

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO
FACULTAD DE RECURSOS NATURALES
ESCUELA DE CIENCIAS DEL MAR

Predicción de desembarques de anchoveta (*Engraulis ringens*), I y II
región, mediante la aplicación de redes neuronales artificiales.

Proyecto para optar al Título de Ingeniero Pesquero
por
Francisco Plaza Vega

Valparaíso
2008

Comité de Titulación:

Profesor Guía	: Dr. Eleuterio Yáñez Rodríguez
Profesor	: Dra. María Ángela Barbieri Bellolio
Profesor	: Dr. Guido Plaza Pastén
Profesor	: Dr. Juan Carlos Gutiérrez Estrada
Profesor	: Dra. Inmaculada Pulido Calvo

AUTORIZACIÓN DE USO

Al presentar este Proyecto como último requisito para la obtención del título de Ingeniero Pesquero, autorizo a la biblioteca de la Escuela de Ciencias del Mar de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, para que disponga libremente de ella. Autorizo además reproducciones parciales o totales de este Proyecto sólo con fines académicos.

Francisco Plaza Vega

DEDICATORIA:

AGRADECIMIENTOS

CONTENIDO

	pág.
Portada de presentación	
Comité de Titulación	i
Autorización de uso	ii
Dedicatoria	iii
Agradecimientos	iv
Contenido	v
Resumen	vi
Abstract	vii
Introducción	1
Antecedentes	4
Especie	4
Pesquería	4
Dinámica ambiental y recursos pelágicos	7
Redes Neuronales Artificiales	10
Materiales y Métodos	14
Información analizada	14
Tratamiento de la información	14
Análisis de correlación cruzada no-lineal	15
Redes neuronales artificiales	16
Resultados	20
Correlación entre variables	20
Análisis de componentes principales	20
Correlación cruzada no-lineal	22
Modelos RNA	23
Discusión	28
Conclusiones	31
Referencias	32

RESUMEN

En este trabajo se evalúa el desempeño de modelos de redes neuronales artificiales (RNA) para predecir capturas mensuales de anchoveta (*Engraulis ringens*) en el norte de Chile ($18^{\circ}21'S$ - $24^{\circ}S$), usando diez variables ambientales y capturas de anchoveta entre 1963 y 2002. Para descartar el “ruido” en la capa de entrada se llevó a cabo un análisis previo de la data utilizando análisis de componentes principales y una técnica de correlación cruzada no- lineal. El modelo utilizado presentó la arquitectura de un perceptrón multicapa entrenado con el algoritmo de Levenberg-Marquardt. Los resultados involucran un modelo que presenta como variables de entrada la temperatura superficial del mar (TSM) en Antofagasta, la TSM en la región Niño3+4 y las capturas de anchoveta. El desfase de la TSM en Antofagasta (-6, -7, -8 meses) tendría relación con el reclutamiento de la anchoveta, mientras que el desfase con la TSM de la región Niño3+4 (-3, -4, -5 meses) tendría relación con las ondas atrapadas a la costa que afectan la disponibilidad de la anchoveta. El proceso de validación externa mostró una varianza explicada de 78%, y un error estándar de predicción bajo el 18%. La fuerte correlación entre las capturas de anchoveta estimadas y observadas en la fase de validación externa sugiere que el modelo calibrado captura la tendencia general de la data histórica y por ende este modelo podría ser utilizado para llevar a cabo una buena predicción.

Palabras clave: anchoveta, ambiente, norte de Chile, predicción, redes neuronales artificiales.

ABSTRACT

The performance of artificial neural networks (ANN's) to forecast monthly anchovy (*Engraulis ringens*) catches in northern Chile (18°21'S-24°S), using ten environmental variables and the anchovy catches between 1963 and 2005, was evaluated. In order to discard the “noise” in the input layer a previous analysis of the data was carried out using principal components analysis and a non-linear cross correlation technique. The model used was a multi layer perceptron architecture trained with the Levenberg-Marquardt algorithm. The results involved an ANN's model with the sea surface temperature (SST) in Antofagasta, the SST in the Niño3+4 region, the anchovy catches as inputs. The Antofagasta SST lag (-6, -7, -8 months) seemed to be related to the anchovy recruitment, while the SST in the Niño3+4 region lag (-3, -4, -5 months) seemed to be related to coastal trapped waves affecting the anchovy availability. The external validation process showed an explained variance of 78%, and the standard error of prediction was lower than 18%. The strong correlation among the estimated and observed anchovy catches in the external validation phases suggested that the calibrated model captured the general trend of the historical data and therefore these models could be used to carry out an accuracy forecast.

Keywords: anchovy, environment, northern Chile, forecast, artificial neural networks.

INTRODUCCIÓN

El sistema de corrientes Chile-Perú (SCCHP) es muy productivo debido al transporte de nutrientes por la advección horizontal de gran escala y la persistente surgencia costera (Bernal *et al.*, 1983). En Chile el desembarque promedio anual en los últimos 30 años es de 4,8 millones de toneladas y los recursos pelágicos de la zona norte (18°21'S-24°S) representan el 40% (SERNAPESCA, 1951-2005). En esta zona la pesquería se basa sucesivamente en anchoveta (*Engraulis ringens*) y sardina (*Sardinops sagax*), con notables cambios asociados al esfuerzo de pesca y a fluctuaciones del ambiente (Yáñez *et al.*, 2001).

La pesquería de anchoveta disminuye significativamente durante los eventos El Niño y colapsa a partir del evento de 1972-73, siendo remplazada por la sardina; después de 1985 la sardina disminuye notablemente, observándose al mismo tiempo una gran recuperación de anchoveta (SERNAPESCA, 1951-2005). Esta sucesión de especies pelágicas, incluidas las del ictioplancton (Loeb & Rojas, 1988), se asocia a cambios ambientales. En efecto, después de 1975 persiste un período cálido y un aumento de la sardina, gran depredadora de huevos de anchoveta (Santander *et al.*, 1983). Después de 1985 se reestablecen condiciones más bien frías, que favorecen la recuperación de la anchoveta y la disminución de la sardina, pese a la ocurrencia de los eventos El Niño de 1987, 1991-92 y 1997-98 (Yáñez *et al.*, 2003).

Los cambios océano-climáticos alteran los ecosistemas marinos en diversas escalas (Alheit & Bernal, 1993; Hare *et al.*, 2000; Chavez *et al.*, 2003; Yáñez *et al.*, 2003; Alheit & Ñiquen, 2004). En la escala intraestacional, las ondas atrapadas a la costa con períodos intraestacionales son las principales responsables de la mayor parte de la variabilidad del nivel y temperatura superficial del mar, y de las corrientes sobre la plataforma y el talud del SCCHP (Shaffer *et al.*, 1997; Hormazabal *et al.*, 2001; Hormazabal *et al.*, 2002). Estas ondas provienen de las ondas Kelvin ecuatoriales, que arriban a las costas de Sudamérica y se propagan hacia los polos como ondas atrapadas a la costa (Enfield, 1987; Shaffer *et al.*, 1997; Hormazabal *et al.*, 2002).

En la escala interanual, los cambios en las condiciones atmosféricas y oceanográficas son asociados principalmente al fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENOS). Durante los eventos ENOS se produce una migración horizontal y vertical de la anchoveta y los eventos de mayor intensidad afectan la reproducción y la sobrevivencia (Sharp & McLain, 1993; Tarazona & Castillo, 1999; Bakun & Broad, 2001).

Sobre los cambios de regímenes decadales (frío-cálido-frío), aún existe incertidumbre sobre los mecanismos involucrados (Alheit & Bernal, 1993; Hare *et al.*, 2000; Yáñez *et al.*, 2001), pero pueden influir en la reorganización de las comunidades marinas y de las relaciones trofodinámicas, induciendo cambios en las especies dominantes

en estas escalas de tiempo, tal como ha sido demostrado claramente en el Atlántico norte, Pacífico norte y distintos sistemas de borde oriental (Alheit & Ñiquén, 2004). En el caso de la sucesión entre anchoveta y sardina en las costas de Perú y Chile, las fluctuaciones climáticas pueden provocar variaciones en la predación o en el tamaño y abundancia de la alimentación, favoreciendo la dominancia de una u otra especie (Yáñez *et al.*, 2003; Alheit & Ñiquén, 2004).

La vinculación entre la variación de abundancia de anchoveta y cambios ambientales en diferentes escalas espacio-temporales, abre la posibilidad de predecir las fluctuaciones en los desembarques en el corto-mediano plazo, uno de los principales objetivos del manejo pesquero. Los ecosistemas marinos permanecen en constante desequilibrio y se caracterizan por la presencia de altos niveles de estocacidad y de relaciones no-lineales entre variables (Murdoch, 1994; Stenseth *et al.*, 2002). Por otra parte, si bien las especies presentan variabilidad asociada a cambios ambientales, la composición y abundancia son también afectadas por depredadores, competidores y parásitos. De este modo, el uso de RNA's en modelación ecosistémica comienza a inicios de los 90's, particularmente cuando los datos no se ajustan a supuestos estadísticos y cuando prevalecen las relaciones no lineales. Estas se comportan mejor que los modelos lineales y poseen buena capacidad para generalizar al ingresar nuevos datos (Lek *et al.*, 1996; Lek & Guégan, 1999; Özesmi *et al.*, 2006).

Una primera aproximación a la modelación no-lineal de pesquerías pelágicas en el norte del Chile fue realizado por Gutiérrez *et al.* (2007), quienes utilizan un modelo univariado de RNA considerando sólo capturas de anchoveta con un desfase de hasta seis meses atrás.

El presente trabajo se enmarca dentro de la realización de los proyectos de la Agencia Española de Cooperación Internacional (AECI) “Heupes: Aplicación de métodos clásicos y heurísticos para la predicción de pesquerías pelágicas en la costa norte de Chile (Fase I y II; A/4857/05 y A/4857/06)” y de la Dirección de Investigación de la Pontificia Universidad Católica de Valparaíso “Predicción de pesquerías pelágicas de la zona norte de Chile, a través de redes neuronales artificiales (Fase I y II; DI223.705/2005 y DI223.705/2006)”.

En el presente trabajo el objetivo general es la “***Evaluación del desempeño de modelos de RNA para predicción mensual de capturas de anchoveta, utilizando un enfoque multivariado, considerando variables ambientales y capturas de anchoveta en el período 1963 - 2002***”. Para ello se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Definir variables de ingreso al modelo de RNA, aplicando técnicas de análisis multivariado.
- Calibrar los parámetros del modelo, utilizando un algoritmo de aprendizaje de la RNA.
- Validar el modelo seleccionado, mediante la aplicación de datos que no estuvieron presentes en la etapa de calibración del modelo.

ANTECEDENTES

Especie

La anchoveta posee una amplia distribución geográfica en el Pacífico Suroriental, ubicándose desde Punta Aguja (6°S), en el norte del Perú, hasta Chiloé (42°S), en la X Región en Chile (Serra, 1986). Cabe mencionar que las áreas de mayor abundancia son las zonas centro y norte del Perú (Jordán, 1982). Frente a las costas del territorio nacional, la anchoveta se distribuye principalmente en una franja costera que no sobrepasa las primeras 60 millas, a una profundidad promedio de 50 metros (Yáñez *et al.*, 1995; Arntz & Fahrbach, 1996). Sin embargo, Jordán (1982) plantea que las profundidades varían según la estación, encontrándose en invierno al doble de profundidad que en primavera, formando extensos cardúmenes que en muchas ocasiones sobrepasan las miles de toneladas (Serra, 1986). La anchoveta es una especie de aguas moderadamente frías, encontrándose entre 18 y 19°C en verano, y en invierno entre 14 y 18°C (Yáñez *et al.*, 1995).

En el SCCHP la anchoveta tiene tres stocks discretos. El más productivo se encuentra en el centro-norte de Perú (4°-15°S), otro es compartido entre el sur de Perú y norte de Chile (16°-27°S), y el más austral y menos abundante se localiza en la zona centro-sur de Chile (34°-40°S) (Cubillos *et al.*, 2007).

Su alimentación consiste en la ingestión de plancton, predando principalmente sobre diatomeas y copépodos (Pizarro & Palma, 1992). En tanto que la reproducción, es ovípara y posee fecundación externa con desove fraccionado a lo largo del año, presentándose un período máximo reproductivo en agosto y septiembre, y otro de menor intensidad en enero y febrero, entrando en etapa de relativo reposo sexual (Martínez *et al.*, 1992). Alcanza su madurez sexual a los 12,5 cm y en Chile el área de desove se extiende desde Arica (18°30'S) hasta Valdivia (39°47'S), con focos de mayor concentración en la franja costera de 15 a 20 millas náuticas (nm). Además se reconocen dos áreas principales de desove, del norte (Arica-Antofagasta), y la zona de Talcahuano (Martínez *et al.*, 1992; 2004).

Pesquería

En la zona norte de Chile (18°21'-24°S) la pesquería pelágica se realiza desde la década del 50, primero y esencialmente sobre la anchoveta (*Engraulis ringens*), aunque los desembarques son bastante mayores en Perú; donde siguen prácticamente la misma tendencia (Fig. 1). La pesquería de anchoveta colapsa a mediados de la década del 70, disminuyendo drásticamente los desembarques y siendo remplazada por la sardina (*Sardinops sagax*) en el norte de Chile y en Perú; esta caída de la anchoveta es asociada al

fenómeno El Niño del año 1972-1973 (Martínez *et al.*, 1992), esto coincide con el calentamiento que sufre el ecosistema que se prolonga hasta el año 1988 (Yáñez *et al.*, 2003). A partir de 1986 la captura de anchoveta aumenta notablemente, no obstante los eventos el Niño de 1987 y 1997-98 (Yáñez *et al.*, 2001).

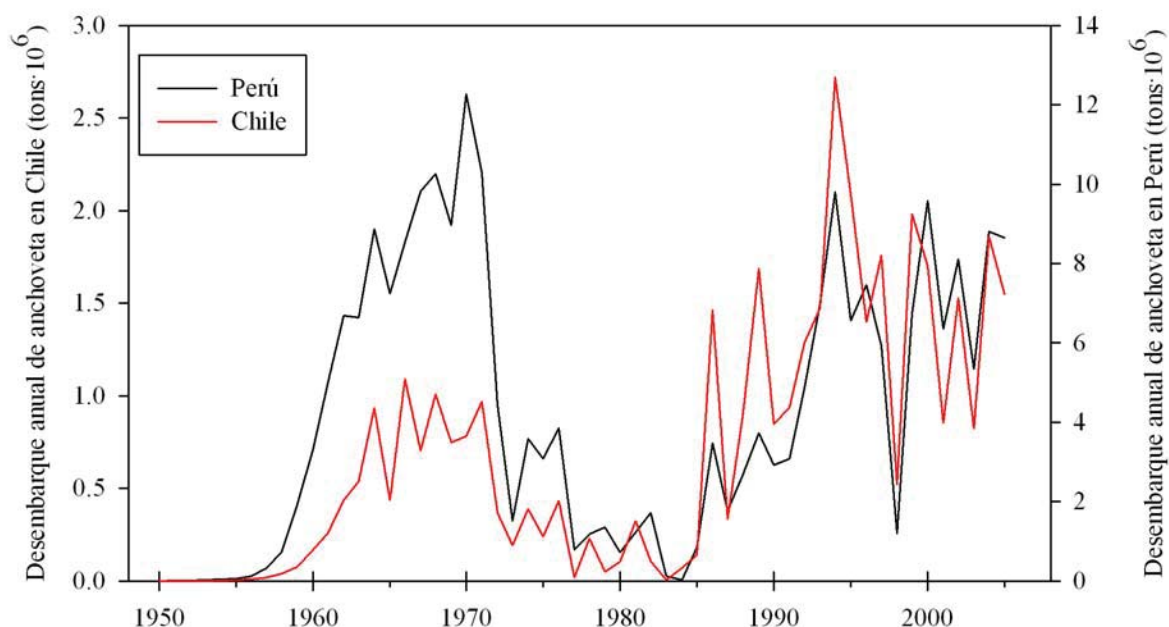


Figura 1. Desembarques de anchoveta en Chile y Perú (1950 - 2005). Fuente: Fishstat, (www.fao.org) y SERNAPESCA (1950 – 2005).

La distribución espacio-temporal de las capturas de anchoveta presenta amplios desplazamientos en una franja costera latitudinal de alrededor de 450 millas, desde Punta Coloso (23°43'S) en el norte de Chile hasta Ático (16°20'S) en Perú.

El reclutamiento de la pesquería se produce a una talla de 7 cm, entre los 5 y 6 meses de edad (Braun *et al.*, 1995; Castillo *et al.*, 2002). Este proceso se realiza anualmente entre diciembre y enero (Barría, 1990). De las cuatro clases anuales que componen la pesquería, la fracción mayormente capturada corresponde a ejemplares entre 6 meses y 2 años de edad, constituyendo una pesquería que se basa principalmente en la captura de individuos jóvenes (Martínez *et al.*, 1992; Martínez *et al.*, 2002).

Con respecto al marco legal, la anchoveta, presenta tres unidades de pesquería sujetas al régimen de Plena Explotación: unidad I-II (D.S. N° 354 de 1993), III-IV (D.S. N° 493 de 1996) y V-X (DS. N°409 de 2000). Consecuentemente, se mantiene cerrado el

acceso a las unidades de pesquería, tanto en el registro industrial como artesanal (D.Ex. N° 719 de 2005 y Res. N° 1540 de 2005), respectivamente. Además a partir de 1985 la pesquería de anchoveta es sometida a vedas de carácter extractivo, relacionadas con los períodos de mayor actividad reproductiva y de reclutamiento. No obstante, durante los períodos de veda se autoriza la captura para carnada y elaboración de productos para consumo humano, y la realización de muestreos biológicos (Tabla 1).

Tabla 1. Vedas extractivas de anchoveta en la zona norte de Chile (1985-2005).

<i>Año</i>	<i>Período</i>	<i>Año</i>	<i>Período</i>
1985	15 abr - 31 dic	1997	1 ene - 19 ene
1986	1 ene - 31 ene		29 ene - 16 feb
	1 jul - 31 jul		15 ago - 13 sep
1987	Sin Veda		17 dic - 31 dic
1988	23 ene - 31 mar	1998	1 ene - 1 feb
	1 ago - 11 sep		11 feb - 24 feb
	19 dic - 31 dic		15 jul - 16 ago
1989	1 ene - 19 mar		26 ago - 9 sep
	31 jul - 29 sep		5 oct - 19 oct
	25 dic - 31 dic		1 nov - 30 nov
1990	1 ene - 19 mar	1999	2 dic - 31 dic
	31 jul - 1 sep		26 jul - 31 ago
	12 dic - 31 dic		1 sep - 12 sep
1991	1 ene - 10 mar	2000	26 jul - 5 sep
	8 dic - 31 dic	2001	23 ene - 25 feb
1992	1 ene - 26 feb		6 ago - 26 ago
	10 ago - 17 sep		17 sep - 30 sep
	30 nov - 31 dic	2002	5 ene - 19 ene
1993	1 ene - 31 ene		19 ago - 8 sep
	29 nov - 31 dic	2003	11 ago - 31 ago
1994	1 ene - 13 feb	2004	3 ene - 8 feb
	18 dic - 31 dic		25 feb - 10 mar
1995	1 ene - 5 feb		13 ago - 12 sep
	13 feb - 5 mar	2005	19 ene - 13 feb
	21 jul - 27 ago		6 ago - 27 ago
	27 nov - 27 dic		10 sep - 20 sep
1996	1 ago - 21 ago		
	16 dic - 31 dic		

Fuente: Subsecretaría de Pesca, Chile.

Las unidades de pesquería de las regiones III-IV, se encuentran bajo el régimen de límite máximo de captura por armador (LMCA) ordenado por la Ley 19.713, desde 2001. No obstante, las demás unidades de pesquería, exentas de esta normativa, se acogieron posteriormente dicho régimen, según lo indicado en Ley 19.822 que modifica la ley 19.713, publicada en agosto del 2002.

Dinámica ambiental y recursos pelágicos

La variabilidad del ambiente y su relación con los recursos pelágicos es abordada en secciones que comprenden las fluctuaciones que aparecen dominando la variabilidad del ambiente en distintos períodos (intraestacional, estacional, interanual e interdecadal), y en la escala espacial que comprende la mesoescala (Yáñez *et al.*, 2003; Yáñez *et al.*, 2008).

Fluctuaciones intraestacionales

La surgencia costera corresponde a uno de los fenómenos físicos de gran importancia en el SCCHP. Como resultado de la acción combinada de los vientos alisios que soplan hacia el ecuador y la rotación terrestre, se produce un afloramiento de aguas frías y ricas en nutrientes.

Además, el viento puede producir variaciones en el nivel del mar (Smith, 1968). Sin embargo, dentro de una escala temporal mayor éste explica sólo una pequeña fracción de las variaciones del nivel del mar. Esto se debe a que gran parte de las variaciones del nivel del mar son explicadas principalmente por las ondas atrapadas a la costa que se propagan hacia el polo (Pizarro *et al.*, 1994; Shaffer *et al.*, 1997), las que producen oscilaciones en fase opuesta en el nivel del mar y en la profundidad de la termoclina (Smith, 1978; Huyer *et al.*, 1991). Estas ondas se propagan a lo largo de la costa oeste de Sudamérica, se originan en el Ecuador, arriban a las costas de Sudamérica y se propagan hacia el polo como ondas atrapadas a la costa (Enfield, 1987; Shaffer *et al.*, 1997; Hormazabal *et al.*, 2002).

Fluctuaciones estacionales

En las fluctuaciones estacionales se ven reflejados importantes procesos poblacionales, tales como la reproducción, las migraciones, y el reclutamiento. Estos procesos son el resultado de la adaptación del ciclo de vida de las especies a la estacionalidad de los procesos físico-biológicos del ambiente, donde la selección de un hábitat favorable juega un rol importante. Yáñez & Barbieri (1988) señalan que el índice de abundancia de anchoveta en la zona norte de Chile (18°21'S-24°00'S), durante el periodo 1963-1976, presenta dos máximos en el ciclo anual: uno periodo de mayor abundancia

relativa se presenta entre diciembre-enero, mientras que entre junio julio se observó un máximo secundario. Los períodos de mayor abundancia relativa de anchoveta estarían asociados con dos periodos de mayor actividad reproductiva y más vulnerables a la explotación pesquera. Además, es probable que el incremento de abundancia diciembre-enero esté relacionado con el proceso de reclutamiento (Castillo *et al.*, 2002).

Fluctuaciones interanuales

El Pacífico Suroriental presenta cambios atmosféricos y oceanográficos interanuales significativos asociadas principalmente al fenómeno El Niño Oscilación del Sur (ENOS). Este fenómeno corresponde a un caso de acoplamiento océano-atmósfera en la cuenca del Pacífico tropical, que se presenta con intervalos irregulares de 2 a 7 años, y que en promedio ocurre una vez cada 3-4 años (Quinn *et al.*, 1987). ENOS presenta consecuencias globales asociadas a un calentamiento de la temperatura superficial del mar, lluvias torrenciales y sequías en diversas partes del mundo, además de importantes cambios en la circulación oceánica de la región del pacífico sur oriental.

El Niño se debe a eventos que ocurren principalmente en capas superficiales en el océano Pacífico tropical y en el océano Índico. El sistema de vientos alisios sobre el Pacífico tropical se debilita, e incluso se invierte parcialmente durante algunos meses en los años que se presenta El Niño. Esta inversión de los vientos alisios está asociada con la Oscilación del Sur (OS), la cual corresponde al cambio más notorio en la distribución de la presión atmosférica superficial entre Australia y el Pacífico Suroriental. Los vientos alisios que soplan hacia el oeste decaen y la energía potencial acumulada por la elevación de la columna de agua en el Pacífico ecuatorial oeste es liberada, produciéndose un pulso de agua que viaja hacia el este a través del Pacífico ecuatorial. Parte de la energía liberada viaja como ondas que al arribar a las costas de Sudamérica producen profundización de la termoclina (de 40 a más de 200 m de profundidad), y aumento de la temperatura superficial del mar (de 2 a 4°C).

Las fluctuaciones interanuales en el océano Pacífico ecuatorial, relacionadas principalmente con la ocurrencia de eventos cálidos y fríos, afectan en forma significativa las corrientes y el nivel del mar de la costa de Sudamérica (Enfield & Allen, 1980; Shaffer *et al.*, 1999; Pizarro *et al.*, 2001). Durante los eventos cálidos, las fluctuaciones intraestacionales de los vientos ecuatoriales incrementan su energía y por consiguiente la de las ondas Kelvin que se generan a partir de ellos, dando como resultado un aumento de la energía de las ondas atrapadas a la costa que dominan la variabilidad de baja frecuencia de las corrientes y nivel del mar (Shaffer *et al.*, 1997; Hormazabal *et al.*, 2002).

Se han documentado fluctuaciones en la abundancia y disponibilidad de los recursos pesqueros en la zona norte de Chile. Los cambios en la abundancia estarían asociados con el reclutamiento anual; mientras que los cambios en disponibilidad serían por cambios en la distribución espacial de los recursos en asociación a cambios ambientales, particularmente relacionados con períodos fríos y cálidos, y anomalías intensas asociadas a eventos ENOS. En años cálidos, particularmente cuando ocurre un evento El Niño, la abundancia relativa de anchoveta es afectada negativamente (Yáñez & Barbieri, 1988). En cambio, bajo condiciones frías, se favorece el incremento de la abundancia y disponibilidad de anchoveta.

Las fluctuaciones interanuales de las condiciones oceanográficas del norte de Chile tienen un efecto importante sobre el comportamiento de los recursos pelágicos. Durante los eventos cálidos (El Niño), la anchoveta y sardina se distribuyen preferentemente cerca de la costa, y tienden a concentrarse al sur de la región; en cambio durante periodos fríos (La Niña) poseen una mayor extensión fuera de la costa y tienden a concentrarse en la zona norte (Yáñez *et al.*, 1995).

Fluctuaciones interdecadales

Las oscilaciones interdecadales pueden influir en la reorganización de las comunidades marinas y de las relaciones trofodinámicas, induciendo cambios en las especies dominantes en estas escalas de tiempo (Alheit & Niquen, 2004). En el caso específico de la sucesión entre anchoveta y sardina en las costas de Perú y Chile, las fluctuaciones climáticas pueden provocar variaciones en la predación o en el tamaño y abundancia de la alimentación, favoreciendo la dominancia de una u otra especie (Yáñez *et al.*, 2003; Alheit & Niquen, 2004).

En Chile la variabilidad interdecadal se comenzó a analizar en relación a cambios de las pesquerías pelágicas (Cañón, 1986; Yáñez *et al.*, 1986; Yáñez *et al.*, 1990). Entre los 18° y 24°S, donde la TSM presenta un incremento a partir de 1976, la sardina reemplazó a la anchoveta (Yáñez, 1991). Casi simultáneamente, alrededor de los 37°S la pesquería conjunta de sardina común y anchoveta fue reemplazada por la del jurel, asociada a un incremento de la TSM y del nivel medio del mar después de 1976 (Yáñez *et al.*, 1992). Un aumento en la frecuencia de vientos anómalos de componente norte, que suprimen la surgencia costera, son considerados como los responsables del calentamiento del agua en estas latitudes (Yáñez, 1998). Hacia fines de los ochenta, la anchoveta habría reemplazado a la sardina en la zona norte de Chile; en tanto que en el centro-sur se recuperan los clupeidos, mientras disminuyen notablemente las capturas de jurel (Yáñez *et al.*, 2003). Variaciones interdecadales a lo largo de Chile también han sido documentadas en la temperatura del mar (Montecinos *et al.*, 2003), la profundidad de la termoclina (Pizarro &

Montecinos, 2004), la temperatura del aire (Rosenblüth *et al.*, 1997), y la precipitación (Montecinos *et al.*, 2000).

Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNAs) son modelos matemáticos inspirados en el cerebro humano; éstas pueden reconocer patrones de comportamiento y aprender de sus interacciones con el medio (Martín del Brío & Sanz, 2001). El elemento esencial de partida será la neurona artificial, que se organizará en capas. Varias capas constituirán una red neuronal y una red neuronal (o conjunto de ellas), junto con las interfaces de entrada y salida, constituirán el sistema global del proceso (Fig. 2)

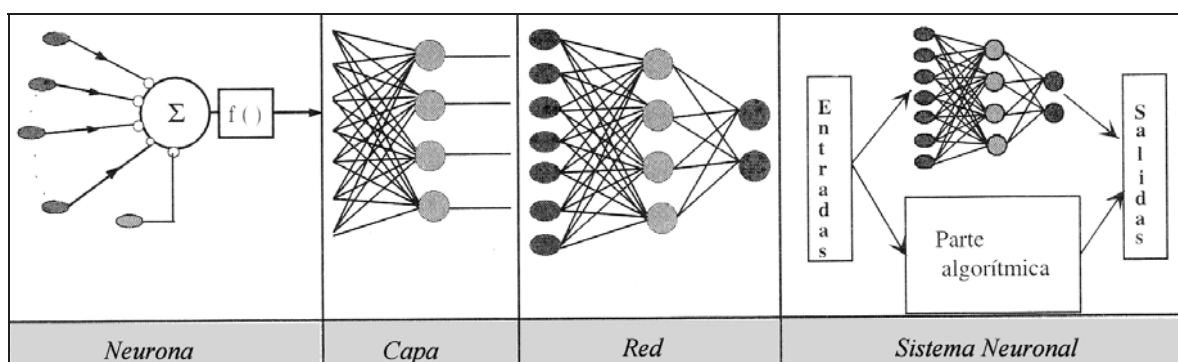


Figura 2: Estructura jerárquica de un sistema basado en RNA. Fuente: Martín del Brío & Sanz (2002)

Las más utilizadas en ecología son las denominadas perceptrón multicapa con propagación hacia delante, una típica RNA de cuatro capas con propagación hacia delante se muestra en la Fig. 3.

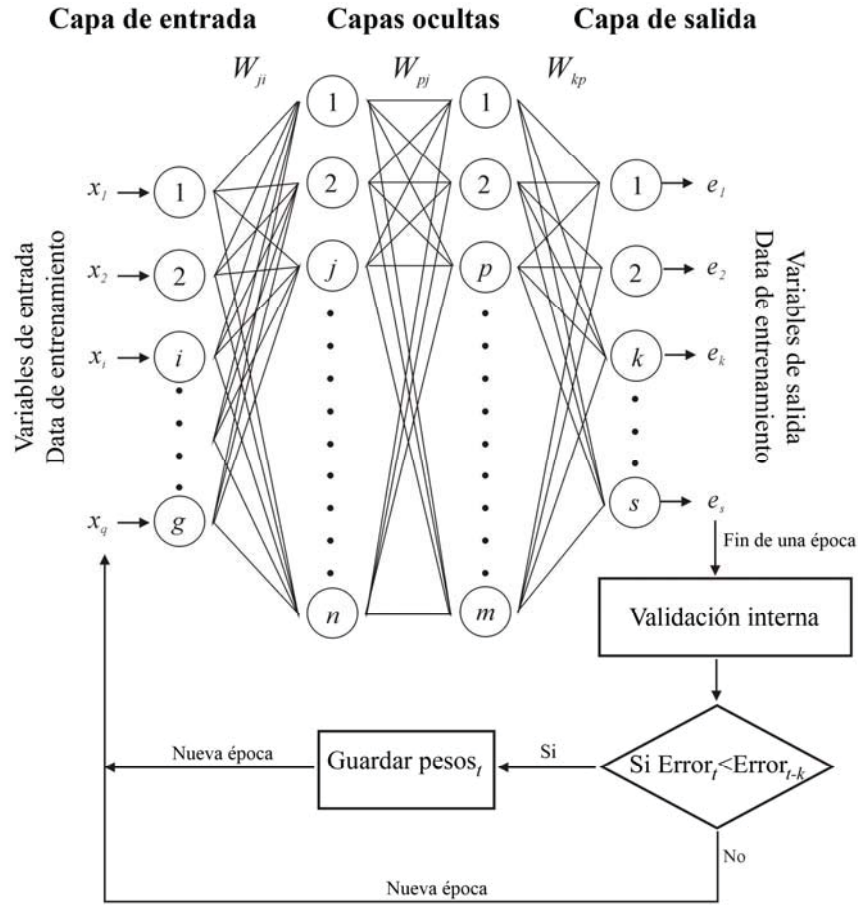


Figura 3. Red neuronal artificial (RNA) de cuatro capas con g , n , m y s neuronas en la capa de entrada, primera capa oculta, segunda capa oculta, y capa de salida, respectivamente. El proceso de entrenamiento muestra que al final de una época una validación interna es llevada a cabo. Si el error de la validación interna en la época t es menor que el error de la validación interna en la época $t-k$ ($k=1, 2, \dots, t-1$), entonces se guardan los pesos. Si esta condición no se cumple se inicia una nueva época, en cada época los pesos son recalculados.

Donde los elementos de proceso en cada capa son denominados nodos o neuronas. En la Fig. 3, existen g , n , m y s nodos en la capa de entrada, primera capa oculta, segunda capa oculta y capa de salida, respectivamente (la arquitectura de la red neuronal presentada es $g:n:m:s$). Los parámetros asociados con cada una de las conexiones son denominados pesos. Todas las conexiones son de alimentación hacia delante. Esto es, permiten la transferencia de la información solo desde una capa anterior a la siguiente.

Cada nodo j recibe señales de cada uno de los nodos i de la capa anterior. Asociado con cada señal (x_i) existe un peso (W_{ji}). La señal efectiva recibida (I_j) de la neurona j es la suma ponderada de todas las señales, de acuerdo a:

$$I_j = \sum_{i=1}^g x_i W_{ji}$$

Sobre la señal efectiva, I_j , es aplicada una función de transferencia (o función de activación) para producir la señal de salida (y_i) de la neurona j . En este estudio se utilizó la función sigmoideal logarítmica como función de transferencia:

$$y_j = f(I_j) = \frac{1}{1 + \exp(-I_j)}$$

donde I_j puede variar en rango $(-\infty, \infty)$, y la función de transferencia esta limitada entre cero y uno.

Para determinar el valor de los pesos se realiza un proceso iterativo denominado entrenamiento o aprendizaje de la red neuronal. El entrenamiento define las interconexiones entre las neuronas (pesos), y es llevado a cabo utilizando entradas y salidas conocidas (datos o patrones de entrenamiento) (Freeman, 1993), se realizan variadas iteraciones hasta que se obtienen los valores de salida deseados. El valor de los pesos es ajustado utilizando un método de convergencia del error, de manera que el valor deseado de salida sea generado por un valor de entrada. Existen variados métodos de entrenamiento y en este trabajo se emplea una variación del algoritmo de propagación hacia atrás (Rumelhart et al., 1986), conocido como el algoritmo de Levenberg-Marquardt (Hagan & Menhaj, 1994). Este es un algoritmo de optimización no-lineal de segundo orden con una convergencia muy rápida y es recomendada por variados autores (Tan & van Cauwenberghe, 1999; Anctil & Rat, 2005, Özesmi *et al.*, 2007; Suryanarayana *et al.*, 2008). El algoritmo de Levenberg-Marquardt utiliza la siguiente fórmula que es actualizada continuamente:

$$\Delta W = -(Z^T Z + \lambda I)^{-1} Z^T \varepsilon$$

donde: ε es el vector de errores, Z la matriz de las derivadas parciales de esos errores con respecto a los pesos W , e I la matriz identidad. El primer término de la fórmula representa el supuesto de linealidad y el segundo el paso de descenso a través del gradiente. El parámetro de control λ maneja la importancia relativa de estos dos enfoques.

Una época de entrenamiento corresponde al período en que todas las iteraciones realizadas por todos los patrones utilizados en el entrenamiento. En este trabajo el proceso

de entrenamiento fue controlado por el método de validación interna. El sobre-entrenamiento (memorización) es probablemente el problema más común al entrenar redes neuronales. Es normal que el error de aprendizaje disminuya a medida que se realiza el entrenamiento. Sin embargo, la red podría estar ajustando el ruido al cálculo de los pesos. Para solucionar este problema, al pasar una época de entrenamiento, este se detiene, se introduce la data de validación interna y se evalúa el error. Cuando este error comienza a incrementar, el entrenamiento es detenido y los pesos del monitoreo anterior son guardados y utilizados en la fase de validación externa (Tsoukalas & Uhrig, 1997).

MATERIALES Y MÉTODOS

Información analizada

Los desembarques mensuales (tons) de anchoveta del norte de Chile (18°21'S-24°S) se recuperan de los Anuarios Estadísticos de Pesca (SERNAPESCA, 1963-02). Por otra parte se analizan los promedios mensuales (1963-02) de las siguientes variables registradas en las estaciones meteorológicas y oceanográficas de Antofagasta (23°26'S): temperatura superficial del mar (TSM), nivel medio del mar (NMM) y temperatura del aire (TA); dirección y magnitud del viento para estimar el transporte de Ekman (TE; Bakun et al., 1974) y el índice de turbulencia (IT; Elsberry & Garwood, 1978). También se consideran los promedios mensuales del Índice de Oscilación del Sur (IOS; Allan *et al.*, 1991); de la anomalía de la TSM en el área 6°N- 6°S y 180°W-90°W denominada Cold Tongue Index (CTI; Deser & Wallace, 1990); y de la TSM en las regiones Niño1+2 (0°S-10°S y 90°W-80°W) y Niño3+4 (5°N-5°S y 170°W-120°W) (www.cpc.ncep.noaa.gov/data/indices) (Tabla 2).

Tabla 2. Variables de la base de datos empleada.

Variable	Nombre	Unidad de medida
IT	Índice de turbulencias	m ³ /s ³
TE	Transporte de Ekman	m ³ /s
TSMA	Temperatura superficial del mar en Antofagasta	°C
TA	Temperatura del aire	°C
NMM	Nivel medio del mar	cm
ODP	Oscilación Decadal del Pacífico	°C
N12	TSM región Niño 1+2	°C
N34	TSM región Niño 3+4	°C
IOS	Índice de Oscilación del Sur	mbar
ILF	Índice de lengua fría	°C·100
DES	Desembarque anchoveta	ton

Tratamiento de la información

El análisis previo de los datos es importante a la hora de calibrar una red neuronal; luego es necesaria una selección de variables que representen la naturaleza del problema a modelar. La inclusión de “ruido” en la calibración de los pesos de la red empeora el aprendizaje y en consecuencia la capacidad predictiva del modelo (Özesmi *et al.*, 2006; Martín del Brío & Sanz, 2001; Lek & Guégan, 1999). Freón *et al.* (2003) recomiendan suavizar las series de datos, para disminuir los ruidos de alta frecuencia y observar en forma

más clara su tendencia. Para tal efecto se utiliza una media móvil de 3 meses centrados, como se muestra a continuación:

$$ds_t = \frac{d_{t-1} + d_t + d_{t+1}}{3}$$

donde ds_t es el valor mensual suavizado de d_t , y d_{t-1} y d_{t+1} son los valores previos y posteriores de d_t respectivamente.

Luego se realiza un análisis de correlación entre las variables, para discriminar entre variables altamente correlacionadas. También se efectúa un análisis de componentes principales, de manera de rescatar las variables más representativas de la variabilidad ambiental.

Análisis de correlación cruzada no-lineal

Entre las variables seleccionadas y los desembarques de anchoveta se realiza un análisis de correlación, utilizando funciones no lineales. Esta metodología considera, para el cálculo de la correlación del retardo de tiempo d , una serie de funciones lineales y no-lineales (Tabla 3). En éstas el término constante corresponde a β_0 , los parámetros de la función correspondiente se denominan β_1 y β_2 , mientras que X e Y son variables independientes y dependientes respectivamente. Para el cálculo de la correlación cruzada se utilizó el programa CORN (Correlaciones No-Lineales), especialmente diseñado (J.C. Gutiérrez-Estrada, com. pers.).

Tabla 3. Modelos utilizados para determinar la correlación cruzada lineal y no-lineal.

Modelo	Ecuación
(1) Lineal	$Y = \beta_0 + \beta_1 X$
(2) Lineal Recíproca	$Y = 1/(\beta_0 + \beta_1 X)$
(3) Hipérbola Rectangular I	$Y = (\beta_0 + \beta_1 X) / (1 + \beta_1 X)$
(4) Hipérbola Rectangular Recíproca I	$Y = (1 + \beta_1 X) / (\beta_0 + \beta_1 X)$
(5) Hipérbola Rectangular II	$Y = X / (\beta_0 X + \beta_1)$
(6) Hipérbola Rectangular Recíproca II	$Y = (\beta_0 X + \beta_1) / X$
(7) Parabola	$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2$
(8) Potencial	$Y = \beta_0 X^{\beta_1}$
(9) Potencial Modificada	$Y = \beta_0 \beta_1^X$
(10) Raíz	$Y = \beta_0^{(1/X)}$
(11) Geométrica	$Y = \beta_0 X^{\beta_1 X}$
(12) Geométrica Modificada	$Y = \beta_0 X^{(\beta_1/X)}$
(13) Exponencial	$Y = \beta_0 \exp(\beta_1 X)$
(14) Exponencial Modificada	$Y = \beta_0 \exp(\beta_1/X)$
(15) Logarítmica	$Y = \beta_0 + \beta_1 \log(X)$
(16) Logarítmica Recíproca	$Y = 1/[\beta_0 + \beta_1 \log(X)]$
(17) Hoerl	$Y = \beta_0 \beta_1^X X^{\beta_2}$
(18) Hoerl Modificada	$Y = \beta_0 \beta_1^{(1/X)} X^{\beta_2}$
(19) Normal	$Y = \beta_0 \exp[-(X - \beta_1)^2 / (2\beta_2^2)]$
(20) Logarítmica Normal	$Y = \beta_0 \exp[-(\log(X) - \beta_1)^2 / (2\beta_2^2)]$
(21) Cauchy	$Y = \beta_0 / [1 + ((X - X_0) / \beta_1)^2]$
(22) Beta	$Y = \beta_0 X^{\beta_1} (1 - X)^{\beta_2}$

Redes Neuronales Artificiales

Procedimiento general

Los datos mensuales (desembarques de anchoveta y variables ambientales desde 1963 al 2002) se dividieron en dos grupos: el primero desde 1963 hasta 1999 y el segundo del 2000 al 2002. En el primer grupo 60% de los datos fueron utilizados para el entrenamiento (o calibración de la red neuronal), 20% para validación interna y 20% para generalización o validación externa de la red. Estos subgrupos fueron seleccionados aleatoriamente y la validación externa es denominada validación externa I (VEI). El segundo grupo se empleó en una segunda validación externa, para contar con tres ciclos anuales completos de desembarques de anchoveta, además de contar con el mismo grupo de datos para realizar una comparación más efectiva entre los modelos calibrados. A este grupo se le denominó validación externa II (VEII). Todos los modelos fueron implementados utilizando STATISTICA 7.0 (Statsoft, Inc., 1984-2005)

Un problema inherente asociado a las RNAs es su tendencia para quedar atrapada en mínimos locales. Para solucionar este problema la arquitectura de la red neuronal se entrenó más de una vez, partiendo con una serie de pesos aleatorios (Ancil & Rat, 2005). La red neuronal con el menor índice de error en la fase de validación externa es escogida. En este trabajo cada arquitectura fue calibrada 30 veces consecutivas. Este nivel de repeticiones implica que el modelo escogido se distribuye dentro del 14% de los mejores modelos posibles, con un 99% de confianza (Iyer & Rhinehart, 1999). Este análisis permite la determinación de la mejor arquitectura de RNA.

Una vez realizada la validación externa para cada uno de los modelos, se realiza un análisis de sensibilidad. Este análisis considera cada variable de entrada a la red neuronal como si no estuviera disponible en el modelo. Se ha definido un procedimiento de sustitución de valores no presentes (Hunter et al., 2000); primero se corre la red con un conjunto de casos de prueba y el error que se obtiene es guardado. Luego se utiliza la misma red, pero reemplazando los valores observados con el valor estimado por el procedimiento de sustitución de valores no presentes y nuevamente se guarda el error de la red. Dado que efectivamente se ha removido información que la red utiliza (una de las variables de entrada), existirá un deterioro en el nivel de error. La medida básica de sensibilidad es el cociente (ratio) entre el error de la red sin la variable de entrada y el error original. Si el ratio es menor o igual a uno, el quitar o agregar la variable no tendría efecto, o eventualmente mejoraría el nivel de error de la red.

Índices de error

El coeficiente de determinación (R^2) describe la proporción de la varianza total en los datos observados que puede ser explicada por el modelo. Las medidas de varianzas representan el porcentaje de error estándar de predicción (%SEP) (Ventura *et al.*, 1995), el coeficiente de eficiencia (E) (Nash & Sutcliffe, 1970; Kitanidis & Bras, 1980) y la varianza relativa media (ARV) (Griño, 1992). Estos estimadores no están influenciados por el rango de variación de sus elementos y son empleados para ver hasta donde el modelo es capaz de explicar el total de la variación de los datos.

Es apropiado cuantificar el error en términos de las unidades de la variable a estimar. Estas medidas de errores absolutos incluyen la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) y el error absoluto medio (MAE), dada por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{N}} = \sqrt{MSE} \quad MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |Y_t - \hat{Y}_t|}{N}$$

donde: Y_t corresponde al desembarque observado en el tiempo t , $\hat{Y}_t$ el desembarque estimado en el mismo tiempo t y N el número total de observaciones del conjunto de validación.

El porcentaje de error estándar de predicción (%SEP), se define como:

$$\%SEP = \frac{100}{\bar{Y}} RMSE$$

donde: $\bar{Y}$ es la media de los desembarques observados en el conjunto de validación. La principal ventaja del %SEP es su adimensionalidad, que permite comparar estimaciones dadas por diferentes modelos. El coeficiente de eficiencia (E) y la varianza relativa media (ARV) representan la proporción de la variación de los datos observados considerados por el modelo, y se calculan como:

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N |Y_t - \hat{Y}_t|^2}{\sum_{i=1}^N |Y_t - \bar{Y}|^2} \quad ARV = 1 - E$$

La sensibilidad de los valores fuera de rango, debido al cuadrado de su diferencia con la media, se asocia con E o, equivalentemente, con ARV. Un valor cero para E indica que el valor medio observado $\bar{Y}$ es tan buen estimador como el modelo ajustado; mientras que valores negativos indican que la media observada arroja una mejor estimación que el modelo ajustado (Legates & McCabe, 1999). Para admitir como aceptable la bondad del ajuste, los valores de R^2 y E_2 deben aproximarse a uno y los valores de %SEP y ARV a cero.

El índice de persistencia (PI) se empleó para la evaluación del funcionamiento del modelo (Kitanidis y Bras, 1980):

$$PI = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{\sum_{i=1}^N (Y_t - Y_{t-L})^2}$$

donde: Y_{t-L} es el desembarque observado en el tiempo $t-L$ y L es el intervalo de tiempo. En las aplicaciones realizadas L fue igual a uno, ya que sólo se consideran predicciones para el mes siguiente.

Un valor de PI de uno indica un ajuste perfecto entre los valores estimados y observados, y un valor de cero es equivalente a decir que el modelo entrega como predicción el valor observado previo, denominado modelo *naïve*. El índice PI está bien diseñado para la evaluación de los modelos aplicados en este trabajo, ya que los desembarques en meses previos son las variables de entrada de las redes neuronales. Un valor negativo de PI significaría que el modelo está alterando la información original, mostrando un funcionamiento peor que un modelo *naïve* (Anctil & Rat, 2005).

Otros índices para identificar los mejores modelos son el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC) (Qi y Zhang, 2001), dados por:

$$AIC = \log(MSE) + \frac{2m}{N} \quad BIC = \log(MSE) + \frac{m \log(N)}{N}$$

En las ecuaciones previas m es el número de parámetros del modelo, que corresponde al número de pesos de la red neuronal, como se ha visto en los trabajos realizados por Qi & Zhang (2001) y Chen & Hare (2006). En estas ecuaciones los primeros términos miden la bondad de ajuste del modelo, mientras que los segundos fijan una sanción por el exceso de parámetros del modelo. Así, se selecciona el modelo con valores mínimos de AIC y BIC .

RESULTADOS

Correlación entre variables

Un análisis previo se realiza para observar relaciones entre las variables, de manera que se minimice el “ruido” en las variables de entrada de las RNAs. (Tabla 4).

Tabla 4. Matriz de correlación de las variables consideradas.

	IT	TE	TSMA	TA	NMM	PDO	N12	N34	IOS	CTI	DES
IT	1										
TE	0.93	1									
TSMA	0.36	0.38	1								
TA	0.36	0.39	0.96	1							
NMM	0.02	0.04	0.40	0.40	1						
PDO	0.16	0.13	0.13	0.09	0.18	1					
N12	-0.05	-0.05	0.70	0.68	0.51	0.23	1				
N34	-0.16	-0.17	0.04	0.03	0.37	0.39	0.44	1			
IOS	-0.08	-0.09	-0.17	-0.18	-0.34	-0.34	-0.27	-0.69	1		
CTI	0.16	0.13	0.15	0.14	0.38	0.38	0.32	0.82	-0.69	1	
DES	-0.12	-0.13	0.02	0.08	0.04	-0.01	0.08	0.05	0.01	-0.04	1

Se observa que las correlaciones más altas entre variables (valores de correlación mayor o igual a 0,70) corresponden a N12 y TSMA (0,70), CTI con N34 (0,82), TE con IT (0,93) y TA con TSMA (0,96). A partir de esto se descartan variables que podrían estar aportando lo mismo a la RNA.

Análisis de componentes principales

Con el análisis de componentes principales (ACP) se generaron 10 factores o ejes, que contienen el 100% de la varianza. El criterio de Kaiser (Hair *et al.*, 1999) plantea que los factores seleccionados sean los que presenten un valor propio mayor que el promedio de los valores propios de todos los factores generados. A partir de esto se seleccionaron los factores 1, 2 y 3, que explican el 37,52%, 24,45% y 16,29% de la varianza respectivamente (Fig. 4).

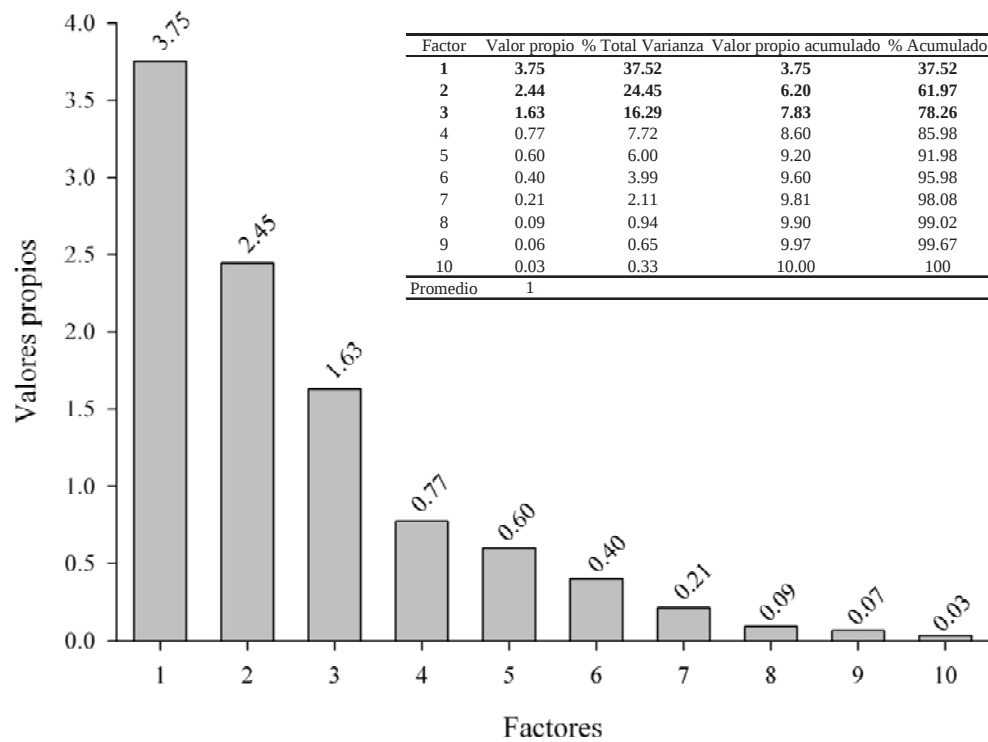


Figura 4. Valores propios calculados a partir del ACP de las variables ambientales.

Luego, se estimó la matriz de correlación de cada factor con las variables y se seleccionaron TSMA, TA, N12 y N34, al presentar un valor de correlación mayor a 0,7 (Hair *et al.*, 1999) (Fig. 5).

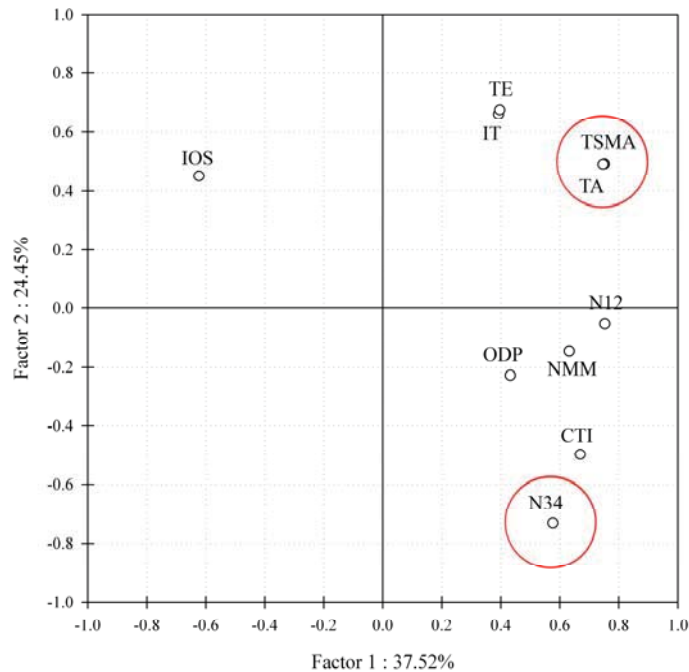


Figura 5. Proyección de las variables en el plano de los factores 1 y 2. Los círculos en rojo representan las variables con correlación mayor a 0,7.

Finalmente, considerando los resultados obtenidos en el análisis de correlación entre variables y el ACP, se seleccionaron dos variables: TSMA y N34.

Correlación cruzada no-lineal

Se calculó la correlación cruzada utilizando funciones lineales y no-lineales, entre las variables de entrada previamente seleccionadas (TSMA y N34) y el desembarque (DES). Se consideró un máximo de 24 meses de desfase para el cálculo.

Los valores máximos de correlación cruzada no lineal entre los desembarques, TSMA y N34 fueron alcanzados a través de la función hipérbola rectangular II, con un máximo en los desfases de -6, -7 -8 meses para la TSMA. En tanto que para la variable N34 el desfase máximo fue a los -3, -4 y -5 meses (Fig. 6). Pese a que el valor de correlación es ligeramente mayor que el valor de correlación entre las variables desfasadas con la función lineal, no existe diferencia en el desfase con valor de correlación más alto entre la función lineal y no-lineal para ambas variables.

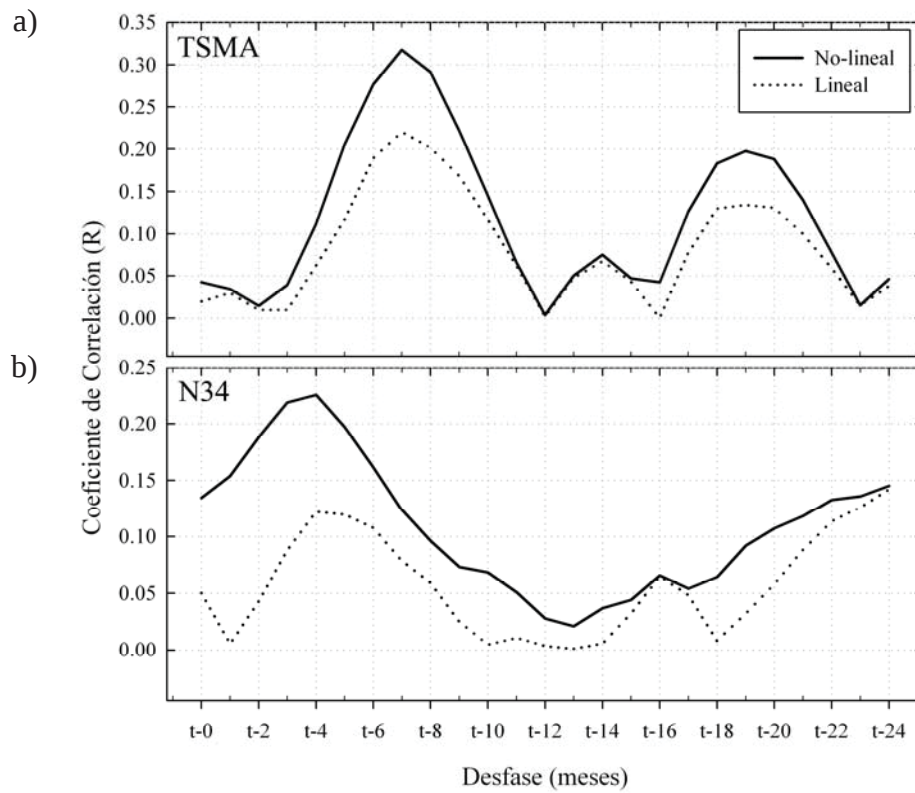


Figura 6. Correlación cruzada con funciones lineales y no-lineales entre el desembarque de anchoveta y las variables ambientales a)TSMA y b) N34.

Modelos RNA

Realizado el análisis de correlación, ACP y el análisis de correlación cruzada de las variables ambientales, se define el modelo de red neuronal que tendrá como variables de entrada TSMA y N34 (con los desfases antes mencionados). También se incluyó el desembarque de períodos anteriores, para mejorar la predicción de acuerdo con Gutiérrez *et al.* (2007) quienes ajustan un modelo univariado considerando capturas de anchoveta desfasadas hasta 6 meses (encontrado mediante un análisis de autocorrelación) (Tabla 5).

Tabla 5. Variables de entrada con sus respectivos desfases en los modelos de RNAs.

Variables de entrada
TSMA _{t-6}
TSMA _{t-7}
TSMA _{t-8}
N34 _{t-3}
N34 _{t-4}
N34 _{t-5}
DES _{t-1}
DES _{t-2}
DES _{t-3}
DES _{t-4}
DES _{t-5}
DES _{t-6}

600 RNAs (20 configuraciones de capa oculta x 30 repeticiones cada una) fueron calibradas y validadas. La Tabla 6 muestra que las configuraciones de capas ocultas (que presentan 12 neuronas en la capa de entrada, y una neurona en la capa de salida) superan el 70% de varianza explicada, con un porcentaje de error estándar de predicción bajo el 22%.

Tabla 6. Resultados de la validación externa de los modelos RNA.

Arquitectura RNA	Medidas de error									
	Parámetros	R	R ²	MSE	SEP(%)	E	ARV	PI	AIC	BIC
12:21:01	273	0,86	0,74	16787,59	19,46	0,72	0,28	0,44	23,62	20,25
12:20:01	260	0,82	0,67	18764,15	21,75	0,65	0,35	0,30	22,99	19,79
12:19:01	247	0,85	0,72	17810,10	20,65	0,68	0,32	0,37	22,22	19,18
12:18:01	234	0,85	0,73	16772,75	19,44	0,72	0,28	0,44	21,45	18,57
12:17:01	221	0,84	0,70	18461,51	21,40	0,66	0,34	0,32	20,81	18,09
12:16:01	208	0,85	0,72	17163,19	19,90	0,71	0,29	0,41	20,02	17,46
12:15:01	195	0,87	0,75	16988,74	19,69	0,71	0,29	0,42	19,29	16,89
12:14:01	182	0,85	0,73	16947,67	19,65	0,71	0,29	0,43	18,57	16,33
12:13:01	169	0,84	0,71	17241,21	19,99	0,70	0,30	0,41	17,86	15,78
12:12:01	156	0,86	0,74	16454,51	19,07	0,73	0,27	0,46	17,10	15,18
12:11:01	143	0,85	0,73	16867,86	19,55	0,72	0,28	0,43	16,40	14,64
12:10:01	130	0,86	0,75	17690,15	20,51	0,69	0,31	0,38	15,72	14,12
12:09:01	117	0,85	0,72	17648,24	20,46	0,69	0,31	0,38	14,99	13,55
12:08:01	104	0,88	0,78	15261,94	17,69	0,77	0,23	0,54	14,14	12,86
12:07:01	91	0,88	0,77	15600,92	18,09	0,76	0,24	0,51	13,44	12,32
12:06:01	78	0,85	0,72	17111,06	19,84	0,71	0,29	0,42	12,80	11,84
12:05:01	65	0,86	0,73	16798,94	19,47	0,72	0,28	0,44	12,06	11,26
12:04:01	52	0,88	0,78	15773,70	18,29	0,75	0,25	0,50	11,28	10,64
12:03:01	39	0,84	0,71	17526,12	20,32	0,69	0,31	0,39	10,65	10,17
12:02:01	26	0,85	0,73	17078,99	19,80	0,71	0,29	0,42	9,91	9,59

La mejor configuración para este modelo fue obtenida con 8 neuronas en la capa oculta (Tabla 6), obteniendo una varianza explicada del 78%. El índice de persistencia es de 0,54, lo que muestra un ligero desfase entre la serie observada y estimada (Fig. 7a). El porcentaje de error estándar de predicción es de un 17,7% y se puede observar un ligero grado de dispersión entre la serie observada y estimada, tanto en valores bajos como altos de desembarque (Fig. 7b).

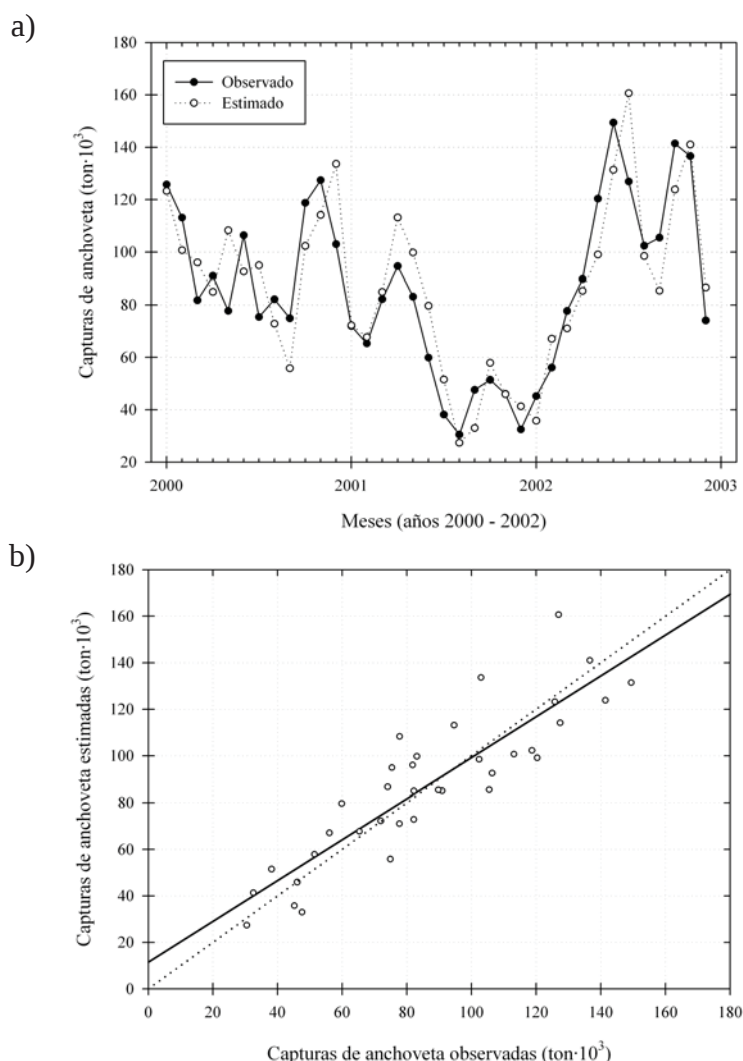


Figura 7. Resultados de la predicción del mejor modelo encontrado: a) Capturas observadas y estimadas de anchoveta de la data VEII (periodo 2000 – 2002) y b) Gráfico de dispersión entre capturas de anchoveta estimadas y observadas.

En lo que respecta al análisis de sensibilidad del modelo (Tabla 7), la variable que debería ser eliminada por presentar un ratio menor que 1 correspondería a DES_{t-6} . Por otra parte, este modelo presenta mayor sensibilidad a los cambios ambientales que al desembarque de períodos anteriores. Las variables con ratio mayor que el promedio fueron,

$N34_{t-4}$ y $TSMA_{t-6}$. Cabe destacar que el modelo presenta una alta sensibilidad a los cambios en la variable $N34_{t-4}$ en comparación con el resto de las variables.

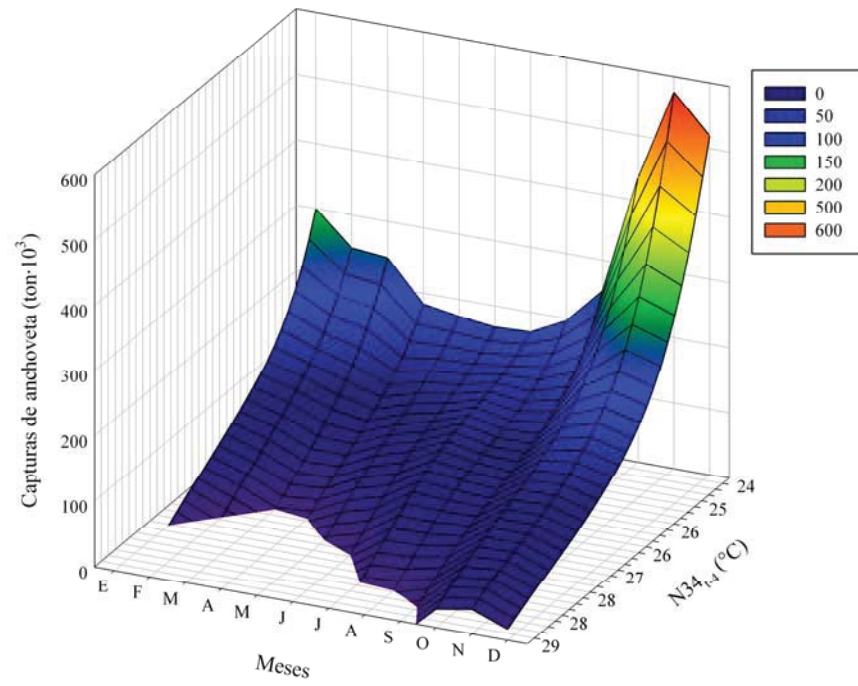
Tabla 7. Análisis de sensibilidad del modelo, en negrita las variables con un ratio más alto que el promedio.

	Variable	Ratio
1	$N34_{t-4}$	202,97
2	$TSMA_{t-6}$	30,44
3	$N34_{t-5}$	13,02
4	$N34_{t-3}$	9,02
5	DES_{t-1}	3,78
6	$TSMA_{t-7}$	2,51
7	$TSMA_{t-8}$	2,49
8	DES_{t-4}	2,10
9	DES_{t-3}	1,92
10	DES_{t-2}	1,72
11	DES_{t-5}	1,40
12	DES_{t-6}	0,99
	Promedio	22,70

También se analizan las superficies de respuesta que tiene el desembarque, frente a la variación de las principales variables del modelo, obtenidas a través del análisis de sensibilidad (ver tabla 7), para cada caso del conjunto de validación (2000 - 2002). Se promedia la respuesta para cada mes de los 3 años del conjunto de validación.

Se puede observar la relación funcional entre $N34_{t-4}$ y el desembarque de anchoveta, variable que ocupa el primer lugar en el ranking de variables de entrada al modelo RNA. La Fig. 8a muestra que las capturas más altas (200.000 a 600.000 ton) se obtendrían en los meses de noviembre a diciembre cuando las condiciones son de 24 a 26° C. Sin embargo, en enero y febrero también se observan capturas altas a bajos valores de $N34_{t-4}$, aunque no tanto como las mencionadas anteriormente. Cabe destacar que a valores más altos de $N34_{t-4}$ el desembarque se vuelve cero (Fig. 8a). Por otra parte, la figura 8b muestra la relación funcional entre la $TSMA_{t-7}$ y los desembarques de anchoveta, donde se aprecia una marcada estacionalidad de estos. Se observa un aumento en los desembarques en mayo-junio, y luego en noviembre-diciembre. Al igual que con $N34_{t-4}$, a medida que la temperatura disminuye se observan mayores desembarques; sin embargo este aumento no es tan significativo como con $N34_{t-4}$.

a)



b)

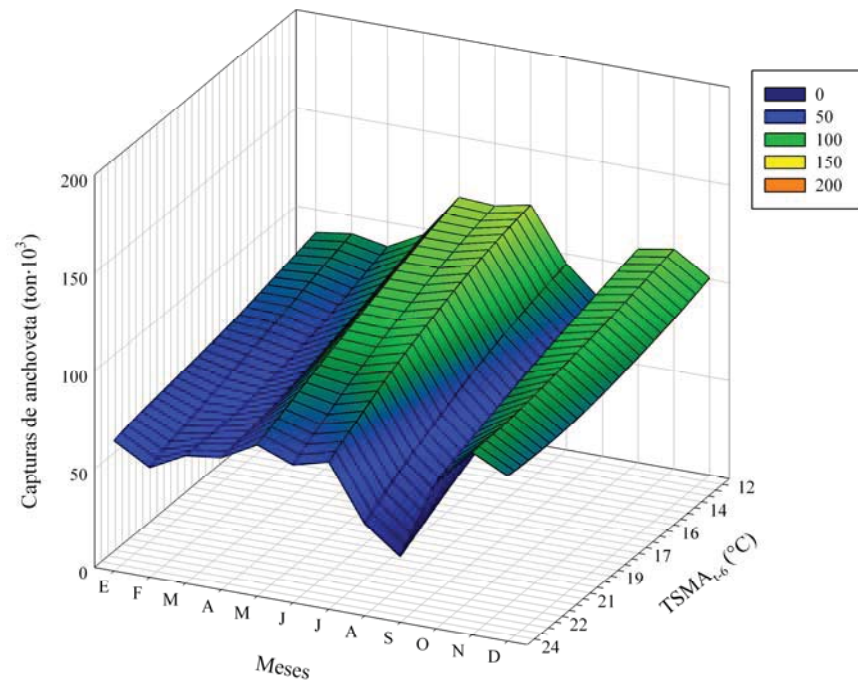


Figura 8: Gráfica de respuesta del desembarque frente a cambios de
a) $N34_{t-4}$ y b) $TSMA_{t-6}$.

DISCUSIÓN

Se empleó un enfoque no-lineal multivariado para la predicción mensual de capturas de anchoveta en la zona norte de Chile, a diferencia del modelo univariado presentado por Gutiérrez *et al.* (2007), que depende únicamente de las capturas de anchoveta de períodos anteriores. Se obtiene buena capacidad de predicción (R entre 82% y 88%), a pesar de que los buenos resultados obtenidos en los modelos validados son en parte consecuencia del método propuesto para la selección de desfases en las variables de entrada. Es necesario destacar que el método todavía está en etapa experimental y es altamente dependiente del criterio experto. En este sentido, existe necesidad de un cambio entre los métodos de selección de modelos clásicos en la implementación de herramientas basadas en inteligencia artificial.

A partir de la matriz de correlación se pudo visualizar relaciones de correspondencia entre variables. La estrecha correlación entre TA y TSMA ($R=0,96$) podría ser debido a la cercanía en la medición, ambas medidas en estaciones meteorológicas y oceanográficas de Antofagasta. Lo mismo ocurre con las variables N34 y CTI ($R=0,82$), que coincide con la zona donde son medidos. En el caso de la correlación entre TSMA y N12 ($R=0,70$) la zona Niño1+2 es cercana a la costa del norte de Perú, en donde parte de la variabilidad de la TSM esta modulada por ondas atrapadas a la costa de origen Ecuatorial y que se propagan hacia el Polo a lo largo de la costa. Es decir, la TSM en Antofagasta estaría reflejando además de procesos locales, el efecto de perturbaciones de origen remoto, las que se intensifican durante la ocurrencia de El Niño (Pizarro *et al.*, 1994; Montecinos *et al.*, 2003).

La alta correlación entre el transporte de Ekman y el índice de turbulencias (0,93) también se observa en las zonas de surgencia de Marruecos, Perú y Senegal (Cury & Roy, 1989). Ambos índices son calculados a partir del viento, los vientos predominantes del sur y sur-oeste, favorables a la surgencia (Pizarro *et al.*, 1994) y por ende al transporte hacia el oeste. Cabe destacar que las mismas relaciones de correspondencia fueron visualizadas en el análisis de componentes principales (Fig. 5).

Para la modelación con RNAs la inclusión de relaciones no lineales entre las variables será de mayor utilidad (Gutiérrez *com pers.*). Por eso se realiza un análisis de correlación cruzada utilizando funciones no lineales. En relación con lo anterior, los desfases encontrados con las variables TSMA y N34 podrían tener una explicación relacionada con la interacción ambiente-recurso. Para ambos desfases, la tendencia de la función lineal fue la misma de la función no-lineal máxima (tangente hiperbólica II), lo que sugiere características de linealidad con el desembarque.

En el caso de la TSMA, el desfase más significativo fue de -7 meses, se consideraron -6, -7 y -8 meses, lo cual se repite en menor magnitud a los -18, -19 y -20 meses. La TSM de la zona de Antofagasta se relacionaría con los desembarques de siete meses en adelante y tendría un carácter biológico. Braun *et al.* (1995) y Castillo *et al.* (2002) indican que el reclutamiento de la anchoveta ocurre a los 5-6 meses; esto sumado a lo que variaciones en la fecundidad de especies clupeiformes serían probablemente afectadas por temperaturas de 2 a 3 meses antes del desove (Winters *et al.*, 1993; Tanasichuk and Ware, 1987). Así, al sumar los desfases planteados por los autores mencionados anteriormente, se obtiene un rango similar al encontrado a través del análisis de correlación cruzada no-lineal.

El análisis de correlación cruzada de la TSM en la región Niño3+4 consideró un análisis análogo al realizado para encontrar el desfase de TSM en Antofagasta, de lo cual se obtuvo un desfase de -3, -4 y -5 meses. Este desfase podría dar cuenta de un efecto remoto desde el Ecuador sobre la anchoveta, al considerar las ondas atrapadas a la costa como fuente de la variabilidad en los desembarques. La dinámica de las ondas atrapadas a la costa ha sido estudiada por diversos autores (Pizarro *et al.*, 1994; Pizarro *et al.*, 2001; Hormazabal *et al.*, 2002; Yáñez *et al.*, 2005), quienes señalan que estas ondas fluctúan en períodos de alrededor de 120 días. Las ondas atrapadas a la costa modelan la dinámica del NMM, la TSM y las corrientes en la escala interestacional (Shaffer *et al.*, 1997; Hormazabal *et al.*, 2001; Hormazabal *et al.*, 2002). Una relación directa entre las ondas atrapadas a la costa y la variabilidad de la capa mínima de oxígeno es asociada directamente a la profundidad de la termoclina en la zona de Antofagasta (Morales *et al.*, 1999; Ulloa *et al.* 2001). Dicha relación indica que existe un desfase entre la termoclina ecuatorial y la profundidad de la termoclina en la zona de Antofagasta de 3 a 4 meses. Los mismos autores sostienen que existe un desfase entre la termoclina ecuatorial y la oxiclina en la zona antes mencionada de 4 a 6 meses. Morales *et al.* (1996) plantean que concentraciones de oxígeno menores a 0,75ml/l son restrictivas para la distribución vertical de las larvas de anchoveta. Finalmente, el efecto de N34 sobre el desembarque estaría asociado a los cambios de disponibilidad del recurso frente al arte de pesca, debido a las variaciones en su distribución vertical.

No se incluye el esfuerzo de pesca en el modelo de RNA, debido a que está calculado a partir de la CPUE de anchoveta. Yáñez *et al.* (2005), plantean que la CPUE no sería un buen índice de abundancia de la anchoveta, ya que difiere de la tendencia que muestran las estimaciones de biomasa con VPA. Además es más corta la serie de CPUE en comparación a la data de desembarques de anchoveta. Con respecto a esto, cabe señalar que el entrenamiento depende de la cantidad y calidad de la información, por lo que un menor número de datos puede ocasionar falta de entrenamiento y una generalización deficiente (Özesmi *et al.*, 2006). Sin embargo, el esfuerzo de pesca anual posee una estrecha relación con los desembarques anuales de anchoveta, en modelos ajustados con el sistema interactivo experimental CLIMPROD, que incluye en los modelos de producción el esfuerzo de pesca y una variable ambiental (Yáñez *et al.*, 2008).

El desembarque recoge la variabilidad ambiental y probablemente de otros factores no considerados en las variables de entrada, razón por la cual la importancia que de esta variable en el análisis de sensibilidad. El DES_{t-1} aparece como dentro de las tres variables más importantes, lo cual concuerda con el estudio de autocorrelación del desembarque de anchoveta, realizado por Gutiérrez *et al.* (2007). Ellos muestran que los desembarques de anchoveta poseen una correlación con si misma, y a partir de esa autocorrelación se plantea un modelo univariado. Además, Yáñez *et al.* (2005) proponen el desembarque de anchoveta como una variable proxy de la abundancia del recurso, al presentar la data más larga y notables fluctuaciones (en variadas escalas temporales) que se asociarían al recurso (en cuanto a su abundancia y disponibilidad).

A partir del análisis de sensibilidad realizado al mejor modelo validado, las dos variables más importantes (con un ratio mayor que el promedio) fueron $N34_{t-4}$ y $TSMA_{t-6}$. Esto plantea una funcionalidad del modelo dependiente de las condiciones ambientales más que de los desembarques de períodos anteriores. Por otra parte, la gran diferencia entre el ratio de $N34_{t-4}$ frente al resto de las variables plantea que la anchoveta es altamente dependiente de las condiciones remotas del ecuador 4 meses antes. En efecto, Martínez *et al.* (2004) plantean que desde 1997 hasta 2002 el grupo de edad más significativo en las capturas de anchoveta corresponde a dos años. Esto hace suponer que para el período de análisis de las gráficas de respuesta (2000 -2002), el efecto de la temperatura sobre la reproducción (y posteriormente en el reclutamiento) no es tan relevante como lo son las ondas atrapadas a la costa que modificarían las condiciones de disponibilidad del recurso frente al arte de pesca.

El modelo planteado presenta un desfase entre la serie estimada y observada, problema común en la validación de este tipo de modelos (J.C. Gutiérrez, *com pers.*). Esto podría ser explicado considerando que los desfases entre las variables ambientales y desembarques no siempre son exactos, debido por ejemplo a la ocurrencia de períodos anómalos, como los eventos el Niño.

Para encontrar la mejor arquitectura de RNA, frente a un modelo de variables de entrada planteado, se realiza una sensibilización del número de capas ocultas. Esto implica la evaluación del aumento o disminución del número de parámetros, donde el objetivo es no sobreparametrizar, de manera que la convergencia de éste a un mínimo error sea más rápida y eficiente. El número de neuronas de la capa oculta en la que se obtuvo el mejor rendimiento (8 neuronas ocultas) difiere con lo planteado por Teoh *et al.* (2006). Dichos autores sugieren que el número de neuronas de la capa oculta debe ser 1/3 a 2/3 veces más que las neuronas de la capa de entrada.

CONCLUSIONES

El trabajo se enfoca en la predicción mensual de capturas de anchoveta en la zona norte de Chile. Para ello se aplica un modelo de redes neuronales artificiales, utilizando como variables de entrada información ambiental y pesquera. El proceso de validación externa mostró una varianza explicada de 78%, y un error estándar de predicción bajo el 18%. La fuerte correlación entre las capturas de anchoveta estimadas y observadas en la fase de validación externa sugiere que el modelo calibrado captura la tendencia general de la data histórica y por ende este modelo podría ser utilizado para llevar a cabo una buena predicción.

Es importante destacar que las redes neuronales no representan la solución definitiva para la modelación ecológica, pese a los grandes avances que la modelación computacional ha logrado en los últimos años. El análisis previo de la información es de suma importancia a la hora de modelar un problema, cuidando de no sobreparametrizar y maximizar la calidad de la información al no incluir ruido en el modelo.

El paso de un modelo cualitativo a uno cuantitativo implica basarse en un modelo conceptual muy definido, de manera de explicar teóricamente las relaciones empíricamente encontradas coherentes con los resultados obtenidos.

En el caso particular de la anchoveta, se puede afirmar que es posible un nivel adecuado de predicción mensual para los desembarques. Sin embargo, es necesario destacar que existen variables que tal vez no han sido consideradas en el análisis. En relación a esto, un paso adelante a partir de estos modelos sería incorporar variabilidad de otra índole como por ejemplo la distribución espacial de los recursos, variables de tipo antrópico para ayudar al manejo pesquero y finalmente evaluar de mejor manera los stocks explotados.

REFERENCIAS

- Alheit, J. & P. Bernal. 1993.** Effects of physical and biological changes on the biomass yield of the Humboldt Current System. *In*: K. Sherman, L.M. Alexander, and B. Gold (eds.). Large Marine Ecosystem-Stress, Mitigation, and Sustainability. American Association for the Advancement of Science, Washington D.C., pp. 53-68.
- Alheit, J., & M. Ñiquen. 2004.** Regime shift in the Humboldt Current ecosystem. *Prog. Oceanogr.* 60: 201-222.
- Allan, R., N. Nicholls, P. Jones & I. Butterworth. 1991.** A further extension of the Tahiti-Darwin SOI, early ENSO events and Darwin pressure. *J. Climate.* 4: 743-749.
- Anctil, F., & A. Rat. 2005.** Evaluation of neural network streamflow forecasting on 47 watersheds. *J. Hydrol. Eng.* 10(1): 85-88.
- Arntz W. E. & E. Fahrbach, 1996.** El Niño: Experimento climático de la naturaleza. Fondo de la Cultura Económica, México, 301 pp.
- Bakun, A., D. McLain & F. Mayo. 1974.** The mean annual cycle of coastal upwelling off western North America as observed from surface measurements. *Fish. Bull., U.S.* 72 (3): 843-844.
- Bakun, A., & K. Broad. 2001.** Climate and fisheries: interacting paradigms, scales, and policy approaches. IRI-IPRC Pacific Climate-Fisheries Workshop, Honolulu, 14-17 November, 67 pp.
- Barría, P. 1990.** Situación nacional de los principales recursos pelágicos. *In*: M.A. Barbieri (ed.). Perspectivas de la Actividad Pesquera en Chile, Escuela de Ciencias del Mar, PUCV, Valparaíso, pp. 67-71.
- Bernal, P., F. Robles & O. Rojas. 1983.** Variabilidad física y biológica en la región meridional del sistema de corrientes Chile-Perú. *FAO Fish. Rep.* 291 (3): 683-711.

- Braun, M., J. Castillo, J. Blanco, S. Lillo & H. Reyes. 1995.** Monitoreo hidroacústico y oceanográfico de recursos pelágicos en I y II regiones. Informe Final FIP N°93/15, Chile, 172 pp.
- Canales, C. 1993.** Estimación de poderes de pesca de una flota cerquera de la zona norte de Chile (18°20'S – 24°00'S) entre los años 1987 y 1990. Tesis, Escuela de Ciencias del Mar, PUCV, Valparaíso, 90 pp.
- Cañón, J.-R. 1986.** Variabilidad ambiental en relación con la pesquería nerítica pelágica de la zona norte de Chile. *In*: P. Arana (ed.). La Pesca en Chile, Escuela de Ciencias del Mar, PUCV, Valparaíso, pp. 195-205.
- Castillo, J., J. Córdova, A. Saavedra, M. Espejo, P. Gálvez & M.A. Barbieri. 2002.** Evaluación acústica de la biomasa, abundancia, distribución espacial y caracterización de cardúmenes de anchoveta en el periodo de reclutamiento. Primavera 2001. *In*: Evaluación del reclutamiento de anchoveta en I y II regiones, temporada 2001-2002. Informes Final FIP-IT/2001-11, 207 pp.
- Chavez, F., J. Ryan, S. Lluch-Cota & M. Niquen. 2003.** From anchovies to sardines and back: multidecadal change in the Pacific Ocean. *Science* 299: 217-221.
- Chen, D. & S. Hare, 2006.** Neural network and fuzzy logic models for pacific halibut recruitment analysis. *Ecol. Model.* 195: 11–19.
- Cubillos, L., R. Serra & P. Fréon. 2007.** Synchronous pattern of fluctuation in three anchovy fisheries in the Humboldt Current System. *Aquatic Living Resources* 20: 69-76.
- Deser, C. & J. Wallace. 1990.** Large-scale atmospheric circulation features of warm and cold episodes in the tropical Pacific. *Journal of Climate*, 3: 1254-1281.
- Elsberry, R. & R. Garwood. 1978.** Sea surface temperature anomaly generation in relation to atmospheric storms. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 59: 786-789.
- Enfield, D. 1987.** The intraseasonal oscillation in Eastern Pacific sea levels: how is it forced?. *J. Phys. Oceanogr.* 17: 1860-1876.

- Enfield, D. & J.S Allen. 1980.** On the structure and dynamics of monthly sea level anomalies along the pacific coast of north and south America. *J. Phys. Oceanogr.* 10: 557-578.
- Freón, P. & E. Yáñez. 1995.** Influencia del medio ambiente en evaluación de stock: una aproximación con modelos globales de producción. *Invest. Mar., Valparaíso*, 23: 25-47.
- Freón, P., C. Mullon & B. Voisin. 2003.** Investigating remote synchronus patterns in fisheries. *Fish. Oceanogr.* 12(4/5): 443-457.
- Griñó, R. 1992.** Neural networks for univariate time series forecasting and their application to water demand prediction. *Neural Network World* 2(5): 437-450.
- Gutiérrez, J., C. Silva, E. Yáñez, N. Rodríguez & I. Pulido. 2007.** Monthly match forecasting of anchova *Engraulis ringens* in the north area of Chile: Non-Linear univariate approach. *Fish. Res.* 86: 188-200.
- Hagan M. & M. Menhaj. 1994.** Training feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Trans. Neural Net.*, Vol. 5, No 6: 989-993.
- Hare, S., S. Minobe, W. Wooster & S. McKinnell. 2000.** An introduction to the PICES symposium on the nature and impacts of North Pacific climate regime Shifts. *Progress in Oceanography* 47: 99-102.
- Hormazabal, S., G. Shaffer, J. Letelier & O. Ulloa. 2001.** Local and remote forcing of sea surface temperature in the coastal upwelling system off Chile. *J. Geophys. Res.* 106: 16657-16672.
- Hormazabal, S., G. Shaffer & O. Pizarro, 2002.** Tropical Pacific control of intraseasonal oscillations off Chile by way of oceanic and atmospheric pathways. *Geophys. Res. Lett.* 29(6), doi:10.1029/2001GL013481.
- Hormazabal, S., G. Shaffer & O. Leth. 2004.** The coastal transition zone off Chile. *J. Geophys. Res.* 109(C01021), doi:10.1029/2003JC001956.

- Hunter, A., Kennedy, L., Henry, J., & Ferguson, I. 2000.** Application of neural networks and sensitivity analysis to improved prediction of trauma survival. *Comput. Meth. Prog. Bio.*, 62: 11-19.
- Huyer A., M. Knoll, T. Paluszkiewicz & R. Smith. 1991.** The Peru undercurrent: a study in variability. *Deep Sea Res.* 38 (Supl), S247-S271.
- Iyer, M. & R. Rhinehart, 1999.** A method to determine the required number of neural-network training repetitions. *IEEE Trans. Neural Networks* 10(2), 427-432.
- Jordán, R. 1982.** La Anchoveta y su captura frente a las costas del Perú. Bases biológicas para el uso y manejo de los recursos renovables: Recursos biológicos marinos. Castilla (ed.), *Monografías biológicas* (2): 51-63.
- Kitanidis, P. & R. Bras. 1980.** Real time forecasting with a conceptual hydrological model. 2: Applications and results. *Water Resour. Res.* 16(6), 1034-1044.
- Legates, D. & G. McCabe. 1999.** Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resour. Res.* 35 (1), 223-241.
- Lek, S., M. Delacoste, P. Baran, I. Dimopoulos, J. Lauga, & S. Aulancier. 1996.** Application of neural networks to modelling non-linear relationships in ecology. *Ecol. Model.*, 90: 39-52.
- Lek, S. & J.F. Guégan. 1999.** Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction. *Ecol. Model.* 120: 65-73.
- Loeb, V. & O. Rojas. 1988.** Interannual variation of ichthyoplankton composition and abundance relations off northern Chile, 1964-83. *Fisheries Bulletin* 86(1): 1-24.
- Martín del Brío, B. & A. Sanz. 2001.** *Redes neuronales y sistemas Borrosos*. Editorial Rama, España, 390 pp.

- Martínez, C., L. Caballero & G. Bohm. 1992.** Diagnóstico de las principales pesquerías nacionales pelágicas Zona Norte (I – IV Región) 1991. Estado de situación y perspectivas del recurso. CORFO-IFOP (IFOP AP/92), Inst. Fom. Pesq., Santiago, Chile, 48 pp.
- Martínez, C., G. Böhm, R. Gili, J. Oliva, M. Cortés & L. Muñoz. 2004.** Investigación situación pesquería pelágica zona norte, 2003. Informe Final. IFOP/SUBPESCA.
- Montecinos, A., R. Garreaud & P. Aceituno. 2000.** Interdecadal rainfall variability in subtropical South America and its relationship with tropical Pacific SST. *In: Proc. Sixth International Conference on Southern Hemisphere Meteorology and Oceanography*, Santiago, Chile. Amer. Meteor. Soc.: 67-68.
- Montecinos A., S. Purca & O. Pizarro. 2003.** Interannual to interdecadal sea surface temperature variability along the western coast of South America. *Geophys. Res. Lett.* 30(11), 1029/2003GL017345.
- Morales C., J.L. Blanco, M. Braun, H. Reyes & N. Silva. 1996.** Chlorophyll-a distribution and associated oceanographic variables in the upwelling region off northern Chile during the winter and spring 1993. *Deep-Sea Res.* 43: 267-289.
- Morales, C., S. Hormazábal & J.L. Blanco. 1999.** Interannual variability in the mesoscale distribution of the depth of the upper boundary of the oxygen minimum layer off northern Chile (18-24S): Implications for the pelagic system and biogeochemical cycling. *Journal of Marine Research.* 57: 909-932.
- Murdoch, W. 1994.** Population regulation in theory and practice. *Ecology*, 75: 271-287.
- Nash, J. & J. Sutcliffe. 1970.** River flow forecasting through conceptual models. I: A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10: 282-290.
- Özesmi, S., C. Tan & U. Özesmi. 2006.** Methodological issues in building, training, and testing artificial neural networks in ecological applications. *Ecol. Model.* 195: 83-93.

- Pizarro, O., S. Hormazabal, A. González & E. Yáñez. 1994.** Variabilidad del viento, nivel del mar y temperatura en la costa norte de Chile. Invest. Mar., Valparaíso, 22: 85-101.
- Pizarro, J & W. Palma. 1992.** Distribución vertical de los estados de condición nutricional de la larva de *Engraulis ringens* en la zona norte de Chile. In: Resumen de XII Jornadas de Ciencias del Mar, IFOP, Santiago, Chile, pp. 33-41.
- Pizarro, O., A. Clarke & S. Van Gorder, 2001.** El Niño Sea Level and Currents along the South American Coast: Comparison of Observations with Theory. J. Phys. Oceanogr. 31: 1891-1903.
- Pizarro, O. & A. Montecinos. 2004.** Interdecadal variability of the thermocline along the western coast of South America. Geophys. Res. Lett. 31, L20307, doi:10.1029/2004GL020998.
- Qi, M. & G. Zhang. 2001.** An investigation of model selection criteria for neural network time series forecasting. Eur. J. Oper. Res. 132: 666-680.
- Quinn, W.H., V.T. Neal & S.E. Antunez de Moyolo. 1987.** El Niño ocurrentes over the past four and half centuries. J. Geophys. Res. 92: 14441-14461.
- Rosenblüth, B., Fuenzalida, H. & Aceituno, P. 1997.** Recent temperature variations along Southern South America. International Journal of Climatology 17: 67-85.
- Rumelhart, D., G. Hinton & R. Williams. 1986.** “Learning” representations by backpropagation errors. Nature 323: 33-36.
- Salas, M. 1996.** Distribución de los principales recursos pelágicos en la zona norte de Chile y su relación con la temperatura superficial del mar. Tesis, Escuela de Ciencias del Mar. PUCV. 97 pp.
- Santander, H., J. Alheit & A.D. McCall. 1983.** Egg mortality of the Peruvian anchovy (*Engraulis ringens*) caused by cannibalism and predation by sardines (*Sardinops sagax*). FAO Fish. Rep., (291) Vol. 3: 1011-1025.

- SERNAPESCA. 1950-2005.** Anuarios Estadísticos de Pesca. Servicio Nacional de Pesca, Ministerio de Economía, Fomento y Reconstrucción, Chile.
- Serra, R. 1986.** Desarrollo de la pesquería de anchoveta (*Engraulis ringens*) y los cambios de su abundancia. Invest. Pesq., Inst. Fom. Pesq., Santiago, Chile, N°33: 13-24.
- Shaffer, G., O. Pizarro, L. Djurfeldt, S. Salinas & J. Rutllant, 1997.** Circulation and low-frequency variability near the Chilean coast: Remotely forced fluctuations during the 1991-92 El Niño. J. Phys. Oceanogr. 27: 217-235.
- Shaffer, G., S. Hormazabal, O. Pizarro & S. Salinas, 1999.** Seasonal and interannual variability of currents and temperature over the slope of central Chile. J. Geophys. Res. 104, C12: 29,951-29,961.
- Sharp, G.D. & D.R. McLain. 1993.** Fisheries, El Niño-Southern Oscillation and upper-ocean temperature records: An eastern Pacific example. Oceanography 6: 13-22.
- Smith, R.L. 1968.** Upwelling. Oceanogr. Mar. Biol. Ann. Rev. 6: 11-46.
- Smith, R.L. 1978.** Poleward propagating disturbances in currents and sea level along the Peru coast. J. Geophys. Res. 83: 6083-6092.
- Stenseth, N.C., K. Lekve & J. Gjøsæter. 2002.** Modeling species richness controlled by community-intrinsic and community-extrinsic processes: Coastal fish communities as an example. Popul. Ecol. 44: 165-178.
- Suryanarayana, I., A. Braibanti, R. Sambasiva-Rao, V. Anantha-Ramam, D. Sudarsan & G. Nageswara-Rao. 2008.** Review: Neural networks in fisheries research. Fish. Res. 92: 115-139.
- Tan, Y. & A. van Cauwenberghe. 1999.** Neural-network-based *d*-step-ahead predictors for nonlinear systems with time delay. Eng. Appl. Artif. Intell. 12(1): 21-25.

- Tanasichuk, R.W. & D.M. Ware. 1987.** Influence of interannual variations in winter sea temperature on fecundity and egg size in pacific herring (*Clupea harengus pallas*). Can. J. Fish. Aquat. Sci. 44: 1485-1495.
- Tarazona, J. & E. Castillo (eds.). 1999.** El Niño 1997-98 y su impacto sobre los ecosistemas marino y terrestre. Revista Peruana de Biología, Volumen Extraordinario, 186 pp.
- Teoh, E., K. Tan & C. Xiang, 2006.** Estimating the Number of Hidden Neurons in a Feedforward Network Using the Singular Value Decomposition. IEEE Trans. Neural Netw. 17, 1623-1629.
- Tsoukalas, L.H. & R.E. Uhrig. 1997.** Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. Wiley Interscience, New York. 587 pp.
- Ulloa, O., R. Escribano, S. Hormazabal, R. Quiñones, R. González & M. Ramos. 2001.** Evolution and biological effects of the 1997-98 El Niño in the upwelling ecosystem off northern Chile. Geophys. Res. Lett. 28: 1591-1594.
- Ventura, S., M. Silva, D. Pérez-Bendito & C. Hervás. 1995.** Artificial neural networks for estimation of kinetic analytical parameters. Anal. Chem. 67(9): 1521-1525.
- Winters, G.H., J.P. Wheeler & D. Stansbury. 1993.** Variability in the reproductive output of spring-spawning herring in the north-west Atlantic. ICES, J. Mar. Sci., 50: 15-25.
- Yáñez, E. 1991.** Relationships between environmental changes and fluctuating major pelagic resources exploited in Chile (1950-1988). In: T. Kawasaki, S. Tanaka, Y. Toba & A. Taniguchi (eds.). Long-Term Variability of Pelagic Fish Populations and their Environment., Pergamon Press, pp. 301-309.
- Yáñez, E. 1998.** Fluctuations des principaux stocks de poissons pélagiques exploités au Chili et leurs relations avec les variations de l'environnement. Ph.D. Thesis, Université de Bretagne Occidentale, Brest, France, 303 pp.

- Yáñez, E., M.A. Barbieri & O. Barra. 1986.** Evaluación de los principales recursos pelágicos explotados en la zona norte de Chile entre 1957 y 1985. *In:* P. Arana (ed.). La Pesca en Chile., Escuela de Ciencias del Mar, UCV, Valparaíso, pp. 183-194.
- Yáñez E. & M.A. Barbieri. 1988.** Principal pelagic resources exploited in northern Chile and their relationship to environmental variations. *In:* T. Wyatt y M.G. Larreñeta (eds.). Long Term Changes in Marine Fish Populations, Inst. Invest. Mar., Vigo, España, pp. 197-219.
- Yáñez, E., M.A. Barbieri & A. Montecinos. 1990.** Relaciones entre las variaciones del medio ambiente y las fluctuaciones de los principales recursos pelágicos explotados en la zona de Talcahuano, Chile. *In:* M.A. Barbieri (ed.). Perspectivas de la Actividad Pesquera en Chile, Escuela de Ciencias del Mar, PUCV, Valparaíso, pp. 49-62.
- Yáñez E., M.A. Barbieri & L. Santillán. 1992.** Long-term environmental variability and pelagic fisheries in Talcahuano, Chile. *S. Afr. J. mar. Sci.* 12: 175-188.
- Yáñez E., M. A. Barbieri & A. González. 1995.** Estructura térmica superficial asociada a la distribución espacio-temporal de la sardina y anchoveta en la zona Norte de Chile entre 1987 y 1992. *Invest. Mar., Valparaíso*, 23: 123-147
- Yáñez, E., F. Espíndola, P. Freón, M.A. Barbieri & I. Guerrero. 1999.** Estandarización de tasas de captura de pesquerías pelágicas de la zona norte de Chile durante 1987-92. *Invest. Mar., Valparaíso*. 27: 53-63.
- Yáñez, E., M.A. Barbieri, C. Silva, K. Nieto & F. Espíndola. 2001.** Climate variability and pelagic fisheries in northern Chile. *Progress in Oceanography* 49: 581-596.
- Yáñez, E., M.A. Barbieri & C. Silva. 2003.** Fluctuaciones ambientales de baja frecuencia y principales pesquerías pelágicas chilenas. *In:* E. Yáñez (ed.). Actividad Pesquera y de Acuicultura en Chile., Escuela de Ciencias del Mar, PUCV, pp. 109-122.
- Yáñez, E., C. Silva, A. Ordenes, F. Gómez, A. Valdenegro, N. Silva, S. Hormazabal, A. Montecinos, L. Cubillos, F. Espíndola, O. Pizarro & J.R. Cañón. 2005.**

Análisis integrado histórico ambiente-recursos, I-II Regiones. Informe Final Proyecto FIP N° 2003-33, Chile, 478 pp.

Yáñez, E., S. Hormazabal, C. Silva, A. Montecinos, M.A. Barbieri, A. Valdenegro, A. Ordenes & F. Gómez. 2008. Coupling between the environmental and the pelagic resources exploited off Northern Chile: Ecosystem indicators and conceptual model. Latin American Journal of Aquatic Research, in press.