

**FRONTERAS ESTOCÁSTICAS, EFICIENCIA TÉCNICA Y
ESCALAS DE OPERACIÓN EN PESCA DEMERSAL
(PESQUERÍA DE MERLUZA COMÚN DE CHILE)
(Agosto 2002)**

JULIO CESAR AGUIRRE MONTOYA

***Candidato al Master of Arts in Economics del Programa de Postgrado en Economía
(2000-2002), ILADES-Georgetown University. E-mail: jaguirre@uahurtado.cl***

JULIO PEÑA TORRES

***Profesor Adjunto (Phd), Departamento de Economía y Administración, Universidad
Jesuita Alberto Hurtado/ILADES-Georgetown University. E-mail:
jpena@uahurtado.cl***

RENÉ CERDA D'AMICO

***Profesor de Economía Pesquera (MSC). Universidad Católica de Valparaíso E-mail:
rcerda@ucv.cl***

Resumen

Este trabajo presenta estimaciones de eficiencia técnica en labores de pesca de la flota industrial en la pesquería de Merluza Común de Chile (regiones IV a X) con datos de panel para un total de 29 barcos a lo largo de 11 años (1990-00). Se usa el enfoque de fronteras estocásticas, según modelos de efectos fijos (del tipo Cornwell et.al, 1990) y efectos aleatorios (según Battese & Coelli, 1992 y 1995). En general, los resultados de estimación rechazan la validez de la función Cobb-Douglas, a favor de una tipo Translog. Las eficiencias estimadas al nivel de cada barco son explicadas con significancia estadística por efectos asociados a la escala de operación de cada barco (horas anuales de pesca) así como por la potencia del motor. Variables agregadas a nivel de empresa controladora, buscando controlar por efectos asociados a la escala de operación de cada empresa, también logran significancia estadística al explicar las eficiencias estimadas para cada barco. Aumentos en la intensidad de uso de la flota bajo control de la misma empresa generarían deseconomías externas al nivel de cada barco. A nivel de una industria, se obtienen resultados con similares signos aunque menos robustos. Las estimaciones dan señales de la existencia de rendimientos decrecientes en esta pesquería. Adicionalmente, barcos con mayor capacidad de bodega, mayor potencia de motor y en relativa menor antigüedad obtienen en promedio niveles más altos de eficiencia técnica.

Palabras Claves: Fronteras estocásticas, eficiencia técnica, estimación de paneles, pesquería demersal en Chile.

Clasificación JEL: Q22, C33, L7

1.- Introducción

El presente estudio tiene como objetivo realizar estimaciones de eficiencia técnica para los barcos industriales de la Pesquería Industrial de Merluza Común, que realizaron faenas de pesca extractiva durante el periodo 1990-2000 principalmente entre la IV y X regiones de Chile. Asimismo, se calculan scores de eficiencia a nivel de cada embarcación, expresándolos como porcentajes del nivel de “mejor práctica” el que se asocia al barco con más alto “rendimiento de captura”. Se emplea como metodología de estimación el enfoque de Fronteras Estocásticas de Producción con datos de Panel y en particular se llevan cabo dos métodos: (i) efectos aleatorios, y (ii) efectos fijos. Con respecto al primero, se trabaja en particular con dos algoritmos propuestos por Battese y Coelli (1992 y 1995); y en cuanto al segundo, se aplica uno del tipo Cornwell et.al (1990).

La frontera eficiente de producción se define como la máxima cantidad de producto (Tn. de captura anual de merluza) posible de lograr a partir de un conjunto dado de insumos productivos. La “ineficiencia técnica” corresponderá a las diferencias que surjan entre ese máximo teórico a estimar y lo que realmente hayan contribuido los insumos de cada barco a la captura efectiva. Este trabajo excluye información respecto del valor de la producción y de los precios de los insumos.

La motivación de este estudio radica por un lado en la creciente escasez del recurso que se viene observando desde comienzos de los años 1980´s lo cual demanda urgentes medidas de regulación destinadas a lograr ordenamientos socialmente más racionales de los esfuerzos productivos individuales, que se asocien a usos económicamente más eficientes para recursos productivos escasos. Por lo que dichas medidas deben considerar reglas de acceso más eficientes que permitan oportunidades económicamente eficientes de desarrollo sectorial, bajo entornos de relativa equidad para los diversos actores que operan.

Dada la heterogeneidad productiva en sectores de pesca extractiva, aquella suele derivar en condicionamientos de importancia que permitan determinar qué unidades productivas sean compatibles con los criterios racionales de eficiencia y equidad. Es por ello que el presente trabajo considera evaluar hipótesis sobre fuentes de diferencias en las eficiencias técnicas a

estimar que se asocien a escalas de operación a (i) nivel de empresa que controla cada barco y a (ii) nivel agregado de la industria. En el primer caso, se quiere explorar la posible presencia de des-economías externas a la unidad extractiva, aunque internas al nivel de empresa (debido a altos costos de coordinación, por ejemplo) o la presencia de economías externas al nivel de cada barco (economías de costos por esfuerzos de búsqueda, por ejemplo). En el segundo caso, la intención es identificar posibles fuentes de externalidades productivas, externas tanto al nivel de barco como de su empresa controladora, que pudiesen afectar las productividades individuales de captura.

Por otro lado, existe escaso análisis económico-empírico referido a industrias de pesca. Una excepción es el trabajo de Peña et.al (2002) aplicado a la industria pesquera pelágica (específicamente, jurel). En Chile, no se sabe de estimaciones previas respecto de conceptos de eficiencia técnica en industrias pesqueras. A nivel internacional, si bien es cierto es poco lo existente en literatura relacionada con eficiencia o medidas de productividad aplicado a la actividad pesquera¹, no existe discusión alguna sobre hipótesis relacionadas con el “efecto tamaño” (“size effects”), cuya importancia en explorarlo radica en la ayuda que puede brindar para la mejor comprensión de los incentivos y/o desincentivos que las unidades productivas (barcos en este caso) puedan enfrentar en el desempeño de su actividad extractiva/productiva. De este modo, la estructura de incentivos adquiere mayor relevancia a medida que más escasos se hace el stock de peces. Por lo tanto, es la intención del presente estudio contribuir a la literatura de la economía pesquera y poder servir de alternativa para la determinación de medidas de regulación.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 describe aspectos relevantes de la pesquería bajo estudio. La sección 3 presenta el modelo de frontera estocástica de producción. La sección 4 describe el modelo econométrico y las variables a utilizar para el cálculo de los scores de eficiencia técnica para cada barco. La sección 5 muestra los resultados obtenidos. Finalmente, la sección 6 entrega las conclusiones finales del presente trabajo.

¹ Por ejemplo, Squires (1992) entre otros, utiliza índices de productividad “Total Factor Productivity” (TFP) para estimar el crecimiento anual de la productividad en la pesqueras de arrastre (en la Costa Pacífico: Washington, Oregon y California) y emplea datos de capturas, biomasa e insumos; sin embargo no considera nada al respecto del “efecto tamaño” sobre el crecimiento de la productividad o eficiencia en la actividad.

2.- La pesquería de merluza común

Esta pesquería lleva a cabo su actividad principalmente entre la IV y X regiones. El grueso de su producción se encuentra, sobre todo, en la región VIII., zona donde se inició como pesquería industrial desde finales de los años 1930s. En esta industria: (i) la principal especie que se extrae es la merluza común como principal especie que abastece al mercado nacional e internacional y las empresas productoras actúan fundamentalmente como tomadoras de precios²; y, (ii) en ella participan agentes de diversas escalas de producción y grados de integración hacia delante que dan lugar a un sector industrial de mayor tecnología a nivel de extracción, pero intensivo a nivel de proceso; y a un sector de pesca artesanal intensivo en empleo y en menor uso de artes de pesca³.

Con respecto a la evolución de los niveles de desembarque⁴, desde sus inicios hasta la fecha se pueden distinguir cinco periodos⁵ (ver gráfico N°1). En el primer período, 1945-53, se registra un crecimiento sostenido de la pesquería hasta llegar a desembarques promedios de 60,000 Tn. Luego, en 1954-70, se registra una relativa estabilización seguido de un período de grandes fluctuaciones pero siempre con registros superiores a las 70,000 Tn. En este período se registra el desembarque histórico más alto de toda la pesquería: 130,000 Tn. en 1968⁶. Este alto nivel de desembarque, de acuerdo con lo indicado por Farias (1993), se debió a cambios oceanográficos que obligo a la merluza a concentrarse en la franja costera, haciéndola más

² (i) Esta especie pertenece al tipo de recurso “demersal” y se moviliza entre los 80m y 500m de profundidad. Además de la merluza, la pesquería también extrae en mínimas cantidades especies como crustáceo y congrio; (ii) El destino del desembarque ha ido tendiendo cada vez más hacia los productos elaborados en desmedro de la comercialización en fresco del recurso, así se tiene que mientras el porcentaje de consumo directo fue de 52% en 1989, durante 1999 esa fracción correspondió a sólo un 29%. En cuanto a la comercialización externa de la merluza común, los principales productos son el congelado (este en mayor proporción) y el fresco refrigerado. Respecto a los mercados de destino, el congelado se orienta a Estados Unidos y Alemania, mientras que los fresco refrigerados mayoritariamente hacia Estados Unidos y en menor proporción a España y Francia. Más información, ver Universidad Católica de Valparaíso (1995): Informe FIP – IT/95-16.

³ El sector artesanal siempre estuvo presente desde los inicios de la pesquería (Pavez, 1977), sin embargo toma mayor relevancia desde mediados de los años 1950's, tal como se observa en el gráfico N°1.

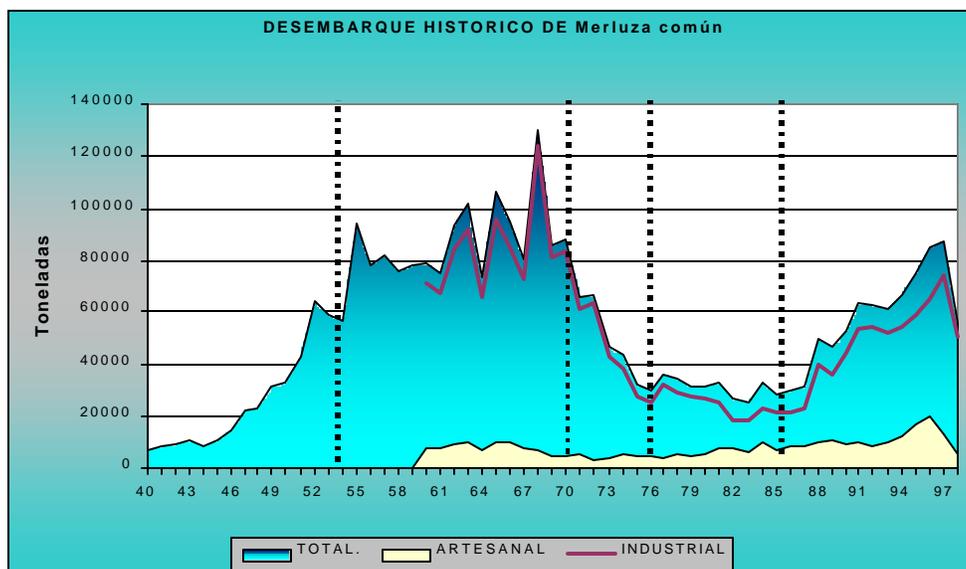
⁴ Es importante aclarar que lo que se observa son los desembarques, que corresponden a las toneladas de Merluza Común desembarcadas en un determinado puerto. La captura propiamente de cada barco no se observa. Finalmente, los desembarques de la especie equivale a la captura menos lo que los barcos arrojan al mar (especies más pequeñas u otras no requeridas o porque las unidades más grandes son de mayor valor monetario). Para efectos de este trabajo, las toneladas de merluza común desembarcadas y registradas oficialmente son referidas como captura industrial de merluza común.

⁵ Ver Universidad Católica de Valparaíso (1995): Informe FIP – IT/95-16.

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.

vulnerable. Al final de este período se observa una tendencia a la caída de los desembarques, la que se acentúa con fuerza entre los años 1971 a 1975, cuando los registros caen desde 66,000 a 29,639 Tn. Diversos autores explican este descenso con argumentos propios a la actividad productiva de la pesquería y otros con explicaciones de índole biológico⁷.

Gráfico N°1
Desembarque histórico de Merluza Común



Fuente: Subsecretaría de Pesca. Informe Técnico (R. Pesq) N°72. Octubre 2000.

En el cuarto período, 1976-85 el nivel de desembarque se estabiliza a niveles cercanos de las 30.000 Tn. Finalmente, en el quinto periodo desde 1986, el desembarque se empieza a recuperar hasta llegar a las 110,000 Tn en el año 2000. Este aumento sostenido es coincidente con un incremento significativo de la demanda de productos congelados por parte de los mercados externos (Farias, 1993) y con cambios del medio ambiente.

Por su parte, la pesca artesanal se ha mantenido alrededor del 10% del desembarque total, con excepción a mediados de los años 1990's cuando operan lanchas artesanales arrastreras que incrementan este valor en un 50% (Ver Gráfico N°1).

⁷ Aguayo et. al. (1985) y Aguayo y Young (1982) explican que en este período se produce una disminución del tamaño del stock atribuible a los altos niveles de explotación; así como, un cambio en el comportamiento de la distribución biológica de la merluza. Yáñez et al (1985) señala que en el periodo anterior se registra una sobreexplotación y Pavez (1977) agrega que se produjo un aumento en el esfuerzo pesquero debido a la operación de barcos de nacionalidad cubana y rusa en las costas chilenas (1970-72).

La década bajo estudio coincide con parte del quinto periodo desde 1990 y con una fase ya en progreso (desde 1986) del incremento progresivo de los desembarques producto de la política económica de apertura a mercados externos (ver Cuadro N°1). Con respecto a la flota industrial, ésta ha tenido una participación histórica que representa más del 80% del desembarque total anual en la zona de distribución de esta pesquería. Si bien es cierto que desde 1940 la pesquería se inicia como una del tipo industrial, es a partir de fines de los 70's y durante la década de los 80's que la flota (compuesta principalmente por naves arrastreras) se comienza a renovar produciéndose un cambio sustancial en el nivel tecnológico de la misma. En 1986, la flota industrial estaba compuesta por 18 unidades con una potencia promedio de 859 hp; en 1991, el número de naves se eleva a 42 unidades arrastreras y, sin embargo, en 1994 el número de naves cae a 28 con una mayor potencia promedio de 1262 hp, lo que sugiere la existencia de sustitución de naves de menor tamaño por embarcaciones mayores y más potentes en adelante, lo que implica un cambio tecnológico importante en la pesquería y determina así la heterogeneidad existente en las embarcaciones, lo cual tendría efectos en los niveles de eficiencia y productividad.

Como se puede ver, la flota industrial se mantuvo sin grandes cambios desde 1997, año en el cual ingresaron a la pesquería un total de 21 naves arrastreras del sector artesanal al hacer uso del beneficio otorgado por la Ley 19.516 que permitió a ese tipo de naves obtener autorización de pesca para este recurso. Finalmente, se estima que las naves de mayor potencia (superior a los 1,200 Hp) operan en forma exclusiva en la pesquería de merluza común, mientras que la flota de menor potencia (inferior a los 1,200 Hp) operaría además en pesquerías de crustáceos, como langostino, colorado y amarillo (según Payá et al., 1999). A pesar de ello, vale señalar, que más del 90% de las capturas de las embarcaciones objetos del presente trabajo es merluza común.

Cuadro N°1
Pesquería de Merluza Común de Chile

Año	Flota Industrial		Captura industrial y artesanal (miles de Tn)	Biomasa Explotable (IFOP, miles de Tn)
	N° de barcos (1)	Potencia de motor (Hp) (2)	Merluza Común (3)	Merluza Común (4)
1986	18	859	30	502
1990	N.D.	N.D.	53	582
1991	42	N.D.	64	468
1992	N.D.	N.D.	63	481
1993	N.D.	N.D.	64	664
1994	28	1262	68	860
1995	37	1304	75	1020
1996	41	1318	92	1052
1997	58	1103	88	939
1998	57	1122	80	840.5
1999	59	1104	104	840.6
2000	59	1101	110	1006

(1) Número total de barcos en flota industrial. (2) Potencia promedio por barco (Hp por barco). (3) Captura de Merluza Común de la Pesquería. (4) Stock de Biomasa promedio por año estimadas por IFOP.

Fuente: datos IFOP y Anuarios de Pesca (Sernapesca).

Elaboración propia.

En general, con respecto a los rendimientos de pesca, las naves equipadas con motores de 1,200 Hp o más, presentan los mayores rendimientos de pesca de toda la flota industrial merlucera⁸ (medidos en toneladas por hora de arrastre⁹). La consistencia o no de este argumento será analizada teniendo en cuenta los niveles de eficiencia estimados de los barcos en la parte 5 del trabajo y el hecho de que esta pesquería maximiza el valor del producto, en vez de maximizar volumen¹⁰. Durante la última década, las naves mayores han obtenido rendimientos 5 veces mayores que la flota de menor potencia (menor a 1200 Hp), aunque en

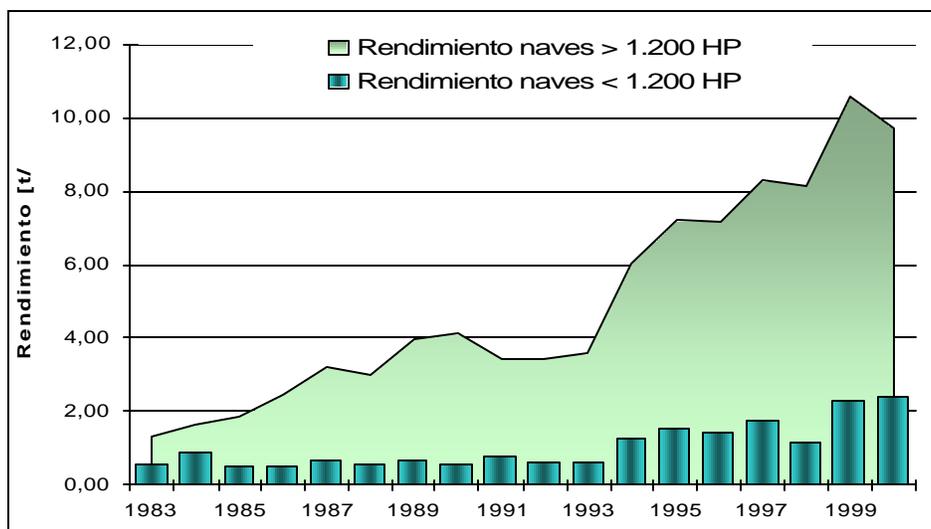
⁸ Según especialistas en la actividad, justamente la localización de profundidad de esta especie hace que la potencia del motor sea una variable determinante en cuanto al rendimiento de esta industria. Otra variable como la capacidad de bodega y de la que desafortunadamente no se ha tenido acceso a información de la misma a nivel agregado de la industria, no es necesariamente determinante en el rendimiento de la captura. Contar con un motor de mejor potencia contribuye mejor al arrastre conforme se va extrayendo la especie desde el fondo marino con las redes pesqueras.

⁹ Dada la profundidad (entre 80m y 500m) que se localiza esta especie, las horas de arrastre se refieren a las horas que emplea un barco para capturar la especie en ese nivel de profundidad utilizando técnicas de arrastre. En adelante, las horas de arrastres serán denominadas como "horas de pesca".

¹⁰ Asimismo, se verá que la variable potencia tiene un poder explicativo muy fuerte en los niveles de eficiencia por parte de los barcos al entregar un mejor modelo econométrico. Esto sería consistente con lo mencionado en la nota a pie de página 8.

los últimos 3 años, sus capturas se han reducido mucho más que la de esta última (ver el siguiente gráfico).

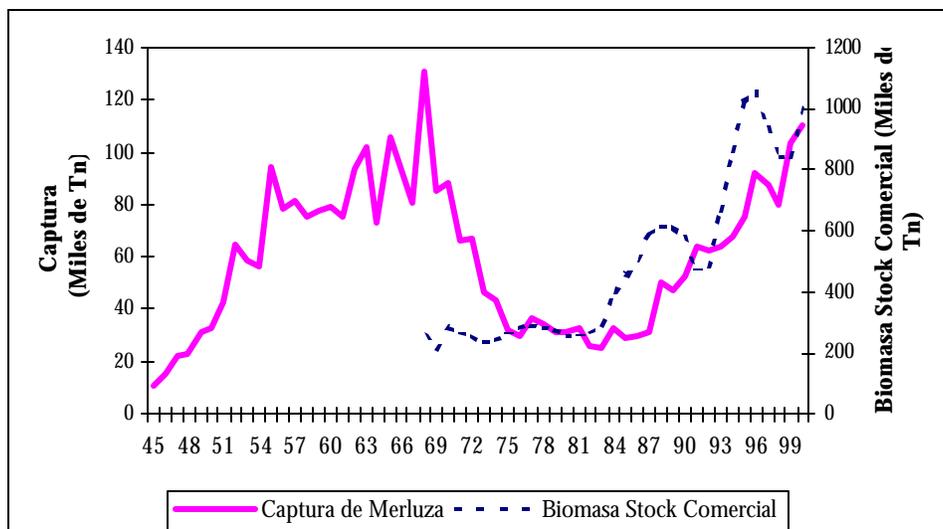
Gráfico N°2
Rendimientos de pesca de la flota arrastrera industrial, según potencia de motor
(en Tn por horas de pesca)



Fuente: Subsecretaría de Pesca. Informe Técnico (R. Pesq.) N°72.

La columna (4) del Cuadro N°1 resume estimaciones del Instituto de Fomento Pesquero (IFOP) respecto a la biomasa promedio de merluza común en esta pesquería, definida como la suma (en peso Tn) de los especímenes de distintas edades de la especie. El Gráfico N°3 ilustra la relación temporal entre la captura industrial anual y el stock promedio anual de biomasa comercial explotable. Según las estimaciones oficiales, éstas señalan un peak de disponibilidad hacia mediados de los años 1990s, siguiéndole una fase de declinación hacia 1999 y recuperación de su nivel en adelante.

Gráfico N°3
Biomasa y captura industrial total de merluza común
(Biomasa y Captura en miles de Tn)



Fuente: IFOP – Subsecretaría de Pesca.

Elaboración propia.

Respecto del contexto regulatorio, las normas más importantes se empiezan a aplicar a esta pesquería a partir de 1982 con el establecimiento de cuotas anuales de captura; posteriormente, en 1983, se fijan tamaños específicos a las mallas y redes. En términos de la utilización del desembarque, la prohibición de su destino a la elaboración de harina y aceite de pescado mantiene su vigencia. Adicionalmente, con la entrada en vigencia en 1991 de la Ley General de Pesca y Acuicultura, la pesquería es declarada en plena explotación y se cierran los registros industrial y artesanal, lo que virtualmente cierra el acceso a la pesquería de nuevas naves; esta medida es renovada anualmente y mantiene su vigencia. La merluza es declarada en plena explotación mediante D.S. N° 353 de 1993. Y en 1997, por la Ley 19.516 y como se mencionó antes, un determinado número (21) de naves arrastreras del sector artesanal pudieron traspasarse al sector industrial.

La cuota global anual asignada para la pesquería es distribuida expresamente entre el sector industrial y artesanal desde 1992 a la fecha y desde 1994 la cuota global asignada para el sector industrial es parcializada en dos: la primera para ser capturada entre enero y septiembre y la segunda para ser capturada entre octubre y diciembre. El siguiente cuadro muestra la evolución

que han seguido las cuotas, cuyos límites son calculados en función al nivel de stock de biomasa y de las capturas anteriores.

Cuadro N°2
Cuotas globales anuales de captura de merluza común

Años	Cuota Global (miles Tn.)	Cuota Artesanal		Cuota Industrial		Desembarque total (miles Tn.)
		Toneladas	%	Toneladas	%	
1982	45					26
1983	45					25
1984	45					33
1985	45					29
1986	45					30
1987	45					31
1988	45					50
1989	45					47
1990	54					53
1991	59					64
1992	59	9.6	16%	49.4	84%	63
1993	65	10	15%	55	85%	64
1994	65	11	17%	54	83%	68
1995	70	13.6	19%	56.4	81%	75
1996	84	20	24%	64	76%	92
1997	83	15	18%	68	82%	88
1998	83	15	18%	67.5	82%	80
1999	96	18	19%	78	81%	104
2000	101	19	19%	82	81%	110

Fuente: Subsecretaría de Pesca, 1998 y SERNAPESCA.

En 1999 se vuelve a modificar el anterior esquema de fraccionamiento de la cuota anual industrial luego de la evaluación hidroacústica de merluza común (la cual se realiza casi todo los años en período de julio a septiembre). El estudio indica que el stock de biomasa de la especie estaba en buenas condiciones y que soportaba un aumento de cuota para el año 2000. Las negociaciones entre la industria y el gobierno dieron como resultado un aumento de cuota para el año 1999 y las estimaciones de la misma para el 2000.

3.- El modelo teórico

El análisis de frontera eficiente fue planteado por primera vez por Farrell (1957). La frontera eficiente de producción $f(x)$ define la máxima cantidad del producto que una determinada firma puede producir a partir de un conjunto dado de insumos x . La ineficiencia técnica

corresponde a diferencias que surjan entre ese máximo teórico y lo que realmente produce la firma con esos insumos. Estas diferencias reflejarían que la firma no ha minimizado del todo sus costos, por ejemplo al optar por proporciones inadecuadas en el uso relativo de distintos insumos. La identificación de aquellas diferencias es esencial para el diseño y mejora de políticas por parte de instituciones públicas o privadas. Más aún, el desempeño macroeconómico de un país depende de su desempeño microeconómico (Knox, 1993). Por lo tanto, estimando esta frontera teórica de producción es posible definir indicadores de eficiencia para la unidad bajo estudio.

Dos tipos de técnicas o aproximaciones son las que han surgido y han sido aplicados en distintos estudios para medir la eficiencia: la econométrica y la programación matemática¹¹. Ambas técnicas emplean distintos métodos en el manejo de los datos. Al hacer eso, realizan distintos arreglos al término del error aleatorio y a la estructura de la tecnología productiva. Estos distintos arreglos son los que determinan sus fortalezas y debilidades. Las diferencias esenciales y el origen de las ventajas de una sobre la otra de ambas técnicas se resumen básicamente en dos características: (i) la técnica econométrica es estocástica, e intenta distinguir los efectos del error estocástico de los efectos de la ineficiencia. La técnica de programación es no-estocástica, y no toma en cuenta el error ni la ineficiencia juntas y la denomina “combinación de ineficiencia”; y, (ii) la técnica econométrica es paramétrica y confunde los efectos de una mala especificación de la forma funcional (de la tecnología e ineficiencia) con la ineficiencia. La técnica de programación es no paramétrica y menos propensa a este tipo de error de especificación.

Ambos modelos econométricos pueden ser categorizados de acuerdo al tipo de datos que se emplean (ya sean de sección cruzada o de panel), al tipo de variables que emplean (sólo cantidades, o cantidades y precios), y al número de ecuaciones en el modelo. Para efectos del presente trabajo se sigue la literatura de análisis de fronteras estocásticas de producción usando

¹¹ La técnica de programación (no paramétrica) -también denominada “data envelopment analysis” (DEA)- consiste en un método multivariado de programación lineal que evalúa diferentes unidades de decisión (por ejemplo, hospitales, escuelas y municipios) de acuerdo a los insumos y productos utilizados y entrega el porcentaje de eficiencia productiva del resto de unidades de decisión. Es, en esencia, una evaluación de eficiencia relativa producto de la comparación de las dinámicas productivas de unidades de decisión equivalentes.

datos de panel, cuyo tipo de variables es el de sólo cantidades (es decir, se analizará la eficiencia técnica la cual será asumida variante en el tiempo¹²).

En la literatura existe consenso al afirmar que la estimación de Panel Data brinda un marco más provechoso o ventajoso para el análisis de la eficiencia de una firma y otro muy valioso para el desarrollo de nuevas técnicas de estimación (Greene 2001). En términos generales, los datos tipos panel abarcan información para cada productor en varios periodos de tiempo (o en más de uno¹³), lo cual no ocurre con datos de corte transversal. Por lo tanto, es de esperar que la estimación de panel permita fuertes supuestos distribucionales o brinde mejores resultados en los estimadores de eficiencia técnica con mayor número de propiedades estadísticas. Los datos de panel permiten estimar en forma simultánea el proceso tecnológico subyacente a una determinada industria (función de producción y/o costos de producción), junto con los determinantes de la eficiencia productiva, lo cual incrementa las opciones para testear hipótesis de interés. Una principal desventaja es que el supuesto de independencia entre niveles de ineficiencia específicos de la unidad productiva y los niveles de insumos no es sostenible del todo¹⁴.

Aigner, Lovell y Schmidt (1977) y Meeusen y van den Broeck (1977) introdujeron simultáneamente los modelos de fronteras estocásticas de producción. Sin embargo, Cornwell, Schmidt and Sickles (1990) y Kumbhakar (1990) fueron quizás los primeros en proponer un modelo de fronteras estocásticas de producción con datos de panel y con eficiencia técnica variante en el tiempo¹⁵. Estos modelos están motivados por la idea de que las desviaciones de la frontera de producción podrían no estar completamente bajo el control de la unidad productiva en estudio. Su gran virtud es la posibilidad de separar shocks aleatorios (por ejemplo, cambios inesperados en factores de producción o efectos climáticos) de los efectos

¹² Cuando se asume que la eficiencia técnica varía entre productores pero es constante a través del tiempo para cada productor, se denomina "Eficiencia Técnica Invariante en el Tiempo". En este trabajo se relaja este supuesto y se la considera "Variante en el Tiempo" es decir, variará entre productores y a través del tiempo. Este tipo de modelo se basa principalmente en la extensión de modelos de fronteras de sección cruzada con máxima verosimilitud hacia el contexto de panel data.

¹³ Cuando cada productor es observado T veces, se dice que el Panel es Balanceado ("*Balanced*"); mientras que si cada productor i es observado $T_i \leq T$ veces, se dice que el Panel es No-Balanceado ("*Unbalanced*").

¹⁴ Desde que los productores conocen algo acerca de su eficiencia técnica, esto influirá en la selección de los insumos.

¹⁵ Antes Schmidt y Sickles (1984) realizaron las primeras estimaciones de estos modelos con Panel Data. Después lo hicieron Kumbhakar, Ghosh y McGuckin (1991).

producidos por variaciones en la eficiencia técnica. El modelo con eficiencia técnica variante en el tiempo se puede plantear como:

$$\ln y_{it} = f(x_{it}, \mathbf{b}) + v_{it} - u_{it} \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad t = 1, 2, \dots, T$$

$$\ln y_{it} = \beta_{0t} + \sum_n \beta_n \ln x_{nit} + v_{it} - u_{it}$$

$$= \beta_{it} + \sum_n \beta_n \ln x_{nit} + v_{it}, \quad (1)$$

donde, y_{it} denota el producto de la i -ésima unidad en el período t ; $f(x_{it}, \mathbf{b})$ es la función de producción; x_{it} representa un vector con los valores correspondientes a los insumos (caso de una función de producción) y otras variables relevantes, y \mathbf{b} corresponde a un vector de parámetros por estimar. β_{0t} es el intercepto de la frontera de producción común a todos los productores en el periodo t , $\beta_{it} = \beta_{0t} - u_{it}$ es el intercepto para el productor i en el periodo t . El término v_{it} corresponde al componente de “ruido”, y u_{it} da cuenta del componente, no negativo de ineficiencia técnica variante en el tiempo, del término de error¹⁶. El ruido v_{it} se supone *iid*-independientes e idénticamente distribuidos- del tipo $N(0, \sigma_v^2)$, a lo largo de todas las unidades y del tiempo, además de ser independiente de las variables explicativas x_{it} ¹⁷ como también de los errores u_{it} .

Los objetivos, entonces, son dos: (i) obtener los estimadores de los parámetros \mathbf{b} de la función de producción; y, (ii) obtener las estimaciones de la eficiencia técnica de cada

¹⁶ Así, el término de error $\hat{a}_{it} = v_{it} - u_{it}$ es asimétrico desde que se supone $u_{it} \geq 0$. Suponiendo que v_{it} y u_{it} se distribuyan independientemente de x_{it} , la estimación de (1) a través de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) brinda estimadores consistentes de los parámetros β_n , pero no de β_0 , ya que $E(\hat{a}_{it}) = -E(u_{it})$. Más aún, MCO no brinda estimadores de la eficiencia técnica específica a cada productor. Sin embargo, brinda un simple test para la presencia de ineficiencia técnica en los datos. Si $u_{it} = 0$, entonces $\hat{a}_{it} = v_{it}$, el término de error es simétrico y los datos no reportan presencia de ineficiencia técnica. Ahora bien, si $u_{it} > 0$, entonces $\hat{a}_{it} = v_{it} - u_{it}$ presenta sesgo negativo y existe evidencia de ineficiencia técnica en los datos. Esto sugiere que un test sobre la presencia de ineficiencia técnica puede basarse directamente en los residuos MCO. De hoy en adelante, se asume que existe tal sesgo negativo en los residuos MCO, por lo que existe evidencia de ineficiencia técnica en los datos y tiene sentido proceder con la estimación de una frontera estocástica de producción

¹⁷ 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).

productor en cada periodo. Lograr el segundo objetivo requiere separar v_{it} y u_{it} del error \hat{a}_t lo cual exige supuestos distribucionales en ambos componentes del error¹⁸.

Según la literatura de Panel Data, para estimar la ecuación (1) existen dos métodos: (i) modelos de efectos fijos, y (ii) modelos de efectos aleatorios. El primero se basa en el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios con Variables Dicotómicas (LSDV); mientras que el segundo, en Mínimos Cuadrados Generalizados (GLS). Ambos imponen diferentes requerimientos sobre los datos y tienen distintas propiedades. Dependiendo de las circunstancias, uno podría tener una preferencia de uno sobre el otro. Por ejemplo, con un N grande y un T pequeño, o en presencia de regresores invariantes en el tiempo, el método de efectos aleatorios sería preferible al de efectos fijos. Y si el supuesto de independencia entre la ineficiencia técnica y los regresores no es factible, sería preferible el método de efectos fijos al de efectos aleatorios.

La mayor ventaja que tiene el método LSDV sobre el método GLS es que no requiere que los regresores y las ineficiencias tengan correlación nula entre sí y el estimador será consistente. Las desventajas son que los estimadores LSDV son menos eficientes que los GLS y que no pueden incluirse, dentro del modelo, regresores que sean invariantes en el tiempo y que a la vez estén relacionados a características específicas a la unidad productiva, de lo contrario se genera un problema de multicolinealidad perfecta. No obstante, el método LSDV sigue siendo robusto frente a la omisión de cualquier regresor relevante de este tipo.

Este trabajo lleva a cabo ambas estimaciones (efectos fijos y efectos aleatorios) con la idea de realizar comparaciones entre los dos métodos y verificar si generan resultados similares. Para determinar la validez relativa entre un modelo de efectos aleatorios y uno de efectos fijos se usará el test de Hausman (Hausman, 1978)¹⁹. La idea esencial del test de Hausman es testear que bajo la hipótesis nula tanto OLS (i.e, LSDV) y el GLS son consistentes pero el OLS es ineficiente; y, bajo la hipótesis alternativa, el OLS es consistente pero el GLS no. El rechazo de

¹⁸ Por lo general, la gran mayoría de estudios suponen al término de error una distribución normal ($v_{it} \sim iid N(0, \sigma_v^2)$); mientras que para el término de ineficiencia, u_{it} , se han supuesto distribuciones como normal-media normal truncada ($u_{it} \sim iid N^+(0, \sigma_u^2)$), normal exponencial, normal truncada normal ($u_{it} \sim iid N^+(\lambda, \sigma_u^2)$) y gamma normal. Esta última fue introducida por Greene (1980 a,b) y Stevenson (1980), y extendida por Greene (1990).

¹⁹ Greene (2002) en un estudio sobre la industria aeronáutica de USA presenta sus resultados bajo una estimación de Panel Data y recurre al test de Hausman para elegir entre el modelo de efectos aleatorios o efectos fijos. El test de Hausman se distribuye como una chi-cuadrado $\chi^2(k)$, según el número de parámetros k a comparar de cada modelo.

la nula confirmaría: la presencia de no independencia de las variables explicativas con el término de ineficiencia en el modelo de efectos aleatorios, la obtención de estimadores inconsistentes, y la elección a favor del modelo de efectos fijos²⁰.

Dado que ambos modelos permitirán la estimación de los niveles de eficiencia técnica de las unidades productivas resulta de interés observar si generan resultados similares y testear si los ordenamientos o rankings de eficiencias son consistentes de un modelo a otro. Esto se puede realizar utilizando el coeficiente de Spearman. Tomando como referencia este coeficiente²¹, diversos estudios concluyen que ambas estimaciones generan ordenamientos o rankings parecidos, particularmente en las partes superior e inferior de las distribuciones, en los que generalmente radican los intereses de agentes reguladores para la toma de decisiones de política²².

El modelo que permite encontrar la eficiencia técnica de la unidad i -ésima en el periodo t a través del tiempo que se aplicará en las estimaciones es:

$$ET_{it} = \exp(-u_{it}) \quad (2)$$

La eficiencia técnica (ET) de la unidad productiva i toma un valor entre 0 y 1, y dependerá del valor que tome u_i . Si la embarcación obtiene una ineficiencia estimada igual a cero, el valor de ET será 1. En el resto de los casos, ET será menor que 1.

Ya que se considerarán ambas estimaciones, en el caso de efectos fijos, se emplea un algoritmo del tipo Cornwell et.al. (1990); mientras que para el caso de efectos aleatorios, se consideran dos modelos propuestos por Battese y Coelli (1992 y 1995).

²⁰ La Ho podría también rechazarse debido a la inconsistencia de ambos estimadores como consecuencia, por ejemplo, de errores de medida en las variables. Si hay razones que justifican tal creencia, habría que estimar el modelo original por variables instrumentales para obtener un estimador consistente de la matriz de covarianzas; en una segunda etapa se compararían los estimadores MCG y de variables instrumentales. Mayor detalle, ver Novales (1996).

²¹ Otro coeficiente alternativo sería el Coeficiente de Correlación de Ranking de Kendal.

²² Gong y Sickles (1989) encuentra que ambas aproximaciones generan estimados de eficiencia similares en términos de correlación y ranking. Por su parte, Gathon and Perelman (1992) comparan resultados obtenidos de ambas aproximaciones aplicados a trenes europeos (N=19, T=28) y reportan un coeficiente de Spearman por encima de 0.8. Finalmente, Bauer y Hancock (1993) empleando datos del U.S. Federal Reserve (N=47, T=12) reportan alto grado de similitud particularmente dentro de los cuartiles superiores e inferiores de la distribución.

Método de efectos fijos

Como se dijo más arriba, en la ecuación (1) el primer objetivo es estimar los parámetros que describen la estructura de la frontera de producción, y el segundo objetivo es obtener los estimadores de las eficiencias técnicas específicas al productor. Naturalmente, con un panel de $I \times T$ no es posible obtener todas las estimaciones de I.T interceptos β_{it} , N pendientes β_n y σ_v^2 .

Cornwell et.al (1990), alivia el problema especificando: $\mathbf{b}_{it} = \mathbf{q}_{i1} + \mathbf{q}_{i2}t + \mathbf{q}_{i3}t^2$, ó $\mathbf{b}_{it} = \mathbf{w}'_{it} \mathbf{q}_i$, en el que $\mathbf{w}'_{it} = (1, t, t^2)$. De este modo, se reduce el número de parámetros interceptos a $I.3$. No obstante, deja muchos parámetros a ser estimados, particularmente si el ratio (I/T) es grande. Dado que los niveles de las eficiencias técnicas son variantes en el tiempo, lo que está haciendo Cornwell et.al. es introducir una función paramétrica de tiempo dentro de la función de producción para reemplazar el coeficiente de la eficiencia técnica específica a la planta ($\beta_{it} = \beta_{0t} - u_{it}$).

Usando MCG en (1), el β_{it} no puede ser estimado de manera consistente a medida que T va al infinito si los insumos están correlacionados con los efectos específicos a la firma y al tiempo. Bajo estas condiciones, el estimador consistente de β_{it} , a medida que T va al infinito, puede ser derivado estimando la ecuación (1) usando directamente MCO. El problema de la correlación puede ser evitado si se considera el Teorema Frisch – Waugh – Lovell²³ procediendo en el siguiente orden: (1°) regresionando y_{it} y cada insumo X_{it} en w_{it} , barco por barco, para obtener los valores predichos y^*_{it} y x^*_{it} . (2°) agrupando toda la data y regresionando $(y_{it} - y^*_{it})$ en $(x_{it} - x^*_{it})$ para obtener β^* ; y (3°) el residuo $(y_{it} - x'_{it}\beta^*)$ puede ser usado para derivar la eficiencia técnica específica a cada firma, la cual será estimada en la ecuación (2)²⁴. Así, en cada periodo al menos un productor es estimado a ser 100% técnicamente eficiente. En el presente trabajo, la diferencia de este algoritmo con el modelo de Cornwell et.al es que en vez de emplearse en w_{it}

²³ Ver Johsnton y DiNardo (1XXX).

²⁴ Este procedimiento también es empleado por Liu (1993).

una función paramétrica de tiempo, lo que se hará es emplear las variables que expliquen la ineficiencia²⁵.

Método de efectos aleatorios

Si los supuestos de independencia y distribución son sostenibles, la estimación del modelo de eficiencia técnica variante en el tiempo es posible realizarla empleando la técnica de máxima verosimilitud como algoritmo de estimación para el modelo de efectos aleatorios²⁶. Además, estos modelos de estimación, no consideran la posible heteroscedasticidad de los errores v_{it} y de las ineficiencias u_{it} .

Partiendo de la ecuación (1) con $u_{it} = \beta_t \cdot u_i$, donde $v_{it} \sim \text{iid } N(0, \sigma_v^2)$ y $u_i \sim \text{iid } N^+(0, \sigma_u^2)$, luego se puede conocer el residuo correspondiente a $\varepsilon_{it} = v_{it} - u_{it} = v_{it} - \beta_t \cdot u_i$ y $\varepsilon_i = (\varepsilon_{i1}, \dots, \varepsilon_{iT})'$. Después, siguiendo a Jondrow et.al (1982) y Greene (1993), es posible estimar indirectamente el residuo u_{it} usando la esperanza condicional de u_{it} dado ε_{it} :

$$E(u_{it} | \varepsilon_{it}) = \mathbf{x}[\mathbf{f}(\varepsilon_{it} | \mathbf{I} / \mathbf{s}) / (1 - \Phi(\varepsilon_{it} | \mathbf{I} / \mathbf{s})) - \{\varepsilon_{it} | \mathbf{I} / \mathbf{s}\}] \quad (3)$$

donde $\mathbf{s}^2 = (\mathbf{s}_u^2 + \mathbf{s}_v^2)$; $\mathbf{x}^2 = (\mathbf{s}_u^2 \mathbf{s}_v^2 / \mathbf{s}^2)$; $\mathbf{I} = (\mathbf{s}_u / \mathbf{s}_v)$; \mathbf{f} y Φ representan la densidad normal estándar y la función acumulativa estándar, respectivamente. Esta forma de plantear el modelo permite encontrar la ineficiencia técnica (TE) de la unidad i -ésima en el periodo t a través de la ecuación (2).²⁷ Los dos modelos a considerar difieren según la especificación que le

²⁵ Estas corresponden a las mismas variables que explican la ineficiencia en el algoritmo de Battese y Coelli 1995. En la siguiente sección se definirán estas variables.

²⁶ Una ventaja de estimar un modelo de panel mediante una función de Máxima Verosimilitud (MV), respecto a los métodos tradicionales de estimación para paneles, es que al usar MV las unidades más eficientes adquieren mayor influencia en los resultados de estimación que las menos eficientes. En los métodos tradicionales de estimación todas las observaciones tienen influencia equivalente.

²⁷ La estimación de los parámetros de los modelos de funciones estocásticas de producción a través de Máxima Verosimilitud han sido ampliamente empleados desde que el primer modelo fue propuesto por Aigner, Lovell y Schmidt (1977). Existen pocos trabajos que hayan establecido formalmente las propiedades asintóticas de estos estimadores. Polachek y Yoon (1995) investigaron la consistencia de los estimadores de máxima verosimilitud (ML) para modelo de fronteras estocástica de producción en panel data, en los que la estructura del término de error considera un error que se distribuye como una normal con media cero, y dos variables aleatorias distribuidas exponencialmente son asociadas con la ineficiencia.

dan al término U_{it} , al cual denominan efectos de ineficiencia técnica. Ambos modelos son explicados a continuación:

Battese y Coelli, 1992. (BC92)

En este primer modelo, el término de ineficiencia U_{it} es definido así:

$$U_{it} = \{\exp[-\boldsymbol{\alpha}(t-T)]\}U_i \quad (4)$$

donde α es un parámetro desconocido a ser estimado; y U_i , $i=1, 2, \dots, N$, son variables aleatorias no negativas distribuidas idéntica e independientemente, obtenidas de la truncación (en cero) de las distribución normal con media desconocida μ , y varianza desconocida, σ^2 .

Este modelo trata de explicar que los efectos de la ineficiencia técnica para la muestra de unidades productivas en periodos iniciales del panel son una función exponencial determinística de los efectos de ineficiencia correspondientes a las unidades productivas en el último periodo del panel (es decir, $U_T=U_i$, dado que los datos para i -ésima la unidad productiva están disponibles en el periodo T).

Dada la especificación de este modelo, existe particular interés en testear la hipótesis nula de que los efectos de ineficiencia técnica no están presentes en el modelo. Esto es expresado por $H_0: \alpha=0$, donde el parámetro α es definido como $\alpha = \sigma^2 / (\sigma_v^2 + \sigma^2)$.

Battese y Coelli, 1995 (BC95)

En este segundo modelo, en el que se lleva a cabo una estimación simultánea de las ecuaciones (1) y (5), los efectos de la ineficiencia técnica son definidos por:

$$U_{it} = z_{it}\boldsymbol{\alpha} + W_{it} \quad (5)$$

donde z_{it} es un vector (1 x M) de variables explicativas asociadas con los efectos de ineficiencia técnica; α es un vector (1 x M) de parámetros desconocidos a ser estimados; y las W_{it} s son

variables aleatorias no observables, las cuales son supuestas idénticamente distribuidas, obtenidas de la truncación de la distribución normal con media cero y varianza desconocida, σ^2 , y medias, $z_{it}\tilde{\alpha}$, $i=1, 2, \dots, N$; y $t=1, 2, \dots, T$. Así, las medias serán diferentes para diferentes firmas y periodos de tiempo pero las varianzas se asumen ser las mismas.

En este modelo la ineficiencia técnica es modelada en términos de varias variables explicativas las cuales pueden repetir algunas de las empleadas en la ecuación (1) u otras características del desempeño de la unidad productiva²⁸.

Dada la especificación del modelo, la hipótesis nula de que los efectos de ineficiencia técnica están presentes se expresa por $H_0: \tilde{\alpha}=0$, donde $\tilde{\alpha} = \sigma^2/(\sigma_v^2 + \sigma^2)$. Adicionalmente, la hipótesis nula de que la ineficiencia técnica no está influenciada por las variables explicativas de la ecuación (3) es expresada por $H_0: \tilde{\alpha}'=0$, donde $\tilde{\alpha}'$ denota el vector de los parámetros $\tilde{\alpha}$ a estimar.

Por su parte, dado que es posible que variables presentes en la ecuación de frontera se repitan en la ecuación de ineficiencia, en la estimación simultánea de (1) y (4) se estaría generando un problema de inconsistencia (que hasta el momento la literatura econométrica no llega a resolver y sigue siendo materia de investigación) desde que el término de ineficiencia es asumido iid en la ecuación (1), supuesto que estaría contradiciéndose al momento de estimar la ecuación (5), en el que las ineficiencias se plantean como una función de factores específicos a la unidad. Esta inconsistencia no se daría si es que las variables que se consideran explicativas del término de ineficiencia, ecuación (5), son distintas de las explicativas en la ecuación (1)²⁹ (tal como ocurrirá en el presente trabajo).

²⁸ Battese y Coelli (1995) establecen que el modelo general de frontera podría incluir parámetros de intercepto y periodos de observación tanto en la frontera de producción como en el modelo de ineficiencia, dado que los efectos de ineficiencia son estocásticos y no sólo una función determinística de variables explicativas relevantes (es decir, $U_{it} = z_{it}\tilde{\alpha}$ no es estimable para todas las elecciones de z_{it} y x_{it}).

²⁹Kumbhakar et.al (1991) y Reifschneider y Stevenson (1991), notando esta inconsistencia, especifican modelos de frontera estocástica en los que las ineficiencias se definen explícitamente como funciones de factores específicos a la unidad productiva. Huang y Liu (1994) presentan un modelo donde las ineficiencias se especifican como función de factores inespecíficos, y además como función de interacciones entre factores inespecíficos y variables que representan insumos en la frontera de producción.

4.- El modelo econométrico: forma funcional y variables

El presente trabajo considera datos originales obtenidos de la Escuela de Ciencias del Mar de Valparaíso (Universidad Católica de Valparaíso, Chile), del Instituto de Fomento Pesquero (IFOP) y de la Subsecretaría de Pesca de Chile (Suspesca), y corresponden a las embarcaciones pertenecientes a la pesquería industrial de merluza común. Después de retirar observaciones (debido a datos inconsistentes o datos en blanco), se tiene un “unbalanced” panel con datos anuales en el periodo 1990–2000 (11 años) que comprenden 29 barcos diferentes y un total de 214 observaciones³⁰.

La forma funcional de la frontera estocástica de producción con eficiencia variante en el tiempo, la ecuación (1), a considerar es una función translogarítmica:

$$\text{Ln}(C_{it}) = \beta_0 + \sum_j \beta_j x_{jit} + \sum_j \sum_k \beta_{jk} x_{jit} x_{kit} + v_{it} - u_{it} \quad (6)$$

donde los subíndices i y t indican la observación para el barco i ($i = 1, \dots, N$, donde N es el número total de barcos en la pesquería) y el año t ($t = 1990, \dots, 2000$). Las variables que se consideraron inicialmente son las siguientes³¹:

$\text{Ln}(C_{it})$: c_{it} = log natural de la captura (total especies) en toneladas³², 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 “horse powers” – Hp) del barco i .

x_3 : e_{it} = log natural de las horas totales de pesca del barco i en el año t .

x_4 : b_t = log natural de la variable biomasa agregada, rezagada en un año.

x_5 : T = variable de tendencia ($T=1$ para 1990... hasta $T=11$ para 2000).

v_{it} y u_{it} son las variables aleatorias definidas más arriba.

³⁰ Ver en Anexo N° 1 composición de la muestra. Los barcos están presente como mínimo en 5 años, lo que permitía la estimación del modelo de efectos fijos, ya que el algoritmo considera en una de sus partes, estimaciones año por año de los barcos, por lo que tenía que cumplirse n observaciones mayor que k variables explicativas ($n > k$).

³¹ Ver en Anexo N°2 cuadro resumen de variables. En la siguiente sección se explicará porque finalmente no se consideraron un par de ellas en la función de producción: capacidad de bodega y potencia de motor.

³² Las capturas corresponden principalmente (en más de un 90%) a merluza, además de un remanente de otras especies de menor importancia como congrio y crustáceos, especies no consideradas en este estudio.

Este modelo de frontera estocástica controla por dos tipos de efectos. Por un lado, efectos directamente asociados a la dimensión temporal de los datos. Por otro lado, 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 año del recurso pesquero, la biomasa³³, denotada por B_t para cada año t.

Las estimaciones de biomasa promedio anual son realizadas por IFOP, mediante la evaluación indirecta basada en un modelo de Análisis Secuencial de Poblaciones (ASP) y ajustado con el procedimiento ADAPT, para cuyo efecto, se emplea información auxiliar procedente de cruceros de evaluación directa (métodos hidroacústicos) para su calibración y de las capturas comerciales (Payá, 1999). Este método se basa en la estimación de la distribución etárea de una población de peces, a partir de información histórica sobre la composición de las capturas de los mismos. Haciendo una reconstrucción hacia atrás en el tiempo de estas estimaciones (calculadas como número de especímenes por cohorte de edad), junto con estimaciones de las tasas de mortalidad natural y de muerte por captura, es posible calcular 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 influyen en los rendimientos de pesca. Ambas variables son específicas al barco, es decir, no cambian en el tiempo. Adicionalmente, se cuenta con el número de horas totales de pesca (E_{it}) que la embarcación i estuvo realizando maniobras de pesca y de búsqueda en alta mar durante el año t. Con esta variable se intenta aproximar el esfuerzo pesquero efectuado por cada barco y esto como una “proxie” del nivel de uso de insumo variables en la faena de pesca.

³³ En la economía pesquera es común incluir una medida del stock de peces como un argumento de la función de producción. La idea es que más pescado existente más alta la captura. Aún cuando esto es correcto, ello no implica que el insumo disponible sea tomado como un insumo de producción (es decir, los productores pueden elegir más (o menos) de un insumo dado con el fin de producir más (o menos) y este no es el caso del stock de pescado. Sin embargo, aún si la biomasa no es un insumo, su variación va a afectar la captura lo que hace lógico incluirla en la función de producción como un factor ambiental.

Las variables explicativas consideradas inicialmente para la ecuación (5) del modelo de BC95, son³⁴:

z_1 = log natural del acarreo total anual de barcos pertenecientes a la empresa j en el año t.

Z_2 = número de barcos bajo propiedad de la empresa j en el año t.

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 del barco i en el año t se define como $A_{it} = (H_{it})(E_{it})$, variable que mide la intensidad de uso (horas totales de pesca, E_{it}) dada a la capacidad de bodega del barco i (H_{it}). Así, 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 totales de esfuerzo pesquero de todas las embarcaciones pertenecientes a la empresa j en el período t. De forma similar, el acarreo agregado industrial 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 opera en cada año.

En la ecuación (5) se introducen una serie de variables que aproximan factores externos a la embarcación en cuestión. Primero, hay dos variables que se agregan a nivel de las empresas que controlan las flotas de barcos en operación: (a) La variable acarreo por empresa (Z_1) busca capturar el posible impacto, sobre la ineficiencia técnica, del nivel de utilización dada la capacidad de pesca de la flota bajo control de la empresa j. Esto podría interpretarse como una *proxy* para el nivel de complejidad de la actividad pesquera que la empresa j debe administrar y coordinar; aunque la definición de Z_1 también incluye posibles efectos, sobre la eficiencia en la captura, asociados a la escala o intensidad del esfuerzo de pesca (horas totales anuales de pesca); y, (b) La variable Z_2 intenta controlar efectos sobre el grado de eficiencia en la captura, que pudiesen estar más directamente asociados al número de unidades extractivas bajo control de la empresa j. Por ejemplo, que al número total de barcos en operación de la empresa j se asocien economías externas al barco, respecto de esfuerzos de búsqueda de cardúmenes.

³⁴ En la siguiente sección se verá y explicará que de estas variables sólo se emplean tres: Z_1 , Z_3 , Z_4 y se agrega la variable potencia de motor (esta última sale de la ecuación (6)).

Segundo, se incluyen dos variables de control que se agregan a nivel de toda la pesquería industrial bajo estudio. El acarreo agregado industrial (Z_3) pretende capturar posibles efectos externos al barco, que estén relacionados al nivel de esfuerzo pesquero total en la pesquería. Por ejemplo, podrían prevalecer en la pesquería efectos de congestión, con impacto negativo sobre la eficiencia en la captura, o bien externalidades positivas asociadas a esfuerzos simultáneos colectivos de búsqueda por cardúmenes. La variable Z_4 (número total de barcos operando en la flota industrial en el año t), intenta capturar en forma más directa esta última posibilidad.

Para llevar a cabo diferentes pruebas de hipótesis de los parámetros presentes en las ecuaciones (6) y (5) se utiliza el test de razón de verosimilitud generalizado, definido por:

$$\lambda = -2[l(H_0) - l(H_1)] \quad (7)$$

donde $l(H_0)$ corresponde al valor del logaritmo de la función de verosimilitud para el modelo restringido (especificado en la hipótesis nula), y $l(H_1)$ es el valor del logaritmo de la función de verosimilitud del modelo general estipulado en la hipótesis alternativa. Este test se distribuye asintóticamente como una distribución chi-cuadrada con grados de libertad igual a la diferencia entre el número de parámetros estimados bajo ambas hipótesis. Para probar la hipótesis nula de ausencias de ineficiencias en el proceso de captura, por ejemplo, se especifica la hipótesis, $H_0 : \gamma = \delta_0 = \dots = \delta_4 = 0$. En este caso, el estadígrafo λ se distribuye aproximadamente como una distribución chi cuadrada mixta. Para este caso, los valores críticos se obtienen de Kodde y Palm (1986). Si esta hipótesis nula no se rechaza estadísticamente, entonces la función por estimar es equivalente a una función de producción tradicional (e.g. Peña-Torres y Basch, 2000).

Algo importante, como se explicó en la parte anterior, es el problema de correlación entre las variables explicativas y la ineficiencia. En este estudio, existe sospecha de endogeneidad en dos variables: esfuerzo pesquero (horas de pesca) y biomasa. La primera porque, las decisiones de cuánto tiempo operar no son independientes sino que se basan en criterios de los dueños de las embarcaciones, por ejemplo en las cuotas de captura a cubrir. La segunda, porque por

construcción para determinar el stock de biomasa se consideran tanto la captura actual como la de años anteriores. Siendo consciente de este problema, el procedimiento llevado a cabo es: (1°) testear la presencia o no de estas dos variables en el modelo, y (2°) si sus presencias explican mejor el modelo, aplicar el Test de Hausman entre efectos aleatorios y efectos fijos.

No se descarta la posibilidad de intentar resolver este problema de endogeneidad en las variables por otras vías en una futura investigación. Una de las alternativas para resolver el problema para la variable esfuerzo pesquero, podría ser a través del empleo de variables instrumentales empleando tres ecuaciones simultáneas³⁵.

Con respecto a la variable Biomasa, Alvarez (2002) considera dos “proxies” alternativas para su inclusión en la ecuación (1): (i) stock de captura promedio de todos los barcos en determinado periodo; y (ii) variable dummie estacional para capturar la variación temporal del stock. Según el autor, al considerar (i) hay que suponer la no existencia de correlación del stock con el error. Para el caso de (ii), se puede definir $y_{it} = \alpha Z_i + \beta_t + u_{it}$, donde Z_i y β_t son las características del barco y los efectos de tiempo, respectivamente. En este caso, si el conjunto de datos de panel es corto en el tiempo, las variables dummie de tiempo probablemente sólo capturen el efecto de los cambios en el stock; de otro modo, capturarán además un cambio puramente técnico³⁶.

Finalmente, ya en última instancia, una opción para sobrellevar el problema de endogeneidad en las variables, sería tomar en consideración a Zellner et.al. (1966): “...es deseable en muchos contextos económicos incorporar el supuesto de que los empresarios son conscientes de la naturaleza estocástica del proceso de producción. Mientras se considere esta racionalización, uno estará yendo por el camino correcto en el tratamiento apropiado de los elementos estocásticos en el proceso de la toma de decisiones secuenciales de las firmas bajo incertidumbre”.

³⁵ El argumento es el siguiente: las decisiones de cuánto tiempo pescar simplemente está en función de lograr el objetivo de cumplir con la cuota de captura. Instrumentalizando las variable esfuerzo a través de las cuotas de captura (1° ecuación) no es aún la solución, dado que las cuotas de captura toman en consideración a la biomasa ya que la determinación de la cuota se basa en reglas de decisión (diseñadas por biólogos) que consideran la biomasa (2° ecuación). Esta última dentro de la primera ecuación, entrarían como una variable “esfuerzo estimada” (constituyéndose finalmente la 3° ecuación).

³⁶ Esta especificación considera al stock como no estocástico. Una definición más realista, según Alvarez, sería considerar $\tilde{\alpha}$ como una variable aleatoria y agregar una segunda ecuación para describir su comportamiento. Una posibilidad es: $\tilde{\alpha}_t = \mathbf{f} \tilde{\alpha}_{t-1} + W_t$.

5.- Resultados empíricos

El proceso econométrico para la estimación de los modelos de efectos aleatorios (BC92 y BC95) emplea la metodología de máxima verosimilitud del algoritmo FRONTIER diseñado por Coelli (1996) que entrega estimaciones puntuales de los parámetros y las ineficiencias técnicas para cada barco en cada año de operación³⁷. Por su parte, para la estimación del modelo de efectos fijos se emplea STATA 5.1.

Los resultados obtenidos se dividen en dos secciones. La primera reporta, en términos comparativos, los scores de eficiencia entregados por los algoritmos empleados e interesa verificar si generan resultados similares. La segunda apunta hacia un análisis económico a través del análisis de elasticidades y del valor predictivo de las estimaciones.

Análisis de ordenamientos: scores de eficiencia

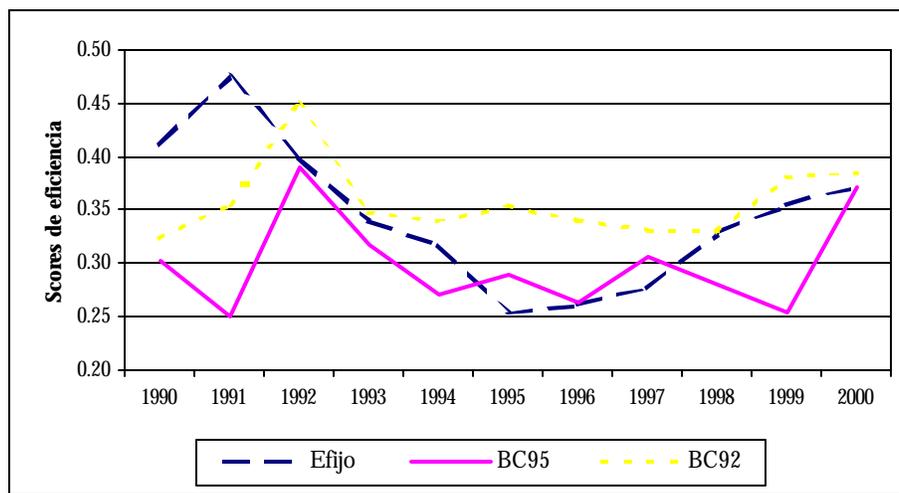
El gráfico N°4 muestra los promedios anuales estimados para las eficiencias técnicas en la actividad pesquera según los tres algoritmos empleados. Durante la década en estudio, los niveles de eficiencia de las unidades muestran un patrón de comportamiento en un rango entre 0.25 y 0.50. A diferencia de Peña et.al (2002), cuyo trabajo encuentra eficiencias promedios anuales entre 0.50 y 0.85 para la pesquería pelágica, en el caso de los demersales los niveles de eficiencia son más bajos. Una razón que explicaría este resultado, es que en esta pesquería las empresas dueñas de los barcos no maximizan el volumen del producto sino el valor del mismo (en términos de mayor calidad asociada a mejor precio³⁸).

³⁷ El programa *Frontier 4.1* sigue un proceso de tres etapas en la estimación de máxima verosimilitud de una frontera estocástica. Primero realiza una estimación MCO de la función a estimar. Luego realiza un “grid search” del parámetro g , utilizando los valores de b estimados en la primera etapa (excepto b_0), y los parámetros b_0 y s ajustados de acuerdo a la formula corregida de mínimos cuadrados presentada en Coelli (1995). Los otros parámetros (m, h, d) se fijan en 0. La tercera etapa es un procedimiento iterativo, utilizando como valores iniciales los valores encontrados en la *búsqueda de grilla*, para obtener las estimaciones finales de máxima verosimilitud. En esta etapa se utiliza el método de Davidson-Fletcher-Powell Quasi-Newton sugerido en Pitt y Lee (1981) para la estimación de fronteras estocásticas.

³⁸ Por lo general, una vez ingresado el producto a la bodega del barco, es inmediatamente “encajado” de tal manera que no se desarmen, dada la composición sensible de la merluza.

Gráfico N°4

Scores estimados de eficiencia: promedios anuales según estimación



Como se dijo anteriormente, lo interesante y la importancia de estimar diferentes modelos radica en la comparación de los niveles de eficiencia y ordenamientos resultantes. Según los resultados, los tres modelos arrojan magnitudes de eficiencias técnicas por año y por barco ligeramente diferentes³⁹. Por otra parte, si bien es cierto a nivel individual de cada barco los niveles de eficiencia técnica son diferentes, los ordenamientos (o ranking de scores de eficiencia) son similares entre ambos métodos (aleatorios vs fijos). Así, los resultados en el Anexo N°4 que muestran los coeficientes de Spearman superiores a 0.80⁴⁰ dan señal de un alto grado de concordancia en el ordenamiento entre ambos métodos; y si comparamos dentro de los modelos de efectos aleatorios, BC92 vs BC95, el coeficiente de Spearman es 0.83⁴¹. Adicionalmente, al comparar los ordenamientos en las partes superiores e inferiores de las distribuciones de los scores año por año entre efectos fijos y efectos aleatorios, el coeficiente de Spearman obtenido se encuentra entre 0.71 y 0.99.

³⁹ Ver en Anexo N°3 tablas con los niveles de eficiencias estimados por año, según cada modelo. En particular, al observar los niveles de las eficiencias por barco para el modelo BC92, éstas son constantes en el tiempo, lo cual es consistente con el valor igual a cero del parámetro ζ (i.e., $P = 0.00$) (ver Anexo N°6) y que refleja el mejor ajuste de los datos en la década en estudio dada la forma funcional supuesta para el término de ineficiencia. No se puede decir lo mismo para el caso de BC95, ya que la forma funcional toma en consideración otras variables explicativas (ver sección anterior).

⁴⁰ Este resultado es similar al encontrado en otros estudios como el de Ahmad y Bravo-Ureta (1996) usando data diaria de USA ($N=96$, $T=14$) que comparan entre modelos de efectos aleatorios y fijos y obtienen un coeficiente de Spearman entre 0.85 y 0.99.

⁴¹ Los niveles de eficiencia técnica entregados por los algoritmos de efectos aleatorios no son comparables a nivel de toda la muestra con aquellos entregados por el método de efectos fijos, pero sí son comparables entre años.

Finalmente, el Anexo N°5 reporta los histogramas de las eficiencias estimadas para cada barco según cada estimación. En los tres casos se puede ver que la gran mayoría de las observaciones obtienen scores de eficiencia por debajo del 50%, con una importante proporción de estos barcos logrando eficiencias en el tramo 10% - 25%. En particular, con BC92, sus distribuciones no muestran concentración alguna, aproximadamente, entre el rango de eficiencias 25% y 65%.

Análisis económico: resultados de estimación (tests de hipótesis y elasticidades) y valor predictivo

Como se vio en la sección teórica para decidir qué estimadores, efectos aleatorios o fijos, debe ser preferido se emplea el Test de Hausman. Este test se realiza asumiendo el mismo vector de variables explicativas en cada modelo⁴² (por lo tanto, se comparan BC95 vs Efectos Fijos). La idea en esencia es testear que bajo la hipótesis nula tanto OLS (i.e, LSDV) y el GLS son consistentes y el OLS, ineficiente. Sin embargo, bajo la hipótesis alternativa, el OLS es consistente pero el GLS no. El rechazo de la nula, como es el caso del presente estudio, sería señal de la presencia de no independencia entre las variables explicativas y el término de ineficiencia en el modelo de efectos aleatorios, y la obtención de estimadores inconsistentes. En este ejercicio, el estadístico de Hausman (30.83) es mayor que el valor crítico: $\chi^2_{0.95}[9] = 16.92$ ⁴³. El análisis económico se hará partiendo del modelo de efectos fijos sin dejar de comentar en paralelo los resultados obtenidos bajo efectos aleatorios.

⁴² Razón por la cual no se considera la variable potencia de motor en cada modelo, ya que la estimación de efectos fijos no permite variables explicativas invariantes en el tiempo y así pueda ser comparable con el la estimación de efectos aleatorios BC95. BC92 y Efectos fijos no pueden ser comparables ya que tienen formas funcionales distintas. Asimismo, los algoritmos no están considerando en sus estimación la variable Z2: número de barcos de la empresa. La razón es la obtención de un Hausman negativo al incluirla. Esta situación no se ha visto en otros casos ni existe literatura al respecto. Una posible explicación es que podría ser indicio de una mala especificación en los modelos al considerar la variable.

⁴³ Greene (2002) realiza el mismo ejercicio empleando el Test de Hausman y obtiene también un resultado a favor del modelo de efectos fijos para el caso de la industria de aerolíneas en USA.

Tests de hipótesis y elasticidades

En el Anexo N°6 se muestran los resultados de la estimación del modelo considerando las variables explicativas descritas⁴⁴ y los tres algoritmos considerados. Los resultados son los que mostraron mejor ajuste y comportamiento, usando tests de hipótesis de Wald (efectos fijos) y tests de razón de verosimilitud generalizada (para efectos aleatorios). El Cuadro N°3 reporta los valores de los tests respecto de restricciones paramétricas a 6 hipótesis nulas para el modelo de efectos fijos y en el Anexo N°7 se muestran los tests aplicados al modelo BC95 para explicar las ineficiencias estimadas.

La forma funcional Cobb-Douglas es rechazada, lo que implica que los niveles de captura dependen de la escala de explotación de la pesquería: son sensibles a cambios marginales en el uso de insumos productivos y a la disponibilidad de stock de la especie (biomasa)⁴⁵. El Cuadro N°4, columnas (7) y (8), reporta los valores estimados para las elasticidades Biomasa y Esfuerzo Pesquero estimadas del modelo de efectos fijos usando los valores medios de las variables que determinan su valor.

Cuadro N°3
Tests de Hipótesis de Wald – Efectos Fijos

Hipótesis Nula (Ho):	SCRR	SCRSR	Estadígrafo	Valor crítico (al 95%)	Valor crítico (al 99%)	Resultado
Tests respecto frontera de producción:						
1. Ho: función Cobb Douglas	21.73	14.46	17.34	2.1	2.8	R
2. Ho: esfuerzo = 0	25.22	14.46	38.86	2.37	3.32	R
3. Ho: biomasa = 0	19.72	14.46	18.99	2.37	3.32	R
4. Ho: No existen efectos tendencia (T)	19.66	14.46	18.78	2.37	3.32	R
Tests respecto a las ineficiencias						
5. Ho: efectos empresa = 0	28.21	14.46	201.54	3.84	6.63	R
6. Ho: efectos industria = 0	28.16	14.46	99.93	3	4.61	R

SCRR: Suma de los cuadrados de los residuos restringida

SCRSR: Suma de los cuadrados de los residuos sin restringir

R: Rechazo Ho.

⁴⁴ A excepción de las variable capacidad de bodega por estar altamente correlacionada con la variable potencia, quedando ésta última en el modelo dada su relevancia en esta pesquería (según experto en la actividad).

⁴⁵ El mismo resultado se obtiene al aplicar el test al modelo de efectos aleatorio BC95. Ver Anexo N°7.

Las estimaciones para la elasticidad captura – esfuerzo resultan inferiores al valor unitario (y superiores a cero⁴⁶), lo que insinúa retornos decrecientes en el uso del factor variable (en este caso, las horas de pesca)⁴⁷. La declinación temporal en los valores de la elasticidad, podría ser resultado de un paulatino aprovechamiento de economías de escala, dados los mayores niveles de extracción que permiten barcos de mayor capacidad de transporte y desplazamiento⁴⁸. Por otro lado, si se comparan los resultados de las elasticidades del modelo de efectos fijos con los otros modelos de efectos aleatorios, columnas (2), (6) y (8), se puede observar que si bien es cierto los niveles difieren ligeramente, los tres modelos muestran un comportamiento similar en el tiempo⁴⁹. Por su parte, respecto de los valores estimados para la elasticidad captura biomasa, durante la mayoría de los años la elasticidad muestra valores estadísticamente distintos de cero⁵⁰. Los tres algoritmos brindan magnitudes diferentes que en el tiempo muestran comportamiento parecido, excepto para el caso del modelo de efecto fijo entre los años 1993 y 1996⁵¹.

⁴⁶ La hipótesis nula de elasticidad-esfuerzo igual a la unidad se rechaza, testeando sobre los valores promedio de esta elasticidad durante 1990-00. El valor del estadístico t es -11.19 . (e valor crítico al 95% de confianza es ± 1.96).

⁴⁷ Este resultado resulta interesante contrastarlo con el caso de la pesquería pelágica, en el que Peña et.al (2002) reporta valores de esta elasticidad superiores a la unidad, es decir, retornos crecientes en el nivel de uso de factores variables.

⁴⁸ Ver Peña et.al (2002).

⁴⁹ Inclusive cuando se considera la variable potencia del motor, columna (4). Ver en Anexo N°8 gráficos de las elasticidades promedios por año.

⁵⁰ La hipótesis nula de elasticidad captura-biomasa igual a cero se rechaza, testeando sobre los valores promedio de esta elasticidad durante 1990-00, el valor del estadístico t es 1.69 (el valor crítico al 90% de confianza es 1.64).

⁵¹ Ver en Anexo N°8, Gráfico 8.B.

Cuadro N°4

Estimación de Elasticidades Insumo: Biomasa y Esfuerzo Pesquero

Años	Efectos Aleatorios						Efectos Fijos	
	BC92		BC95 - Con P**		BC95		B	Eit
	B	Eit	B	Eit	B	Eit		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
1990	-1.84	0.59	-2.33	0.60	-1.47	0.45	-3.48	0.64
1991	-1.52	0.26	-1.90	0.17	-1.88	0.23	-0.95	0.31
1992	-1.58	0.31	-2.04	0.20	-2.03	0.25	-0.52	0.31
1993	-0.24	0.65	-0.53	0.65	-0.51	0.58	-0.89	0.66
1994	0.24	0.98	-0.09	1.06	0.23	0.85	-1.62	0.94
1995	0.51	1.20	0.13	1.32	0.63	1.02	-1.91	1.12
1996	0.70	1.23	0.30	1.34	0.67	1.04	-1.27	1.12
1997	1.69	0.99	1.55	1.05	0.98	0.93	1.15	0.91
1998	2.10	0.81	2.05	0.80	0.87	0.82	3.00	0.72
1999	2.82	0.76	2.91	0.73	1.23	0.82	4.35	0.66
2000	2.09	1.06	1.85	1.09	0.91	0.99	3.05	0.87
Prom 90-00*	0.79	0.88	0.54	0.91	0.27	0.80	0.30	0.81
(desv. St.)	1.62	0.33	1.78	0.40	1.23	0.30	2.46	0.28

*Valores calculados a partir del promedio 1990-2000 de las variables que determinan cada elasticidad.

** Se considera la variable potencia de motor

Es interesante analizar el comportamiento de la elasticidad “ceteris paribus” captura – insumo variable, es decir, manteniendo constante todos los demás factores (la biomasa o las horas de esfuerzo y un momento del tiempo), qué grado de sensibilidad muestran los niveles de captura a medida que sólo varían las horas de esfuerzo o el stock de biomasa, según sea el análisis. De acuerdo con las estimaciones bajo el mejor modelo, efectos fijos, a medida que el número de horas de pesca se incrementa, los niveles de captura son decrecientes. Lo mismo ocurre cuando el stock de biomasa de la especie se incrementa. Estos resultados, según este modelo, estarían confirmando que se trataría de una pesquería con retornos decrecientes en el nivel de uso de los factores variables⁵². (Ver Anexo N°9).

⁵² Según conversación personal con experto en la actividad, el argumento que explicaría el que esta pesquería muestre rendimientos decrecientes en biomasa es uno biológico el cual tiene que ver con que la distribución o la densidad de la especie sea uniforme en la profundidad de mar. En el caso de los demersales existe una mayor tendencia a una distribución uniforme que a una densidad uniforme (lo opuesto ocurre en el caso de los pelágicos). Dado un mismo volumen de agua, en el caso de una distribución uniforme, si se extraen peces, los pescados vuelven a distribuirse de manera uniforme, pero con menor densidad. Es decir, a la siguiente extracción de peces, esta será menor.

Si el mismo ejercicio se hace con el mejor modelo de efectos aleatorios (es decir BC95-P), la elasticidad (*ceteris paribus*) captura – esfuerzo muestra el mismo comportamiento y niveles superiores al de efectos fijos. Por su parte, la elasticidad (*ceteris paribus*) captura – biomasa muestra resultados completamente distintos en niveles y opuestos en comportamiento. Por el contrario, el modelo que fue comparado a través del Test de Hausman (i.e. BC95⁵³) muestra resultados opuestos en ambas elasticidades al de efectos fijos (tanto en magnitudes como en comportamiento)⁵⁴. Podría intuirse que estas diferencias se deberían a: (1°) la probable presencia de endogeneidad en las variables explicativas biomasa y esfuerzo, lo cual sugiere ser cautelosos al interpretar los resultados y (2°) el modelo de efectos fijos al no poder contar con variables invariantes en el tiempo, como la potencia del motor, no capture los efectos de la misma (y de su interrelación con las demás variables) en la explicación de los niveles de capturas.

Los datos del modelo de efectos fijos rechaza la hipótesis de inexistencia de efectos “tendencia”⁵⁵. Según los resultados, se obtiene significancia estadística en el subset de variables de interacción entre la tendencia y variables insumo. Por lo tanto, todos los efectos que aparecen capturados con significancia estadística y que determinan cambios a través del tiempo resultan ser función de las variables insumo usadas en la frontera de producción (ver Anexo N°6). Asimismo, como se vio en la parte 2, durante 1990-2000 se observa una tendencia ascendente entre 1990-96 y 1998-00; y al mismo tiempo la disponibilidad del recurso pesquero es creciente entre 1991-96 y 1998-00.

En cuanto a las variables que explican la ineficiencia, según los tests de hipótesis, se rechaza la no-significancia respecto de las variables agregadas a nivel de empresa controladora y de la industria⁵⁶. En particular, si se observan los resultados de los tests para el modelo de efectos aleatorios, también se rechazan la no-significancia estadística (simultánea) de los errores de ineficiencia ($\tilde{\alpha} = 0$) y de las variables explicativas en el modelo de ineficiencias. Que el parámetro $\tilde{\alpha}$ (gamma: la proporción de la varianza total de los residuos de estimación que es

⁵³ Es decir, sin la variable potencia de motor.

⁵⁴ Ver anexos N°10 y 11.

⁵⁵ Lo mismo ocurre bajo efectos aleatorio. Ver Anexo N°7.

⁵⁶ Recordar que para la estimación via el algoritmo de efectos fijos, la primera etapa del algoritmo consiste en regresionar las variables (dependiente y explicativa) respecto de las variables explicativas de la ineficiencia: z1, z3 y z4.

atribuida por el modelo a residuos de ineficiencia) sea significativo (ver Anexo N°6) sugiere que los desvíos con respecto de la frontera de eficiencia estimada surgen como un componente con clara significancia estadística.

Bajo el modelo de efectos aleatorios BC95 (ver anexo N°6), mayor acarreo al nivel de empresa (z1) estaría asociado con mayor eficiencia al nivel de cada barco (coeficiente con signo negativo). Esto reflejaría economías de producción a medida que se aumenta la capacidad agregada de pesca en una empresa dada; y reflejaría ausencia de complejidades en coordinación de esfuerzos productivos. Ahora bien, siendo cierto que en este modelo no se consideró la variable “potencia del motor”, al incluirla -ver columna (3) del mismo anexo- mejora el modelo de efecto aleatorio (vía test de máxima verosimilitud). Y, aunque no genera cambios significativos en los niveles de eficiencia, su inclusión vuelve positivo al signo de la variable acarreo de la empresa (z1) reflejando entonces lo opuesto: presencia de deseconomías de producción a medida que se aumenta la intensidad de uso de la capacidad agregada de pesca en una empresa dada; lo cual reflejaría la creciente complejidad en la coordinación de los esfuerzos productivos por parte de cada empresa⁵⁷.

Los resultados obtenidos para las variables agregadas al nivel de flota industrial en su conjunto no muestran robustez completa. Con respecto al acarreo total de la flota industrial agregada (z3), su signo es positivo, lo que sería una señal de la presencia de congestión que afectaría la eficiencia o productividad en la actividad ante el esfuerzo desplegado. Con respecto al número total de barcos en la flota industrial agregada (z4), su signo resulta negativo, lo cual podría reflejar que en términos agregados, mayor número de barcos en la industria se asociaría positivamente con la eficiencia lograda en cada barco, en términos de una mejora en el proceso de búsqueda de la especie.

Valor predictivo de las estimaciones

El Anexo N°12 presenta una descripción de los barcos elegidos a inicios del 2001 por los industriales de la pesquería Merluza Común, para realizar faenas de pesca durante ese año. De

⁵⁷ Esta conclusión que es similar al encontrado por Peña et.al (2002) para la pesquería pelágica, quienes también obtienen este resultado bajo el modelo de Battese & Coelli (1995) y considerando la variable capacidad de bodega (proxie de potencia de motor).

los 12 barcos seleccionados por los industriales y con información durante el último trienio de la data y que coinciden con los barcos de la muestra en el estudio, 5 obtienen altos niveles de eficiencias técnicas por encima del promedio. Asimismo, teniendo en cuenta de que se trata de una pesquería que maximiza el valor de su producción y las eficiencias técnicas promedios por año se encuentran en promedio en un rango 0.25 – 0.50, 3 barcos por lo menos están dentro de este rango según alguno de los algoritmos de estimación (por ejemplo, el barco B15 bajo el algoritmo de efecto fijo).

Asimismo, se destaca que las naves que obtienen altos scores de eficiencia técnica están asociados a barcos con potencia de motor superior a los 1,200 Hp y por encima del promedio; con mayor capacidad de bodega y la mayoría con mayores horas de pesca que superan el promedio. Finalmente, dos observaciones: (i) la presencia de casi la mitad de barcos con scores de eficiencia bajos se debería a que pertenecen a empresas que son dueñas de un sólo barco y envían a la actividad sus únicas unidades productivas (ver Anexo N°12); y (ii) la flota de barcos seleccionados coincidentes con los del estudio son barcos antiguos, inclusive los que obtienen altos scores. Como se puede notar, se trata de una pesquería con un flota antigua (con años de construcción entre 1962 y 1978) en la que no ha habido entrada de barcos nuevos. Esto sugiere que la antigüedad del barco no tendría poder explicativo en los niveles de eficiencia.

Sin embargo, las áreas de coincidencia entre las elecciones de los industriales y el ordenamiento de barcos según eficiencias estimadas en este trabajo, no son absolutas. Tomando como referencia un ejercicio de matching en Peña et.al (2002), el Cuadro N°5 ilustra el grado de coincidencias entre estas dos fuentes de ordenamiento entre barcos.

Los barcos elegidos por los industriales en el 2001 implican un ordenamiento de la flota existente, diferenciando barcos “seleccionados (S)” (34 en total) y “no seleccionados (NS)”. De los 34 barcos en el primer grupo, 12 están en la base de datos del presente estudio. En el resto de la muestra quedan 14 barcos⁵⁸. Supongamos ahora que se eligen de esta muestra los 12 barcos que obtienen las mayores eficiencias estimadas según el modelo de estimación⁵⁹. Se define a este grupo de 12 barcos como el conjunto de barcos “más eficientes”, denotado por

⁵⁸ Se considera 26 barcos de 29, ya que tres de ellos no tienen información para los años 1998, 1999 y 2000.

⁵⁹ Para esto usamos el promedio por barco de los scores estimados para 1998, 1999 y 2000.

EFI; al resto de los barcos de la muestra en estudio se les define como el conjunto de los “menos eficientes”, denotado por NO-EFI. El siguiente cuadro presenta los ordenamientos y coincidencias resultantes según el algoritmo que mejores aciertos reporta de estos dos criterios de selección.

Cuadro N°5
Matriz de matchings: BC95
(según número de barcos en cada categoría)

Selección Empresarios:	Selección según modelo (BC95)		Total de barcos
	EFI	NO-EFI	
Seleccionados (S)	8 30.8%	4 15.4%	12
No Seleccionados	4 15.4%	10 38.5%	14
Número total de barcos	12	14	26

De los 12 barcos elegidos por los industriales (y comunes a la muestra), 8 aparecen seleccionados entre los 12 barcos con mayores scores de eficiencia estimada por el modelo; es decir, un 30.8% de la base muestral en análisis refleja aciertos por este concepto. Por otro lado, 10 barcos de los 14 restantes en la muestra coinciden como “no seleccionados” por los empresarios y a la vez son parte del grupo NO-EFI. Este segundo grupo de coincidencias involucra el 38.5% de la base muestral. Así, y de acuerdo al criterio de número de barcos clasificados en categorías coincidentes por una y otra fuente de ordenamiento (áreas con tono), el algoritmo de estimación BC95 obtiene 69.2% de aciertos respecto al total de barcos analizados y es el que mejor grado de aciertos reporta junto con BC95-P y BC92⁶⁰.

Las diferencias en los grados de aciertos entre un algoritmo y otro pueden radicar en la estructura del mismo para llevar a cabo su estimación de las eficiencias técnicas. Por ejemplo, BC95 lleva a cabo dos estimaciones simultáneas (para la frontera de producción y para la ecuación de ineficiencias); por su parte, el algoritmo de estimación de efectos fijos sigue un proceso secuencial⁶¹.

⁶⁰ Ver Anexo N°13 mismo ejercicio de matchings para los algoritmos restantes.

⁶¹ Ver sección 3.

Finalmente, es evidente que el grado parcial de *matchings* refleja limitaciones en los datos en análisis, ya que no se agotan todas las variables de interés en la explicación. En Chile las cuotas de pesca asignadas a cada empresa no sólo están definidas a un barco específico, sino también su uso está condicionado a las áreas de pesca y especie sobre las cuales el barco posee autorización⁶². Las estimaciones del presente estudio no estarían capturando el posible efecto de que las empresas pueden trasladar las operaciones de sus embarcaciones a otras pesquerías (otras especies). Un caso en particular es el barco B1, que también opera en la pesquería de Jurel.

6.- Comentarios Finales

Del presente estudio se desprenden los siguientes resultados:

a.- La forma funcional Cobb-Douglas es rechazada a favor de una tipo Translog, lo cual permite observar en las elasticidades los efectos de la combinación de los factores productivos sobre los niveles de captura en vez de sólo los efectos individuales de los insumos productivos. (véase Wan Chung, 1994).

b.- Según el análisis de elasticidades, los resultados avalan la presencia de retornos decrecientes en el uso de insumos variables en la pesquería (aproximado por las horas de pesca). Esto confirma la presencia de economías de escala en el uso de los insumos variables. Asimismo, los niveles de captura muestran una mayor sensibilidad respecto de la biomasa disponible de la especie y, por razones biológicas, decrecen a medida que los niveles del stock de la especie se incrementan.

c.- La variable agregada a nivel de empresa, bajo el mejor modelo de efectos aleatorios (BC95-P), da señal de la presencia de deseconomías externas de producción a nivel de cada barco. La misma variable agregada a nivel de toda la industria, si bien es cierto sin significancia estadística, reporta según su signo el mismo efecto. Con respecto al número de barcos de la flota industrial, el signo refleja que en términos agregados, mayor número de barcos en la

⁶² Peña (2002).

industria se asociaría positivamente con la eficiencia lograda a nivel de cada barco (en términos de una mejora en el proceso de búsqueda de la especie).

d.- Si bien es cierto los resultados del valor predictivo de los algoritmos muestra que los barcos industriales elegidos por los empresarios en el 2001 que obtienen mayores niveles de eficiencias cuentan con mayor potencia de motor (a lo largo de la década en estudio), los scores de eficiencia alcanzados por las naves son bajos (entre 0.25 – 0.50). Estos niveles son consistente con el hecho de que la pesquería de merluza sea una que maximiza el valor de sus capturas (en términos de calidad) y no se preocupe por llenar las bodegas de los barcos. Dado que la técnica de pesca es una de arrastre, la potencia de motor es fundamental para poder llevarla a cabo. A su vez, las horas promedio de pesca (de arrastre) son inferiores si se comparan con las de la pesquería pelágica, por ejemplo (ver Peña et.al 2002), ya que por lo general estas naves están “arrastrando” en promedio de 2 a 4 horas diarias.

e.- A pesar de tratarse de una pesquería con una flota industrial antigua (años de construcción entre (1962 y 1978), es decir casi 30 años, esto no parece influir en la obtención de altos scores de eficiencia técnica. Lamentablemente no se cuenta con información de la variable para toda la industria, pero a nivel muestral no tendría influencia en el nivel de productividad de los barcos.

f.- En términos de los scores de eficiencia estimados para cada barco, el tamaño de embarcación (como proxy de la potencia de motor o a través de la capacidad instalada de pesca –vía la variable acarreo) confirmaría la existencia de heterogeneidad productiva. Sería de interés en esta pesquería comparar “rendimientos medios de pesca” entre barcos artesanales e industriales (los primeros usualmente de menor tamaño y menor capacidad instalada), sabiendo que a partir de la Ley 19516, 21 barcos de la flota artesanal pudieron realizar sus actividades en las zonas de la flota industrial. Si bien es cierto, en el ejercicio de validez predictiva de los modelos no figuran dichos barcos, se sabe con certeza que de los barcos seleccionados por los industriales para operar en la pesquería (34 barcos), 7 barcos pertenecen a los que se acogieron a la Ley 19516. En posterior investigación, analizar las posibles diferencias de productividad, entre uno y otro tipo de flota, permitiría la toma de medidas de política y definir reglas de acceso a zonas de pesca donde existen competencia entre flotas industriales y artesanales.

g.- Tomando en consideración los resultados obtenidos por el método de efectos aleatorios, las variables esfuerzo y biomasa darían señales de presentar problemas de endogeneidad al observarse los bruscos contrastes entre el modelo de efectos aleatorios y el de efectos fijos. Greene (1997) dice que si bien es cierto el analista estaría dispuesto a aceptar cierto grado de mala especificación al usar efectos aleatorios, la literatura se muestra silenciosa al respecto, debido a lo amigable que es la estimación vía efectos aleatorios. Sin embargo, este es un aspecto que debería ser analizado cuidadosamente en futuras investigaciones.

h.- Finalmente, la principal contribución de este trabajo radica en la posibilidad de que las metodologías de estimación utilizadas puedan servir de herramientas a los entes reguladores en la actividad y que puedan tomar medidas de política que permitan el desarrollo económico de la industria en beneficio común de los agentes económicos y sin perjudicar la sostenibilidad del recurso marítimo. En un próximo trabajo, se hará un análisis comparativo entre las pesquerías demersal y la pesquería pelágica (Peña et.al) para observar las diferencias o similitudes en el desempeño productivo de cada industria en términos de niveles de eficiencia que los barcos pudieran alcanzar.

Referencias

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 gayi*) en el período 1968 – 1981. Informe de proyecto a Subsecretaría de pesca. 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.

Ahmad, M., y B. E. Bravo-Ureta (1996) “Technical Efficiency Measures for Dairy Farms Using Panel Data: A Comparison of Alternative Model Specifications, En: Journal of Productivity Analysis 7:4 (October), 399-415.

Aigner, D. J., C.A.K. Lovell, and P. Schmidt (1977) “Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models,” En: Journal of Econometrics 6:1 (Julio), 21-37.

Alvarez, A. (2002). “Diferent proxies for unmeasured fish stock in fishing production functions”. En: Series Documentos de Trabajo, Departamento de Economía, Universidad de Oviedo, España..

Battese G.E. y Coelli T.J. (1992) "Frontier production function, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India". En: The Journal of Productivity Analysis, 3, 153-169.

Battese, G.E., and T.J. Coelli (1995) "A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data," En: Empirical Economics 20, 325-332.

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

Charnes, A., W.W. Cooper, and E. Rhodes (1978) "Measuring the Efficiency of Decision Making Units," En: European Journal of Operational Research 2:6, 429-444.

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.

Cornwell, C., P. Schmidt, and R.C. Sickles (1990) "Production Frontiers with Cross-Sectional and Time-Series Variation in Efficiency Levels," En: Journal of Econometrics 46:1/2 (October/November), 185-200.

Farias J. (1993). Dinámica del stock de merluza común (*Merluccius gayi*, Guichenot. 1848) explotado en la zona central de Chile entre 1960 y 1990. Tesis para optar al título de Ingeniero Pesquero. ECM-UCV. 79 pp.

Farrel, M. J. (1957) "The Measurement of Productive Efficiency", En: Journal of the Royal Statistical Society, Series A, General, 120, Part 3, 253-281.

Gathon, H.-J, y Perelman (1992) "Measuring Technical Efficiency in European Railways: A Panel Data Approach", En: Journal of Productivity Analysis 3:1/2(June), 135-151

Gong, B.-H., and Sickles (1989) "Finite Sample Evidence on the Performance of Stochastic Frontier Using Panel Data," En: Journal of Productivity Analysis 1:3 (December) 229-61.

Greene W. (2001) "New developments in the estimation of stochastic frontier models with panel data". En: Efficiency Series Paper. Universidad de Oviedo.

Greene W. (1997), "Frontier Production Functions", En: Handbook of Applied Econometrics. Cap.3, Vol II. Pesaran & P. Schmidt (eds.), Microeconomics, Blackwell Publishers, UK.

Greene W. (1993) "The econometric approach to efficiency analysis". En: The Measurement of Productive Efficiency. Techniques and Applications. Fried H., Knox C.A. y Schmidt S. ed. Oxford University Press.

Greene, W. (1990) "A Gamma - Distributions Stochastic Frontier Model". En: Journal of Econometrics 46:141 - 163.

Greene, W.H. (1980a) "Maximum Likelihood Estimation of Econometric Frontier Functions," En: Journal of Econometrics 13:1 (May), 27-56.

Greene, W.H. (1980b) "On the Estimation of a Flexible Frontier Production Model," En: Journal of Econometrics 13:1 (May) 101-115.

Griliches Zvi. (1996) "The discovery of the residual: a historical note". En: Journal of Economic Literature. Vol. XXXIV. 1324-1330. Sep.

Hausman J.A. (1978) "Specification tests in econometrics". En: Econometrica 46, Issue 6 (Nov), 1251-1271.

Huang, C. J., and J-T. Liu (1994) "Estimation of Non-Neutral Stochastic Frontier Production Function," En: Journal of Productivity Analysis 5:2 (June), 171-180.

Johnston J. y J. DiNardo (1997) "Econometric Methods". 4ed. McGrawHill. International Editions 1997.

Knox C.A. (1993) "Production frontiers and productive efficiency". En: The Measurement of Productive Efficiency. Techniques and Applications. Fried H., Knox C.A. y Schmidt S. ed. Oxford University Press.

Kumbhakar, S.C. (1990) "Production Frontiers, Panel Data, and Time-Varying Technical Inefficiency," En: 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.

Liu, L. (1993) Entry – exit, learning and productivity change. Evidence from Chile. En: Journal of Development Economics 42, 217-242.

Meeusen, W., and J. Van den Broeck (1977) "Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error," En: International Economic Review 18:2 (Junio), 435-444.

Novales, A. (1996) Econometría. Mc. Graw Hill. Segunda Edición.

Payá et al. 1999. Investigación Situación Pesquería Demersal Zona Centro Sur 1998. IFOP.

Pavez P. (1977) "Análisis de situación actual y algunas alternativas de manejo de la pesquería de la merluza común (*Merluccius gayi*, Guichenot 1848) en Chile". ECMA-UCV. 28 pp. Mimeo sin publicar.

Peña J. (2002) "¿Privatizar el mar? ¿Subsidiar? o ¿Muerte anunciada de la pesca extractiva en Chile? Debates sobre Cuotas Individuales Transferibles". En: Estudios Públicos. Santiago de Chile.

Peña J. y Basch M. (2000) "Harvesting in a Pelagic Fishery: The Case of Northern Chile". En: Annals of operations research ,94, 295-320.

Peña J., Basch M. y Vergara S. (2002) "Eficiencia técnica y escalas de operación en pesca pelágica: un análisis de fronteras estocásticas (Pesquería Centro-Sur en Chile)," En: Serie Documentos de Trabajo N°179. Universidad de Chile.

Polachek, S.W. and B.J. Yoon (1995) "Consistency of Maximum likelihood Estimators in Stochastic Frontier Models", Unplublished paper, Department of Economics, State University of New York, Binghamton, N. Y.

Reifschneider, D., and R. Stevenson (1991) "Systematic Departures from the Frontier: A Framework for the Analysis of Firm Inefficiency," En: International Economic Review 32:3 (August), 715-723.

Schmidt, P., and R.C. Sickles (1984) "Production Frontiers and Panel Data," En: Journal of Business and Economic Statistic 2:4 (October), 367-74.

SERNAPESCA. "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, Instituto de Fomento Pesquero (IFOP), Valparaíso, Chile.

Squires, D. (1992) "Productivity measurement in common property resource industries: an application to the Pacific coast trawl fishery". En: RAND Journal of Economics. Vol. 23, N°2. Summer.

Stevenson, R. E. (1980) "Likelihood Functions for Generalized Stochastic Frontier Estimation," En: Journal of Econometrics 13:1 (May), 57-66.

Universidad Católica de Valparaíso (1995). "Evaluación bioeconómica de la pesquería industrial y artesanal del recurso merluza común en la zona Centro-Sur". Fondo de Investigación Pesquera. Informes Técnicos FIP – IT/95 – 16.

Wan Chung, J. Utility and Production Functions (1994). Blackwell, Oxford & Cambridge. Uk.

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. In: Estudios en pesquerías chilenas. Ed. T. Melo. Escuela de Ciencias del Mar - Universidad Católica de Valparaíso.67-74.

Zellner, A., J. Kmenta, y J. Drèze(1966),"Specification and Estimation of Cobb-Douglas Production Function Models", En: Econometrica, 34, 784-795.

ANEXOS

ANEXO N°1

Composición de la muestra de embarcaciones presentes en el análisis: 1990 - 2000

Nro	Barcos	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	Total
1	B1	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	11
2	B2	x	x			x	x	x	x	x	x	x	9
3	B3	x	x		x	x	x	x	x	x	x	x	10
4	B4	x	x		x	x	x	x	x	x	x	x	10
5	B5	x	x		x		x	x	x	x	x	x	9
6	B6	x		x	x			x	x	x	x	x	8
7	B7	x			x	x	x	x	x	x	x		8
8	B8	x		x	x	x	x						5
9	B9	x	x	x	x	x	x	x	x	x			9
10	B10	x	x	x	x	x			x	x			7
11	B11	x	x	x	x	x	x						6
12	B12	x	x	x	x	x							5
13	B13		x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	10
14	B14		x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	10
15	B15		x			x	x	x	x	x	x	x	8
16	B16			x	x	x	x	x	x	x	x	x	9
17	B17				x	x	x	x	x	x	x	x	8
18	B18				x	x	x	x	x	x	x	x	8
19	B19				x	x	x	x	x	x			6
20	B20				x	x	x	x	x	x	x		7
21	B21					x	x	x	x	x			5
22	B22						x	x	x	x	x	x	6
23	B23						x	x	x	x	x	x	6
24	B24					x	x	x	x	x	x	x	7
25	B25						x	x	x	x	x	x	6
26	B26						x	x	x	x	x	x	6
27	B27						x	x	x	x		x	5
28	B28					x	x	x	x	x			5
29	B29							x	x	x	x	x	5
	Total	12	12	10	18	21	25	25	26	26	20	19	214

Nota: cada espacio en blanco indica la no operación de la embarcación en ese año.

Elaboración propia.

ANEXO N°2

**Resumen de Variables
(Valores anuales por barco)**

Años	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	1990-2000
N° observaciones analizadas	12	12	10	18	21	25	25	26	26	20	19	214
1.- Captura de Merluza (Tn)												
Promedio muestral	1,583.3	1,887.1	2,656.9	2,008.6	1,853.6	2,099.4	2,065.9	3,252.7	2,936.7	2,593.3	2,323.9	2,356.9
Desviación St. (Dv. St.)	2,108.7	1,699.7	2,051.7	1,639.8	1,594.3	1,625.8	2,320.6	3,319.9	3,609.2	2,274.2	2,390.7	2,435.0
(%)de desvío	33%	10%	23%	18%	14%	23%	12%	2%	23%	12%	3%	3%
Valor Mínimo (Min)	197.0	135.0	351.0	531.0	71.0	153.0	3.0	44.6	2.9	138.6	3.7	2.9
Valor Máximo (Max)	6,253.0	5,200.0	5,452.0	4,848.0	4,782.0	6,341.1	8,693.3	12,100.0	11,300.0	6,370.1	7,915.6	12,100.0
2.- Capacidad de Bodega (m3)												
Promedio muestral	257.6	277.2	301.4	257.3	241.8	267.3	248.5	242.8	242.8	281.8	283.7	260.2
Desviación St. (Dv. St.)	201.6	202.0	214.1	179.6	187.1	194.3	179.4	178.2	178.2	186.0	192.5	184.1
Valor Mínimo (Min)	60	93	60	60	60	60	65	65	65	66	66	60
Valor Máximo (Max)	633	633	633	633	633	633	580	580	580	580	580	633
3.- Potencia del motor (hp)												
Promedio muestral	935.4	1,035.3	1,251.3	1,033.2	995.4	1,046.5	1,015.9	990.7	990.7	1,181.7	1,206.2	1,052.8
Desviación St. (Dv. St.)	676.4	795.1	849.7	762.4	816.0	828.9	792.8	787.4	787.4	805.6	821.8	782.4
Valor Mínimo (Min)	360	360	360	345	300	245	245	245	245	245	245	245
Valor Máximo (Max)	2,055	2,288	2,288	2,288	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400
4.- Esfuerzo (Horas de pesca)												
Promedio muestral	832.8	804.6	590.1	765.6	730.0	657.8	571.4	764.8	774.6	893.2	419.9	706.8
Desviación St. (Dv. St.)	455.7	458.8	383.3	267.5	307.3	345.1	270.9	329.6	339.0	504.5	302.1	370.3
Valor Mínimo (Min)	226	78	67	347	275	96	15	47	6	61	7	6
Valor Máximo (Max)	1520	1757	1143	1222	1296	1290	970	1234	1158	1844	924	1844
5.- Biomasa (miles de Tn.)												
Promedio muestral	582.0	468.0	481.0	664.0	860.0	1020.0	1052.0	939.0	841.0	841.0	1006.0	847.8

Fuente: UCV-SUBPESCA

Elaboración Propia

ANEXO N°4

Resultado del Coeficiente de Spearman

Con Biomasa			
Año	N° Obs	BC92 vs Efijo*	BC95 vs Efijo*
1990	12	0.4615**	0.6573
1991	12	0.9021	0.9441
1992	10	0.8424	0.8788
1993	18	0.7647	0.6987
1994	21	0.8117	0.8247
1995	25	0.8785	0.8092
1996	25	0.9062	0.8654
1997	26	0.8133	0.7621
1998	26	0.9084	0.8058
1999	20	0.7504	0.7564
2000	19	0.6965	0.686

* Todos los valores son significativos al 95%

** No significativo

**Resultado del Coeficiente de Spearman
Efectos Aleatorios
BC92 vs BC95**

N° Obs	214
Coef. Spearman	0.8281*

* Valor significativo al 95%

**Resultado del Coeficiente de Spearman
Efectos Aleatorios vs Efectos Fijos
Efectos Fijos vs BC95**

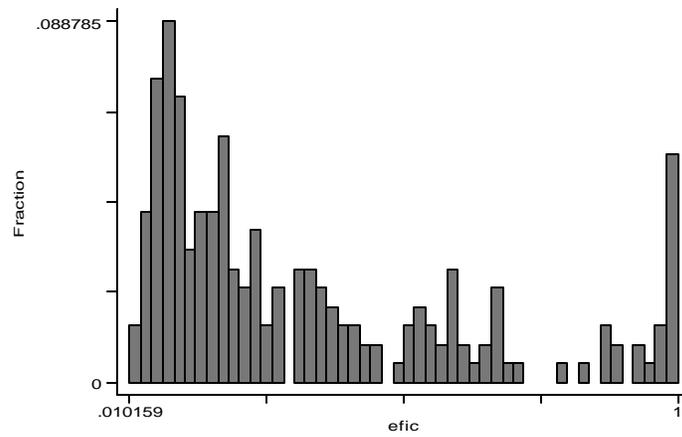
Años	N° Obs	25% alto y bajo*
1994	12	0.99
1995	14	0.77
1996	14	0.84
1997	14	0.86
1998	14	0.83
1999	10	0.71

* Todos los valores significativos al 95%

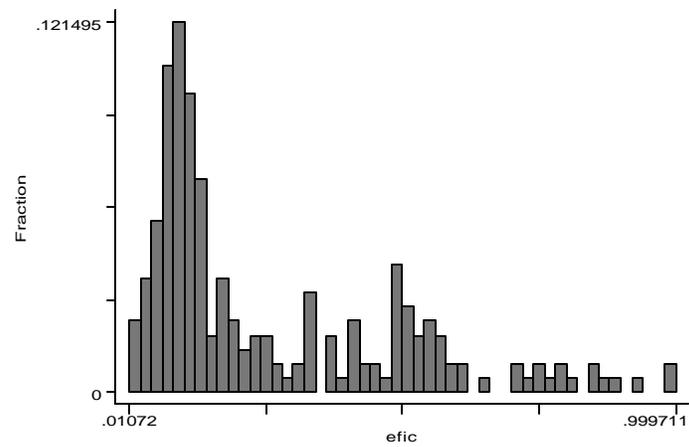
Anexo N°5

Histogramas de scores estimados de eficiencia técnica a nivel de barco

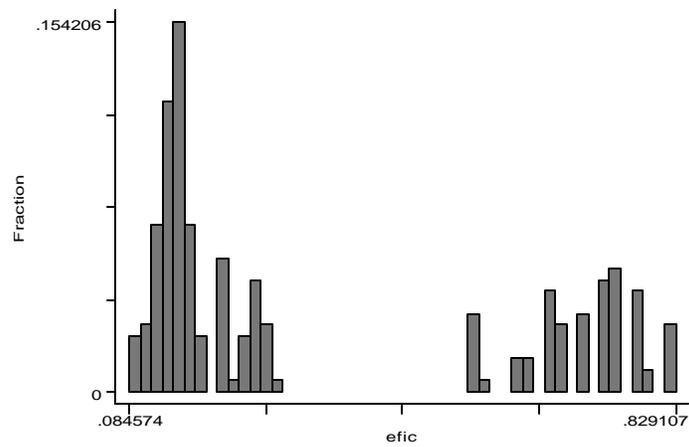
(A) Efecto Fijo



(B) Efectos Aleatorios: BC95



(C) Efectos Aleatorios: BC92



ANEXO N°6

Resultados estimación de modelo de frontera estocástica

Variables	(1) Efectos Aleatorios BC92	(2) Efectos Aleatorios BC95	(3) Efectos Aleatorios BC95-P^{oo}	(4) Efectos Fijos
Constante	87.13 (1.61)	114.33 (112.41)*	100.12 (62.99)*	
Esfuerzo (ei)	-7.38 (-4.99)*	-6.09 (-8.19)*	-9.76 (-8.38)*	-7.33 (-4.80)*
Biomasa (b)	-13.39 (-0.78)	-23.69 (-34.06)*	-14.41 (-15.20)*	30.50 (2.20)*
Tendencia (T)	-2.76 (-1.77) ⁺⁺	-1.08 (-1.19)	-3.05 (-2.94)*	-6.49 (-4.37)*
e2	-0.05 (-2.18)*	0.01 (0.34)	-0.05 (-2.22)*	-0.02 (-0.54)
b2	0.16 (0.12)	1.21 (11.15)*	0.01 (-0.03)	-3.42 (-3.10)*
T2	-0.03 (-2.19)*	-0.02 (-2.78)*	-0.03 (-4.12)*	-0.06 (-6.16)*
e*b	1.37 (6.02)*	1.01 (8.06)*	1.74 (9.50)*	1.29 (5.34)*
e*T	-0.04 (-1.78) ⁺⁺	0.00 (0.00)	-0.06 (-3.10)*	-0.05 (-2.34)*
b*T	0.51 (2.04)*	0.20 (1.57)	0.58 (3.44)*	1.15 (4.93)*

Modelo para las ineficiencias estimadas uit:

Variables				
Constante		-1.322 (-1.09)	8.271 (2.73)*	
Potencia			-1.15 (-12.04)*	
Acarreo empresa (aj): z1		-0.37 (-20.13)*	0.05 (1.36)	
Acarreo total industria (aI): z3		0.67 (3.36)*	0.20 (1.23)	
N°.barcos industria (nI): z4		-0.76 (-0.91)	-0.77 (-1.31)	
Parámetros				
N°. Total observaciones	214	214	214	214
Sigma cuadrado	1.08 (2.67)*	0.59 (7.89)*	0.29 (15.81)*	
Gamma	0.80 (10.51)*	1.00 (7174025.60)*	1.00 (4343.59)*	
mu	1.18 (2.99)*			
eta	0.00 -0.27			
Log-likelihood	-183.75	-219.00	-142.52	
R2				0.57
R2-Adjusted				0.55
Root MSE				0.27

Nota: en paréntesis los valores del estadístico t; *: significativo al 95% de confianza, ++: significativo sólo de confianza.

oo Modelo BC95 que considera variable potencia de motor. Según test de Max Ver. es el mejor modelo de aleatorios.

ANEXO N°7

Tests de razón de verosimilitud generalizada: BC95

Hipótesis Nula (Ho):	L(Ho)	L(H ₁)	Estadígrafo	Valor crítico (al 95%)	Valor crítico (al 95%)	Resultado
Tests respecto frontera de producción:						
1. Ho: función Cobb Douglas	-243.50	-219.00	48.99	10.64	12.59	R
2. Ho: esfuerzo = 0	-277.54	-219.00	117.06	7.78	9.49	R
3. Ho: biomasa = 0	-229.93	-219.00	21.84	7.78	9.49	R
4. Ho: No existen efectos tendencia (T)	-226.94	-219.00	15.88	7.78	9.49	R
Tests respecto modelo de ineficiencias						
5. Ho: Deltas=0	-183.78	-219.00	70.45	5.53*	7.05*	R
6. Ho: efectos empresa = 0	-271.26	-219.00	104.51	2.71	3.84	R
7. Ho: efectos industria = 0	-224.03	-219.00	10.06	4.61	5.99	R

*El test generalizado de la razón de verosimilitud para 5. sigue una distribución chi-cuadrado mixta (Kodde y Palm, 1986).

R: Rechazo Ho.

ANEXO N°8

Gráfico N°8.A
Elasticidad promedio anual captura – esfuerzo: 1990 - 2000

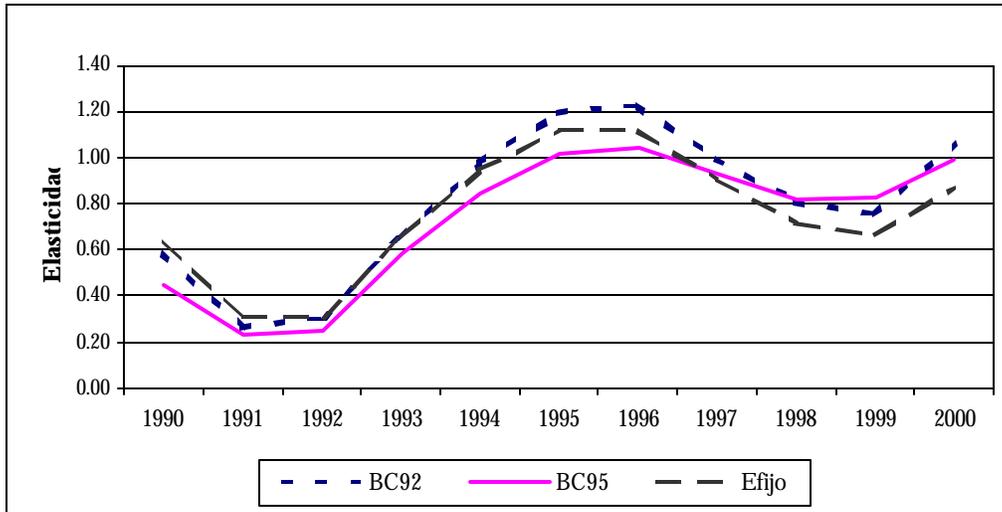
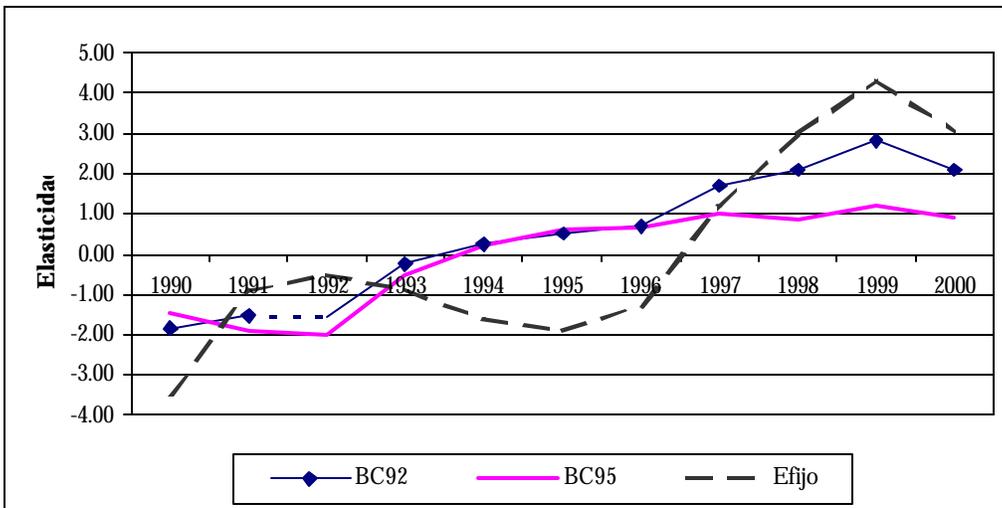


Gráfico N°8.B
Elasticidad promedio anual captura – biomasa: 1990 - 2000



ANEXO N°9

Gráfico N°9.A
Elasticidad “ceteris paribus” captura – esfuerzo: efectos fijos
Horas de pesca

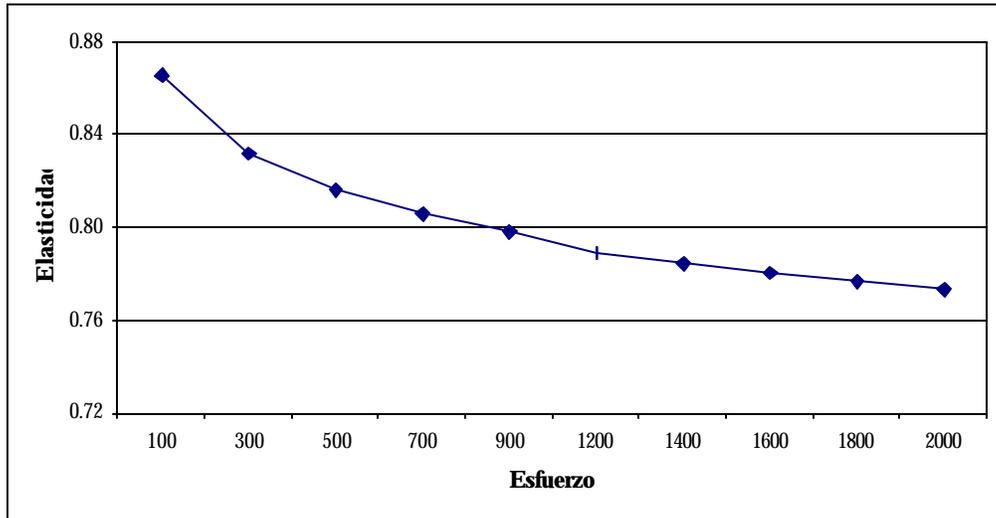
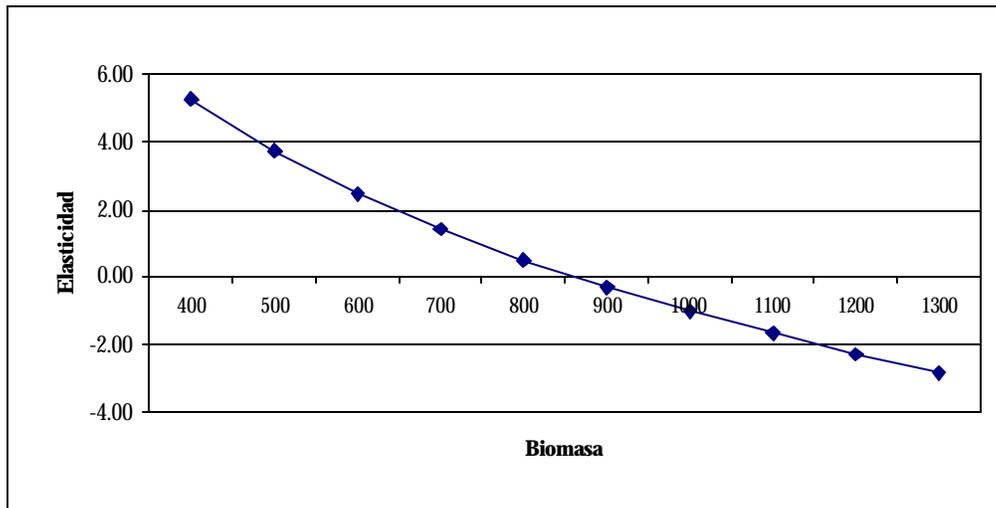
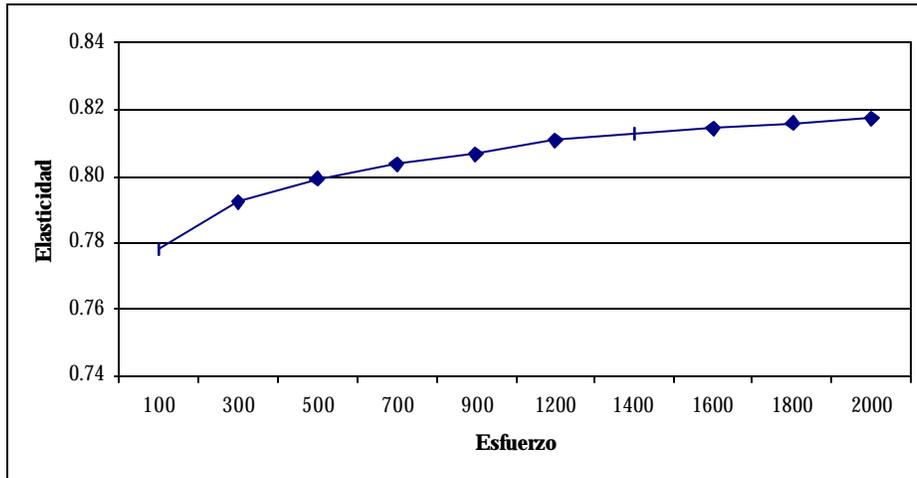


Gráfico N°9.B
Elasticidad “ceteris paribus” captura – biomasa: efectos fijos
Miles de toneladas

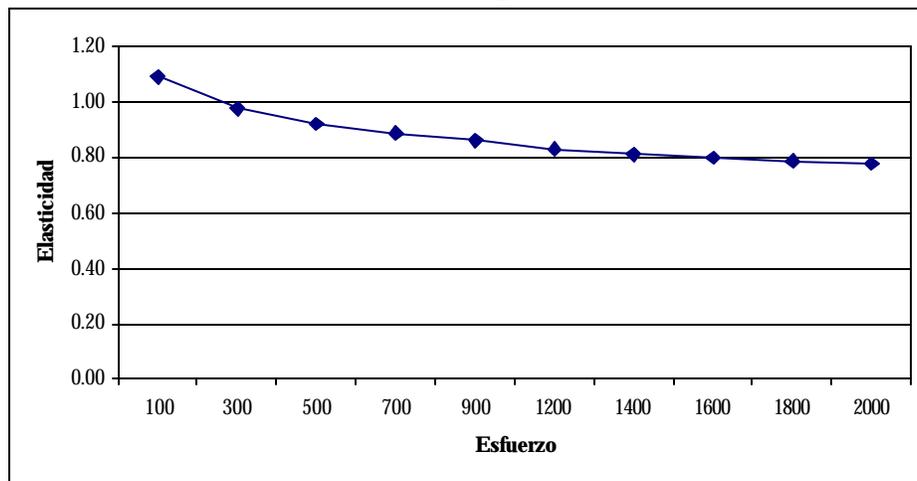


ANEXO N°10

GráficoN°10.A
Elasticidad “ceteris paribus” captura – esfuerzo: BC95
Horas de pesca



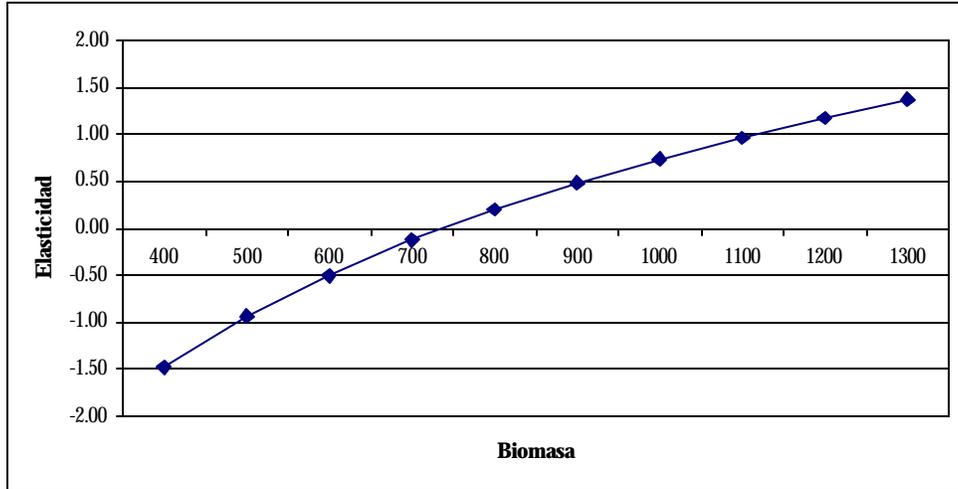
GráficoN°10.B
Elasticidad “ceteris paribus” captura – esfuerzo: BC95-P*
Horas de pesca



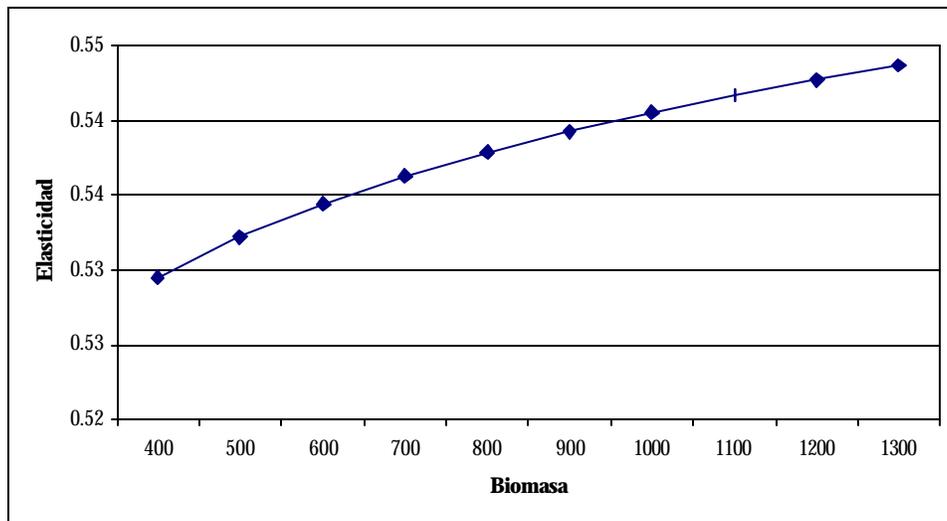
* Incluye la variable potencia de motor.

ANEXO N°11

GráficoN°11.A
Elasticidad “ceteris paribus” captura – biomasa: BC95
Miles de toneladas



GráficoN°11.B
Elasticidad “ceteris paribus” captura – biomasa: BC95-P*
Miles de toneladas



* Incluye la variable potencia de motor.

ANEXO N° 13

Matriz de matchings

Selección Empresarios:	Selección según modelo (BC95-P*)		Total de barcos
	EFI	NO-EFI	
Seleccionados (S)	8 30.8%	4 15.4%	12
No Seleccionados	4 15.4%	10 38.5%	14
Número total de barcos	12	14	26

* **Algoritmo que considera la variable potencia**

Total de aciertos respecto al total de barcos analizados del modelo= **69.2%**

Selección Empresarios:	Selección según modelo (BC92)		Total de barcos
	EFI	NO-EFI	
Seleccionados (S)	8 30.8%	4 15.4%	12
No Seleccionados	4 15.4%	10 38.5%	14
Número total de barcos	12	14	26

Total de aciertos respecto al total de barcos analizados del modelo= **69.2%**

Selección Empresarios:	Selección según modelo (Efijo)		Total de barcos
	EFI	NO-EFI	
Seleccionados (S)	7 26.9%	5 19.2%	12
No Seleccionados	5 19.2%	9 34.6%	14
Número total de barcos	12	14	26

Total de aciertos respecto al total de barcos analizados del modelo= **61.5%**