



CENTRO DE INVESTIGACIONES BIOLÓGICAS
DEL NOROESTE, S.C.

Programa de Estudios de Posgrado

COMPORTAMIENTO DEL PRECIO EN EL MERCADO
INTERNACIONAL DE PESQUERÍAS DE PEQUEÑA ESCALA:
ABULÓN (*Haliotis*) Y LANGOSTA (*Panulirus*).

T E S I S

Que para obtener el grado de

Doctor en Ciencias

Bioeconomía Pesquera y Acuícola
(Línea general de aplicación del conocimiento en Bioeconomía)

P r e s e n t a

Sergio Hernández Casas

La Paz, Baja California Sur, noviembre de 2022.

ACTA DE LIBERACIÓN DE TESIS

En la Ciudad de La Paz, B. C. S., siendo las 12:00 horas del día 17 del Mes de Octubre del 2022, se procedió por los abajo firmantes, miembros de la Comisión Revisora de Tesis avalada por la Dirección de Estudios de Posgrado y Formación de Recursos Humanos del Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S. C., a liberar la Tesis de Grado titulada:

"Comportamiento del precio en el mercado internacional de pesquerías de pequeña escala: abulón (*Haliotis*) y langosta (*Panulirus*)"

Presentada por el alumno:

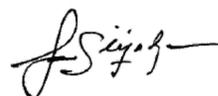
Sergio Hernández Casas

Aspirante al Grado de DOCTOR EN CIENCIAS EN BIOECONOMÍA PESQUERA Y ACUÍCOLA

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron su **APROBACIÓN DE LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.



LA COMISIÓN REVISORA



Dr. Luis Felipe Beltrán Morales
Director/Co-Director de Tesis

Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez
Co-Director/Co-Tutor

Dr. Francisco Arreguín Sánchez
Co-Tutor



Dr. Germán Ponce Díaz
Co-Tutor

Dr. Álvaro Hernández Flores
Co-Tutor

Dra. Gracia Alicia Gómez Anduro,
Directora de Estudios de Posgrado y
Formación de Recursos Humanos

La Paz, Baja California Sur, a 28 de Octubre de 2022.

Los miembros del comité de tesis del (la) estudiante Sergio Hernández Casas del Programa de Doctorado en Ciencias en Bioeconomía Pesquera y Acuícola, revisamos el contenido de la tesis y otorgamos el VoBo dado que la tesis no representa un plagio de otro documento como lo muestra el reporte de similitud realizado:

- Herramienta antiplagio:
iThenticate
- Filtros utilizados:
Excluir citas
Excluir Bibliografía
- Porcentajes de similitud:
Máximo 20% para tesis Posgrado
Se muestra captura de pantalla

Tesis Doctoral

INFORME DE ORIGINALIDAD

18%

ÍNDICE DE SIMILITUD

FUENTES PRIMARIAS

1	cibnor.repositorioinstitucional.mx Internet	748 palabras — 3%
2	cicese.repositorioinstitucional.mx Internet	399 palabras — 2%
3	mdpi-res.com Internet	393 palabras — 2%
4	www.coursehero.com Internet	247 palabras — 1%
5	www.fao.org Internet	191 palabras — 1%
6	es.scribd.com Internet	169 palabras — 1%
7	gastrosoler.com Internet	121 palabras — < 1%
8	www.rankia.co Internet	116 palabras — < 1%
9	hdl.handle.net	< 1%

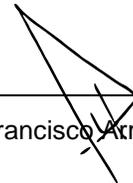
Firmas del comité



Dr. Luis Felipe Beltrán Morales



Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez



Dr. Francisco Arreguín Sánchez



Dr. Germán Ponce Díaz



Dr. Álvaro Hernández Flores

Conformación de Comités

Comité Tutorial

Dr. Luis Felipe Beltrán Morales
Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.
Co-Director de Tesis

Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez
Universidad Marista de Mérida
Co-Director de Tesis

Dr. Francisco Arreguín Sánchez
Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas-IPN
Co-Tutor de Tesis

Dr. Germán Ponce Díaz
Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas-IPN
Co-Tutor de Tesis

Dr. Álvaro Hernández Flores
Universidad Marista de Mérida
Co-Tutor de Tesis

Comité Revisor de Tesis

Dr. Luis Felipe Beltrán Morales
Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez
Dr. Francisco Arreguín Sánchez
Dr. Germán Ponce Díaz
Dr. Álvaro Hernández Flores

Jurado de Examen

Dr. Luis Felipe Beltrán Morales
Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez
Dr. Francisco Arreguín Sánchez
Dr. Germán Ponce Díaz
Dr. Álvaro Hernández Flores

Suplentes

Dr. Daniel Bernardo Lluch Cota
Dr. Salvador Emilio Lluch Cota

Resumen

La pesca y la acuicultura son actividades económicas que permiten el sustento de millones de personas en el mundo, sin embargo, los recursos pesqueros se han visto impactados por la sobreexplotación, la pérdida de biodiversidad marina y el cambio climático, mientras que la producción asociada a la acuicultura se ha incrementado sustancialmente en los últimos 20 años. En este contexto, los aspectos relacionados con los mercados, la oferta, la demanda y los precios son factores que contribuyen a explicar la complejidad de estas actividades y es por ello, que la aplicación de la teoría bioeconomía ha tenido un gran impulso desde finales del siglo XX. La columna vertebral de la tesis se enmarca dentro de lo que se conoce como teoría de la bioeconomía pesquera (Clark, 1976, 1985; Hannesson, 1978; Seijo *et al.*, 1994, 1998; Anderson y Seijo, 2010; Seijo y Sutinen, 2018). En este campo del conocimiento se abordan las relaciones que existen entre la dinámica de las poblaciones marinas y la dinámica de los pescadores que aplican su esfuerzo de pesca en el espacio y en el tiempo. De forma específica, en este trabajo se analiza cómo se estiman las curvas de oferta de productos pesqueros de alto valor (abulón, y langosta) en cuyas funciones de producción se encuentra, además del esfuerzo pesquero y su correspondiente poder de pesca, la biomasa disponible en el tiempo como insumo esencial para determinar la curva de oferta, su interacción con la demanda de productos pesqueros de alto valor y los precios nacionales e internacionales resultantes. Lo anterior es relevante para el entendimiento de cómo se determinan los precios de los recursos pesqueros y acuícolas de pequeña escala, como es el caso del abulón y la langosta roja mexicana (de alto valor en el mercado). Para las pesquerías de abulón a nivel mundial, los análisis se enfocaron a determinar el comportamiento de los precios del recurso en función de la oferta y de la demanda. Estas pesquerías tanto en México como en Australia (las dos más importantes en el mundo), en sus inicios fueron de acceso abierto, la pesquería mexicana fue sobreexplotada en los 80's y para fines del manejo pesquero, se establecieron cuotas de captura para México a partir de los 90's y para Australia en los 80's, respectivamente. Por lo que fue de interés de este trabajo comprobar, si en una pesquería de pequeña escala como la del abulón, la relación oferta-precio sigue el comportamiento teórico de una curva de flexión hacia atrás, que claramente incorpora los efectos de una sobreexplotación y/o la imposición de cuotas captura (México y Australia). Y para ello se utilizaron datos de producción y exportaciones históricas de los principales productores de abulón a nivel mundial.

Los resultados encontrados indican que la relación oferta-precio para el caso de las pesquerías de México y Australia se ajustaron con un nivel de significancia estadística por arriba del 90 % al modelo de Pham y Flaaten (2013): curva de flexión hacia atrás. El precio de venta es una de las variables esenciales en la toma de decisiones de los pescadores respecto a la captura de un recurso pesquero. En el caso de la pesquería de la langosta roja del Pacífico mexicano, la incertidumbre de precios al inicio de la temporada se traduce en una utilización subóptima de este recurso. Uno de los propósitos de este trabajo fue predecir el precio de exportación de la langosta roja mexicana (*Panulirus*) a China (principal mercado) en una temporada de pesca utilizando variables de mercado relacionadas con la demanda y oferta, incluidos el precio, los principales competidores y compradores y las cantidades del producto exportado/importado en el mercado. Como método para el pronóstico de precios la langosta roja mexicana, se utilizaron las redes neuronales artificiales (ANN)

autorregresivas, con y sin variables exógenas (NARX, NAR). La misma información se analizó con un modelo ARIMAX con fines comparativos. Se encontró que las ANN son una herramienta útil al pronosticar los precios de exportación de la langosta mexicana y con un mejor poder predictivo en comparación con los modelos ARIMAX. Se concluye que las redes neuronales son una herramienta valiosa para predecir con precisión los precios en relación con los valores reales, aspecto de gran interés para su aplicación en la gestión de los recursos pesqueros y para maximizar los beneficios de los productores.

Palabras Clave: Bioeconomía, Redes Neuronales, Pronóstico, Abulón, Langosta.
ORCID: 0000-0002-1186-3691.

Vo. Bo. Co-Directores de Tesis



Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez



Dr. Luis Felipe Beltrán Morales

Summary

Fishing and aquaculture are economic activities that allow the livelihood of millions of people in the world, however, fishing resources have been impacted by overexploitation, loss of marine biodiversity and climate change, while the production associated with aquaculture has increased substantially in the last 20 years. In this context, aspects related to markets, supply, demand, prices, etc., are factors that help explain the complexity of these activities and that is why the application of bioeconomy theory has had a great impulse from the end of the 20th century. The base of the thesis is framed within what is known as the fishery bioeconomy theory (Clark, 1976, 1985; Hannesson, 1978; Seijo et al., 1994, 1998; Anderson and Seijo, 2010; Seijo and Sutinen, 2018). In this field of knowledge, the relationships that exist between the dynamics of marine populations and the dynamics of fishermen who apply their fishing effort in space and time are addressed. Specifically, this paper analyzes how the supply curves of high-value fishery products (abalone and lobster) are estimated, whose production functions include, in addition to the fishing effort and its corresponding fishing power, the available biomass over time as an essential input to determine the supply curve, its interaction with the demand for high-value fishery products and the resulting national and international prices. The foregoing is relevant for understanding how the prices of small-scale fishery and aquaculture resources are determined, as is the case of abalone and Mexican red lobster (of high value in the market). For abalone fisheries worldwide, the analyzes focused on determining the behavior of the prices of the resource based on supply and demand. These fisheries both in Mexico and Australia (the two most important in the world), were initially open access, the Mexican fishery was overexploited in the 80's and for fisheries management purposes, catch quotas were eventually established for both countries from the 90's and 80's, respectively. Therefore, it was of interest in this work to verify whether, in a small-scale fishery such as that of abalone, the supply-price relationship follows the theoretical behavior of a backward bending curve, which manifests the effects of overexploitation and/or the imposition of catch quotas (Mexico and Australia). And for this, historical production and export data from the main abalone producers worldwide were used. The results found indicate that the supply-price relationship for the case of the fisheries of Mexico and Australia were adjusted with a level of statistical significance above 90% to the model of Pham and Flaaten (2013): backward bending curve. The sale price is one of the essential variables in fishermen's decision-making regarding the capture of a fishery resource. In the case of the Mexican Pacific red lobster fishery, the uncertainty of prices at the beginning of the season translates into a suboptimal use of this resource. One of the purposes of this work was to predict the export price of Mexican red lobster (*Panulirus*) to China (main market) in a fishing season using market variables related to demand and supply, including price, main competitors and buyers and the quantities of the exported/imported product in the market. As a method for forecasting prices of Mexican red lobster, autoregressive artificial neural networks (ANN) were used, with and without exogenous variables (NARX, NAR). The same information was analyzed with an ARIMAX model for comparative purposes. ANNs were found to be a useful tool when forecasting Mexican lobster export prices and with better predictive power compared to ARIMAX models. It is concluded that neural networks are a valuable tool to accurately predict prices in relation to real values, an aspect of great interest for its application in the management of fishery resources and to maximize the benefits of producers.

Keywords: Bioeconomy, Neural Networks, Forecast, Abalone, Lobster.
ORCID: 0000-0002-1186-3691.

Vo. Bo. Co-Directores de Tesis



Dr. Juan Carlos Seijo Gutiérrez



Dr. Luis Felipe Beltrán Morales

Dedicatoria

Dedico esta tesis a mis Padres, los cuales han sido mi más grandes amigos, colegas y soporte. Por todos sus consejos y ayuda a levantarme los ánimos ante cada tropiezo. Gracias Padres por todo lo que me han dado y enseñado.

Agradecimientos

El autor desea agradecer a CONACyT por el otorgamiento de la beca No.674202 y al Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S.C.

Gracias a Mario R. Ramade Villanueva por proporcionar estadísticas de pesca de abulón.

A mis Co-Directores, el Dr. Luis Felipe Beltrán y el Dr. Juan Carlos Seijo, por haberme asesorado en el trabajo de investigación y que culminó en este trabajo de tesis.

Agradezco al resto del Comité Tutorial, los Dres. Álvaro Hernández, Germán Ponce y Francisco Arreguín, por sus observaciones que me ayudaron a mejorar este trabajo.

A mis colegas del Doctorado en Bioeconomía Pesquera y Acuícola, Víctor Gerardo Vargas y Francisco Vergara, por sus contribuciones en el tema de redes neuronales.

A la Universidad Marista de Mérida, Yucatán en especial a sus profesores por haber contribuido a mi formación al inicio de mi programa.

Agradezco a la Dirección de Estudios de Posgrado y Formación de Recursos Humanos, sus Departamentos y a la Biblioteca, por el apoyo recibido para el buen término de este trabajo.

A mis compañeros del Programa de Bioeconomía Pesquera y Acuícola por su compañerismo a lo largo de estos 4 años.

Contenido

Resumen	i
Summary	iii
Dedicatoria	v
Agradecimientos	vi
Contenido	vii
Lista de figuras	ix
Lista de tablas	x
1. INTRODUCCIÓN	1
2. ANTECEDENTES	4
2.1.1 Descripción del recurso abulón	4
2.1.2 Principales pesquerías de abulón en el mundo.....	5
2.1.3 Pesquería de abulón en México	8
2.1.4 Producción acuícola de abulón en la Península de Baja California	11
2.1.5 Descripción del recurso langosta roja mexicana (<i>Panulirus</i>)	12
2.1.6 Aspectos generales de la pesquería y precios de langosta roja en México	13
2.2 Oferta y demanda en las ciencias económicas relacionadas con el mercado	16
2.3 El comportamiento de la oferta y demanda aplicadas a pesquerías.....	19
2.4 Redes Neuronales Artificiales (ANN).....	22
3. JUSTIFICACIÓN	25
4. HIPÓTESIS	26
5. OBJETIVOS	27
5.1 Objetivo general	27
5.2 Objetivos particulares	27
6. MATERIAL Y MÉTODOS	28
6.1 Datos de las pesquerías de abulón utilizados en el análisis.....	28
6.1.1 Análisis de la oferta y demanda en el mercado internacional de las principales pesquerías y la producción acuícola del abulón.....	30
6.2 Análisis para el pronóstico de precios de la langosta espinosa roja mexicana (<i>Panulirus</i>). ..	35
6.2.1 Datos de las pesquerías de langosta roja utilizados en el análisis	35
6.2.2 Redes Neuronales.....	37
6.2.3 Media móvil integrada autorregresiva con una variable exógena.....	41
6.2.4 Comparación de ANN y ARIMAX en el ajuste y pronóstico.....	42
7. RESULTADOS	44
7.1 Análisis de la oferta y demanda en el mercado internacional de las principales pesquerías y la producción acuícola del abulón.....	44
7.2 Análisis para el pronóstico de precios la langosta espinosa roja mexicana (<i>Panulirus</i>).	52
8. DISCUSION	59
8.1 Oferta y demanda en el mercado internacional de la producción pesquera y acuícola del abulón.....	59
8.2 Pronóstico de precios para la langosta espinosa roja mexicana (<i>Panulirus</i>)	64
9. CONCLUSIONES	69

9.1 Oferta y demanda en el mercado internacional de la producción pesquera y acuícola de abulón.....	69
9.2 Pronóstico de precios para la langosta espinosa roja mexicana (<i>Panulirus</i>)	71
10. LITERATURA CITADA	74
11. ANEXOS	88
Anexo A.-Artículo publicado: Hernández-Casas, S.; Beltrán-Morales, L.F.; Vargas-López, V.G.; Vergara-Solana, F.; Seijo, J.C. Price Forecast for Mexican Red Spiny Lobster (<i>Panulirus</i> spp.) Using Artificial Neural Networks (ANNs). <i>Appl. Sci.</i> 2022, 12, 6044. https://doi.org/10.3390/app12126044	88
Anexo B.-Artículo sometido: Analysis of supply and demand in the international market of major abalone fisheries and aquaculture production.....	104

Lista de figuras

Figura 1. La ley de la oferta y la demanda es el principio básico sobre el que se basa una economía de mercado. Este principio refleja la relación que existe entre la demanda de un producto y la cantidad ofrecida de ese producto teniendo en cuenta el precio al que se vende el producto (Móchon y Carreón, 2011).	18
Figura 2. Curva teórica para una pesquería de acceso abierto (Copes, 1970).	20
Figura 3. Se muestra en forma esquemática la interacción entre esfuerzo, captura, precio y crecimiento poblacional.	21
Figura 4. Curva de demanda de un producto pesquero (Monografias.com).	22
Figura 5. Producción de abulón por captura en Australia, México y el mundo, de 1970 a 2018. 29	
Figura 6. Producción de abulón por acuicultura en China y en todo el mundo en comparación con la captura mundial, de 1970 a 2018.	29
Figura 7. Curva de flexión hacia atrás.	33
Figura 8. Arquitectura general de un modelo NAR de redes neuronales (Matlab, 2021).	37
Figura 9. Arquitectura general de un modelo NARX de redes neuronales y su ecuación.	38
Figura 10. Arquitectura general de un modelo NARX de redes neuronales (Matlab, 2021).	39
Figura 11. Comportamiento de la captura de abulón congelado con respecto al precio en Australia; $\rho = -0.53$, $p = 2.87e-04$. Los coeficientes de determinación de las curvas de oferta son $R^2 = 0.70$	45
Figura 12. Comportamiento de la captura de abulón enlatado con respecto al precio en México con $\rho = -0.80$ y $p = 3.80e-07$. Ajuste de la curva de oferta de $R^2 = 0.82$	45
Figura 13. Comportamiento del volumen de exportación de abulón enlatado o congelado con respecto al precio en Australia; $\rho = -0.85$, $p = 5.32e-11$ y $\rho = -0.66$, $p = 3.27e-06$, respectivamente. Los coeficientes de determinación de las curvas de demanda son $R^2 = 0.76$ y 0.64 , respectivamente.	46
Figura 14. Comportamiento del volumen exportado de abulón en conserva con respecto al precio (dóls x 1000) de esta presentación en México y China, $\rho = -0.90$, $p = 0$ y $\rho = -1$, $p = 0.002$, respectivamente. Los Coeficientes de determinación de las curvas de demanda son $R^2 = 0.91$ y 0.92 , respectivamente.	47
Figura 15. Comportamiento de la producción (cultivo) de abulón con respecto al precio (dóls x 1000) en China con $\rho = 0.96$ y $p = 4.31e-09$. Ajuste de la curva de oferta de $R^2 = 0.99$	48
Figura 16. Puntos de equilibrio para abulón enlatado en México (Precio dóls x 1000).	49
Figura 17. Variación de la captura y del precio (dóls x 1000) del abulón australiano congelado por efecto del establecimiento de cuotas de captura en los años 80.	51
Figura 18. Variación de la captura y precio (dóls x 1000) del abulón mexicano enlatado por efecto del establecimiento de cuotas de captura y sobreexplotación en la década de 1990.	51
Figura 19. Serie histórica mensual de variables exógenas seleccionadas: PMex, PAusMun, VMexHK y CNAMex para el período enero 2006 a diciembre 2016.	54
Figura 20. Se muestra el ajuste de regresión de los modelos NARX (línea discontinua) y ARIMAX (línea de puntos) con la variable exógena volumen de exportación de langosta mexicana a China de enero de 2006 a diciembre de 2016, la variabilidad histórica de los datos de precios de exportación de langosta mexicana a China (línea negra) de enero de 2006 a marzo de 2017, y la predicción de los modelos NARX (línea discontinua gruesa) para los tres primeros meses de 2017.	57

Lista de tablas

Tabla 1. Producción de abulón por cultivo en la Península de Baja California.....	12
Tabla 2. Producción de la langosta espinosa <i>Panulirus argus</i> en Yucatán y Quintana Roo de 2010 a 2019 (CONAPESCA, 2019).....	15
Tabla 3. Funciones de captura de flexión hacia atrás, precios y rendimientos en los niveles de RMS de acuerdo con Pham y Flaaten (2013).	31
Tabla 4. Variables exógenas que pueden generar un efecto sobre el precio de la langosta mexicana. Los datos son mensuales y corresponden a los años del 2006 al 2018 (Fuente: CONAPESCA (2018), http://www.fao.org/fishery/statistics/ , trademap.org).	36
Tabla 5. Análisis de correlación (valores rho y p) entre la demanda o la oferta y el precio del abulón capturado en Australia, México, China y en todo el mundo, y para la producción acuícola en EE. UU., China, Chile y en todo el mundo	44
Tabla 6. Valores de la elasticidad de la demanda (E_d) para las pesquerías de abulón en todo el mundo y en Australia, México, China y Chile; elasticidad de la oferta (E_s) para la producción acuícola.....	50
Tabla 7. Matriz de correlaciones entre las 31 variables exógenas y la variable objetivo.....	53
Tabla 8. Correlación entre el precio de exportación de langosta mexicana a China (variable dependiente) y las variables exógenas seleccionadas.	54
Tabla 9. Bondad de ajuste (R^2) de los modelos NAR y NARX con las variables exógenas seleccionadas en relación con el precio de exportación de la langosta mexicana a China.....	55
Tabla 10. Pronóstico de precios de exportación de langosta mexicana a China para los primeros tres meses de 2017.	56

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad se reconoce ampliamente la importancia de utilizar los recursos pesqueros y acuícolas de forma responsable, ya que estos siguen siendo fuentes de alimentos, nutrición, ingresos y medios de vida primordiales para cientos de millones de personas en todo el mundo (FAO, 2020). Los productos pesqueros se encuentran entre los productos alimentarios más comercializados a nivel global. Se estima que la producción mundial de pescado ha alcanzado unos 179 millones de toneladas en 2018, con un valor total de aproximado de 401,000 millones de USD (FAO, 2020). Dentro de la producción mundial de pescado, 82 millones de toneladas, con valor de 250,000 millones de USD, provienen de la producción acuícola (FAO, 2020). La acuicultura proporciona casi la mitad de los productos pesqueros destinados a la alimentación humana (CEDRSSA, 2015) y se prevé que esta participación aumente a un 62% para 2030.

El desarrollo de las actividades pesqueras se ha visto impactado por la sobreexplotación de los recursos pesqueros, la sobrecapitalización de las pesquerías, la eliminación de las rentas que generan a la sociedad y la creciente inquietud por la conservación de la biodiversidad marina (Seijo *et al.*, 1997); mientras que las actividades asociadas a la acuicultura se han visto impactadas por un creciente aumento en las estadísticas mundiales de producción acuícola, en los últimos 20 años (FAO, 2020). En este contexto, los aspectos relacionados con los mercados, la oferta, la demanda y los precios son factores que contribuyen a explicar la complejidad de estas actividades: la pesca y la acuicultura. Es por ello el gran impulso que han tenido los aspectos desarrollados dentro de la teoría bioeconómica relacionados con la pesca y acuicultura desde finales del siglo XX.

La columna vertebral de la tesis se enmarca dentro de lo que se conoce como Teoría Bioeconómica y, en particular, se abordan las relaciones que existen entre la demanda, la oferta y los precios de los recursos pesqueros y acuícolas de pequeña escala como es el caso del abulón y la langosta roja mexicana (de alto valor en el mercado).

Particularmente, para las pesquerías de abulón a nivel mundial, los análisis se enfocaron a determinar el comportamiento de los precios del recurso en función de la oferta y de la

demanda. Estas pesquerías tanto en México como en Australia (las dos más importantes en el mundo), en sus inicios fueron de acceso abierto, la pesquería mexicana fue sobreexplotada en los 1980s y para fines del manejo pesquero, se establecieron cuotas de captura para México a partir de los 1990s y para Australia en los 1980s, respectivamente. Es por ello que se seleccionó a este recurso pesquero para describir el comportamiento teórico de la relación entre la oferta, demanda y los precios del mismo.

A manera de marco de referencia, dentro del contenido de la tesis se describen dos secciones: (1) la oferta y demanda como conceptos importantes en las ciencias económicas relacionados con el mercado y (2) el comportamiento de la oferta y demanda aplicadas a pesquerías.

Se conoce que tanto la oferta como la demanda contribuyen al establecimiento de los precios de un bien, y, consecuentemente, los precios también influyen en la demanda y la oferta, es por ello, que en una primera instancia se describirán las propiedades generales de estas dos funciones (demanda y oferta). Posteriormente se abordarán los aspectos fundamentales del comportamiento de ambas en los recursos pesqueros, seleccionando como caso de estudio, el abulón a nivel mundial. Este fue el primero de los dos principales objetivos de la tesis: Describir el comportamiento de la oferta y demanda en los precios de abulón desde una perspectiva bioeconómica, tanto en la pesquería como en la creciente industria acuícola del abulón. Con lo cual se respondieron las siguientes preguntas:

- ¿Cuáles son los efectos de la pesca, cultivo y volumen de exportación de abulón en el precio de las distintas presentaciones del producto en el mercado internacional?
- ¿Cuáles son los efectos en el precio del abulón si la pesquería se encuentra sobreexplotada?
- ¿Cuáles son los efectos en el precio del abulón al imponer cuotas de captura?

El precio de venta es una de las variables más esenciales en la toma de decisiones por parte del pescador con respecto a la captura de un recurso pesquero. A pesar de la importancia del precio en la toma de decisiones relacionadas con el aprovechamiento de los recursos naturales, son escasas las investigaciones respecto al pronóstico de precios de recursos pesqueros. En la

literatura científica se reportan artículos relacionados con el pronóstico de precios de peces pelágicos utilizando la herramienta de media móvil integrada autorregresiva (ARIMA) como modelo de pronóstico (Dupon, 1993; Gordon y Maurice, 2015; Rusiman *et al.*, 2017). En dichos trabajos encontraron que los modelos ARIMA ajustan a la predicción del patrón de los precios, pero como es de esperar la precisión del algoritmo disminuye conforme sea mayor el periodo a pronosticar. Para mejorar las limitaciones del poder predictivo de los ARIMA, de forma alternativa se propuso la aplicación de Redes Neuronales Artificiales (ANN), las cuales muestran en general un mejor poder predictivo (Ghiassi *et al.*, 2005; Hamzacebi *et al.*, 2009; Pati y Shukla, 2014; Garg *et al.*, 2016; Alam, 2019; Adeyinka y Muhajarine, 2020).

Es por ello que se seleccionó esta metodología de Redes Neuronales Artificiales para pronosticar los precios de la langosta roja mexicana (*Panulirus*) y así cumplir con el segundo objetivo de este trabajo. En este contexto, también se realizó una comparación de la herramienta de ANN vs ARIMA lo cual le otorgó mayor valor a este segundo objetivo, y permitió contestar las siguientes preguntas:

- ¿Los métodos de redes neuronales autorregresivas no lineales son capaces de pronosticar precios de exportación de la langosta roja mexicana?
- ¿Utilizar variables exógenas asociadas el precio de la langosta roja mexicana en los modelos de redes neuronales autorregresivas mejora la precisión del pronóstico de precios de exportación?
- ¿Los métodos de redes neuronales autorregresivas no lineales tienen mejor precisión en el pronóstico de precios de exportación de la langosta roja mexicana respecto a los modelos autorregresivos convencionales?

2. ANTECEDENTES

En esta sección se expondrá lo relativo a los recursos pesqueros utilizados, la oferta, demanda y precios, desde una perspectiva general de sus relaciones y propiedades en las ciencias económicas, para después aplicar la teoría bioeconómica en pesquerías. Finalmente, se abordará lo relativo a las herramientas para el pronóstico de los precios, utilizando variables asociadas a los mercados.

2.1 Recursos pesqueros

En este estudio se trabajó con las pesquerías de pequeña escala abulón (*Haliotis* spp.) y langosta (*Panulirus* spp.), las cuales tienen alto valor económico en el mercado.

2.1.1 Descripción del recurso abulón

Los abulones pertenecen a la familia Haliotidae, moluscos gasterópodos marinos con un único género, *Haliotis*. Este género cuenta con aproximadamente 56 especies de las cuales solo una tercera parte son de importancia comercial (Geiger y Owen, 2012). Tienen una concha larga, plana, de forma ovalada, con una espiral de dos o tres vueltas, la más externa de las cuales les da su característica forma de oreja. En el margen anterior cuentan con cuatro a diez orificios a través de los cuales expulsan en caso de peligro el agua contenida en el interior de la concha, sujetándose más firmemente a su sustrato mediante su pie (Cox, 1962). El exterior de la concha es rugoso y de color variable; el interior es de color irisado y muy vistoso. Son organismos bentónicos, que por lo general, se distribuyen en zonas rocosas poco profundas (hasta 30 m) de regiones templadas y tropicales de los océanos Pacífico, Atlántico e Índico (Gordon y Cook, 2013), asociados principalmente a mantos de algas y pastos marinos (Mazariegos-Villarreal *et al.*, 2012).

León-Carballo y Muciño-Díaz (1996) haciendo una adaptación de McShane (1992), presentan el siguiente ciclo de vida para el abulón: en la época de reproducción, los abulones adultos machos o hembras expulsan las células sexuales a través de los orificios de la concha, quedando libres en el agua de mar, la fertilización de los óvulos por parte de los espermatozoides se lleva a cabo

en la columna de agua. Los huevos fecundados dan origen a una larva trocófora, la cual se transforma en una larva veliger, ambas son planctónicas. Después de varios cambios morfológicos se forma la concha lo que le permite a la larva cambiar a hábitat bentónico (larva reptante). El tiempo transcurrido desde la fertilización hasta la depositación, varía entre las especies y puede modificarse dependiendo de la temperatura del agua. La fase de postlarva se mantiene hasta la formación del primer poro respiratorio, a partir de este estadio y hasta que alcanzan la madurez sexual se consideran juveniles.

Los hábitos alimenticios de los abulones varían dependiendo del estadio de desarrollo; durante las etapas larvianas se alimentan de plancton, en las primeras etapas de su vida bentónica se alimentan principalmente de las diatomeas que están en las rocas (Siqueiros-Beltrones y Argumedo-Hernández, 2005) y en su etapa adulta consumen mayoritariamente algas y pastos marinos (Serviere-Zaragoza *et al.*, 2001; Mazariegos-Villarreal *et al.*, 2012). La pesquería se basa en la captura del abulón azul (*Haliotis fulgens*), abulón amarillo (*H. corrugata*) y abulón rojo (*H. rufescens*), cuyas tallas comerciales varían entre los 12 y los 18 centímetros de longitud. La edad máxima estimada es de 20 años.

La temperatura es uno de los factores ambientales que tiene mayor influencia en el crecimiento, la madurez sexual y la sobrevivencia de los abulones (Rogers-Bennett *et al.*, 2010). Durante la presencia de “El Niño” se presentan altas mortalidades, tanto por el incremento de la temperatura del agua, por la disminución del alimento, como por la modificación del hábitat por la presencia de tormentas (Tegner *et al.*, 2001).

2.1.2 Principales pesquerías de abulón en el mundo

Las pesquerías de abulón de California, Japón, Nueva Zelanda, Australia y México han sido las más importantes, mientras que las de British Columbia, Europa, Oman y Korea tienen menor importancia (Prince, 2004). A fines de 1800s las mayores capturas fueron de abulón negro en Japón, la producción mundial se incrementó significativamente después de la Segunda Guerra Mundial (Parker *et al.*, 1992), alcanzando un máximo de 28,000 toneladas en 1968 (Prince, 2004). A finales del siglo XX, una de las principales pesquerías de abulón del mundo (E.E.U.U)

dejo de comercializarlo (Korpov *et al.*, 2000; California Department of Fish and Game, 2009). En la bahía del sur de California aún se están recuperando las poblaciones de abulón, de una combinación de sobrepesca y enfermedades, a pesar del cierre de las pesquerías hace 20 años y los programas activos de restauración de especies de abulón en la región (Kawana *et al.*, 2019). La pesquería de abulón de México también presentó una disminución considerable de 5,000 t en 1950 a 553 t en 2018 (Guzmán del Proo 1980, 1992, 1997; Anuario Estadístico de Pesca, 2019), asimismo disminuyeron las de Japón, British Columbia y Sudáfrica (Tarr, 2000; Hobday *et al.*, 2001; Hamasaki y Kitada, 2008). Las explicaciones para la disminución de la captura mundial incluyen la sobreexplotación, captura ilegal, menos sitios de pesca activos, enfermedades y la degradación del hábitat (Morales-Bojórquez *et al.*, 2008; Mayfield *et al.*, 2011). La pesquería de abulón en Australia también disminuyó en ciertos años, debido al brote de una enfermedad viral (Abalone Viral Ganglioneuritis) en las poblaciones tanto cultivadas como silvestres (Mayfield *et al.*, 2011), logrando posteriormente su recuperación. La pesquería de Nueva Zelanda también se ha mantenido relativamente estable (Mayfield, 2012).

La pesca de abulón a nivel mundial ha disminuido gradualmente de más de 16,000 toneladas en la década de 1970 a menos de 5,000 en 2018. Respecto a la captura, la pesquería de abulón vigente más grande del mundo es la de Australia (FAO, 2018), que representa el 58 % del total mundial. En el continente americano, el abulón mexicano de captura es considerado un producto de muy alta calidad en el mundo (Ponce, 2003) y representa el 18 % de las capturas mundiales.

Al igual que sucede con otros productos pesqueros, la producción de abulón pasó de ser principalmente de captura a cultivo, y actualmente más del 95 % de abulón proviene de la acuicultura; particularmente en China se cultiva del orden del 88% del total mundial. El cultivo en otras regiones o países del mundo es incipiente (América, Australia, entre otros).

Los países productores de abulón en el mundo consideran a Asia como una gran oportunidad de comercialización que, con suerte seguirá aumentando la demanda y, por lo tanto, los precios. Sin embargo, a medida que China comenzó a aumentar su propia producción de abulón de cultivo, los vendedores menos optimistas consideraron que la sobreproducción en China podría,

por el contrario, saturar los mercados mundiales y causar baja en los precios. Hasta la fecha, ninguna de estas expectativas ha sucedido realmente, esto se debe a que el consumo de abulón en China sigue aumentando (Nie y Wang, 2004).

El crecimiento mundial del cultivo de abulón se ha incrementado en grandes cantidades en las últimas dos décadas, pasando de 231 toneladas en el 2000 a más de 180,000 toneladas en 2018. Las exportaciones mundiales de abulón (*Haliotis* spp.) han aumentado en términos de valor, pasando de 36 millones de dólares en 1976 a más de 780 millones de dólares en 2017, mientras que, el cultivo de abulón ha aumentado en términos de valor de 4 millones de dólares en 1990 a más de 1 800 millones de dólares en 2017.

Para comprender las razones de esto, es necesario comparar las tendencias actuales de la oferta y la demanda con las del "auge" de la pesca mundial de abulón, en la década de 1970 (Cook y Gordon, 2010). En esos años, había poca regulación a las pesquerías de abulón, la captura ilegal era insignificante y la producción en granja a nivel mundial totalizaba solo unas pocas toneladas métricas (Gordon y Cook, 2013). Los abulones, son especies sedentarias que se reclutan por parches lo cual facilita su extracción e incrementa su vulnerabilidad en el espacio y en el tiempo (Caddy, 1975; Seijo *et al.*, 1994; Seijo y Caddy, 2008). En condiciones de libre acceso no existe propiedad sobre el recurso, por lo que cualquier miembro de la sociedad (*e.g.* cualquier pescador) puede obtener el recurso por apropiación directa, lo que lleva a la sobreexplotación. El síndrome de sobreexplotación de recursos pesqueros indica que este régimen conduce al fracaso en su óptima asignación (Seijo *et al.*, 1997).

Las oportunidades de mercado para el abulón son muchas y variadas. La demanda y los precios de los productos de abulón han aumentado constantemente, creando un entorno económico en el que la acuicultura de abulón se está volviendo cada vez más atractiva como inversión financiera. Sin embargo, es importante que los productores de abulón se diversifiquen en productos diseñados para nichos de mercado específicos (Oakes y Ponte, 1996).

2.1.3 Pesquería de abulón en México

Investigaciones arqueológicas realizadas en la Isla San Miguel California, EE. UU (aproximadamente 500 km al noroeste de Ensenada, B.C., México) sugieren que los indígenas Chumash y sus predecesores colectaban abulón negro en la zona intermareal desde hace más de 10,000 años (Braje *et al.*, 2007; Erlanson *et al.*, 2008). Por lo que es de suponerse que también las poblaciones que vivían en la costa occidental de la Península de Baja California se alimentaban de abulones desde hace miles de años.

La pesquería de abulón en México ha estado constituida por el abulón azul (*Haliotis fulgens*), abulón amarillo (*Haliotis corrugata*), abulón negro (*Haliotis cracherodii*), abulón rojo (*Haliotis rufescens*) y el abulón chino (*Haliotis sorenseni*), los dos primeros contribuyen con el 95 a 98% de las capturas (León-Carballo y Muciño-Díaz, 1996).

La pesca de abulón representa una de las actividades relevantes que se desarrollan en la costa occidental de la península de Baja California, desde la frontera con EUA hasta Isla Margarita en Baja California Sur. Esta actividad económica da sustento a numerosas comunidades pesqueras distribuidas a lo largo de la península (CONAPESCA, 2006), fue iniciada por los chinos emigrantes a mediados del siglo XIX (1860s), quienes exportaban la totalidad del producto a Asia. Estos últimos fueron sustituidos por pescadores japoneses a principios de los 1900s y hacia finales de la Segunda Guerra Mundial (1945), en México, la pesquería fue cedida exclusivamente a Cooperativas Pesqueras mexicanas (Cox, 1962; Guzmán del Proo, 1980, 1992, 1997; León-Carballo y Muciño-Díaz, 1996). En 1996, en la Península de Baja California, 22 Sociedades Cooperativas de Producción Pesquera contaban con concesión para explotar el recurso.

Tanto los pescadores chinos como los japoneses para su extracción utilizaron buceo con equipo de escafandra, y es a partir de los años 1960s que se utiliza el traje de buceo de neopreno. De acuerdo con León-Carballo y Muciño-Díaz (1996) el equipo empleado para extraer el abulón, consiste en una lancha o panga de madera o fibra de vidrio de 18 a 22 pies de eslora y motor fuera de borda de 45 HP o más, provista de un equipo de buceo semiautónomo tipo Hooka, compuesto por un compresor, tanque de aluminio o acero inoxidable, manguera de alta presión

flotante en tramos de 50 pies y el traje de buceo de neopreno. La tripulación está constituida por el lancharo, el cabo de vida y un buzo. El arte de pesca utilizado para la extracción se conoce como arrancador, que consiste en un instrumento metálico de 1.5 a 3 cm de ancho, por 18.5 a 20 cm de largo, con mango de madera, el cual se sujeta a la muñeca del buzo; dicho arrancador lleva marcadas líneas que indican las tallas mínimas de captura por especie de abulón. El abulón una vez arrancado del substrato es colocado dentro de un bolsa de malla tejida conocida como jaba, la cual, cuando se llena es enviada a la superficie por medio del cabo de vida. El abulón capturado es transportado y entregado vivo en las plantas empacadoras para verificar su talla y procesamiento.

El trabajo que hacen los buzos para la captura del abulón toma de 6 a 8 horas, iniciando sus actividades entre las 5 y 6 de la mañana y terminando a las 2 o 3 de la tarde. La duración promedio de los viajes y el número de éstos depende principalmente, de la eficiencia del equipo, de la disponibilidad del recurso, de las condiciones del tiempo y la asignación de cuotas de captura.

El primer registro de las capturas de abulón se documentó en 1929 con 180 t que fue incrementando hasta llegar a 6,000 t en 1950, cifra que representa la más alta en la historia de esta pesquería (Guzmán del Prío, 1989; CONAPESCA, 2006). A partir de 1950 la pesca de abulón ha presentado una disminución gradual hasta el día de hoy, con sucesos específicos de grandes reducciones en los volúmenes de captura (Cruz-Flores, 2013). De 1974 a 1984, la pesquería de abulón presentó una disminución paulatina en sus capturas, hasta llegar a volúmenes de captura levemente superiores a 400 t reportadas en 1984 (CONAPESCA, 2006). Durante este periodo, la ocurrencia del Fenómeno El Niño en los años 1976-1977 y 1982-1983 y, el incremento en la incidencia de tormentas y enfermedades, sugieren ser las posibles causas de la disminución en las capturas (León-Carballo y Muciño-Díaz, 1996). De 1985 a 1989 se presentó un incremento en la producción, que se asocia a una recuperación moderada de las poblaciones silvestres; en 1989 la captura de abulón alcanzó nuevamente las 1,000 t (CONAPESCA, 2006) y fueron estables de 1989 a 1992 con un promedio de 979 t.

A partir de 1993, los valores empezaron a descender hasta llegar a 490 t en 1999 (CONAPESCA, 2010). Del 2000 a 2010 nuevamente se registran incrementos en las capturas hasta alcanzar 778 toneladas y en 2011 se registró una disminución, reportándose 465 toneladas (CONAPESCA, 2010, 2011). En épocas más actuales, del 2012-2017, principalmente por cambios en los criterios de asignación de cuotas, son menores los volúmenes a la de temporadas anteriores, disminuyendo hasta 273 t en el último año; más recientemente de 2018 a 2020 la captura promedio es de 306 t (CONAPESCA, 2018, 2019, 2020).

Los volúmenes de captura del abulón (cuotas) para cada organización pesquera de la Península de Baja California quienes tienen permiso o concesión para la captura comercial de este recurso, son emitidos anualmente por la Comisión Nacional de Pesca y Acuacultura (CONAPESCA) considerando los dictámenes técnicos emitidos por el Instituto Nacional de Pesca y Acuacultura (INAPESCA), estos tienen como base evaluaciones de la abundancia del recurso en cada una de las zonas de pesca, así como consideraciones de la variabilidad ambiental. La última actualización al Aviso de épocas y zonas de vedas de especies acuáticas de 1994, donde está incluido el abulón, se publicó en el Diario Oficial de la Federación del 7 de julio de 2021, en el que se establecen el inicio y conclusión de las épocas de veda y captura para cada una de las zonas de captura para 2021 y ésta se encuentra vigente hasta en tanto no se publique un nuevo aviso en el DOF. La captura anual promedio del abulón en los últimos diez años (2011-2020) es de 414 toneladas peso vivo.

Debido a las mortalidades de abulón registradas como consecuencia del efecto del cambio climático (calentamiento de la temperatura de la superficie del mar, hipoxia, síndrome de deshidratación, etc.) la cual empezó en la Península de Baja California de norte a sur, algunas organizaciones pesqueras decidieron no capturar abulón de manera diferenciada, como es el caso de la Cooperativa Progreso que no ha capturado comercialmente este recurso desde 2017 a 2022 y de la Cooperativa Bahía Tortugas que tampoco extrajo el recurso de 2013 a 2016.

El abulón es aprovechado casi en un 100%, ya que tanto el músculo del animal o "callo", como la concha, son procesados. La captura que se obtiene se enlata en un 80%. La concha del abulón

sólo se usa en México para elaborar artesanías, pero es un subproducto valioso susceptible de aprovecharse en la fabricación de porcelanas, cementos y cosméticos.

El precio del abulón es muy estable, tiene muy poca variabilidad interanual. Un poco antes del inicio de la temporada de pesca, la empresa que lo comercializa le hace una oferta a los productores de abulón (Federación de Cooperativas Pesqueras Baja California, F. C. L.) de más o menos uno, dos o cinco dólares más que el precio por caja de la anterior temporada y con este margen se negocia y se llega a un acuerdo del nuevo precio. En 2017 el precio de la tonelada de callo de abulón fue de \$134 500.00 dólares, o sea \$ 134.5 dls el kilogramo, mientras que el precio de la caja de 24 latas de 450 g peso drenado fue de \$ 1 650.00 dólares, \$ 68.75 dls por lata, equivalente a \$1 375.00 en moneda nacional (M.C. Mario Ramade Villanueva, comunicación personal). En el Anuario Estadístico de CONAPESCA (2017) se reporta un precio de \$ 353.00 por kilogramo para el abulón en vivo; para el caso particular de la Cooperativa Progreso ubicada en la localidad de La Bocana, B.C.S., el precio de playa (“ex-vessel price”) en 2017 fue de \$ 41 180.00 dls por tonelada (Vargas-López *et al.*, 2022). El precio internacional en las estadísticas de FAO para el abulón mexicano enlatado, para 2017 fue de \$112.00 dls por kg (\$2 354.00), para el abulón australiano fue de \$66.00 dls por kg (\$1 400.00), como se ha mencionado anteriormente la calidad del abulón mexicano es muy alta, por lo que sus precios también lo son.

2.1.4 Producción acuícola de abulón en la Península de Baja California

En 2017 en Baja California existían cinco laboratorios de producción de larvas y semillas de abulón para su engorda en tierra y maricultivo, mientras que en Baja California Sur existen cinco laboratorios de producción, cuatro de ellos son para repoblamiento de bancos silvestres y solo la Cooperativa de Producción Pesquera El Progreso engorda abulón en instalaciones en tierra. Esta última Cooperativa engorda abulón azul (*Haliotis fulgens*), la única producción mundial de esta especie. La empresa Abulones Cultivados, ubicada en el Ejido Eréndira, en Baja California se cultiva abulón rojo (*Haliotis rufescens*).

De acuerdo con el Anuario Estadístico de CONAPESCA (2020), la producción acuícola de abulón es la siguiente (Tabla 1):

Tabla 1. Producción de abulón por cultivo en la Península de Baja California.

Año	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Toneladas	23.0	22.5	29.6	17.3	22.6	40.0	63.8	67.9	22	20.4	21.5	26	22	95	52.3

Actualmente el abulón cultivado se comercializa de la siguiente manera: a) La Cooperativa El Progreso tiene una presentación en frasco de cristal con 6 a 8 piezas (medallones) a un precio de \$450.00 y congelado al alto vacío a \$75.00 la pieza; b) Abulones Cultivados comercializa los medallones de abulón en vivo de aproximadamente 3 pulgadas y un peso promedio de 80 g a \$100.00 (tres abulones). El 75% de su producción lo exporta a Estados Unidos de Norteamérica y Asia (principalmente Japón) y el 25% en México.

2.1.5 Descripción del recurso langosta roja mexicana (*Panulirus*)

La langosta roja *Panulirus interruptus* es un crustáceo decápodo que pertenece a la familia Paniluridae, se distribuye desde Monterey, California hasta Bahía Magdalena en la zona templado-tropical, donde hay interacción de la corriente de California de aguas frías de origen subártico y la corriente norecuatorial de aguas cálidas, tiene influencia de surgencias costeras, cuya intensidad es mayor en primavera y verano (Parris *et al.*, 1981; Vega y Lluch-Cota, 1992). La zona de su distribución se ve afectada por fenómenos de variabilidad interanual como calentamientos (“El Niño”), enfriamientos (“La Niña”) y fenómenos de más largo plazo (Cooper *et al.*, 1989). Habita en fondos rocosos y rocoso-arenosos desde aguas someras hasta 150 m de profundidad (Vega *et al.*, 1996).

La langosta tiene un cuerpo tubular, ligeramente comprimido dorso-ventralmente, es simétrico y está formado por el cefalotórax (fusión de la cabeza y el tórax) y el abdomen al que comúnmente se le denomina cola. El cefalotórax de este crustáceo tiene protuberancias espinosas y el rostro es pequeño, con dos ojos protegidos por proyecciones espinosas. La región

bucal, incluye las mandíbulas, maxilas y maxilípedos, que le permiten llevar el alimento hacia la boca (Phillips y Booth, 1994).

Su ciclo de vida comprende 11 estadios larvarios con una duración de 7 a 8 meses, parte de los cuales son de vida planctónica, a partir de la fase de puérulus se asientan en aguas someras comenzando su fase bentónica. En esta etapa habita en áreas rocosas donde hay gran presencia de macroalgas como *Macroscystis*, *Eisenia*, *Gelidium* y pastos marinos como *Phylospadix*. Los juveniles y adultos son de hábitos nocturnos y se ocultan durante el día en distintos tipos de refugio, de los cuales salen al anochecer en busca de alimento; su alimentación es omnívora (Vega *et al.*, 1996).

2.1.6 Aspectos generales de la pesquería y precios de langosta roja en México

Las capturas de las langostas espinosas (*Panulirus* spp.) en México ascienden a 4900 toneladas (CONAPESCA, 2018). Los precios de estas capturas, se traducen en un ingreso aproximado de 53 millones de dólares, por lo que al ser pesquerías de pequeña escala ese ingreso es importante para mantener varias comunidades costeras (Almendárez-Hernández *et al.*, 2008, Salas *et al.*, 2012). La zona que principalmente se ve beneficiada por este recurso es la costa occidental de la Península de Baja California, donde se distribuye la langosta roja (*Panulirus interruptus*); especie que comprende el 66% ($\approx 3,200$ mt) de las capturas nacionales de langosta. El 48% de estas capturas son exportadas, siendo China (47%) su principal destino (CONAPESCA, 2018; trademap.org).

El promedio de los precios anuales de exportación es relativamente estable, mostrando un crecimiento constante de 21 a 40 USD/kg del 2006 al 2020 (trademap.org), pero en una escala interanual las capturas tienden a mostrar una variabilidad importante. Esta pesquería tiene una veda que va del 1 de marzo al 30 de septiembre (DOF, 2015), durante la cual está estrictamente prohibida la venta y comercialización del producto. Se comercializa como langosta viva entera. Desde la perspectiva económica, la incertidumbre en el precio se traduce en un aprovechamiento subóptimo de los recursos pesqueros (Anderson y Seijo, 2010; Ponce-Díaz *et al.* 2021), por tal motivo, es esencial contar con una predicción confiable en los precios futuros que permita así mejorar la toma de decisiones de los usuarios del recurso.

El tener una predicción del precio de exportación de la langosta con una resolución mensual sería información esencial para mejorar la estrategia comercial de los pescadores, buscando mejorar el beneficio económico a través de una mejor planeación en la captura durante la temporada de pesca. Cabe resaltar que para esta pesquería se implementa una captura programada durante la temporada, ya que esta pesquería presenta co-manejo mediante TURF's ("Territorial Use Rights for fishing") asignadas a cooperativas pesqueras, manejado mediante tallas mínimas y cuotas. Este sistema de manejo en el área de estudio, presenta una gobernanza efectiva, ya que desde el 2004 ha sido la primera pesquería en ser certificada por el Marine Stewardship Council (Pérez-Ramírez *et al.*, 2012).

Si bien la predicción de los precios puede generar beneficios en la gestión del recurso, estimar empíricamente los precios futuros es complejo (Izumi, 2001; Arthur, 2009; Shafie-Khan *et al.*, 2011; Restocchi, 2018). Al ser un producto de exportación, el precio de la langosta roja está influenciado por la dinámica de los mercados internacionales (Basulto y Medina, 2018). Por lo que para la predicción de precios se requiere hacer uso de herramientas analíticas robustas (Westerhoff, 2009; Sánchez, 2019; Mancini, 2022).

El precio internacional de la langosta roja tiene una amplia variabilidad diaria, este depende en gran medida de las festividades orientales, ya que el 95% de la producción se exporta viva a Asia. Debido a la altísima demanda que tiene la langosta por parte de las familias para incluirla en sus menús, cuando se acercan festividades como Año Nuevo o el Festival de la Luna, los precios se pueden incrementar o disminuir hasta en un 30% o 50% de un día para otro. En el caso del mercado nacional, se comercializan las langostas que no se exportan porque no tienen la calidad de exportación (vitalidad, pérdida de apéndices etc), estas se venden congeladas a precios que oscilan el 50% del precio de exportación (M.C. Mario Ramade Villaeuva, comunicación personal). En el mercado local, el precio promedio actual es de \$ 580.00 por kilogramo de langosta congelada.

La langosta espinosa *Panulirus argus* se captura en las costas del Caribe mexicano, en zonas costeras de Yucatán y Quintana Roo. La producción de langosta en esas áreas en los últimos 10

años (2010-2019) se muestra en la Tabla 2; en ese período Yucatán contribuyó con el 14% a la captura nacional y Quintana Roo con el 10%; mientras que la producción en la Península de Baja California fue del 65%.

En el análisis de la producción histórica de la langosta en Yucatán y Quintana Roo realizado por Salas *et al.* (2012) para el período de 1980 a 2010, se muestra que el peso vivo de estas ha variado desde 400 t hasta 1075 t que fue el volumen máximo registrado en 2002, y que a partir de esa fecha ha disminuido progresivamente hasta 417 t en 2009. De 2010 a 2019 las capturas promedio fueron de 849 t, con un mínimo de 544 t en 2012 y un máximo de 1 134 t en 2017 (CONAPESCA, 2019). Eventos climáticos como los huracanes y las tormentas tropicales tienen impactos negativos en las capturas de langosta, particularmente después del impacto de los huracanes Gilberto (1988) e Isidoro (2002) las capturas disminuyeron de manera significativa Salas *et al.* (2012).

Tabla 2. Producción de la langosta espinosa *Panulirus argus* en Yucatán y Quintana Roo de 2010 a 2019 (CONAPESCA, 2019).

Año	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
Yucatán	378	238	168	467	421	434	379	644	598	567
Quintana Roo	528	373	376	467	354	343	431	490	439	396
Caribe	906	611	544	934	775	777	810	1134	1037	963

La extracción de la langosta en el Caribe mexicano se inició en los años 1950s, los métodos empleados son: buceo en apnea, buceo Scuba, buceo con compresor o equipo Hookah, mediante la utilización de trampas, redes, así como refugios artificiales denominados casitas, el arte de pesca se denomina gancho-buceo y también se utiliza la jimba que es una red de cuchara. Se utilizan tanto embarcaciones menores (de fibra de vidrio de 8 a 9 m de eslora y motor fuera de borda de 40-80 HP, 115 HP como potencia máxima, tripulada por 2-4 pescadores) como mayores (de 12 a 18 m de eslora, motor estacionario y están equipados con instrumentos de navegación y ecosonda, funcionan como barcos nodriza Ríos-Lara *et al.*, 2012) y los productores que tienen concesionada la extracción de este recurso están organizados en

Sociedades Cooperativas de Producción Pesquera (SCPP). En 2012 se tenían registradas 39 SCPP, así como 960 embarcaciones menores, 26 mayores y más de 100 embarcaciones de 3 m de eslora sin motor; el sector privado participa en la compra y comercialización de las capturas y en la exploración de nuevos mercados (Ríos-Lara *et al.*, 2003; Ríos y Salas, 2009; Salas *et al.*, 2012). En la plataforma yucateca a partir del 2000 también se captura con trampas en aguas profundas aledañas al Arrecife Alacranes. La alta demanda de las capturas y la disminución de las mismas en algunas zonas ocasiona que los pescadores buceen a mayor profundidad y permanezcan más tiempo bajo el agua, lo que les ocasiona problemas de salud por descompresión (Huchim-Lara, 2010). Las medidas de regulación comprenden una veda de cuatro meses, talla mínima legal y no captura de hembras ovígeras (Aguilar *et al.*, 2013).

La langosta se comercializa entera congelada, como cola de langosta fresca o congelada y a partir de 1995, en Quintana Roo se inició la comercialización de la langosta viva, principalmente al mercado asiático y en menor medida directamente en los restaurantes y hoteles de Cancún. En 2012 los precios por kilogramo para estas tres presentaciones fueron de \$ 230.00, \$ 510.00 y \$ 400.00, respectivamente. Siguiendo la cadena de valor para la cola de langosta fresca o congelada, al pescador se le pagaba \$ 235.00, a la Cooperativa \$ 327.00, en el comercio nacional \$ 510.00 y en restaurantes \$ 560.00; a partir de 1987 el precio de la langosta se incrementó permanentemente hasta 2011 (Salas *et al.*, 2012).

De acuerdo con Mercamar, actualmente la cola de langosta del Caribe se comercializa a \$ 1 100.00 por kilogramo, el peso individual de las colas de langosta varía entre 500 y 800 g.

2.2 Oferta y demanda en las ciencias económicas relacionadas con el mercado

La oferta y la demanda son conceptos fundamentales de la economía. El concepto del mercado se define generalmente como un número de compradores y vendedores (o demandantes y oferentes) de un bien o servicio determinado, que están dispuestos a negociar con el objetivo de intercambiar bienes. Ambos conceptos (oferta y demanda) presentan interacciones que se manifiestan a través de lo que se conoce como punto de equilibrio, elasticidad, desplazamientos y movimientos, que más adelante se explicarán.

La demanda puede ser definida como la cantidad de bienes y servicios que son adquiridos por consumidores a diferentes precios. El principal factor de la demanda son las preferencias individuales (Salmon, 1990), sin embargo, el presente trabajo se concentra en la demanda de mercado, la cual es la suma total de las demandas individuales, como se observa en el mercado mundial.

La función de la demanda se representa por la ecuación (1) (Goñi-Avila, 2008):

$$Q = f(Px, Pbs, Pbc, Y, Pob., PIB, PUB., otros) \quad (1)$$

Dónde: Px = precio del producto, Pbs = precio de bienes sustitutos, Pbc = precio de bienes complementarios, Y = ingreso de los consumidores, Pob = tamaño de población, PIB = Producto Interno Bruto, PUB = gastos en publicidad, Otros = moda, área geográfica, turismo, etc.

Al igual que en el caso de la demanda, la oferta puede ser definida como la cantidad de bienes que las empresas o personas tienen la capacidad y deseo de vender en el mercado, en un determinado lapso de tiempo y espacio. La función de la oferta (o curva de la oferta) de un bien, muestra la relación entre su precio de mercado y la cantidad de ese bien que los productores están dispuestos a producir y vender (Nordhaus, 2006).

La función de oferta del mercado se puede expresar como la siguiente ecuación (2) (Goñi-Avila, 2008):

$$O = f(Px, r, T, objetivos, otros) \quad (2)$$

Dónde: Px = precio del producto, r = costos de los factores de producción, T = tecnología, objetivos = que pretende alcanzar la empresa, otros = moda, área geográfica, turismo, etc.

La ley de la oferta indica que esta es directamente proporcional al precio: cuanto más alto sea el precio del producto, más unidades se ofrecerán a la venta. En contraste, la ley de la demanda

señala que esta es inversamente proporcional al precio: cuanto más alto sea el precio, menos demandarán productos los consumidores (Fig. 1).

Una de las interacciones clásicas entre la oferta y la demanda se observa en la figura 1: ambas curvas definen el punto de equilibrio, donde la demanda del producto se cruza con la oferta. En este punto convergen su correspondiente precio y cantidad de equilibrio. Cuando no se alcanza este punto, habrá un exceso de demanda, o bien, un exceso de oferta, según el caso.

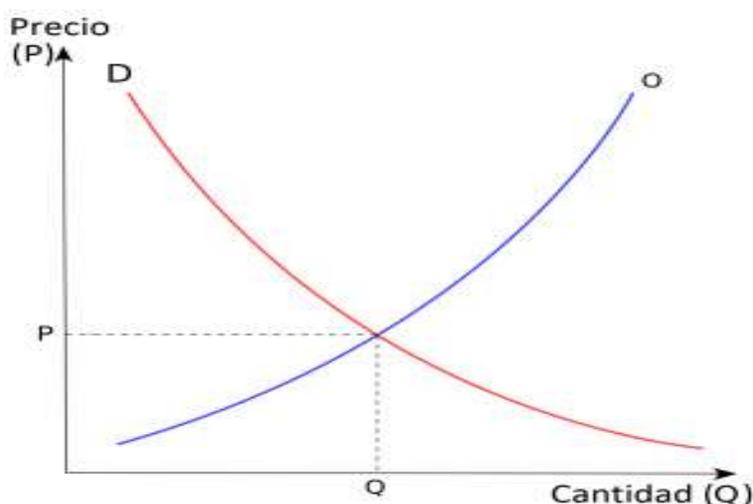


Figura 1. La ley de la oferta y la demanda es el principio básico sobre el que se basa una economía de mercado. Este principio refleja la relación que existe entre la demanda de un producto y la cantidad ofrecida de ese producto teniendo en cuenta el precio al que se vende el producto (Móchon y Carreón, 2011).

Otra de las principales propiedades asociadas a la demanda y la oferta es lo que se conoce como la Elasticidad. Para el caso de la demanda, esta propiedad (la elasticidad precio-demanda) mide la sensibilidad demandada frente al precio (Tellis, 1988). Este análisis permite medir y cuantificar la variación de la cantidad demandada ante cambios en el precio de un bien particular. La fórmula que se utiliza para el cálculo del coeficiente de elasticidad precio-demanda es (3):

$$Ed = \frac{\frac{\Delta Q}{(Q_1+Q_2)/2}}{\frac{\Delta P}{(P_1+P_2)/2}} \quad (3)$$

Dónde: Q_1 y P_1 son la cantidad y el precio iniciales, Q_2 y P_2 son la cantidad y precio finales, $\Delta Q = Q_2 - Q_1$, $\Delta P = P_2 - P_1$.

Este coeficiente permite determinar si la demanda de un bien es elástica ($Ed > 1$), es decir que responde de forma significativa frente a cambios de precio; o si es inelástica ($Ed < 1$), lo cual quiere decir que no varía mucho frente a los cambios en el precio.

La elasticidad de precio-oferta, mide la variación en términos del porcentaje que experimenta la cantidad ofrecida de un bien, cuando incrementa su valor en una unidad porcentual. La fórmula utilizada para el cálculo del coeficiente de elasticidad precio-oferta es (4):

$$Eo = \frac{\frac{\Delta O}{(O_1 + O_2)/2}}{\frac{\Delta P}{(P_1 + P_2)/2}} \quad (4)$$

Dónde: O_1 y P_1 son la cantidad y precio iniciales, O_2 y P_2 son la cantidad y precio finales, $\Delta O = O_2 - O_1$, $\Delta P = P_2 - P_1$.

Este coeficiente permite determinar si la oferta de un bien es elástica ($Eo > 1$), es decir que responde de forma significativa frente a cambios de precio; o si es inelástica ($Eo < 1$), lo cual quiere decir que no varía mucho frente a los cambios en el precio.

En ocasiones el mercado presenta cambios debido a desplazamientos de la curva de la oferta y/o demanda. Esto se conoce como Desplazamientos de las Curvas y normalmente resultan en un nuevo equilibrio de mercado. Cuando se da uno de estos desplazamientos, la curva entera se desplaza, lo que significa que para cada precio existe una nueva cantidad ofertada o demandada.

2.3 El comportamiento de la oferta y demanda aplicadas a pesquerías

De acuerdo con la teoría económica clásica (Walras, 1874), la función de demanda y oferta dependen de la variación del precio. Por lo que se debe considerar que el precio no es una

constante sino una variable. La oferta, en economía, es la cantidad de bienes que los oferentes están dispuestos a poner a la venta en el mercado a unos precios concretos. En el caso de las pesquerías los bienes son los recursos pesqueros (es decir, la oferta se expresa a través de la captura). En economía, la demanda es la cantidad total de un bien que la gente desea adquirir, para este trabajo es la cantidad (toneladas) de abulón exportado.

La oferta en la mayoría de los casos crece con el incremento del precio. Sin embargo, la oferta en el caso de una pesquería donde no existe propiedad sobre el recurso (acceso abierto) como lo señala Copes (1970), es diferente. La curva tiende a tener una flexión hacia atrás en su forma (Fig. 2). En un periodo corto, la curva de oferta en pesquerías se incrementa, pero en un periodo largo está delimitada por la abundancia del recurso. A medida que aumenta el esfuerzo pesquero, la captura eventualmente comenzará a disminuir como consecuencia de la sobreexplotación, incluso si el precio aumenta, la oferta disminuirá.

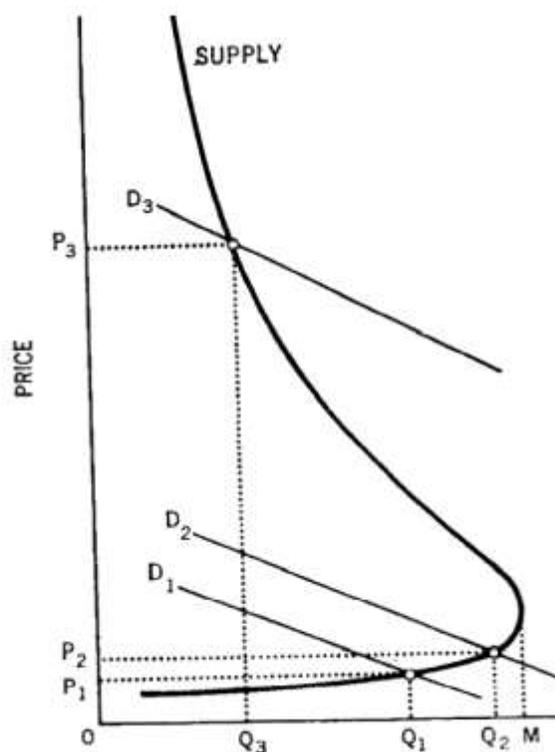


Figura 2. Curva teórica para una pesquería de acceso abierto (Copes, 1970).

Copes (1970) presenta una discusión gráfica de la curva de oferta de flexión hacia atrás en una pesquería de acceso abierto, pero no proporciona una función específica para la estimación.

Hasta ahora solo se han realizado pocos estudios que desarrollan funciones para la curva de oferta de flexión hacia atrás en la pesca, y utilizan principalmente el modelo Gordon-Schaefer y su función de rendimiento cuadrática. Esto, en cierta medida, requiere datos de existencias biológicas para la estimación (Berck y Perloff, 1985; Bjørndal, 1987; Nøstbakken y Bjørndal, 2003).

La gran aportación científica a la ley de la oferta en materia de pesca (bioeconomía) fue al combinar la relación entre el esfuerzo y el precio (Seijo *et al.*, 1997) con las propiedades que rigen el crecimiento poblacional de las especies biológicas (marinas) y la explotación de los recursos marinos, lo que originó la curva de flexión hacia atrás (Fig. 3).

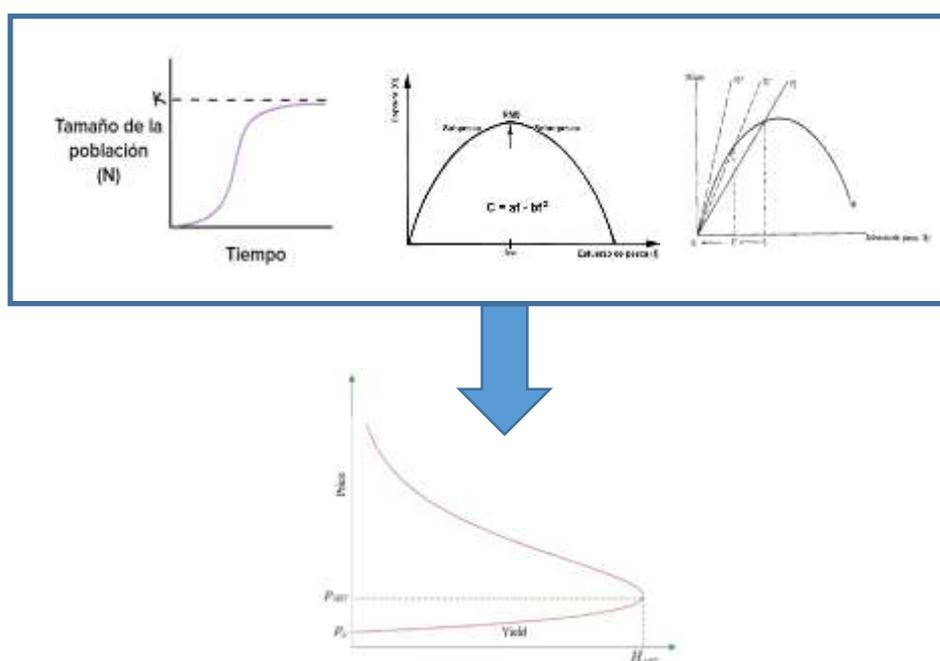


Figura 3. Se muestra en forma esquemática la interacción entre esfuerzo, captura, precio y crecimiento poblacional.

Seijo y Villanueva (2018) extendieron el modelo bioeconómico de Gordon-Schaefer para incluir el efecto de escenarios alternativos de la acidificación del océano en la ecuación de la dinámica de la biomasa y en consecuencia en la curva de oferta (captura) con flexión hacia atrás.

Finalmente, la función de demanda aplicada en pesquerías se comporta en forma clásica, la estructura de la curva es la siguiente (5):

$$Q = a_1P(t) + a_0 \quad (5)$$

Dónde, $P(t)$ es igual al precio del producto.

Esta función es inversamente proporcional al precio: cuanto más alto sea el precio, menos demandarán productos los consumidores (Fig. 4).

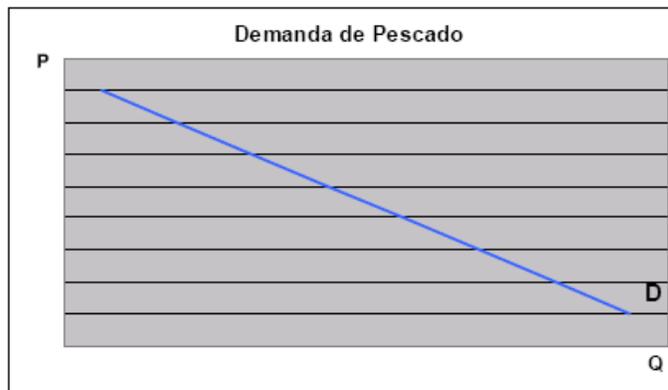


Figura 4. Curva de demanda de un producto pesquero (Monografias.com).

2.4 Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Las ANN son modelos que intentan reproducir el funcionamiento lógico del cerebro humano mediante un conjunto de neuronas artificiales conectadas entre sí para transmitirse señales (Hilera *et al.*, 1995); son una familia de algoritmos muy potentes con los que pueden modelar comportamientos complejos al calcular una función matemática: a una suma ponderada de valores de entrada se le aplica una función de activación que produce un valor de salida. Además, las ANN son métodos de aproximación no paramétricos que se usan comúnmente en la construcción de modelos de regresión no lineal (Friedman, 1991; Al-Batah *et al.*, 2010). Para la no linealidad, existen redes neuronales autorregresivas univariadas (NAR) basadas en una única serie de datos; para el caso de una o más variables exógenas existen las redes neuronales autorregresivas con variables exógenas (NARX), que explican a la variable dependiente.

Las redes neuronales artificiales han sido aplicadas en una gran cantidad de problemas como por ejemplo reconocimiento de rostros (Meng *et al.*, 2002), visión (Sergey y Nikos, 2015),

control en tiempo real del tráfico (Srinivan *et al.*, 2006), predicción de mercados (Nitin *et al.*, 2010; Lim *et al.*, 2016). En cuanto la aplicación de las ANN en la predicción de precios, estas se han utilizado eficazmente para predecir los cambios en los mercados bursátiles (Adebiyi *et al.*, 2014; Guresen *et al.*, 2011; Mombeini y Yazdani-Chamazini, 2015; Abidoye *et al.*, 2019; Wijesinghe y Rathnayaka, 2020).

Las predicciones realizadas mediante ANN tienden a desempeñarse mejor que la de los modelos ARIMA, ya que las ANN modelan la volatilidad financiera de manera más eficiente (Ghiassi *et al.*, 2005; Hamzacebi *et al.*, 2009; Pati y Shukla, 2014; Garg *et al.*, 2016; Alam, 2019; Adeyinka y Muhajarine, 2020). Las ANN son capaces de reconocer patrones de series de tiempo y características no lineales, lo que da una mejor precisión sobre otros modelos, convirtiéndolos en métodos usados frecuentemente para realizar predicciones tales como: las fluctuaciones en el nivel medio mensual de la superficie del Mar Caspio a corto plazo (Vaziri, 1997), extracción de datos y modelado de sistemas fluviales (Jones, 2004), estimación de la descarga de agua diaria con dos variables de entrada de estaciones pluviométricas en el río Langat en Malasia (Toriman *et al.*, 2009), predicción de los rendimientos diarios de los precios del petróleo crudo (Bildirici y Ersin, 2015), análisis del mercado inmobiliario de Singapur y el índice de precios de condominios futuros (Lim *et al.*, 2016), medición de la carga eléctrica precisa para ayudar a las compañías eléctricas con una mejor programación y una gestión eficiente (Tian *et al.*, 2018), predicción de las tasas de mortalidad humana (Hainaut, 2018), implementación de intervenciones de atención médica preventiva y control de epidemias (Philemon *et al.*, 2019), predicción de la demanda turística mensual para diez países europeos (Silva *et al.*, 2019) y seguimiento de casos de COVID-19 (Namasudra *et al.*, 2021).

Las redes neuronales artificiales se han aplicado en diferentes campos: a) para resolver el problema del reconocimiento facial, Meng *et al.* (2002) utilizaron un enfoque que emplea una función básica de clasificación radial en el entrenamiento de una red neuronal y los resultados destacaron el excelente rendimiento en términos de error con respecto a la clasificación y el aprendizaje eficiente; b) Se han aplicado para proporcionar un control eficaz de las señales de

tráfico en tiempo real para una gran red de tráfico compleja utilizando un sistema multiagente híbrido basado en redes neuronales (Srinivasan *et al.*, 2006).

Se han utilizado varios modelos de redes neuronales para pronosticar los precios en el mercado utilizando diferentes índices, como la Bolsa de Valores de Nueva York (NYSE) (Adebiyi *et al.*, 2014), la bolsa de valores NASDAQ (Guresen *et al.*, 2011), el precio de las acciones de oro en la NYSE (Mombeini y Yazdani-Chamzini, 2015), los precios de bienes raíces en Hong Kong (Abidoeye *et al.*, 2019), y acciones de Apple en NASDAQ (Cheng *et al.*, 2022).

A pesar del poder predictivo, la gran difusión de las ANN, y la relevancia de contar con predicciones de precios para toma de decisiones, no se identificó información respecto a la aplicación de esta herramienta en la predicción de precios en los recursos pesqueros y en específico para la langosta roja mexicana (*Panulirus*).

3. JUSTIFICACIÓN

La FAO (2020) documenta muy bien el futuro de la pesca y acuicultura en el mundo: se prevé que los precios del sector de la pesca y la acuicultura aumenten a largo plazo hasta 2030. Dentro de los factores que se señalan, por el lado de la demanda, incluyen la mejora de los ingresos, el crecimiento demográfico y el aumento de los precios de la carne. Mientras que, por el lado de la oferta, se señala que es probable que la estabilidad de la producción de la pesca de captura, la desaceleración del crecimiento de la producción de la acuicultura y el aumento de los costos de los insumos (piensos, energía y petróleo) desempeñen un papel importante. Además, la desaceleración de la producción pesquera y acuícola de China estimulará el aumento de los precios en ese país, lo que repercutirá en los precios mundiales.

La pesca y acuicultura se consideran actividades económicas, por lo que mejorar la recopilación y el análisis de datos económicos tendrá un impacto positivo total en el sector para ayudar a los encargados de la formulación de políticas a tomar decisiones fundamentadas, por lo que la aplicación de la teoría bioeconómica en estas actividades son necesarias.

Las pesquerías de abulón y langosta que se desarrollan en la costa occidental de la Península de Baja California son de pequeña escala y tienen un alto valor comercial por lo que representan el sustento principal de las comunidades costeras de la región.

Conocer el comportamiento y tendencias de los precios de estas pesquerías es muy importante para optimizar la gestión de inventarios, que está relacionada con los costos de producción, como herramienta para negociar contratos más justos para los productores, así como para diseñar medidas de manejo que promuevan la sustentabilidad, maximizando los beneficios económicos.

4. HIPÓTESIS

H1. Debido a que las pesquerías de pequeña escala de abulón han estado sujetas a sobreexplotación y cuotas de captura durante varios años, entonces la curva de oferta se debe ajustar a una curva de flexión hacia atrás.

Para abordar la hipótesis planteada se responderá a las siguientes preguntas científicas:

- ¿Cuáles son las relaciones de la pesca, cultivo y volumen de exportación de abulón con el precio de las distintas presentaciones del producto en el mercado internacional?
- ¿Cuáles son los efectos en el precio del abulón si la pesquería se encuentra sobreexplotada?
- ¿Cuáles son los efectos en el precio del abulón al imponer cuotas de captura?

H2. El uso de redes neuronales autorregresivas para el pronóstico de precios de exportación de la langosta roja mexicana, mejorará la precisión respecto a los modelos autorregresivos convencionales.

Para abordar la hipótesis planteada se responderá a las siguientes preguntas científicas:

- ¿Los métodos de redes neuronales autorregresivas no lineales son capaces de pronosticar precios de exportación de la langosta roja mexicana?
- ¿Utilizar variables exógenas asociadas al precio de la langosta roja mexicana en los modelos de redes neuronales autorregresivas mejora la precisión del pronóstico de precios de exportación?
- ¿Los métodos de redes neuronales autorregresivas no lineales tienen mejor precisión en el pronóstico de precios de exportación de la langosta roja mexicana respecto a los modelos autorregresivos convencionales?

5. OBJETIVOS

5.1 Objetivo general

Analizar el comportamiento del efecto de las cuotas de captura y pronóstico del precio en pesquerías de pequeña escala y alto valor comercial como el abulón y la langosta.

5.2 Objetivos particulares

1. Comprobar si en una pesquería de pequeña escala como la del abulón, la relación oferta-precio sigue el comportamiento teórico de una curva de flexión hacia atrás.
2. Describir el efecto de las cuotas de captura en la curva de oferta-precio para la pesquería de abulón.
3. Comprobar que el modelo de Pham y Flaaten (2013) tiene un buen ajuste al comportamiento de la oferta.
4. Comprobar que las redes neuronales autorregresivas con y sin variables exógenas (NAR y NARX) ajustan al comportamiento del precio de la langosta roja mexicana.
5. Demostrar que el uso de modelos de redes neuronales artificiales (ANN), son adecuados para pronosticar el comportamiento futuro del precio de exportación de la pesquería de la langosta roja mexicana (*Panulirus*).
6. Comparar la precisión de las redes NAR, NARX con los modelos autorregresivos de media móvil integrado con variable exógena (ARIMAX) en el pronóstico del precio de exportación de la langosta.

6. MATERIAL Y MÉTODOS

Este apartado se divide en dos secciones: (1) análisis de la oferta y demanda en el mercado internacional de las principales pesquerías y la producción acuícola del abulón y (2) pronóstico de precios de recursos pesqueros empleando redes neuronales: el caso de la langosta espinosa roja mexicana (*Panulirus*).

6.1 Datos de las pesquerías de abulón utilizados en el análisis

El análisis se llevó a cabo para los principales países exportadores e importadores: China, Korea, Japón, Australia, Nueva Zelandia, USA, México y Chile y posteriormente se agruparon en cuatro grandes áreas geográficas: Asia, Oceanía, América y nivel mundial.

Se utilizaron las bases de datos de abulón de los archivos de la Organización para la Agricultura y la Alimentación de Naciones Unidas (FAO) de 1976 a 2017 y de los Anuarios Estadísticos de Acuicultura y Pesca de México de 2005 a 2018 (Tabla 1). Los datos utilizados fueron: toneladas de captura, toneladas de producción por acuicultura, cantidad de exportación y valores (precios) de exportación e importación en dólares. Cabe señalar que para el caso de México para el periodo sin libre acceso solo están registrados datos de exportaciones a partir del año 2012 a 2018. Para Australia y México se obtuvieron las exportaciones de *Haliotis* spp. en los dos tipos de presentaciones que más se comercializan: congelado y enlatado.

En todos los casos (por país, área geográfica y mundial) el análisis se subdividió en dos vertientes: por un lado, se observó el comportamiento de la oferta (exportaciones) y por otro, el comportamiento de la demanda (importaciones). Como se mencionó anteriormente, Australia y México aportan casi el 80 % de la producción mundial de capturas de abulón silvestre, mientras que China aporta el 95 % de la producción acuícola.

La pesquería mundial de abulón ha sufrido una disminución constante de más de 16 000 t en la década de 1970 a menos de 5 000 t en 2018, y la producción mundial de abulón cultivado ha

aumentado considerablemente en las últimas dos décadas, de 231 t en 2000 a más de 180 000 t en 2018 (Figs. 5 y 6).

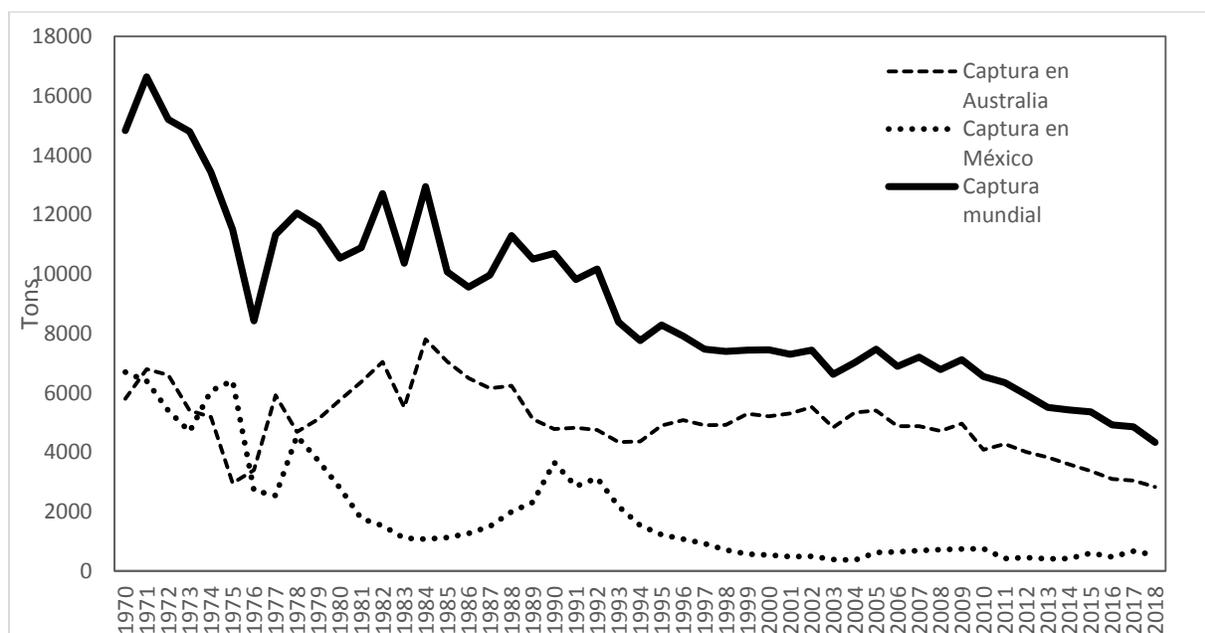


Figura 5. Producción de abulón por captura en Australia, México y el mundo, de 1970 a 2018.

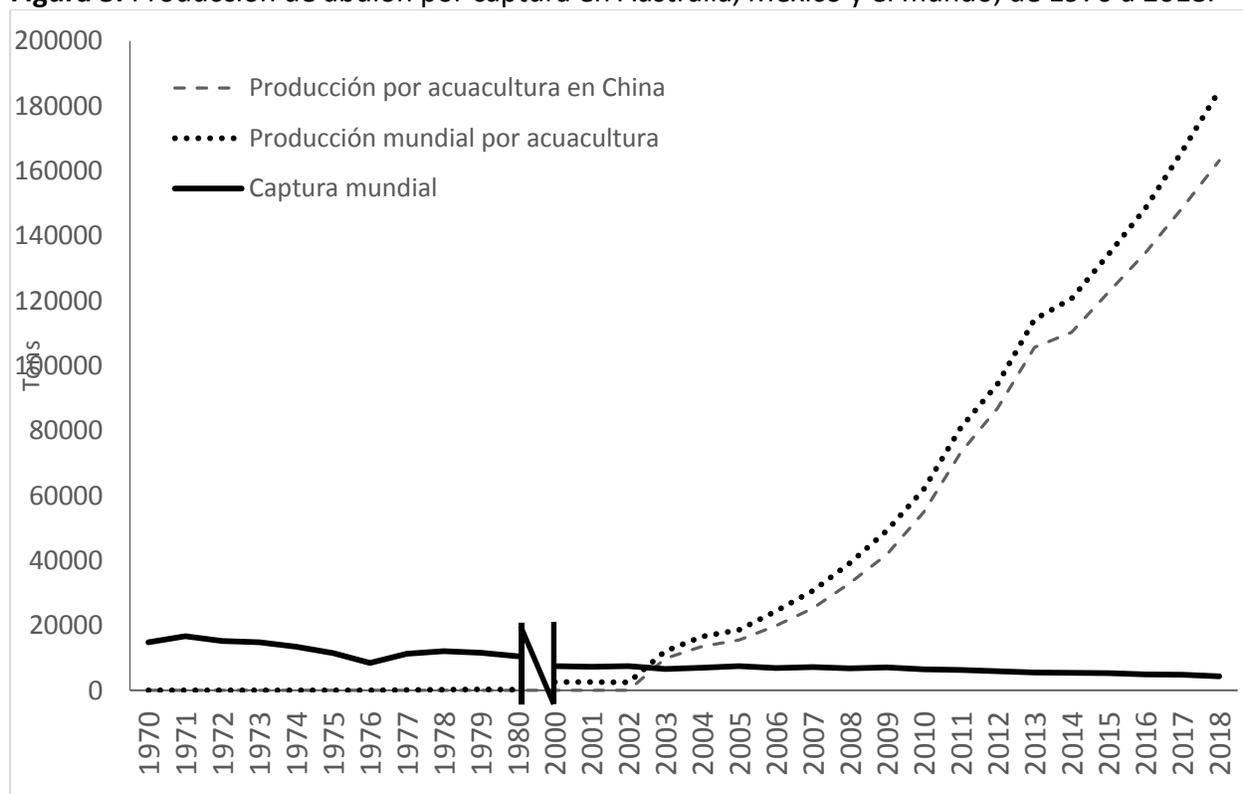


Figura 6. Producción de abulón por acuicultura en China y en todo el mundo en comparación con la captura mundial, de 1970 a 2018.

6.1.1 Análisis de la oferta y demanda en el mercado internacional de las principales pesquerías y la producción acuícola del abulón

En el análisis de la oferta y demanda se utilizó el coeficiente de correlación de Spearman (ρ), por ser un estadístico no paramétrico (es decir, es libre de distribución probabilística) que permite medir la correlación cuando no existe una distribución normal (Restrepo y González, 2007). Con este análisis se puede predecir el valor de una variable dado un valor determinado de la otra variable, el estadístico indica si existe una asociación negativa o positiva respectivamente entre las variables (Captura-Precios).

El estadístico ρ está dado por la expresión (6):

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum D^2}{N(N^2-1)} \quad (6)$$

Dónde: D es la diferencia entre los correspondientes estadísticos de orden $x - y$, N es el número de parejas de datos, donde $-1 \leq \rho \leq 1$. Si $\rho > 0$ hay correlación positiva: A valores altos de una variable le corresponden valores altos de la otra e igualmente con los valores bajos. Si $\rho < 0$ hay correlación negativa: A valores altos de una variable le corresponden valores bajos de la otra y viceversa. Para cada caso se procedió a verificar si el valor de ρ era significativo ($p < 0.05$) de acuerdo con Hung *et al.* (1997).

Pham y Flaaten (2013) desarrollaron cuatro modelos diferentes para estimar la curva de oferta de flexión hacia atrás con datos de la pesquería de anchoveta en Vietnam. La Tabla 2 muestra las características de estos modelos, las funciones de captura de flexión hacia atrás, el precio y el rendimiento que corresponden al nivel de MRS (Máximo Rendimiento Sostenible). Estas ecuaciones son el resultado de utilizar las derivadas de la captura con respecto al precio de las cuatro funciones de oferta.

Tabla 3. Funciones de captura de flexión hacia atrás, precios y rendimientos en los niveles de RMS de acuerdo con Pham y Flaaten (2013).

Model	Backward-bending catch	Maximum sustainable yield (MSY)	
	function	Price	Yield
Model 1	$H(p) = a(p - p_0)e^{-b(p-p_0)}$	$P_{MRS} = \frac{1}{b} + p_0$	$H_{MRS} = a/be$
Model 2	$H(p) = \frac{rKp_0}{p} \left(1 - \frac{p_0}{p}\right)$	$P_{MRS} = 2p_0$	$H_{MRS} = rK/4$
Model 3	$H(p) = \frac{Kp_0}{pe^{r\left(1-\frac{p_0}{p}\right)}} - Kp_0/p$	$e^{r\left(1-\frac{p_0}{P_{MRS}}\right)} \left(1 - \frac{rp_0}{P_{MRS}}\right) - 1 = 0$	$H_{MRS} = Kp_0/p \left(\frac{1}{1 - \frac{rp_0}{p}} - 1\right)$
Model 4	$H(p) = \frac{-rKp_0}{p \ln\left(\frac{p_0}{p}\right)}$	$P_{MRS} = ep_0$	$H_{MRS} = rK/e$

H = función de captura, p = precio, K = capacidad porteadora del medio, P_{MRS} = Precio en el máximo rendimiento sostenible, H_{MRS} = captura en el máximo rendimiento sostenible, r = tasa de crecimiento intrínseco, a,b = constantes.

Los coeficientes obtenidos por dichos autores fueron significativos, van desde niveles del 95% al 99% para todos los modelos. Los errores estándar son pequeños y las estadísticas de prueba ajustadas R^2 explicaron del 53% de la variación observada para el primer modelo y 95% en los tres siguientes modelos, lo que indica que los modelos dan un ajuste razonable a los datos.

El modelo de Gordon-Schaefer (Clark, 1990) es la combinación de equilibrio y captura basado en el modelo de crecimiento logístico de la población y considera a la captura por unidad de esfuerzo proporcional al tamaño del stock (abundancia). Sobre la base del modelo de crecimiento logístico y la simplificación de los supuestos económicos, se representa el cambio de abundancia por unidad de tiempo como (7):

$$dX/dt = G(X) - H \quad (7)$$

Dónde, X es el tamaño de la abundancia (stock).

El modelo de crecimiento logístico, $G(X)$, está especificado por (8):

$$G(X) = rX \left(1 - \frac{X}{K}\right) \quad (8)$$

Dónde, r es la tasa de crecimiento intrínseco y K es la capacidad de carga.

Entonces (7) puede ser escrita como (9):

$$dX/dt = rX(1 - X/K) - H \quad (9)$$

En equilibrio, $dX/dt = 0$, la abundancia (stock) X permanece constante y el rendimiento sostenible es igual al crecimiento biológico, $H = G(X)$ (Schaefer, 1954; Clark, 1990; Flaaten, 2011). Por tanto (9) puede expresarse como (10):

$$H = rX(1 - X/K) \quad (10)$$

La captura está dada por la siguiente ecuación de Schaefer (11):

$$H = qEX \quad (11)$$

Que es una relación lineal entre dos entradas, el esfuerzo pesquero E y el stock X (abundancia). El coeficiente q es referido a la capturabilidad. La función de captura de Schaefer implica que la captura incrementa a la misma velocidad que el incremento de la abundancia, si el esfuerzo es fijo.

Asumiendo que el precio de mercado del producto, p , sea constante, esto implica que el retorno total es (12):

$$TR(E) = pH = pqEX \quad (12)$$

Suponiendo que el costo por unidad de esfuerzo por año es constante, c , el costo total de la pesquería es (13):

$$TC(E) = cE \quad (13)$$

En el equilibrio bioeconómico bajo libre acceso, el promedio del retorno por esfuerzo es igual al costo marginal del esfuerzo: $RP(E) = CM(E)$, lo que implica el equilibrio de la biomasa $X^\infty = c/pq$. Se denota que $p > c/qK$ por que $X^\infty < K$. Si el precio de mercado, p , es igual o menor que c/qK , la captura H es igual a 0, por lo que las unidades de esfuerzo no participan en la pesquería. En otras palabras, el precio mínimo para que la captura se lleve a cabo es $p_0 = c/qK$. Si se expresa una correlación entre la biomasa en equilibrio, X^∞ , y los precios p y p_0 , entonces (14):

$$X^\infty = Kp_0/p \quad (14)$$

Sustituyendo X^∞ de (13) en X de (10) se obtiene la curva de oferta de acceso abierto a largo plazo con flexión hacia atrás (Fig. 7):

$$H(p) = rKp_0/p (1 - p_0/p) \quad (15)$$

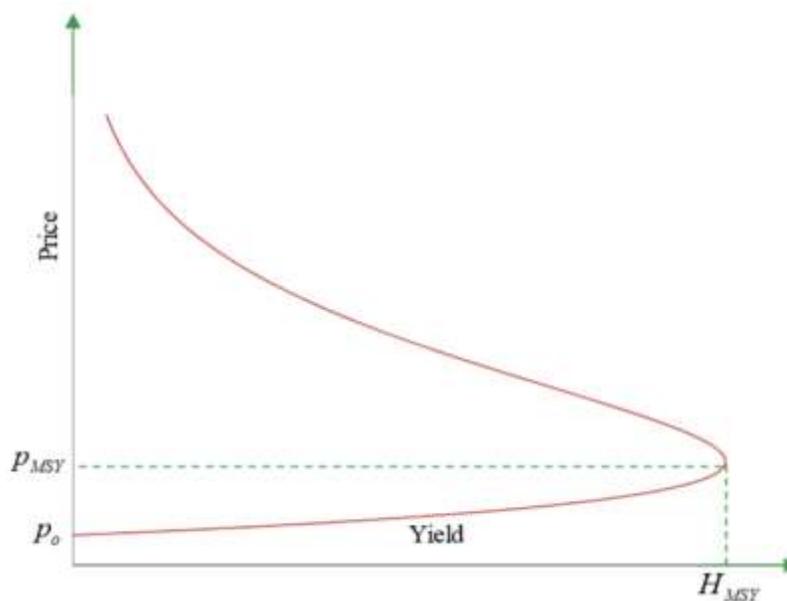


Figura 7. Curva de flexión hacia atrás.

Con el fin de replicar el comportamiento de los datos observados se utilizaron los modelos: para la oferta el de Pham y Flaaten (2013) (16):

$$H(p) = \frac{rKp_0}{p} \left(1 - \frac{p_0}{p}\right) \quad (16)$$

Supuestos y limitaciones del modelo de curva con flexión hacia atrás

Los supuestos básicos de este modelo son: que el producto es un bien de lujo y no enfrenta sustitutos cercanos en el mercado, que es un fenómeno a largo plazo más que a corto plazo, que la pesquería es de acceso abierto y que existe renovación de la población en condiciones de sobreexplotación (Copes, 1970). Mientras que la principal limitación es que se debe de contar con datos históricos de antes y después de la sobreexplotación del recurso pesquero.

Para el caso de la producción-precio (oferta) en el abulón por acuicultura en China, para su ajuste se utilizó el modelo lineal por segmentos (Gujarati, 2008) (17):

$$P_i = a_1 + \beta_1 Prod_i + \beta_2 (Prod_i - Prod^*) D_i \quad (17)$$

Dónde: P_i es el precio, $Prod_i$ es la producción, a_1, β_1, β_2 son constantes, $Prod^*$ es el valor umbral también conocido como valor de antemano (Nudo), D_i solo puede tener valores de 0 y 1.

De la función de demanda comúnmente usada en acuicultura (5), se substituyó $P(t) = Exp(b_1 p(t))$ y $a_0 = 0$ obteniendo la ecuación (18):

$$D = a_1 \exp(bp) \quad (18)$$

Para determinar la calidad del ajuste de los modelos se utilizó el coeficiente de determinación R^2 . Mientras el coeficiente sea más cercano a 1, mejor se ajusta el modelo a los datos.

En general no se puede tomar un precio arbitrario para lograr que la oferta y demanda coincidan. Solo en los puntos de corte de ambas curvas se dará esta coincidencia y solo un precio podrá producirla, a este se le denomina precio de equilibrio. Se determinó el precio de equilibrio incorporando en la misma grafica las curvas de oferta y demanda.

Además de los análisis mencionados anteriormente se midió la sensibilidad de las variables de captura y volúmenes de exportación con respecto al precio, mediante la elasticidad de la demanda y la oferta.

Se considera pertinente señalar que, para los análisis de la oferta y demanda, las gráficas que se presentan, provienen de la variación anual de la captura (oferta) o las toneladas exportadas (demanda) de abulón con respecto a sus precios. Es decir, lo que se muestra es el diagrama de dispersión y la curva ajustada (con sus respectivos estadísticos), omitiendo las gráficas asociadas a las variaciones anuales de la captura o las toneladas exportadas.

6.2 Análisis para el pronóstico de precios de la langosta espinosa roja mexicana (*Panulirus*).

6.2.1 Datos de las pesquerías de langosta roja utilizados en el análisis

Se obtuvieron datos mensuales del precio de exportación de la langosta roja mexicana (*Panulirus*) (variable objetivo, P-R) a China y de 31 variables que pueden influir en su precio, para el periodo enero del 2006 a diciembre del 2016.

Las 31 variables se seleccionaron considerando elementos básicos relacionados con la demanda y la oferta del producto (langosta roja mexicana) en el análisis de mercado: precio, principales competidores, principales compradores y cantidades del producto exportado/importado al mercado (Tabla 4).

Tabla 4. Variables exógenas que pueden generar un efecto sobre el precio de la langosta mexicana. Los datos son mensuales y corresponden a los años del 2006 al 2018 (Fuente: CONAPESCA (2018), <http://www.fao.org/fishery/statistics/>, trademap.org).

Variable	Abreviación
Producción de langosta en México	<i>PMex</i>
Precio de la langosta en Australia	<i>PAus</i>
Precio de exportación de la langosta mexicana en Hong Kong	<i>PMexHK</i>
Precio de exportación de la langosta mexicana en EUA	<i>PMexUsa</i>
Precio de exportación de la langosta mexicana en Taiwán	<i>PMexTC</i>
Precio de exportación de la langosta de Nueva Zelanda a nivel mundial	<i>PNZMun</i>
Precio de exportación de la langosta de Nueva Zelanda en Hong Kong	<i>PNZHK</i>
Precio de exportación de la langosta de Nueva Zelanda en EUA	<i>PNZUsa</i>
Precio de exportación de la langosta de Nueva Zelanda en Taiwán	<i>PNZTC</i>
Precio de exportación de la langosta australiana a nivel mundial	<i>PAusMun</i>
Precio de exportación de la langosta australiana en Hong Kong	<i>PAusHK</i>
Precio de exportación de la langosta australiana en EUA	<i>PAusUSA</i>
Precio de exportación de la langosta australiana en Taiwán	<i>PAusTC</i>
Valor del crecimiento del precio de la langosta australiana	<i>VCAus</i>
Valor del crecimiento del precio de la langosta de Nueva Zelanda	<i>VCNZ</i>
Valor del crecimiento del precio de la langosta mexicana	<i>VMex</i>
Volumen de exportación de la langosta mexicana en Hong Kong	<i>VMexHK</i>
Volumen de exportación de la langosta mexicana en Taiwán	<i>VMexTC</i>
Volumen de exportación de la langosta mexicana en EUA	<i>VMexUSA</i>
Volumen de exportación de la langosta australiana en Hong Kong	<i>VAusHK</i>
Volumen de exportación de la langosta australiana en Taiwán	<i>VAusTC</i>
Volumen de exportación de la langosta australiana a nivel mundial	<i>VAusMun</i>
Volumen de exportación de la langosta australiana en EUA	<i>VAusUsa</i>
Volumen de importación de la langosta en EUA proveniente de Australia	<i>VUSAAus</i>
Volumen de importación de langosta en EUA proveniente de México	<i>VUSAMex</i>
Volumen de importación de langosta en EUA proveniente de Nueva Zelanda	<i>VUsaNZ</i>
Volumen de importación de langosta en Taiwán proveniente de Australia	<i>VTCAus</i>
Volumen de importación de langosta en Taiwán proveniente de México	<i>VTCMex</i>
Volumen de importación de langosta en Taiwán proveniente de Nueva Zelanda	<i>VTCNZ</i>
Consumo nacional aparente en México	<i>CNA</i>
Consumo per cápita de langosta en México	<i>CPCMex</i>

Para identificar las variables de mayor efecto en el precio de exportación de la langosta mexicana (la variable objetivo), se construyó una matriz de correlación con las 31 variables exógenas; posteriormente, se seleccionaron aquellas con mayor coeficiente de correlación lineal simple mediante el coeficiente de Spearman (ρ). Este método se utilizó porque permite

medir la correlación de los datos que no se distribuyen normalmente (Restrepo y González, 2007).

6.2.2 Redes Neuronales

Se utilizaron dos modelos típicos de redes neuronales con una capa de entrada, una capa oculta (función de transferencia) y una capa de salida. Las representaciones de ambas arquitecturas se muestran en las figuras 8 y 9.

NAR es un modelo neuronal autorregresivo no lineal basado en una única serie de datos que funciona como entrada y salida. Este modelo predice los valores de la serie utilizando únicamente observaciones pasadas de la serie a predecir (variable objetivo) (McCulloch y Pitts, 1943).

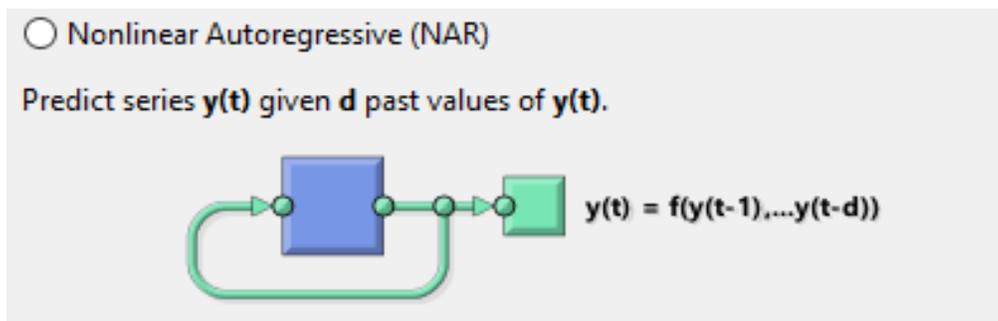


Figura 8. Arquitectura general de un modelo NAR de redes neuronales (Matlab, 2021).

Los modelos autorregresivos con variables exógenas (ARX) son herramientas matemáticas que ponderan las entradas al sistema a través de filtros lineales. Estos modelos tienen muchas ventajas en su estimación y uso predictivo porque los predictores óptimos siempre son estables (Aguado-Behar y Martínez-Iranzo, 2003).

NARX se basa en este modelo ARX y es un sistema dinámico repetitivo. También es un modelo autorregresivo no lineal con variables exógenas, es decir, una de las variables que lo explican es una variable dependiente (Matlab, 2021).

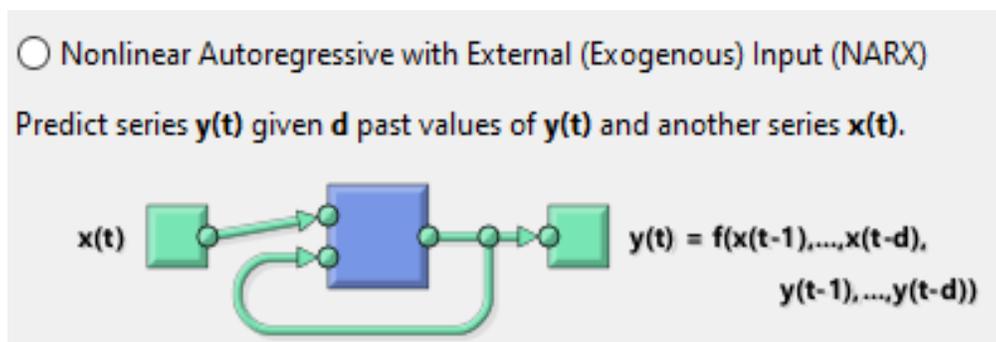


Figura 9. Arquitectura general de un modelo NARX de redes neuronales y su ecuación.

Se aplicaron redes NARX con el algoritmo de aprendizaje de descenso de gradiente, ya que ofrecen varias ventajas significativas: primero, el aprendizaje es más efectivo en NARX que en las redes neuronales tradicionales; segundo, la convergencia es más precisa y rápida en NARX que en otras redes (Gao y Meng, 2005).

En las redes neuronales artificiales, los modelos se obtienen por ensayo y error. Esto implica que no existe un procedimiento específico para obtener la mejor red. En este sentido, el procedimiento parte de una red inicial y mediante la prueba de varios algoritmos de entrenamiento se obtiene una red final que cumple con las expectativas (Ortiz de Dios, 2012). Aspectos como la preparación de los datos o la técnica de entrenamiento utilizada juegan un papel central en la calidad del modelo final obtenido; por esta razón, el proceso de construcción del modelo es una tarea no trivial (Duch y Korczak, 1998). Los elementos variables para el modelado son principalmente la definición de entradas relevantes, retrasos y neuronas ocultas (capas ocultas) (Matlab, 2021).

NAR o NARX son redes de perceptrones multicapa, donde una vez que la serie para usar está disponible, los retrasos (una forma simple de reconocer patrones pasados de las variables de entrada), la cantidad de capas ocultas (cantidad de neuronas en la red) y el algoritmo de entrenamiento (aprendizaje de la red neuronal para calcular la salida correcta) se definen (Ghiassi *et al.*, 2005) (Fig. 10).

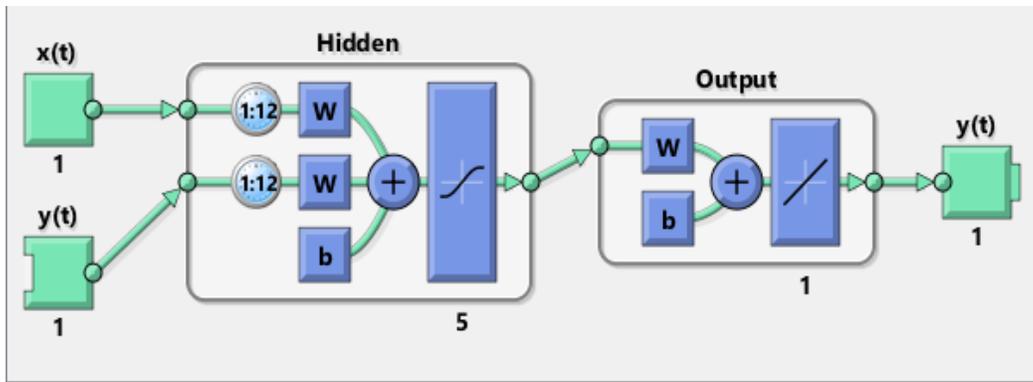


Figura 10. Arquitectura general de un modelo NARX de redes neuronales (Matlab, 2021).

Entrada. La capa de entrada se usa para aceptar datos sin procesar para el procesamiento de la red y consta de neuronas desde las cuales las señales de entrada se envían a la capa oculta. En este estudio se evaluaron cinco señales de entrada (cuatro variables exógenas y la variable objetivo). El conjunto de datos de entrada se divide en dos grupos: (a) datos de entrenamiento, (b) datos de prueba.

Capa oculta. En esta capa, la efectividad de la red se mide por la función de activación. La función de activación se refiere a la característica de las neuronas activadas que les permite ser retenidas y mapeadas por una función no lineal, que puede usarse para resolver problemas no lineales. La función de activación se utiliza para aumentar la capacidad de expresión del modelo de red neuronal, lo que le da a la red neuronal una especie de inteligencia artificial (Wang *et al.*, 2020). En este trabajo, se utilizó la función tanh, que es una función simétrica centrada en cero. La tasa de convergencia es más alta que la función sigmoidea común. La fórmula de la función tanh se define como la ecuación (18):

$$f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (18)$$

Salida. La capa de salida tiene un número de neuronas que es igual al número de variables de destino. En este trabajo la función de activación de la capa de salida es lineal debido a que se utilizó una regresión con la RNA.

Se utilizó un algoritmo de entrenamiento bayesiano para determinar los pesos de las conexiones de redes neuronales, ya que esto resuelve problemas de generalización y optimización, logrando la convergencia hacia un conjunto de pesos óptimos (Burden y Winkler, 2008). Este entrenamiento fue desarrollado para convertir sistemas no lineales en problemas "bien portados" (Burden y Winkler, 2008). En general, el paso de entrenamiento tiene como objetivo reducir el error cuadrático de la suma de la salida del modelo y el valor objetivo. La regularización bayesiana añade un término adicional a esta ecuación (19):

$$F = \beta E_D + \alpha E_w \quad (19)$$

Dónde F es la función objetivo, E_D es la suma de los errores al cuadrado, E_w es la suma de los cuadrados de los pesos de la red, y α y β son los parámetros de la función objetivo (MacKay, 1992 a, b). Dado que los pesos se consideran variables aleatorias en una red bayesiana, su función de densidad usando la regla de Bayes (Foresee y Martin, 1997) se escribe de la siguiente manera (20):

$$P(w|D, \alpha, \beta, M) = \frac{P(D|w, \beta, M)P(w|\alpha, M)}{P(D|\alpha, \beta, M)} \quad (20)$$

Dónde: D representa el vector de datos, M es el modelo de red neuronal y w es el vector de pesos de red. Del total de datos (132 valores de precios correspondientes a 132 meses), el 70 % (92 valores de precios de 132) se utilizaron para la fase de entrenamiento, lo que arroja una precisión de ajuste de entre el 85 % y el 98 %; el 30% restante (40 valores de precio de 132) de los datos que se utilizaron para prueba, se obtuvo una precisión que osciló entre el 75% y el 85%. Este resultado significa que los modelos entrenados logran una buena generalización y pueden considerarse apropiados (siempre y cuando las métricas obtenidas se consideren adecuadas), ya que la precisión es superior al 85%.

El algoritmo de retropropagación de regularización bayesiana para el entrenamiento de redes neuronales desactiva las paradas de validación de forma predeterminada. No requiere un conjunto de datos de validación porque el objetivo de verificar la validación es ver si el error en

el conjunto de validación mejora o empeora a medida que avanza el entrenamiento (Foresee y Martin, 1997; MacKay, 1992 a, b).

El número de neuronas y capas ocultas se selecciona empíricamente, lo que permite un compromiso entre su estructura extensa y la correcta generalización de los datos procesados (Suszynski y Peta, 2021). Este trabajo evaluó diferentes arquitecturas, probando 1 capa oculta y de 4 a 15 neuronas, y definiendo 12 retrasos debido a que la frecuencia de los datos es mensual. Las pruebas se realizaron utilizando MATLAB® (R2021a). Supuestos y limitaciones de los modelos NAR y NARX.

Los supuestos para estos dos modelos son: que aprenden de ejemplos anteriores y capturan relaciones funcionales sutiles entre los datos, que tienen buenas capacidades de generalización, es decir que después de ser entrenadas con los datos, las redes tienen la capacidad de simular correctamente datos que no habían visto antes y asimismo, que las redes neuronales son aproximadores de funciones universales y tienen formas funcionales más generales y flexibles que los métodos analíticos y estadísticos tradicionales (Raptodimos y Lazakis, 2020). Mientras que las limitaciones son: la complejidad de aprendizaje para grandes tareas, cuantas más cosas se necesite que aprenda una red, más complicado será enseñarle y la elevada cantidad de datos para el entrenamiento, cuanto más flexible se requiera que sea la red neuronal, más información tendrá que enseñarsele para que realice de forma adecuada la identificación.

6.2.3 Media móvil integrada autorregresiva con una variable exógena

El modelo ARIMAX utiliza variaciones y regresiones de datos estadísticos para encontrar patrones para proyecciones en el futuro. Este modelo está compuesto por un submodelo autorregresivo (AR), un submodelo de integración (I) y un submodelo de media móvil (MA) con una variable exógena. Los modelos ARIMAX son modelos lineales de series de tiempo en los que estas series pueden o no ser estacionarias (Hanke y Wichern, 2006).

6.2.4 Comparación de ANN y ARIMAX en el ajuste y pronóstico.

La bondad de ajuste de ANN y ARIMAX se determinó utilizando el coeficiente de determinación R^2 , el error cuadrático medio (MSE) y el error absoluto medio (MAE). R^2 se calculó de la siguiente manera (21):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_{exp} - y_{pred})^2}{\sum(y_{exp} - \bar{y})^2} \quad (21)$$

El MSE representa la diferencia cuadrática promedio entre los valores pronosticados estimados a partir de un modelo y los valores reales. El MSE se mide de la siguiente manera (22):

$$MSE = \frac{\sum(y_{exp} - y_{pred})^2}{M} \quad (22)$$

Dónde: y_{exp} son valores experimentales, y_{pred} representa valores predichos y M es el número total de datos. Cuando se ingresa una entrada en la red, la salida (resultado de la red) se compara con el objetivo. Luego se calcula el MSE para mostrar la diferencia de esta comparación. Por lo tanto, se espera que la suma promedio de los errores cuadráticos medios sea baja.

También se incluyó el MAE, ya que hay estudios que sugieren que el MSE no es un buen indicador del rendimiento promedio del modelo y que, por lo tanto, MAE es una mejor métrica para este propósito (Willmott y Matsuura, 2005; Qi *et al.*, 2020).

MAE mide la magnitud promedio de las diferencias absolutas entre N vector predicho $S = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ y N observaciones reales $S^* = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$. La función de pérdida correspondiente se muestra cómo (23):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - x_i|}{N} \quad (23)$$

Dónde: y_i es la predicción y x_i el valor real. Se espera que este error sea bajo como el MSE.

Los precios de exportación de langosta para los tres primeros meses de 2017 se proyectaron utilizando tres métodos de predicción con datos de enero de 2006 a diciembre de 2016: (1) una red autorregresiva no lineal (NAR), (2) una red autorregresiva con entradas exógenas (NARX para una, dos, tres y cuatro variables exógenas seleccionadas), y (3) un modelo de promedio móvil autorregresivo integrado (ARIMAX) con y sin una variable de entrada exógena. El modelo ARIMAX se usó solo para comparar su precisión de predicción con los otros modelos, ya que es el modelo más comúnmente utilizado para estimar los pronósticos de precios de los recursos marinos (Biscaro, 2012; Gordon y Hannesson, 2015; Hasan *et al.*, 2018). El valor de MSE de cada modelo se utilizó para calcular la bondad de ajuste del pronóstico.

7. RESULTADOS

7.1 Análisis de la oferta y demanda en el mercado internacional de las principales pesquerías y la producción acuícola del abulón.

La pesquería mundial de abulón ha sufrido una disminución constante de más de 16 000 t en la década de 1970 a menos de 5 000 t en 2018, mientras que producción mundial de abulón cultivado ha aumentado considerablemente en las últimas dos décadas, de 231 t en 2000 a más de 180 000 t en 2018.

La Tabla 5 muestra un resumen de los análisis de correlación (valores rho y p) entre la demanda o la oferta y el precio por país, región geográfica y en todo el mundo.

Tabla 5. Análisis de correlación (valores rho y p) entre la demanda o la oferta y el precio del abulón capturado en Australia, México, China y en todo el mundo, y para la producción acuícola en EE. UU., China, Chile y en todo el mundo

Wild-caught demand			Wild-caught supply			Aquaculture supply		
	<i>rho</i>	<i>p</i> -value		<i>rho</i>	<i>p</i> -value		<i>rho</i>	<i>p</i> -value
China			Mexico			USA	-0.55	0.04
Canned abalone	-1	0.002	Canned abalone	-0.8	3.80E-07	China	0.96	4.31E-09
Australia			Australia			Chile	0.9	5.30E-09
Frozen abalone	-0.85	5.32E-11	Frozen abalone	-0.53	2.87E-04	Worldwide	0.61	0.017
Canned abalone	-0.66	3.27E-06	Canned abalone	-0.43	4.00E-03			
Mexico			Worldwide					
Canned abalone	-0.9	0	Frozen abalone	-0.57	1.00E-04			
			Canned abalone	-0.65	5.18E-06			
Worldwide								
Frozen abalone	-0.74	1.69E-08						

Las curvas de oferta de abulón australiano congelado (Fig. 11) y abulón mexicano enlatado (Fig. 12) muestran un comportamiento similar al de la figura 2.

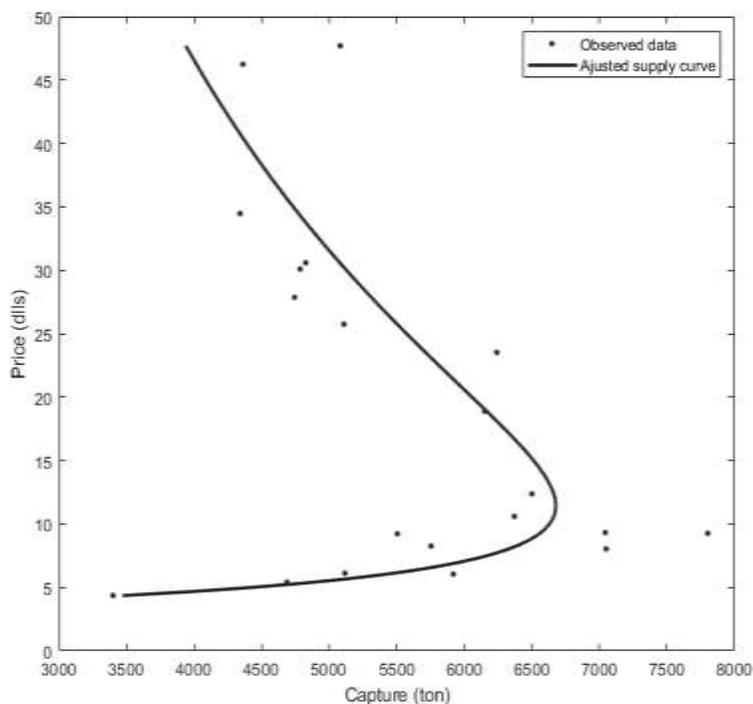


Figura 11. Comportamiento de la captura de abulón congelado con respecto al precio en Australia; $\rho = -0.53$, $p = 2.87e-04$. Los coeficientes de determinación de las curvas de oferta son $R^2 = 0.70$.

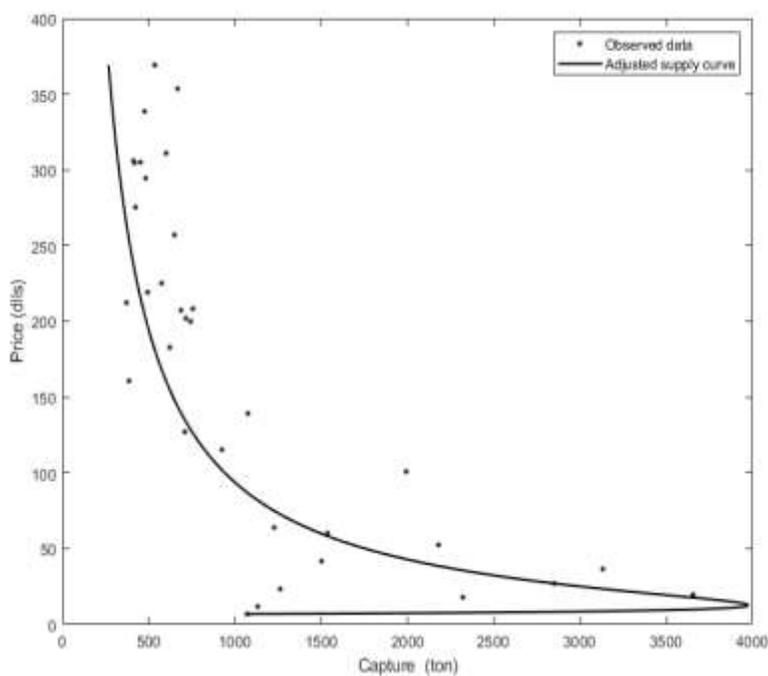


Figura 12. Comportamiento de la captura de abulón enlatado con respecto al precio en México con $\rho = -0.80$ y $p = 3.80e-07$. Ajuste de la curva de oferta de $R^2 = 0.82$.

Las curvas de demanda de Australia, México y China muestran el comportamiento clásico: a medida que aumentan las exportaciones, el precio disminuye (Figs. 13 y 14); los coeficientes rho son todos estadísticamente significativos.

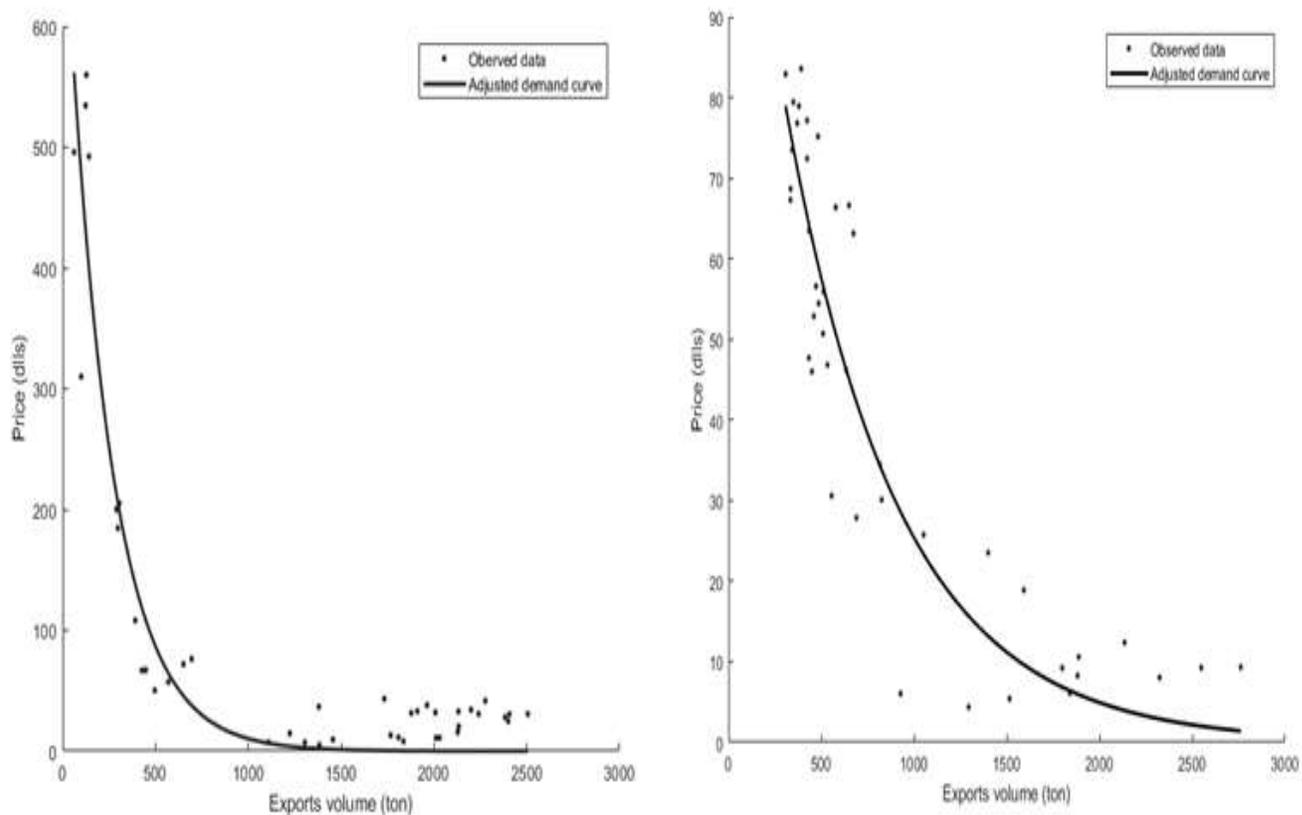


Figura 13. Comportamiento del volumen de exportación de abulón enlatado o congelado con respecto al precio en Australia; $\rho = -0.85$, $p = 5.32e-11$ y $\rho = -0.66$, $p = 3.27e-06$, respectivamente. Los coeficientes de determinación de las curvas de demanda son $R^2 = 0.76$ y 0.64 , respectivamente.

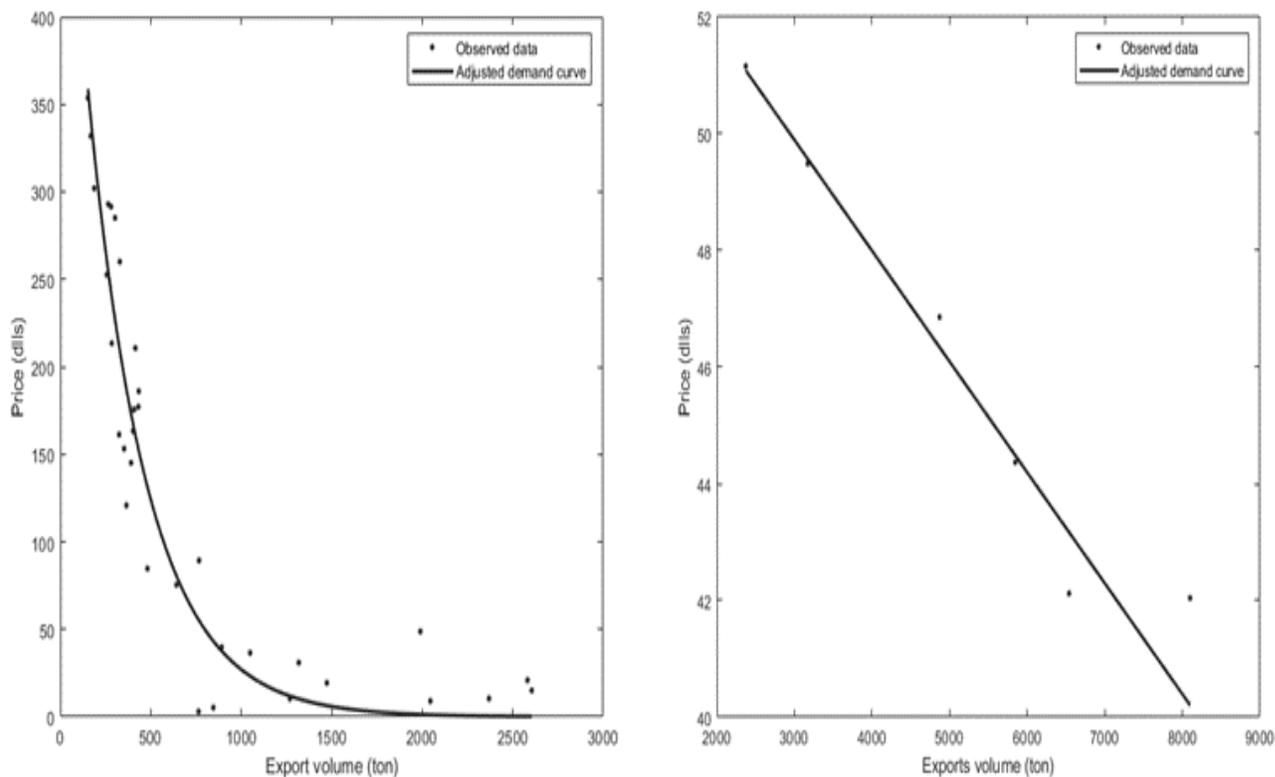


Figura 14. Comportamiento del volumen exportado de abulón en conserva con respecto al precio (dfls x 1000) de esta presentación en México y China, $\rho = -0.90$, $p = 0$ y $\rho = -1$, $p = 0.002$, respectivamente. Los Coeficientes de determinación de las curvas de demanda son $R^2 = 0.91$ y 0.92 , respectivamente.

La relación producción-precio (oferta) en el caso de la acuicultura de abulón en China se ajustó a rectas por intervalos obtenidos por una regresión segmentada (Fig. 15).

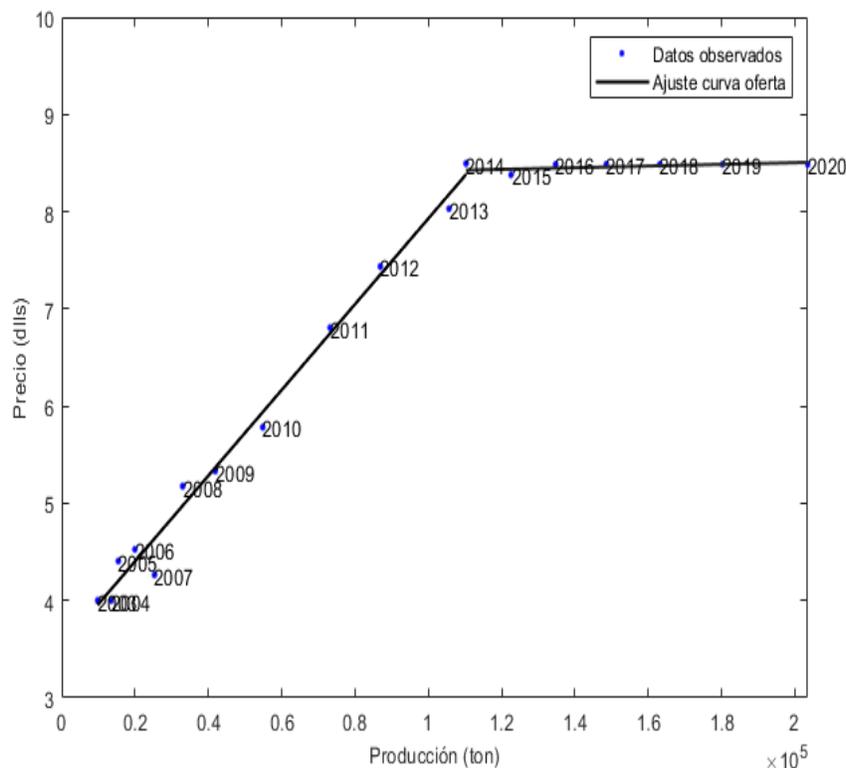


Figura 15. Comportamiento de la producción (cultivo) de abulón con respecto al precio (dólares $\times 1000$) en China con $\rho = 0.96$ y $p = 4.31e-09$. Ajuste de la curva de oferta de $R^2 = 0,99$.

La figura 16 muestra que la cantidad demandada de abulón se ve afectada por el precio; sin embargo, esto no se observa en el caso de la cantidad ofertada, ya que esta última está acotada por la captura y disponibilidad del producto. Las cifras también muestran que el precio de equilibrio responde a cambios en la cantidad ofrecida (captura) y demanda (exportaciones).

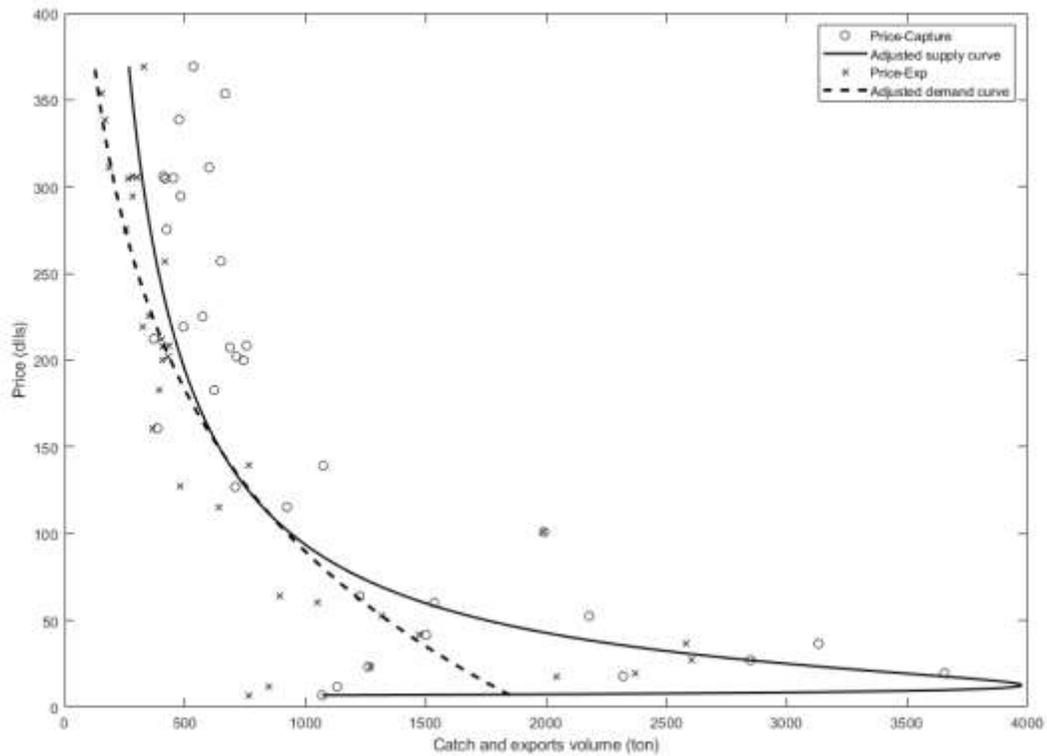


Figura 16. Puntos de equilibrio para abulón enlatado en México (Precio dls x 1000).

La Tabla 6 muestra los valores de la elasticidad de la demanda (E_d) del abulón capturado por país, región y en todo el mundo, así como la elasticidad de la oferta (E_o) de la producción acuícola.

Tabla 6. Valores de la elasticidad de la demanda (E_d) para las pesquerías de abulón en todo el mundo y en Australia, México, China y Chile; elasticidad de la oferta (E_s) para la producción acuícola.

Wild-caught demand			Aquaculture supply		
	E_d	Elastic/Inelastic		E_s	Elastic/Inelastic
China			China	1.13	elastic
Canned abalone	1.21	elastic	Australia	0.01	inelastic
Australia			Mexico	0.06	inelastic
Frozen abalone	0.65	Inelastic	Chile	0.02	inelastic
Canned abalone	0.94	Inelastic	Worldwide	0.19	inelastic
Mexico					
Canned abalone	0.49	Inelastic			
Worldwide					
Frozen abalone	0.62	inelastic			
Canned abalone	0.2	inelastic			

Para la mayoría de los países, las funciones de demanda de abulón congelado y enlatado en el mercado internacional muestran un coeficiente de elasticidad menor a uno. La demanda interna de abulón en China tiene un coeficiente de elasticidad (E_d) superior a uno, lo que significa que su función de demanda es relativamente elástica.

La oferta es relativamente inelástica en la mayoría de los países, ya que el coeficiente de elasticidad (E_o) de la oferta es inferior a uno, lo que indica que la producción no es muy sensible a las variaciones de precios.

Las figuras 17 y 18 muestran el efecto de establecer cuotas de captura para Australia a principios de los 80 y en México a principios de los 90.

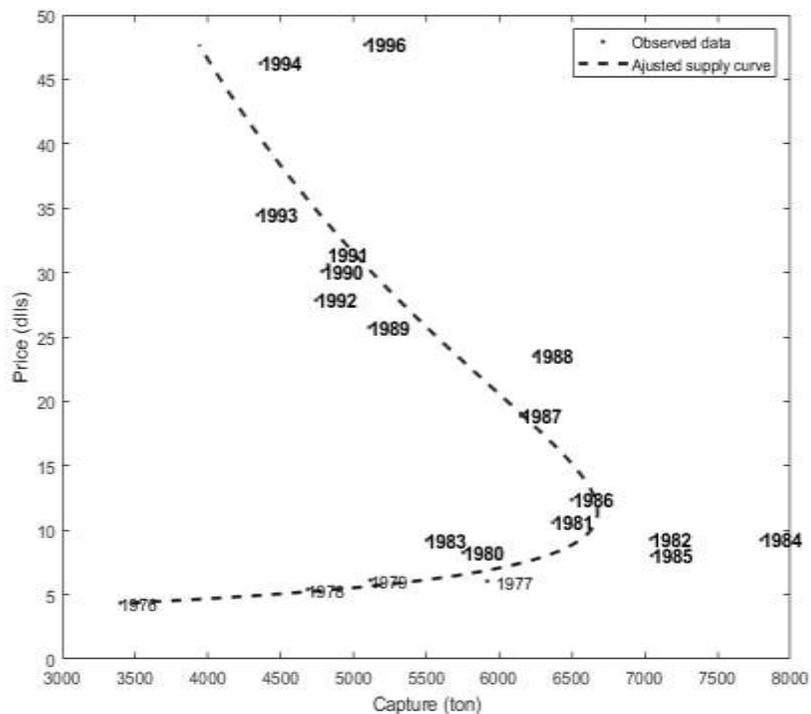


Figura 17. Variación de la captura y del precio (dls x 1000) del abulón australiano congelado por efecto del establecimiento de cuotas de captura en los años 80.

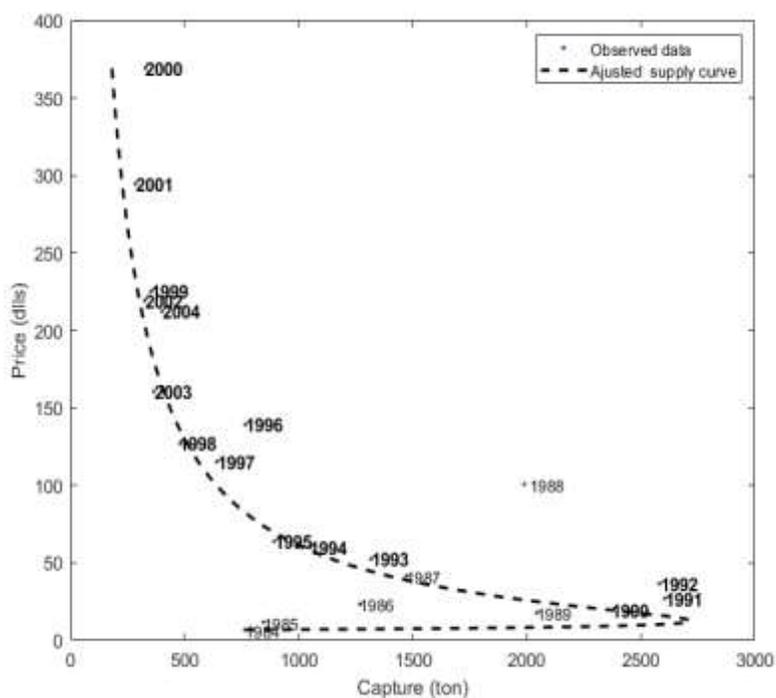


Figura 18. Variación de la captura y precio (dls x 1000) del abulón mexicano enlatado por efecto del establecimiento de cuotas de captura y sobreexplotación en la década de 1990.

Se llevó a cabo el cálculo de la elasticidad de la oferta en diferentes puntos de la curva de captura con inflexión para las pesquerías de Australia y México. También se estimó para la producción de abulón por cultivo en China. Para la pesquería de Australia, el coeficiente de elasticidad para el periodo en que no se han aplicado cuotas de captura (1976-1984) es de $Eop1 = 1.15$, en el periodo del inicio de aplicación de cuotas (1985-1996) fue de $Eop2 = 0.05$. Para el caso de México, el coeficiente de elasticidad para el periodo en que no se han aplicado cuotas de captura (1984-1990) es de $Eop1 = 1.12$, en el periodo del inicio de aplicación de cuotas (1991-1997) fue de $Eop2 = 0.23$, mientras que para los años posteriores a 1997 se obtuvo un valor $Eop3 = 0.24$. Para el caso de la producción de abulón por acuicultura en China se dividió en dos periodos 2003-2013 y 2014-2019 obteniéndose valores de elasticidad mayores a 1 en ambos casos ($Eop1 = 9.7$ y $Eop2 = 797$).

7.2 Análisis para el pronóstico de precios la langosta espinosa roja mexicana (*Panulirus*).

El conjunto de variables exógenas consideradas en el presente estudio y sus correlaciones con la variable objetivo (Tabla 7) indican claramente que la producción de langosta en México (PMex), el precio mundial de exportación de la langosta australiana (PAusMun), el volumen de exportación de langosta a Hong Kong desde México (VMexHK), y el consumo interno aparente de langosta en México (CNAMex) arrojaron las correlaciones más altas con el precio de exportación de la langosta mexicana (Tabla 8).

Tabla 7. Matriz de correlaciones entre las 31 variables exógenas y la variable objetivo.

PrecioMexMun	ProdMex	PMexHK	PMexUsa	PmexTC	PNZMun	PNZHK	PNZUsa	PNZTC	PAusMun	PAusHK	PAusUsa	PAusUsa	PAusTC	VCAus	VCNZ	VCMex	VMexHK	VMexTC	VMexUsa	VAusMun	VAusHK	VAusTC	VAusUsa	VUsaAus	VUsaMex	VUsaNZ	VTCAus	VTCMex	VTCNZ	CNAMex	CPCMex	
1.00	0.56	0.68	0.89	-0.16	0.40	0.40	0.31	-0.14	0.52	0.52	0.00	0.04	0.33	-0.02	0.25	0.50	0.51		0.49	0.22	-0.25		-0.18	-0.29	0.31	0.02	-0.31	0.13	-0.10	0.51	0.51	
0.56	1.00	0.51	0.54	0.16	0.05	0.12	0.03	-0.02	0.30	0.38	-0.08	-0.15	0.56	-0.11	0.34	0.82	0.54		0.79	0.10	-0.09		-0.12	-0.12	0.45	-0.04	-0.29	0.53	-0.04	0.88	0.88	
0.68	0.51	1.00	0.54	0.04	0.31	0.32	0.37	-0.07	0.46	0.45	-0.02	-0.06	0.41	-0.16	0.23	0.56	0.86		0.40	0.16	-0.31		-0.15	-0.19	0.35	0.03	-0.36	0.35	-0.15	0.41	0.41	
0.89	0.54	0.54	1.00	-0.13	0.33	0.34	0.22	-0.11	0.46	0.47	-0.04	0.02	0.26	-0.06	0.19	0.48	0.41		0.57	0.22	-0.21		-0.19	-0.28	0.31	0.05	-0.27	0.10	-0.07	0.49	0.48	
-0.16	0.16	0.04	-0.13	1.00	-0.40	-0.39	-0.29	0.33	-0.31	-0.31	0.08	-0.19	0.10	-0.13	0.09	0.32	0.39		0.16	-0.06	0.13		0.22	0.25	0.12	0.15	-0.01	0.48	0.07	-0.03	-0.03	
0.40	0.05	0.31	0.33	-0.40	1.00	0.89	0.72	-0.32	0.84	0.67	-0.06	0.21	0.01	0.09	0.07	-0.22	0.16		-0.23	0.13	-0.59		-0.41	-0.45	0.03	-0.16	-0.52	-0.31	-0.28	0.22	0.21	
0.40	0.12	0.32	0.34	-0.39	0.89	1.00	0.66	-0.31	0.81	0.73	-0.10	0.19	0.04	0.14	0.19	-0.12	0.19		-0.14	0.00	-0.55		-0.42	-0.43	-0.01	-0.17	-0.49	-0.26	-0.27	0.28	0.27	
0.31	0.03	0.37	0.22	-0.29	0.72	0.66	1.00	-0.23	0.64	0.52	-0.13	0.13	0.02	-0.05	0.17	-0.08	0.23		-0.14	0.05	-0.62		-0.46	-0.39	-0.05	-0.09	-0.44	-0.08	-0.16	0.17	0.17	
-0.14	-0.02	-0.07	-0.11	0.33	-0.32	-0.31	-0.23	1.00	-0.24	-0.23	0.07	-0.15	-0.13	0.08	0.07	0.14	0.04		0.07	-0.06	0.07		0.26	0.33	-0.04	0.24	0.10	0.13	0.40	-0.11	-0.11	
0.52	0.30	0.46	0.46	-0.31	0.84	0.81	0.64	-0.24	1.00	0.91	-0.15	0.04	0.06	-0.03	0.24	0.05	0.33		0.03	-0.14	-0.70		-0.45	-0.45	0.16	-0.13	-0.70	-0.10	-0.20	0.43	0.43	
0.52	0.38	0.45	0.47	-0.31	0.67	0.73	0.52	-0.23	0.91	1.00	-0.20	0.16	0.11	-0.04	0.29	0.15	0.30		0.13	-0.19	-0.56		-0.45	-0.44	0.19	-0.13	-0.59	-0.05	-0.17	0.51	0.50	
0.00	-0.08	-0.02	-0.04	0.08	-0.06	-0.10	-0.13	0.07	-0.15	-0.20	1.00	-0.09	-0.02	0.11	-0.09	-0.06	-0.03		-0.06	0.17	0.09		0.74	0.19	0.00	-0.04	0.11	0.00	0.00	-0.08	-0.08	
0.04	-0.15	-0.06	0.02	-0.19	0.21	0.19	0.13	-0.15	0.04	0.16	-0.09	1.00	0.01	0.12	-0.15	-0.22	-0.14		-0.19	0.29	0.20		-0.14	-0.05	-0.03	0.06	0.31	-0.30	-0.07	-0.11	-0.11	
0.33	0.56	0.41	0.26	0.10	0.01	0.04	0.02	-0.13	0.06	0.11	-0.02	0.01	1.00	-0.05	0.09	0.57	0.43		0.50	0.40	0.14		-0.10	-0.06	0.47	-0.05	-0.08	0.34	-0.13	0.44	0.44	
-0.02	-0.11	-0.16	-0.06	-0.13	0.09	0.14	-0.05	0.08	-0.03	-0.04	0.11	0.12	-0.05	1.00	0.16	-0.26	-0.19		-0.22	0.05	0.04		0.10	0.02	-0.15	-0.05	0.09	-0.25	-0.11	0.05	0.05	
0.25	0.34	0.23	0.19	0.09	0.07	0.19	0.17	0.07	0.24	0.29	-0.09	-0.15	0.09	0.16	1.00	0.32	0.26		0.26	-0.43	-0.32		-0.22	-0.20	0.10	-0.02	-0.33	0.18	0.01	0.35	0.35	
0.50	0.82	0.56	0.48	0.32	-0.22	-0.12	-0.08	0.14	0.05	0.15	-0.06	-0.22	0.57	-0.26	0.32	1.00	0.64		0.92	0.12	0.13		-0.04	0.00	0.49	0.13	-0.15	0.66	0.04	0.54	0.55	
0.51	0.54	0.86	0.41	0.39	0.16	0.19	0.23	0.04	0.33	0.30	-0.03	-0.14	0.43	-0.19	0.26	0.64	1.00		0.41	0.09	-0.25		-0.13	-0.11	0.40	0.09	-0.36	0.44	-0.14	0.40	0.40	
0.49	0.79	0.40	0.57	0.16	-0.23	-0.14	-0.14	0.07	0.03	0.13	-0.06	-0.19	0.50	-0.22	0.26	0.92	0.41		1.00	0.15	0.18		-0.03	-0.02	0.46	0.14	-0.07	0.56	0.04	0.54	0.55	
0.22	0.10	0.16	0.22	-0.06	0.13	0.00	0.05	-0.06	-0.14	-0.19	0.17	0.29	0.40	0.05	-0.43	0.12	0.09		0.15	1.00	0.43		0.19	0.21	0.25	0.07	0.43	-0.07	-0.13	0.03	0.03	
-0.25	-0.09	-0.31	-0.21	0.13	-0.59	-0.55	-0.62	0.07	-0.70	-0.56	0.09	0.20	0.14	0.04	-0.32	0.13	-0.25		0.18	0.43	1.00		0.37	0.40	0.13	0.09	0.73	-0.02	0.04	-0.26	-0.26	
-0.18	-0.12	-0.15	-0.19	0.22	-0.41	-0.42	-0.46	0.26	-0.45	-0.45	0.74	-0.14	-0.10	0.10	-0.22	-0.04	-0.13		-0.03	0.19	0.37		1.00	0.48	-0.04	0.11	0.39	0.02	0.10	-0.21	-0.21	
-0.29	-0.12	-0.19	-0.28	0.25	-0.45	-0.43	-0.39	0.33	-0.45	-0.44	0.19	-0.05	-0.06	0.02	-0.20	0.00	-0.11		-0.02	0.21	0.40		0.48	1.00	-0.10	0.13	0.48	0.06	0.02	-0.24	-0.24	
0.31	0.45	0.35	0.31	0.12	0.03	-0.01	-0.05	-0.04	0.16	0.19	0.00	-0.03	0.47	-0.15	0.10	0.49	0.40		0.46	0.25	0.13		-0.04	-0.10	1.00	0.27	-0.08	0.16	-0.16	0.38	0.38	
0.02	-0.04	0.03	0.05	0.15	-0.16	-0.17	-0.09	0.24	-0.13	-0.13	-0.04	0.06	-0.05	-0.05	-0.02	0.13	0.09		0.14	0.07	0.09		0.11	0.13	0.27	1.00	0.21	0.08	0.14	-0.16	-0.16	
-0.31	-0.29	-0.36	-0.27	-0.01	-0.52	-0.49	-0.44	0.10	-0.70	-0.59	0.11	0.31	-0.08	0.09	-0.33	-0.15	-0.36		-0.07	0.43	0.73		0.39	0.48	-0.08	0.21	1.00	-0.15	0.09	-0.35	-0.35	
0.13	0.53	0.35	0.10	0.48	-0.31	-0.26	-0.08	0.13	-0.10	-0.05	0.00	-0.30	0.34	-0.25	0.18	0.66	0.44		0.56	-0.07	-0.02		0.02	0.06	0.16	0.08	-0.15	1.00	0.04	0.30	0.30	
-0.10	-0.04	-0.15	-0.07	0.07	-0.28	-0.27	-0.16	0.40	-0.20	-0.17	0.00	-0.07	-0.13	-0.11	0.01	0.04	-0.14		0.04	-0.13	0.04		0.10	0.02	-0.16	0.14	0.09	0.04	1.00	-0.09	-0.08	
0.51	0.88	0.41	0.49	-0.03	0.22	0.28	0.17	-0.11	0.43	0.51	-0.08	-0.11	0.44	0.05	0.35	0.54	0.40		0.54	0.03	-0.26		-0.21	-0.24	0.38	-0.16	-0.35	0.30	-0.09	1.00	1.00	
0.51	0.88	0.41	0.48	-0.03	0.21	0.27	0.17	-0.11	0.43	0.50	-0.08	-0.11	0.44	0.05	0.35	0.55	0.40		0.55	0.03	-0.26		-0.21	-0.24	0.38	-0.16	-0.35	0.30	-0.08	1.00	1.00	

Tabla 8. Correlación entre el precio de exportación de langosta mexicana a China (variable dependiente) y las variables exógenas seleccionadas.

Precio de exportación de México a Hong Kong	
Variables exógenas seleccionadas	Correlación (ρ)
PMex	0.51
PAusMun	0.46
VMexHK	0.86
CNAMex	0.41

La serie histórica mensual de estas variables exógenas para el período seleccionado (enero de 2006 a diciembre de 2016) se muestra en la figura 19.

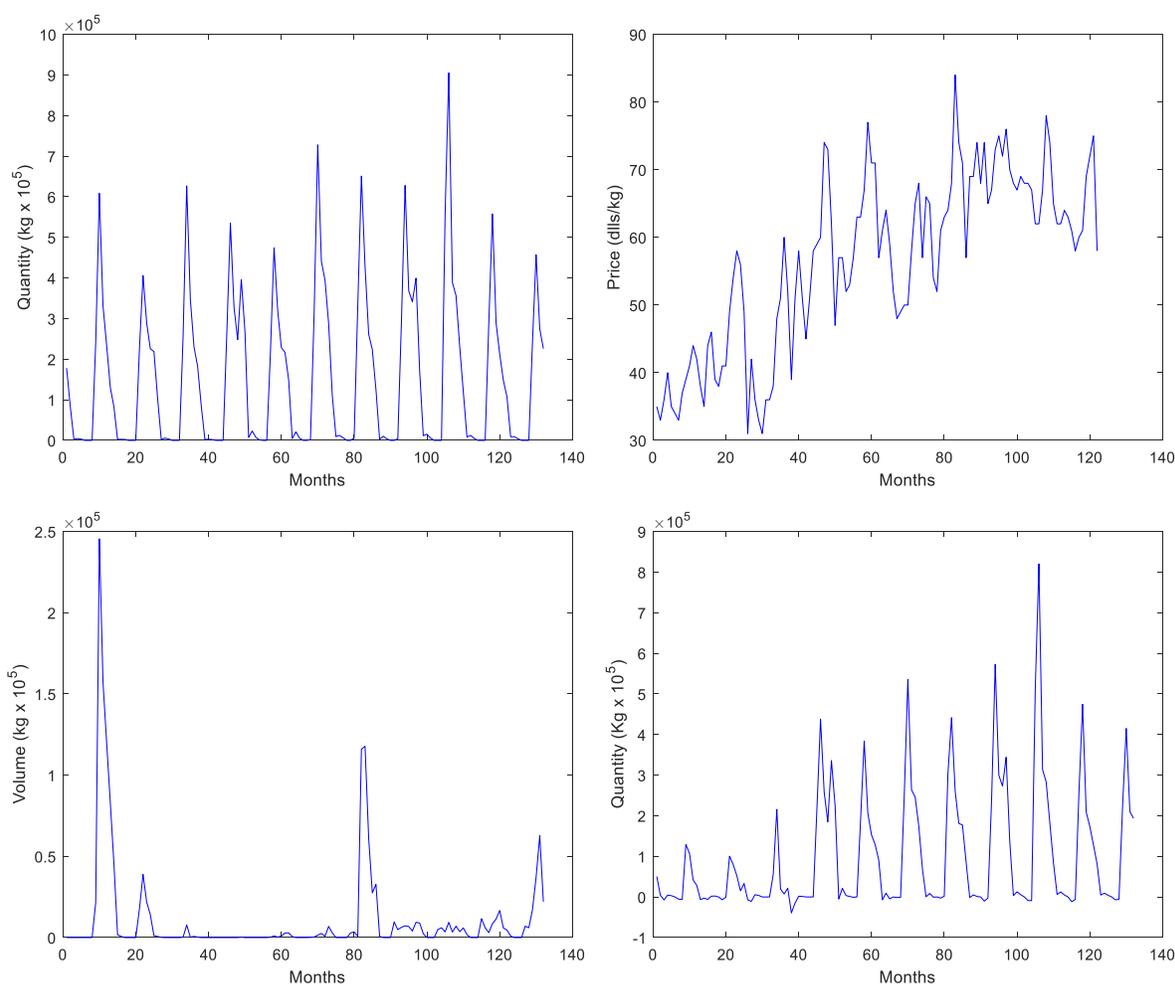


Figura 19. Serie histórica mensual de variables exógenas seleccionadas: PMex, PAusMun, VMexHK y CNAMex para el período enero 2006 a diciembre 2016.

El uso de la optimización bayesiana con cinco capas ocultas y 12 retrasos dio como resultado un valor alto de R^2 (> 0.80). La Tabla 9 muestra la bondad de ajuste (R^2) para los modelos autorregresivos NAR y NARX con una, dos, tres y cuatro variables en relación con la variable objetivo.

Tabla 9. Bondad de ajuste (R^2) de los modelos NAR y NARX con las variables exógenas seleccionadas en relación con el precio de exportación de la langosta mexicana a China.

	R^2		R^2		R^2		R^2
		NARX2		NARX1		NARX3	
NAR, P-R only	0.92	<i>PAusMun</i> <i>VMexHK</i>	0.96	CNA	0.94	<i>PMex</i> <i>PAusMun</i> CNA	0.95
NARX1		NARX2		NARX2		NARX3	
<i>PMex</i>	0.93	<i>PAusMun</i> CNA	0.94	<i>PMex</i> <i>PAus</i>	0.96	<i>PMex</i> <i>VHK</i> CNA	0.91
NARX1		NARX2		NARX2		NARX3	
<i>PAus</i>	0.96	<i>VMexHK</i> CNA	0.86	<i>PMex</i> <i>VMexHK</i>	0.93	<i>PAusMun</i> <i>VMexHK</i> CNA	0.92
NARX1		NARX3		NARX2		NARX4	
<i>VHK</i>	0.91	<i>PMex</i> <i>PAusMun</i> <i>VMexHK</i>	0.91	<i>PMex</i> CNA	0.96	<i>PMex</i> <i>VMexHK</i> <i>PAusMun</i> CNA	0.96

El pronóstico de los precios de exportación de langosta mexicana utilizando los modelos NAR, NARX y ARIMA para los primeros tres meses de 2017 se muestra en la Tabla 10.

Para la validación se midió el MSE y MAE comparando el precio pronosticado versus los valores reales (P-R). Se observó que los modelos de redes neuronales obtuvieron una mejor precisión, particularmente NARX con la variable exógena *VMexHK* y NARX con dos variables exógenas (*VMexHK* y *CNA*), que mostraron los valores más bajos de MSE.

Tabla 10. Pronóstico de precios de exportación de langosta mexicana a China para los primeros tres meses de 2017.

		NAR		NARX				
2017	P-R	P-R Only	PMex	Paus	VHK	CNA	PMex, Paus	PMex, VHK
Mes 1	39	40	27	30	29	27.3	27.5	46.6
Mes 2	36	29	40.7	33	31	15.6	35	22.4
Mes 3	33	17	35.3	24	33	31.5	40.8	38.6
MSE		42	56	51.8	6.6	58.5	25.4	117
MAE		8	6.3	7	5	11.2	6.7	8.9

NARX							
2017	PMex, CNA	Paus, VHK	PAus, CNA	VHK, CNA	PMex, PAus, VHK	PMex, PAus, CNA	PMex, VHK, CNA
Mes 1	27	27	27	27	30.5	27	30.5
Mes 2	46.6	38	18.5	33	21.5	31.3	31.2
Mes 3	54.2	30	44	37	61.5	42.5	44.5
MSE	228	45	54	11.3	231.8	19.4	28
MAE	14.6	5.6	13.5	6.3	17	8.7	8.2

NARX				ARIMAX				
2017	PAus, VHK, CNA		PMex, PAus, VHK, CNA		PAus	PMex	VHK	CNA
Mes 1	33		27		47.4	47.8	49	48.4
Mes 2	32.8		17.8		48.6	51.5	50.6	48.9
Mes 3	42		53		35.3	44.21	40.24	39.26
MSE	27.8		135.5		95.6	117.8	99.5	136.1
MAE	6		16.7		7.7	11.8	10.6	9.5

La figura 20 muestra el ajuste de la regresión para los precios de exportación de langosta mexicana (mes 1 al 132) con su respectiva veda. El pronóstico obtenido con el modelo NARX utilizando la variable exógena VMexHK es solo para los primeros tres meses de 2017 y la serie histórica es del precio de exportación de enero de 2006 a marzo de 2017. La curva de validación entre los datos observados y los datos estimados de NARX y ARIMAX lograron un buen ajuste ($R^2 = 0.91$).

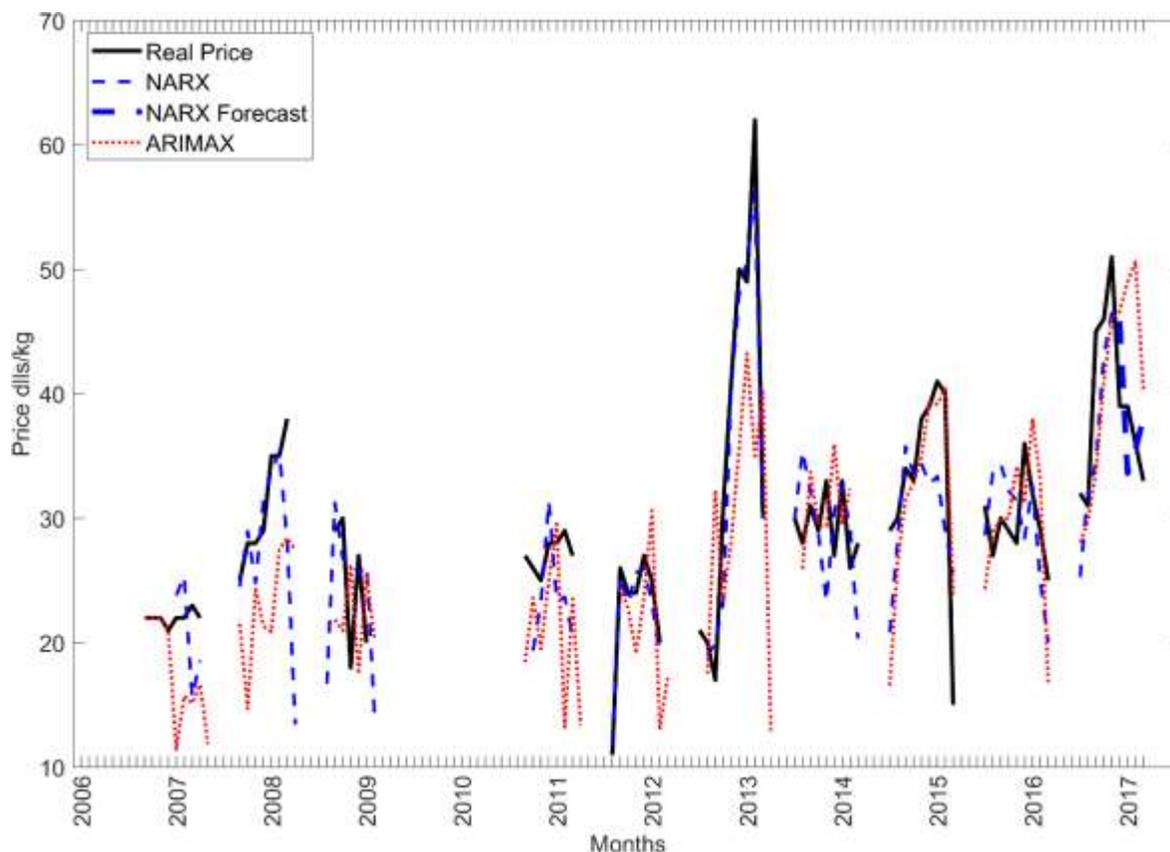


Figura 20. Se muestra el ajuste de regresión de los modelos NARX (línea discontinua) y ARIMAX (línea de puntos) con la variable exógena volumen de exportación de langosta mexicana a China de enero de 2006 a diciembre de 2016, la variabilidad histórica de los datos de precios de exportación de langosta mexicana a China (línea negra) de enero de 2006 a marzo de 2017, y la predicción de los modelos NARX (línea discontinua gruesa) para los tres primeros meses de 2017.

El ajuste de la regresión NARX está entrenando en los primeros meses (enero 2006 a enero 2010). Posterior a esto, se observa una mejora en la precisión del ajuste (febrero 2010 a diciembre 2016). Por lo tanto, el precio pronosticado para enero, febrero y marzo de 2017 está más cercano a los precios reales (Hernández-Casas *et al.*, 2022). La figura 17 muestra cómo el modelo NARX, además de aprender a predecir precios, también está aprendiendo a identificar temporadas de veda en las que no hay captura, por lo que se asigna un valor de 0 al precio.

Los valores obtenidos con modelos neuronales mostraron que estos valores pronosticados se acercan a los valores reales, con una diferencia que oscila entre 0.2 y 10 USD para NARX con la variable exógena VMexHK y entre 3 y 12 USD para el modelo NARX con dos variables exógenas (VMexHK y CNAMex). La red neuronal con la predicción de mejor ajuste tuvo un MSE 9.93 veces menor que el modelo ARIMAX de mejor ajuste (ARIMAX—PAusMun).

8. DISCUSION

8.1 Oferta y demanda en el mercado internacional de la producción pesquera y acuícola del abulón

La producción pesquera de abulón disminuyó considerablemente (de 14 832 a 4 329 toneladas) durante los últimos 42 años (1970-2017) y, en general, no se esperan aumentos (Tabla 2). La degradación de los ecosistemas marinos, la sobreexplotación, la pesca ilegal, las enfermedades y los costos operativos son algunos de los principales factores que probablemente hayan impulsado el declive de la pesca del abulón (Mayfield *et al.*, 2011; Morales-Bojórquez *et al.*, 2008). Más de 130 millones de larvas y 350 mil abulones > 1.5 cm (semillas) fueron liberadas en poblaciones silvestres en México en 2010, para revertir esta tendencia decreciente (Searcy-Bernal *et al.*, 2010), pero hasta la fecha no se han observado cambios significativos en la producción pesquera.

Las pesquerías de abulón de Australia y México representan en conjunto aproximadamente el 78% de la pesca mundial; las capturas de estos dos países son el 69% y el 9%, respectivamente, de las capturas mundiales durante los últimos 18 años (2000-2018).

Por el contrario, la acuicultura del abulón ha aumentado considerablemente desde la década de los 1970s, cuando la producción acuícola era casi insignificante (Gordon y Cook, 2013), hasta alcanzar un volumen de producción de 184 660 toneladas en 2018. Este auge en la acuicultura del abulón ha sido exitoso hasta ahora, pero, sin duda, las granjas de abulón tendrán que reducir los costos de producción y mejorar la rentabilidad en el futuro. Algunas estrategias de reducción de costos incluyen, por ejemplo, adoptar sistemas mejorados que consuman menos agua y energía, utilizar fuentes de energía renovables y menos mano de obra, y adoptar esquemas de alimentación más eficientes (Cook, 2014). Las cooperativas y los esfuerzos conjuntos de comercialización podrían utilizarse para reducir los costos de comercialización. Las granjas también podrían considerar alguna forma de certificación internacional para establecer estándares de calidad que mejoren el acceso a los mercados.

Con respecto al mercado mundial de abulón, además del aumento de la producción acuícola mundial, otro factor importante ha sido una mayor disponibilidad de productos ilegales, que ha aumentado el suministro mundial de abulón a niveles sin precedentes (Cook, 2014).

Una vez descrito el comportamiento histórico de las capturas y producción por cultivo del abulón a nivel mundial a continuación se discute el análisis y resultados del comportamiento del precio en la oferta y demanda.

Debido al uso de correlaciones y regresiones que se explican en el apartado de Metodología, es importante señalar que en estas técnicas estadísticas la endogeneidad de los predictores es un problema común en muchas áreas de la economía aplicada y normalmente se presentan cuando hay una correlación entre la variable independiente (en este caso, la captura y el cultivo) y el término de error. Algunos ejemplos de endogeneidad se presentan como resultado de un error de medición o bien variables omitidas. En un simple modelo de oferta y demanda, al momento de predecir la cantidad demandada en equilibrio, el precio es endógeno porque los productores cambian su precio en función de la demanda y los consumidores cambian su demanda en respuesta a los precios. En este caso, se dice que la variable de precio tiene endogeneidad una vez conocidas las curvas de demanda y oferta. En contraste, un cambio en el consumo debido a un cambio en los gustos o preferencias de los consumidores sería un cambio exógeno en la curva de demanda (Terza *et al.*, 2008).

Sin embargo, este trabajo se centró más bien en demostrar si la relación precio-captura se comportaba como los modelos teóricos de curvas de flexión hacia atrás. Por la misma razón, no estaba dirigido a buscar variables exógenas que afectaran las curvas de oferta y demanda, como un cambio en el gusto o preferencia del consumidor.

Nuestros análisis no mostraron correlaciones significativas (ρ) para el abulón congelado en América. Este hallazgo sugiere que los datos del volumen de exportación del abulón congelado no son un buen indicador del comportamiento del precio, ya que solo una fracción menor (< 11 %) de la captura total se dedica a esta presentación y, por lo tanto, estos datos no reflejan

adecuadamente la relación entre la oferta (captura), la demanda (exportaciones) y el precio del abulón congelado.

En la pesquería mundial de abulón, es probable que la imposición de cuotas de captura distorsione e impacte las relaciones que existen entre la oferta y la demanda con respecto a los precios. En general, el establecimiento de cuotas es un síntoma de protección del recurso y, por tanto, independientemente de la magnitud de la cuota, la captura siempre será menor que en libre acceso y se cubrirá la totalidad de la cuota, independientemente del precio fijado.

En el caso mexicano, la sobreexplotación de la especie de abulón en México en la década de 1980 y la introducción de cuotas a principios de la década de 1990 provocaron una gran disminución en la captura del producto, mientras que en el caso australiano la disminución de las capturas no fue causada por sobreexplotación, sino por las cuotas que se implementaron durante la década de 1980 (Mayfield *et al.*, 2012). En ambos países se ha observado que la aplicación de cuotas hace que la curva de oferta se curve hacia atrás (en el caso de México, más pronunciada por la sobreexplotación, ver figuras 14 y 15). Esto provocó un incremento en el precio del producto dada la baja oferta de la especie y la alta demanda de la misma. Se considera que este trabajo proporciona evidencia del impacto de las cuotas en la relación precio-captura, siendo más evidente para el abulón mexicano.

Australia y México son los países dominantes de la pesquería de abulón y, sin duda, China predomina en la producción acuícola. Así lo evidencia el comportamiento de la función de la oferta y demanda cuando se agrupan los países en América y Oceanía, así como para todo el Mundo, tanto en la pesca (México y Australia), como en la acuicultura (China).

A nivel de país y región, las correlaciones entre la oferta (captura) y el precio son estadísticamente significativas para México, Australia y el mundo entero, y sus datos se ajustan perfectamente a la curva de flexión hacia atrás del modelo bioeconómico de Gordon-Schaefer (Clark, 1990). A corto plazo, la curva de oferta en la pesca aumenta, pero a largo plazo, es restringido por los límites del crecimiento del recurso. A medida que aumentan los esfuerzos

de pesca, la captura eventualmente comienza a declinar como consecuencia de la sobreexplotación. Incluso si el precio aumenta, la oferta disminuirá. Hasta donde sabemos, es la primera vez que se aplica este ajuste (modelo de curva de flexión hacia atrás) para la pesquería de abulón en el mundo, encontrando pocos ejemplos aplicados a otras pesquerías como es el caso de la sardina (Pham y Flaaten, 2013).

Para el caso acuícola (producción en cultivo), el comportamiento de la oferta, a excepción de EE. UU, se ajusta más al modelo clásico económico de la oferta: a medida que el precio internacional de abulón sube se genera una mayor oferta de la producción acuícola. Esto sucede claramente para China, Chile, América y el Mundo, para el resto de los países o grandes áreas geográficas, no se encontró relación en la producción acuícola y los precios (*rho* no significativos).

Estos resultados encontrados tienen correlaciones positivas, muy significativas ($pvalue \leq 0.05$), ajustándose a la clásica curva de la oferta. Se consideran varias causas que podrían explicar este comportamiento clásico: (1) la fuerte expansión del cultivo de abulón coincide con el incremento de precios en este segmento del mercado de abulón, es decir, a medida que los precios van aumentando la producción de la industria acuícola va creciendo, (2) a diferencia de la pesca, la industria acuícola tiene menos restricciones, por ejemplo de crecimiento poblacional, máximo rendimiento sostenido, capacidad porteadora del medio, etc., más bien, la industria se comporta como una fábrica que produce bienes, y se ajusta mejor a los mecanismos que rigen a la oferta y la demanda clásicas.

Para el caso particular de la producción acuícola en China, se observó que tanto la producción como el precio tuvieron una tasa de incremento muy grande hasta 2014 donde se llegó a un punto de inflexión, a partir del cual la tasa de crecimiento del precio disminuyó (Fig. 15), esto debido a las caídas en el precio durante la crisis financiera mundial (Cook, 2014). Sin embargo, la estrategia que parece que siguieron los productores ante esta disminución del precio fue aumentar el volumen de producción.

Los coeficientes de elasticidad menores a uno, para el caso de la demanda, indican que sus funciones son relativamente inelásticas a la variación de los precios, es decir, que la demanda aumentará o disminuirá en menor proporción que los cambios en los precios, esto es, porque el abulón no tiene un bien sustituto perfecto. Para China el coeficiente de elasticidad (E_d) es mayor que uno (función de demanda relativamente elástica), lo cual se atribuye a que para China el abulón es un bien de lujo, el cual cumple con que ante un ingreso más alto del consumidor, la demanda del bien aumenta en mayor proporción.

Por lo que se refiere a la elasticidad de la oferta, tanto para la pesquería de Australia como para la de México para los periodos anteriores al establecimiento de cuotas de captura se obtuvieron coeficientes mayores a 1 (curva de oferta elástica), indicando que los pescadores tenían gran capacidad de reacción para modificar su captura, ya sea porque los costos de extracción del producto crecían lentamente o por que podían aumentar considerablemente la cantidad ofrecida ante un aumento en el precio del producto. Mientras que para el periodo posterior al establecimiento de cuotas los coeficientes de elasticidad fueron menores a 1 (curva de oferta inelástica), debido a que los pescadores no pueden capturar más cantidad de abulón porque están limitados por las cuotas establecidas y por lo tanto no pueden ofrecer más cantidad del producto.

En China, el coeficiente de elasticidad para la producción acuícola fue mayor a 1 tanto en el periodo del 2003-2013 como de 2014-2019, mostrando una curva de oferta elástica; en el segundo periodo el coeficiente fue muy alto, dado que la variación del precio fue casi 0, obteniéndose lo que se denomina una curva de oferta casi perfectamente elástica. Se considera que esto se debe al comportamiento de la elasticidad en la oferta en el horizonte temporal, a mayor tiempo de las empresas acuícolas como sucede en ese país, la curva de la oferta podría ser más elástica, ya que el productor puede modificar sus planes de trabajo para incrementar la producción, al tener más control sobre la misma.

8.2 Pronóstico de precios para la langosta espinosa roja mexicana (*Panulirus*)

Se ha documentado que la langosta roja mexicana presenta variabilidad interanual en las fechas de inicio, pico y final de la temporada reproductiva (Vega *et al.*, 1996; Vega *et al.*, 1997). Estos cambios están relacionados con variaciones en la Temperatura Superficial del Mar (TSM) (ejemplo, ENSO), donde la temporada reproductiva se retrasa a bajas temperaturas o se acelera en condiciones cálidas (Vega *et al.*, 1996; Vega *et al.*, 1997; Vega, 2003).

Si bien el recurso es sensible a los cambios en la TSM, el principal impulsor de la tendencia de las capturas es el esfuerzo pesquero, evidente en el aumento de las capturas y la reducción de las capturas por unidad de esfuerzo (Castro-Ortiz y Guzmán del Proo, 2018). A su vez, el margen de beneficio de la pesca es uno de los principales impulsores del esfuerzo (Ran *et al.*, 2014). Esto es particularmente importante para el presente caso de estudio ya que una alta demanda de langosta en relación con la oferta conduce a precios más altos, mientras que el costo de producción es relativamente bajo debido a la alta abundancia y accesibilidad de este recurso en el noroeste mexicano.

Los patrones complejos de variabilidad ambiental, esfuerzo de pesca y precio de mercado se consideran factores importantes en la pesquería de langosta mexicana. Obtener información oportuna y confiable sobre los precios futuros es una tarea compleja, pero sería valiosa para la planificación de las temporadas de pesca por parte de las cooperativas pesqueras. En este sentido, el presente trabajo demuestra el potencial del uso de redes neuronales ANN para minimizar la incertidumbre en el precio futuro de un producto pesquero volátil y de alto valor, brindando elementos para optimizar el manejo y uso de estos recursos.

La variabilidad del precio de exportación de un producto puede estar influenciada por varias variables exógenas (Basulto y Medina, 2018; Seung y Waters, 2010). El presente estudio exploró 31 variables relacionadas con el mercado, y cuatro mostraron la mayor correlación con la variable objetivo (precio de exportación de langosta mexicana a China): producción de langosta en México (PMex), precio mundial de exportación de langosta australiana (PAusMun), volumen

de exportación a Hong Kong desde México (VMexHK), y consumo interno aparente en México (CNA).

Se considera que el precio de exportación está altamente correlacionado con la variable exógena VMexHK porque a medida que el comprador aumenta el precio, el productor aumenta el volumen del producto a exportar; este comportamiento es consistente con la pesquería de atún en Indonesia (Sunoko y Huang, 2014). Cuando la CNA aumenta, la cantidad a exportar disminuye y el precio de exportación aumenta, ya que la langosta es un producto de alta demanda.

El precio de exportación de la langosta mexicana a China presenta una variabilidad interanual difícil de predecir; por ejemplo, aumentó de 2006 a 2015, mientras que de 2016 a 2018 mostró una leve reducción. El principal competidor de México es Australia, ya que las langostas de ambos países se exportan principalmente a China (Plagányi *et al.*, 2017). Recientemente (2019 a la fecha), la guerra comercial entre China y Australia provocó un aumento significativo en los precios de la langosta mexicana, incluso durante la pandemia de COVID-19 (nbcnews, 2022). En este sentido, es evidente que la variable PAusMun es clave para predecir el precio de la langosta mexicana.

Al aplicar los modelos de predicción NAR y NARX, debe tenerse en cuenta que cuando se utiliza una gran cantidad de neuronas (capas ocultas) en la red durante el entrenamiento bayesiano, el modelo produce predicciones deficientes (Lawrence y Giles, 2000). Por lo tanto, en este estudio, se realizaron pruebas con diferentes capas ocultas para evitar un ajuste insuficiente o excesivo (Koehrsen, 2018) en la predicción mediante la selección de 5 capas ocultas y 12 retrasos.

El rendimiento (R^2) de un modelo de red neuronal se puede evaluar a través de errores en los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. R^2 mide el ajuste entre los resultados alcanzados por el modelo y los objetivos. Los valores de R^2 de 1 (uno) indican una correlación perfecta entre los objetivos y los resultados del modelo (Restrepo y González, 2007). En el

presente estudio hubo un buen ajuste porque en todos los casos se obtuvieron valores de R^2 superiores a 0.80.

Los modelos autorregresivos integrados de promedios móviles ARIMA son muy aplicados para hacer pronóstico, para poder evaluar la mejora que introducen las redes neuronales (ANN), parece casi obligatorio comparar alguna predicción obtenida con estos modelos. Los modelos ARIMA no se pueden usar de manera efectiva para explicar las relaciones no lineales. Cuando se aplican para pronósticos de procesos no lineales, los errores a menudo aumentan mucho a medida que el horizonte de pronóstico se vuelve más largo comparado con las redes neuronales ya que estas tienen un algoritmo de aprendizaje que las hace más eficientes con respecto al tiempo (Ghiassi *et al.*, 2005; Garg *et al.*, 2016; Colás-Herrera, 2019; Adeyinka y Muhajarine, 2020).

Es importante obtener valores bajos para el error (MSE) al momento de pronosticar, ya que se espera que la diferencia entre una predicción y el valor real sea cercana a cero. Para los mejores modelos predictivos de NARX, los resultados fueron lo suficientemente exitosos con una capa oculta (MSE < 58.5) en comparación con ARIMAX (MSE \geq 95.6). Para estos modelos NARX se obtuvieron MAEs de entre 5 y 11.2, mientras que para los modelos ARIMAX los valores fluctuaron entre 7.7 y 11.8.

Se observó que los modelos autorregresivos no lineales con o sin variables exógenas (NARX, NAR) son una herramienta exitosa y eficiente para pronosticar los precios de exportación de la langosta mexicana en comparación con los modelos ARIMAX. Este hallazgo se basa en el hecho de que el MSE medio de los 15 modelos ANN (73.07) fue inferior al promedio de los cuatro modelos ARIMAX (112.2); por lo tanto, las redes neuronales proporcionaron mayor precisión en la predicción de los valores reales, aspecto considerado de gran interés para su aplicación a los recursos pesqueros. Cabe destacar que estos modelos no paramétricos se ajustan muy bien a los datos de precios que no tienen una distribución normal (Altman y Bland, 2009). Además, es importante utilizar modelos de redes neuronales para el pronóstico a largo plazo, ya que los

modelos ARIMAX comúnmente utilizados tienden a disminuir su precisión con el tiempo (Garg *et al.*, 2016).

La mejor predicción para el modelo NARX (con una variable exógena) se obtuvo utilizando la variable exógena volumen de exportación de langosta mexicana a Hong Kong porque obtuvo el valor de correlación más alto (0.86) y el MSE más bajo (6.6). Lo anterior también se corroboró utilizando la otra medida de error (MAE), por lo que esta variable también obtuvo el valor más bajo (MAE = 5) en comparación con el MAE más bajo de los modelos ARIMAX (MAE = 7.7).

Entre las incertidumbres de las redes neuronales se puede mencionar que son sensibles a las escalas de las variables y por lo general requieren un mayor volumen de datos para el entrenamiento del modelo. Para tareas grandes, cuanto más necesite aprender una red, más difícil será enseñar. Aumentar el número de patrones a identificar o clasificar provoca un aumento en el tiempo de aprendizaje, ya que la red invierte más tiempo en lograr la convergencia a los valores de los pesos con los que se obtiene la salida deseada.

Los resultados obtenidos con estos modelos se pueden mejorar utilizando un mayor número de datos, es decir, series históricas de datos diarios que cubran un período más largo (preferiblemente de varias cooperativas). Este enfoque proporcionaría un mejor entrenamiento de ANN y resultados más precisos en términos de ajuste y predicción. También se sugiere mejorar el modelo NARX utilizando los resultados de aplicar un modelo ARIMAX a los precios como variable de entrada.

El presente estudio muestra que las ANN son adecuadas para predecir los precios de los recursos pesqueros. La información sobre precios futuros tiene varias aplicaciones prácticas que tienen implicaciones importantes para promover el uso racional de estos recursos. Como se mencionó anteriormente, la información de precios facilita la asignación óptima del esfuerzo a lo largo de la temporada.

En otros casos, esta información también puede servir, por citar algunos ejemplos, para optimizar la gestión de inventarios (que está relacionada con los costos de producción) o como herramienta para negociar contratos más justos para ambas partes (al reducir la incertidumbre y la asimetría de la información) a lo largo de la cadena de suministro (Malcomson, 1997; Marc *et al.*, 2022). Desde la perspectiva gubernamental, la información sobre precios futuros es un elemento útil para diseñar medidas de manejo que promuevan la sustentabilidad, minimizando las pérdidas económicas de los productores (e.g., Sammy-Kamal *et al.*, 2015).

9. CONCLUSIONES

9.1 Oferta y demanda en el mercado internacional de la producción pesquera y acuícola de abulón.

Los datos analizados permiten coincidir con el planteamiento de que parece improbable que la producción pesquera mundial total de abulón aumente en un futuro próximo, ya que casi todas las pesquerías existentes están plenamente explotadas, o incluso sobreexplotadas, por lo que es poco probable que las pesquerías vuelvan a los niveles del siglo XX.

La evidencia proporcionada en este trabajo permite establecer que, para el caso de las pesquerías de abulón en México y Australia, las curvas de oferta-precio obtenidas con ajustes de regresión se comportaron como una curva de flexión hacia atrás. Ya que para el caso mexicano la pesquería pasó por un proceso de sobreexplotación e imposición de cuotas de captura, mientras que para la pesquería australiana dentro de su plan de manejo instrumentó cuotas de captura.

Para ambos países la implementación de cuotas de captura tuvo un efecto inversamente proporcional ($\rho < 0$) en la relación oferta-precio.

Se comprobó que la función de la curva de oferta de Pham y Flaaten basada en el modelo de Gordon-Schaefer tuvo un ajuste con una significancia estadística superior al 95 % a los datos analizados, correspondientes a la relación captura-precio para las pesquerías de abulón de México y Australia. Esto sucede porque la mayoría de los datos utilizados para este análisis correspondieron a un período (1976-2017) en el que se superó el rendimiento máximo sostenible (sobre explotación) y/o se establecieron cuotas de captura.

En general, las exportaciones (demanda) tienen un efecto inversamente proporcional sobre el precio, mostrando la curva de demanda clásica.

Tanto para el caso de la presentación del abulón congelado de Australia, como del abulón enlatado de México el efecto de la captura (oferta) en el precio fue inversamente proporcional

(rho = -0.53, rho = -0.80, respectivamente) a largo plazo. Para las presentaciones de abulón enlatado y congelado de Australia, para el abulón enlatado de México, así como el abulón enlatado proveniente de cultivo en China, el efecto de los volúmenes de exportación (demanda) en el precio fue inversamente proporcional (rho = -0.85, rho = -0.66, rho = -0.90, rho = -1, respectivamente). Por lo que se refiere al efecto de la producción por cultivo (oferta) en el precio de abulón en China, para la presentación enlatada se obtuvo una correlación positiva (rho = 0.96).

Para la presentación de abulón congelado, en el caso mexicano, el análisis no se pudo llevar a cabo ya que esta presentación representa menos del 11 % de las capturas mexicanas. Por lo que no podemos concluir si hay un efecto de la captura y el volumen de exportación en el precio. Con base en lo anterior, se comprobó que el efecto de una pesquería sobreexplotada como es el caso de México, ocasiona un gran aumento en los precios, debido a la escasez de un producto de lujo y altamente cotizado en el mercado internacional. Las cuotas de captura también tienen un efecto similar al de la sobreexplotación, pero en menor medida.

La hipótesis planteada se corroboró, ya que las pesquerías de pequeña escala de abulón al haber estado sujetas a sobreexplotación y cuotas de captura durante varios años, su curva de oferta se ajusta a una curva de flexión hacia atrás.

Se confirmó la existencia de relaciones altamente significativas entre los mecanismos que rigen la demanda, la oferta y el precio del abulón.

Se obtuvieron coeficientes de elasticidad inferiores a uno, lo que demuestra que la función de demanda para las exportaciones de abulón es inelástica y que no existe un sustituto perfecto del abulón para los países importadores. Por el contrario, para el caso de China, el coeficiente de elasticidad de la demanda es mayor que uno, lo que demuestra que el abulón es un artículo de lujo.

Los coeficientes de elasticidad para los periodos anteriores a la aplicación de cuotas para las pesquerías más importantes de abulón (Australia y México) fueron mayores a 1, es decir elástica, esto era esperado dado que los pescadores incrementaban la captura buscando obtener mayores ganancias como si el recurso fuera inagotable, lo cual era factible ya que era una pesquería de acceso abierto. A partir de que se establecieron las cuotas de captura la elasticidad de la oferta en ambos países fue disminuyendo al grado de pasar a ser inelástica ya que los pescadores no podían ofrecer mayores cantidades a las de las cuotas establecidas.

La elasticidad precio de la oferta del abulón cultivado, mostró que la oferta es relativamente inelástica ya que la producción acuícola aún es incipiente en la mayoría de los países. Encontramos coeficientes de elasticidad inferiores a uno, lo que muestra que la función de oferta de la producción de abulón es inelástica debido a su corto período de tiempo. Por el contrario, el coeficiente de elasticidad de la oferta de China fue superior a uno, lo que demuestra que este es el país con la historia más larga de producción acuícola de abulón.

Predecir las tendencias en las economías asiáticas es de suma importancia. Sin duda, tales tendencias afectarán significativamente la demanda y el precio del abulón en todo el mundo. Este tema se convierte en una línea futura de investigación.

La aportación que se establece en esta tesis al comprobar el ajuste al modelo de Pham y Flaaten con una R^2 estadística mayor al 0.90, es una contribución desde una perspectiva experimental (datos reales de una pesquería) a la comprobación de los supuestos de un modelo teórico.

9.2 Pronóstico de precios para la langosta espinosa roja mexicana (*Panulirus*)

Los resultados experimentales obtenidos con los modelos autorregresivos con y sin variables exógenas (NAR y NARX) mostraron que se ajustan muy bien a los datos reales, con correlaciones superiores al 0.86.

Se confirmó la capacidad predictiva de las redes neuronales artificiales (ANN) para estimar los precios futuros de exportación de la langosta mexicana, ya que se obtuvieron predicciones muy cercanas a los precios reales con todos los modelos propuestos.

Cuando se aplicaron redes neuronales autorregresivas con y sin variables exógenas, se obtuvo una mejor predicción frente a los modelos convencionales de medias móviles autorregresivas (ARIMAX), ya que el promedio de MSE de los modelos NARX (43.2) fue inferior al de los modelos ARIMAX (112.2). Además, el MAE promedio de estas ANN fue menor (7.3) que el de los modelos ARIMAX (9.9).

Al incorporar variables exógenas asociadas al mercado, particularmente a la demanda y oferta del producto pesquero a los modelos de redes neuronales autorregresivas se mejoró la precisión del pronóstico de precios de exportación.

La mayor precisión en el pronóstico de los precios de exportación de la langosta roja mexicana se obtuvo con el modelo NARX de una variable exógena, el volumen de exportación de la langosta mexicana a Hong Kong (VMexHK), ya que de entre todos los modelos este fue con el que se obtuvieron los errores cuadrático medio (MSE = 6.6) y medio absoluto (MAE = 5) más bajos, lo que implica que la diferencia entre el valor real y el pronosticado es la más pequeña.

La hipótesis planteada se corroboró, al demostrar que el uso de las redes neuronales autorregresivas para fines de pronósticos de precios de exportación de la langosta roja mexicana fue exitoso, ya que la diferencia de los errores MSE y MAE fue significativamente menor respecto a los modelos autorregresivos convencionales, la diferencia encontrada entre el valor calculado (valor predicho) y el valor real fue menor que los calculados con los modelos convencionales.

Una aportación importante de este trabajo fue el uso de 31 variables exógenas asociadas a la oferta y la demanda. Este es el primer trabajo donde se aborda este enfoque, ya que los

trabajos que se han realizado en el pasado están más orientados a un enfoque pesquero (es decir, captura, esfuerzo de pesca, áreas de veda o tipo de cambio).

Otra aportación importante de los resultados mostrados por ambos modelos (NARX y ARIMAX) es que en cuanto a su ajuste son similares (R^2 mayor a 0.9); sin embargo, para el pronóstico, las ANN muestran un mejor desempeño (con valores de MSE y MAE más bajos para NARX).

Otro hallazgo sustancial de este trabajo es que, a pesar de que los modelos ARIMAX tienen una buena precisión a corto plazo y se usan con frecuencia, la mayoría de los modelos neuronales presentados en este trabajo fueron validados y mostraron una mejor precisión; por lo tanto, se recomienda utilizar estos modelos para el pronóstico de precios de los recursos pesqueros. La novedad de este trabajo es que los modelos utilizados pueden ser replicados para precios de langosta de otras regiones seleccionando adecuadamente las variables exógenas que pueden impactar el precio.

Una posible línea de investigación futura puede ser analizar si las ANN pueden identificar los periodos de vedas de las pesquerías e incorporarlos en sus pronósticos.

Los valores de pronóstico de precios de la langosta roja mexicana obtenidos en este estudio son importantes para el mercado de este producto de alto valor, ya que es la primera vez que estos valores se estiman con modelos de redes neuronales artificiales. Por lo tanto, el presente estudio demuestra que las ANN son una herramienta útil para el pronóstico de precios de los recursos pesqueros, lo que podría ser de gran utilidad para las cooperativas pesqueras de langosta roja, para quienes manejan otras pesquerías, así como para los comerciantes e inversionistas que deseen obtener el mayor beneficio económico.

10. LITERATURA CITADA

Abidoye, R.B., Chan, A.P.C., Abidoye, F.A. y Oshodi, O.S. (2019). Predicting property price index using artificial intelligence techniques: evidence from Hong Kong. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 12(6): 1072-1092. doi: 10.1108/IJHMA-11-2018-0095.

Adebiyi, A.A., Adewumi, A.O. y Ayo, C.K. (2014). Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction. *Journal of Applied Mathematics*, 1–7. doi: 10.1155/2014/614342.

Adeyinka, D.A. y Muhajarine, N. (2020). Time series prediction of under-five mortality rates for Nigeria: comparative analysis of artificial neural networks, Holt-Winters exponential smoothing and autoregressive integrated moving average models. *BMC Medical Research Methodology*, 20: 292. doi: 10.1186/s12874-020-01159-9.

Aguado-Behar, A. y Martínez-Iranzo, M. (2003). *Identificación y Control Adaptativo*. Pearson Educación, Madrid, España.

Aguilar, W., Arceo-Briceño P., González-Cano J., Medina A.I., Ríos-Lara V., Sosa-Cordero E., Wakida-Kusonoki, A. (2013). La Pesquería de langosta en Yucatán y Quintana Roo, México. En: *Informe del segundo taller sobre manejo de las pesquerías de la langosta espinosa del Caribe del área de la COPACO*. La Habana, Cuba, pp. 119-129.

Alam, T. (2019). Forecasting exports and imports through artificial neural network and autoregressive integrated moving average. *Decision Science Letters*, 8(3): 249–260. doi: 10.5267/j.dsl.2019.2.001.

Al-Batah, M.S., Matlsa, N.A., Zamli, K.Z. y Azizli, K.A. (2010). Modified Recursive Least Squares algorithm to train the Hybrid Multilayered Perceptron (HMLP) network. *Applied Soft Computing*, 10(1): 236-244. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.06.018>.

Almendárez-Hernández, L.C., Ponce-Díaz, G., Urciaga-García, J.I. y Beltrán-Morales, L.F. (2008). Mercado externo y desarrollo regional: la importancia de la pesquería de langosta en Baja California Sur. En: *Recursos marinos y servicios ambientales en el desarrollo regional*. Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste, S. C., Universidad Autónoma de Baja California Sur, Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas – IPN. La Paz, B.C.S., pp. 299-322.

Altman, D.G. y Bland, J.M. (2009). Parametric v non-parametric methods for data analysis. *BMJ*. 338: a3167. doi:10.1136/bmj.a3167.

Anderson, L.G. y Seijo, J.C. (2010). *Bioeconomics of fisheries management*. John Wiley & Sons Ltd, Iowa, USA.

Arthur, W.B. (2009). Complexity and the economy. En: *Handbook of Research on Complexity*. Edward Elgar Publishing, Cheltenham, UK, pp. 12-21.

Basulto, C.A. y Medina, O.J. (2018). El precio de exportación. *Carta Económica Regional*, (48): 37-40. doi:10.32870/cer.v0i48.7580.

Berck, P. y Perloff, J.M. (1985). The commons as a natural barrier: why there are so few fish farms. *American Journal of Agricultural Economics*, 67(2): 360-363. doi: <https://doi.org/10.2307/1240698>.

Bildirici, M. y Ersin, O. (2015). Forecasting volatility in oil prices with a class of nonlinear volatility models: smooth transition RBF and MLP neural networks augmented GARCH approach. *Petroleum Science*, 12: 534-552.

Biscaro, Q.A. (2012). Price analysis and management model for adriatic small pelagic fish (Anchovies and Pilchards). *New Medit.* 11: 17–26. SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2819044>.

Bjørndal, T. (1987). Production economics and optimal stock size in a north Atlantic fishery. *The Scandinavian Journal of Economics*, 89(2): 145-164.

Braje, T.J., Erlandson, J.M. y Rick, T.C. (2007). An historic chinese abalone fishery on California's Northern Channel Islands. *Historical Archaeology*, 41(4): 117–128.

Burden, F., Winkler, D. (2008). Bayesian regularization of neural networks. En: Livingstone, D.J. (eds) *Artificial Neural Networks. Methods in Molecular BiologyTM*, vol 458. Humana Press. doi:10.1007/978-1-60327-101-1_3.

Caddy, J.F. (1975). Spatial model for an exploited shellfish population, and its application to the Georges Bank scallop fishery. *Journal of the Fisheries Board of Canada*. 32: 1305-1328. doi: <https://doi.org/10.1139/f75-15>.

California Department of Fish and Game. (2009). <http://www.dfg.ca.gov/marine/armp/index.asp>. [consulta: 15 marzo 2022].

Castro-Ortiz, J.L. y Guzmán del Proo, S. (2018). Efecto del clima en las pesquerías de abulón y langosta en Baja California, México. *Océanides*, 33: 13–25.

CEDRSSA (2015). La Acuicultura. En: *Reporte del Centro de Estudios para el Desarrollo Rural Sustentable y la Soberanía Alimentaria*. México, D. F., pp. 16.

Cheng, D., Yang, F., Xiang, S. y Liu, J. (2022). Financial time series forecasting with multi-modality graph neural network. *Pattern Recognition*. 121: 108218. doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.108218>.

Clark, C. W. (1976). *Mathematical Bioeconomics: The Optimal Management of Resources*. John Wiley and Sons, New York, New York.

Clark, C.W. (1985) *Bioeconomic Modelling and Fisheries Management*. Wiley-Interscience, New York.

Clark, C.W. (1990). *Mathematical bioeconomics - the optimal management of renewable resources*. John Wiley & Sons Ltd, New York, USA.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2006). Secretaría de Agricultura, Ganadería, Pesca y Acuacultura. Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2010). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico Acuacultura y Pesca. (2011). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2017). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2018). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2019). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

CONAPESCA. Anuario Estadístico de Acuacultura y Pesca. (2020). Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, Gobierno de México.

Colás Herrera, J.C. (2019). *Aplicación de modelos de redes neuronales a la predicción de la fiebre*. Tesis de Licenciatura, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España.

Cook, P.A. (2014). The Worldwide Abalone Industry. *Modern Economy*, 5(13): 1181-1186. doi: 10.4236/me.2014.513110.

Cook, P.A. y Gordon, G.H. (2010). World abalone supply, markets and pricing. *Journal of Shellfish Research*, 29: 569-571. doi: 10.2983/035.029.0303.

Cooper, N.S., Whysall, K.D. y Bigg, G.R. (1989). Recent decadal climate variations in the tropical Pacific. *International Journal of Climatology*, 9(3): 221-242. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.3370090302>.

Copes, P. (1970). The backward-bending supply curve of the fishing industry. *Scottish Journal of Political Economy*, 17(1): 69-77. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.3370090302>.

Cox, K.W. (1962). California abalones, family Haliotidae. *Fish Bulletin*, (118): 1-133.

Cruz-Flores, R. (2017). *Hiperparasitismo en los abulones *Haliotis rufescens*, *Haliotis fulgens* y *Haliotis corrugata* por *Candidatus xenohaliotis californiensis* y el bacteriófago pCXc: Aislamiento, caracterización y distribución*. Tesis de Doctorado. CICESE, Ensenada Baja California, México.

DOF. DIARIO OFICIAL DE LA FEDERACION. 2015. Acuerdo por el que se modifica el similar por el que se modifican las épocas y zonas de veda de la langosta azul (*Panulirus inflatus*), langosta verde (*P. gracilis*) y langosta roja (*P. interruptus*), en aguas de jurisdicción federal del Océano Pacífico, incluyendo el Golfo de California, publicado en el Diario Oficial de la Federación el 31 de agosto de 2005. www.dof.gob.mx.

Duch, W. y Korczak, J. (1998). Optimization and global minimization methods suitable for neural networks. *Neural computing surveys*, 2: 163–212.

Dupont, D.P. (1993). Price uncertainty, expectations formation and fishers' location choices. *Maine. Resource Economics*, 8: 219-247. doi: <https://doi.org/10.1086/mre.8.3.42629067>.

<https://economipedia.com/definiciones/ley-de-oferta-y-demanda.html> [consulta: 15 marzo 2022].

Erlandson, J.M., Torben, C.R., Todd, J.B., Steinberg, A., Vellanoweth, R.L. (2008). Human impacts on ancient shellfish: a 10,000 year record from San Miguel Island, California. *Journal of Archaeological Science*, 35(8): 2144-2152.

FAO. 2018. El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2018. Cumplir los objetivos de desarrollo sostenible. Roma. <https://doi.org/10.18356/37c4c7b4-es>.

FAO.2020. FAO. <http://www.fao.org/fishery/statistics/> [consulta: 15 marzo 2022].

FAO. 2020. El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2020. La sostenibilidad en acción. Roma. <https://doi.org/10.4060/ca9229es>.

Flaaten, O. (2011). *Fisheries economics and management*. The Norwegian College of Fishery Science, University of Tromsø, Tromsø, Norway.

Foresee, F.D. y Martin, T.H. (1997). Gauss-Newton approximation to bayesian learning. En: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Houston, TX, USA, 12 June 1997; Volume 3, pp. 1930–1935.

Friedman, J. (1991). Multivariate adaptive regression splines. En: *The Annals of Statistics*, 19: 1-141. doi: [10.1214/aos/1176347963](https://doi.org/10.1214/aos/1176347963).

Gao, Y. y Meng, J.E. (2005). NARMAX time series model prediction: feedforward and recurrent fuzzy neural network approaches. *Fuzzy Sets and Systems*, 150(2): 331-350. doi: <https://doi.org/10.1016/j.fss.2004.09.015>.

Garg, N., Sharma, M.K., Parmar, K.S., Soni, K., Singh, R.K. y Maji, S. (2016). Comparison of ARIMA and ANN approaches in time-series predictions of traffic noise. *Noise Control Engineering Journal*, 64(4): 522–531. doi:10.3397/1/376398.

Geiger, D.L. y Owen, B. (2012). *Abalone: worldwide Haliotidae*. Conch Books, Harxheim, Germany.

Ghiassi, M., Saidane, H. y Zimbra, D.K. (2005). A dynamic artificial neural network. Database Systems Journal. VI (2). 23 model for forecasting time series events. *International Journal of Forecasting*, 341–362. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.008>.

Goñi-Ávila, N. (2008). *El precio. Variable clave en marketing*. Pearson Educación de México S.A. de C.V.

Gordon, H.R. y Cook, P.A. (2013). World abalone supply, markets and pricing: 2011 update. *Journal of Shellfish Research*, 32: 5-7. doi: 10.2983/35.032.0102.

Gordon, D.V. y Maurice, S. (2015). Vertical and horizontal integration in the Uganda fish supply chain: measuring for feedback effects to fishermen. *Aquaculture Economics Management*, 19: 29-50. doi: <https://doi.org/10.1080/13657305.2015.994235>.

Gordon, D.V. y Hannesson, R. (2015). The norwegian winter herring fishery: a story of technological progress and stock collapse. *Land Economics*, 91(2): 362–385. doi: 10.3368/le.91.2.362.

Gujarati, D.N. (2008). *Basic Econometrics*. 5th Revised ed. McGraw-Hill Education, Boston.

Guresen, E., Kayakutlu, G. y Daim, T. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert Systems with Applications*, 38: 10389–10397. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.068>.

Guzmán del Proo, S.A. (1980). Análisis de la Pesquería de Abulón en Baja California y fundamentos biológicos para un nuevo régimen de explotación del recurso. Proyecto Abulón/Langosta. Instituto Nacional de Pesca, México, D.F..

Guzmán del Proo, S. A. (1989). Problemas y perspectivas de las investigaciones pesqueras sobre los abulones de México. En: *Proceedings of the Workshop Australia-Mexico on Marine Sciences*. 297-310.

Guzmán del Proo, S.A. (1992). A review of the biology of abalone and its fishery in Mexico. En: *Abalone of the World: Biology, Fisheries and Culture*. Blackwell Scientific Publications Ltd, Oxford, UK. pp. 341-360.

Guzmán del Proo, S.A. (1997). ¿Son las cuotas de captura la mejor opción para regular la pesquería de abulón?. *Zoología Informa*, 36-37: 107-120.

Hainaut, D. (2018). A Neural-Network Analyzer for Mortality Forecast. *ASTIN Bulletin*, 48: 481–508. doi: 10.1017/asb.2017.45.

Hamasaki, K. y Kitada, S. (2008). The enhancement of abalone stocks: lessons from Japanese case studies. *Fish and Fisheries*, 9: 243–260. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1467-2979.2008.00280.x>.

Hamzaçebi, C., Akay, D. y Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36(2): 3839-3844. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.02.042>.

Hanke, J.E. y Wichern, D.W. (2006). *Pronóstico en los negocios*. 8ª ed. Pearson Educación de México, Ciudad de México.

Hannesson, R. (1978). *Economics of fisheries; an introduction*. Agris.

Hasan, M.R., Dey, M.M. y Engle, C.R. (2018). Forecasting monthly catfish (*Ictalurus punctatus*) pond bank and feed prices. *Aquaculture Economics and Management*, 23: 86–110. doi: <https://doi.org/10.1080/13657305.2018.1466376>.

Hernández-Casas, S., Beltrán-Morales, L.F., Vargas-López, V.G., Vergara-Solana, F., Seijo, J.C. (2022). Price Forecast for Mexican Red Spiny Lobster (*Panulirus* spp.) Using Artificial Neural Networks (ANNs). *Applied Science*. 12, 6044. doi: <https://doi.org/10.3390/app12126044>.

Hilera, J.R., Martínez, V.J. y Mazo, M. (1995). ecg signals processing with neural networks. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 03(04): 419–430. doi: <https://doi.org/10.1142/S0218488595000219>.

Hobday, A.J., Tegner, M.J. y Haaker, P.L. (2001). Over-exploitation of a broadcast spawning marine invertebrate: decline of the white abalone. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 10: 493–514. doi: <https://doi.org/10.1023/A:1012274101311>.

Huchim-Lara, R.O. (2010). *Enfermedad por descompresión en pescadores de langosta de la costa oriente de Yucatán. Tesis de Maestría*. CINVESTAV, Unidad Mérida, México.-

Hung, H.M.J., O'Neill, R.T., Bauer, P. y Kohne, K. (1997). The Behavior of the P-Value When the Alternative Hypothesis is True. *Biometrics*, 53(1): 11. doi:10.2307/2533093.

Izumi, K. (2001). Complexity of Agents and Complexity of Markets. En: *New Frontiers in Artificial Intelligence*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2253: 110-120. doi: 10.1007/3-540-45548-5_14.

Jones, A.J. (2004). New tools in non-linear modelling and prediction. *Computational Management Science*; 1: 109–149. doi: <https://doi.org/10.1007/s10287-003-0006-1>.

Kawana, S.K., Catton, C.A., Hofmeister, J.K.K., Juhasz, C.I., Taniguchi, I., Stein, D. y Rogers-Bennett, L. (2019). Warm Water Shifts Abalone Recruitment and Sea Urchin Diversity in Southern California: implications for climate-ready abalone restoration planning. *Journal of Shellfish Research*, 38 (2): 47. doi: 10.2983/035.038.0231.

Koehrsen, W. (2018). Overfitting vs. underfitting: a complete example. *Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/overfitting-vs-underfitting-a-complete-example-05dd7e19765>.

Korpov, K.A., Haaker, P.L., Taniguchi, I.K. y Rogers-Bennett, L. (2000). Serial Depletion and Collapse of the Californian Abalone (*Haliotis* spp.) Fishery. *Canadian Special Publication on Fisheries and Aquatic Science*, 130: 11-24.

Lawrence, S. y Giles, C.L. (2000). Overfitting and neural networks: conjugate gradient and backpropagation. Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium. doi:10.1109/ijcnn.2000.857823.

León-Carballo, G. y Muciño-Díaz, M. (1996). Pesquería de abulón. En: *Estudio del Potencial Pesquero y Acuícola de Baja California Sur*. SEMARNAP, Gobierno del Estado de Baja California Sur, FAO, Instituto Nacional de la Pesca, UABCS, CIB, CICIMAR, CET del Mar. La Paz, B.C.S. II: 15-41.

Lim, W.T., Wang, L., Wang, Y. y Chang, Q. (2016). Housing price prediction using neural networks. *12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, 518-522.

MacKay, D.J.C. (1992a). Bayesian interpolation. *Neural Computation*, 4: 415–447. doi: <https://doi.org/10.1162/neco.1992.4.3.415>.

MacKay, D.J.C. (1992b). A practical Bayesian framework for backpropagation networks. *Neural Computation*, 4: 448–472. doi: <https://doi.org/10.1162/neco.1992.4.3.448>.

McCulloch, W.S. y Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5: 115–133. doi: <https://doi.org/10.1007/BF02478259>.

Malcomson, J.M. (1997). Contacts, hold-up, and labor markets. *Journal of economic literature*, 35: 1916-1957. <https://www.jstor.org/stable/2729883>.

Mancini, E.P. (2022). *Determinación del precio mínimo de un producto alimenticio para exportación*. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Rosario, Rosario, Argentina.

Marc, I., Kušar, J. y Berlec, T. (2022). Decision-Making Techniques of the Consumer Behaviour Optimisation of the Product Own Price. *Applied Science*, 12: 2176. doi: <https://doi.org/10.3390/app12042176>.

Matlab 2021. MATLAB Help (F1), Neural Network Toolbox/Getting Started/Getting Started/Time Series Prediction.

Mazariegos-Villarreal, A., Casas-Valdez, M., Siqueiros-Beltrones, D.A., Piñón-Gimate, A. y Serviere-Zaragoza, E. (2012). Changes in the natural diet of Green abalone *Haliotis fulgens* during the 1997 a 1998 EL NIÑO event in Baja California Sur, Mexico. *Journal of Shellfish Research*, 31(3): 795–800. doi: <https://doi.org/10.2983/035.031.0325>.

McShane, P.E. (1992). Early life history of abalone: a review. En: *Abalone of the World: Biology, Fisheries and Culture*. Oxford, UK: Blackwell Scientific Publications Ltd. pp. 120-138. Oxford, UK.

Mayfield, S., McGarvey, R., Gorfine, H.K., Peters, H., Burch, P. y Sharma, S. (2011). Survey Estimates of Fishable Biomass Following a Mass Mortality in an Australian Molluscan Fishery. *Journal of Fish Diseases*, 34: 287-302. doi: [10.1111/j.1365-2761-2011.01241.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2761-2011.01241.x).

Mayfield S., Mundy C., Gorfine, H., Hart, A.M., Worthington, D. (2012). Fifty Years of Sustained Production from the Australian Abalone Fisheries. *Reviews in Fisheries Science*, 20(4): 220-250. doi: <https://doi.org/10.1080/10641262.2012.725434>.

Meng, J., Shiqian, W., Juwei, L. y Hock, L.T. (2002). Face recognition with radial basis function (RBF) neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13 (3): 697-710. doi: [10.1109/TNN.2002.1000134](https://doi.org/10.1109/TNN.2002.1000134).

Mochón, M.F. y Carreón R.V.G. (2011). *Microeconomía con aplicaciones en América Latina*. McGraw-Hill Interamericana.

Mombeini, H. y Yazdani-Chamzini, A. (2015). Modeling gold price via artificial neural network. *Journal of Economics, business and Management*, 3(7): 699-703. doi: [10.7763/JOEBM.2015.V3.269](https://doi.org/10.7763/JOEBM.2015.V3.269).

Morales-Bojórquez, E., Muciño-Díaz, M.O., Vélez-Barajas, J.A. (2008). Analysis of the decline of the abalone fishery (*Haliotis fulgens* and *H. corrugata*) along the westcentral coast of the Baja California Peninsula, Mexico. *Journal of Shellfish Research*, 27(4): 865-870. doi: [https://doi.org/10.2983/0730-8000\(2008\)27\[865:AOTDOT\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.2983/0730-8000(2008)27[865:AOTDOT]2.0.CO;2).

Namasudra, S., Dhamodharavadhani, S. y Rathipriya, R. (2021). Nonlinear Neural Network Based Forecasting Model for Predicting COVID-19 Cases. *Neural processing letters*, 1-21. doi: <https://doi.org/10.1007/s11063-021-10495-w>.

Nie, Z. y Wang, S. (2004). The Status of Abalone Culture in China. *Journal of Shellfish Research*, 23: 941-945.

Nitin, M., Vinod, P.S. y Kamal, R.P. (2010). A comparison between hybrid approaches of ANN and ARIMA for indian stock tren forecasting. *Business Intelligence Journal*, 23-43.

Nordhaus, S. (2006). *Economia*. 18^a ed. McGraw-Hill Interamericana.

Nøstbakken, L. y Bjørndal, T. (2003). Supply function for North Sea herring. *Marine Resource Economics*, 18: 345-361. doi: <https://doi.org/10.1086/mre.18.4.42629407>.

Oakes, F.R. y Ponte, R.D. (1996). The abalone market: opportunities for cultured abalone. *Aquaculture*, 140(1-2): 187–195. doi:10.1016/0044-8486(95)01189-7.

Ortiz de Dios, C.E. (2012). *Modelos Econométricos y de Redes Neuronales para Predecir la Oferta Maderera en México: ARIMA vs NAR y ARMAX vs NARX*. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma Metropolitana, Ciudad de México.

Parker, D.O., Haaker, P.L. y Togstad, H.A. (1992). Case histories for three species of California abalone, *Haliotis corrugata*, *H. fulgens* and *H. cracherodii*. En: *Abalone of the World: Biology, Fisheries and Culture*. Oxford, UK: Blackwell Scientific Publications Ltd. pp. 384–394. Oxford, UK.

Parrish, R.H., Nelson, C.S. y Bakun, A. (1981). Transport mechanisms and reproductive success of fishes in the California Current. *Biological Oceanography*, 1(2): 175-203. doi: 10.1080/01965581.1981.10749438.

Pati, J. y Shukla, K.K. (2014). A comparison of ARIMA, neural network and a hybrid technique for Debian bug number prediction. International Conference on Computer and Communication Technology (ICCT). doi: 10.1109/icct.2014.7001468.

Pérez-Ramírez, M., Ponce-Díaz, G. y Lluch-Cota, S. (2012). The role of MSC certification in the empowerment of fishing cooperatives in Mexico: the case of red rock lobster co-managed fishery. *Ocean & coastal management*, 63: 24-29. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2012.03.009>.

Pham, T.T. y Flaaten, O. (2013). The Backward-Bending Supply Curve in Fisheries-Revisited. *Journal of Sustainable Development*, 6(6): 15-33. doi: <http://dx.doi.org/10.5539/jsd.v6n6p15>.

Philemon, M., Ismail, Z. y Dare, J. (2019). A Review of Epidemic Forecasting Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Epidemiologic Research*, 6: 132-143. doi: 10.15171/ijer.2019.24.

Phillips, B.F. y Booth, J.D. (1994). Early life history of spiny lobster. *Crustaceana*, 66(3): 271-294. doi: <https://doi.org/10.1163/156854094X00035>.

Plagányi, É.E., McGarvey, R., Gardner, C., Caputi, N., Dennis, D., de Lestang, S. y Villanueva, C. (2017). Overview, opportunities and outlook for Australian spiny lobster fisheries. *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 28: 57–87. doi: <https://doi.org/10.1007/s11160-017-9493-y>.

Ponce-Díaz G. Sánchez-Hernández S, Moctezuma-Cano T, Olguín-Espinoza I, Serviere-Zaragoza E, Pérez-Enríquez R, Hernández-Llamas A, Ramade-Villanueva M, Lluch-Cota D, Lluch-Cota S, Hernández-Vázquez S, de Anda-Montañez A, González-Angulo M, Soria-Martínez G, García-Domínguez G, Beltrán-Morales LF, Flores-Quintana E, González-Becerril A. (2003). Estudio de la Cadena Productiva de Abulón. CONAPESCA, CIBNOR, BANCOMEXT. La Paz, Baja California Sur.

Ponce-Díaz, G., Vergara-Solana, F.J. y Aranceta-Garza, F. (2021). Bioeconomic Analysis of Fishery Management Objectives Considering Changes in Selling Price. *Economía: teoría y práctica*, (55): 149-170. doi: <https://doi.org/10.24275/etypuam/ne/552021/ponce>.

Prince, J.D. (2004). The decline of global abalone (Genus *Haliotis*) production in the late twentieth century: is there a future? En: *Stock Enhancement and Sea Ranching*, 2^a ed. Oxford: Blackwell Publishing. pp. 427–443.

Qi, J., Du, J., Siniscalchi, S.M., Ma, X. y Lee, C.H. (2020). On Mean Absolute Error for Deep Neural Network Based Vector-to-Vector Regression. *IEEE Signal Processing Letters*, 27: 1485–1489.

Ran, T., Keithly, W.R. y Yue, C. (2014). Reference-Dependent Preferences in Gulf of Mexico Shrimpers' Fishing Effort Decision. *Journal of agriculture and resource economics*, 19-33. doi: <https://www.jstor.org/stable/44131312>.

Raptodimus, Y. y Lazakis, I. (2020). Application of NARX neural network for predicting marine engine performance parameters. *Ships and Offshore Structures*, 15(4): 443-452. doi: 10.1080/17445302.2019.1661619.

Restocchi, V. (2018). *It takes all sorts: the complexity of prediction markets*. Doctoral Thesis, University of Southampton, Southampton, UK.

Restrepo, B.L. y González, L.J. (2007). De Pearson a Spearman. *Revista Colombia de Ciencias Pecuarias*, 20 (2): 183-192.

Ríos-Lara, G.V. y Salas, S. (2009). Modelo estructurado por edades para la evaluación de la población de langosta *P. argus* en la Plataforma de Yucatán, México. Proceedings of the 61th Gulf and Caribbean Fisheries Institute, 451-460.

Ríos-Lara, G.V., Bello-Pineda, J., Zetina-Moguel, C.E., Cervera-Cervera, K. y Arceo-Briceño, P. (2003). Estimación de densidad, abundancia y biomasa de la Langosta Espinosa *P. argus* en el Arrecife Alacranes en los años 1997-1999 con aplicación de sistemas de información geográfica. Proceedings of the 54th Gulf and Caribbean Fisheries Institute, 272-284.

Ríos-Lara, G.V., Zetina-Moguel, C.E, Ramírez-Estévez A., Aguilar-Cardozo C. (2012). Evaluación de los Stock de Langosta (*Panulirus argus*) en Diferentes Zonas de Pesca de la costa de Yucatán y Quintana Roo, México. Proceedings of the 64th Gulf and Caribbean Fisheries Institute, 442-448.

Rogers-Bennett, L., Dondanville, R.F., Moore, J.D. y Vilchis, L.I. (2010). Response of red abalone reproduction to warm water, starvation, and disease. *Journal of Shellfish Research*, 29: 599–611. doi: <https://doi.org/10.2983/035.029.0308>.

Rusiman, M.S., Hau, O.C., Abdullah, A.W., Sufahani, S.F. y Azmi, N.A. (2017). An analysis of time series for the prediction of barramundi (*Ikan siakap*) price in malaysia. *Far East Journal of Mathematical Sciences*, 102(9): 2081-2093. doi: <http://dx.doi.org/10.17654/MS102092081>.

Salas, S., Ríos-Lara, G.V., Arce-Ibarra, A.M., Velázquez-Abunader, I., Cabrera-Vázquez, M.A., Cepeda-González, M.F. y Pérez-Cobb, A.U. (2012). Integración y asistencia para la concertación del Programa de Ordenamiento de la pesquería de langosta en la Península de Yucatán. Informe Final. CINVESTAV, INAPESCA y ECOSUR.

Salmon J. (1990). Challenges in Seafood Technology in 1990's. Tropical and Sub-Tropical Fisheries Technological Conference of The Americas. Orlando, Florida, EE.UU.

Samy-Kamal, M., Forcada, A. y Lizaso, J.L.S. (2015). Daily variation of fishing effort and ex-vessel prices in a western Mediterranean multi-species fishery: implications for sustainable management. *Marine Policy*, 61: 187-195. doi: <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2015.08.015>.

Sánchez, R.J. (2019). *La formación de precios en el transporte marítimo de contenedores de exportación y el rol de las expectativas*. Tesis Doctoral. Pontificia Universidad Católica Argentina, Santa María de Buenos Aires, Argentina.

Schaefer, M.B. (1954). Some aspects of the dynamics of populations important to the management of commercial marine fisheries. *Bulletin Inter-American Tropical Tuna Commission*, 1: 27–56. <http://hdl.handle.net/1834/21257>.

Searcy-Bernal, R., Ramade-Villanueva, R.M. y Altamira, A. (2010). Current Status of Abalone Fisheries and Culture in Mexico. *Journal of Shellfish Research*, 29(3): 573-576. doi: 10.2983/035.029.0304.

Seung, C.K. y Waters, E.C. (2010). Evaluating supply-side and demand –side shocks for fisheries: a computable general equilibrium (CGE) model for Alaska. *Economic Systems Research*, 22: 87–109. doi: <https://doi.org/10.1080/09535311003677636>.

Seijo, J.C. y Caddy, J.F. (2008). Port location for inshore fleets affects the sustainability of coastal source–sink resources: implications for spatial management of metapopulations. *Fisheries Research*, 91 (2-3): 336–348. doi: <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2007.12.020>.

Seijo, J. C., y Sutinen, J. G. (2018). *Advances in Fisheries Bioeconomics*. Routledge, Taylor & Francis Group, London and New York.

Seijo, J.C. y Villanueva, R. (2018). Bioeconomics of ocean acidification. En: Seijo J.C, J. Sutinen (Eds.) *Advances in Fisheries Bioeconomics. Theory and Policy (1st ed.)*, Routledge, UK. pp. 58-76. doi: <https://doi.org/10.4324/9780203705780>.

Seijo, J.C., Caddy, J.F. y Euan, J. (1994). SPATIAL: space-time dynamics in marine fisheries- a bioeconomic software package for sedentary species. FAO Computerized Information Series (Fisheries) No. 6. Rome. 116 p.

Seijo, J.C., Defeo O. y Salas S. (1997). Bioeconomía Pesquera: teoría, modelación y manejo. FAO Documento Técnico de Pesca. No. 368. Rome. 176 p.

Seijo, J.C., Defeo, O., and Salas, S. (1998). Fisheries bio-economics: theory, modelling and management. FAO Fisheries Technical Paper No. 368. 108 p.

Sergey, Z. y Nikos, K. (2015). Learning to Compare Image Patches via Convolutional Neural Networks. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 4353-4361.

Serviere-Zaragoza, E., Mazariegos-Villarreal, A., Ponce-Díaz, G. y Montes-Magallón, S. (2001). Growth of juvenile abalone, *Haliotis fulgens* Philippi, fed different diets. *Journal of Shellfish Research*, 20: 689–693.

Shafie-Khah, M., Moghaddam, M.P. y Sheikh-El-Eslami, M.K. (2011). Price forecasting of day-ahead electricity markets using a hybrid forecast method. *Energy Conversion and Management*, 52: 2165–2169. doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.10.047>.

Silva, E.S., Hassani, H., Heravi, S. y Huang, X. (2019). Forecasting tourism demand with denoised neural networks. *Annals of Tourism Research*, 74: 134–154. doi: <https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.11.006>.

Siqueiros-Beltrones, D.A. y Argumedo-Hernández, U. (2005). Florística de diatomeas epifitas en láminas apicales de *Macrocystis pyrifera* (L.) C. Ag. *CICIMAR Oceanides*, 20(1-2): 37-63. doi: <http://dx.doi.org/10.37543/oceanides.v20i1-2.21>.

Srinivasan, D., Choy, M.C. y Cheu, R.L. (2006). Neural Networks for Real-Time Traffic Signal Control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(3): 261-272. doi: 10.1109/TITS.2006.874716.

Sunoko, R. y Huang, H.W. (2014). Indonesia tuna fisheries development and future strategy. *Marine Policy*, 43: 174–183. doi: <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2013.05.011>.

Suszynski, M. y Peta, K. (2021). Assembly Sequence Planning Using Artificial Neural Networks for Mechanical Parts Based on Selected Criteria. *Applied Science*, 11: 10414.

Tarr, R.J.Q. (2000). The South African abalone (*Haliotis midae*) fishery: a decade of challenges and change. *Canadian Special Publication Fisheries Aquatic Sciences*, 130: 32–40.

Tegner, M.C., Haaker, P.L., Riser, K.L. y Vilchis L.I. (2001). Climate variability, kelp forest, and the southern California red abalone fishery. *Journal of Shellfish Research*, 20: 755–763.

Tellis, G.J. (1988). The Price Elasticity of Selective Demand: a meta-analysis of econometric models of sales. *Journal of Marketing Research*, 25(4): 331-341. doi: <https://doi.org/10.1177/002224378802500401>.

Terza, J.V., Basu, A. y Rathouz, P.J. (2008). Two-stage residual inclusion estimation: addressing endogeneity in health econometric modeling. *Journal of Health Economics*, 27: 531-543.

Tian, C., Ma, J., Zhang, C. y Zhan, P. (2018). A Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network. *Energies*, 11: 3493. doi: <https://doi.org/10.3390/en1123493>.

Toriman, M.E., Juahir, H., Mokthar, M., Gazim, M.B., Abdullah, S.M.S. y Jaafar, O. (2009). Predicting for discharge characteristics in langat river, Malaysia using Neural Network application model. *Research Journal of Earth Sciences*, 1(1): 15-21.

TradeMap, International Trade Centre, www.trademap.org. (consulta 18 noviembre, 2021).

Vargas-López, V.G., Arreguín-Sánchez, F., Gutiérrez-González, J.L. y Seijo, J.C. (2022). Co-management of a high – value specie with a territorial use rights for fishing: a spatial bioeconomic approach with enviromental variability. *Scientia Marina*. (En prensa).

Vaziri, M. (1997). Predicting Caspian Sea Surface Water Level by ANN and ARIMA Models. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 123(4): 158–162. doi: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-950X\(1997\)123:4\(158\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-950X(1997)123:4(158))

Vega-Velázquez, A. (2003). Reproductive strategies on the spiny lobster *Panulirus interruptus* related to the marine environmental variability off central Baja California, Mexico: mangement implications. *Fisheries Research*, 65: 123-135. doi: <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2003.09.011>.

Vega, V.A. y Lluch-Cota, D.B. (1992). Análisis de las fluctuaciones en los volúmenes de langostas (*Panulirus* spp.), del litoral oeste de la Península de Baja California, en relación con el desarrollo histórico de la pesquería y la variabilidad del marco ambiental. En: *Proceedings of México-Australia workshop on recruitment on benthic marine resources of the Baja California Peninsula* pp. 25-29.

Vega, V.A., Espinoza, C.G. y Gómez, R.C. (1996). Pesquería de la langosta (*Panulirus* spp.). En: *Estudio del Potencial Pesquero y Acuícola de Baja California Sur*, SEMARNAP, Gobierno del Estado de Baja California Sur, FAO, Instituto Nacional de la Pesca, UABCS, CIB, CICIMAR, CET del Mar. La Paz, B.C.S., México, (I): 227-261.

Vega, V.A., Lluch-Belda, D., Muciño, M., León, C.G., Hernández, V.S., Lluch-Cota, D., Ramade, V.M. y Espinoza, C.G. (1997). Development, perspectives and management of lobster and abalone fisheries, off northwest Mexico, under a limited Access system. *The State of the Science and Management*, 136-142.

Walras, L. (1874). Elements of Pure Economics, a translation by W. Jaffé of the Edition Définitive (1926) of the *Eléments d'économie pure, first edition*.

Wang, Y., Li, Y., Song, Y. y Rong, X. (2020). The Influence of the Activation Function in a Convolution Neural Network Model of Facial Expression Recognition. *Applied Science*, 10: 1897. doi: <https://doi.org/10.3390/app10051897>.

Westerhoff, F.H. (2009). Exchange rate dynamics: a nonlinear survey. En: *Handbook of Research on Complexity*. Edward Elgar Publishing, Cheltenham, UK, pp. 287-235. doi: <https://doi.org/10.4337/9781781952665.00020>.

Wijesinghe G.W.R.I. y Rathnayaka, R.M.K.T. (2020). ARIMA and ANN Approach for forecasting daily stock price fluctuations of industries in Colombo Stock Exchange, Sri Lanka. *5th International Conference on Information Technology Research (ICITR)*, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICITR51448.2020.9310826.

Willmott, C. y Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30: 79–82. doi: 10.3354/cr030079.

<https://www.monografias.com/trabajos45/pescado-mariscos-peru/pescado-mariscos-peru2.shtml> [consulta: 15 marzo 2022].

<https://www.nbcnews.com/news/world/australia-embraces-u-s-pays-price-china-trade-war-hits-n1270458> [consulta: 15 marzo 2022].