estimó regresiones hedónicas para 14 ciudades con un conjunto extenso de variables incluyendo cuatro contaminantes del aire. Sólo en una de las ciudades existía colinealidad entre un par de contaminantes (uno de 39 posibles pares). Existió colinealidad entre una variable contaminante y una no-contaminante en tres casos (de 53 posibles casos). Había colinealidad más frecuente entre las variables del vecindario, los cuales eran datos censo, pero las variables ambientales no estaban involucradas.

En esta investigación existe sólo una variable que mide efectos ambientales (*olor*), por lo cual no existe el problema de multicolinealidad entre múltiples variables ambientales (por ej.: dióxido de azufre, PM_{10}, dióxido de carbono, ozono, etc.), lo cual no significa que no exista multicolinealidad entre todas las variables utilizadas en las regresiones, como son la distancia a centros urbanos, área interior, exterior, tipo de propiedad, etc. Se analizó la existencia de multicolinealidad entre todas las variables explicativas con *Variance Inflation Factors* (VIF).

Si la variable explicativa X_j está altamente correlacionada con las otras variables X, entonces R^2_j será grande, haciendo que el valor de VIF sea grande. Típicamente se utiliza el valor mayor a 10 como umbral, para considerar la multicolinealidad como un problema serio según este criterio. Ninguno de los VIF obtenidos para las variables supera el umbral, los resultados son presentados en el Cuadro 4.

4.5. Precio de Arriendo vs. Precios de la Vivienda

La mayoría de los modelos teóricos hedónicos se abstraen del papel de las casas como un activo con una vida relativamente larga. Todavía la mayoría de los estudios hedónicos ambientales que se han realizado usan los precios de las ventas en lugar de los precios de arriendo, tal como ocurre en el presente estudio. Es importante tener en cuenta esto cuando se interpreta el significado de los coeficientes en las variables ambientales.

Los precios de venta (el precio del activo) es el valor capitalizado de los servicios futuros anticipados proporcionados por la casa. El precio del arriendo es el valor de esos servicios a través del mes u otro periodo de contrato de arriendo. Sin embargo, la diferencia entre los dos puede ser más que simplemente el

CUADRO 3
TEST F PARA LA EXISTENCIA DE UN UNICO MERCADO

	Lineal	Semilog	Log-log	Semilog inv
SSRConce	1.84 E + 16	36.01588	31.70747	1.82 E + 16
SSRTHNO	3.74 E + 15	17.28425	17.80605	3.55 E + 15
SSRTotal	2.60 E + 16	59.84913	56.54205	2.56 E + 16
K	5	5	5	5
N-2K	148	148	148	148
F(K,N-2K)	5.16	3.64	4.20	5.24
FCALC 5%	2.28	2.28	2.28	2.28
FCALC 1%	3.14	3.14	3.14	3.14

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 4
TEST PARA MULTICOLINEALIDAD

Variable	Vif	1/vif
Olor	5.72	0.174774
Thno	4.84	0.206496
Conce	3.97	0.251978
Areaint	1.84	0.544218
Areaex	1.8	0.556511
Areaverde	1.17	0.856417
Mediaseg	1.12	0.889745
Parque	1.08	0.923990
Plaza	1.04	0.961855
Vif promedio	2.51	

Fuente: Elaboración propia.

cálculo financiero. Si se espera que se produzca un cambio en las condiciones ambientales en el futuro, esta expectativa se reflejará en el precio de las ventas, pero no el precio del arriendo. Por lo anterior, calcular el impacto que tiene la contaminación del aire sobre el precio de los arriendos podría ser una extensión a este trabajo.

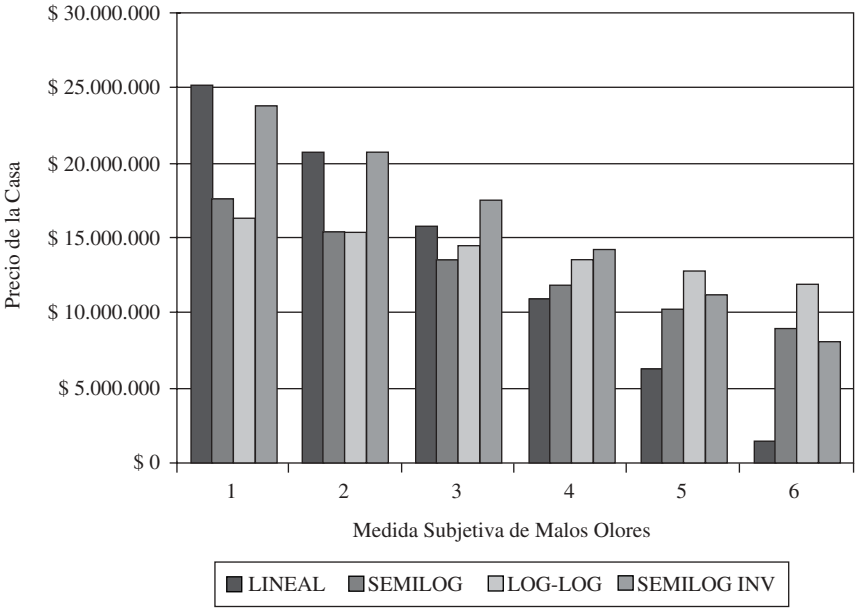
4.6. Los Costos de Búsqueda y Tiempo en el Mercado

El modelo hedónico básico asume que hay un mercado absolutamente competitivo sin costos de transacciones significativos. En la realidad, los mercados de los bienes raíces están sujetos a una variedad de costos de transacciones y de mudanza. Los costos de búsqueda en los mercados de bienes raíces son parti-

cularmente pertinentes en determinar si las condiciones ambientales son capturadas completamente en los precios de los bienes raíces.

En esta investigación los resultados arrojan que los beneficios ambientales de una mejora en la calidad del aire en algunas especificaciones funcionales son significativos y bastante mayores que los costos que se podrían presumir de una búsqueda en el mercado de propiedades y costos de mudanza por parte de una familia (ver, por ejemplo, el Gráfico 3, en el cual se presentan los efectos monetarios de los malos olores en una vivienda representativa). Esto lleva a la conclusión de que aun cuando estos costos a veces pueden ser considerados un límite superior para el cálculo de las medidas de cambio en el bienestar, no es el caso en esta investigación.

GRAFICO 3
EFECTOS DE MALOS OLORES SOBRE EL PRECIO DE LAS CASAS



5. ESTIMACIÓN Y COMPARACIÓN DE RESULTADOS

En el primer apartado se presentan los resultados de las estimaciones de formas funcionales sencillas (*lineal, semilog, semilog inversa, log-log*). Debido a que en algunas especificaciones no se pudo eliminar la heterocedasticidad con mínimos cuadrados ponderados, se decidió finalmente utilizar la estimación con la matriz de varianzas y covarianzas robusta de White. Finalmente, en el segun-

do apartado se presentan los resultados con el modelo Box-Cox lineal, que es mucho más flexible y anida las especificaciones funcionales sencillas.

5.1. Comparación de Formas Funcionales Sencillas

En el Cuadro 5 se presentan los resultados de las formas funcionales más sencillas[7]. Las variables en paréntesis están expresadas en logaritmo cuando se emplean las formas funcionales *semilog*, *semilog invertida* y *log-log*.

El mejor ajuste se logra con una función *lineal*, la cual tiene un R^2 ajustado de 0.4845, es decir, un 48.45% de la variación en la variable dependiente, *precio*, es explicada por las variables independientes. El ajuste más bajo lo obtiene la función *semilog* con un 42.58%.

Con respecto al número de variables estadísticamente significativas las especificaciones funcionales sencillas tienen entre 6 y 9 variables estadísticamente distintas de cero, ya sea al 1%, 5% o 10%.

Las variables tienen el signo esperado, salvo el estimador de la variable área exterior de la propiedad, que adopta dos valores negativos y dos positivos, resultando estadística y significativamente negativa al 5% en una de las cuatro formas funcionales. Este resultado puede considerarse extraño, pero una posible explicación para ello es que en las zonas menos urbanas típicamente los terrenos son más extensos y también más baratos. Otra explicación es que por falta de información no se pudieron incluir otras variables explicativas importantes, como,

CUADRO 5
ESTIMACIONES DE PARAMETROS CON FORMAS FUNCIONALES SIMPLES

	Lineal		Semilog		Log-log		Semilog Inverso	
Variable	Coeficiente	t-est.	Coeficiente	t-est.	Coeficiente	t-est.	Coeficiente	t-est.
C	–6.667.545	–0.7203	15.13978***	27.2163	14.69066***	7.9129	51404.26	0.0012
Areaint	51.733.09	1.6151	0.004217**	2.4418	0.838194***	4.4197	11051943***	2.8654
Areaex	16.314.54	1.4695	–0.000285	–0.4164	–0.311654*	–2.3076	434810.6	0.1576
Conce	–6.132.234	–1.2894	–5.49E-05**	–2.3887	–0.231604**	–2.1410	–3867723	–1.2964
Thno	–1.129.426***	–3.0112	–5.14E-05**	–2.5887	–0.084565	–0.6142	–4707452	–1.7942
Parque	–7.763.243***	–2.7525	–0.405778**	–2.4072	–0.295773*	–1.1565	–5535155	–1.7396
Plaza	10.245.484***	3.0287	0.543511***	3.5106	0.343460**	0.5515	5806086	1.3233
Areaverde	35.957.654***	2.9776	1.103069***	3.3081	0.809662***	2.5526	31226534	2.5365
Seguridad	11.982.579***	6.5115	0.642728***	7.1583	2.111438	7.4409	39805295	6.1464
Olor	–4.750.191***	–2.8694	–0.134523**	–1.8310	–0.062283	–0.8273	–3131314	–2.0119
R2 Ajustado	0.484.518		0.425814		0.435271		0.470331	
Log likelihood	–2.791.782		–139.7249		–138.412		–2793.941	
Estadístico F	1.739.656***		13.93674***		14.4455		16.48393	

Nota: *, **, *** denotan significancia a niveles de 0.10, 0.05 y 0.01, respectivamente.
Fuente: Elaboración propia.

[7]El detalle de las estimaciones se presenta en el Anexo 1.

por ejemplo, el año de construcción de la propiedad, lo cual puede sesgar las estimaciones de los parámetros. En un estudio de Figueroa y Lever (1992) los datos arrojaron también un signo negativo para la variable superficie de terreno (al explicar el precio por metro cuadrado) en el área urbana de Santiago.

La variable de seguridad en el sector de la intercomuna es positiva y estadísticamente significativa de cero al 1% en las cuatro especificaciones.

El resultado más importante desde el punto de vista ambiental es que el efecto de malos olores resulta ser negativo en todas las formas funcionales utilizadas, aunque significativo estadísticamente al 1% y 5% solamente en tres de los cuatro modelos, el *lineal, semilog y semilog inverso*.

Adicionalmente, la existencia de áreas verdes naturales cerca de las propiedades tiene un efecto positivo y significativo en los cuatro modelos.

Para realizar una comparación de los efectos se presenta el Cuadro 6 con las elasticidades para cada forma funcional.

Después de observar los Cuadros 5 y 6, la pregunta más lógica para responder es cuál es el efecto en términos monetarios sobre el precio de una vivienda que está ubicada en un sector en el cual se perciben malos olores de las emisiones industriales.

Para responder a esta cuestión sería interesante realizar un ejercicio evaluando los efectos de un aumento (disminución) de la percepción de malos olores sobre el precio de una vivienda representativa. Antes que todo se calcula el efecto conjunto de las otras variables que asumiremos adoptan el valor del promedio, para ejemplificar el caso de una propiedad con características representativas.

Como se puede apreciar en el Gráfico 3 y en el Cuadro 7, la caída en el precio de las viviendas, debido al efecto malos olores, depende de la forma funcio-

CUADRO 6
ESTIMACIONES DE ELASTICIDADES PARA
FORMAS FUNCIONALES SENCILLAS

Variable	Lineal	Semilog	Log-log	Semilog Inv
(Areaint)	0.232917	0.387942	0.838194	0.540888
(Areaex)	0.162440	–0.057982	–0.311654	0.021280
(Conce)	–0.218439	–0.399590	–0.231604	–0.189289
(Thno)	–0.685191	–0.637160	–0.084565	–0.230385
Parque	–0.014428	–0.015409	–0.011232	–0.010287
Plaza	0.003173	0.003440	0.002174	0.001798
Areaverde	0.044551	0.027925	0.020497	0.038689
(Mediaseg)	2.035223	2.230591	2.111438	1.948093
Olor	–0.233934	–0.135366	–0.062673	–0.154208

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 7
EFECTOS DE LOS MALOS OLORES EN
EL PRECIO DE LAS VIVIENDAS

Precio vivienda	Lineal	Semilog	Log-log	Semilog-inv
Sin efectos	$ 25.212.882	$ 17.531.987	$ 16.293.364	$ 23.720.545
Muy leve	$ 20.462.691	$ 15.325.284	$ 15.309.520	$ 20.589.231
Leve	$ 15.712.500	$ 13.396.333	$ 14.385.085	$ 17.457.917
Moderado	$ 10.962.309	$ 11.710.174	$ 13.516.469	$ 14.326.603
Fuerte	$ 6.212.118	$ 10.236.247	$ 12.700.303	$ 11.195.289
Muy fuerte	$ 1.461.927	$ 8.947.839	$ 11.933.420	$ 8.063.975
Caída total	$ 23.750.955	$ 8.584.148	$ 4.359.943	$ 15.656.570
% Del precio	94.20%	48.96%	26.76%	66.00%

Fuente: Elaboración propia.

nal utilizada (en las formas funcionales *semilog* y *log-log* el efecto marginal es decreciente, mientras que en las formas *lineal* y *semilog invertida* es constante).

Los valores de las viviendas caen considerablemente cuando existe percepción de contaminación ambiental en el sector donde se ubica la propiedad. De estos resultados se puede extraer que los beneficios de los planes descontaminadores no son nada despreciables, en términos monetarios, para los propietarios.

Cabe mencionar que no se debería tomar muy seriamente el valor de la vivienda representativa en la categoría olores muy fuertes, debido a que ningún sector fue clasificado con un valor 5 de esta medida subjetiva (el valor obtenido por el sector más contaminado fue sólo 4.33).

5.2. Estimaciones con Forma Funcional Box-Cox Lineal

Se realizaron estimaciones con la regresión Box-Cox lineal con distintas especificaciones para la transformación Box-Cox. Los mejores resultados se obtienen con la especificación en la que el parámetro de transformación Box-Cox es el mismo (lambda) para las variables dependiente e independientes, en este caso la variable olor es significativa (ver el Cuadro 8). Los resultados con la especificación en la que se utilizan transformaciones Box-Cox distintas para la variable dependiente (theta) y para las variables independientes (lambda) no son presentados, ya que con esta forma funcional ninguna variable explicativa resulta ser significativa, sólo el estimador del parámetro de transformación Box-Cox lambda.

Se observa en el Cuadro 8 que el valor de lambda es 0.12495, recordando que cuando lambda tiende a cero las variables adoptan una forma logarítmica, los resultados arrojan que se podría privilegiar la utilización del modelo no lineal, más que uno con forma lineal.

CUADRO 8
ESTIMACIONES DE PARAMETROS CON FORMA FUNCIONAL BOX-COX LINEAL

	Lambda variables dependiente e independiente	
Variable	Coeficiente	t-est.
C	43.234549***	17.935
(Areaint)	3.4861447***	18.433
(Areaex)	–1.0595798***	–8.812
(Conce)	–0.6484583***	–9.025
(Thno)	–0.4750306***	–5.370
Areaverde	7.0981672***	12.021
Parque	–2.4014753***	–5.102
Plaza	2.9572186***	2.739
(Seguridad)	14.0227577***	26.280
Olor	–0.8402079***	–5.820
Lambda	0.124951009***	92.214
Sigma-SQ	4.849083836	33.223
Log likelihood	–2746.50252	
Log likelihood restr.	–2854.1756	

Nota: *, **, *** denotan significancia a niveles de 0.10, 0.05, y 0.01, respectivamente.
Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 9
ESTIMACIONES DE ELASTICIDADES PARA FORMAS BOX-COX

Variable	Lambda variables dependientes e independiente
(Areaint)	0.7762
(Areaex)	–0.2613
(Conce)	–0.2484
(Thno)	–0.1944
Areaverde	0.0245
Parque	–0.0115
Plaza	0.0027
(Seguridad)	2.0638
Olor	–0.1074

Fuente: Elaboración propia.

VI. CONCLUSIONES

Esta investigación demuestra la factibilidad de desarrollar estudios de precios hedónicos, para analizar problemas de contaminación. Se determina un efecto negativo significativo sobre el precio de las viviendas en la intercomuna Concepción-Talcahuano, en tres de las cuatro especificaciones funcionales simples (incluyendo aquélla con mejor bondad de ajuste). Cabe señalar que debido al método de muestreo y limitaciones sobre la medida de calidad del aire los resultados sólo pueden ser vistos como un ejercicio. A pesar de todo, los hallazgos encontrados en este estudio demuestran la necesidad de seguir investigando en esta área, para ir corroborando y comparando los resultados en diversas ciudades con distintos problemas ambientales.

Finalmente, la metodología seguida en esta investigación puede ser utilizada para análisis costo-beneficio y así calcular el nivel óptimo de contaminación, y además sirve para determinar la magnitud de los efectos redistributivos en la población afectada por actividades económicas que empeoren la calidad del aire.

ANEXO 1
REGRESIONES DE FORMAS SENCILLAS
CON MEDIA DE VARIABLES SUBJETIVAS

Lineal

Variable dependiente: precio

Variable	Coeficiente	Error Est.	t-Estadístico	Prob.
C	–6667545	9256.756	–0.720290	0.4725
Areaint	51733.09	32031.00	1.615095	0.1084
Areaex	16314.54	11101.99	1.469516	0.1438
Conce	–613.2234	475.5826	–1.289415	0.1993
Thno	–1129.426	375.0713	–3.011230	0.0031
Parque	–7763243	2820401	–2.752532	0.0067
Plaza	10245484	3382842	3.028662	0.0029
Areaverde	35957654	12076030	2.977606	0.0034
Seguridad	11982579	1840211	6.511525	0.0000
Olor	–4750191	1655484	–2.869366	0.0047

R2	0.514067	Media var. dependiente	20432952
R2 Ajustado	0.484518	Desv. Est. var. dependiente	16429410
S.E. de regresión	11795841	Criterio Info Akaike	35.46559
Suma res. cuadrado	2.06E+16	Criterio Schwarz	35.65943
Log likelihood	–2791.782	F-estadístico	17.39656
Durbin-Watson	1.864887	Prob (F-estadístico)	0.000000

Semilog

Variable dependiente: precio

Variable	Coeficiente	Error Est.	t-Estadístico	Prob.
C	15.13978	0.556276	27.21629	0.0000
Areaint	0.004217	0.001727	2.441813	0.0158
Areaex	–0.000285	0.000685	–0.416430	0.6777
Conce	–5.49E-05	2.30E-05	–2.388729	0.0182
Thno	–5.14E-05	1.98E-05	–2.588728	0.0106
Parque	–0.405778	0.168568	–2.407213	0.0173
Plaza	0.543511	0.154820	3.510603	0.0006
Areaverde	1.103069	0.333445	3.308101	0.0012
Seguridad	0.642728	0.089788	7.158294	0.0000
Olor	–0.134523	0.073468	–1.831048	0.0691

R2	0.458729	Media var. dependiente	16.54414
R2 Ajustado	0.425814	Desv. Est. var. dependiente	0.798907
S.E. de regresión	0.605372	Criterio Info Akaike	1.895252
Suma res. cuadrado	54.23833	Criterio Schwarz	2.089087
Log likelihood	–139.7249	F-estadístico	13.93674
Durbin-Watson	1.843141	Prob (F-estadístico)	0.000000

Log Log				
Variable dependiente: precio				
Variable	Coeficiente	Error Est.	t-Estadístico	Prob.
C	14.69066	1.926880	7.624068	0.0000
Log (Areaint)	0.838194	0.241101	3.476528	0.0007
Log (Areaex)	–0.311654	0.180731	–1.724407	0.0867
Log (Conce)	–0.231604	0.099576	–2.325903	0.0214
Log (Thno)	–0.084565	0.133394	–0.633947	0.5271
Parque	–0.295773	0.150878	–1.960349	0.0518
Plaza	0.343460	0.146952	2.337230	0.0208
Areaverde	0.809662	0.307079	2.636657	0.0093
Log (mediaseg)	2.111438	0.302857	6.971728	0.0000
Olor	–0.062283	0.068618	–0.907671	0.3655
R2	0.467644	Media var. dependiente		16.54414
R2 Ajustado	0.435271	Desv. Est. var. dependiente		0.798907
S.E. de regresión	0.600366	Criterio Info Akaike		1.878645
Suma res. cuadrado	53.34503	Criterio Schwarz		2.072480
Log likelihood	–138.4130	F-estadístico		14.44550
Durbin-Watson	1.757087	Prob (F-estadístico)		0.000000

Semilog inverso				
Variable dependiente: precio				
Variable	Coeficiente	Error Est.	t-Estadístico	Prob.
C	51404.26	42634733	0.001206	0.9990
Log (Areaint)	11051943	3857029.	2.865403	0.0048
Log (Areaex)	434810.6	2757213.	0.157699	0.8749
Log (Conce)	–3867723.	2983406.	–1.296412	0.1969
Log (Thno)	–4707452.	2623567.	–1.794295	0.0748
Parque	–5535155.	3181708.	–1.739680	0.0840
Plaza	5806086.	4387441.	1.323342	0.1878
Areaverde	31226534	12310539	2.536569	0.0122
Log(mediaseg)	39805295	6476181.	6.146415	0.0000
Olor	–3131314.	1556371.	–2.011932	0.0460
R2	0.500600	Media var. dependiente		20432952
R2 Ajustado	0.470231	Desv. Est. var. dependiente		16429410
S.E. de regresión	11958188	Criterio Info Akaike		35.49293
Suma res. cuadrado	2.12E+16	Criterio Schwarz		35.68677
Log likelihood	–2793.941	F-estadístico		16.48393
Durbin-Watson	1.869791	Prob (F-estadístico)		0.000000

ANEXO 2
ESTADISTICA DESCRIPTIVA DE LAS COMPRAVENTAS
DE LA INTERCOMUNA

Sector	Comuna	Nº ventas	Promedio	Mínimo	Máximo	Desv. St.
21 de Mayo	Concepción	2	12755300	3500000	22010600	9255300
Barrio Norte	Concepción	10	7471784.9	1400000	13017849	3548784.25
Barrio Universitario	Concepción	2	44572687	31000000	58145374	13572687
Bellavista	Concepción	8	17685075.25	13360000	23441012	3220811.19
Camilo Henríquez	Concepción	3	16066666.7	5700000	27500000	8931716.27
Cementerio	Concepción	1	9800000	9800000	9800000	0
Centro Concepción	Concepción	11	33818181.8	16000000	69000000	15590312.7
Collao	Concepción	8	16106556.5	8000000	30193600	7834882.76
Ejército	Concepción	1	18000000	18000000	18000000	0
Laguna Redonda	Concepción	1	5000000	5000000	5000000	0
Lomas	Concepción	16	43132047.88	15837946	90000000	19675258.3
Los Lirios	Concepción	4	19925000	15000000	25000000	4179339.06
Lzo. Arenas	Concepción	4	17922387.5	16500000	21000000	1816121.17
Nonguen	Concepción	4	10629548.75	1500000	24318195	9379837.17
Pedro del Río	Concepción	2	20000000	10000000	30000000	10000000
Remodelación	Concepción	1	10000000	10000000	10000000	0
Sta. Sabina	Concepción	3	10652040	7000000	16456120	4149538.81
Vilumanque	Concepción	3	71893712.67	52105090	90180000	941629.793
Villa Cap.	Concepción	3	5900000	4700000	7000000	941629.793
Villa Universitaria	Concepción	1	7500000	7500000	7500000	0
Centro Talcahuano	Talcahuano	5	13264000	5000000	30000000	8856567.28
Colón 9000	Talcahuano	13	25844249.9	11000000	42190175	10128720.2
Denavi Sur	Talcahuano	9	20402431.06	7000000	27221000	6103781.63
Higueras	Talcahuano	7	14793079	5600000	25000000	7972708.25
Hualpencillo	Talcahuano	2	12909984	6715168	19104800	6194816
Los Lobos	Talcahuano	2	3800000	2600000	5000000	1200000
Parque Central	Talcahuano	9	9906521.144	5000000	14610479.3	2699746.598
Perales	Talcahuano	8	13391705.13	5000000	20000000	4579242.776
Salinas	Talcahuano	11	14759235.45	8000000	27688600	4821849.003
San Vicente	Talcahuano	4	6827313.75	1709255	18000000	6508315.844

ANEXO 3
ESTADISTICA DESCRIPTIVA DE LAS RESPUESTAS
DE ENCUESTAS POR SECTOR

Sector	Nº Respuestas	Promedio	Mediana	Desv. st.
Lorenzo Arenas	216	0.1	0	0.25
Laguna Redonda	216	0.0	0	0.19
Cementerio	200	0.1	0	0.26
21 de Mayo	208	0.0	0	0.18
Vilumanque	128	0.0	0	0.09
Los Conquistadores	128	0.0	0	0.09
Villa Universitaria	152	0.0	0	0.08
Los Lirios	200	0.0	0	0.07
Nonguen	192	0.0	0	0.07
Collao	200	0.0	0	0.10
Barrio Norte	208	0.0	0	0.07
Lomas San Andrés	224	0.0	0	0.07
Santa Sabina	208	0.0	0	0.07
Villa Cap	168	0.0	0	0.08
Bellavista	120	0.0	0	0.09
Pedro de Valdivia	216	0.0	0	0.07
Pedro del Río Zañartu	200	0.0	0	0.07
Costanera	224	0.0	0	0.07
Camilo Henríquez	200	0.0	0	0.07
Agüita de la Perdiz	192	0.0	0	0.07
Barrio Universitario	224	0.0	0	0.07
Remodelación Paicaví	224	0.0	0	0.09
Concepción Centro	232	0.1	0	0.29
Parque Ecuador	224	0.0	0	0.07
Autopista Paicaví	216	0.0	0	0.07
Ejército	216	0.0	0	0.10
Las Canchas	168	1.0	0	1.35
Los Lobos	176	2.0	2	1.26
San Vicente	232	4.3	4	0.79
Thno Centro	248	3.7	4	1.17
Perales	192	2.3	2	1.31
Higueras	240	2.7	3	1.44
Salinas	208	3.3	3	1.07
Denavi Sur	200	1.9	2	1.07
Parque Central	120	1.1	1	1.02
Colón 9000	168	0.9	0	1.08
Hualpencillo	176	3.1	3	1.35

REFERENCIAS

Bartik, T.J. (1987). "The Estimation of Demand Parameters In Hedonic Price Models", *Journal of Political Economy* 95: 81-88.

Bartik, T.J. (1988). "Measuring the Benefits of Amenity Improvements in Hedonic Price Models", *Land Economics* 64: 172-183.

Bartik, T.J., and V.K Smith (1987). "Urban Amenities and Public Policy", In: E.S. Mills, Ed., *Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 2 (North-Holland, Amsterdam) 1207-1254.

Brown, J. and H. Rosen (1982). "On The Estimation of Structural Hedonic Price Models", *Econometrica*, Econometric Society, Vol. 50 (3)pp. 765-68.

Chattopadhyay, S. (1998). "An Empirical Investigation Into the Performance of Ellickson's Random Bidding Model, with an Application to Air Quality Valuation", *Journal of Urban Economics* 43: 292-314.

Chattopadhyay, S. (1999). "Estimating the Demand For Air Quality: New Evidence Based on the Chicago Housing Market", *Land Economics* 75: 22-38.

Chattopadhyay, S. (2000). "The Effectiveness of Mcfadden's Nested Logit Model In Valuing Amenity Improvement", *Regional Science and Urban Economics* 30: 23-43.

Cropper, M., L. Deck, and K. McConnell (1988). "On the Choice of Functional Form for Hedonic Price Functions". *Review of Economics and Statistics 70* (4): 668-675.

Cropper, M.L., L. Deck, N. Kishor, and K.E. Mcconnell (1993). "Valuing Product Attributes Using Single Market Data: A Comparison of Hedonic and Discrete Choice Approaches", *Review of Economics and Statistics* 75: 225-232.

Ellickson, B. (1981). "An Alternative Test of the Hedonic Theory of Housing Markets", *Journal of Urban Economics* 9:56-79.

Figueroa, F. and Lever, G. (1992). "Determinantes del Precio de Mercado de los Terrenos en el área Urbana de Santiago", *Cuadernos de Economía*, Nº 86, pp. 99-113.

Figueroa *et al*. (1996). "An Estimation of the Economic Value of Air Quality Improvement Program in Santiago de Chile", *Estudios de Economía*, Vol. 23, agosto, pp. 01-114.

Freeman, A. M. III (1974). "On Estimating Air Pollution Control Benefits from Land Value Studies", *Journal of Environmental Economics and Management* 1: 74-83.

Freeman, A.M. III (1993). The Measurement of Environmental and Resource Values (Resources for the Future, Washington DC).

Huang, J.C., and R.B. Palmquist (2001). "Environmental Conditions, Reservation Prices, and Time on the Market For Housing", *Journal of Real Estate Finance and Economics* 22: 203-219.

Kanemoto, Y., and R. Nakamura (1986). "A New Approach to the Estimation of Structural Equations in Hedonic Models", *Journal of Urban Economics* 19: 218-233.

Lerman, S. R., and C.R. Kern (1983). "Hedonic Theory, Bid Rents, and Willingness-To-Pay: Some Extensions of Ellickson's Results", *Journal of Urban Economics* 13: 358-363.

Mason, C., and J.M. Quigley (1990). "Comparing the Performance of Discrete Choice and Hedonic Models", In: M.M. Fischer, P. Nijkamp, and Y.Y. Papageorgiou, Eds., Spatial Choices and Processes (North-Holland,

Amsterdam). 22:□35-52.

Mcfadden, D. (1978). "Modelling the Choice of Residential Location", In: A. Karlqvist, L. Lundqvist, F. Snickars, and J.W. Weibull, Eds., Spatial Interaction Theory and Planning Models (North-Holland, Amsterdam).

Mcfadden, D., and K. Train (2000). "Mixed MNL Models for Discrete Response", *Journal of Applied Econometrics* 15: 447-470.72.

Palmquist, R.B. (1984). "Estimating the Demand for the Characteristics of Housing", Review of Economics and Statistics 66: 394-404.

Palmquist, R.B. (1989). "Land as a Differentiated Factor of Production: A Hedonic Model and its Implications for Welfare Measurement", *Land Economics* 65: 23-28.

Palmquist, R.B. (1992a). "Valuing Localized Externalities", *Journal of Urban Economics* 31: 59-68.

Palmquist, R.B., and L.E. Danielson (1989). "A Hedonic Study of the Effects of Erosion Control and Drainage on Farmland Values", *American Journal of Agricultural Economics* 71: 5-62.

Palmquist, R.B., and A. Israngkura (1999). "Valuing Air Quality with Hedonic and Discrete Choice Models", *American Journal of Agricultural Economics* 81:□1128-1133.74

Palmquist, R.B. (2003). "Property Value Models", In: Karl-Gören Mäler and Jeffrey Vincent, Ed., *Handbook of Environmental Economics*, Vol. 2 (North-Holland, Amsterdam).

Rosen, R. (1974). "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition', *Journal of Political Economy* 82: 34-55.

Smith, V.K., and J.C. Huang (1995), "Can Markets Value Air Quality? A Meta-Analysis of Hedonic Property Value Models", *Journal of Political Economy* 103: 209-227.

Wilhelmsson, M. (2000). "The Impact of Traffic Noise on the Values of Single-Family Houses", *Journal of Environmental Planning and Management*, 43□(6), 799-815.

Cuadernos de Economía, Vol. 43 (Noviembre), pp. 331-354, 2006

ENSAYO

La Productividad Científica de Economía y Administración en Chile. Un Análisis Comparativo*

Claudia Contreras
CONICYT
Gonzalo Edwards
Pontificia Universidad Católica de Chile
Alejandra Mizala
Universidad de Chile

The first part of this paper compares the volume and scientific productivity of Business Administration and Economics in Chile with the rest of scientific disciplines at the national and international levels. Given that scientific productivity is heterogeneous among different disciplines, the comparisons utilize an indicator that measures their impact relative to the world in the same field. The second part of the paper compares the amounts of public resources allocated to research in the different fields and discusses their relative efficiency in Chile.

JEL: A12
Keywords: Business Administration and Economics, Scientific Productivity, Citations, Impact Factor, Impact Relative to Field.

I. Introducción

El objetivo de este trabajo es doble; por una parte, nos interesa contrastar el volumen y la calidad de la productividad científica de las ciencias económicas y administrativas en Chile con el resto de las disciplinas científicas a nivel nacio-

*Agradecemos la ayuda de Carla Benedetti, la colaboración de María Elena Boisier y Macarena Verdugo y los comentarios de Eugenio Bobenrieth, Alan Farcas, Ronald Fischer, Juan Pablo Montero, Andrea Repetto, Klaus Schmidt-Hebbel y dos árbitros anónimos; no obstante, los autores son los únicos responsables del contenido del trabajo.
E-mails: ccontrer@pbct.cl; gedwards@faceapuc.cl; amizala@dii.uchile.cl

nal. Además, con economía, administración y otras disciplinas a nivel internacional. Por otra parte, consideramos los recursos públicos destinados a la investigación en Chile, diferenciando por disciplinas y contrastándolos con un indicador de productividad relativa.

Se comparan dos décadas (1984-2003) de productividad científica medida por publicaciones en revistas indexadas por el *Institute for Scientific Information* (ISI). Se incluye en el análisis a otros países latinoamericanos que muestran una productividad científica relevante como Argentina, Brasil y México y también a la región latinoamericana en su conjunto.[1] Asimismo, consideramos en esta comparación a EE.UU., Canadá, Irlanda, Nueva Zelandia y el mundo en su conjunto.

Los indicadores de productividad que utilizamos son el número de artículos por disciplina, las citas correspondientes a esos artículos, el impacto de los artículos, su impacto relativo a la disciplina a nivel mundial y la productividad por peso invertido.

El trabajo concluye que el comportamiento de la producción científica de economía y administración en Chile es similar a la de otros países, en particular, que economía y administración en todos los países publican un menor número de artículos que disciplinas como, por ejemplo, medicina clínica o química. No obstante lo anterior, se aprecia un aumento significativo del número de artículos en economía y administración en la última década, con un impacto mayor al promedio mundial. Es decir, si bien en economía y administración se producen menos artículos que en otras disciplinas, los trabajos publicados tienen un impacto significativo comparado con el promedio mundial de la disciplina. Asimismo, economía y administración muestran uno de los costos más bajos por artículo equivalente, indicando una elevada productividad por peso invertido.

El resto del trabajo está organizado en cuatro secciones. Luego de la introducción en la segunda se compara la productividad científica de las ciencias económicas y administrativas en Chile con la de otros países y con el promedio mundial; esta comparación en cada disciplina con el mundo nos permite contrastar la productividad de economía y administración con otras disciplinas a nivel nacional. En esta parte del trabajo se revisan brevemente otros estudios realizados en esta área, se describen y explican los datos e indicadores utilizados en el estudio y se analizan los resultados de las comparaciones. En la tercera sección se indaga la relación entre recursos asignados por el estado y productividad científica por disciplina en Chile. La cuarta sección presenta las principales conclusiones que surgen del estudio.

[1]Koljatic y Silva (2001) muestran que sólo estos países de América Latina tienen una producción científica sustancial en economía y administración.

2. Comparación de la Productividad Científica de Economía y Administración

2.1. Revisión de la literatura

La investigación acerca de la productividad científica en disciplinas como economía y administración es relativamente escasa. No obstante, existen algunos artículos que jerarquizan departamentos de economía de universidades europeas o norteamericanas, o priorizan revistas del área.[2]

Son escasos, asimismo, los estudios que se focalizan en países en desarrollo; de éstos la gran mayoría compara la productividad en ciencias básicas, sin considerar las ciencias sociales.[3]

Uno de los pocos estudios que aborda la productividad científica comparada de las ciencias económicas y administrativas en países latinoamericanos es el realizado por Koljatic y Silva (2001). Ellos utilizan el *Social Science Citation Index* (SSCI) y analizan el período 1995 a 1999, concentrándose en cuatro países: Argentina, Brasil, Chile y México, los que presentan una producción significativa en la disciplina. El criterio que utilizan para incluir un país en su estudio es que éste debe tener al menos 25 publicaciones en el período analizado. Por otra parte, los autores se focalizan en artículos publicados por investigadores de universidades en América Latina. El estudio concluye que, al corregir por producto interno bruto (PIB), población y número de estudiantes universitarios, Chile muestra los resultados más favorables en la comparación, de acuerdo a indicadores comúnmente utilizados como número de artículos y citas.

Tanto el número como la calidad de las publicaciones en economía y administración en Latinoamérica, incluido Chile, se han incrementado en los últimos años. Esta situación puede ser explicada por diversos factores, tales como la conformación de una masa crítica de investigadores formados en universidades de primer nivel de EE.UU. y Europa; la mayor facilidad para acceder con rapidez, gracias a internet, a las investigaciones que se realizan en otras partes del mundo; el establecimiento de fondos concursables asignados competitivamente de acuerdo a la calidad de los proyectos e investigadores y el establecimiento de una carrera académica en las universidades con mayor tradición, las que asignan gran importancia a las publicaciones internacionales indexadas en sus procesos de evaluación.

2.2. Indicadores e información utilizada

La información con que se realiza este estudio ha sido obtenida de Thomson Scientifics'® *National Science Indicators* (NSI) versión estándar para el

[2]Ver Davis (1998), Extejt y Smith (1990), Johnson y Podsakoff (1994), Laban y Piette (1994), Macharzina y Oesterle (1994), Medoff (1996), Zinkhan y Leigh (1999).

[3] Ver Krauskopf, Vera y Welljams-Dorof (1995), Lewison, Fawcett-Jones y Kessler (1993), Osareh y Wilson (1997) y Shrum (1997).

período 1981-2003.[4] Los artículos considerados en esta base de datos corresponden a lo que se denomina producción citable publicada en revistas indexadas por el *Institute for Scientific Information* (revistas ISI). Esta producción citable incluye trabajos, notas, reseñas y *proceedings papers*.[5]

Los artículos son asignados en fuente a una determinada disciplina de acuerdo a la revista en que son publicados[6], puesto que son las revistas, y no los artículos, las que se clasifican en una determinada disciplina.[7]

Es importante mencionar que algunas revistas, y por tanto sus artículos, pueden ser asignadas a más de una disciplina. El Cuadro A1 del anexo muestra que 7.370 revistas sólo se asignan a una disciplina, mientras que 567 se asignan a dos disciplinas, 17 se asignan a tres disciplinas y 1 se asigna a cuatro disciplinas. Esto significa que la suma de las revistas asignadas a las distintas disciplinas, 8.559, es superior al total de revistas, 7.955. Debido a esto, para cada país considerado en el estudio la suma de artículos de todas las disciplinas es alrededor de un 10% superior al total de artículos efectivos.

Por otra parte, los artículos se asignan, también en la fuente, a los diferentes países dependiendo de la institución de afiliación, no de la nacionalidad del autor. Si el artículo tiene coautores y cada uno está asociado a instituciones de diferentes países, éste se contabiliza como un artículo en cada país y no se divide entre coautores. Finalmente, si hay un único autor del artículo que tiene doble afiliación en instituciones que pertenecen a distintos países, el artículo es contabilizado doblemente, uno por cada país, pero sólo una vez en la clasificación por disciplinas.

Los dos elementos recién mencionados implican que se debe reconocer algún grado de error o sesgo al comparar distintas disciplinas en un mismo país a no ser que se utilice algún mecanismo de normalización; sin embargo, no existiría sesgo al comparar las mismas disciplinas entre los distintos países.

El trabajo considera, en la segunda parte, información proveniente de la Comisión Nacional de Investigación en Ciencia y Tecnología (CONICYT) y de la Iniciativa Científica MILENIO referida al número de proyectos y recursos asignados para investigación en las diversas disciplinas. En particular, los proyectos del Fondo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico (FONDECYT), Fondo de Areas Prioritarias (FONDAP) y MILENIO en el mismo período

[4]Para mayores detalles ver *User Documentation National Science Indicators* (2004).

[5]El incluir notas y reseñas no es una opción de los autores, sino del NSI, ya que ellos consideran en sus bases todos los artículos citables, argumentan que esto es una convención en la literatura cienciométrica. La base de datos en todo caso no incluye editoriales, cartas, correcciones y resúmenes (*abstracts*).

[6]Una excepción a esta regla son los artículos publicados en las revistas *Science, Nature* y los *Proceedings de la American Academy of Science*. En este caso, 60% de los artículos son asignados a diferentes disciplinas, de acuerdo a un algoritmo especialmente diseñado por ellos, y el resto son clasificados como multidisciplinarios.

[7]Existe una clasificación llamada estándar que incluye 24 disciplinas y una llamada de luxe que incluye 105 subdisciplinas. Nosotros trabajamos con 24 disciplinas.

1984-2003.[8] Las disciplinas con que se trabaja son las mismas 24 incluidas en la base NSI.[9]

Se utiliza, asimismo, información que permite poner en contexto los distintos países analizados. En particular, el PIB per cápita, el gasto en investigación y desarrollo en universidades como porcentaje del PIB, y la tasa de estudiantes matriculados en educación superior.

Los indicadores de productividad que utilizamos son el número de artículos, las citas correspondientes a esos artículos, el impacto de los artículos y su impacto relativo a la disciplina a nivel mundial.

Es necesario detenernos en este punto y explicar en detalle los indicadores utilizados y justificar su elección. A continuación argumentamos, en primer lugar, por qué utilizamos el número de citas hasta el presente de un artículo y el factor de impacto calculado en base a esas citas y, en segundo lugar, por qué utilizamos el índice de impacto relativo a la disciplina para comparar entre ellas.

El número de citas incluye las citas de un artículo desde la fecha en que se publicó hasta el presente, en nuestro caso el año 2003. El factor de impacto acumulado es calculado como el número de citas hasta el presente de artículos publicados en un determinado año, dividido por el número de artículos publicados en dicho año. Este es diferente al factor de impacto que comúnmente se reporta para evaluar la calidad de las revistas, el cual para un año determinado se calcula como el número total de citas recibidas ese año de los artículos publicados en los dos años anteriores, dividido por el número total de artículos publicados por la revista en esos dos años. Si bien el factor de impacto hasta el presente tiende a subestimar el impacto total de algunos artículos, dado que incluye artículos recientes que pueden demorar en madurar, éste parece más adecuado que el factor de impacto de corto plazo utilizado para evaluar las revistas, el que posee un mayor sesgo temporal puesto que es un indicador de corto plazo.

En efecto, hay disciplinas con mayor rezago en la publicación de artículos y, por ello, se tiende a citar documentos de trabajo que aún no han sido publicados, en vez de artículos ISI. Asimismo, hay disciplinas en que los artículos se citan profusamente, pero por un corto período de tiempo, mientras que en otras éstos continúan siendo citados por muchos años. Este último es el caso de matemáticas, ciencias de la computación y economía y administración que tienen un factor de impacto de corto plazo reducido y un factor de impacto de largo plazo más elevado (ver Contreras, Edwards y Mizala, 2006).[10]

El Cuadro 1 muestra asimismo que hay diferencias estructurales en la productividad científica a nivel mundial.[11] Determinadas disciplinas como quí-

[8]Se hace notar que los proyectos FONDAP comienzan el año 1994 y los MILENIO el año 1999.

[9]En el Cuadro A1 del anexo de Contreras, Edwards y Mizala (2005) se presentan las equivalencias entre la clasificación de disciplinas de FONDECYT y de *National Science Indicators* (NSI).

[10]El Cuadro A2 del anexo muestra para las 24 disciplinas estimaciones del factor de impacto de corto y de largo plazo.

[11]En la sección siguiente se muestra que estas diferencias en la productividad científica se observan en cada uno de los países considerados en este estudio.

mica, medicina clínica, biología y bioquímica, neurología y neurocirugía producen un mayor número de artículos en revistas ISI y tienden a tener un mayor número de citas por artículo, medido por el factor de impacto acumulado. También tienen un importante número de citas por artículo disciplinas como inmunología, microbiología, biología molecular y genética y ciencias del espacio. Además, hay diferencias significativas en el número de revistas ISI por disciplina.

Asimismo, como se explicó anteriormente, cuando hay coautores de distintos países se contabiliza doblemente en los registros de citas e impactos, uno por cada país; esto podría sesgar positivamente a aquellas disciplinas que usualmente desarrollan trabajo en equipo a nivel internacional. También podría existir un sesgo por el hecho de que ciertas revistas se asignan a más de una disciplina.

CUADRO 1
PRODUCTIVIDAD CIENTIFICA EN EL MUNDO POR DISCIPLINA 1984-2003.
NUMERO DE ARTICULOS, IMPACTO ACUMULADO Y
NUMERO DE REVISTAS POR DISCIPLINA

Disciplina	Nº artículos	(%)	Impacto	N° revistas ISI
Ciencias silvoagropecuarias	318.460	2,3	6,40	226
Biología y bioquímica	1.042.195	7,6	21,22	411
Química	1.733.138	12,6	10,24	534
Medicina clínica	2.946.677	21,3	13,44	1625
Ciencias de la computación	131.844	1,0	4,49	201
Ecología y ciencias ambientales	295.153	2,1	9,92	218
Economía y administración	185.016	1,3	7,33	304
Educación	50.819	0,4	3,75	109
Ingeniería	935.128	6,8	4,70	753
Ciencias de la tierra	334.047	2,4	11,33	301
Inmunología	216.652	1,6	28,76	89
Derecho	37.858	0,3	6,18	95
Ciencias de los materiales	434.057	3,1	5,84	232
Matemáticas	240.421	1,7	4,97	211
Microbiología	294.007	2,1	17,88	104
Biología molecular y genética	344.314	2,5	33,09	189
Multidisciplinaria	222.413	1,6	7,61	123
Neurología y neurocirugía	474.801	3,4	22,99	213
Farmacología	309.768	2,2	12,44	150
Física	1.469.311	10,6	9,80	356
Ciencias de las plantas y animales	836.454	6,1	8,44	649
Sicología y siquiatría	352.395	2,6	12,18	490
Ciencias sociales, general	452.118	3,3	5,37	926
Ciencias del espacio	146.262	1,1	16,57	50
Suma	13.803.308	100,0	12,22	8.559

Fuente: National Science Indicators.

Debido a todas estas diferencias entre las distintas áreas, este trabajo utiliza el indicador de impacto relativo a la disciplina, el que se obtiene dividiendo el impacto de los artículos en la disciplina en el país (o región) por el impacto de la disciplina a nivel mundial. Este indicador reconoce que las disciplinas tienen distintos patrones de publicación y permite, por tanto, normalizar la productividad científica de distintas disciplinas y países, lo que agrega validez a las comparaciones que se realizan en este estudio. Un impacto relativo mayor que uno significa que los artículos de ese país o región tienen un impacto mayor que el promedio mundial en la disciplina.

2.3. Productividad científica comparada

En esta sección, en primer lugar, comparamos la productividad científica de economía y administración en Chile *vis a vis* otros países y otras disciplinas. En segundo lugar, profundizamos en la comparación de la productividad científica de las distintas disciplinas en Chile, analizando su evolución en el tiempo, luego de dividir el período 1984-2003 en quinquenios.

Comparación con países seleccionados

El Cuadro 2 presenta el número de artículos y la participación de cada disciplina en la suma de artículos de cada país para el período 1984-2003.

A nivel general y en términos del número total de artículos publicados, destaca claramente EE.UU. con una producción de más de 4,5 millones de artículos en el período 1984-2003, lo que equivale a un 36,5% de la producción mundial. Le sigue Canadá con un 4,8% de la producción total. Chile representa un 0,22% del total de artículos publicados. EE.UU. supera al resto de los países en las 24 disciplinas consideradas. Esto se podría explicar, al menos en parte, porque un número significativo de las revistas científicas indexadas por ISI son de origen estadounidense.[12]

Es obvio que estos resultados están directamente relacionados con el tamaño de los países, tanto en términos de su producto interno bruto y su población, como su inversión en investigación y desarrollo (I&D) en las universidades y la importancia de su sistema universitario, medido por la tasa de matrícula en educación superior (Cuadro 3). EE.UU. y Canadá efectivamente son los países con mayor producto per cápita y que más invierten en I&D en las universidades: Canadá un 0,59% de su PIB y EE.UU. un 0,39% del PIB; le sigue Nueva Zelandia con una inversión del 0,35% de su PIB. Chile invierte un 0,25% del PIB, que es más de lo que invierten Argentina, Brasil y México, siendo estos últimos países de mayor tamaño poblacional y con un PIB per cápita relativamente similar.

[12]Seglen (1997) ejemplifica este hecho observando que la base de datos del Institute for Scientific Information incluye dos revistas de origen alemán en el área de ciencias sociales, mientras que la base de datos alemana contiene 542 revistas en esta área.

CUADRO 2
NUMERO DE ARTICULOS POR DISCIPLINA Y PARTICIPACION DE CADA DISCIPLINA EN LA SUMA DE ARTICULOS DE CADA PAIS, 1984-2003

País	Chile		Argentina		Brasil		México		América Latina		EE.UU.		Canadá		Irlanda		Nueva Zelandia		Mundo	
Disciplina	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)	Nº artículos	(%)
Ciencias silvoagropecuarias	1.005	3,5	2.814	4,7	7.285	5,7	2.431	3,9	17.495	5,5	91.164	1,8	14.932	2,3	2.114	5,3	5.102	6,9	318.460	2,3
Biología y bioquímica	2.298	7,9	5.848	9,8	11.131	8,7	4.207	6,8	27.444	8,6	408.748	8,0	52.597	7,9	2.778	6,9	4.893	6,7	1.042.195	7,6
Química	3.908	13,4	9.711	16,3	14.290	11,2	6.302	10,2	37.951	11,8	412.563	8,1	59.449	9,0	3.769	9,4	5.205	7,1	1.733.138	12,6
Medicina clínica	6.215	21,4	8.322	14,0	20.496	16,1	8.210	13,3	52.248	16,3	1.147.851	22,6	125.651	18,9	10.659	26,5	14.593	19,9	2.946.677	21,3
Ciencias de la computación	168	0,6	117	0,2	706	0,6	169	0,3	1.264	0,4	58.137	1,1	7.208	1,1	338	0,8	524	0,7	131.844	1,0
Ecología y ciencias ambientales	1.221	4,2	1.563	2,6	3.147	2,5	2.189	3,5	9.935	3,1	121.159	2,4	22.166	3,3	661	1,6	3.312	4,5	295.153	2,1
Economía y administración	**236**	**0,8**	**148**	**0,2**	**462**	**0,4**	**316**	**0,5**	**1.435**	**0,4**	**112.346**	**2,2**	**12.545**	**1,9**	**782**	**1,9**	**1.204**	**1,6**	**185.016**	**1,3**
Educación	27	0,1	23	0,0	115	0,1	40	0,1	339	0,1	32.141	0,6	2.977	0,4	70	0,2	577	0,8	50.819	0,4
Ingeniería	862	3,0	2.000	3,4	6.825	5,4	2.879	4,7	13.959	4,4	340.565	6,7	46.871	7,1	2.189	5,4	2.813	3,8	935.128	6,8
Ciencias de la tierra	816	2,8	1.746	2,9	2.810	2,2	1.771	2,9	8.436	2,6	127.847	2,5	28.428	4,3	897	2,2	3.945	5,4	334.047	2,4
Inmunología	169	0,6	929	1,6	1.851	1,5	634	1,0	4.617	1,4	103.313	2,0	9.316	1,4	523	1,3	593	0,8	216.652	1,6
Derecho	9	0,0	22	0,0	8	0,0	8	0,0	65	0,0	33.767	0,7	523	0,1	23	0,1	56	0,1	37.858	0,3
Ciencias de los materiales	483	1,7	1.528	2,6	3.280	2,6	2.199	3,6	8.155	2,5	111.400	2,2	15.507	2,3	939	2,3	1.021	1,4	434.057	3,1
Matemáticas	819	2,8	769	1,3	2.823	2,2	1.126	1,8	6.191	1,9	89.992	1,8	13.324	2,0	880	2,2	1.090	1,5	240.421	1,7
Microbiología	524	1,8	1.968	3,3	3.700	2,9	1.845	3,0	9.392	2,9	105.348	2,1	13.362	2,0	1.255	3,1	1.584	2,2	294.007	2,1
Biología molecular y genética	664	2,3	1.631	2,7	3.895	3,1	1.166	1,9	7.945	2,5	158.317	3,1	19.283	2,9	688	1,7	1.297	1,8	344.314	2,5
Multidisciplinaria	177	0,6	503	0,8	1.538	1,2	677	1,1	3.753	1,2	63.184	1,2	7.533	1,1	533	1,3	1.325	1,8	222.413	1,6
Neurología y neurocirugía	678	2,3	1.943	3,3	3.077	2,4	1.945	3,2	8.517	2,7	220.022	4,3	31.286	4,7	1.324	3,3	2.209	3,0	474.801	3,4
Farmacología	725	2,5	1.374	2,3	3.086	2,4	1.545	2,5	7.776	2,4	101.818	2,0	13.762	2,1	764	1,9	2.039	2,8	309.768	2,2
Física	1.826	6,3	8.450	14,2	21.422	16,8	10.467	17,0	44.272	13,8	408.258	8,0	42.541	6,4	3.257	8,1	2.518	3,4	1.469.311	10,6
Ciencias de las plantas y animales	2.910	10,0	6.077	10,2	9.381	7,4	6.621	10,7	30.973	9,7	283.248	5,6	61.461	9,3	2.884	7,2	11.216	15,3	836.454	6,1
Sicología y siquiatría	182	0,6	315	0,5	857	0,7	1.313	2,1	3.231	1,0	206.461	4,1	27.732	4,2	1.326	3,3	2.909	4,0	352.395	2,6
Ciencias sociales, general	416	1,4	432	0,7	2.818	2,2	1.512	2,5	6.476	2,0	271.029	5,3	27.911	4,2	1.120	2,8	2.968	4,0	452.118	3,3
Ciencias del espacio	2.739	9,4	1.329	2,2	2.433	1,9	2.135	3,5	8.527	2,7	69.570	1,4	7.236	1,1	402	1,0	486	0,7	146.262	1,1
Suma	29.077	100,0	59.562	100,0	127.436	100,0	61.707	100,0	320.396	100,0	5.078.248	100,0	663.601	100,0	40.175	100,0	73.479	100,0	13.803.308	100,0
Total de artículos	27.002	92,9	54.432	91,4	116.010	91,0	55.690	90,2	291.564	91,0	4.545.130	89,5	594.507	89,6	36.021	89,7	65.640	89,3	12.465.591	90,3

Fuente: National Science Indicators.
Nota: La suma no es igual al total de artículos porque hay revistas que son asignadas a más de una disciplina. Ver texto para detalles sobre este punto.

CUADRO 3
NUMERO DE ARTICULOS PUBLICADOS, INVERSION EN INVESTIGACION Y DESARROLLO, PRODUCTO PER CAPITA Y TASA DE MATRICULA EN EDUCACION SUPERIOR. PAISES SELECCIONADOS

	Número total de artículos publicados al año cada 1 millón de habitantes 1984-2003*	Número de artículos publicados al año en Economía y Administración cada 1 millón de habitantes 1984-2003*	Inversión en Investigación y Desarrollo en las universidades sobre PIB Año 2001 (%)	PIB per cápita (precios constantes: Laspeyres) Año 2000 US$ de 1996	Tasa de matrícula en educación superior Año 2000/2001** (%)
Argentina	96	0,3	0,15	10.995	52
Brasil	45	0,2	0,15	7.185	16
Canadá	1.237	26	0,59	26.922	59
Chile	117	1	0,25	9.920	38
Irlanda	590	13	0,24	26.379	47
América Latina	39	0,2	n.a.	7.071	25 ***
México	38	0,2	0,12	8.766	20
Nueva Zelandia	1.097	20	0,35	18.824	69
Estados Unidos	1.047	26	0,39	33.308	71

Fuente: OECD, Main Science and Technology Indicators, noviembre 2005.
* Este indicador es el cuociente entre el número total de artículos en el período y la suma de la población de cada año.
** En cada caso se consideró la información del último año disponible para todos los países.
*** Incluye Argentina, Bolivia, Brasil, Chile, Colombia, Ecuador, Guyana, Paraguay, Perú, Surinam, Uruguay y Venezuela.

Si consideramos el conjunto de las disciplinas, Chile publicó 117 artículos al año por cada millón de habitantes en el período 1984-2003, Argentina 96, Brasil 45 y México 38. Esto contrasta con 1.047 publicados en EE.UU. y 1.237 en Canadá. Países como Irlanda y Nueva Zelandia publicaron 590 y 1.097 artículos anuales cada millón de habitantes, respectivamente (Cuadro 3).

Por su parte, en economía y administración Chile tiene el mejor desempeño de América Latina con 1 artículo al año por cada millón de habitantes en el período 1984-2003, mientras que Brasil y México tienen 0,2 artículos y Argentina 0,3 artículos anuales. Sin embargo, Chile está lejos de países desarrollados como EE.UU. y Canadá, que publicaron 26 artículos anuales por cada millón de habitantes en el mismo período, y de países como Nueva Zelandia e Irlanda que publicaron 20 y 13 artículos, respectivamente. Como ya mencionamos, todas estas cifras están altamente correlacionadas con el PIB per cápita, la inversión en I&D a nivel universitario y la tasa de matrícula en educación superior (Cuadro 3).

Volviendo al Cuadro 2 podemos observar que la composición disciplinaria de la producción científica es en general similar en todos los países. Medicina clínica es la disciplina que más artículos indexados produce; su participación fluctúa entre un 13,3% en México y un 26,5% en Irlanda. Sólo

en México y Argentina no es la disciplina con más alta participación porque es superada por física y por química, respectivamente. Por otra parte, la disciplina con menor producción científica es derecho, ya que su participación fluctúa entre prácticamente 0% en todos los países latinoamericanos considerados y 0,7% en EE.UU.

Los países de América Latina tienden a tener una mayor participación relativa que el resto en química, física y ciencias de las plantas y animales, y una menor participación relativa en disciplinas como ciencias sociales, sicología y siquiatría.

En economía y administración también se observan diferencias entre los países latinoamericanos y el resto de los países considerados. Mientras que en Latinoamérica la participación más alta la tiene Chile con un 0,8%, en EE.UU. la participación es 2,2%, en Canadá e Irlanda un 1,9% y en Nueva Zelandia un 1,6%. No obstante, en todos los países la producción científica de economía y administración es significativamente menor que en las ciencias básicas como química, física, biología y bioquímica y que en otras disciplinas como ingeniería, ciencias de las plantas y animales y medicina clínica.

Al comparar la estructura de la producción científica chilena con la de otros países destacan las ciencias del espacio (astronomía) con una producción equivalente al 9,4% del total. Esto se explica en gran medida por la ubicación en el norte de Chile de los observatorios astronómicos.

Pero no sólo interesa el número de publicaciones, sino también su calidad, medida por el número de citas. El Cuadro 4 presenta dos indicadores de impacto de los artículos publicados en el período 1984-2003, el impacto acumulado hasta el presente y el impacto relativo a la disciplina a nivel mundial.

Lo primero que se observa es que algunas disciplinas, independientemente de los países donde se produzcan los artículos, tienen un mayor impacto, es decir, tienden a citarse más. Este es el caso de biología y bioquímica, inmunología, microbiología, biología molecular y genética, neurología y neurocirugía y ciencias del espacio. Por esta razón, como ya argumentamos, lo que importa para medir la calidad de la producción científica es el impacto relativo a la disciplina a nivel mundial.

Si observamos el impacto relativo a la disciplina podemos concluir que de los países analizados, EE.UU. tiene un impacto superior al promedio mundial en todas las disciplinas, le sigue Canadá con un alto número de disciplinas (19) con impacto relativo superior a 1; más lejos se encuentran Nueva Zelandia (6 disciplinas) e Irlanda (3). En América Latina en su conjunto, y en Argentina, Brasil y México por separado, ninguna disciplina tiene un impacto superior al promedio mundial. Chile es el único país que tiene tres disciplinas con un impacto igual o superior a 1 (economía y administración, ciencias del espacio y el área multidisciplinaria).

CUADRO 4
IMPACTO ACUMULADO E IMPACTO RELATIVO A LA DISCIPLINA, 1984-2003

Disciplina	Chile		Argentina		Brasil		México		América Latina		EE.UU.		Canadá		Irlanda		Nueva Zelandia		Mundo
	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto	I. relativo	Impacto
Ciencias silvoagropecuarias	5,64	0,88	4,98	0,78	2,16	0,34	4,46	0,70	3,35	0,52	8,44	1,32	8,33	1,30	6,69	1,05	6,91	1,08	6,40
Biología y bioquímica	10,23	0,48	7,76	0,37	6,19	0,29	7,82	0,37	7,46	0,35	30,17	1,42	21,59	1,02	13,52	0,64	16,24	0,77	21,22
Química	5,26	0,51	5,57	0,54	5,43	0,53	5,39	0,53	5,52	0,54	16,66	1,63	13,66	1,33	10,09	0,98	10,54	1,03	10,24
Medicina clínica	6,16	0,46	8,36	0,62	6,68	0,50	7,61	0,57	7,33	0,55	18,86	1,40	16,83	1,25	10,71	0,80	14,44	1,07	13,44
Ciencias de la computación	3,59	0,80	1,74	0,39	2,23	0,50	2,38	0,53	2,36	0,53	6,45	1,43	5,01	1,12	2,41	0,54	2,98	0,66	4,49
Ecología y ciencias ambientales	5,56	0,56	6,34	0,64	6,39	0,64	6,11	0,62	7,10	0,72	12,71	1,28	11,20	1,13	7,14	0,72	10,06	1,01	9,92
Economía y administración	**7,86**	**1,07**	**2,38**	**0,32**	**3,91**	**0,53**	**3,38**	**0,46**	**4,01**	**0,55**	**9,49**	**1,29**	**7,38**	**1,01**	**3,16**	**0,43**	**3,40**	**0,46**	**7,33**
Educación	0,70	0,19	0,43	0,12	2,08	0,55	1,60	0,43	2,05	0,55	4,48	1,19	4,04	1,08	2,94	0,78	2,70	0,72	3,75
Ingeniería	2,82	0,60	3,54	0,75	3,24	0,69	2,73	0,58	3,19	0,68	6,55	1,39	5,35	1,14	3,41	0,73	4,05	0,86	4,70
Ciencias de la tierra	7,09	0,63	4,93	0,44	7,60	0,67	6,95	0,61	6,82	0,60	16,63	1,47	11,19	0,99	9,02	0,80	10,31	0,91	11,33
Inmunología	16,40	0,57	9,20	0,32	14,56	0,51	13,35	0,46	13,57	0,47	37,25	1,30	26,83	0,93	22,49	0,78	18,90	0,66	28,76
Derecho	2,22	0,36	2,50	0,40	0,25	0,04	0,75	0,12	1,74	0,28	6,72	1,09	3,42	0,55	0,48	0,08	1,96	0,32	6,18
Ciencias de los materiales	3,32	0,57	5,07	0,87	3,58	0,61	3,39	0,58	3,75	0,64	9,34	1,60	6,75	1,15	4,98	0,85	4,62	0,79	5,84
Matemáticas	3,59	0,72	3,86	0,78	3,80	0,76	2,82	0,57	3,52	0,71	6,87	1,38	5,29	1,06	3,68	0,74	4,29	0,86	4,97
Microbiología	8,30	0,46	7,71	0,43	8,91	0,50	11,64	0,65	9,30	0,52	25,44	1,42	17,92	1,00	16,23	0,91	14,91	0,83	17,88
Biología molecular y genética	12,13	0,37	7,60	0,23	6,91	0,21	12,49	0,38	8,90	0,27	45,22	1,37	28,82	0,87	32,17	0,97	20,75	0,63	33,09
Multidisciplinaria	7,78	1,02	4,29	0,56	3,88	0,51	3,65	0,48	4,18	0,55	13,24	1,74	10,44	1,37	8,32	1,09	7,13	0,94	7,61
Neurología y neurocirugía	11,20	0,49	12,87	0,56	10,99	0,48	12,02	0,52	11,61	0,51	29,10	1,27	23,84	1,04	17,89	0,78	19,09	0,83	22,99
Farmacología	6,69	0,54	6,21	0,50	6,73	0,54	6,45	0,52	6,59	0,53	16,64	1,34	13,95	1,12	12,62	1,01	22,02	1,77	12,44
Física	7,80	0,80	6,62	0,68	5,90	0,60	4,92	0,50	5,74	0,59	16,19	1,65	11,59	1,18	8,89	0,91	11,49	1,17	9,80
Ciencias de las plantas y animales	4,98	0,59	4,46	0,53	4,13	0,49	4,40	0,52	4,68	0,56	10,94	1,30	10,17	1,21	6,55	0,78	7,76	0,92	8,44
Sicología y siquiatría	6,14	0,50	5,85	0,48	6,69	0,55	2,40	0,20	4,57	0,37	14,68	1,20	12,80	1,05	8,80	0,72	10,34	0,85	12,18
Ciencias sociales, general	3,25	0,61	2,08	0,39	2,37	0,44	2,79	0,52	2,68	0,50	6,64	1,24	5,10	0,95	3,33	0,62	4,37	0,81	5,37
Ciencias del espacio	18,36	1,11	8,61	0,52	10,45	0,63	11,15	0,67	12,76	0,77	22,59	1,36	20,55	1,24	15,83	0,96	10,55	0,64	16,57
Suma	7,58	0,62	6,53	0,53	5,80	0,47	6,13	0,50	6,29	0,52	17,67	1,45	13,78	1,13	9,89	0,81	10,95	0,90	12,22
Todas las disciplinas	8,17	0,60	7,15	0,53	6,37	0,47	6,79	0,50	6,92	0,51	19,74	1,46	15,39	1,14	11,03	0,81	12,26	0,91	13,53

Fuente: National Science Indicators.

Notas:

(1) El impacto acumulado mide el número de citas de los artículos desde que fueron publicados hasta el año 2003 dividido por el número de artículos (*impact to present*)

(2) El impacto relativo a la disciplina mide el impacto hasta el presente de la disciplina en el país dividido por el impacto de la disciplina en el mundo.

Productividad por disciplina en Chile

La información para Chile está en los cuadros 2 y 4 antes mencionados. En el Cuadro 2 se puede observar el número de artículos publicados en cada disciplina en el período 1984-2003, así como la participación de las disciplinas en la producción científica nacional. Por su parte, en el Cuadro 4 se encuentra el impacto acumulado hasta el presente y el impacto relativo a la disciplina a nivel mundial.

En términos del número de artículos destaca en primer lugar medicina clínica, con un 21,4% de los artículos publicados en el país en el período 1984-2003, le siguen química con un 13,4%, ciencias de las plantas y los animales 10%, ciencias del espacio 9,4% y biología y bioquímica 7,9%, economía y administración representa sólo el 0,8% de los artículos publicados. Como ya comentamos, la participación de las disciplinas en el número de artículos es, en general, consistente con lo que ocurre en los distintos países analizados y a nivel mundial.

La calidad de los artículos medida a través del impacto acumulado al presente muestra que en Chile la disciplina con mayor impacto es ciencias del espacio con un factor de 18, seguida por inmunología con 16,4, biología molecular y genética con 12,1, neurología y neurocirugía con 11,2 y biología y bioquímica con 10,2. Los artículos chilenos de economía y administración tienen un impacto acumulado de 7,9.

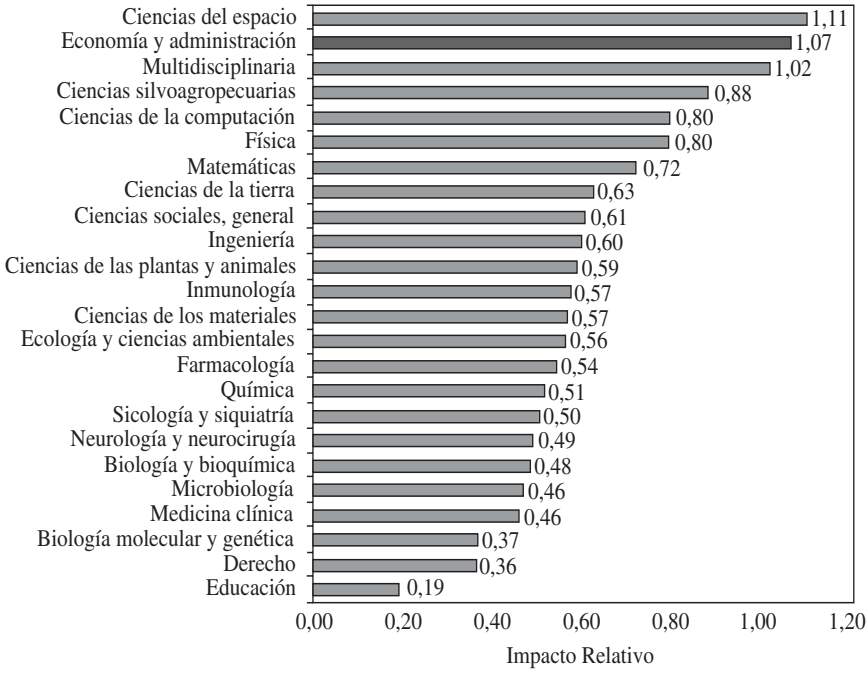
Ahora bien, si analizamos lo que ocurre con el impacto relativo a la disciplina, que permite normalizar la productividad científica de diversas áreas, Chile, como ya se mencionó, posee sólo 3 disciplinas con un impacto relativo superior a 1: economía y administración con 1,07, ciencias del espacio 1,11 y el área multidisciplinaria 1,02. Recordemos que un impacto relativo superior a 1 significa que los artículos chilenos en estas disciplinas tienen un impacto mayor que el promedio mundial (Gráfico 1).

Para dar cuenta de la evolución en el tiempo de la productividad científica por disciplina, el Cuadro 5 muestra la evolución del número de artículos y el impacto relativo a la disciplina en períodos de 5 años, desde el año 1984 al 2003. Se observa un número creciente de artículos a través del período. De hecho, son pocas las disciplinas donde no ha habido un aumento sustantivo de publicaciones, entre ellas, derecho, educación, y sicología y siquiatría. Este comportamiento es similar al que han tenido las distintas disciplinas en el resto del mundo.[13] Es interesante sí puntualizar el notable aumento de los artículos indexados en economía y administración; entre 1984 y 1988 se escribieron 15 artículos, cifra que aumentó a 106 artículos en el quinquenio 1999-2003.

En términos de la evolución del impacto relativo a la disciplina se mantiene lo observado anteriormente en Chile: las tres disciplinas ya mencionadas son

[13]En el Cuadro A4 de Contreras, Edwards y Mizala (2005) se presenta la evolución del número de artículos y el impacto relativo de cada una de las disciplinas para todos los países que se han considerado en el estudio.

GRAFICO 1
IMPACTO RELATIVO POR DISCIPLINA
CHILE, 1984-2003



Fuente: Cuadro 4.

las que tienen, en general, el mayor impacto relativo en cada uno de los quinquenios. En el caso de economía y administración el impacto acumulado de los artículos publicados en el quinquenio 1984-88 es muy elevado, 5,06, lo que se explica fundamentalmente por un artículo en particular.[14] Sin embargo, en el período 1994-98 y en el 1999-03, los artículos publicados en esta disciplina también tienen un impacto relativo igual o mayor al promedio mundial de la disciplina, 1,02 y 1,10, respectivamente. Por lo tanto, se observa que ha aumentado la producción de artículos indexados en economía y administración, los cuales han presentado un impacto relevante comparado con el desempeño de la disciplina a nivel mundial.

[14]Este mismo fenómeno podría estar ocurriendo en otras disciplinas, sin embargo, este punto no fue examinado en este trabajo.

CUADRO 5
EVOLUCION DEL NUMERO DE ARTICULOS Y DEL IMPACTO RELATIVO A LA DISCIPLINA EN CHILE, QUINQUENIOS 1984-2003

Años	Nº artículos					Impacto relativo a la disciplina				
	84-88	89-93	94-98	99-03	84-03	84-88	89-93	94-98	99-03	84-03
Ciencias silvoagropecuarias	213	256	225	311	1.005	0,95	0,91	0,89	0,85	0,88
Biología y bioquímica	490	511	547	750	2.298	0,41	0,48	0,62	0,58	0,48
Química	511	810	1.082	1.505	3.908	0,67	0,54	0,52	0,58	0,51
Medicina clínica	1.079	1.546	1.663	1.927	6.215	0,37	0,37	0,57	0,65	0,46
Ciencias de la computación	10	39	48	71	168	0,70	1,22	0,67	0,95	0,80
Ecología y ciencias ambientales	107	207	308	599	1.221	0,83	0,59	0,60	0,85	0,56
Economía y administración	15	45	70	106	236	5,06	0,52	1,02	1,10	1,07
Educación	5	7	8	7	27	0,19	0,03	0,31	0,57	0,19
Ingeniería	68	106	231	457	862	0,72	0,79	0,88	0,71	0,60
Ciencias de la tierra	74	112	211	419	816	0,80	0,81	0,70	1,02	0,63
Inmunología	24	30	54	61	169	1,14	0,59	0,34	0,59	0,57
Derecho	0	3	4	2	9	–	0,68	0,12	0,21	0,36
Ciencias de los materiales	66	69	131	217	483	0,64	0,61	0,68	0,67	0,57
Matemáticas	83	139	223	374	819	0,75	0,88	1,03	0,95	0,72
Microbiología	82	109	127	206	524	0,47	0,51	0,56	0,53	0,46
Biología molecular y genética	98	115	200	251	664	0,34	0,35	0,45	0,43	0,37
Multidisciplinaria	35	33	43	66	177	0,99	1,45	1,38	0,52	1,02
Neurología y neurocirugía	123	141	184	230	678	0,38	0,48	0,59	0,65	0,49
Farmacología	141	175	201	208	725	0,52	0,47	0,59	0,80	0,54
Física	237	318	480	791	1.826	0,67	1,05	1,02	0,85	0,80
Ciencias de las plantas y animales	481	580	752	1.097	2.910	0,63	0,66	0,68	0,70	0,59
Sicología y siquiatría	40	46	44	52	182	0,69	0,39	0,34	0,60	0,50
Ciencias sociales, general	63	82	110	161	416	0,68	0,51	0,84	0,65	0,61
Ciencias del espacio	352	543	677	1.167	2.739	1,19	1,14	1,35	1,23	1,11

Fuente: National Science Indicators.

3. Recursos Públicos para Investigación Asignados por Disciplinas

En esta parte del trabajo contrastamos el monto de recursos públicos destinados a financiar investigación científica, publicable en revistas de prestigio internacional, en las distintas disciplinas con su eficiencia relativa. La eficiencia de cada disciplina la medimos en términos de la producción de trabajos científicos y su calidad; en particular, a través del número de artículos publicados en revistas ISI y las citas que esos trabajos reciben, comparando esta producción con el desempeño de la disciplina a nivel mundial.

Es importante notar que los recursos considerados en este análisis se refieren sólo a aquellos destinados a financiar investigación científica y no transferencia tecnológica o investigación en políticas públicas. En estos casos el indicador de productividad de la inversión sería diferente, puesto que la contribución al país se daría, por ejemplo, a través de un mayor desarrollo tecnológico o una mayor disponibilidad de opinión experta en temas prácticos.

El Cuadro 6 presenta los fondos públicos asignados a cada disciplina por FONDECYT en el período 1984-2003 y en cada uno de los quinquenios. El Cuadro 7 contrasta los recursos y proyectos asignados por FONDECYT en el quinquenio 1999-2003 con el número de investigadores en cada disciplina. El Cuadro 8 presenta los proyectos FONDAP y MILENIO.[15]

Los recursos de FONDECYT adjudicados en el período 1984-2003 están concentrados en unas pocas áreas, fundamentalmente biología y bioquímica, química, medicina clínica e ingeniería. Estas cuatro disciplinas han recibido el 51% de los recursos asignados por FONDECYT. Es importante destacar que no se trata sólo de los recursos –ya que el monto de éstos puede estar asociado a diferencias en las necesidades de cada disciplina, por ejemplo, compra de equipos caros, instalación de laboratorios, etc.– sino que obtienen también un mayor número de proyectos; estas cuatro disciplinas concentran el 47% de los proyectos del período.

Esta concentración de recursos públicos y proyectos parece no explicarse por la existencia de un mayor número de investigadores en estas disciplinas, entendiendo por investigadores a aquellos que han concursado a proyectos FONDECYT en el período 1999-2003. Sólo medicina clínica tiene una mayor participación en el total de investigadores que de proyectos (Cuadro 7, Gráfico 2).[16]

Por su parte, los proyectos FONDAP y MILENIO también han financiado con recursos significativos a biología y bioquímica. En el período 1994-2003 esta disciplina ha recibido $□6.713 millones de junio del 2004¦o que equivale a

[15]El Cuadro 7 se focaliza en los proyectos FONDECYT del quinquenio 1999-2003 ya que contrastamos los proyectos y los recursos asignados con el número de investigadores que han concursado a proyectos FONDECYT en ese período.

[16]Este análisis no corrige por el número de investigadores desalentados en las distintas disciplinas, que dada la baja probabilidad de obtener financiamiento de FONDECYT, podrían decidir no postular a estos recursos.

CUADRO 6
RECURSOS ADJUDICADOS POR FONDECYT, 1984-2003

Disciplinas/Años	Miles de $ junio 2004						Número de proyectos					
	84-88□□	89-93□□	94-98□□	99-03□□	84-03□□	Participación 84-03□□□□	84-88	89-93	94-98	99-03	84-03	Participación 84-03□□□□
Ciencias silvoagropecuarias	1.110.208	4.404.409	5.729.965	4.809.481	16.054.063	7%	135	339	334	269	1.077	7%
Biología y bioquímica	1.896.374	7.410.838	10.713.234	11.353.103	31.373.549	14%	228	562	569	475	1.834	11%
Química	1.310.654	4.770.277	7.199.839	9.791.119	23.071.889	10%	131	411	529	698	1.769	11%
Medicina clínica	1.741.305	8.551.637	12.782.764	13.641.829	36.717.535	16%	158	669	669	517	2.013	12%
Ciencias de la computación	123.186	589.140	892.218	627.137	2.231.681	1%	12	46	66	63	187	1%
Ecología y ciencias ambientales	149.586	846.989	2.114.095	2.763.881	5.874.551	3%	19	77	114	167	377	2%
Economía y administración	174.380	583.072	669.023	706.358	2.132.833	1%	24	72	64	77	237	1%
Educación	146.459	900.042	1.407.187	1.375.925	3.829.613	2%	25	124	135	125	409	3%
Ingeniería	1.517.885	6.817.548	7.482.094	9.084.197	24.901.724	11%	195	514	520	691	1.920	12%
Ciencias de la tierra	447.164	2.164.034	2.980.593	3.027.661	8.619.452	4%	59	174	149	163	545	3%
Inmunología	82.051	965.820	1.608.436	1.916.470	4.572.777	2%	12	66	81	63	222	1%
Derecho	14.586	343.969	469.560	639.488	1.467.603	1%	2	48	63	98	211	1%
Ciencias de los materiales	200.695	1.006.538	835.119	823.388	2.865.740	1%	21	63	49	47	180	1%
Matemáticas	548.557	2.450.642	3.062.524	4.230.216	10.291.939	4%	84	272	321	568	1.245	8%
Microbiología	154.534	544.917	1.082.182	1.161.746	2.943.379	1%	19	38	67	63	187	1%
Biología molecular y genética	416.882	2.682.364	6.187.427	8.472.259	17.758.932	8%	43	156	295	403	897	5%
Neurología y neurocirugía	28.004	330.563	387.511	1.404.220	2.150.298	1%	3	22	21	59	105	1%
Farmacología	0	228.119	428.826	265.235	922.180	0%	0	11	20	14	45	0%
Física	568.795	2.330.681	4.626.643	5.437.429	12.963.548	6%	73	217	377	523	1.190	7%
Ciencias de las plantas y animales	340.889	1.277.193	1.578.835	1.728.279	4.925.196	2%	35	114	91	103	343	2%
Sicología y siquiatría	125.193	451.110	863.118	871.338	2.310.759	1%	22	57	87	83	249	2%
Ciencias sociales, general	398.220	1.992.195	2.490.512	3.028.803	7.909.730	3%	58	248	230	258	794	5%
Ciencias del espacio	263.555	972.861	1.151.944	1.222.002	3.610.362	2%	35	80	70	103	288	2%
Total	11.759.162	52.614.958	76.743.649	88.381.564	229.499.333	100%	1.393	4.380	4.921	5.630	16.324	100%

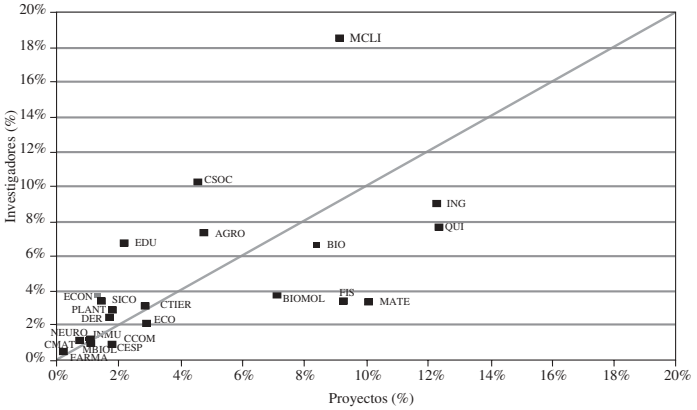
Fuente: CONICYT.
Notas :
(1) Los recursos se asignaron totalmente al año de adjudicación del proyecto y no según los años de entrega de los recursos.
(2) No se dispone de información de producción científica para las disciplinas Artes y Humanidades, es por esto que los recursos asignados por el FONDECYT a éstas no se consideran en el estudio. Los recursos asignados a estas disciplinas durante el período 1984-2003 alcanzan $ 14.763.296 miles de pesos de junio del 2004.

CUADRO 7
RECURSOS ADJUDICADOS POR FONDECYT Y NUMERO DE INVESTIGADORES POR DISCIPLINA, 1999-2003

Disciplinas/Años	Miles de $ junio 2004		Nº proyectos		Investigadores	
	99-03	(%)	99-03	(%)	N°	(%)
Ciencias silvoagropecuarias	4.809.481	5	269	5	450	7
Biología y bioquímica	11.353.103	13	475	8	405	7
Química	9.791.119	11	698	12	468	8
Medicina clínica	13.641.829	15	517	9	1.135	18
Ciencias de la computación	627.137	1	63	1	67	1
Ecología y ciencias ambientales	2.763.881	3	167	3	128	2
Economía y administración	706.358	1	77	1	226	4
Educación	1.375.925	2	125	2	410	7
Ingeniería	9.084.197	10	691	12	552	9
Ciencias de la tierra	3.027.661	3	163	3	188	3
Inmunología	1.916.470	2	63	1	61	1
Derecho	639.488	1	98	2	150	2
Ciencias de los materiales	823.388	1	47	1	69	1
Matemáticas	4.230.216	5	568	10	205	3
Microbiología	1.161.746	1	63	1	59	1
Biología molecular y genética	8.472.259	10	403	7	231	4
Neurología y neurocirugía	1.404.220	2	59	1	71	1
Farmacología	265.235	0	14	0	25	0
Física	5.437.429	6	523	9	209	3
Ciencias de las plantas y animales	1.728.279	2	103	2	174	3
Sicología y siquiatría	871.338	1	83	1	208	3
Ciencias sociales, general	3.028.803	3	258	5	623	10
Ciencias del espacio	1.222.002	1	103	2	53	1
Total	88.381.564	100	5.630	100	6.167	100

Fuente: CONICYT.
Notas: ver notas Cuadro 6.
Se considera como investigador, a aquellos que han postulado al FONDECYT durante los años 2000-2003.

GRAFICO 2
RECURSOS FONDECYT VS NUMERO DE INVESTIGADORES POR DISCIPLINA (PARTICIPACION)
1999-2003



Fuente: Cuadro 7.

un 29% del total de recursos asignados para proyectos FONDAP. Además, ella ha obtenido $ 9.779 millones del Programa MILENIO, lo que equivale al 53% del total asignado por esta iniciativa (Cuadro 8).[17]

Otras disciplinas que han recibido un fuerte apoyo financiero de los proyectos FONDAP son ecología y ciencias ambientales, ingeniería, ciencias de la tierra, matemáticas y ciencias del espacio. Estas disciplinas, excepto la última, también han sido financiadas por la iniciativa científica MILENIO (Cuadro 8).[18]

Es razonable preguntarse qué justifica el grado de concentración de los recursos públicos para investigación en el país en estas disciplinas específicas. Más aún dado que su participación en el número de artículos indexados es bastante menor que su participación en los recursos asignados y, más importante aún, su impacto es menor que el promedio mundial de la disciplina (Cuadros 2, 4 y 5).

En el Cuadro 9 se presenta un indicador de la relación entre los recursos asignados y la productividad científica de las distintas disciplinas. Se incluye el total de recursos públicos para investigación obtenido por cada disciplina en el período 1984-2003, el número de artículos equivalentes, y los recursos por artículo equivalente. El número de artículos equivalentes se obtiene multiplicando el número de artículos por el impacto relativo a la disciplina a nivel mundial y permite normalizar el número de artículos.

Es necesario hacer notar que el indicador pesos por artículo equivalente no toma en cuenta el hecho de que en determinadas disciplinas se publica normalmente un mayor número de artículos por investigador. En efecto, en algunas disciplinas es frecuente observar investigadores que publican un elevado número de artículos por año, algo que es absolutamente impensado en otras. Por ejemplo, en economía, James Heckman de la U. de Chicago, Peter Phillips, de la U. de Yale, y Jean Tirole de la Universidad de Toulouse, que de acuerdo a Coupé (2003) están entre los investigadores más productivos en el área, publicaron 88, 71 y 49 artículos, respectivamente, en el período 1995-2004. En contraste, uno de los investigadores más fructíferos en química, John Huffman, tiene 294 publicaciones en el mismo período, mientras que en ciencias de los materiales uno de los más productivos es Jeffery Dahn, con 186 publicaciones en el período.[19]

Tres disciplinas, ciencias del espacio, ciencias de las plantas y animales y farmacología, tienen una mayor eficiencia científica, en términos de recursos por artículo equivalente, que economía y administración. El resto de las disciplinas presentan una menor eficiencia que economía y administración, es decir, tienen un mayor costo por artículo equivalente.

[17] Los proyectos FONDAP comenzaron en 1994 y la Iniciativa Científica MILENIO en 1999.

[18] Un 26,5% de los recursos asignados por la iniciativa científica MILENIO se han orientado a química, ciencias de la computación, biología molecular y genética, neurología y neurocirugía y física.

[19] Los cinco investigadores mencionados aparecen en la lista de *Highly cited authors* del ISI. Sin embargo, podría haber otros investigadores en otras disciplinas con un mayor número de artículos que Huffman y Dahn.

CUADRO 8
RECURSOS ADJUDICADOS POR PROYECTOS FONDAP Y MILENIO
(Miles de $ junio 2004)

	FONDAP					Iniciativa Científica MILENIO			
Disciplinas	Recursos asignados	Nº de centros de excelencia	Recursos asignados	Nº centros de excelencia	Participación en los recursos	Recursos asignados	Nº centros de excelencia	Nº núcleos	Participación en los recursos
	1994-1998		1999-2003		1994-2003		1999-2003		1999-2003
Biología y bioquímica	3.570.624	1	3.142.095	1	29%	9.779.258	3		53%
Ecología y Cs. ambientales	0	0	3.142.095	1	14%	1.237.738		2	7%
Química					0%	510.856		1	3%
Ciencias de la computación					0%	475.804		1	3%
Ingeniería	3.570.624	1	0	0	16%	465.402		1	3%
Ciencias de la tierra	0	0	3.142.095	1	14%	1.549.646	1	0	8%
Matemáticas	0	0	3.317.839	1	14%	477.470		1	3%
Biología molecular y genética					0%	657.368		1	4%
Neurología y neurocirugía					0%	1.004.975		2	5%
Física					0%	2.217.606	1	1	12%
Ciencias del espacio	0	0	3.142.095	1	14%				0%
Total	7.141.247		15.886.220		100%	18.376.122			100%

Fuente: CONICYT, Iniciativa Científica Milenio.
Notas: (1) Los recursos se asignaron totalmente al año de adjudicación del centro y no según los años de entrega de los recursos.
(2) El ICM Centro de Estudios Científicos está asociado a tres disciplinas, por esto aparece en cada disciplina.

CUADRO 9
RELACION ENTRE RECURSOS TOTALES Y PRODUCTIVIDAD CIENTIFICA POR DISCIPLINA, 1984-2003

	Total de recursos miles de $ 2004	N° artículos	Impacto relativo	N° de artículos equivalentes*	Miles de pesos por artículo equivalente
Ciencias silvoagropecuarias	16.054.063	1.005	0,88	884	18.152
Biología y bioquímica	47.865.526	2.298	0,48	1.103	43.394
Química	23.582.745	3.908	0,51	1.993	11.832
Medicina clínica	36.717.535	6.215	0,46	2.859	12.843
Ciencias de la computación	2.707.485	168	0,80	134	20.145
Ecología y ciencias ambientales	10.254.384	1.221	0,56	684	14.997
Economía y administración	2.132.833	236	1,07	253	8.446
Educación	3.829.613	27	0,19	5	746.513
Ingeniería	28.937.750	862	0,60	517	55.951
Ciencias de la tierra	13.311.193	816	0,63	514	25.893
Inmunología	4.572.777	169	0,57	96	47.470
Derecho	1.467.603	9	0,36	3	452.964
Ciencias de los materiales	2.865.740	483	0,57	275	10.409
Matemáticas	14.087.248	819	0,72	590	23.890
Microbiología	2.943.379	524	0,46	241	12.211
Biología molecular y genética	18.416.300	664	0,37	246	74.961
Multidisciplinaria	0	177	1,02	181	0
Neurología y neurocirugía	3.155.273	678	0,49	332	9.498
Farmacología	922.180	725	0,54	392	2.356
Física	15.181.154	1.826	0,80	1.461	10.392
Ciencias de las plantas y animales	4.925.196	2.910	0,59	1.717	2.869
Sicología y siquiatría	2.310.759	182	0,50	91	25.393
Ciencias sociales, general	7.909.730	416	0,61	254	31.170
Ciencias del espacio	6.752.457	2.739	1,11	3.040	2.221
Total	270.902.923	29.077			

Fuente: CONICYT, Iniciativa Científica Milenio, National Science Indicators.
Nota: (*) La columna número de artículos equivalentes fue obtenida multiplicando la columna número de artículos por el impacto relativo a la disciplina.

IV. Conclusiones

Los datos analizados nos permiten concluir que el comportamiento de la productividad científica por disciplina en Chile es similar al de otros países, esto es, hay disciplinas en las que sistemáticamente se produce un mayor número de artículos y que tienden a citarse en mayor medida que el resto.

Chile muestra un desempeño mejor que otros países de América Latina en su producción de artículos científicos, una vez que se corrige por su tamaño. Sin embargo, muestra un claro rezago al compararse con países desarrollados como EE.UU. y Canadá y con países emergentes como Irlanda y Nueva Zelandia.

Se observa una fuerte concentración de los fondos públicos orientados a financiar la investigación científica en Chile en unas pocas disciplinas, principalmente biología y bioquímica, ingeniería, medicina clínica y química. Los datos respecto del número de investigadores activos de estas disciplinas, su participación en la productividad científica nacional y su impacto relativo a nivel mundial no parecen justificar la asignación preferencial de estos recursos.

Economía y administración tienen una baja participación en la producción científica nacional. Si comparamos con las ciencias básicas, en economía y administración se publica un menor número de artículos; sin embargo, este comportamiento es similar a lo que ocurre en otros países. No obstante, es interesante destacar que se observa un aumento significativo del número de artículos en la última década con un impacto mayor al promedio mundial, es decir, si bien en economía y administración se publica menos que en otras disciplinas, los artículos publicados tienen un impacto significativo comparado con el promedio mundial de la disciplina.

Finalmente, si consideramos los recursos públicos para investigación asignados a economía y administración en el período estudiado, se concluye que ésta es una de las disciplinas que revela uno de los costos más bajos por artículo equivalente, mostrando una elevada productividad por peso invertido.

REFERENCIAS

Contreras, C., Edwards, G. y A. Mizala (2005). "La productividad científica de economía y administración en Chile. Un análisis comparativo", Dcto. de Trabajo N° 213 Centro de Economía Aplicada, Depto. Ingeniería Industrial, U. de Chile, y N° 301 Instituto de Economía de la Pontificia U. Católica de Chile.

Contreras, C., Edwards, G. y A. Mizala (2006). "The Current Impact Factor and the Long-Term Impact of Scientific Journals by Discipline: A Logistic Diffusion Model Estimation", *Scientometrics* (por aparecer).

Coupé, T. (2003). "Revealed Performances: Worldwide Rankings of Economists and Economics Departments, 1990-2000", *Journal of the European Economic Association*, 1(6): 1309-1345.

Davis, J. B. (1998). "Problems in Using the Social Sciences Citation Index to Rank Economics Journals", *American Economist,* 42 (2): 59-64.

Extejt M. M. y J. E. Smith (1990). "The Behavioral Sciences and Management: An Evaluation of Relevant Journals", *Journal of Management*, 16: 259-551

Johnson J.L. y P. M. Podsakoff (1994). "Journal Influence in the Field of Management: An Analysis Using Salancik's Index in a Dependency Network", *Academy of Management Journal*, 37: 1392-1407.

Koljatic, M. y M. Silva (2001). "The International Publication Productivity of Latin American Countries in the Economics and Business Administration Fields", *Scientometrics* 51 (2): 381-394.

Krauskopf, M., Vera, M. I. y A. Welljams-Dorof (1995). "A Citationist Perspective on Science in Latin America and the Caribbean, 1981-1993", *Scientometrics* 34 (1): 3-25.

Laban, D. N. y M. J. Piette (1994). "The Relative Impacts of Economics Journals: 1970-1990, *Journal of Economic Literature,* 32: 640-666.

Lewison, G., Fawcett-Jones, A. y C. Kessler (1993). "Latin American Scientific Output 1986-91 and International co-authorship patterns", *Scientometrics* 27: 317-336.

Macharzina, K. y M. J. Oesterle (1994). "International Comparative Evaluation of North American and German Research Output in Business and Management", *Management International Review,* 34: 255-266.

Medoff , M. H. (1996). "A Citation-Based Analysis of Economists and Economic Programs", *American Economist*, 40:46-54.

Osareh, F. y C. Wilson (1997). "Third World Countries (WC) Research Publications by Disciplines: A country-by-Country Citation Analysis", *Scientometrics* 39□(3):253-266.

Shrum, W. (1997). "View from afar: 'Visible' Productivity of Scientists in Developing World", *Scientometrics* 40: 215-235.

Seglen, P. O. (1997). "Why the Impact Factor of Journals Should Not Be Used for valuating Research". BMJ: 314-497.

Zinkhan, G. M. y T. W. Leigh (1999). "Assessing the Quality Ranking of the Journal of Advertising, 1986-1997", *Journal of Advertising*, 28 (2): 51-70.

ANEXOS

CUADRO A1
NUMERO DE REVISTAS ASIGNADAS A LAS DISCIPLINAS Y SUBDISCIPLINAS

Disciplinas	Número de revistas que aparecen en la disciplina	Número de revistas que sólo aparecen en la disciplina	Número de revistas que aparecen en la disciplina y en una disciplina adicional	Número de revistas que aparecen en la disciplina y en dos disciplinas adicionales	Número de revistas que aparecen en la disciplina y en tres disciplinas adicionales	Número equivalente de revistas en la disciplina	Nº revistas equivalente/ total
C. Silvoagropecuarias	226	188	38			207,0	91,6%
Biología y bioquímica	411	311	97	3		360,5	87,7%
Química	534	500	32	2		516,7	96,8%
Medicina clínica	1.625	1.414	202	8	1	1.517,9	93,4%
C. de la computación	201	186	15			193,5	96,3%
Ecología y ciencias ambientales	218	172	43	3		194,5	89,2%
Economía y Administración	304	282	22			293,0	96,4%
Educación	109	109	0			109,0	100,0%
Ingeniería	753	632	115	5	1	691,4	91,8%
Ciencias de la tierra	301	282	19			291,5	96,8%
Inmunología	89	69	20			79,0	88,8%
Derecho	95	95	0			95,0	100,0%
C. de los materiales	232	171	60	1		201,3	86,8%
Matemáticas	211	190	20	1		200,3	94,9%
Microbiología	104	65	39			84,5	81,3%
Biología molecular y genética	189	167	21	1		177,8	94,1%
Multidisciplinaria	123	86	30	6	1	103,3	83,9%
Neurología y neurocirugía	213	133	71	9		171,5	80,5%
Farmacología	150	117	33			133,5	89,0%
Física	356	278	78			317,0	89,0%
C. de las plantas y animales	649	607	41	1		627,8	96,7%
Sicología y siquiatría	490	414	67	9		450,5	91,9%
Ciencias sociales	926	853	70	2	1	888,9	96,0%
Ciencias del espacio	50	49	1			49,5	99,0%
Total	8.559	7.370	1.134	51	4	7.955	92.9%

CUADRO A2
FACTOR DE IMPACTO DE CORTO Y LARGO PLAZO POR DISCIPLINA

Disciplina	Factor de impacto de largo plazo M	Factor de impacto de corto plazo CIF	M/CIF
Ciencias silvoagropecuarias	8,49	0,66	12,90
Biología y bioquímica	29,40	1,94	15,15
Química	15,52	0,90	17,29
Medicina clínica	18,82	1,37	13,69
Ciencias de la computación	14,13	0,25	55,82
Ecología y ciencias ambientales	15,81	0,88	18,05
Economía y administración	11,78	0,48	24,49
Educación	5,14	0,27	19,07
Ingeniería	7,55	0,39	19,60
Ciencias de la tierra	18,66	0,89	20,86
Inmunología	41,39	2,57	16,13
Derecho	7,26	0,73	9,91
Ciencias de los materiales	8,77	0,57	15,29
Matemáticas	10,28	0,30	34,43
Microbiología	23,93	1,85	12,96
Biología molecular y genética	47,05	3,32	14,17
Multidisciplinaria	9,59	0,97	9,86
Neurología y neurocirugía	35,67	1,92	18,55
Farmacología	17,31	1,14	15,19
Física	16,43	0,75	21,84
Ciencias de las plantas y los animales	11,90	0,75	15,83
Sicología y siquiatría	18,92	0,84	22,57
Ciencias sociales, general	7,52	0,48	15,60
Ciencias del espacio	26,68	1,38	19,32

Fuente: Contreras, Edwards y Mizala (2006).
Nota: El impacto de largo plazo fue estimado usando un modelo de difusión logístico, relacionando los resultados al factor de impacto de corto plazo (*current impact factor*).