

PESCA DEMERSAL EN CHILE: EFICIENCIA TÉCNICA Y ESCALAS DE OPERACIÓN*

JULIO PEÑA-TORRES^a, JULIO AGUIRRE MONTOYA^b,
RENE CERDA D'AMICO^{c**}

Abstract

Este trabajo presenta estimaciones de eficiencia técnica en faenas de pesca de barcos industriales que operaron en la década 1990-2000, en la pesquería de merluza común. Se comparan los resultados de dos algoritmos que estiman modelos de fronteras estocásticas de producción, uno con efectos fijos y otro con efectos aleatorios. Entre los resultados obtenidos se destaca: (a) Se obtiene una elevada y significativa correlación entre los rankings de eficiencias estimadas con uno y otro algoritmo. (b) El algoritmo con efectos fijos genera mayores scores de eficiencia y distribuciones de eficiencia con mayor dispersión. (c) Ambos algoritmos estiman mayores eficiencias para barcos con mayor tamaño y potencia de motor. Mientras que barcos de menor tamaño presentan mayor dispersión en sus eficiencias estimadas. Esto último insinúa la presencia de mayor heterogeneidad tecnológica en este último grupo de barcos. (d) Por otro lado, estimadores consistentes señalan la presencia de rendimientos marginales decrecientes ante aumentos en el nivel del esfuerzo de pesca de cada barco. (e) Lo anterior es consistente con resultados que insinúan la presencia de efectos congestión, asociados a la escala de operación pesquera del total de la flota industrial en estudio. (f) Se confirma la relevancia empírica de la forma funcional Translog. Con ello, estimaciones punto para los valores de elasticidades captura-insumo en general dependen de la escala agregada de operación pesquera y/o de la abundancia del stock de peces bajo explotación.

Palabras Claves: Fronteras estocásticas, eficiencia técnica, estimación de panel, pesca demersal en Chile, pesquería de merluza común (*merluccius gayi*).

Clasificación JEL: Q22, C33, L7

* 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 Galvez y Mauro Urbina). Así como las sugerencias de Miguel Basch, José Miguel Benavente, Cristián Aedo, Marcela Peticara, Sebastián Vergara, George Battese y Tim Coelli. Cualquier error que pudiese existir en este trabajo es de exclusiva responsabilidad de los autores.

** ^a: Profesor Adjunto, Departamento de Economía y Administración, Universidad Alberto Hurtado-ILADES, Chile; E-mail: jpena@uahurtado.cl

^b: 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

^c: Profesor Titular, Escuela de Ciencias del Mar, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Chile; E-mail: rcerda@ucv.cl

1.- 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 resolver. Por ejemplo: ¿Qué ocurrirá con el sistema de cuotas individuales cuando se completen los 10 años de su actual vigencia? ¿Convendría en el ínter tanto 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*). Ésta es la principal especie objetivo de la pesca demersal¹ 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 como un indicador parcial de diferencias en los rendimientos económicos obtenidos por los distintos tipos de barcos que operan en esta pesquería. Nos interesa analizar fuentes de heterogeneidad productiva, expresada vía diferencias en los scores estimados de eficiencia para distintos barcos, que guarden relación con diferencias en la capacidad instalada de pesca, esta último aproximado por la potencia de motor de cada nave.

Un mejor entendimiento sobre los factores que redundan en diferentes rendimientos de pesca, por parte de barcos con disímil capacidad instalada de pesca, debiera contribuir a tomar decisiones regulatorias mejor informadas. En efecto, fuentes de heterogeneidad productiva suelen constituir condicionantes de importancia al momento de construir los consensos requeridos para introducir cambios

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.

regulatorios. Sobretudo 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 interesante caso de estudio respecto de las motivaciones anteriores. Durante el periodo de análisis ocurre un conjunto de eventos que muy probablemente contribuyeron a aumentar la heterogeneidad productiva imperante en la flota pesquera 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, como consecuencia de la introducción de reglas más restrictivas respecto de las operaciones posibles de realizar por parte de barcos registrados como naves artesanales.³ (b) Durante el periodo analizado se observa un creciente proceso de sustitución tecnológica, mediante el cual naves más pequeñas tienden a ser reemplazadas por naves de mayor tamaño. (c) Asimismo, naves en las categorías de mayor tamaño habrían además experimentado en promedio innovaciones tecnológicas de mayor envergadura, comparado al caso de naves de menor tamaño.

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 (ver sección 6).

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 (durante los 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 periodo 1992-2002.

En términos de la metodología de estimación, se recurre a modelos de fronteras estocásticas de producción, decisión que justificamos más adelante. El modelo de estimación 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’ (i.e. 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

³ El registrarse como nave artesanal conlleva una serie de beneficios adicionales (tributarios; fiscalización estatal menos intensa; no pago de patente pesquera anual) respecto de las exigencias requeridas al sector de pesca industrial.

⁴ Como norma general, 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.

medioambiente 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.

Junto con nuestro interés en analizar eficiencia técnica (en un sentido más preciso, la dispersión de las eficiencias estimadas) como una medida del grado de heterogeneidad productiva presente en la flota bajo estudio, desde un punto de vista metodológico nos interesa además analizar cuán sensibles son los resultados de estimación frente a cambios en el algoritmo de estimación. Para analizar este aspecto, y dada la estructura de panel de nuestros datos, comparamos los resultados de un algoritmo de estimación con efectos fijos, con los resultados de un algoritmo alternativo que supone efectos aleatorios.

En esta comparación nos interesa en particular 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. Asimismo, analizamos la sensibilidad ante cambios en el algoritmo de cálculo, de los valores estimados para elasticidades captura-insumos. Por último, discutimos cómo las eficiencias estimadas se correlacionan con variables que caracterizan el tipo de barco y el nivel de esfuerzo pesquero. Relacionado con esto último, consideramos la posibilidad que pudiesen existir externalidades productivas (e.g. efectos congestión), asociadas con escalas de operación pesquera que van más allá de la operación de un barco en particular; 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 cómo 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 (1999), 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).

El trabajo se estructura de la forma que sigue. La sección 2 describe aspectos relevantes de la pesquería bajo estudio. La sección 3 presenta la metodología general de estimación, mientras que la sección 4 presenta el modelo econométrico por estimarse. La sección 5 discute los resultados de estimación. La sección 6 ofrece un ejercicio que ilustra el valor predictivo de las estimaciones obtenidas. La sección 7 presenta conclusiones. Por último, se presentan Anexos con información complementaria.

2.- 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 dos sectores: (a) un sector industrial intensivo en el uso de capital de mayor tecnología a nivel de extracción, y donde en general predominan empresas verticalmente integradas en extracción y proceso; y (b) un sector de pesca artesanal intensivo en empleo y que utiliza artes de pesca menores.

El Gráfico N°1 muestra la evolución histórica de los desembarques⁵ de merluza común. Es posible distinguir cinco periodos (Cerde et al., 1998): un primer período hasta 1954, en que se registra un crecimiento sostenido de la pesquería, hasta llegar a un desembarque anual de 60,000 tons. Luego entre 1955 y 1970, se observa una relativa estabilización con mayores niveles de desembarque, seguido de un período con importantes fluctuaciones, en el que se alcanza el desembarque histórico más alto en esta pesquería (130.000 tons. en 1968⁶); este último período corresponde con una fase de pesquería sobre-explotada. Un tercer período, entre 1971 y 1976 y con una caída sostenida del desembarque, coincide con la fase de colapso de una pesquería no regulada.⁷ En el cuarto período (1977-1985) se produce una estabilización de los desembarques. Hacia el final de este período se implementan las primeras medidas de regulación de la pesquería⁸, a la vez que se inicia una apertura hacia mercados externos para productos congelados de merluza común.

⁵ Para efectos de este trabajo, 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 arrojan al mar o “descarten” (ejemplares más pequeños u otras especies no requeridas).

⁶ Esto determinó que en 1970 se prohíba el uso del recurso para la industria elaboradora de harina y aceite de pescado, medida que continua vigente a la fecha.

⁷ 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. Yáñez 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).

⁸ Se regula el tamaño de malla de redes de arrastre en 100 mm. (D.S. #238/82) y se comienza a fijar un máximo de captura anual a través de una cuota global.

Un quinto periodo, a partir de 1986 hasta la fecha y en donde los desembarques muestran un aumento sostenido, es coincidente con un incremento significativo de la demanda por productos congelados en mercados externos (Farias, 1993), y con cambios favorables del medio ambiente (Yañez et al., 2003).

En este último período se implementan varias medidas de administración de la pesquería, que se inician en 1989 con el cierre de la pesquería industrial, y 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 41° 28,6' L.S.⁹ A la pesquería de merluza común le fue aplicado el régimen de plena explotación (DS 354/1993), lo que ha posibilitado la suspensión anual del otorgamiento de nuevas autorizaciones de pesca a naves industriales. Este régimen sigue vigente a la fecha. 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).¹⁰ 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, 2002).

El presente estudio abarca la pesquería industrial de merluza común en el período 1990-2000. Durante todo el periodo estudiado 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.¹¹

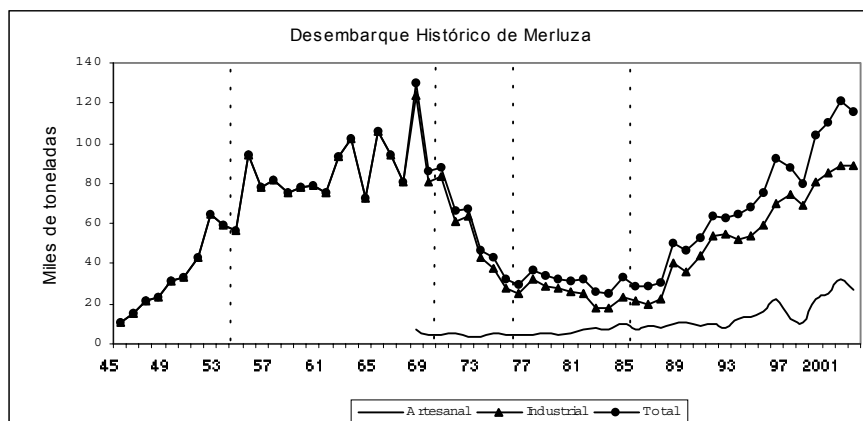
El período bajo estudio coincide con una fase de aumento en la abundancia (biomasa) del recurso pesquero, lo que ha posibilitado aumentos en la cuota anual de captura (Cuadro N°1). Entre 1992 y 2002, la participación promedio de la flota industrial en la cuota global total ha bordeado el 81%. Sin embargo, a partir del año 2003 la participación de esta flota se ha fijado en 65% (Ley 19.849, Diciembre 2002).

⁹ Corresponde a borde costero que se encuentra a la altura del lago Llanquihue (entre Pto. Octay y Frutillar).

¹⁰ 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.

¹¹ En 1990 cerca del 42% del desembarque total se destinó a consumo fresco en el mercado interno (Cerdea *et al.*, 1998). En el año 2000 esa cifra disminuyó al 25% del desembarque total de merluza común (Subpesca, Ficha Pesquera #03, 2002).

Gráfico N°1:



Fuente: Sernapesca

Desde 1994 y hasta 1998 la cuota industrial fue distribuida en dos periodos (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 anual en periodos adicionales dentro de cada año, dada la persistencia de condiciones de acceso común al stock de peces. Así, hacia fines del año 2000 la cuota anual estaba distribuida en cuatro subperiodos. La introducción del sistema de LMCA ha provocado una mayor estabilidad en el desembarque mensual, junto con una disminución del nivel de desembarques, sobretudo durante los primeros meses del año (Informe Técnico #71, Septiembre 2002, Subpesca).

La flota industrial está compuesta exclusivamente por naves arrastreras.¹² Durante el periodo bajo análisis se observan dos periodos de aumento en el número de naves. Primero, hacia inicios de la década en estudio en que la cantidad de naves contrasta con las 18 naves existentes en 1986. Y el otro hacia 1997, asociado a la incorporación a la flota industrial de naves que estaban previamente registradas como artesanales y que operaban como tales en esta pesquería¹³ (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.

¹² Recién a partir de 1999 el registro de autorizaciones de pesca se regularizó completamente, previo a la implementación del sistema de LMCA en 2001. En años anteriores, especialmente previos a 1995, la cantidad de naves informadas en el Cuadro N°1 debe tomarse con reserva.

¹³ Relacionado con esto, diversas resoluciones de Subpesca (#155/95; #119/96 y #120/96) establecieron que la pesca artesanal de merluza común podía llevarse a efecto sólo usando espineles y redes de enmalle.

Esto refleja un proceso de sustitución de naves de menor tamaño por embarcaciones mayores y más potentes.¹⁴ Esto implicó un cambio tecnológico importante, contribuyendo a aumentar la heterogeneidad operacional de la flota industrial, en términos de eficiencia en la captura. 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 1999-2000.

La flota industrial tiende a agruparse en barcos de menor potencia (hp<1200),¹⁵ los que además de operar sobre la merluza común también pescan crustáceos pequeños (i.e. langostinos). Las naves de mayor potencia (hp>1200) 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 N°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) N° de naves | (2) Potencia del motor (HP) | Industrial | Artisanal | Total | |
| 1990 | <i>n.d.</i> | <i>n.d.</i> | | | 54.0 | 582 |
| 1991 | 42 | <i>n.d.</i> | | | 59.0 | 468 |
| 1992 | <i>n.d.</i> | <i>n.d.</i> | 49.4 | 9.6 | 59.0 | 481 |
| 1993 | <i>n.d.</i> | <i>n.d.</i> | 55.0 | 10.0 | 65.0 | 664 |
| 1994 | 28 | 1262 | 54.0 | 11.0 | 65.0 | 860 |
| 1995 | 37 | 1304 | 56.4 | 13.6 | 70.0 | 1020 |
| 1996 | 41 | 1326 | 64.0 | 20.0 | 84.0 | 1052 |
| 1997 | 58 | 1111 | 68.0 | 15.0 | 83.0 | 939 |
| 1998 | 57 | 1122 | 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 | 1006 |

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

El conjunto de naves con potencias mayores a 1200 hp ha presentado en la última década rendimientos medios de pesca, medidos en toneladas por hora de arrastre¹⁶, en torno a 5 veces los del

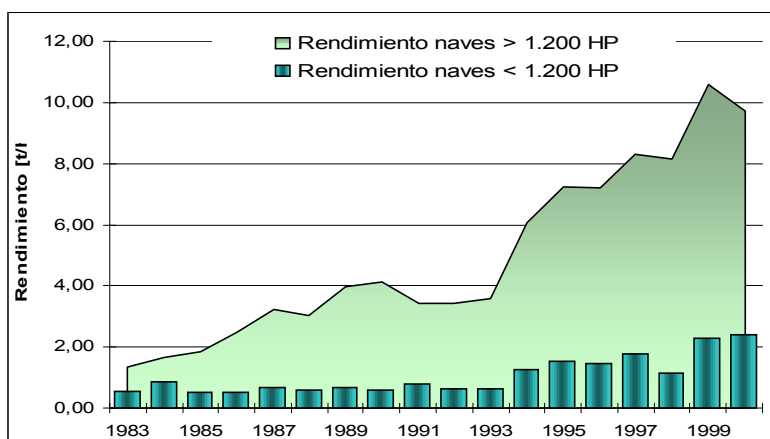
¹⁴ El D.S. 64/1992 establece requisitos para la sustitución de naves que hayan informado capturas. La condición general es que no aumente el número de naves autorizadas y, en el caso particular de naves arrastreras, que se mantenga como máximo el total de la potencia ya instalada y el tonelaje de registro grueso de las naves autorizadas en la pesquería respectiva.

¹⁵ Sobre la justificación para este criterio de segmentación, véase Informe Técnico #71 (Sept. 2002), Subpesca.

¹⁶ Las horas de arrastres se refieren a las horas de pesca que emplea el barco directamente en faenas de captura, produciendo mortalidad del recurso pesquero.

grupo de naves con menor potencia¹⁷ (Gráfico N°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) fruto de condiciones ambientales favorables, y también fruto de los efectos del control regulatorio vía cuotas globales anuales.¹⁸ Por otra parte, durante el periodo 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 N°2).

Gráfico N°2
Rendimientos de pesca (tm por hora de arrastre), flota arrastrera industrial



Fuente: Subpesca, Informe Técnico #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; en el sentido 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 efectivamente pescar bajo el

¹⁷ 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.

¹⁸ Ver Informe Técnico #61, agosto 2001, Subpesca.

¹⁹ El sistema de LMCA ha promovido la formación de conglomerados operacionales de empresarios pesqueros independientes, para hacer efectiva en forma conjunta sus respectivas cuotas individuales de pesca, aprovechando así economías de costos (Peña, 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).

sistema de LMCA.²⁰ El número de naves inscritas cae 28% y 35%, respecto de las naves con permisos vigentes en 2001 y 2002, respectivamente. La disminución correspondiente en la potencia total registrada por los barcos efectivamente pescando, 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 ($hp > 1200$), post introducción del sistema de LMCA, no sufre variaciones en su composición, en términos de las naves con autorización vigente de pesca versus las naves inscritas en el sistema de LMCA. Los cambios se concentran exclusivamente 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.

3.- 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 asume que todo desvío respecto de la frontera productiva corresponde a ineficiencia productiva. En contraste, en la primera opción una parte de los residuos obtenidos al estimar la frontera de producción se supone equivalen a errores aleatorios, fruto de shocks aleatorios (e.g. ambientales) y/o consecuencia de errores de medición o en la especificación del modelo.

Dados (i) la relevancia de shocks ambientales sobre los rendimientos de pesca logrados por la flota bajo estudio y, por otro lado, (ii) el evidente predominio de la especie merluza común en las capturas totales obtenidas en esta pesquería²¹, en este trabajo nos concentramos en estimar fronteras *estocásticas* de producción²², comparando los resultados logrados con un par de algoritmos alternativos de estimación.

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 permitiendo estimar eficiencias variantes en el tiempo. El modelo con eficiencia técnica variante en el tiempo se puede plantear como:

²⁰ El artículo 8° 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 periodo de estudio (1990-2000) los desembarques de merluza representaron el 96% del desembarque total de la flota industrial bajo análisis. Durante el periodo 1995-2000 esta proporción sube a 98%.

²² En nuestro caso las ventajas metodológicas del método de programación matemática, sobretudo en términos de facilitar el análisis de problemas multi output/ multi input, pierden importancia relativa.

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

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 equivalente a “ruido blanco”, i.e. los errores v_{it} se suponen *iid* (independientes e idénticamente distribuidos) y con una distribución del tipo $N(0, \sigma_v^2)$, a lo largo de todas las unidades i y del tiempo, además de ser independiente de las variables explicativas x_{it} ²³, como también 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 asumen 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 and Coelli (1995), que denotamos *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, implementamos 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 distinto de cero ($\alpha_{it} = \alpha_t - u_{it}$). En caso de cumplirse lo primero, ambos algoritmos generan estimadores consistentes, aunque el algoritmo de efectos aleatorios generará estimadores más eficientes. Si

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).

rige la segunda condición, el algoritmo de efectos aleatorios generará estimadores inconsistentes; mientras que el algoritmo de efectos fijos continua generando estimadores consistentes (Johnston y DiNardo, 1997). Por lo tanto, el rechazo de la hipótesis nula en el test de Hausman (1978) llevaría a elegir el modelo de 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:

$$\alpha_{it} = W_{it}'\delta_i + \omega_{it} \quad (2)$$

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} incluyen variables explicativas de las ineficiencias técnicas estimadas a nivel de cada barco.

Nuestra propuesta para la ecuación (2) se concentrará 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 la flota industrial bajo 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.

(A) Algoritmo de Efectos Fijos

Los errores v_{it} en la ecuación (1) son asumidos del tipo i.i.d., con media nula y varianza σ_v^2 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, y no como variables aleatorias.

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).

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), obtenemos la siguiente relación genérica a ser estimada:

$$y_{it} = x_{it}'\beta + W_{it}'\delta_i + \theta_{it} \quad (3)$$

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

Para abordar el problema de la elevada dimensionalidad en esta regresión, recurrimos al teorema de Frisch-Waugh-Lovell (Johnston y Dinardo, 1997): Primero regresionamos y_{it} y cada factor x_{it} respecto de W_{it} , barco por barco, y así obtenemos 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 que los regresores x_{it} estuviesen correlacionados con los efectos u_{it} .²⁶

El próximo paso implica estimar los parámetros α_t y α_{it} y a partir de ellos deducir los parámetros de ineficiencia u_{it} . Con este fin se estiman los parámetros δ_i usando MICO en una regresión de los residuos $(y_{it} - x_{it}'\beta^*)$ sobre W_{it} .²⁷ Con los estimadores δ_i^* así obtenidos, e incorporándolos en la relación (2), obtenemos estimadores consistentes α_{it}^* . Finalmente, y siguiendo a Schmidt y Sickles (1984), el nivel de ineficiencia u_{it} se obtiene a partir de:

$$\alpha_t^* = \text{Max}_i (\alpha_{it}^*) \quad y \quad u_{it}^* = (\alpha_t^* - \alpha_{it}^*) \quad (4)$$

Así, en este algoritmo se definen múltiples niveles máximos de eficiencia técnica ($u_{it}^* = 0$), i.e. un nivel máximo para cada periodo t .

(B) Algoritmo de Efectos Aleatorios

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

$$y_{it} = x_{it}'\beta + v_{it} - u_{it} \quad (5a)$$

$$\hat{u}_{it} = W_{it}'\delta + \omega_{it} \quad (5b)$$

²⁶ Y esto por cuanto el estimador β^* mide la correlación entre y_{it} y x_{it} *neto* 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} .

Las variables y parámetros en (5a) 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 asumen 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 (5b) permite estimar los parámetros δ bajo el supuesto 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 (5b), \hat{u}_{it} denota el residuo estimado que se utiliza como estimador del término de ineficiencia u_{it} en (5a). La lógica para obtener \hat{u}_{it} es la siguiente.

Primero obtenemos el residuo $\varepsilon_{it}=(v_{it}-u_{it})$ estimando (5a) vía Máxima Verosimilitud. Luego, siguiendo a Jondrow *et al.* (1982), estimamos 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 $\varepsilon_{it}=(v_{it}-u_{it})$:

$$\hat{u}_{it} = E(u_{it}|\varepsilon_{it}) = K[\phi(\varepsilon_{it}\lambda/\sigma)/(1 - \Phi(\varepsilon_{it}\lambda/\sigma)) - (\varepsilon_{it}\lambda/\sigma)] \quad (6)$$

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 (5a)-(5b).²⁸

Lo anterior permite estimar la eficiencia técnica (ET) del barco i en el período t a partir de:

²⁷ 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.

²⁸ La estimación de modelos 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. Un ejemplo de excepción al respecto es Polachek y Yoon (1995).

$$ET_{it} = \exp(-\hat{u}_{it}) \quad (7)$$

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 periodos contenidos en la muestra de la estimación.

4.- El modelo econométrico: Forma funcional y variables

Los datos obtenidos provienen de la Escuela de Ciencias del Mar de Valparaíso (UCV), 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 estimación 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 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. La hipótesis de elasticidades captura-insumo de valor constante puede ser testeada imponiendo la restricción paramétrica correspondiente a una función tipo Cobb-Douglas. El modelo Translog por estimarse es:

$$c_{it} = \beta_0 + \sum_j \beta_j x_{jit} + \sum_j \sum_k \beta_{jk} x_{jit} x_{kit} + v_{it} - u_{it} \quad (8)$$

donde los subíndices i , t y j indican la observación para el barco i ($i = 1, \dots, N$), el año t ($t = 1990, \dots, 2000$) y la empresa j ($j = 1, \dots, 18$), respectivamente. 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.

El Anexo 2 ofrece un resumen de los datos muestrales. Para efectos de simplificar notación, de aquí en adelante mantenemos el uso de las siguientes convenciones: letras minúsculas indican logaritmo natural al referirse a la variable endógena y/o regresores; además eliminamos el uso del subíndice de tiempo t .

Nuestro modelo de frontera estocástica controla 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 de la frontera tecnológica durante el periodo bajo estudio. Además, se usa 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 etárea de la población de peces, a partir de información histórica sobre la composición de sus capturas. Haciendo una reconstrucción hacia atrás en el tiempo de esta estimación, respecto del número de especímenes en cada grupo etáreo, 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).

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.²⁹ De estas dos variables, en definitiva decidimos trabajar sólo con la variable P_i , dado que en esta pesquería la variable potencia de motor juega un rol más determinante, versus el caso de la variable H_i , como condicionante de la capacidad de pesca de cada barco (según opinión de especialistas en esta pesquería). Adicionalmente, se cuenta con el número de horas

²⁹ 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 efectos de análisis comparativo entre los resultados de estimación de uno y otro algoritmo. Sin embargo, y dada la significancia estadística de la variable potencia de motor para explicar diferencias en los rendimientos de captura logrados por distintos barcos, estimamos un modelo alternativo para el caso de efectos aleatorios (BC95-P), que incluye a la variable P_i como variable explicativa en el modelo sobre las ineficiencias estimadas (ver Anexo 3-A).

anuales en las cuales el barco i realizó faenas de pesca durante el año t (i.e. horas de arrastre). Esta medida del tiempo invertido en faenas de pesca no considera el tiempo utilizado en buscar áreas de pesca productivas.³⁰ Con esta variable aproximamos 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 .³¹

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 $Z_1 = A_t^j = [\sum_i A_{it}]$, $\forall i \in j$; 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 $Z_3 = A_t^I = \sum_i A_{it}$, $\forall i$ 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 posible existencia de ‘externalidades tecnológicas’ sobre el rendimiento de pesca a nivel 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 agregado 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 .

³⁰ 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). Por lo tanto, 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.

³¹ Esta variable no fue incluida en logaritmos debido a que nuestra data muestral incluía algunas empresas con un sólo barco, sobretodo en el periodo 1990-1994. En definitiva, esta variable fue eliminada en el modelo final de

Segundo, consideramos dos variables que se agregan a nivel del total de la flota industrial bajo estudio. El acarreo agregado industrial (Z_3) busca controlar por posibles externalidades productivas, sobre la captura de cada barco, relacionadas con el nivel de esfuerzo pesquero desplegado por el total de la flota industrial en operación. Por ejemplo, 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), utilizamos el test de razón de verosimilitud generalizado:

$$RV = -2[l(H_0) - l(H_1)] \quad (9)$$

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.³² Por ejemplo, para probar la hipótesis nula de ausencia de ineficiencia en el proceso de captura se especifica la hipótesis nula $H_0 : \gamma = \delta_1 = \dots = \delta_4 = 0$. 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 (e.g. Peña-Torres y Basch, 2000).

Un último punto se refiere a la posibilidad que existiese correlación entre alguno(s) de los regresores en (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 (8). En nuestro caso podrían haber sospechas respecto de las variables esfuerzo de pesca y biomasa. La primera, porque es posible que las decisiones de cuánto tiempo asignar a faenas de pesca (horas anuales de arrastre a nivel de barco) no sea independiente del nivel de la cuotas global anual de pesca definida por el regulador pesquero.³³ La segunda, porque (por

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 periodo muestral.

³² Este test se distribuye asintóticamente como una distribución chi-cuadrada con grados de libertad equivalentes a la diferencia entre el número de parámetros estimados bajo una versus otra hipótesis.

³³ 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 periodo 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.

construcción³⁴) al estimar el stock de biomasa disponible en cada año t se considera tanto la captura agregada contemporánea como también la de años anteriores.

El procedimiento que desarrollamos al respecto es: Primero testeamos la relevancia estadística de incluir o no estas dos variables en la ecuación (8).³⁵ Si la presencia de *ambas* variables contribuye a ajustar de mejor forma los datos muestrales, seguimos 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, efectuamos un test de Hausman (1978) entre 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 (8) 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.

5.- Resultados empíricos

Esta sección analiza los scores de eficiencia calculados por los dos algoritmos de estimación bajo comparación. La estimación del modelo de efectos aleatorios emplea la metodología de máxima verosimilitud del algoritmo FRONTIER 4.1 (Coelli, 1996). Para la estimación del modelo de efectos fijos se emplea STATA 5.1.

(5A) Niveles, evolución temporal y ranking de los scores de eficiencia

El Gráfico N° 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 anual que fluctúan entre 50% y 90% (Peña et al. 2003).³⁶

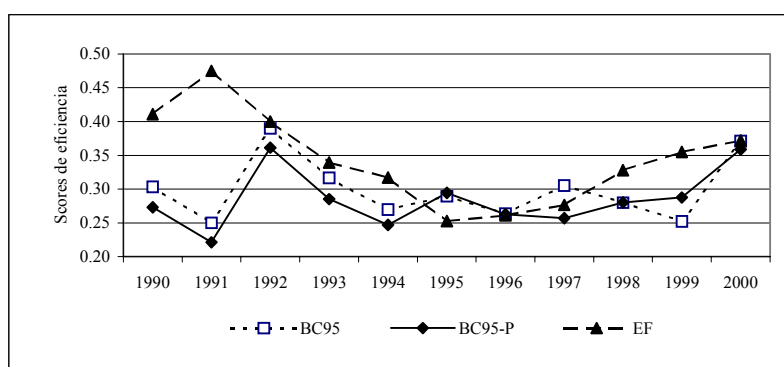
³⁴ Dado el método de evaluación indirecta ASP usado por IFOP para estimar la biomasa disponible de merluza común.

³⁵ Se utilizaron los Test de Razón de Máxima Verosimilitud y 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.

³⁶ En este trabajo se utiliza un algoritmo de estimación con efectos aleatorios, del tipo en Battese-Coelli (1995). Si bien el tipo de 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 relevante (e.g., información sobre la antigüedad de los barcos, regresor que demuestra tener clara significancia estadística). Los márgenes extras de información es probable que *per se* contribuyan a estimar menores niveles de ineficiencia, dado que estos últimos se calculan a partir de los residuos de estimación de la frontera productiva; residuos que equivalen a variaciones en los niveles de desembarques que no quedan explicadas por los regresores incluidos en el modelo de frontera productiva.

Una razón importante para esta divergencia radica en que en la pesquería 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.³⁷ Esto se asocia con el hecho que los desembarques de merluza común se procesan para ser destinados a mercados de consumo humano directo.

Gráfico N° 3: Scores estimados de eficiencia
(promedios anuales según algoritmo de estimación)



En la pesca pelágica del jurel, por el contrario, la industria de reducción (i.e. producción de harinas y aceites de pescado) constituyó el destino predominante del desembarque durante el período analizado en Peña et al. (2003). En esta industria, la maximización de las ganancias de la firma tradicionalmente ha implicado, bajo un régimen de acceso y propiedad común al stock de peces, maximizar el volumen de pesca desembarcada en cada período. En consecuencia, en este tipo de pesquería el óptimo económico privado coincide con el objetivo de maximizar la eficiencia técnica en las faenas de pesca.

Por otro lado, el Gráfico N° 3 muestra que los dos algoritmos de estimación calculan eficiencias técnicas, en términos de promedios anuales para el total de la flota analizada, con una similar tendencia temporal. Adicionalmente, y aunque a nivel de barco específico los niveles estimados de eficiencia técnica por uno y otro algoritmo presentan diferencias³⁸ (e.g., ver Anexo 4), los ordenamientos relativos de las

³⁷ 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.

³⁸ 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 periodo muestral.

eficiencias estimadas para distintos barcos, resultantes con uno y otro algoritmo, presentan una elevada (y estadísticamente significativa) correlación.

El Cuadro N°2 reporta los valores resultantes para el coeficiente de Spearman,³⁹ mediante el cual calculamos (para cada año en el período muestral y para el total de los barcos en nuestra base⁴⁰) 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 ser 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 106-107) en donde también se han obtenido correlaciones elevadas y estadísticamente significativas entre rankings de eficiencia 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 económica, disponer de información sobre el ordenamiento relativo entre distintas unidades productivas, en términos de su eficiencia operacional, puede llegar a jugar un rol significativo. En contextos de este tipo, y en la medida que evidencia empírica continúe corroborando un razonable grado de independencia del ordenamiento de eficiencias estimadas, 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 según 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. Las columnas 3 y 4 del Cuadro N°2 presentan información que es relevante a esta línea de propuestas. La columna 4 presenta los coeficientes de Spearman que resultan al correlacionar los ordenamientos de eficiencias resultantes con uno y otro algoritmo de estimación, pero esta vez concentrándose sólo en los extremos 25% superior y 25% inferior de la distribución ordinal de eficiencias estimadas. Nuestros resultados no

³⁹ 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.

⁴⁰ 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.

avalan con claridad estadística la hipótesis que en los extremos de la distribución de eficiencias estimadas existiría un grado aún mayor de concordancia entre los ordenamientos resultantes para las eficiencias operacionales de distintas unidades productivas.

Cuadro N°2: Correlación entre Rankings de Eficiencias Estimadas (según algoritmos de E. Fijos y E. Aleatorios)

| Año | Total data muestral: BC95 vs. E. Fijos | | 25% superior e inferior de distribución scores eficiencia | |
|------|---|-------------------------------------|--|-------------------------------------|
| | (1) No. de barcos | (2) Coef. Spearman ^{*/} | (3) No. 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).

(5B) Test de Hausman y selección del algoritmo de estimación

Para efectuar un conjunto de tests de hipótesis, primero evaluamos cuál de los dos algoritmos ajusta de mejor forma nuestra data muestral. Para esto implementamos un test de Hausman (1978). Este test requiere asumir el mismo vector de variables explicativas en cada algoritmo. Por lo tanto, sometemos a este test a las estimaciones resultantes con el modelo de efectos aleatorios BC95 y los resultados del algoritmo con efectos fijos.⁴¹

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 nos concentramos en analizar los resultados de estimación según el modelo de efectos fijos; aunque sin dejar de citar, a modo comparativo, los resultados obtenidos con efectos aleatorios.

(5C) 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 esto aproximamos la capacidad instalada de pesca según la potencia de motor de cada barco. Consistente con lo anterior, segmentamos la muestra de estimación en dos grupos: uno con barcos que poseen potencia de motor ≥ 1200 hp, al que denotamos por P2. El resto de la muestra se agrupa en una segunda categoría de barcos con menor tamaño y menor capacidad instalada de pesca. A este grupo lo denotamos por P1.⁴²

El Gráfico N° 4 muestra los histogramas de las eficiencias estimadas por barco, según los algoritmos con efectos aleatorios (panel A; modelo BC95) y con efectos fijos (panel B). Para cada algoritmo mostramos los histogramas resultantes para (i) el total de la data muestral, (ii) el grupo P2 de barcos y (iii) el grupo P1 de barcos más pequeños. El Cuadro N°3 presenta estadígrafos resumen para los grupos P1 y P2.

Cuadro N°3: Promedio y dispersión de los scores de eficiencia técnica
(según tamaño de barco y algoritmo de estimación)^{*/}

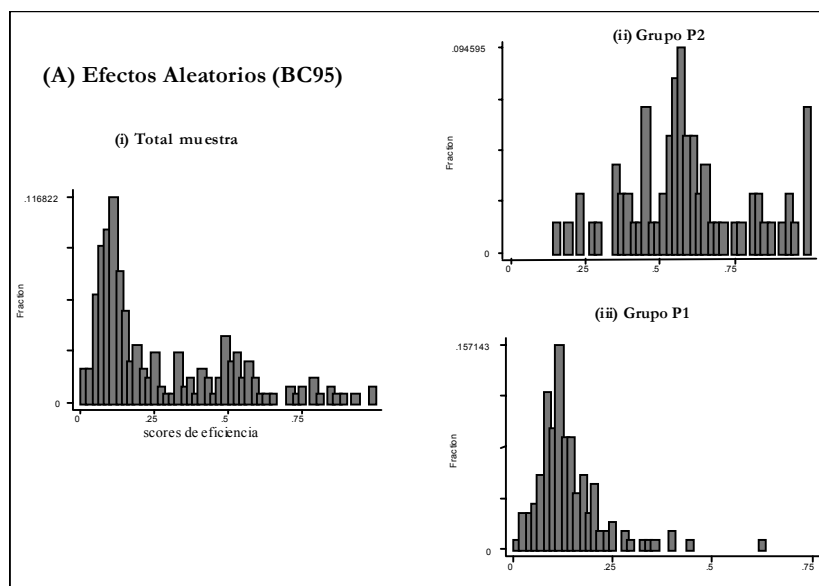
| Modelo | Grupo P1 | | | Grupo P2 | | |
|---------------------------------|----------|----------------|-----------------|----------|----------------|-----------------|
| | Promedio | Desv. Standard | Coef. Variación | Promedio | Desv. Standard | Coef. Variación |
| Efectos Fijos | 0.16 | 0.14 | 0.88 | 0.64 | 0.25 | 0.39 |
| Ef. Aleatorios (modelo BC95) | 0.14 | 0.09 | 0.64 | 0.59 | 0.21 | 0.36 |

^{*/}: Considera a las 214 observaciones en la base muestral como si cada una correspondiese a un barco diferente.

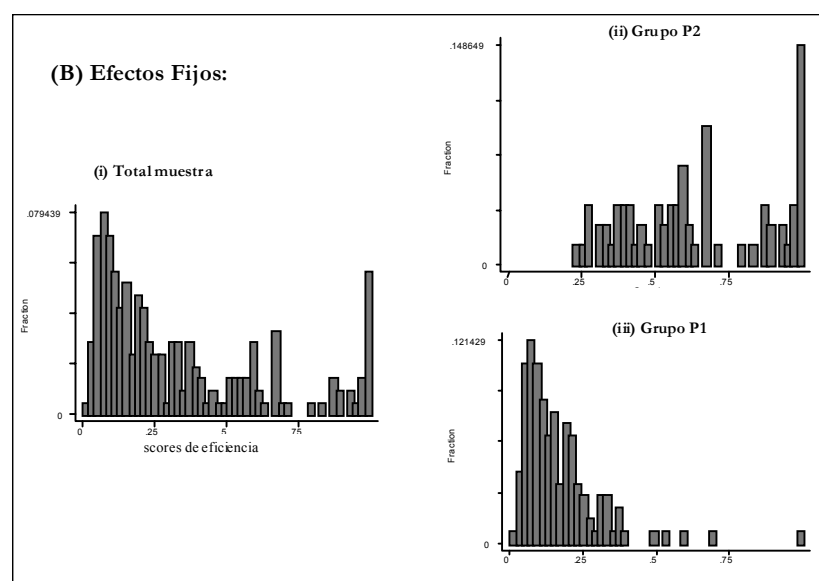
⁴¹ Los resultados de estimación del modelo BC95 pueden ser comparados, vía el test de Hausman, con los resultados del modelo de efectos fijos, puesto que ninguno de estos 2 modelos incluye regresores que sean variables invariantes en el tiempo.

⁴² El criterio de corte en 1200 hp es regularmente utilizado por Subpesca al analizar esta pesquería. Para definir este punto de segmentación, Subpesca efectuó previamente un análisis sobre la varianza de la captura por unidad de esfuerzo de pesca (CPUE) de cada nave, con el objetivo de definir grupos de barcos con similares características estadísticas, en términos de sus CPUEs. Esto arrojó que las CPUEs de las naves con potencia de motor de menos de 1200 hp eran estadísticamente separables respecto del rendimiento medio de pesca de naves con potencia igual o superior a 1200 hp.

Gráfico N° 4: Histogramas de scores de eficiencias técnicas estimadas



Nota: Los resultados con el algoritmo BC95-P son muy similares.



Los resultados de estimación muestran que mayor potencia de motor está en promedio asociada con un mayor nivel de eficiencia técnica en las faenas de pesca (véanse también los resultados en el Anexo 3-A, modelo BC95-P). Este resultado es independiente del algoritmo de estimación en uso. El Gráfico N° 5 informa los promedios anuales de eficiencia obtenidos para ambos grupos de barcos (P1 y P2), según los 3 modelos de estimación en uso. En el caso del grupo P1, los scores de eficiencias

promedio anual fluctúan en el rango (5% - 37%). En el caso de los barcos más grandes y con mayor potencia de motor, los scores promedio anual fluctúan en el rango (40% - 85%).

Dado que las estimaciones de eficiencia técnica están directamente condicionadas por la estructura informacional del modelo de estimación (i.e., los regresores incluidos en el modelo⁴³), el resultado anterior está en definitiva indicando que la variable potencia de motor está positiva y significativamente correlacionada con el nivel de capturas obtenidas por cada barco.

Es probable que las mayores eficiencias estimadas para el grupo de barcos de mayor tamaño estén además 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 inferior a 1200 hp en general no incorporaron durante el periodo analizado nuevas tecnologías en redes de pesca o equipos de detección; sólo incorporaron cambios tecnológicos en equipos de navegación. En contraste, naves con potencia de motor superior a 1200 hp si incorporaron cambios de importancia en sus equipos de pesca y detección.

Por otro lado, con ambos algoritmos de estimación se obtiene una mayor dispersión en los scores de eficiencia estimados para el grupo P1 (ver coeficientes de variación en Cuadro N°3). En consecuencia, podríamos conjeturar que es probable que prevalezca un mayor grado de ‘heterogeneidad productiva’ en la categoría de barcos de menor tamaño y con menor potencia de motor. El concepto de mayor ‘heterogeneidad productiva’ se refiere a que dentro del grupo P1 existirían mayores diferencias en el grado de impacto, sobre la captura lograda por distintos barcos, de factores productivos que no hemos podido incluir como regresores en el modelo de estimación.⁴⁴

Los resultados en el Cuadro N° 3 y en el Gráfico N° 5 permiten además 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; incluso considerando una misma estructura informacional en ambos algoritmos de estimación. Asimismo, el modelo con efectos fijos genera scores de eficiencia que presentan una mayor dispersión, relativo al caso con efectos aleatorios.

Dos elementos generan diferencias entre los métodos de estimación con efectos fijos versus con efectos aleatorios (considerando un mismo set de regresores en uno y otro caso): Primero, el algoritmo con efectos fijos calcula múltiples máximos (uno para cada año en la muestra), mientras que el algoritmo con efectos aleatorios calcula estimaciones de eficiencia respecto de un único máximo durante todo el periodo

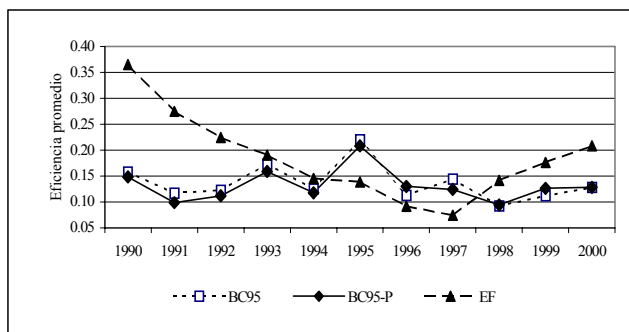
⁴³ Es en este sentido que Abramovich (1956) se refiere a mediciones de eficiencia productiva como “medidas de nuestra ignorancia”.

⁴⁴ Por ejemplo, podría ocurrir que la experiencia pesquera del capitán del barco sea un factor más gravitante en el caso de barcos tipo P1, versus el caso de barcos tipo P2.

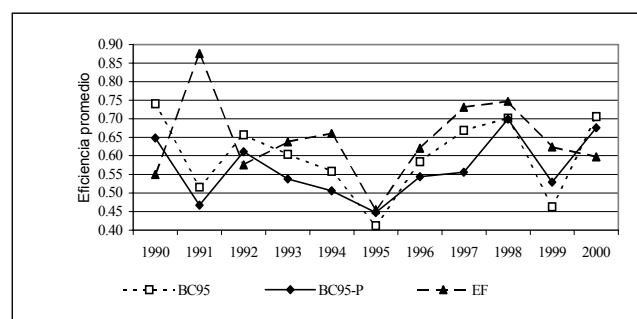
muestral. Segundo, el algoritmo con efectos aleatorios impone un supuesto distribucional *ad hoc* sobre los residuos asociados con la ineficiencia. Mientras que el algoritmo con efectos fijos no impone ningún supuesto distribucional sobre los residuos asociados con la ineficiencia.

Gráfico N° 5: Eficiencia técnica promedio por año

(A) Grupo P1



(B) Grupo P2



Dado el supuesto distribucional *ad hoc* que se impone sobre los residuos asociados con ineficiencia en el algoritmo con efectos aleatorios, no resulta del todo sorprendente que, para una agrupación dada de los datos muestrales (e.g. 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 (ver Gráfico N° 4).

(5D) Tests de hipótesis y Elasticidades Captura-Insumos

En el Anexo 3 (A-B) se informan los resultados de estimación de los distintos modelos y algoritmos considerados. Se muestran los resultados que mostraron mejor ajuste y comportamiento, usando tests de hipótesis de Wald (para el caso con efectos fijos) y tests de razón de verosimilitud generalizada (para los casos con efectos aleatorios). El Anexo 3-A incluye los resultados de estimación del modelo BC95-P (efectos aleatorios), el que incluye potencia de motor como variable explicativa en la ecuación sobre las ineficiencias estimadas. Potencia de motor obtiene clara significancia estadística, señalando que mayor potencia está asociada con mayor eficiencia técnica en las faenas de captura.

En el Cuadro N° 4 se reporta un conjunto de tests de hipótesis respecto de la forma funcional y variables relevantes para la frontera estocástica de producción. Los resultados de estos tests ratifican la significancia estadística de las variables esfuerzo de pesca del barco y biomasa anual como regresores

relevantes dentro de la frontera productiva.⁴⁵ Para efectos del resto de tests de hipótesis, nos concentramos en los resultados del algoritmo con efectos fijos, dada la propiedad de consistencia de sus estimadores. El test sobre regresores relacionados con la variable tendencia también entrega una clara significancia estadística a esta variable. Durante el periodo muestral, en la pesquería bajo estudio se observa una tendencia en general ascendente en los niveles de desembarque anual. Similar tendencia se observa en la abundancia promedio anual del recurso pesquero (ver Cuadro N°1).

Cuadro N°4: Tests de hipótesis de Wald (modelo con Efectos Fijos)

| Hipótesis Nula: | SCRR | SCRSR | Estadígrafo | Valor crítico (al 95%) | V. 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

Por otro lado, la forma funcional Cobb-Douglas se rechaza con claridad, lo que implica que al menos algunos de los términos cruzados en la función Translog son estadísticamente significativos. Como consecuencia, estimaciones punto para las elasticidades captura-insumos muy probablemente no corresponderán a un valor constante. Por el contrario, en general serán función de los valores adoptados, en distintos periodos, por los términos cruzados que sean significativos en cada caso. Así, cambios en la escala de uso de los insumos variables (aproximados por distintas horas anuales de pesca), o en la abundancia del stock de peces, no necesariamente afectarán a los rendimientos de pesca del barco en forma proporcional. Por lo tanto, estimaciones punto de las elasticidades captura-insumos pueden estar condicionadas por la escala de operación pesquera y/o el nivel de abundancia del recurso pesquero bajo explotación.

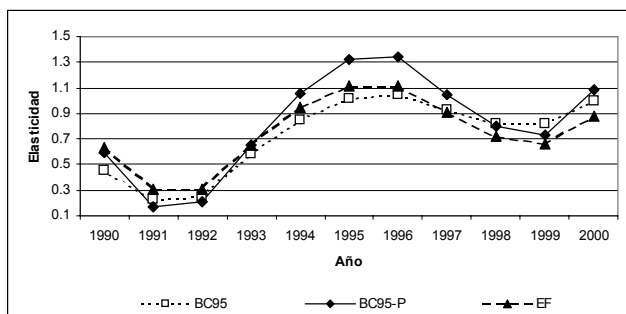
El Gráfico N° 6 informa las estimaciones punto resultantes para las elasticidades captura-esfuerzo y captura-biomasa. Los gráficos tipo (A) indican los valores anuales que resultan al considerar los promedios en cada año de las variables relevantes en cada elasticidad. Los gráficos tipo (B) reportan valores '*ceteris paribus*', i.e. usando el promedio del periodo 1990-2000 para cada una de las variables relevantes en cada elasticidad, excepto la variable insumo para la cual se calcula la elasticidad, en cuyo caso se utiliza el promedio en cada año. En cada caso se presentan los valores resultantes con los 3 modelos de estimación cuyos resultados se informan en el Anexo #3-A.

⁴⁵ Respecto de cada variable, se testea la relevancia conjunta de los distintos términos que incluyen a cada variable.

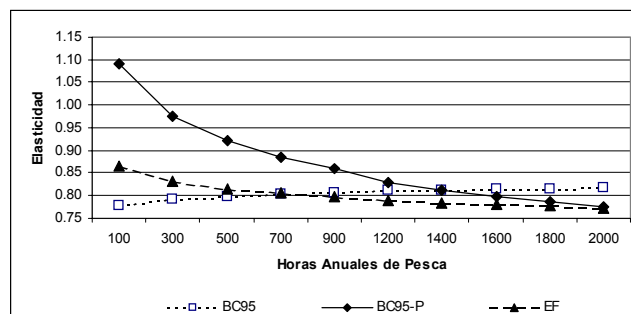
Gráfico N° 6: Estimaciones Punto de Elasticidades Captura-Insumos

(1) Elasticidad Captura-Esfuerzo de Pesca

(1A) Promedio anual para cada variable

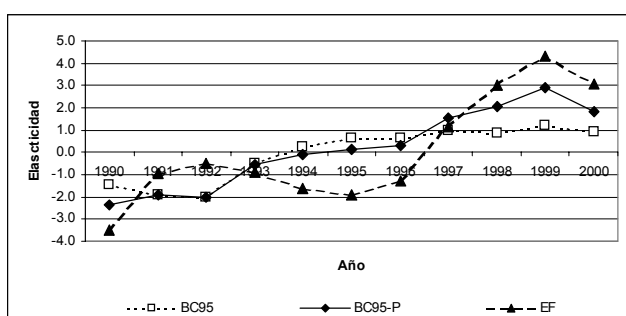


(1B) Valores *Ceteris Paribus*

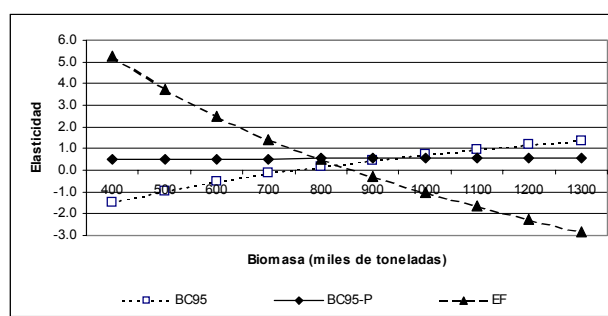


(2) Elasticidad Captura-Biomasa

(2A) Promedio anual para cada variable



(2B) Valores *Ceteris Paribus*



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 relativamente similares. Por otro lado, y basándose en el cálculo *ceteris paribus* y en los estimadores consistentes del modelo con efectos fijos, aumentos en la escala del esfuerzo anual de pesca están asociados con disminuciones en el valor de esta elasticidad. Idéntico signo de correlación se obtiene con el modelo de efectos aleatorios que incluye la potencia de motor del barco.

Adicionalmente, los valores 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

periodo muestral.⁴⁶ P or lo tanto, podríamos conjeturar que en esta pesquería, y como promedio durante el periodo en análisis, el esfuerzo de pesca enfrentó rendimientos decrecientes en el uso de los insumos variables.

En contraste, y 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) que resultan ser estadísticamente superiores a la unidad; lo que insinúa contextos de pesca sujetos a retornos crecientes en el uso de factores variables. Peña et al. (2004) argumentan que este resultado se relaciona con la probable presencia de economías de escala (externas a nivel de barco) en el proceso de búsqueda de cardúmenes pelágicos. En este último tipo de pesquerías, una mayor cantidad de barcos en operación y/o un mayor tiempo de búsqueda a nivel de cada barco, generarían externalidades de pesca positivas a nivel de la flota en su conjunto, incrementando la probabilidad de localizar cardúmenes con valor comercial. Consistente con esta hipótesis, Peña et al. (2004) utilizan una medida de esfuerzo de pesca (también aproximado por las horas anuales de operación pesquera) que incluye el tiempo destinado a localizar cardúmenes. Esto último no está incluido en la medida de esfuerzo de pesca que se utiliza en este estudio (aquí sólo se consideran las horas efectivas de arrastre). Y esto dado que en la pesca de merluza común la localización de áreas de pesca es de más fácil predicción que en el caso de pesquerías pelágicas.

Respecto a las estimaciones obtenidas para la elasticidad captura-biomasa, los valores resultantes son menos robustos ante cambios en el algoritmo de estimación. Sobre la base de los estimadores consistentes del modelo con efectos fijos, la sensibilidad de la captura frente a caídas en la abundancia del recurso pesquero tendería a aumentar, todo lo demás constante, a medida que cae la abundancia de los peces. Sin embargo, el signo de esta correlación cambia al considerar el algoritmo con efectos aleatorios.

El grado de divergencias en los valores estimados (con uno y otro algoritmo) para la elasticidad captura-biomasa podría ser reflejo de un posible problema de endogeneidad de la variable biomasa.⁴⁷ Al testear si los valores estimados para esta elasticidad difieren estadísticamente de cero, los resultados del

⁴⁶ La hipótesis nula de elasticidad captura-esfuerzo igual a la unidad se rechaza, testeando sobre el valor promedio de esta elasticidad durante el periodo 1990-2000. El valor del estadístico t es -11.19 (el valor crítico al 95% de confianza es ± 1.96).

⁴⁷ Testear más directamente esta posibilidad es una tarea que por ahora 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 promedio anual; incluyendo análisis sobre las formas funcionales y los rezagos de tiempo más relevantes a esta relación.

algoritmo con efectos fijos rechazan la hipótesis nula que el valor promedio muestral de esta elasticidad haya sido estadísticamente equivalente a cero.⁴⁸

(5.E) Modelo sobre los scores estimados de ineficiencia técnica

El modelo que incluye potencia de motor del barco (BC95-P) confirma la significancia estadística del poder explicativo de esta variable (Anexos 3-A y 3-B). Se confirma asimismo que mayor potencia de motor se asocia en promedio con mayor eficiencia técnica en las faenas de captura.

Los dos modelos con efectos aleatorios rechazan con claridad la hipótesis de no-significancia simultánea de los errores de ineficiencia ($\gamma=0$) y del conjunto de variables explicativas consideradas en el modelo sobre los scores de ineficiencia.⁴⁹ La significancia estadística del parámetro $\gamma>0$ ($\gamma=\sigma_u^2/\sigma_s^2$, donde σ_s^2 denota la varianza total de los residuos de estimación) implica que los residuos asociados con ineficiencia técnica surgen como un componente con clara significancia estadística. Que el valor estimado para el parámetro γ resulte sistemáticamente igual a la unidad sugiere que la distribución de los residuos totales de estimación guarda una cercana relación con una distribución normal truncada positiva, la que se impone en forma *ad hoc* sobre los residuos asociados con ineficiencia técnica en algoritmos de estimación a la Battese-Coelli (1995).

Los resultados en el Anexo 3-A no arrojan lecturas robustas sobre el poder explicativo de las proxies usadas para controlar por posibles externalidades productivas, estas últimas asociadas a escalas de operación pesquera que van más allá de la operación individual de cada barco. Al introducir la potencia de motor como un regresor adicional en el modelo de ineficiencias, se generan cambios en la significancia estadística previamente obtenida para un par de las proxies consideradas. Es probable que este efecto se deba a la existencia de multicolinealidad entre algunos de los regresores considerados; en particular, en relación con las 2 proxies que controlan por efectos asociados a la escala de operación a nivel del total la flota industrial en actividad.⁵⁰ Buscando aliviar los efectos de este problema, el Anexo 3-B presenta resultados extras de estimación. En ambos modelos con efectos aleatorios, se introducen *alternativamente* las variables z3 y z4, manteniendo constante el resto de los regresores considerados.

En este caso, se observa robustez en la consistencia del signo (positivo) obtenido para las dos variables que controlan por efectos asociados a la escala de operación del total de la flota pesquera en

⁴⁸ 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 periodo 1990-2000. El valor del estadístico t es 1.69.

⁴⁹ Para testear esto usamos un test de razón de verosimilitud generalizada.

⁵⁰ Las dos variables proxy que están agregadas a nivel de la flota industrial total presentan una correlación entre ellas de 50%. Las correlaciones de estas dos variables con el resto de los regresores en la ecuación de ineficiencias son bajas.

actividad cada año. Adicionalmente, en 3 de las 4 variantes de modelos reportados en el Anexo 3-B estas dos variables muestran clara significancia estadística. En base a estos resultados se podría conjeturar que, durante el periodo analizado, la pesquería de merluza común habría enfrentado problemas de congestión; i.e., al aumentar la escala agregada de operación pesquera, cada barco habría en promedio sufrido mermas en sus rendimientos de pesca. La presencia de efectos congestión es compatible con el resultado de rendimientos medios (i.e., por hora de arrastre) decrecientes en el nivel de uso de los factores variables requeridos en la faena de pesca.

Respecto de la proxy usada para controlar por efectos asociados a la escala de operación a nivel de la firma propietaria del barco, no se obtienen lecturas robustas. Por un lado, al excluir potencia de motor como regresor en la ecuación de ineficiencia, la variable acarreo a nivel de firma obtiene sistemáticamente signo negativo y significancia estadística. Pero la significancia de esta variable se diluye al incluir a la potencia de motor del barco. Este efecto debe estar relacionado con la correlación existente entre estas 2 variables.⁵¹ Frente a esto, nos inclinamos por defender la significancia estadística de la potencia de motor del barco, como factor explicativo de la eficiencia técnica en la captura. Es probable que los casos que reportan significancia estadística para la variable acarreo a nivel de firma, se asocien con un problema de variable omitida relevante (potencia de motor), estando esta última correlacionada con la variable acarreo a nivel de firma.

6. Valor Predictivo del Modelo

Esta sección ilustra el valor predictivo de las estimaciones obtenidas. Relacionado a esto, el Anexo 4 informa sobre características técnicas y los scores de eficiencia estimados para 16 embarcaciones que formaron parte del total de 41 naves arrastreras que los empresarios seleccionaron para operar en esta pesquería durante el 2001⁵², año de inicio del régimen de cuotas individuales de captura (ver sección 2). Del total de 41 barcos, las 16 naves seleccionadas en el Anexo 4 se caracterizan por también estar presentes en nuestra base de datos, durante los tres últimos años del período muestral.

De las 16 embarcaciones seleccionadas, 7 obtienen promedios de eficiencia por encima del promedio obtenido para el total de 26 barcos que formaron parte de nuestra base muestral durante el periodo 1998-2000. Estas 7 naves muestran potencias de motor superiores a 1.200 hp, capacidades de bodega superiores al promedio muestral y también, mayoritariamente, horas de pesca superiores al promedio muestral.

⁵¹ La correlación entre $(a^j, p_i) = +0.70$. Esta correlación probablemente guarda relación con el hecho que 11 empresas, del total de 18 incluidas en nuestra muestra, operan durante el periodo bajo análisis con sólo un barco.

⁵² Según nómina de embarcaciones y armadores inscritos a inicios del 2001.

El Cuadro N° 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 base muestral según las eficiencias estimadas en este trabajo. Este ejercicio lo realizamos inicialmente utilizando el modelo de efectos aleatorios BC95-P, dado que este modelo presenta el mejor grado de ajuste sobre los datos muestrales, de acuerdo al criterio de máxima verosimilitud. Asimismo, utilizamos como base de análisis a 26 naves de nuestra base muestral, las que operaron durante los años 1998-2000.⁵³ Este conjunto de barcos se segmenta en “naves seleccionadas” (*S*) y “naves no seleccionadas” (*NS*), según la elección de los empresarios.

De nuestra base muestral de 26 embarcaciones, sólo 16 naves coinciden con barcos seleccionados por los empresarios para operar en el 2001. En consecuencia, de nuestra muestra de 26 naves seleccionamos las 16 que obtuvieron los mayores niveles de eficiencia técnica según el modelo de estimación aplicado.⁵⁴ Este grupo lo definimos como el conjunto de naves “más eficientes” y lo denotamos por *EFI*. Al resto de la base muestral lo definimos como el conjunto de barcos “menos eficientes”, y lo denotamos por *NO-EFI*. El Cuadro N° 5 ilustra, en una matriz de matchings, el grado de coincidencias entre estas dos fuentes de ordenamiento de naves.

De las 16 naves seleccionadas por los empresarios y que a la vez están en nuestra base de datos, 13 quedan también seleccionadas entre las 16 embarcaciones con los mayores scores de eficiencia; esto implica un 50% de aciertos, sobre el total de 26 barcos que sometemos a este proceso de segmentación. Por otro lado, 7 de las 10 naves no seleccionadas por los empresarios son clasificadas por nuestro modelo dentro del grupo *NO-EFI*; i.e., un 26.9% del total de la muestra analizada. Así, y según el criterio de número de naves clasificadas en categorías coincidentes por una y otra fuente de ordenamiento (áreas en gris en Cuadro N°5-A), el algoritmo de estimación 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 N°5-B).

El grado parcial de aciertos obtenidos refleja limitaciones en nuestros datos muestrales, 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 asignadas desde inicios del año 2001 a cada barco industrial con permiso de pesca para operar en esta pesquería, tienen su uso condicionado por las áreas de pesca y la(s) especie(s) sobre las cuales cada nave posee permisos vigentes de pesca. La posesión

⁵³ Se consideran 26 naves de las 29 que en total conforman nuestra base muestral, ya que 3 barcos de los 29 no tienen información para el período 1998-2000. El total de las 26 embarcaciones consideradas en esta sección eran aptas para ser elegidas por los empresarios, para efectuar operaciones de pesca durante el año 2001 (i.e., todas disponían de permisos de pesca válidos y vigentes).

⁵⁴ Para estos efectos se emplea el promedio por nave de los scores estimados para los años 1998, 1999 y 2000.

de permisos por parte de una misma nave para operar en más de un área de pesca y/o sobre más de una especie en particular, fue probablemente parte de los factores considerados por los empresarios, al decidir cuáles barcos inscribir para efectuar operaciones de pesca bajo el nuevo sistema de cuotas individuales de pesca (más detalles en Peña-Torres, 2002).

En contraste con lo anterior, nuestros modelos de estimación no controlan (dado que no contamos con esta información) por la posibilidad que parte de las naves analizadas podrían disponer de permisos para efectuar operaciones de pesca también en otras pesquerías (sobre otras especies y/o en periodos complementarios de pesca).

Cuadro N°5-A

| Selección Empresarios | Selección según modelo BC95-P* | | Total de naves |
|-----------------------|--------------------------------|------------|----------------|
| | EFI | NO-EFI | |
| S | 13 50.0% | 3 11.5% | 16 |
| NS | 3 11.5% | 7 26.9% | 10 |
| Total de naves | 16 | 10 | 26 |

*: Algoritmo BC(95) que además considera la variable potencia del barco en el modelo sobre las ineficiencias.

Cuadro N°5-B

| Selección Empresarios | Selección según modelo Ef. Fijos | | Total de naves |
|-----------------------|----------------------------------|------------|----------------|
| | EFI | NO-EFI | |
| S | 12 46.2% | 4 15.4% | 16 |
| NS | 4 15.4% | 6 23.1% | 10 |
| Total de naves | 16 | 10 | 26 |

7. Comentarios Finales

Los objetivos centrales de este trabajo han sido dos. Por un lado, ofrecer un análisis comparativo sobre dos modelos alternativos para estimar eficiencia productiva, para casos en que la información disponible es de tipo panel. Para efectos de esta comparación, utilizamos en ambos modelos el mismo set de regresores y la misma base muestral. Así, excluimos diferencias en las estimaciones de eficiencia que sean fruto de distintas estructuras informacionales. De esta forma, este trabajo aporta evidencia que contribuye a caracterizar 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 y análisis de índole más directamente económico.

El interés en realizar un análisis comparativo entre algoritmos alternativos de estimación se relaciona con dilemas de decisión del siguiente tipo. Por un lado, cada algoritmo contiene distintas virtudes y limitantes.⁵⁵ Por otro, las fuentes de potenciales sesgos y problemas de estimación pueden ser múltiples. En consecuencia, no es infrecuente que en ocasiones se deba optar entre algoritmos alternativos de estimación, en base a criterios de decisión no sólo teóricos sino además pragmáticos. Con frecuencia en estas decisiones se debe en definitiva sacrificar el logro de ciertos objetivos a cambio de satisfacer otros. Por ejemplo, en ocasiones puede ser prioritario maximizar el poder predictivo del ejercicio de estimación; mientras que en otros contextos la prioridad puede estar en obtener estimadores consistentes y creíbles para describir el tipo y grado de impacto de regresores específicos. Lamentablemente, no siempre la información disponible permite que todas las propiedades y objetivos de interés se puedan satisfacer en forma simultánea.

Dilemas de decisión de este tipo ciertamente no están ausentes en el desarrollo de ejercicios de estimación de indicadores de eficiencia productiva. No debemos olvidar que los distintos métodos disponibles para estimar eficiencia productiva dependen en definitiva, y en directa relación, de la estructura informacional que esté contenida en el modelo de estimación. En este sentido, y a pesar de los avances metodológicos acumulados en los métodos econométricos hoy disponibles para estimar indicadores de eficiencia y productividad, no ha perdido relevancia la clásica analogía sugerida por Abramovich a mediados de los años 1950s, en el sentido de entender a las estimaciones de eficiencia productiva como medidas, en última instancia, de “la ignorancia del analista”.

Teniendo en consideración las motivaciones y condicionantes mencionados, y en relación con el análisis comparativo entre los dos algoritmos de estimación considerados en este trabajo, destacamos 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. En consecuencia, el ordenamiento de los scores de eficiencia de las distintas unidades productivas resulta ser, en lo fundamental, independiente de si el algoritmo de estimación

⁵⁵ 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}).Cuál de estas características interese más potenciar es algo que depende de los focos prioritarios de pregunta.

modela los efectos sistemáticos y específicos al barco como efectos fijos (i.e., 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 técnica, aún en el caso de considerar un idéntico set de regresores. Por otro lado, el modelo con efectos fijos genera distribuciones de eficiencia con mayor dispersión, relativo al caso con efectos aleatorios. Dos elementos de diferencia entre ambos algoritmos contribuyen a obtener este tipo de 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, los siguientes son resultados de interés (y a nuestro juicio, con robustez estadística) respecto de aspectos tecnológico-productivos relacionados al sector pesquero bajo análisis:

- c) Independiente del algoritmo de estimación en uso, los scores de eficiencia estimados para la flota analizada fluctúan entre 25% y 50%, considerando promedios anuales y el conjunto del grupo muestral. Estos valores contrastan con estimaciones efectuadas para la flota industrial chilena de pesca pelágica, con operaciones entre las regiones V a X, para la cual se obtienen promedios anuales de eficiencia técnica que fluctúan entre 50% y 90%⁵⁶ (Peña et al., 2003). Entre las razones para obtener estos distintos rangos de resultados se encuentran diferencias en el destino predominante de la captura en uno y otro caso. En la pesquería de merluza común el desembarque ha sido crecientemente destinado a consumo humano. Por ello, se tiende a sacrificar eficiencia técnica en la captura, a cambio de lograr materia prima (pesca) de mejor calidad. En el caso de la pesca pelágica en Chile, siendo tradicionalmente su destino la industria de reducción, tiende a prevalecer la maximización del uso de la capacidad de pesca de cada barco (véase Peña, Vergara y Basch, 2004).
- d) 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. Mayor potencia resulta asociada con mayor eficiencia técnica. En definitiva, y dada la estructura informacional contenida en el modelo de frontera productiva, este resultado indica que potencia del motor se asocia positiva y significativamente con el nivel de capturas obtenidas por cada barco. Por otro lado, el grupo de barcos de menor tamaño y con menor potencia de motor presenta mayor dispersión en sus eficiencias estimadas. Interpretamos este último resultado como reflejo de la existencia de menor heterogeneidad tecnológica dentro de la categoría de barcos de mayor tamaño y con mayor potencia de motor.

⁵⁶ Utilizando un algoritmo de estimación con efectos aleatorios del mismo tipo al considerado en el presente trabajo.

- e) La función Cobb-Douglas se rechaza a favor de una tipo Translog. Así, cambios en la escala de uso de los insumos variables (aproximados por las horas anuales de pesca), o en la abundancia del stock de peces, no necesariamente afectan a los rendimientos de pesca del barco en forma proporcional. De hecho, estimaciones punto para las elasticidades captura-insumos en general resultan ser función de la escala de operación pesquera y/o la abundancia del recurso pesquero bajo explotación.
- f) En el caso de la elasticidad captura-horas de pesca, estimadores consistentes arrojan valores menores a la unidad, lo que señala la existencia de rendimientos medios de pesca decrecientes en el nivel del esfuerzo de pesca. Esto es compatible con resultados de estimación que insinúan la presencia de efectos congestión, estos últimos asociados a la escala de operación del total de la flota industrial bajo estudio.

Referencias

- Abramovich, M. (1956), "Resources and Output Trends in the United States since 1870", *American Economic Review* (May), 46(2): 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 de 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, and P. Schmidt (1977), "Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models," *Journal of Econometrics*, 6:1 (Julio), 21-37.
- Battese, G.E., and T.J. Coelli (1995), "A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data," *Empirical Economics*, 20, 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 (April), 287-311.
- Cerda, R., E. Yáñez, M. Arredondo, G. Martínez 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 95-16. Estud y Doc.* 1/98 P. Universidad Católica de Valparaíso, 333 pp.
- Cerda, R., S. Bertrand, G. Martínez, K. Nieto, M. Urbina y E. Yáñez (2003): "Evaluación del impacto socioeconómico de medidas de administración en pesquerías" *Proyecto Fondo de Investigación Pesquera 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.
- Comitini, S. and D.S. Huang (1967), "A Study of Production and Factor Shares in the Halibut Fishing Industry", *J. Political Economy* 75 (August): 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 (October/November), 185-200.
- Cornwell, C. & P. Schmidt (1996), "Production Frontiers and Efficiency Measurement", cap. 32 en Matyas, L. y P. Sevestre (eds.), *The Econometrics of Panel Data: A Handbook of the Theory and Applications*, revised 2nd edition, Kluwer, Boston
- 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 (2002), "Effects of the American Fisheries Act on Capacity, Utilization and Technical Efficiency", *Marine Resource Economics Vol. 17(3)*: 181-205.
- Greene, W. (2001), "New developments in the estimation of stochastic frontier models with panel data", *Efficiency Series Paper*, Universidad de Oviedo.
- Greene, W. (1997), "Frontier Production Functions," *Handbook of Applied Econometrics*, Cap.3, Vol II. Pesaran & P. Schmidt (eds.), Microeconomics, Blackwell Publishers, UK.
- Greene, W. (1990), "A Gamma – Distributes Stochastic Frontier Model," *Journal of Econometrics*, 46:141 – 163.
- Greene, W.H. (1980a). "Maximum Likelihood Estimation of Econometric Frontier Functions," *Journal of Econometrics*, 13:1 (May), 27-56.
- Greene, W.H. (1980b), "On the Estimation of a Flexible Frontier Production Model," *Journal of Econometrics*, 13:1 (May) 101-115.
- Hannesson, R. (1983), "Bioeconomic production function in fisheries: Theoretical and empirical analysis", *Can. J. Fish. Aquat. Sci.* 40 (March): 968-82.
- Hausman J.A. (1978), "Specification tests in econometrics," *Econometrica*, 46, Issue 6 (Nov), 1251-1271.
- Instituto de Fomento Pesquero (2001), "Investigación CTP merluza común año 2002". *Manuscrito IFOP*, 58 pp.
- Jin, D., E.Thunberg, H. Kite-Powell and K. Blake (2002), "Total Factor Productivity Change in the New England Groundfish Fishery: 1964-1993", *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol.44(3): 540-56.

- Johnston J. & J. DiNardo (1997), *Econometric Methods*, McGrawHill. 4th Edition.
- Jondrow, J., K. Lovell, I. Materov, and P. Schmidt (1982), "On the Estimation of Technical Inefficiency in the Stochastic Frontier Production Model", *Journal of Econometrics* Vol. 19, 233-238.
- Kirkley, J. E., D. Squires, and I.E. Strand (1995), "Assessing Technical Efficiency in Commercial Fisheries: The Mid-Atlantic Sea Scallop Fishery", *American Journal of Agricultural Economics*, 77, August: 686-697.
- Knox C.A. (1993), "Production frontiers and productive efficiency", en Fried H., Knox C.A. y Schmidt S. (eds), *The Measurement of Productive Efficiency. Techniques and Applicacions*, Oxford University Press.
- Kodde, D. Y F. Palm (1986), "Wald Criteria for Jointly Testing Criteria Equality and Inequality Restrictions," *Econometrica*, Vol. 54, pp.1243-1248.
- Kumbhakar, S.C. (1990), "Production Frontiers, Panel Data, and Time-Varying Technical Inefficiency," *Journal of Econometrics*, 46:1/2 (October/November), 201-212.
- Kumbhakar, S.C., S. Ghosh, and J.T. McGuckin (1991), "A Generalized Production Frontier Analysis Approach for Estimating Determinants of Inefficiency in US Dairy Farms," *Journal of Business and Economic Statistics*, 0:3 (July), 279-286.
- Kumbhakar, S.C. and Knox Lovell (2000), *Stochastic Frontier Analysis*, Cambridge University Press.
- Libecap, G. (1989), "Contracting for Property Rights", CUP.
- Meeusen, W. and J. Van den Broeck (1977), "Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error", *International Economic Review*, 18:2 (Junio), 435-444.
- Pavez P. (1977), "Análisis de situación actual y algunas alternativas de manejo de la pesquería de la merluza común (*Merluccius gayi*) en Chile". *ECMA-UCV*, 28 p. Mimeo.
- Peña-Torres J. (1997), "The Political Economy of Fishing Regulation: the case of Chile", *Marine Resource Economics* 12(4): 239- 248
- Peña-Torres J. y Basch M. (2000), "Harvesting in a Pelagic Fishery: The Case of Northern Chile," *Annals of Operations Research* 94: 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*, Santiago de Chile.
- Peña-Torres J., Basch M. y Vergara S. (2003), "Eficiencia técnica y escalas de operación en pesca pelágica: un análisis de fronteras estocásticas (Pesquería Centro-Sur en Chile)," *Cuadernos de Economía*, Vol. 40(119). 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* (forthcoming)
- Polachek, S.W. and B.J. Yoon (1995), "Consistency of Maximum likelihood Estimators in Stochastic Frontier Models", *Mimeo*, Department of Economics, State University of New York, Binghamton, N. Y.
- Quinn, T.J. and R.B. Deriso (1999), *Quantitative Fish Dynamics*, OUP.
- Reifschneider, D., and R. Stevenson (1991), "Systematic Departures from the Frontier: A Framework for the Analysis of Firm Inefficiency," *International Economic Review*, 32:3 (August), 715-723.
- Schmidt, P. and R.C. Sickles (1984), "Production Frontiers and Panel Data", *Journal of Business and Economic Statistics* Vol. 2, 367-374.
- Scott, A. (1993), "Obstacles to fishery self-government", *Marine Resource Economics* 8(3): 187-199.
- SERNAPESCA (2000), *Anuario Estadístico de Pesca 2000*, Ministerio de Economía, Fomento y Reconstrucción. República de Chile.
- Serra, R., y P. Barría (1992), "Investigación y Estimación de la Captura Total Permisible para el Jurel Año 1992," *Reporte Técnico*, IFOP, Valparaíso, Chile.
- Sharma, K.R. (1999), "Technical Efficiency of the Longline Fishery in Hawaii: An Application of a Stochastic Production Function", *Marine Resource Economics* vol. 13(4).
- Squires, D. (1992), "Productivity measurement in common property resource industries: an application to the Pacific coast trawl fishery", *RAND Journal of Economics*, Vol. 23, #2. Summer.
- Squires, D., R. Q. Grafton, M. F. Alam, and 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 (May), 57-66.

- Viswanathan, K.K., I. H. Omar, Y. Jeon, J. Kirkley, D. Squires and I. Susilowati (2001), "Fishing Skills in Developing Country Fisheries: the Kedah, Malaysia Trawl Fishery", *Marine Resource Economics* vol. 16(4): 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 (30°S – 40°S) entre 1960 y 1982," en T. Melo (ed), *Estudios en pesquerías chilenas*, Escuela de Ciencias del Mar - Universidad Católica de Valparaíso, 67-74.
- Yañez, E., M.A. Barbieri y C. Silva (2003), "Fluctuaciones Ambientales de Baja Frecuencia y Principales Pesquerías Pelágicas Chilenas" En E. Yáñez (Ed.) *Actividad Pesquera y de Acuicultura en Chile*, Escuela de Ciencias del Mar, P. Universidad Católica de Valparaíso, 109-121.
- Zellner, A., J. Kmenta, y J. Drèze(1966), "Specification and Estimation of Cobb-Douglas Production Function Models," *Econometrica*, 34, 784-795.

Anexo 1:
Flota industrial y el sistema de LMCA en la pesquería de merluza común

| Flota industrial | Prom. 1999-2000 | 2001 | | 2002 | |
|---------------------------|-------------------|-------------------|----------------------|-------------------|----------------------|
| | Naves autorizadas | Naves autorizadas | Naves inscritas LMCA | Naves autorizadas | Naves inscritas LMCA |
| # armadores | 34 | 30 | 19 | 29 | 18 |
| # naves | 61 | 57 | 41 | 57 | 37 |
| HP totales | 54211.5 | 51795 | 43742 | 51795 | 41987 |
| HP/nave | 889 | 909 | 1067 | 909 | 1135 |
| Desembarque total * | 84132.5 | 87741 | 87570 | 88850 | 88823 |
| Cuota Anual Tot. (ton) | 80000 | 82744 | | 89744 | |
| Grupo < 1200 hp | | | | | |
| # Naves | 44 | 40 | 24 | 40 | 20 |
| HP totales | 21854.5 | 19438 | 11385 | 19438 | 9630 |
| HP/nave | 496.5 | 486 | 474 | 486 | 482 |
| Desembarque Grupo | 27831 | 23534 | 23363 | 24810 | 24783 |
| Grupo > 1200 hp | | | | | |
| # Naves | 17 | 17 | 17 | 17 | 17 |
| HP totales | 32357 | 32357 | 32357 | 32357 | 32357 |
| HP/nave | 1903 | 1903 | 1903 | 1903 | 1903 |
| Desembarque Grupo | 56301.5 | 64207 | 64207 | 64039 | 64039 |

Fuente: Subpesca

*: 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 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: Resumen de Variables

| Años | 1990 | 1991 | 1992 | 1993 | 1994 | 1995 | 1996 | 1997 | 1998 | 1999 | 2000 |
|---|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| N° de Barcos (base de estimaciones) | 12 | 12 | 10 | 18 | 21 | 25 | 25 | 26 | 26 | 20 | 19 |
| 1. Captura Merluza (tons, 10 ³): Promedio | 1.6 | 1.9 | 2.7 | 2.0 | 1.9 | 2.1 | 2.1 | 3.3 | 2.9 | 2.6 | 2.3 |
| Dv. St. | 2.1 | 1.7 | 2.1 | 1.6 | 1.6 | 1.6 | 2.3 | 3.3 | 3.6 | 2.3 | 2.4 |
| Valor Mínimo | 0.2 | 0.1 | 0.4 | 0.5 | 0.1 | 0.2 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.1 | 0.0 |
| Valor Máximo | 6.3 | 5.2 | 5.5 | 4.8 | 4.8 | 6.3 | 8.7 | 12.1 | 11.3 | 6.4 | 7.9 |
| 2. Capacidad Bodega (m ³): Promedio | 257.6 | 277.2 | 301.4 | 257.3 | 241.8 | 267.3 | 248.5 | 242.8 | 242.8 | 281.8 | 283.7 |
| Dv. St. | 201.6 | 202.0 | 214.1 | 179.6 | 187.1 | 194.3 | 179.4 | 178.2 | 178.2 | 186.0 | 192.5 |
| Valor Mínimo | 60 | 93 | 60 | 60 | 60 | 60 | 65 | 65 | 65 | 66 | 66 |
| Valor Máximo | 633 | 633 | 633 | 633 | 633 | 633 | 580 | 580 | 580 | 580 | 580 |
| 3. Potencia de Motor (Hp): Promedio | 935.4 | 1035.3 | 1251.3 | 1033.2 | 995.4 | 1046.5 | 1015.9 | 990.7 | 990.7 | 1181.7 | 1206.2 |
| Dv. St. | 676.4 | 795.1 | 849.7 | 762.4 | 816.0 | 828.9 | 792.8 | 787.4 | 787.4 | 805.6 | 821.8 |
| Valor Mínimo | 360 | 360 | 360 | 345 | 300 | 245 | 245 | 245 | 245 | 245 | 245 |
| Valor Máximo | 2055 | 2288 | 2288 | 2288 | 2400 | 2400 | 2400 | 2400 | 2400 | 2400 | 2400 |
| 4. Horas de Arrastre Anual (Promedio) | 832.8 | 804 | 590.4 | 765.6 | 729.6 | 657.6 | 571.2 | 765.6 | 775.2 | 892.8 | 420 |
| Dv. St. | 456 | 458.4 | 384 | 266.4 | 307.2 | 345.6 | 271.2 | 328.8 | 338.4 | 504 | 302.4 |
| Valor Mínimo | 225.6 | 79.2 | 67.2 | 348 | 276 | 96 | 14.4 | 48 | 7.2 | 60 | 7.2 |
| Valor Máximo | 1519.2 | 1756.8 | 1142.4 | 1221.6 | 1296 | 1291.2 | 969.6 | 1233.6 | 1159.2 | 1843.2 | 924 |
| 5. Acarreo empresa: Promedio*/ | 100.0 | 67.7 | 61.1 | 90.7 | 74.7 | 66.5 | 66.3 | 97.8 | 115.6 | 166.5 | 66.2 |
| Dv. St. (%) | -17.3 | 24.8 | -2.2 | 5.2 | 9.9 | -18.7 | -9.3 | -4.3 | 2.2 | -1.8 | 18.9 |
| 6. Acarreo Industria*/ | 100.0 | 106.8 | 71.6 | 149.5 | 150.5 | 140.8 | 133.0 | 200.0 | 224.3 | 238.8 | 99.0 |
| 7. Número de barcos Industria | 30 | 27 | 30 | 32 | 34 | 39 | 32 | 34 | 39 | 38 | 36 |

*/ Índice: año 1990=100

Anexo 3-A

| (I) Modelo Frontera Productiva: | (1) | (2) | (3) |
|--|-----------------------------|-------------------------------|----------------------|
| Variables | E. Aleatorios (BC95) | E. Aleatorios (BC95-P) | 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 | | | |
|--|--------------------------------|--------------------------------|------|
| Constante | -1.32 (-1.09) | 8.27 (2.73)* | |
| Potencia Motor (p_i) | | -1.15 (-12.04)* | |
| Acarreo Empresa (a^j): z1 | -0.37 (-20.13)* | 0.05 (1.36) | |
| Acarreo industria (a^l): z3 | 0.67 (3.36)* | 0.20 (1.23) | |
| N° barcos industria (n^l): z4 | -0.76 (-0.91) | -0.77 (-1.31) | |
| Parámetros | | | |
| N° total observaciones | 214 | 214 | 214 |
| $\sigma_s^2 = (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)$ | 0.59 (7.89)* | 0.29 (15.81)* | |
| $\gamma = (\sigma_u^2 / \sigma_s^2)$ | 1.00 (7,2 x 10 ⁶)* | 1.00 (4,3 x 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. Standard | 0.26 | 0.25 | 0.30 |

Notas: entre paréntesis: valores del estadígrafo t
 *: significativo al 95% de confianza.

Anexo 3-B

(I) Modelo sobre Ineficiencias Estimadas:

| Variables: | Efectos Aleatorios: BC95 | | Efectos Aleatorios: BC95-P | |
|--|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|--------------------------------|
| | (1A) | (1B) | (2A) | (2B) |
| Constante | -2.75 (-0.88) | | 3.28 (5.47)* | 0.80 (0.79) |
| Potencia Motor (p_i) | - | - | -1.18 (-31.89)* | -0.48 (-4.82)* |
| Acarreo Empresa (a_i): z1 | -0.37 (-11.8)* | -0.39 (-11.2)* | 0.44 (1.44) | -0.02 (-0.31) |
| Acarreo industria (a^i): z3 | 0.6 (2.92)* | - | 0.36 (11.33)* | - |
| Nº barcos industria (n^i): z4 | - | 0.58 (1.62) | - | 1.27 (4.39)* |
| Parámetros | | | | |
| Nº total observaciones | | | | |
| $\sigma_s^2 = (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)$ | 0.55 (9.98)* | 0.60 (8.25)* | 0.30 (10.69)* | 0.33 (4.78)* |
| $\gamma = (\sigma_{\mu}^2 / \sigma_s^2)$ | 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. Standard | 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: entre paréntesis: valores del estadígrafo t
*: significativo al 95% de confianza.

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 | 1850 | 317 |
| 11 | E9 | 1973 | 0.61 | 0.58 | 0.58 | 564 | 1900 | 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 en base a información de Subsecretaría de Pesca y Universidad Católica de Valparaíso.

* : Promedio años 1998, 1999 y 2000

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