Revista de Análisis Económico, Vol. 19, Nº 1, pp. 119-160 (Junio 2004)

PESCA DEMERSAL EN CHILE: EFICIENCIA TECNICA Y ESCALAS DE OPERACION*

JULIO PEÑA T.**
Universidad Alberto Hurtado

JULIO AGUIRRE M.**
INDECOPI

RENE CERDA D.**
Universidad Católica de Valparaíso

Abstract

This paper estimates technical efficiency in fishing activities of industrial vessels that operated during the 1990 – 2000 period in the "Merluccius gayi" fishery. Two algorithms –with fixed and random effects– used to estimate stochastic production frontiers are compared. The main results are: (a) There is a high and significant correlation between the efficiency rankings obtained with the two algorithms. (b) The fixed effect algorithm generates greater efficiency scores and more disperse efficiency distributions. (c) Both algorithms estimate greater efficiencies for larger boats and boats with more engine power. Smaller boats display greater

* Este trabajo se deriva de la Tesis de Julio Aguirre para la obtención del grado de *M.A. in Economics*, Georgetown University. Agradecemos el acceso a datos e información ofrecidos por personal de Subpesca (Vilma Correa, Alejandro Gertosio, Mauricio Gálvez y Mauro Urbina); así como las sugerencias y comentarios de Miguel Basch, José Miguel Benavente, Cristián Aedo, Marcela Perticara, Sebastián Vergara, George Battese, Tim Coelli y un árbitro anónimo. Cualquier error que pudiese existir en este trabajo es de exclusiva responsabilidad de los autores.

** Profesor Adjunto, Departamento de Economía y Administración, Universidad Alberto Hurtado-ILADES, Chile. E-mail: jpena@uahurtado.cl
Analista Senior, Gerencia Estudios Económicos, Instituto Nacional de Defensa de la Competencia y de la Propiedad Intelectual (INDECOPI), Perú. E-mail: jaguirre@indecopi.gob.pe
Profesor Titular, Escuela de Ciencias del Mar, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile. E-mail: rcerda@ucv.cl

dispersion in their estimated efficiencies. (d) Consistent estimators insinuate the presence of decreasing marginal returns as the fishing effort of the boat increases. (e) This last result is consistent with the evidence of congestion effects, associated to the scale of operation of the total fleet under analysis. (f) The empirical relevance of the Translog functional form is confirmed.

I. Introducción

Desde el año 2001 las principales pesquerías industriales en Chile se regulan según un sistema de cuotas individuales de pesca, sujetas a transferibilidad parcial y válidas por 10 años (Peña-Torres, 2002). A pesar de importantes consensos logrados durante la discusión previa a la implementación de este sistema de regulación pesquera, aún persisten importantes desafíos. Por ejemplo: ¿qué ocurrirá con el sistema de cuotas individuales cuando se completen los 10 años de su actual vigencia?, ¿convendría en el intertanto flexibilizar las restricciones hoy vigentes sobre la transferibilidad de estos derechos de pesca? En pesquerías donde flotas industriales y artesanales explotan un mismo recurso pesquero bajo reglas de acceso compartido, ¿cómo se complementarán a futuro los desarrollos productivos de los sectores industrial y artesanal? Responder estas interrogantes requiere considerar los *trade-offs* existentes entre, por un lado, lograr mejoras en aspectos de eficiencia asignativa y, por otro, la necesidad de construir consensos y balances políticos respecto de los efectos distributivos esperables en las distintas opciones de política.

Buscando aportar información relevante a esta área de políticas públicas, este trabajo desarrolla estimaciones de eficiencia técnica en faenas de pesca de barcos industriales que operaron durante la década 1990-2000 en la pesquería de la merluza común (*Merluccius gayi*). Esta es la principal especie objetivo de la pesca demersal[1] que se desarrolla entre las regiones III a X en Chile. En años recientes los desembarques totales (industriales y artesanales) en esta pesquería han bordeado las 120.000 toneladas/año, generando una producción anual con valores en el rango de 76-80 US$ mills./año.[2]

Frente a una ausencia general de información sobre estructuras de costos en sectores de pesca extractiva en Chile, este trabajo analiza estimaciones de eficiencia técnica a nivel de barco industrial como un indicador parcial de diferencias en los rendimientos económicos obtenidos por los distintos barcos que operan en esta pesquería. La dispersión en las eficiencias técnicas estimadas, considerando categorías de tamaño de embarcación, será interpretada como un indicador del grado de "heterogeneidad tecnológico/productiva" que prevalece en la flota bajo estudio.

Un mayor entendimiento sobre los factores que redundan en diferentes rendimientos de pesca a nivel de barco industrial debiera contribuir a tomar decisiones regulatorias mejor informadas. Fuentes de heterogeneidad productiva suelen constituir condicionantes de importancia al momento de construir los consensos reque-

ridos para introducir cambios regulatorios. Sobre todo cuando estos cambios buscan avanzar hacia sistemas económicamente más eficientes para resolver desafíos del tipo "cierre de los comunes" (e.g., Libecap, 1989; Scott, 1993).

La pesquería de la merluza común constituye un caso de estudio relevante. Durante el período de análisis ocurre un conjunto de eventos que probablemente contribuyó a aumentar la heterogeneidad productiva en la flota bajo estudio: (a) En 1997 se incorporan a la flota industrial un conjunto de naves que previamente estaban registradas como parte de la flota artesanal; y esto, fruto de la introducción de reglas más restrictivas sobre las operaciones posibles de realizar por barcos registrados como naves artesanales;[3] (b) se produce un creciente proceso de sustitución tecnológica, mediante el cual naves más pequeñas tienden a ser reemplazadas por naves de mayor tamaño; (c) barcos en las categorías de mayor tamaño habrían además experimentado en promedio innovaciones tecnológicas de mayor envergadura, fundamentalmente en sus equipos de pesca y detección de cardúmenes.

Coincidente con lo anterior, cuando a inicios del 2001 los dueños de naves industriales debieron decidir cuáles de sus barcos inscribir para operar en el recién creado sistema de cuotas individuales de pesca, las elecciones tendieron a sesgarse a favor de naves con mayor capacidad de pesca.

El estudio de aspectos productivos como los señalados debiera proveer información relevante para futuras políticas públicas relacionadas con la participación de los sectores industriales y artesanales en negocios de pesca extractiva.[4] Decisiones en este ámbito constituyeron una de las más difíciles áreas de negociación política, previo al inicio (años 2001-2002) de un uso más extensivo del sistema de cuotas individuales de pesca en Chile (Peña-Torres, 2002). En el caso de la pesquería bajo estudio, a partir del año 2003 y fruto de decisiones públicas legisladas, el sector artesanal ha pasado a tener una participación del 35% en la cuota global anual, lo que se compara con una participación promedio de 19% durante el período 1992-2002.

En términos de la metodología de estimación, se recurre a modelos de fronteras estocásticas de producción. El modelo calcula *scores* de eficiencia técnica para cada barco en la muestra, siendo la eficiencia estimada una medida de la habilidad pesquera de cada barco, relativa al nivel de 'mejor práctica' (la frontera productiva) en la flota analizada. Así, eficiencia técnica se define como el máximo volumen de captura (anual) posible de lograr, con un conjunto dado de insumos productivos y condiciones tecnológicas de producción (incluyendo el medio ambiente marino). Ineficiencia técnica corresponde a la diferencia que surja entre ese máximo teórico de producción y la captura efectiva que logre cada barco. En consecuencia, nuestras estimaciones se refieren exclusivamente a un concepto de eficiencia tecnológica; excluyen por lo tanto mediciones sobre eficiencia asignativa.

Asimismo, junto con el interés en analizar eficiencia técnica (más preciso, la dispersión de las eficiencias estimadas) como una medida del grado de heterogeneidad productiva en la flota bajo estudio, desde un punto de vista metodológico interesa también analizar cuán sensibles son los resultados de estimación frente a

cambios en el algoritmo de estimación. Utilizando datos tipo panel, se comparan los resultados de estimación considerando un algoritmo con efectos fijos versus otro con efectos aleatorios.[5] En particular interesa analizar cómo cambian el *ranking* de eficiencias estimadas para los distintos barcos, junto con la dispersión de los *scores* de eficiencia, al usar uno y otro algoritmo de cálculo.

Además, se analiza la sensibilidad ante cambios en el algoritmo de cálculo de los valores estimados para elasticidades captura-insumos. Por último, se discute cómo las eficiencias estimadas se correlacionan con la capacidad instalada de pesca y el nivel de esfuerzo pesquero. Respecto de lo último, se considera la posibilidad de que pudiesen existir externalidades productivas (e.g., efectos congestión) asociadas con escalas de operación pesquera que van más allá de la operación de cada barco; e.g., a nivel de firma y/o de la flota industrial en su conjunto.

Los trabajos pioneros en medir eficiencia productiva en faenas de pesca utilizaron modelos determinísticos (Comitini y Huang, 1967; Hannesson, 1983). En este tipo de modelos toda variación no explicada en la variable endógena (nivel de costos o de producción) es asociada con ineficiencia técnica. Estudios posteriores también han considerado modelos estocásticos de frontera productiva, sea para medir eficiencia productiva o bien cambios de productividad en el uso de los insumos productivos. En modelos de fronteras estocásticas sólo una fracción de los residuos de estimación es asociada con ineficiencia técnica. El resto se supone asociado con fuentes aleatorias de error. La forma como los residuos de estimación son separados en uno y otro tipo de error depende del algoritmo específico en uso. Este proceso de separación de los errores con frecuencia requiere imponer supuestos distribucionales *ad hoc* sobre los residuos de estimación.

En el caso de industrias de pesca extractiva, ejemplos de trabajos recientes que han utilizado modelos de fronteras estocásticas, focalizados en la medición de conceptos de eficiencia productiva, son Kirkley *et al.* (1995), Squires *et al.* (1998), Sharma (1998), Viswanathan *et al.* (2001) y Felthoven (2002). Otros estudios en este ámbito han priorizado la medición de cambios en la productividad total de los factores productivos (e.g., Squires 1992; Jin *et al.* 2002).

La sección II describe aspectos relevantes de la pesquería bajo estudio. La sección III presenta la metodología general de estimación, mientras que la sección IV presenta el modelo econométrico por estimarse. La sección V discute los resultados de estimación. La sección VI ofrece un ejercicio que ilustra el valor predictivo de las estimaciones obtenidas. La sección VII presenta las conclusiones del estudio.

II. Descripción de la Pesquería de Merluza Común *(Merluccius Gayi)*

La merluza común es hoy la principal especie objetivo de la pesca demersal que se desarrolla entre las Regiones III a X. En la pesquería de esta especie participan: (a) un sector industrial intensivo en el uso de capital (mayor tecnolo-

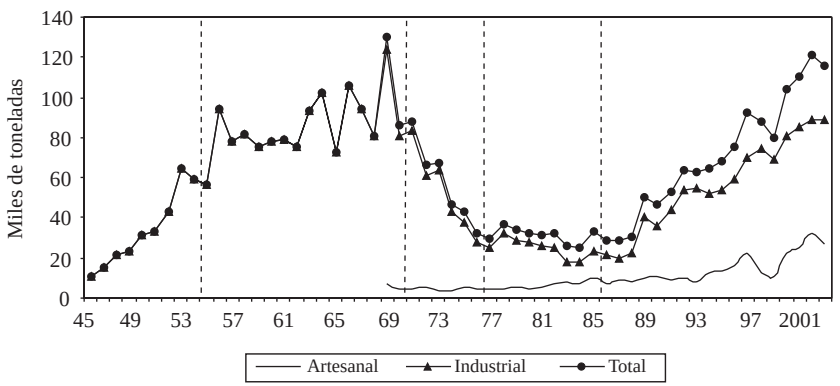
gía) a nivel de extracción y donde en general predominan empresas verticalmente integradas en extracción y proceso, y (b) una flota artesanal intensiva en empleo que utiliza artes de pesca más simples y con menores escalas de operación.

El Gráfico 1 muestra la evolución histórica de los desembarques[6] de merluza común. Es posible distinguir cinco períodos (Cerda *et al.*, 1998): un primer período hasta 1954, en que se registra un crecimiento sostenido de la pesquería. Entre 1955 y 1970 se observa una relativa estabilización con mayores niveles de desembarque, seguida de importantes fluctuaciones, período en que se alcanza el desembarque más alto en esta pesquería (130.000 tons. en 1968).[7] Un tercer período (1971-76) coincide con la fase de colapso de una pesquería no regulada, con una caída sostenida del desembarque.[8] Luego, entre 1977 y 1985, se produce una estabilización de los desembarques. Hacia fines de este período se implementan las primeras medidas de regulación en esta pesquería,[9] a la vez que se inicia una apertura hacia mercados externos para productos congelados de merluza común.

Finalmente, a partir de 1986 y hasta la fecha, se observa un aumento sostenido en el desembarque anual, coincidente con un aumento significativo de la demanda externa por productos congelados (Farías, 1993) y con cambios favorables del medio ambiente (Yañez *et al.*, 2003).

GRAFICO 1

DESEMBARQUE HISTORICO DE MERLUZA



Fuente: Sernapesca

En este último período se implementan varias medidas de administración de la pesquería: se inician en 1989 con el cierre del acceso a la pesquería industrial y luego continúan con la aplicación de una nueva Ley de Pesca a fines de 1991 (D.S. 430/1991; Peña-Torres, 1997). Esta Ley definió la unidad de pesquería industrial de merluza común entre el límite norte de la IV Región y el paralelo 41º

28,6' L.S.[10] A esta pesquería le fue aplicado el régimen de plena explotación (D.S. 354/1993), posibilitando el no otorgar (desde entonces y hasta la fecha) nuevas autorizaciones de pesca a naves industriales. Paralelamente, el cierre de acceso a la pesquería también ha sido extendido a la flota artesanal. A partir del año 2001 entra en vigencia un sistema de límite máximo de captura por armador (LMCA).[11] Para la asignación de cuotas individuales a nivel de cada barco se consideró el desembarque de las naves con autorizaciones de pesca durante el período 1999-2000 (Peña-Torres, 2002).

El presente estudio abarca la pesquería industrial de merluza común en el período 1990-2000. Durante todo este período ha existido cierre de acceso a la pesquería, junto con aplicación de cuotas globales anuales de captura. Este período además coincide con una mayor apertura y profundización de mercados externos para productos congelados, cuya producción alcanza en la actualidad al 95% de los productos de merluza común.[12]

El período bajo estudio coincide con una fase de aumento en la abundancia (biomasa) del recurso pesquero, lo que ha posibilitado aumentos en la cuota anual de pesca. Entre 1992 y 2002, la participación promedio de la flota industrial en la cuota global total ha bordeado el 81%. Sin embargo, a partir del año 2003, la participación de esta flota se ha fijado en 65% (Ley 19.849, diciembre 2002).

Desde 1994 hasta 1998 la cuota industrial fue distribuida en dos períodos (enero-septiembre y octubre-diciembre), intentando reducir la pesca bajo "carrera olímpica", dada la ausencia de cuotas individuales de pesca. Con esto se buscaba una mayor estabilidad en los desembarques, en los abastecimientos de materia prima a las plantas de procesamiento y en los empleos generados. En los años siguientes, la búsqueda de estos objetivos obligó a subdividir la cuota global en períodos adicionales dentro de cada año, dada la persistencia de condiciones de acceso común al *stock* de peces. Hacia fines del 2000 la cuota anual estaba distribuida en cuatro subperíodos. La introducción del sistema de LMCA ha provocado una mayor estabilidad en el desembarque mensual, junto con una disminución del nivel de desembarques, sobre todo durante los primeros meses del año (Informe Técnico N° 71, septiembre 2002, Subpesca).

La flota industrial está compuesta por naves arrastreras.[13] Durante el período en análisis se observan dos etapas de aumento importante en el número de naves. Primero, hacia inicios de la década en estudio, años en donde la cantidad de naves en operación contrasta con las 18 naves existentes en 1986. Y luego hacia 1997, fruto de la incorporación a la flota industrial de naves que estaban previamente registradas como artesanales y que operaban como tales en esta pesquería[14] (Ley 19.516). En 1986, la potencia promedio de las naves arrastreras se estimaba en 859 hp, la que luego aumenta hasta alcanzar un máximo de 1.326 hp (promedio por nave) en 1996.

Esto refleja un proceso de sustitución de naves de menor tamaño por embarcaciones mayores y más potentes.[15] Esto implicó un cambio tecnológico importante, contribuyendo a aumentar la heterogeneidad operacional de la flota industrial. Posterior al año 1997, y producto del traslado de naves arrastreras artesanales a la flota industrial, la potencia promedio por nave disminuye a niveles cercanos

a 900 hp, en tanto el número de naves autorizadas aumenta nuevamente en los años 1999-2000.

La flota industrial tiende a agruparse en barcos de menor potencia (hp < 1.200),[16] los que además de operar sobre la merluza común también pescan crustáceos pequeños (langostinos). Las naves de mayor potencia (hp > 1.200) operan en forma exclusiva en la pesca de merluza común. En todo caso, más del 90% del desembarque de las naves estudiadas en este trabajo corresponde a merluza común.

CUADRO 1

FLOTA INDUSTRIAL, CUOTA GLOBAL Y BIOMASA EXPLOTABLE
(Pesquería de merluza común, 1990-2000)

Año	Flota Industrial		(3) Cuota Global Anual (miles de tons.)			(4) Biomasa Explotable (miles de tons.)
	(1) Nº de naves	(2) Potencia del motor (hp)	Industrial	Artesanal	Total	
1990	*n.d.*	*n.d.*			54,0	582
1991	42	*n.d.*			59,0	468
1992	*n.d.*	*n.d.*	49,4	9,6	59,0	481
1993	*n.d.*	*n.d.*	55,0	10,0	65,0	664
1994	28	1.262	54,0	11,0	65,0	860
1995	37	1.304	56,4	13,6	70,0	1.020
1996	41	1.326	64,0	20,0	84,0	1.052
1997	58	1.111	68,0	15,0	83,0	939
1998	57	1.122	67,5	15,0	82,5	840,5
1999	60	891	78,0	18,0	96,0	840,6
2000	62	897	82,0	20,12	102,12	1.006

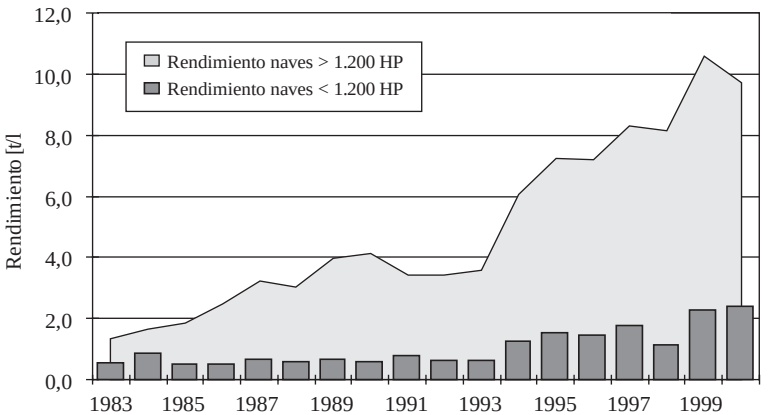
Notas: (1) Cantidad de naves arrastreras industriales. (2) Potencia de propulsión en motor principal, promedio por nave. (3) Cuota global anual, Informe Técnico N° 61, agosto 2001, Subpesca. (4) Biomasa (promedio anual) estimada por IFOP.

El conjunto de naves con potencias mayores a 1.200 hp ha presentado en la última década rendimientos medios de pesca, medidos en toneladas por hora de arrastre,[17] en torno a 5 veces los del grupo de naves con menor potencia[18] (Gráfico 2). Para ambos grupos se aprecia una tendencia creciente en los respectivos rendimientos de pesca, aunque el ritmo de aumento es superior para el grupo con mayor tamaño. Esta tendencia se vincula con reclutamientos exitosos (adiciones de nuevos individuos al *stock* explotable), resultantes de condiciones ambientales favorables, como también fruto del control regulatorio vía cuotas globales anuales (Informe Técnico N° 61, Subpesca, 2001). Por otra parte, durante el período bajo análisis las naves de mayor tamaño habrían, en promedio, experimentado mejoras

tecnológicas de mayor envergadura (IFOP, 2001). Esto contribuiría a explicar el incremento más veloz observado en los rendimientos medios de pesca de este grupo de barcos (Gráfico 2).

GRAFICO 2

RENDIMIENTOS DE PESCA, FLOTA ARRASTRERA INDUSTRIAL
(TM POR HORA DE ARRASTRE)



Fuente: Subpesca, Informe Técnico N° 72.

Uno de los más importantes efectos a corto plazo del sistema de LMCA ha sido una clara mejoría en la eficiencia operacional de la flota industrial (Cerda *et at.*, 2003), en el sentido de que ha disminuido la capacidad total de pesca en uso y con ello los costos totales de producción.[19] El Anexo 1 muestra una apreciable diferencia entre el número de naves industriales con permisos vigentes de pesca y el número de barcos inscritos por los empresarios para pescar bajo el sistema de LMCA.[20] El número de naves inscritas cae 28% y 35%, respecto de las naves con permisos vigentes en los años 2001 y 2002. La disminución correspondiente en la potencia total registrada por los barcos efectivamente en operación fue de 16% y 19%, respectivamente. Esto señala una menor proporción de inscripción de las naves más pequeñas, lo que es consecuente con que barcos de mayor tamaño presenten, en promedio, mayores niveles de productividad media en sus faenas de pesca.

El grupo de naves mayores (hp > 1.200), postintroducción del sistema de LMCA, no sufre variaciones en su composición, en términos de las naves con autorización vigente versus las inscritas en el sistema de LMCA. Los cambios se concentran en el grupo de menor tamaño, cuya composición es más heterogénea y en donde la incidencia de mejoras tecnológicas habría sido menor, relativo al grupo de naves de mayor tamaño.

III. Marco Metodológico de Estimación

La eficiencia productiva puede ser medida a través de dos técnicas: la econométrica y la programación matemática (no-estocástica). En esta última opción se supone que todo desvío respecto de la frontera productiva corresponde a ineficiencia productiva. En la primera opción sólo una parte de los residuos de estimación se asocia con ineficiencia, el resto se supone equivalente a errores aleatorios; i.e. fruto de *shocks* aleatorios (e.g., ambientales) y/o consecuencia de errores de medición o especificación del modelo.

Dados: (i) la relevancia de *shocks* ambientales sobre los rendimientos de pesca de la flota en estudio y, (ii) el evidente predominio de la merluza común en las capturas totales obtenidas en esta pesquería,[21] en este trabajo nos concentramos en estimar fronteras *estocásticas* de producción.[22]

Aigner, Lovell y Schmidt (1977) y Meeusen y van den Broeck (1977) introdujeron los primeros modelos de estimación de fronteras estocásticas de producción. Luego Cornwell *et al.* (1990), junto con Kumbhakar (1990), extendieron el uso de datos de panel a modelos de frontera estocástica y con eficiencia variante en el tiempo. El modelo con eficiencia técnica variante en el tiempo se puede plantear como:

$$y_{it} = \alpha_t + \sum_n \beta_n \cdot x_{nit} + v_{it} - u_{it} \qquad i = 1,2,....N; \quad t = 1,2,....,T \tag{1}$$

En nuestro caso y_{it} denota el logaritmo de los desembarques de merluza común del barco *i* en el año *t*; x_{it} representa un vector con los valores correspondientes a insumos de producción y otras variables relevantes (todas estas variables expresadas también en logaritmo); β_n corresponde a un vector de parámetros por estimar; α_t es un intercepto común a $\forall i$ en el año *t*, con lo cual $\alpha_{it}=(\alpha_t - u_{it})$ denota un intercepto específico al barco *i* y al año *t*.

Los desvíos respecto de la frontera de producción están capturados por dos términos de error: v_{it} corresponde al componente del desvío que es asociable con *shocks* ambientales, errores de medición de variables y/o de especificación en el modelo. El conjunto de estos errores se supone "ruido blanco", i.e. los errores v_{it} se suponen *iid* y distribuidos $N(0, \sigma_v^2)$, además de ser independientes de las variables explicativas x_{it}[23] y de los errores u_{it}. Por otro lado, la parte del desvío asociada con u_{it} da cuenta del componente (no negativo) de ineficiencia técnica variante en el tiempo y que es específico a cada barco *i*.

Las características distribucionales que se suponen válidas para $u_{it} \geq 0$ varían de un algoritmo de estimación a otro. Esto guarda relación con la metodología usada para separar los residuos estimados $\varepsilon_{it} = (v_{it} - u_{it})$ en sus componentes v_{it} y u_{it}. En general, la forma de separar los componentes del residuo ε_{it} estimado en (1) consiste en introducir supuestos distribucionales explícitos sobre v_{it} y u_{it}.[24]

En este trabajo comparamos los resultados de estimación generados por (a) un algoritmo de efectos aleatorios del tipo propuesto en Battese y Coelli (1995), que se denota *BC95* de ahora en adelante, y (b) un algoritmo de efectos fijos que implementa una metodología de estimación similar a lo propuesto en

Cornwell *et al.* (1990). Para testear cuál de estos métodos de estimación ajusta de mejor forma a nuestros datos, se implementa un test de Hausman (Hausman, 1978). La hipótesis nula de este test corresponde a independencia entre los regresores en el modelo (1) y el término de ineficiencia.

Las propiedades de los estimadores obtenidos según uno y otro algoritmo diferirán según si $E[x'_{it}\alpha_{it}]$ es igual o distinta de cero ($\alpha_{it} = \alpha_t - u_{it}$). En caso de cumplirse lo primero, ambos algoritmos generan estimadores consistentes, aunque el algoritmo con efectos aleatorios genera estimadores más eficientes. Si rige la segunda condición, el algoritmo con efectos aleatorios genera estimadores inconsistentes, mientras que el algoritmo con efectos fijos continúa generando estimadores consistentes (Johnston y DiNardo, 1997). Así, el rechazo de la nula en el test de Hausman (1978) llevaría a elegir el modelo con efectos fijos.

En el algoritmo sugerido por *BC95* se estima en forma *simultánea* una ecuación de frontera estocástica de producción del tipo en (1), junto con un modelo uniecuacional sobre condicionantes del nivel de ineficiencia técnica en las faenas de pesca a nivel de cada barco. Siendo $\alpha_{it} = (\alpha_t - u_{it})$, según los términos usados en (1), el modelo de ineficiencia en la captura será del tipo:

$$\alpha_{it} = W'_{it}\delta_i + \omega_{it} \qquad (2)$$

donde el residuo ω_{it} es un ruido blanco.

El algoritmo de estimación con efectos fijos también estima una especificación equivalente a la relación en (2), lo que permite disminuir la dimensionalidad del problema de estimación.[25] En nuestro caso, los regresores W_{it} (idénticos a los usados en el algoritmo con efectos aleatorios) incluyen variables explicativas de las ineficiencias técnicas estimadas a nivel de cada barco.

Nuestra propuesta para la ecuación (2) se concentra en testear la posible presencia de efectos externalidad, sobre la eficiencia técnica de cada barco, relacionados con medidas de la escala de operación del esfuerzo *agregado* de pesca (desplegado por el total de la flota en estudio). Junto con ofrecer la posibilidad de derivar intuiciones de interés sobre condicionantes tecnológicos de los incentivos de pesca que prevalecen en esta pesquería, este método de análisis permite además testear la consistencia y robustez de los estimadores de eficiencia técnica obtenidos con uno y otro algoritmo de estimación. El Anexo 2 describe con mayor detalle los dos algoritmos de estimación en uso.

IV. El Modelo Econométrico: Forma Funcional y Variables

Los datos utilizados provienen de la Escuela de Ciencias del Mar de Valparaíso (PUCV), del Instituto de Fomento Pesquero (IFOP) y de la Subsecretaría de Pesca (Subpesca). La información incluye datos anuales (1990-2000) sobre faenas de pesca de la flota industrial que operó esos años en la pesquería de *merluza común*. Después de eliminar datos incompletos o inconsistentes, la muestra de esti-

mación corresponde a un panel no-balanceado (11 años) con información sobre un total de 29 barcos (214 observaciones en total) y 18 empresas.

La forma funcional de la frontera estocástica de producción corresponde a una función Translog. Esta forma funcional permite testear la posibilidad de que cambios en la escala de uso de insumos, o en la abundancia del *stock* de peces, afecten los rendimientos de pesca de forma tal que las elasticidades captura-insumo no necesariamente correspondan a parámetros de valor constante. El modelo Translog por estimarse es:

$$c_{it} = \beta_0 + \sum_j \beta_j x_{jit} + \sum_j \sum_k \beta_{jk} x_{jit} x_{kit} + v_{it} - u_{it} \qquad (3)$$

donde los subíndices i y t indican el barco i=1, ..., N y el año t =1990,..., 2000, mientras que los subíndices j y k indican la variable explicativa. Las variables inicialmente consideradas son:

c_{it} = log natural de la captura anual de merluza común en toneladas del barco i en el año t.
$x_1 : h_i$ = log natural de la capacidad de bodega (medida en m^3) del barco i.
$x_2 : p_i$ = log natural de la potencia del motor (medida en caballos de fuerza, *hp*) del barco i.
$x_3 : e_{it}$ = log natural de las horas anuales de arrastre del barco i en el año t.
$x_4 : b_t$ = log natural de la variable biomasa, medida en toneladas promedio anual.
$x_5 : T$ = variable de tendencia (T=1 para 1990,…)
v_{it} y u_{it} son las variables aleatorias definidas previamente.

De aquí en adelante se mantiene el uso de las siguientes convenciones: las letras minúsculas indican logaritmo natural al referirse a la variable endógena y/o regresores; además se elimina el uso del subíndice de tiempo t.

Nuestro modelo de frontera productiva controla por dos tipos de efectos. Por un lado, efectos asociados a la dimensión temporal de los datos. Por otro, factores específicos a la unidad productiva (barco). Para el primer tipo, se considera una variable de tendencia (T), buscando controlar por posibles desplazamientos monotónicos de la frontera tecnológica. Además se utiliza una variable *proxy* para controlar por cambios en la disponibilidad (promedio anual) del recurso pesquero, denominada biomasa y denotada por B_t para cada año t.

Las estimaciones de biomasa son realizadas por IFOP usando un método de evaluación indirecta, basado en un modelo de análisis secuencial de poblaciones (ASP) y ajustado con el procedimiento ADAPT (Quinn y Deriso, 1999), el que además emplea información auxiliar procedente de cruceros hidroacústicos para calibrar el modelo. El método ASP se basa en la estimación de la distribución etaria de la población de peces, a partir de información histórica sobre la composición de sus capturas. Haciendo una reconstrucción hacia atrás en el tiempo, respecto del número de especímenes en cada grupo etario, junto con estimaciones de las tasas de mortalidad natural y de muerte por captura (específicas a cada cohorte), es posible calcular para distintos años la distribución por edades de la

población. Posteriormente, la distribución es ajustada ponderando según pesos estimados para cada grupo de edad, de lo cual se obtienen finalmente las estimaciones de biomasa (e.g. Serra y Barría, 1992).[26]

Respecto de las variables específicas a cada barco, se tienen las variables capacidad de bodega (H_i) y potencia de motor (P_i) como *proxies* de factores fijos que condicionan los rendimientos de pesca. Ambas variables son invariantes en el tiempo.[27] De estas dos variables, decidimos trabajar sólo con la variable P_i, dado que, en esta pesquería, la potencia de motor juega un rol más determinante como condicionante de la capacidad de pesca de cada barco (opinión de especialistas). Adicionalmente, se cuenta con el número de horas anuales en las cuales el barco *i* realizó faenas de pesca (horas de arrastre) durante el año *t*. Esta medida del tiempo invertido en faenas de pesca no considera el tiempo utilizado en la búsqueda de áreas de pesca.[28] Con esta variable se aproxima el nivel de esfuerzo pesquero efectuado por cada barco, asociado al nivel de uso de insumos variables utilizados directamente en la faena de pesca. A esta variable la llamamos "Esfuerzo de Pesca" y la denotamos por E_{it}.

Respecto del modelo de ineficiencia en la ecuación (2), las variables explicativas inicialmente consideradas son:

z_1 = log natural del acarreo anual efectuado por todos los barcos pertenecientes a la empresa *j* en año *t*.
z_2 = número de barcos bajo propiedad de la empresa *j* en el año *t*.[29]
z_3 = log natural del acarreo agregado de la flota industrial en el año *t*.
z_4 = log natural del número total de barcos industriales que operaron durante el año *t*.

La variable acarreo a nivel de barco *i* en el año *t* se define como $A_{it} = (H_{it})(E_{it})$. Esta variable aproxima el nivel de uso (horas de arrastre E_{it}) dado a la capacidad de bodega (H_{it}) del barco *i* en el año *t*. Por ende, el acarreo de la empresa *j* en el año *t* se define como $Z_1 = A_t^j = \left[\sum_i A_{it}\right], \forall i \in j; A_t^j$ incluye tanto la capacidad de bodega como las horas anuales de acarreo de todas las embarcaciones pertenecientes a la empresa *j* y que operaron en el año *t*. Asimismo, el acarreo industrial agregado a nivel de toda la pesquería queda definido por $Z_3 = A_t^1 = \sum_i A_{it}, \forall i$ en cada año *t*. El cálculo del acarreo industrial agregado abarca la totalidad de la flota industrial que operó en cada año.

Dado nuestro interés en testear la posibilidad de "externalidades tecnológicas" sobre los rendimientos de pesca de cada barco, en el modelo de ineficiencias en (2) nos concentramos en analizar un conjunto de variables que aproximan factores externos a la nave *i*. Primero, consideramos dos *proxies* agregadas a nivel de las empresas controladoras de los barcos en operación: (a) La variable acarreo por empresa (Z_1) busca controlar por posibles externalidades productivas relacionadas con el esfuerzo de pesca del total de barcos en operación bajo control de una misma empresa *j*. (b) Alternativamente, la variable Z_2 busca controlar por efectos externalidad que pudiesen estar más directamente asociados al número de barcos operando bajo control de una misma empresa *j*.

Segundo, se consideran dos variables que se agregan al total de la flota industrial en estudio. El acarreo agregado industrial (Z_3) controla por posibles externalidades productivas relacionadas con el nivel de esfuerzo pesquero desplegado por el total de la flota industrial en operación; e.g., podrían prevalecer en esta pesquería efectos congestión, con impacto negativo sobre la eficiencia en la captura. La variable Z_4 (número total de barcos industriales operando en el año t) es una *proxy* que busca controlar por efectos externalidad más directamente asociados al número total de barcos industriales operando en la pesquería.

Para llevar a cabo tests de hipótesis sobre los parámetros por estimar en las ecuaciones (1)-(2), se utiliza el test de razón de verosimilitud generalizado:

$$RV = -2[l(H_0) - l(H_1)] \tag{4}$$

donde $l(H_0)$ corresponde al logaritmo de la función de verosimilitud para el modelo restringido (especificado en la hipótesis nula), y $l(H_1)$ es el logaritmo de la función de verosimilitud del modelo general estipulado en la hipótesis alternativa.[30] Por ejemplo, para probar la hipótesis nula de ausencia de ineficiencia en el proceso de captura se especifica la hipótesis nula $H_0 : \gamma = \delta_1 = ... = \delta_4 = 0$. En este caso, el estadígrafo *RV* se distribuye aproximadamente como una distribución chi cuadrada mixta. Para este caso, los valores críticos se obtienen de Kodde y Palm (1986). Si la hipótesis nula se rechaza, entonces la función estimada corresponde a una función de producción tradicional (Peña-Torres y Basch, 2000).

Un último punto se refiere a la posibilidad de que existiese correlación entre alguno(s) de los regresores en la ecuación (1) y el término de ineficiencia $u_{it} \geq 0$. Una posible causa sería la presencia de algún regresor endógeno a la estructura especificada en la ecuación (3). En nuestro caso podrían caber sospechas sobre las variables esfuerzo de pesca y biomasa. La primera, porque es posible que las decisiones de cuánto tiempo asignar a faenas de pesca no sea independiente del nivel de la cuota global anual de pesca definida por el regulador pesquero.[31] La segunda, porque por construcción al estimar el *stock* de biomasa disponible en cada año se considera tanto la captura agregada contemporánea como también la de años anteriores.

El procedimiento que se desarrolla al respecto es: primero se testea la relevancia estadística de incluir o no estas dos variables en la ecuación (3).[32] Si la presencia de *ambas* variables contribuye a ajustar de mejor forma los datos muestrales, se sigue el criterio de mantener ambas variables como regresores. A continuación, y para controlar por la posibilidad de correlación entre estos regresores y el término de ineficiencia, se aplica el test de Hausman (1978) a los resultados de estimación según efectos fijos y aleatorios. El rechazo de la hipótesis nula en este test implica rechazar la condición de independencia entre los regresores en (3) y el residuo de ineficiencia u_{it}. De ser este el caso, el algoritmo de efectos fijos garantiza estimadores *consistentes* para los parámetros de interés.

V. Resultados Empíricos

La estimación del modelo con efectos aleatorios emplea la metodología de máxima verosimilitud del algoritmo FRONTIER 4.1 (Coelli, 1996). Para el modelo con efectos fijos, se emplea STATA 5.1. Los resultados de estimación se resumen en los Anexos 3-A a 3-D. Estos Anexos reportan las variantes de modelos que mostraron mejor ajuste y comportamiento, usando tests de hipótesis de Wald (casos con efectos fijos) y tests de razón de verosimilitud generalizada (casos con efectos aleatorios).

5.1 Niveles, evolución temporal y ranking de los scores de eficiencia

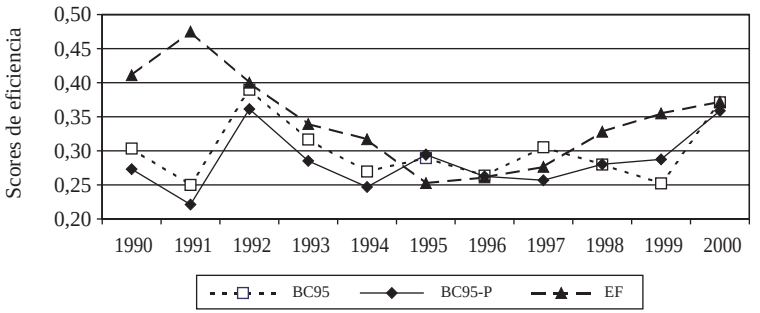
El Gráfico 3 muestra los promedios anuales estimados para las eficiencias técnicas, considerando el total de la muestra de estimación y de acuerdo con los 2 algoritmos empleados. Durante la década en estudio los niveles de eficiencia fluctúan entre 25% y 50%. Este rango de valores contrasta con los niveles de eficiencia técnica estimados para la flota industrial que operó durante la década 1985-95 en la pesca pelágica del jurel, en donde se obtienen eficiencias promedio anuales que fluctúan entre el 50% y 90% (Peña *et al.* 2003).[33]

Una posible causa de esta divergencia es que, en la pesca de merluza común, maximizar ganancias no implica maximizar el volumen del desembarque, dado que el precio de venta del producto final guarda directa relación con la calidad (e.g., grado de integridad física) del pez desembarcado.[34] Esto se debe a que la pesca de merluza común se destina a mercados de consumo humano directo.

En la pesca pelágica, por el contrario, la industria de reducción (harina y aceite de pescado) constituyó el destino predominante del desembarque durante el período analizado en Peña *et al.* (2003). En esta industria la maximización de

GRAFICO 3

SCORES ESTIMADOS DE EFICIENCIA
(Promedios anuales según algoritmo de estimación)



Fuente: Modelos reportados en el Anexo 3-A.

ganancias de la firma tradicionalmente ha implicado, bajo acceso común al *stock* de peces, maximizar el volumen de pesca desembarcada en cada período. Así, en este tipo de pesquería el óptimo económico privado guarda mayor cercanía con el objetivo de maximizar eficiencia técnica en las faenas de pesca.

Por otro lado, el Gráfico 3 muestra que los dos algoritmos de estimación calculan eficiencias técnicas, en términos de promedios anuales para el total de la flota analizada, con similar tendencia temporal. Adicionalmente, y aunque a nivel de barco específico, los niveles estimados de eficiencia por uno y otro algoritmo presentan diferencias.[35] Los ordenamientos relativos de las eficiencias estimadas para distintos barcos, resultantes con uno y otro algoritmo, presentan una elevada y estadísticamente significativa correlación.

El Cuadro 2 reporta los valores resultantes para el coeficiente de Spearman,[36] mediante el cual se calcula (para cada año en el período muestral y para el total de los barcos en nuestra base[37]) la correlación entre los *rankings* de eficiencias estimadas para los distintos barcos, considerando uno y otro algoritmo de estimación (columnas 1-2). Las correlaciones entre *rankings* resultan estadísticamente significativas en cada uno de los años considerados, con valores en el rango (0,66, 0,94). Este tipo de resultados concuerda con literatura empírica previa (e.g., véase Kumbhakar y Knox-Lovell, 2000, p. 90 y pp. 106-107), en donde también se han obtenido correlaciones elevadas y estadísticamente significativas entre *rankings* de eficiencias resultantes al estimar fronteras estocásticas mediante algoritmos con efectos fijos versus con efectos aleatorios.

Lo anterior representa un resultado importante. En diversos ámbitos de decisión puede ser de interés disponer de información sobre el ordenamiento relativo de distintas unidades productivas, en términos de su eficiencia operacional. En la medida que exista un razonable grado de independencia de este tipo de ordenamiento, respecto de los supuestos distribucionales que diferencian a uno y otro algoritmo de estimación, el analista podría elegir el método de estimación sobre bases esencialmente pragmáticas, sea en términos de lo "amigable" del procedimiento de cálculo y/o en función de las características de la información disponible.

Algunos trabajos en la literatura empírica sobre fronteras estocásticas (e.g., Bauer y Hancock, 1993; y otras citas en Kumbhakar y Knox-Lovell, 2000, p. 107) además han planteado que el grado de coincidencia, entre los ordenamientos de eficiencias resultantes al usar distintos algoritmos de estimación, podría ser aun mayor cuando la comparación de *rankings* se concentra en los extremos (superior e inferior) de la distribución de eficiencias estimadas para distintas unidades productivas.

La columna 4 del Cuadro 2 informa los coeficientes de Spearman que resultan al correlacionar los ordenamientos resultantes con uno y otro algoritmo de estimación, concentrándose sólo en los extremos 25% superior y 25% inferior de la distribución ordinal de eficiencias estimadas. Nuestros resultados no avalan con robustez estadística la hipótesis que en los extremos de la distribución de eficiencias estimadas existiría un grado aun mayor de concordancia, entre los ordenamientos resultantes para las eficiencias operacionales de distintas unidades productivas.

CUADRO 2

CORRELACION ENTRE RANKINGS DE EFICIENCIAS ESTIMADAS
(Según algoritmos de E. Fijos y E. Aleatorios; Anexo 3-A)

Año	Total data muestral: BC95 vs. E. Fijos		25% superior e inferior de distribución scores eficiencia	
	(1) N° de barcos	(2) Coef. Spearman*	(3) N° de barcos**	(4) Coef. Spearman*
1990	12	0,66		
1991	12	0,94		
1992	10	0,88		
1993	18	0,70	10	0,81
1994	21	0,82	12	0,99
1995	25	0,81	14	0,77
1996	25	0,87	14	0,84
1997	26	0,76	14	0,86
1998	26	0,81	14	0,83
1999	20	0,76	10	0,71
2000	19	0,69	10	0,64

* Todos los valores son estadísticamente significativos al 95% de confianza.

** Sólo se presenta información para aquellos años en donde se dispone de un número estadísticamente razonable de barcos a ser comparados, en términos de sus ordenamientos relativos de eficiencias estimadas. El número de barcos en cada año equivale al doble del número entero superior correspondiente al 25% del total de barcos considerado en la columna (1).

5.2 Niveles y dispersión de scores de eficiencia según capacidad instalada de pesca

Nos interesa analizar el efecto de la capacidad instalada de pesca del barco sobre las estimaciones de eficiencia técnica. Para ello, se efectúa una aproximación de la capacidad instalada de pesca según la potencia de motor del barco, segmentando la muestra de estimación en dos grupos:[38] (a) barcos con potencia de motor ≥ 1.200 hp, grupo que denotamos por P2; (b) barcos de menor tamaño y con potencia de motor < 1.200 hp (denotado por P1).

El Gráfico 4 muestra los histogramas de las eficiencias estimadas con efectos aleatorios (panel A) y con efectos fijos (panel B). Reportamos los histogramas resultantes para el total de la data muestral y para los grupos P1 y P2. El Cuadro 3 presenta estadígrafos resumen para los grupos P1 y P2.

Independiente del algoritmo de estimación, mayor potencia de motor en promedio se asocia con mayor eficiencia técnica (ver además el modelo BC95-P en el Anexo 3-A). El Gráfico 5 muestra los promedios anuales de eficiencia obtenidos para los grupos P1 y P2, según los tres modelos reportados en el Anexo 3-A. En el grupo P1, las eficiencias promedio anuales fluctúan entre 5% y 37%.

CUADRO 3

PROMEDIO Y DISPERSION DE LOS SCORES DE EFICIENCIA TECNICA
(Según tamaño de barco y algoritmo de estimación)*

Modelo	Grupo P1			Grupo P2		
	Promedio	Desv. Estándar	Coef. Variación	Promedio	Desv. Estándar	Coef. Variación
Efectos Fijos	0,16	0,14	0,88	0,64	0,25	0,39
Ef, Aleatorios (modelo BC95)	0,14	0,09	0,64	0,59	0,21	0,36

Fuente: Modelos reportados en el Anexo 3-A.

* Considera a las 214 observaciones en la base muestral como si cada una correspondiese a un barco diferente.

En el caso de los barcos con mayor potencia de motor, los *scores* promedio anuales fluctúan entre 40% y 85%.

Por otro lado, con ambos algoritmos de estimación se obtiene mayor dispersión en las eficiencias estimadas para el grupo P1 (Cuadro 3). En consecuencia, se podría argumentar que existe un mayor grado de "heterogeneidad productiva" en la categoría de barcos de menor tamaño. Esto señala que, dentro del grupo P1, existen mayores diferencias interbarcos respecto del grado de impacto (sobre la captura lograda) de factores productivos no incluidos como regresores en nuestro modelo de frontera productiva.[39]

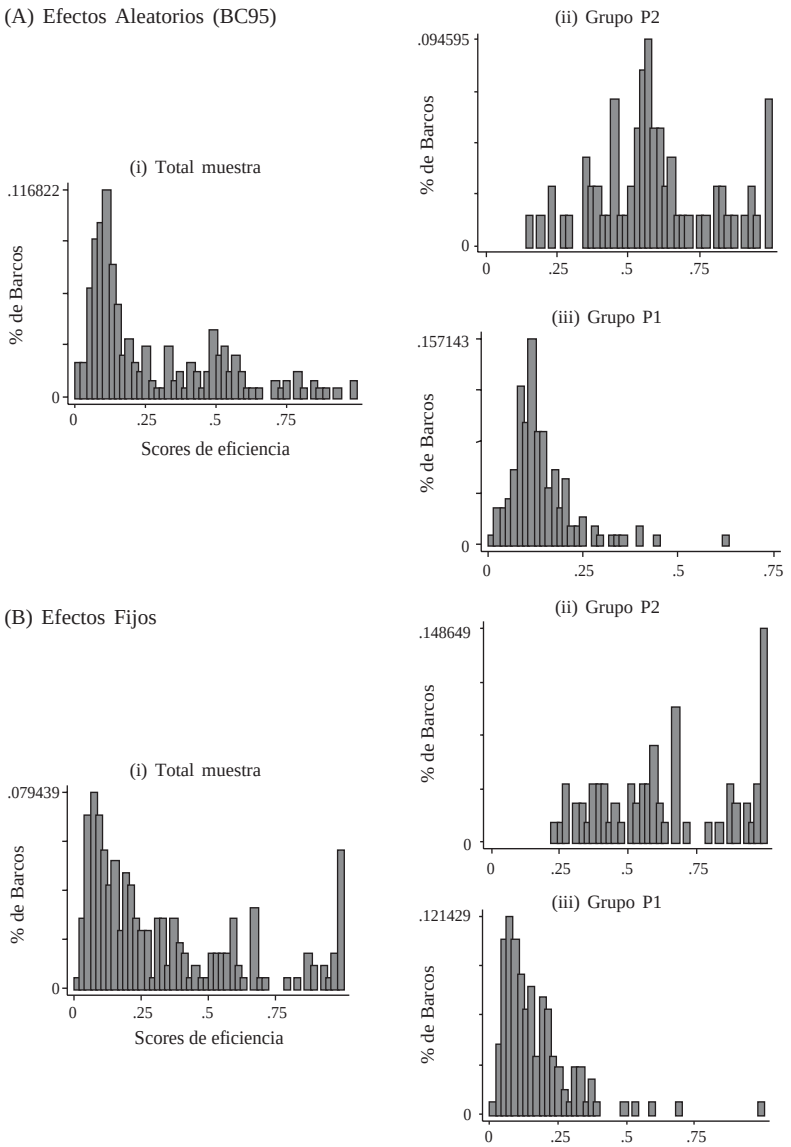
Las mayores eficiencias estimadas para el grupo de barcos de mayor tamaño podrían estar influidas por los cambios tecnológicos que, en general, experimentaron con mayor intensidad los barcos más grandes durante la década bajo estudio. Naves con potencias de motor inferiores a 1.200 hp, en general no incorporaron nuevas tecnologías en redes de pesca ni en equipos de detección; sólo incorporaron cambios tecnológicos en equipos de navegación. En contraste, naves con potencia de motor superiores a 1.200 hp sí incorporaron cambios de importancia en sus equipos de pesca y detección.

No obstante lo anterior, y dado que las estimaciones de eficiencia están directamente condicionadas por la estructura informacional (regresores) del modelo de frontera productiva, en definitiva el resultado anterior indica qué potencia de motor se correlaciona positiva y significativamente con el nivel de capturas del barco.

Los modelos en el Anexo 3-C complementan esta última deducción. Aquí consideramos variantes respecto de modelos previos tipo BC95 (Anexos 3-A y 3-B). La única variación consiste en incluir la potencia de motor como regresor extra en la frontera productiva. Los resultados obtenidos con las variantes de modelos (i) a (iii) son estadísticamente muy similares. El Gráfico 6 (A-C) resume los resultados para el caso (i).

GRAFICO 4

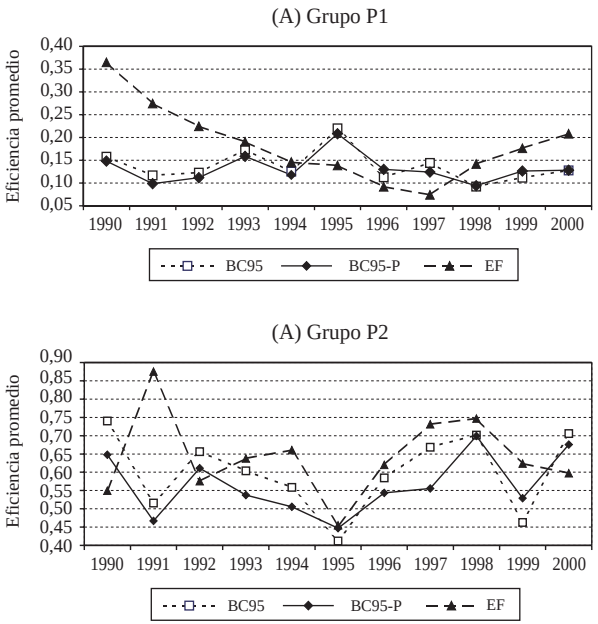
HISTOGRAMAS DE SCORES DE EFICIENCIAS TECNICAS ESTIMADAS



Fuente: Modelos reportados en el Anexo 3-A (Nota: Los resultados con el modelo BC95-P son muy similares).

GRAFICO 5

EFICIENCIA TECNICA PROMEDIO POR AÑO



Fuente: Modelos reportados en el Anexo 3-A.

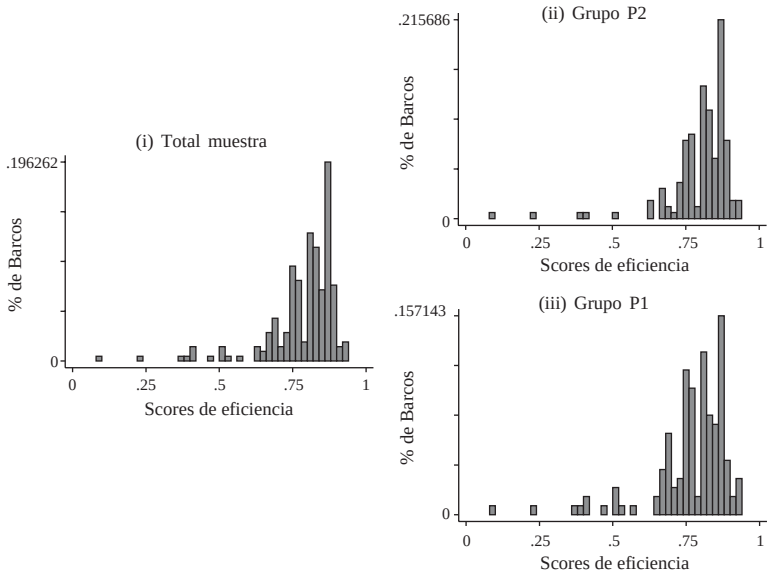
Al incluir la potencia de motor en la frontera de producción aumentan en forma significativa los estimados de eficiencia técnica. Esto ocurre debido a que el poder explicativo de la variable potencia de motor reduce el residuo no explicado al estimar la frontera productiva. Por ende, disminuye la fracción del residuo que se asocia con ineficiencia técnica. Por lo mismo, al incluir la potencia de motor en la frontera productiva se reducen las diferencias previas entre las eficiencias estimadas para barcos en los grupos P1 y P2; y esto, en términos de los respectivos niveles medios de eficiencia, como también en el grado de dispersión de las eficiencias estimadas para uno y otro grupo.

No obstante lo anterior, el panel (C) del Gráfico 6 todavía reporta una tendencia hacia mayores niveles de eficiencia en las estimaciones para el grupo de barcos de mayor tamaño (P2). Esto sugiere que existen otros factores productivos relacionados al tamaño de la embarcación (i.e., la potencia de motor del barco), aunque no explícitamente controlados en nuestras estimaciones, que también son condicionantes relevantes de los rendimientos de pesca.

GRAFICO 6

USANDO POTENCIA DE MOTOR COMO REGRESOR EN LA FRONTERA PRODUCTIVA

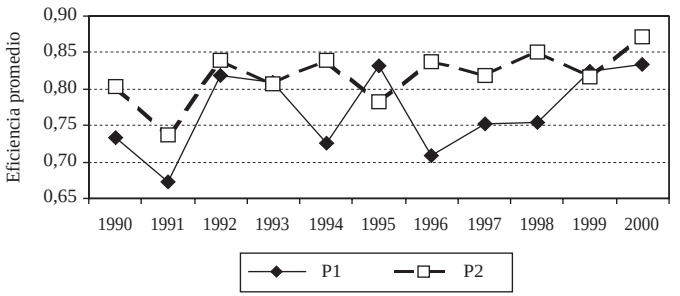
(6A) Histogramas de Eficiencias Estimadas



(6B) Estadígrafos Resumen (modelo (i) en el Anexo 3-C)

Grupo P1			Grupo P2		
Eficiencia Promedio	Desviación Estándar	Coeficiente Variación	Eficiencia Promedio	Desviación Estándar	Coeficiente Variación
0,77	0,13	0,18	0,82	0,08	0,10

(6C) Eficiencia Técnica (Promedios año)



5.3 Estimados de eficiencia y algoritmo de estimación

Los resultados en el Cuadro 3 y en los Gráficos 3-5 permiten inferir que el algoritmo con efectos fijos tiende a estimar, en términos de promedios anuales y en comparación con los modelos de efectos aleatorios, mayores niveles de eficiencia técnica; y esto, considerando idéntica estructura informacional (regresores) en cada caso. Por otro lado, el modelo con efectos fijos genera *scores* de eficiencia que presentan una mayor dispersión, relativo al caso con efectos aleatorios.

En el caso de los algoritmos considerados en este trabajo, dos elementos generan diferencias entre los métodos de estimación con efectos fijos versus efectos aleatorios. Primero, el algoritmo con efectos fijos calcula múltiples máximos, uno para cada año en la muestra, mientras que el algoritmo con efectos aleatorios calcula eficiencias relativas a un único máximo durante todo el período muestral. Segundo, el algoritmo con efectos aleatorios impone un supuesto distribucional *ad hoc* sobre los residuos asociados con ineficiencia, mientras que el algoritmo con efectos fijos no impone ningún supuesto distribucional sobre estos residuos.

Dado el supuesto distribucional *ad hoc* que se impone sobre los residuos de ineficiencia en el algoritmo con efectos aleatorios, no es del todo sorpresivo que, para una agrupación dada de los datos muestrales (P1, P2), los histogramas de eficiencias estimadas con efectos aleatorios resulten relativamente más cercanos a una distribución normal (truncada positiva) versus el caso con efectos fijos (Gráfico 4).

5.4 Test de Hausman y selección del algoritmo de estimación

Para efectos de evaluar cuál de los dos algoritmos de estimación podría proveer un mejor ajuste a nuestra data muestral, se utilizó el test de Hausman (1978). Este test requiere asumir el mismo vector de variables explicativas en cada algoritmo. Por lo tanto, se aplicó este test a las estimaciones resultantes con el modelo de efectos aleatorios BC95 y los resultados del algoritmo con efectos fijos (columnas 1 y 3 en el Anexo 3-A).[40] La hipótesis nula es que tanto OLS (i.e. LSDV, el algoritmo con efectos fijos) como el algoritmo con efectos aleatorios son consistentes, aunque OLS es menos eficiente. Bajo la hipótesis alternativa, sólo OLS es consistente. El algoritmo con efectos aleatorios en este caso genera estimadores inconsistentes (propiedad asintótica). El rechazo de la nula sería señal de no independencia entre los regresores en la ecuación (1) y el término de ineficiencia.

El estadígrafo de Hausman resultante (30,83) es mayor que el valor crítico $\chi^2[9]_{0.95} = 16{,}92$. En consecuencia, en lo que sigue y al analizar una serie de tests de hipótesis, se priorizan las deducciones obtenibles a partir de los resultados del algoritmo con efectos fijos.

5.5 Tests de hipótesis y elasticidades captura-insumos

En el Cuadro 4 se reporta un conjunto de tests de hipótesis sobre la forma funcional y variables relevantes en la frontera de producción. Nos focalizamos en

los resultados del algoritmo con efectos fijos. Los resultados ratifican la significancia estadística de las variables esfuerzo de pesca del barco y biomasa anual como regresores relevantes dentro de la frontera productiva.[41] El test sobre la variable tendencia también refleja una clara significancia estadística. Durante el período muestral se observa en general una tendencia ascendente tanto en los niveles de desembarque anual como en la abundancia del recurso pesquero (Cuadro 1).

CUADRO 4

TESTS DE HIPOTESIS DE WALD
(Modelo con efectos fijos)

Hipótesis Nula:	SCRR	SCRSR	Estadígrafo	Valor crítico (al 95%)	Valor crítico (al 99%)	Resultado
1) Ho: función Cobb-Douglas	21,73	14,46	17,34	2,1	2,8	R
2) Ho: efectos esfuerzo (e_i) = 0	25,22	14,46	38,86	2,37	3,32	R
3) Ho: efectos biomasa = 0	19,72	14,46	18,99	2,37	3,32	R
4) Ho: No efectos tendencia	19,66	14,46	18,78	2,37	3,32	R

SCRSR: Suma de los cuadrados de los residuos sin restringir; SCRR: Suma de los cuadrados de los residuos restringida; R: Rechazo Ho.
Fuente: Resultados en el Anexo 3-A.

La forma funcional Cobb-Douglas se rechaza con claridad, favoreciendo la relevancia empírica de la función Translog. Como consecuencia, estimaciones punto para las elasticidades captura-insumos no necesariamente corresponderán a un valor paramétrico constante. Por el contrario, serán función de los valores adoptados por los términos cruzados que sean significativos en cada caso. Así, cambios en la escala de uso de los insumos variables (aproximada por las horas anuales de pesca) o en la abundancia del *stock* de peces, no necesariamente afectarán los rendimientos de pesca en forma proporcional. Por lo tanto, estimaciones punto de las elasticidades captura-insumos pueden estar condicionadas por la escala de operación pesquera y/o la abundancia del recurso pesquero bajo explotación.

El Gráfico 7 muestra estimaciones punto para las elasticidades captura-esfuerzo y captura-biomasa. Los gráficos tipo (A) indican lo valores anuales que resultan al considerar los promedios en cada año de las variables relevantes en cada elasticidad. Los gráficos tipo (B) reportan valores *ceteris paribus*, i.e. usando el promedio del período 1990-2000 para cada una de las variables en cada elasticidad, excepto la variable insumo, para la cual se calcula la elasticidad, en cuyo caso se utiliza el promedio en cada año. A modo de comparación ilustrativa, se presentan los valores resultantes con los tres modelos de estimación reportados en el Anexo 3-A.

En el caso de la elasticidad *captura-esfuerzo de pesca*, las estimaciones punto obtenidas con uno y otro modelo de estimación resultan en rangos de valores

similares. Por otro lado, sobre la base del cálculo *ceteris paribus* y en los estimadores consistentes del modelo con efectos fijos, surgen aumentos en la escala del esfuerzo anual de pesca asociados con disminuciones en el valor de esta elasticidad.

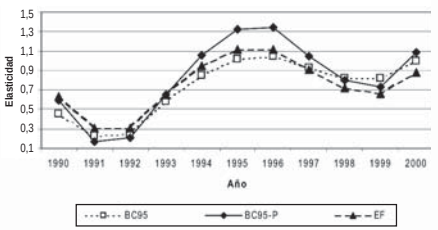
Asimismo, los coeficientes estimados con efectos fijos no permiten rechazar la hipótesis nula que la elasticidad captura-esfuerzo de pesca presenta, en promedio, valores inferiores a la unidad durante el período muestral.[42] Se podría, por lo tanto, conjeturar que el esfuerzo de pesca enfrentó, en promedio durante el período de estudio, rendimientos *decrecientes* en el uso de los insumos variables.

GRAFICO 7

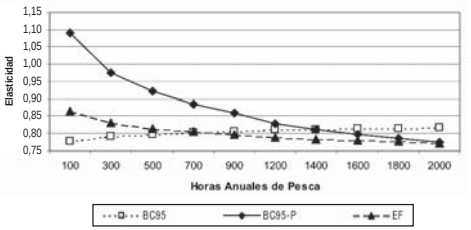
ESTIMACIONES PUNTO DE ELASTICIDADES CAPTURA-INSUMOS

(1) Elasticidad Captura-Esfuerzo de Pesca

(1A) Promedio anual para cada variable

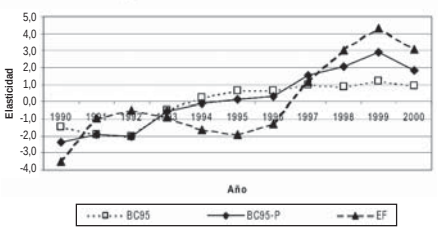


(1B) Valores Ceteris Paribus

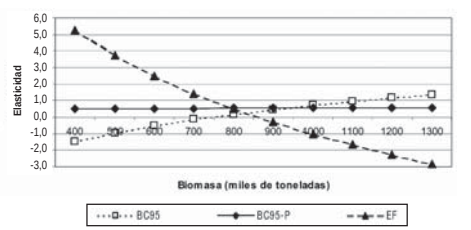


(2) Elasticidad Captura-Biomasa

(2A) Promedio anual para cada variable



(2B) Valores Ceteris Paribus



Para el caso de la pesca pelágica en la zona Centro-Sur de Chile (Regiones V a X), Peña *et al.* (2004) reportan valores punto para la elasticidad captura-esfuerzo de pesca (a nivel de barco) estadísticamente superiores a la unidad, lo que insinúa retornos crecientes en el uso de factores variables. Peña *et al.* (2004) argumentan que este resultado se relaciona con la existencia de economías de

escala (externas a nivel de barco) en el proceso de búsqueda de cardúmenes pelágicos. En este tipo de pesquerías, más barcos en operación y/o un mayor tiempo de búsqueda a nivel de cada barco generarían externalidades de pesca positivas para la flota en su conjunto, incrementando la probabilidad de localizar cardúmenes de interés. Consistente con esta hipótesis, Peña *et al.* (2004) utilizan una medida de esfuerzo de pesca (aproximado por las horas anuales de pesca) que incluye el tiempo destinado a localizar cardúmenes. Esto último no se incluye en la medida de esfuerzo pesquero usada en el presente estudio, dado que en la pesca de merluza común la localización de áreas de pesca es de más fácil predicción que en pesquerías pelágicas.

Respecto de las estimaciones obtenidas para la elasticidad *captura-biomasa*, los valores resultantes son menos robustos ante cambios en el algoritmo de estimación.[43] Considerando los resultados del modelo con efectos fijos, la sensibilidad de la captura frente a caídas en la abundancia del recurso pesquero tendería a aumentar, *ceteris paribus*, a medida que cae la abundancia de los peces. Por otro lado, los resultados con efectos fijos rechazan la hipótesis nula que el valor promedio muestral de esta elasticidad haya sido estadísticamente igual a cero.[44]

5.6 Modelo sobre scores estimados de ineficiencia técnica: ¿externalidades productivas?

En primer lugar, los diferentes modelos reportados en los Anexos 3A-3D rechazan con claridad la no significancia simultánea de los errores de ineficiencia ($\gamma = 0$) y del conjunto de regresores en el modelo sobre los *scores* de ineficiencia.[45] La significancia estadística del parámetro $\gamma = \sigma^2_u / \sigma^2_s$ implica que los residuos asociados con ineficiencia técnica surgen como un componente con clara significancia estadística.

Por otro lado, en el Anexo 3-A no se observan resultados robustos respecto del poder explicativo de las distintas *proxies* usadas para controlar por posibles externalidades productivas asociadas a escalas de operación pesquera más allá de cada barco. Por ejemplo, al introducir potencia de motor del barco en el modelo de ineficiencias (columna 2 en el Anexo 3-A), cambian las significancias estadísticas previamente obtenidas para las variables *z*1 y *z*3 (columna 1). Esto probablemente refleja un problema de multicolinealidad entre parte de los regresores considerados (e.g., las dos variables agregadas para el total de la flota, z3 y z4, presentan una correlación de 50% entre ellas).[46]

Los modelos reportados en los Anexos 3-B (con efectos aleatorios) y 3-D (con efectos fijos) resuelven este problema. Estos modelos introducen *alternativamente* las variables *z*3 y *z*4, manteniendo constante el resto de regresores. Como resultado se obtiene robustez en el signo (positivo) obtenido para las dos variables que controlan por la operación del total de la flota pesquera en cada año. Adicionalmente, en 3 de las 4 variantes de modelos reportados en el Anexo 3-B, y los modelos homólogos en el Anexo 3-D, las variables z3 y z4 obtienen significancia estadística.

Por lo tanto, podríamos conjeturar que durante el período analizado la pesquería de merluza común habría enfrentado problemas de congestión; i.e., al

aumentar la escala agregada de operación pesquera cada barco habría sufrido en promedio mermas en sus rendimientos de pesca. La presencia de efectos congestión es compatible con el resultado previo de rendimientos marginales decrecientes en el uso de los factores variables en las faenas de pesca.

Respecto de la *proxy* ($z1$) que controla por la operación pesquera a nivel de la firma propietaria del barco es importante señalar lo siguiente: al excluir potencia de motor como regresor en la ecuación de ineficiencia, la variable acarreo a nivel de firma obtiene sistemáticamente signo negativo y clara significancia estadística. Incluyendo potencia de motor en el modelo sobre las ineficiencias, la significancia de $z1$ se diluye. Este efecto se relaciona con la correlación existente entre estas dos variables.[47]

Los modelos reportados en el Anexo 3-C resuelven este problema. En ellos sistemáticamente se obtiene signo negativo para la variable $z1$, con clara significancia estadística en dos de los tres modelos considerados. Este resultado podría ser reflejo de alguna externalidad productiva (positiva) asociada al esfuerzo agregado de pesca del total de barcos bajo control de una misma empresa.

VI. Valor Predictivo del Modelo

Esta sección ilustra el valor predictivo de las estimaciones obtenidas. El Anexo 4 informa sobre características técnicas y las eficiencias estimadas para 16 barcos que formaron parte del total de 41 naves seleccionadas por los empresarios para operar en esta pesquería durante el 2001,[48] año de inicio del régimen de cuotas individuales de captura. De nuestra base muestral de 26 embarcaciones,[49] sólo 16 coinciden con barcos seleccionados por los empresarios para operar en el 2001; éstas son las 16 naves que aparecen en el Anexo 4.

De los 16 barcos caracterizados en este Anexo, siete obtienen promedios de eficiencia por encima del promedio para el total de 26 barcos en nuestra muestra durante los años 1998-2000. Estas siete naves además presentan potencias de motor superiores a 1.200 hp, junto con capacidades de bodega y horas de pesca (mayoritariamente) superiores al promedio muestral.

El Cuadro 5 (A y B) ilustra el grado de coincidencias entre los barcos seleccionados (versus no seleccionados) por los empresarios en el año 2001, y el *ranking* de naves resultante al ordenar nuestra muestra según las eficiencias estimadas en este trabajo. Este ejercicio se realizó inicialmente usando el modelo de efectos aleatorios BC95-P (Anexo 3-A), dado que este modelo presenta el mejor grado de ajuste global sobre los datos muestrales, de acuerdo al criterio de máxima verosimilitud.[50]

El total de 26 barcos en nuestra muestra se divide en "naves seleccionadas" (16, denotadas por *S*) y "naves no seleccionadas" (10, denotadas por *NS*), de acuerdo a la elección de los empresarios. Asimismo, de la base muestral se seleccionan las 16 que obtienen los mayores niveles de eficiencia técnica según el modelo de estimación.[51] Este grupo se define como el conjunto de naves "más eficientes" y se denota por *EFI*. El resto de la base muestral se denota por *NO-EFI*.

De las 16 naves seleccionadas por los empresarios y que a la vez están en nuestra base de datos, 13 también quedan seleccionadas entre los 16 barcos con mayores *scores* de eficiencia. Esto implica un 50% de aciertos sobre el total de 26 barcos considerados. Por otro lado, siete de las diez naves no seleccionadas por los empresarios son clasificadas según nuestro modelo dentro del grupo NO-EFI; i.e., un 26,9% del total de la muestra analizada. Por lo tanto, y según el criterio del número de naves clasificadas en categorías coincidentes por una y otra fuente de ordenamiento (áreas en gris en Cuadro 5-A), el modelo BC95-P logra un 76,9% de aciertos. Idéntica tasa de aciertos se logra con el modelo alternativo de efectos aleatorios (BC95), en tanto que el algoritmo de efectos fijos logra un 69,3% de aciertos (Cuadro 5-B).

El grado parcial de aciertos refleja limitaciones en los datos utilizados, dado que éstos no agotan todas las variables de interés para explicar las diferencias entre barcos, en términos de eficiencia en la captura. Por ejemplo, las cuotas de pesca (barco-específicas) asignadas desde inicios del 2001 tienen su uso condicionado por las áreas de pesca y la(s) especie(s) sobre las cuales cada nave posee

CUADRO 5-A

	Selección según modelo BC95-P*		
Selección Empresarios	EFI	NO-EFI	Total de naves
S	13 50,0%	3 11,5%	16
NS	3 11,5%	7 26,9%	10
Total de naves	16	10	26

* Ver Anexo 3-A.

CUADRO 5-B

	Selección según modelo Efectos Fijos		
Selección Empresarios	EFI	NO-EFI	Total de naves
S	12 46,2%	4 15,4%	16
NS	4 15,4%	6 23,1%	10
Total de naves	16	10	26

permisos vigentes. La posesión de permisos multiáreas y/o multiespecies probablemente influyó en cuáles barcos fueron inscritos por los empresarios para operar bajo el sistema de cuotas individuales de pesca (Peña-Torres, 2002). La base de datos utilizada no incluye este tipo de información; por lo tanto, nuestros modelos no controlan por esta característica.

VII. Comentarios Finales

Los objetivos centrales de este trabajo han sido dos. Por un lado, ofrecer un análisis comparativo entre dos algoritmos alternativos para estimar eficiencia productiva, para casos en que la información disponible es de tipo panel. Para este efecto, se utilizaron en ambos algoritmos los mismos regresores y la misma base muestral. Así, este trabajo aporta evidencia que caracteriza diferencias esperables *a priori* entre los resultados de estimación obtenibles con uno y otro algoritmo de estimación. Por otro lado, se busca además aportar evidencia empírica sobre aspectos tecnológicos relevantes a un sector productivo sobre el cual el conocimiento publicado en Chile es aún muy escaso, sobre todo en lo que se refiere a aspectos de índole más directamente económica.

El interés en realizar un análisis comparativo entre algoritmos alternativos de estimación se relaciona con dilemas del siguiente tipo. Por un lado, cada algoritmo involucra distintas virtudes y limitantes.[52] Por otro, las fuentes de potenciales sesgos y problemas de estimación pueden ser múltiples. Por lo tanto, no es del todo infrecuente que en ocasiones se deba optar entre algoritmos alternativos de estimación, con base en criterios no sólo teóricos, sino además pragmáticos. En algunos casos puede ser prioritario maximizar el poder predictivo global del ejercicio de estimación. En otros la prioridad puede estar en lograr estimadores consistentes para describir el signo y/o grado de impacto de regresores específicos.

Dilemas de este tipo suelen condicionar la estimación de indicadores de eficiencia productiva. No se debe olvidar que los métodos disponibles para estimar eficiencia productiva dependen de la estructura informacional contenida en el modelo de estimación. A pesar de avances metodológicos acumulados en los métodos econométricos hoy disponibles para estimar eficiencia y/o productividad, no pierde relevancia la clásica analogía sugerida por Abramovich a mediados de los años 1950, en el sentido de considerar las estimaciones de eficiencia productiva como medidas, en última instancia, de “la ignorancia del analista”.

Teniendo en consideración los condicionantes mencionados, y en relación con el análisis comparativo entre los algoritmos de estimación considerados, destacan los siguientes resultados:

a) Los ordenamientos relativos de las eficiencias estimadas para distintos barcos, resultantes con uno y otro algoritmo de estimación, muestran una elevada y significativa correlación en cada uno de los años del período muestral. Así, el ordenamiento de los *scores* de eficiencia de las distintas unidades productivas resulta ser, en lo fundamental, independiente de si el algoritmo de estimación

modela los efectos sistemáticos y específicos al barco como efectos fijos (paramétricos) o como efectos aleatorios. Este resultado concuerda con evidencia empírica previa (Kumbhakar y Knox-Lovell, 2000; Cornwell y Schmidt, 1996, p. 872).

b) El algoritmo con efectos fijos tiende a estimar, relativo al modelo con efectos aleatorios, mayores niveles de eficiencia, considerando un set común de regresores. Por otro lado, el modelo con efectos fijos genera distribuciones de eficiencia con mayor dispersión. Dos elementos de diferencia entre ambos algoritmos contribuyen a obtener estos resultados: (i) los múltiples máximos de eficiencia (año específicos) que calcula el algoritmo de efectos fijos y (ii) la menor estructura de supuestos distribucionales que el modelo con efectos fijos impone sobre los residuos de estimación.

Por otro lado, ahora respecto de aspectos tecnológico-productivos relacionados a la pesquería bajo análisis, los siguientes son resultados estadísticamente robustos:

c) La variable potencia de motor, *proxy* de la capacidad instalada de pesca del barco, obtiene clara significancia estadística como factor explicativo de eficiencia en la captura. Por otro lado, aún en los casos en donde se incluye potencia de motor como regresor en la frontera productiva, se tiende a obtener mayores niveles de eficiencia para barcos de mayor tamaño (en promedio aquellos con motores más potentes). Esto sugiere que existen otros factores productivos relacionados al tamaño del barco, aunque no expresamente controlados en las estimaciones efectuadas, que también condicionan las capturas logradas por barcos con distinta capacidad instalada de pesca.

d) Barcos de menor tamaño y con menor potencia de motor, en general presentan mayor dispersión en sus eficiencias estimadas. Se interpreta este resultado como reflejo de mayor heterogeneidad tecnológica en estas categorías de tamaño de embarcación.

e) La función Cobb-Douglas se rechaza a favor de una tipo Translog. Así, estimaciones punto para las elasticidades captura-insumos son en general función de la escala de operación pesquera y/o de la abundancia del recurso pesquero en explotación.

f) En el caso de la elasticidad captura-horas de pesca, estimadores consistentes arrojan valores menores a la unidad, lo que insinúa rendimientos medios de pesca decrecientes en el nivel del esfuerzo de pesca. Esto es compatible con los indicios encontrados de efectos congestión; estos últimos, asociados a la escala de operación del total de la flota industrial en estudio.

Notas

[1] Recursos pesqueros que se distribuyen sobre el fondo marino; en el caso de la merluza común entre los 80 y 500 metros de profundidad. La captura dirigida a merluza común también produce, simultáneamente, la de otras especies de peces, cefalópodos y crustáceos (‘fauna acompañante’).

[2] Valorando el total de la producción a precios FOB de exportación.

[3] El registrarse como nave artesanal conlleva una serie de beneficios extras (tributarios, fiscalización estatal menos intensa y no pago de patente pesquera anual), respecto de las exigencias requeridas a barcos industriales.

[4] Flotas artesanales operan con barcos de menor tamaño y con menor capacidad de pesca, relativo al caso de barcos industriales. Por otro lado, los productos finales de uno y otro tipo de flota no siempre son coincidentes.

[5] En la literatura empírica sobre mediciones de eficiencia técnica y cambios en productividad constituye una práctica relativamente frecuente el realizar análisis comparativo entre los resultados logrados con algoritmos alternativos de cálculo o estimación (e.g., véase Greene, 1997; Kumbhakar y Lovell, 2000, caps. 3, 7 y 8).

[6] Cuando hablamos de captura nos referimos a las toneladas de merluza desembarcadas según registros oficiales. La captura propiamente tal no se observa. El desembarque es equivalente a la captura menos lo que los barcos arrojen al mar o "descarten" (ejemplares más pequeños u otras especies no requeridas).

[7] Esto determinó que en 1970 se prohibiese el uso del recurso para la industria elaboradora de harina y aceite de pescado, medida que continúa vigente a la fecha.

[8] Aguayo *et al.* (1985) y Aguayo y Young (1982) argumentan que en este período se produce una disminución del stock atribuible a los altos niveles de explotación, así como también debido a un cambio en la distribución espacial de la merluza. Yánez *et al.* (1985) señalan que en este período se registra sobreexplotación y Pavez (1977) agrega que se produjo un aumento en el esfuerzo pesquero, debido a la operación de barcos de nacionalidad cubana y de la URSS frente a las costas chilenas (1970-72).

[9] Se regula el tamaño de malla de redes de arrastre en 100 mm (D.S. N° 238/82) y se comienza a fijar un máximo de captura anual a través de una cuota global.

[10] Corresponde al borde costero que se encuentra a la altura del lago Llanquihue (entre Puerto Octay y Frutillar).

[11] Medida de administración que distribuye la cuota global anual de captura de merluza común, asignada previamente al total del sector industrial, entre los distintos dueños de embarcaciones con autorizaciones de pesca vigentes para desarrollar actividades extractivas en esta pesquería.

[12] En 1990 cerca del 42% del desembarque total se destinó a consumo fresco en el mercado interno (Cerda *et al.*, 1998). En el año 2000 esa cifra disminuyó al 25% del desembarque total de merluza común (Subpesca, Ficha Pesquera N° 03, 2002).

[13] Recién a partir de 1999 el registro de autorizaciones de pesca se regularizó completamente, previo a la implementación del sistema de LMCA en el año 2001. En años anteriores, especialmente previos a 1995, la cantidad de naves informadas en el Cuadro 1 debe tomarse con reserva.

[14] Relacionado con esto, diversas resoluciones de Subpesca (N° 155/95; N° 119/96 y N°120/96) establecieron que la pesca artesanal de merluza común podía llevarse a efecto sólo usando espineles y redes de enmalle.

[15] El D.S. 64/1992 establece requisitos para la sustitución de naves que hayan informado capturas. La condición general es que no aumente el número de naves autorizadas y, en el caso particular de naves arrastreras, que se mantenga como máximo el total de la potencia ya instalada y el tonelaje de registro grueso de las naves autorizadas en la pesquería respectiva.

[16] El criterio de corte en 1.200 hp es regularmente utilizado por Subpesca al analizar esta pesquería. Para definir este punto de corte, Subpesca analizó la varianza de la captura por unidad de esfuerzo de pesca (CPUE) de cada nave, con el fin de definir grupos de barcos con similares características estadísticas, en términos de sus CPUEs. Se concluyó que las CPUEs de naves con potencia de motor menor a 1.200 hp eran estadísticamente separables respecto de naves con potencia ≥ 1.200 hp.

[17] Las horas de arrastres se refieren a las horas de pesca que emplea el barco directamente en faenas de captura.

[18] El método de pesca utilizado por la flota industrial para la captura de merluza común implica que la potencia del motor es una variable determinante del rendimiento de pesca. Mayor potencia de arrastre contribuye a aumentar el volumen de agua filtrado por la red, al ser ésta arrastrada sobre el fondo marino.

[19] El sistema de LMCA ha promovido la formación de conglomerados operacionales de empresarios pesqueros independientes, para hacer efectivas en forma conjunta sus respectivas cuotas individuales de pesca, aprovechando así economías de costos (Peña-Torres, 2002). Al año 2002 los 4 mayores

conglomerados de pesca agrupaban el 70% del desembarque industrial total en esta pesquería (y 88% del desembarque industrial si consideramos a las 8 principales agrupaciones de empresarios en esta pesquería; Cerda *et al.*, 2003).

[20] El artículo 8º de la ley 19.713 establece que los armadores deben inscribir en SERNAPESCA las naves con que harán efectivo el límite máximo de captura. Estas naves pueden efectuar operaciones de pesca en toda el área de la unidad de pesquería correspondiente.

[21] Durante el período de estudio (1990-2000) los desembarques de merluza representaron el 96% del desembarque total de la flota industrial bajo análisis. Durante el período 1995-2000 esta proporción sube a 98%.

[22] En nuestro caso las ventajas metodológicas del método de programación matemática, sobre todo en términos de facilitar el análisis de problemas multioutput/multiinput, pierden importancia relativa.

[23] Este supuesto implica que los valores de v_{it} que efectivamente se realizan no son anticipables por los administradores responsables de elegir los insumos (Zellner *et al.*, 1966).

[24] La mayoría de los métodos de estimación en esta área suponen que $v_{it} \sim$ iid $N(0, \sigma_v^2)$, mientras que para el término de ineficiencia u_{it} se han usualmente supuesto distribuciones del tipo normal exponencial, normal truncada, i.e. $u_{it} \sim$ iid $N^+(\mu, \sigma_u^2)$, y gamma normal (e.g. véase, Greene, 1980 (a,b); Stevenson, 1980; Greene, 1990).

[25] Uno de los problemas por resolver al utilizar un algoritmo de efectos fijos es la cantidad extra de parámetros (del tipo α_{it}) que es necesario estimar. Como estrategia de solución frente a este problema, Cornwell *et al.*, (1990) especifican al vector de efectos fijos α_{it} como una función exclusiva del tiempo, i.e. donde $W_{it} = (1, t, t^2)$ en una relación del tipo en (2).

[26] Más adelante nos referimos a la posibilidad que biomasa pudiese ser una variable endógena.

[27] Por esta razón ninguna de estas 2 variables se utiliza como regresor al utilizar el algoritmo de efectos fijos, ni tampoco en modelos con efectos aleatorios (como BC95) que luego son usados para comparar sus resultados con los obtenidos considerando efectos fijos. Sin embargo, y dada la significancia estadística de la variable potencia de motor para explicar diferencias en los rendimientos de pesca logrados por distintos barcos, se estima un modelo alternativo para el caso de efectos aleatorios (BC95-P), que incluye a la variable P_i como regresor en el modelo sobre las ineficiencias estimadas (ver Anexo 2-A).

[28] En esta pesquería la localización espacial del recurso pesquero es de más fácil predicción que en el caso de peces pelágicos (e.g. anchovetas, sardinas, jureles). Así, esfuerzos de búsqueda de cardúmenes no representan una fuente de diferencias significativas entre los rendimientos de pesca logrados por distintos barcos de la flota industrial.

[29] Esta variable no fue incluida en logaritmos debido a que nuestra data muestral incluía algunas empresas con un solo barco, sobre todo en el período 1990-1994. En definitiva, esta variable fue eliminada en el modelo final de estimación, dado que mostraba muy poca varianza muestral. De las 18 empresas en nuestra base muestral, 12 operaron con sólo un barco durante todo el período muestral.

[30] Este test se distribuye asintóticamente como una distribución chi-cuadrada con grados de libertad equivalentes al número de restricciones impuestas.

[31] No obstante, la posibilidad de correlación entre ambos eventos no es obvia, dado que el nivel de las cuotas anuales de pesca está definido (durante el período bajo estudio) para el total de la flota en operación, mientras que la decisión sobre el esfuerzo de pesca se ejecuta, en última instancia, a nivel de cada embarcación.

[32] Se utilizaron el Test de Razón de Máxima Verosimilitud y el Test de Wald (F=[(SCRR-SCRSR)/k]/[SCRSR/N-k-1]) para los modelos de efectos aleatorios y efectos fijos, respectivamente. Los resultados obtenidos no permiten rechazar la hipótesis nula que las variables son significativas en el modelo.

[33] En este trabajo se utiliza un algoritmo de estimación con efectos aleatorios del tipo en Battese-Coelli (1995). Si bien la estructura informacional usada en Peña *et al.* (2003) es similar a la usada en el presente trabajo, Peña *et al.* (2003) cuentan con márgenes extras de información (e.g. antigüedad de los barcos, regresor con clara significancia estadística). Un mayor número de regresores relevantes debiera *per se* contribuir a estimar menores niveles de ineficiencia, dado que la ineficiencia se calcula a partir de los residuos de estimación de la frontera productiva. Más adelante se presenta una confirmación de esta intuición.

[34] Por ejemplo, al momento de ingresar la pesca de merluza común a la bodega del barco, la captura es ordenada en cajas para así evitar mayores daños sobre aspectos que inciden directamente en la calidad final del pescado por desembarcarse.

[35] Debe tenerse cautela al efectuar comparaciones entre los niveles de eficiencia estimados por uno y otro algoritmo de estimación, dado que el algoritmo de efectos fijos define múltiples máximos de eficiencia (año-específicos), mientras que el algoritmo de efectos aleatorios considera un único máximo de eficiencia para todo el período muestral.

[36] El Coeficiente de Spearman mide el grado de asociación entre los *scores* estimados de eficiencia de acuerdo a la fórmula $r = [1 - (6d^2/N(N^2-1))]$, donde d representa las diferencias de orden entre cada par de *scores* analizados y donde N es el número de barcos considerados.

[37] Dado que el algoritmo de efectos fijos calcula *scores* de eficiencia que son relativos a valores máximos específicos a cada año, no tiene sentido calcular el coeficiente de Spearman que resulta al considerar en conjunto el total de los años en la muestra.

[38] Inicialmente seguimos esta estrategia para poder comparar los resultados de estimación entre modelos homólogos estimados con efectos fijos versus efectos aleatorios. Más adelante consideramos una estrategia alternativa de análisis, que introduce potencia de motor del barco como regresor en el modelo sobre las ineficiencias estimadas.

[39] Por ejemplo, podría ocurrir que la experiencia pesquera del capitán del barco sea un factor productivo con impacto más heterogéneo en el caso de barcos tipo P1 versus el caso de barcos tipo P2.

[40] Ninguno de estos dos modelos incluye regresores invariantes en el tiempo.

[41] Respecto de cada variable, se testea la relevancia conjunta de los distintos términos que incluyen a cada variable.

[42] La hipótesis nula de elasticidad captura-esfuerzo igual a la unidad se rechaza testeando sobre el valor promedio de esta elasticidad durante el período 1990-2000. El valor del estadístico t es –11,19.

[43] Esto podría ser reflejo de un problema de endogeneidad de la variable biomasa. Sin embargo, testear más directamente esta posibilidad escapa a este trabajo. Desarrollos en esta dirección requieren imponer mayor estructura biológica en el modelo de estimación, y así poder explorar los posibles mecanismos y direcciones causales de relación estadística entre la captura a nivel de barco y la biomasa, incluyendo un análisis sobre las formas funcionales y los rezagos de tiempo más relevantes en esta relación.

[44] La hipótesis de elasticidad captura-biomasa igual a cero se rechaza al 90% de confianza, al testear sobre el valor promedio de esta elasticidad durante el período 1990-2000. El valor del estadístico t es 1,69.

[45] En esta sección el análisis considera resultados obtenidos con ambos algoritmos de estimación. La secuencia de modelos reportados refleja, por un lado, nuestra estrategia de respuesta frente a un problema de multicolinealidad (detectado en forma *ex-post*) entre algunos de los regresores inicialmente considerados en el modelo sobre los *scores* de ineficiencia (modelos en el Anexo 3-A). Por otro lado, el conjunto de modelos considerados refleja además nuestro interés en verificar cuán robustas son la significancia y el signo de aquellos regresores que obtienen mayor significancia estadística bajo uno y otro algoritmo de estimación.

[46] Las correlaciones de estas dos variables con el resto de los regresores en la ecuación de ineficiencias son bajas.

[47] La correlación entre (a^j, p_i)= 0,7. Esta correlación probablemente guarda relación con el hecho de que 11 empresas, del total de 18 en nuestra muestra, operan durante el período analizado con sólo un barco.

[48] Según nómina de embarcaciones y armadores inscritos a inicios del 2001.

[49] Consideramos 26 naves del total (29) en nuestra base muestral, dado que en esta sección nos focalizamos en barcos que efectuaron operaciones de pesca durante los años 1998-2000. Los 26 barcos considerados eran aptos para ser elegidos por los empresarios para operar durante el año 2001.

[50] Los modelos reportados en el Anexo 3-C fueron estimados en una etapa posterior de nuestro análisis. No obstante, las diferencias (versus el modelo BC95-P) en la calidad del ajuste sobre la data muestral no son significativas. Por lo tanto, en lo que se refiere a los resultados en esta sección no debiéramos anticipar diferencias cuantitativas de importancia.

[51] Consideramos el promedio por nave de las eficiencias estimadas para los años 1998, 1999 y 2000.

[52] Por ejemplo, modelos con efectos aleatorios permiten estimar coeficientes para regresores relevantes que sean invariantes en el tiempo. Por otro lado, algoritmos con efectos fijos ofrecen estimadores consistentes para casos en donde exista correlación entre alguno(s) de los regresores y el componente sistemático del residuo de estimación (u_{it}). Las prioridades del análisis condicionan cuál de estas características interesa potenciar más.

[53] Y esto por cuanto el estimador β^* mide la correlación entre y_{it} y x_{it} *neta* de los respectivos efectos que las variables W_{it} (y, por ende, los residuos u_{it}) pudiesen tener sobre las variables y_{it} y x_{it}.

[54] Al igual que en la etapa inicial de este algoritmo de estimación, estas regresiones se realizan en forma individual para cada barco. Con el propósito de lograr una razonable significancia estadística en la estimación de los parámetros δ_i, tanto en la etapa inicial como en ésta consideramos barcos con al menos 5 años de operación en esta pesquería. En cada una de estas estimaciones la condición impuesta es $n>k$, donde n es el número de observaciones temporales y k el número de regresores.

[55] La estimación de funciones estocásticas de producción a través de Máxima Verosimilitud ha sido ampliamente empleada desde el primer modelo propuesto por Aigner, Lovell y Schmidt (1977). No obstante, existe escasa literatura respecto de las propiedades asintóticas de estos estimadores.

Referencias

ABRAMOVICH, M. (1956). "Resources and Output Trends in the United States since 1870", *American Economic Review*, 46(2), pp. 5-23.

AGUAYO, M. y Z. YOUNG (1982). "Determinación de los Factores que han Incidido en los Cambios de la Abundancia del Recurso Merluza Común *(Merluccius Gayi)* en el período 1968-1981", *Informe Final Proyecto a Subpesca-IFOP*, Chile. 70 pp.

AGUAYO, M.; Z. YOUNG, R. BUSTOS, H. ROBOTHAM, C. VERA y R. GILI (1985). "Diagnósticos de las Principales Pesquerías Nacionales Demersales (Peces) Zona Centro-Sur: Estado de Situación del Recurso", *CORFO (AP 85-41)*, IFOP Chile, 91 pp.

AIGNER, D. J.; C. A. K. LOVELL y P. SCHMIDT (1977). "Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models", *Journal of Econometrics*, 6 (1), julio, pp. 21-37.

BATTESE, G. E. y T. J. COELLI (1995). "A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data", *Empirical Economics*, 20 (2), pp. 325-332.

BAUER, P. y D. HANCOCK (1993): "The Efficiency of the Federal Reserve in Providing Check Processing Services", *Journal of Banking and Finance* 17 (2/3), pp. 287-311.

CERDA, R.; E. YAÑEZ, M. ARREDONDO, G. MARTINEZ y M. URBINA (1998). "Evaluación Bioeconómica de la Pesquería Industrial y Artesanal del Recurso Merluza Común en la Zona Centro-Sur". *Proyecto Fondo de Investigación Pesquera (FIP) 95-16. Estud y Doc*. 1/98 P. Universidad Católica de Valparaíso, 333 pp.

CERDA, R.; S. BERTRAND, G. MARTINEZ, K. NIETO, M. URBINA y E. YAÑEZ (2003). "Evaluación del Impacto Socioeconómico de Medidas de Administración en Pesquerías" *Proyecto Fondo de Investigación Pesquera (FIP) 2001-30. Estud y Doc*. 1/03, P. Universidad Católica de Valparaíso, 103 pp.

COELLI, T. (1996), "A Guide to FRONTIER Version 4.1: A Computer Program for Stochastic Frontier Production and Cost Function Estimation", *Centre for Efficiency and Productivity Analysis (CEPA), Working Paper*, University of New England, Armidale, N.S.W., Australia.

COMITINI, S. y D. S. HUANG (1967). "A Study of Production and Factor Shares in the Halibut Fishing Industry", *Journal of Political Economy*, 75, August, pp. 366-72.

CORNWELL, C., P. SCHMIDT, and R. C. SICKLES (1990). "Production Frontiers with Cross-Sectional and Time-Series Variation in Efficiency Levels", *Journal of Econometrics*, 46 (1/2), pp. 185-200.

CORNWELL, C. y P. SCHMIDT (1996). "Production Frontiers and Efficiency Measurement", en Matyas, L. y P. Sevestre (eds.), *The Econometrics of Panel Data: A Handbook of the Theory and Applications*, revised 2nd edition, Kluwer, Boston, Cap. 32.

FARIAS, J. (1993). "Dinámica del Stock de Merluza Común *(Merluccius Gayi)* Explotado en la Zona Central de Chile entre 1960 y 1990", *Tesis para Optar al Título de Ingeniero Pesquero***,** ECM-Universidad Católica de Valparaíso, 79 pp.

FELTHOVEN, R. G. (2002). "Effects of the American Fisheries Act on Capacity, Utilization and Technical Efficiency", *Marine Resource Economics*, 17(3), pp. 181-205.

GREENE, W. H. (1980a). "Maximum Likelihood Estimation of Econometric Frontier Functions", *Journal of Econometrics*, 13 (1), pp. 27-56.

GREENE, W. H. (1980b), "On the Estimation of a Flexible Frontier Production Model", *Journal of Econometrics*, 13 (1), pp. 101-115.

GREENE, W. H. (1990), "A Gamma-Distributes Stochastic Frontier Model", *Journal of Econometrics*, 46 (1/2), pp. 141-163.

GREENE, W. H. (1997). "Frontier Production Functions", en M.H. Pesaran y P. Schmidt (eds.), *Handbook of Applied Econometrics Vol. II: Microeconomics*, Blackwell Publishers, Oxford, Cap. 3.

HANNESSON, R. (1983). "Bioeconomic Production Function in Fisheries: Theoretical and Empirical Analysis", *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 40, marzo, pp. 968-82.

HAUSMAN, J. A. (1978), "Specification Tests in Econometrics", *Econometrica*, 46 (6), pp. 1251-1271.

INSTITUTO DE FOMENTO PESQUERO (2001). "Investigación CTP Merluza Común año 2002". *Mimeo IFOP*, 58 pp.

JIN, D.; E. THUNBERG, H. KITE-POWELL y K. BLAKE (2002). "Total Factor Productivity Change in the New England Groundfish Fishery: 1964-1993", *Journal of Environmental Economics and Management*, 44 (3), pp. 540-56.

JOHNSTON J. y J. DINARDO (1997). *Econometric Methods*, 4th Edition, McGraw Hill.

JONDROW, J.; K. LOVELL, I. MATEROV y P. SCHMIDT (1982). "On the Estimation of Technical Inefficiency in the Stochastic Frontier Production Model", *Journal of Econometrics*, 19 (2/3), pp. 233-238.

KIRKLEY, J. E.; D. SQUIRES y I. E. STRAND (1995). "Assessing Technical Efficiency in Commercial Fisheries: The Mid-Atlantic Sea Scallop Fishery", *American Journal of Agricultural Economics*, 77, agosto, pp. 686-697.

KODDE, D. y F. PALM (1986). "Wald Criteria for Jointly Testing Criteria Equality and Inequality Restrictions", *Econometrica*, 54 (5), pp. 1243-1248.

KUMBHAKAR, S. C. (1990). "Production Frontiers, Panel Data, and Time-Varying Technical Inefficiency", *Journal of Econometrics*, 46 (1/2), pp. 201-212.

KUMBHAKAR, S. C. y C. A. KNOX LOVELL (2000). *Stochastic Frontier Analysis***,** Cambridge University Press; U.K.

LIBECAP, G. (1989). *Contracting for Property Rights*, Cambridge University Press, U.K.

MEEUSEN, W. y J. VAN DEN BROECK (1977). "Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error", *International Economic Review*, 18 (2), pp. 435-444.

PAVEZ, P. (1977). "Análisis de la Situación Actual y Algunas Alternativas de Manejo de la Pesquería de la Merluza Común *(Merluccius gayi)* en Chile", *ECMA-UCV*, *Mimeo*, 28 pp.

PEÑA-TORRES, J. (1997). "The Political Economy of Fishing Regulation: The Case of Chile", *Marine Resource Economics*, 12 (4), pp. 239-248.

PEÑA-TORRES, J. y M. BASCH (2000). "Harvesting in a Pelagic Fishery: The Case of Northern Chile", *Annals of Operations Research 94 (Special issue on Natural Resources)*, pp. 295-320.

PEÑA-TORRES, J. (2002). "¿Privatizar el Mar? ¿Subsidiar? o ¿Muerte Anunciada de la Pesca Extractiva en Chile? Debates Sobre Cuotas Individuales Transferibles", *Estudios Públicos*, 86, mayo, pp. 183-222.

PEÑA-TORRES, J.; M. BASCH y S. VERGARA (2003). "Eficiencia Técnica y Escalas de Operación en Pesca Pelágica: Un Análisis de Fronteras Estocásticas (Pesquería Centro-Sur, Chile)", *Cuadernos de Economía*, 40 (119), pp. 43-83.

PEÑA-TORRES, J.; S. VERGARA y M. BASCH (2004). "El Dilema de la Escala Productiva Frente a Ciclos de Abundancia: La Pesca Industrial en Chile", *El Trimestre Económico N° 283 (julio-septiembre*) (forthcoming).

QUINN, T. J. y R. B. DERISO (1999). *Quantitative Fish Dynamics*, Oxford University Press, U.K.

REIFSCHNEIDER, D. y R. STEVENSON (1991). "Systematic Departures from the Frontier: A Framework for the Analysis of Firm Inefficiency", *International Economic Review*, 32 (3), pp. 715-723.

SCHMIDT, P. y R.C. SICKLES (1984). "Production Frontiers and Panel Data", *Journal of Business and Economic Statistics*, 2 (4), pp. 367-74.

SCOTT, A. (1993). "Obstacles to Fishery Self-Government", *Marine Resource Economics*, 8 (3), pp. 187-199.

SERNAPESCA (2000). *Anuario Estadístico de Pesca 2000*, Ministerio de Economía, Chile.

SERRA, R. y P. BARRIA (1992). "Investigación y Estimación de la Captura Total Permisible para el Jurel Año 1992", *Reporte Técnico*, IFOP, Valparaíso, Chile.

SHARMA, K. R. (1998). "Technical Efficiency of the Longline Fishery in Hawaii: An Application of a Stochastic Production Function", *Marine Resource Economics*, 13 (4), pp. 259-74.

SQUIRES, D. (1992). "Productivity Measurement in Common Property Resource Industries: An Application to the Pacific Coast Trawl Fishery", *RAND Journal of Economics*, 23 (2), pp. 221-236.

SQUIRES, D.; R. Q. GRAFTON, M. F. ALAM y I. H. OMAR (1998). "Where the Land Meets the Sea: Integrated Sustainable Fisheries Development and Artisanal Fishing", *Working Paper* 98-26, Department of Economics, University of California, San Diego.

STEVENSON, R. E. (1980). "Likelihood Functions for Generalized Stochastic Frontier Estimation", *Journal of Econometrics*, 13 (1), pp. 57-66.

VISWANATHAN, K.; I. H. OMAR, Y. JEON, J. KIRKLEY, D. SQUIRES y I. SUSILOWATI (2001). "Fishing Skills in Developing Country Fisheries: The Kedah, Malaysia Trawl Fishery", *Marine Resource Economics*, 16 (4), pp. 293-314.

YAÑEZ, E.; L. PIZARRO y M. ALBERTI (1985). "Dinámica del Stock de Merluza Común *(Merluccius Gayi)* Explotado en la Zona Central de Chile (30ºS – 40ºS) entre 1960 y 1982", en T. Melo (ed.), *Estudios en Pesquerías Chilenas*, ECM – Universidad Católica de Valparaíso, pp. 67-74.

YAÑEZ, E.; M. BARBIERI y C. SILVA (2003). "Fluctuaciones Ambientales de Baja Frecuencia y Principales Pesquerías Pelágicas Chilenas", en E. Yañez (ed.) *Actividad Pesquera y de Acuicultura en Chile*, Escuela de Ciencias del Mar, P. Universidad Católica de Valparaíso, pp. 109-121.

ZELLNER, A.; J. KMENTA y J. DRÈZE (1966). "Specification and Estimation of Cobb-Douglas Production Function Models", *Econometrica*, 34 (2), pp. 784-795.

ANEXO 1

FLOTA INDUSTRIAL Y EL SISTEMA DE LMCA EN LA PESQUERIA DE MERLUZA COMUN

	Prom. 1999-2000	2001		2002	
Flota industrial	Naves autorizadas	Naves autorizadas	Naves inscritas LMCA	Naves autorizadas	Naves inscritas LMCA
N° armadores	34	30	19	29	18
N° naves	61	57	41	57	37
HP totales	54.211,5	51.795	43.742	51.795	41.987
HP/nave	889	909	1.067	909	1.135
Desembarque total[a]	84.132,5	87.741	87.570	88.850	88.823
Cuota Anual Tot. (ton)	80.000	82.744		89.744	
Grupo < 1.200 hp					
N° Naves	44	40	24	40	20
HP totales	21.854,5	19.438	11.385	19.438	9.630
HP/nave	496,5	486	474	486	482
Desembarque Grupo	27.831	23.534	23.363	24.810	24.783
Grupo > 1.200 hp					
N° Naves	17	17	17	17	17
HP totales	32.357	32.357	32.357	32.357	32.357
HP/nave	1.903	1.903	1.903	1.903	1.903
Desembarque Grupo	56.301,5	64.207	64.207	64.039	64.039

Fuente: Subpesca.

[a] El desembarque (toneladas) por sobre la cuota global en 1999-2000 se justifica porque parte de la flota desembarcó merluza como fauna acompañante, no incorporada en dicha cuota, en otras pesquerías. En el año 2001 estos porcentajes de fauna acompañante de merluza se incorporaron a la cuota global, por lo que la diferencia se justificaría por excesos de captura en que habrían incurrido los agentes.

ANEXO 2

ALGORITMOS DE ESTIMACION

(A) Algoritmo con Efectos Fijos

Se supone que los errores v_{it} en la ecuación (1) son del tipo i.i.d., con media nula y varianza σ^2_v constante, sin exigirse ningún otro supuesto distribucional. Además los errores v_{it} se suponen exógenos con respecto al set de regresores x_{it}. Los niveles de ineficiencia $u_{it} \geq 0$ se definen como parámetros.

La estimación de la frontera productiva en (1) se realiza en forma paralela con la estimación de una ecuación tipo (2) que contiene factores condicionantes W_{it} de la eficiencia técnica a nivel de cada barco. Los parámetros δ_i en (2) varían a través del corte transversal de la muestra de estimación. Reemplazando (2) en (1), se obtiene la siguiente relación genérica a ser estimada:

$$y_{it} = x'_{it}\beta + W'_{it}\delta_i + \theta_{it} \qquad \text{(a1)}$$

donde $\theta_{it} = (v_{it} + \omega_{it})$ representa un residuo tipo ruido blanco.

Para abordar el problema de la elevada dimensionalidad en esta regresión se recurre al teorema de Frisch-Waugh-Lovell (Johnston y Dinardo, 1997). Primero se regresiona y_{it} y cada factor x_{it} respecto de W_{it}, barco por barco, y así se obtienen los valores predichos y^*_{it} y x^*_{it}. Luego, para estimar los parámetros en β se regresiona $(y_{it} - y^*_{it})$ sobre $(x_{it} - x^*_{it})$, utilizando el total de la data muestral. El estimador β^* así obtenido será consistente, aun en el caso de que los regresores x_{it} estuviesen correlacionados con los efectos u_{it}.[53]

El próximo paso implica estimar los parámetros α_t y α_{it} y a partir de ellos deducir los parámetros de ineficiencia u_{it}. Para esto se estiman los parámetros δ_i usando MICO en una regresión de los residuos $(y_{it} - x'_{it}\beta^*)$ sobre W_{it}.[54] Con los estimadores δ^*_i así obtenidos, e incorporándolos en la relación (2), se obtienen estimadores consistentes α^*_{it}. Finalmente, y siguiendo a Schmidt y Sickles (1984), el nivel de ineficiencia u_{it} se obtiene a partir de:

$$\alpha^*_t = Max_i\,(\alpha^*_{it}) \;\; y \;\; u^*_{it} = (\alpha^*_t - \alpha^*_{it}) \qquad \text{(a2)}$$

En este algoritmo se definen múltiples niveles máximos de eficiencia técnica ($u^*_{it} = 0$), i.e. un nivel máximo para cada período *t*.

(B) Algoritmo con Efectos Aleatorios

Se utiliza un modelo del tipo propuesto en Battese y Coelli (1995):

$$y_{it} = x'_{it}\beta + v_{it} - u_{it} \qquad \text{(b1)}$$

$$\hat{u}_{it} = W'_{it}\delta + \omega_{it} \qquad \text{(b2)}$$

Las variables y parámetros en (b1) mantienen las definiciones descritas para la ecuación (1). Los residuos u_{it} se definen como variables aleatorias no-negativas, distribuidas independientemente aunque no idénticamente. Los efectos u_{it} y los errores v_{it} se suponen distribuidos independientemente, y ambos exógenos respecto de los regresores x_{it}. Los residuos u_{it} se suponen distribuidos según una Normal truncada positiva $N^{+}(\mu_{it}, \sigma_u^2)$, donde la media μ_{it} de esta distribución se modela como equivalente a $W_{it}'\delta$; donde W_{it} denota variables explicativas de la ineficiencia esperada (μ_{it}), siendo δ el vector de parámetros asociados (ahora comunes $\forall i$).

La ecuación (b2) permite estimar los parámetros δ bajo el supuesto de que los residuos ω_{it} son variables aleatorias definidas por el truncamiento de una distribución $N(0, \sigma_\omega^2)$, tal que el punto de truncamiento es $-W_{it}'\delta$, i.e. $\omega_{it} \geq -W_{it}'\delta$. Estos supuestos son consistentes con que los términos de ineficiencia u_{it} sean equivalentes al truncamiento de una distribución no negativa $N(W_{it}'\delta, \sigma_u^2)$ (Battese-Coelli, 1995). En (b2), $\hat{u}_{it}$ denota el residuo estimado que se utiliza como estimador del término de ineficiencia u_{it} en (b1).

La lógica para obtener $\hat{u}_{it}$ es la siguiente. Primero se obtiene el residuo $\varepsilon_{it}=(v_{it}-u_{it})$ estimando (b1) vía Máxima Verosimilitud. Luego, siguiendo a Jondrow *et al.* (1982), se estima el residuo $\hat{u}_{it}$, como estimador del valor medio $\mu_{it} = W_{it}'\delta$ de la distribución $N(\mu_{it}, \sigma_u^2)$, a partir de la esperanza condicional del término de ineficiencia u_{it}, dado el valor obtenido para el residuo $\varepsilon_{it} = (v_{it}-u_{it})$:

$$\hat{u}_{it} = E(u_{it}|\varepsilon_{it}) = K[\phi(\varepsilon_{it}\lambda/\sigma) / (1 - \Phi(\varepsilon_{it}\lambda/\sigma)) - (\varepsilon_{it}\lambda/\sigma)] \qquad \text{(b3)}$$

donde $\sigma^2 = (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)$, $K^2 = (\sigma_u^2 \sigma_v^2)/\sigma^2$, $\lambda = (\sigma_u / \sigma_v)$, y ϕ y Φ representan la densidad normal estándar y la función normal acumulativa estándar, respectivamente. Este procedimiento permite obtener estimadores eficientes para los parámetros del modelo (b1)-(b2).[55]

Lo anterior permite estimar la eficiencia técnica (ET) del barco *i* en el período *t* a partir de (definición también válida para calcular la eficiencia técnica a partir del parámetro $\hat{u}_{it}$ estimado con efectos fijos):

$$ET_{it} = exp\ (-\hat{u}_{it}) \qquad \text{(b4)}$$

La eficiencia técnica de *i* tiene un valor máximo igual a 1 si la embarcación obtiene una ineficiencia estimada $\hat{u}_{it} = 0$. Para el resto de los casos, $0 < ET_{it} < 1$. Este algoritmo de estimación calcula un único nivel máximo de eficiencia técnica, válido para el total *N* de barcos *i* y para el total *T* de períodos contenidos en la muestra de la estimación.

ANEXO 3-A

RESULTADOS BASE DE ESTIMACION

(I) Modelo Frontera Productiva

Variables	(1) E. Aleatorios (BC95)	(2) E. Aleatorios (BC95-P)	(3) Efectos Fijos
Constante	114,33 (112,41)*	100,12 (62,99)*	
Esfuerzo de Pesca (e_i)	– 6,09 (– 8,19)*	– 9,76 (– 8,38)*	– 7,33 (– 4,80)*
Biomasa (b)	– 23,69 (– 34,06)*	– 14,41 (– 15,20)*	30,50 (2,20)*
Tendencia (T)	– 1,08 (– 1,19)	– 3,05 (– 2,94)*	– 6,49 (– 4,37)*
e_i^2	0,01 (0,34)	– 0,05 (– 2,22)*	– 0,02 (– 0,54)
b^2	1,21 (11,15)*	0,01 (– 0,03)	– 3,42 (– 3,10)*
T^2	– 0,02 (– 2,78)*	– 0,03 (– 4,12)*	– 0,06 (– 6,16)*
$e_i \cdot b$	1,01 (8,06)*	1,74 (9,50)*	1,29 (5,34)*
$e_i \cdot T$	0,00 (0,00)	– 0,06 (– 3,10)*	– 0,05 (– 2,34)*
$b \cdot T$	0,20 (1,57)	0,58 (3,44)*	1,15 (4,93)*

(II) Modelo sobre Ineficiencias Estimadas

Variables	(1)	(2)	(3)
Constante	– 1,32 (– 1,09)	8,27 (2,73)*	
Potencia Motor (p_i)	–	– 1,15 (– 12,04)*	
Acarreo Empresa (a^i): z1	– 0,37 (– 20,13)*	0,05 (1,36)	
Acarreo industria (a^I): z3	0,67 (3,36)*	0,20 (1,23)	
N° barcos industria (n^I): z4	– 0,76 (– 0,91)	– 0,77 (– 1,31)	
Parámetros			
N° total observaciones	214	214	214
$\sigma_s^2 = \left(\sigma_u^2 + \sigma_v^2\right)$	0,59 (7,89)*	0,29 (15,81)*	
$\gamma = \left(\sigma_u^2 / \sigma_s^2\right)$	1,00 ($7{,}2 \times 10^6$)*	1,00 ($4{,}3 \times 10^3$)*	
Log-likelihood	– 219,00	– 142,52	
R^2			0,57
R^2-Ajustado			0,55
Root MSE			0,27
ET Promedio (1990-2000)	0,30	0,29	0,34
Desv. Estándar	0,26	0,25	0,30

Notas: Valores entre paréntesis del estadígrafo *t*.
*: Significativo al 95% de confianza.

ANEXO 3-B

VARIANTES RESPECTO DEL MODELO BASE SOBRE LAS INEFICIENCIAS ESTIMADAS

(I) Modelo sobre Ineficiencias Estimadas

Variables	Efectos Aleatorios: BC95		Efectos Aleatorios: BC95-P	
	(1A)	(1B)	(2A)	(2B)
Constante	– 2,75 (– 0,88)	4,58 (3,35)	3,28 (5,47)*	0,80 (0,79)
Potencia Motor (p_i)	–	–	– 1,18 (– 31,89)*	– 0,48 (– 4,82)*
Acarreo Empresa (a^j): z1	– 0,37 (– 11,8)*	– 0,39 (– 11,2)*	0,44 (1,44)	– 0,02 (– 0,31)
Acarreo industria (a^l): z3	0,6 (2,92)*	–	0,36 (11,33)*	–
N° barcos industria (n^l): z4	–	0,58 (1,62)	–	1,27 (4,39)*
Parámetros				
N° total observaciones				
$\sigma_s^2 = \left(\sigma_u^2 + \sigma_v^2\right)$	0,55 (9,98)*	0,60 (8,25)*	0,30 (10,69)*	0,33 (4,78)*
$\gamma = \left(\sigma_u^2 / \sigma_s^2\right)$	1,00 (20,2 x 10^6)*	1,00 (19,6 x 10^6)*	1,00 (10,4 x 10^4)*	1,00 (9,1 x 10^4)*
Log– likelihood	– 220,77	– 224,51	– 143,59	– 212,5
ET Promedio (1990– 2000)	0,29	0,28	0,30	0,25
Desv, Estándar	0,26	0,24	0,26	0,21

(II) Modelo Frontera Productiva

Constante	109,81 (102,0)*	114,84 (116,77)*	115,45 (111,93)*	114,70 (117,09)*
Esfuerzo de Pesca (e_i)	– 6,27 (– 3,86)*	– 6,37 (– 6,17)*	– 10,67 (– 8,10)*	– 5,39 (– 6,02)*
Biomasa (b)	– 22,41 (– 18,35)*	– 23,19 (– 28,46)*	– 19,56 (– 15,60)*	– 23,74 (– 31,62)*
Tendencia (T)	– 0,62 (– 0,53)	– 1,62 (– 1,82)	– 1,44 (– 1,64)	– 2,36 (– 2,71)*
e_i^2	– 0,02 (– 1,19)	– 0,02 (– 0,70)	– 0,04 (– 1,81)	– 0,02 (– 0,34)
b^2	1,09 (5,22)*	1,10 (8,0)*	0,46 (2,22)*	1,20 (8,96)*
T^2	– 0,01 (– 0,68)	– 0,02 (– 2,32)*	– 0,02 (– 2,43)*	– 0,01 (– 1,08)
$e_i \cdot b$	1,1 (4,01)*	1,11 (6,07)*	1,85 (8,89)*	0,94 (5,85)*
$e_i \cdot T$	– 0,01 (– 0,58)	– 0,01 (– 0,61)	– 0,05 (– 2,85)*	0,02 (0,93)
$b \cdot T$	0,14 (0,73)	0,30 (2,28)*	0,31 (2,20)*	0,36 (2,58)*

Notas: Valores entre paréntesis del estadígrafo *t*.
*: Significativo al 95% de confianza.

ANEXO 3-C

POTENCIA DE MOTOR COMO REGRESOR EN LA FRONTERA DE PRODUCCION

(I) Modelo de Frontera Productiva

Variables	Variantes sobre modelo reportado en:		
	(i) Anexo 3-A: (1)	(ii) Anexo 3-B: (1A)	(iii) Anexo 3-B: (1B)
Constante	43,74 (20,73)	45,46 (25,48)	46,15 (31,90)
Esfuerzo de Pesca (e_i)	– 7,32 (– 6,17)	– 7,15 (– 6,66)	– 7,17 (– 7,08)
Biomasa (b)	– 1,26 (– 0,54)	– 2,57 (– 1,20)	– 2,90 (– 2,29)
Tendencia (T)	– 3,84 (– 4,76)	– 3,31 (– 4,40)	– 3,69 (– 4,98)
Potencia de motor (p_i)	0,70 (0,48)	0,84 (0,55)	1,27 (1,08)
e_i^2	– 0,06 (– 2,60)	– 0,07 (– 2,89)	– 0,07 (– 2,89)
b^2	– 0,44 (– 1,37)	– 0,30 (– 0,96)	– 0,27 (– 1,41)
T^2	– 0,03 (– 4,38)	– 0,03 (– 4,22)	– 0,03 (– 4,20)
p_i^2	0,33 (4,20)	0,33 (4,16)	0,31 (4,07)
$e_i \cdot b$	1,35 (7,72)	1,35 (8,00)	1,34 (8,80)
$e_i \cdot T$	– 0,03 (– 1,69)	– 0,03 (– 1,89)	– 0,03 (– 1,77)
$e_i \cdot p_i$	0,01 (2,27)	0,00 (0,05)	0,00 (0,10)
$b \cdot T$	0,62 (4,67)	0,54 (4,38)	0,59 (4,99)
$b \cdot p_i$	– 0,70 (– 3,63)	– 0,71 (– 3,49)	– 0,75 (– 4,36)
$p_i \cdot T$	0,06 (2,91)	0,05 (2,84)	0,06 (3,10)

(II) Modelo sobre Ineficiencias Estimadas

Constante	– 3,46 (– 1,86)	– 35,41 (– 1,30)	– 40,82 (– 1,16)
Acarreo Empresa (a^j): z1	– 0,86 (– 2,62)	– 1,16 (– 2,17)	– 1,11 (– 1,72)
Acarreo industria (a^I): z3	4,24 (2,14)	2,50 (1,48)	–
N° barcos industria (n^I): z4	– 16,29 (– 2,10)	–	– 10,67 (– 1,07)
Parámetros			
N° total observaciones	214	214	214
$\sigma_s^2 = \left(\sigma_u^2 + \sigma_v^2\right)$	2,26 (2,81)	3,66 (1,65)	3,32 (1,53)
$\gamma = \left(\sigma_u^2 / \sigma_s^2\right)$	0,95 (40,84)	0,97 (44,29)	0,96 (38,60)
Log– likelihood	– 128,61	– 129,63	– 129,37
ET Promedio (1990– 2000)	0,79	0,78	0,78
Desv, Estándar	0,12	0,12	0,12

ANEXO 3-D

MODELO SOBRE INEFICIENCIAS ESTIMADAS: ALGORITMO CON EFECTOS FIJOS

La variable dependiente equivale a los *scores* de ineficiencia $u_{it} \geq 0$ resultantes con el algoritmo con efectos fijos. Las estimaciones reportadas en el siguiente cuadro suponen que los parámetros δ_i (ecuación (a1) en Anexo 2) son idénticos para todo i ($\delta_i = \delta, \forall i$). El método de estimación es Mínimos Cuadrados Ordinarios (MICO). Las combinaciones de regresores considerados corresponden a las variantes reportadas en los Anexos 3-A y 3-B.

Modelo sobre las ineficiencias estimadas:

Variables	Combinación de regresores según modelos en:					
	Anexo 3-A		Anexo 3-B			
	BC95	BC95-P	(1A)	(1B)	(2A)	(2B)
Constante	– 3,96	2,17	– 3,83	– 2,08	2,64	4,90
	(– 1,5)	(1,01)	(– 1,49)	(– 1,14)	(1,24)	(3,4)
Potencia Motor (p_i)	–	– 0,88	–	–	– 0,87	– 0,9
		(– 11,32)			(– 11,25)	(– 11,82)
Acarreo Empresa (a^j): z1	– 0,34	– 0,06	– 0,34	– 0,33	– 0,07	– 0,05
	(– 11,26)	(– 1,88)	(– 11,30)	(– 10,76)	(– 1,98)	(– 1,55)
Acarreo industria (a^I): z3	0,62	0,27	0,64	–	0,37	–
	(3,12)	(1,70)	(3,76)		(2,67)	
N° barcos industria (n^I): z4	0,14	0,55	–	1,04	–	0,94
	(0,24)	(1,20)		(0,51)		(2,38)
Parámetros:						
N° total observaciones	214	214	214	214	214	214
R^2-Ajustado	0,38	0,61	0,38	0,35	0,61	0,61
Root MSE	0,77	0,61	0,77	0,79	0,61	0,61

ANEXO 4

BARCOS SELECCIONADOS POR LA INDUSTRIA PARA OPERAR
DURANTE EL AÑO 2001
(Y que a la vez están en la base de datos muestrales 1990-2000)

Barco	(1) Empresa controla	(2) Año de Construcción	(3) Score Promedio de Eficiencia*			(4) Capacidad Bodega	(5) Potencia Motor	(6) Hrs. Anuales de Arrastre*
			E. fijos	BC95	BC95-P+			
1	E6	1963	0,07	0,06	0,07	120,0	245	96,3
2	E5	1963	0,25	0,12	0,13	93,0	360	234,3
3	E1	1978	0,19	0,13	0,13	140,0	380	1.104,4
4	E7	1962	0,17	0,09	0,09	89,0	425	464,2
5	E8	1961	0,17	0,08	0,08	140	460	306
6	E8	1959	0,18	0,11	0,11	120	550	312
7	E1	1970	0,20	0,15	0,15	66,0	820	919,3
8	E8	1970	0,23	0,14	0,14	400,0	800	882,9
9	E3	1971	0,16	0,19	0,20	158,4	840	1.027,9
10	E9	1974	0,59	0,62	0,62	390	1.850	317
11	E9	1973	0,61	0,58	0,58	564	1.900	301
12	E3	1973	0,42	0,67	0,68	360,0	1.950	963,4
13	E3	1975	0,54	0,49	0,49	362,6	2.120	948,4
14	E3	1977	0,91	0,65	0,66	580,0	2.200	1.274,9
15	E3	1977	0,97	0,68	0,69	580,0	2.200	1.110,9
16	E3	1978	0,75	0,60	0,61	567,0	2.400	590,3
Promedio*		1970	0,35	0,30	0,31	269,4	1.126	679,2
Mínimo*		1959	0,05	0,02	0,04	65,0	245	96,0
Máximo*		1978	1,00	1,00	1,00	580,0	2.400	1.274,9

Fuente: Elaboración propia con base en información de Subsecretaría de Pesca y P. Universidad Católica de Valparaíso.

* Promedio años 1998, 1999 y 2000.

\+ Algoritmo BC95-P: considera la variable potencia de motor.