



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA SUR**  
**ÁREA DE CONOCIMIENTO DE CIENCIAS DEL MAR**  
**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS MARINAS Y COSTERAS**

**TESIS:**  
**MODELOS PREDICTIVOS MULTIESPECÍFICOS PARA LA PESCA RIBEREÑA:**  
**PESQUERÍA DE ESCAMA EN LA REGIÓN DE BAHÍA MAGDALENA**  
**ALMEJAS**

QUE COMO REQUISITO PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

**MAESTRO EN CIENCIAS**

PRESENTA:  
**Ricardo Alberto Cavieses Núñez**

Director:  
Dr. Miguel Angel Ojeda Ruíz de la Peña

LA PAZ, BAJA CALIFORNIA SUR A OCTUBRE DEL 2016





UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA SUR  
Área de Conocimiento de Ciencias del Mar y de la Tierra  
Departamento Académico de Ciencias Marinas y Costeras  
POSGRADO EN CIENCIAS MARINAS Y COSTERAS



Fecha: 02/06/2016

**DR. ENRIQUE A. GÓMEZ GALLARDO UNZUETA**  
**JEFE DEL DEPARTAMENTO ACADÉMICO DE CIENCIAS MARINAS Y COSTERAS**  
**PRESENTE.**

Los abajo firmantes, Miembros del Comité Académico Asesor del trabajo de tesis completamente terminado, titulado:



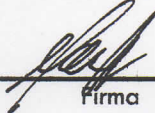
Modelos predictivos multiespecíficos para la pesca ribereña: pesquería de escama en la región de Bahía Magdalena Almejas

que presentó:

Ricardo Alberto Cavieses Núñez

Otorgamos nuestro voto **aprobatorio** y consideramos que dicho trabajo está listo para su **defensa**, a fin de obtener el **Grado de Maestro** en Ciencias Marinas y Costeras, con Orientación en Manejo Sustentable.

Comité Académico Asesor:

Miguel Ángel Ojeda Ruíz de la Peña	
Nombre del Director	Firma
Alfredo Flores Irigollen	
Nombre del Asesor	Firma
Manuel Luis Rodríguez Rodríguez	
Nombre del Asesor	Firma

c.c.p Expediente del alumno (CIMACO)



Universidad Autónoma de Baja California Sur • Km. 5.5. Carretera al Sur, La Paz, Baja California Sur • MEXICO • Teléfono: (52) 612 123 88 00, ext. 2020  
• Web: <http://www.uabcs.mx>





**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA SUR**  
**ÁREA DE CONOCIMIENTO DE CIENCIAS DEL MAR**  
**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS MARINAS Y COSTERAS**

**TESIS:**

**“Pesquería ribereña de escama en la región Bahía Magdalena- Almejas;  
Modelos multiespecíficos predictivos”**

QUE COMO REQUISITO PARA OBTENER EL TÍTULO DE MAESTRO EN CIENCIAS:

PRESENTA:

**Ricardo Alberto Cavieses Núñez**

Director:

Dr. Miguel Angel Ojeda Ruíz de la Peña

LA PAZ, BAJA CALIFORNIA SUR A OCTUBRE DEL 2016

## *Dedicatoria*

*«Padre mar, ya sabemos cómo te llamas, todas las gaviotas reparten tu nombre en las arenas: ahora, pórtate bien, no sacudas tus crines, no amenazas a nadie, no rompas contra el cielo tu bella dentadura, déjate por un rato de gloriosas historias, danos a cada hombre, a cada mujer y a cada niño, un pez grande o pequeño cada día»* (fragmento de Oda al mar de Pablo Neruda).

Dedico este trabajo a mis padres y mi hermano que como el mar siempre están presentes. A mis amigo de la universidad, del teatro y de la vida, simplemente porque son mis amigos y los estimo.

# *Agradecimientos*

Agradezco a CONACyT por proporcionar los fondos necesarios para realizar este trabajo de investigación, también se agradece a OCEAN Color por proporcionar las bases de datos de imágenes satelitales. Y a CONAPESCA por proporcionar sus bases de datos de avisos de arribo.

Agradezco enormemente al personal administrativo de la UABCS que siempre ha estado en completa disposición de ayudar, también quiero agradecer a todos los Profesores del departamento de Ingeniería en pesquerías y de CIMACO por sus consejos.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Antecedentes</b>	<b>3</b>
2.1. La pesca ribereña y su importancia . . . . .	3
2.2. Enfoques de manejo pesquero . . . . .	4
2.3. Información de la pesquería de escama disponible para los modelos ma- temáticos . . . . .	7
2.4. Antecedentes del uso de Redes Neuronales Artificiales . . . . .	9
<b>3. Justificación</b>	<b>17</b>
<b>4. Marco Teórico</b>	<b>18</b>
4.1. Redes Neuronales Artificiales . . . . .	18
<b>5. Objetivos</b>	<b>20</b>
5.1. Objetivo general . . . . .	20
5.2. Objetivos Específicos . . . . .	20
5.2.1. Primero sobre la pesquería . . . . .	20
5.2.2. Segundo sobre las especies capturadas . . . . .	20
5.2.3. Tercerosobre las variables . . . . .	21
5.2.4. Cuarto sobre el modelo . . . . .	21
<b>6. Materiales y Métodos</b>	<b>22</b>
6.1. Descripción de la zona de estudio . . . . .	24
6.2. Caracterización de la Pesquería de Escama en Bahía Magdalena-Almejas	25
6.3. Selección de especies capturadas en la pesquería de escama para su modelado. . . . .	26
6.4. Selección de variables ambientales para el diseño de modelos . . . . .	27
6.4.1. Variables de imagen satelital . . . . .	27



## *Índice general*

6.4.2. Variables de fenómenos oceanográficos . . . . .	28
6.4.3. Análisis de correlación entre variables . . . . .	28
6.5. Diseño de modelos de Redes Neuronales para el pronóstico de las variables . . . . .	28
6.5.1. Preparación de datos . . . . .	28
6.5.2. Algoritmos de trabajo . . . . .	29
6.5.3. Modelo NAR para el pronóstico de variables ambientales . . . . .	31
6.5.4. Modelo para el pronóstico de variables de captura . . . . .	31
<b>7. Resultados</b>	<b>32</b>
7.1. Características de la pesquería de escama en Bahía Magdalena Almejas	32
7.2. Características de las especies seleccionadas para el modelo de pronóstico	35
7.3. Selección de variables ambientales para el diseño del modelo . . . . .	43
7.4. Diseño del modelo de pronóstico para las especies objetivo (Verdillo-Pierna). . . . .	44
<b>8. Discusión</b>	<b>52</b>
8.1. Caracterización de la pesquería de escama . . . . .	52
8.2. Modelos y redes neuronales artificiales aplicados al pronóstico . . . . .	55
8.3. De la información pesquera disponible . . . . .	57
<b>9. Conclusión</b>	<b>59</b>
<b>10. Recomendaciones</b>	<b>60</b>
<b>11. Anexos</b>	<b>62</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>66</b>

# Índice de figuras

4.1. Esquema de un modelo de neurona artificial . . . . .	19
6.1. Metodología general. . . . .	22
6.2. Ubicación geográfica de Bahía Magdalena Almejas . . . . .	23
7.1. Artes de pesca utilizadas en la pesquería de escama en BMA. Izquierda, pesca con línea de mano, derecha trampas para la pesca de peces. Elaborado por FAO.	33
7.2. En azul, las principales zonas de captura de escama en el estado de BCS reportadas por los pescadores, en lila la zona económica exclusiva. . . .	33
7.3. Composición de las capturas que representan las principales diez especies de la pesquería de escama por temporadas en los avisos de arribo de BMA de 1998 al 2013 . . . . .	35
7.4. Se enfrentan el aporte de volumen de captura con el aporte económico de las especies reportadas en los avisos de arribo correspondiente a los años de 1998 al 2013 conformándose en los siguientes grupos: a) Alto valor-Alto volumen, b) Alto valor- Bajo volumen, c) Bajo valor-Alto volumen , d) Bajo valor-Bajo volumen . . . . .	36
7.5. Registros históricos de capturas en Bahía Magdalena-Almejas reportadas en los avisos de arribo de 1998 a 2013 . . . . .	38
7.6. Registros históricos de monto económico ingresado por las capturas en Bahía Magdalena-Almejas reportado en los avisos de arribo de 1998 a 2013 . . . . .	39
7.7. Registros históricos del precio en pie de playa de las capturas en pesos vivo de Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013 .	40
7.8. Correlación entre el precio y el volumen de captura desembarcado de la Pierna en Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013 . . . . .	41

## *Índice de figuras*

7.9. Correlación entre el precio y el volumen de captura desembarcado del Verdillo en Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013 . . . . .	42
7.10. Rendimiento de diferentes NAR al problema identificado por su coeficiente R y el MSE. . . . .	44
7.11. Esquema del modelo NAR para el pronóstico y simulación de TSM . . . . .	44
7.12. Simulaciones con el modelo NAR para TSM . . . . .	45
7.13. Rendimiento de diferentes NAR al problema . . . . .	46
7.14. Esquema NAR clorofila . . . . .	46
7.15. simulación NAR Cla . . . . .	47
7.16. NARX pronóstico capturas a) Verdillo y b) Verdillo . . . . .	48
7.17. Modelos NARX . . . . .	49
7.18. Pronóstico de capturas usando datos reales de las variables ambientales para el año de validación 2012 . . . . .	49
7.19. Simulación de 6 meses para Pierna y Verdillo en dos años diferentes usando variables ambientales simuladas . . . . .	51

# Nomenclatura

ANN	redes neuronales artificiales autorregresivas
ARNN	redes neuronales artificiales autorregresivas recurrentes
AWES	modelo suavizado exponencial aditivo de Winters
B	Biomasa
BA	Bahía Almejas
BCS	Baja California Sur
BM	Bahía Magdalena
BMA	Bahía Magdalena Almejas
Bthresh	Punto de biomasa máxima sostenible del esfuerzo pesquero
CCPR	Código de conducta de pesca responsable
CLA	Concentración de clorofila- $\alpha$
CNP	Carta Nacional Pesquera
ENSO	Oscilación del sur de El Niño
F	Captura en Kg

## *Índice de figuras*

FFBPTD	Feed Forward Back Propagatio Timed Delayed
Fmsy	Punto de rendimiento máximo sostenible
Fthresh	Punto de rendimiento máximo sostenible del esfuerzo pesquero
MEI	Índice Multivariado ENSO
MSE	Error cuadrático medio
NAR	Red no lineal autoregresiva
NARX	Red neuronal no lineal autoregresiva con datos exógenos
NOAA	Administración Oceanica y Atmosferica de Estados Unidos de America
OBPG	Grupo de Procesamiento Biológico Oceánico
PDO	Oscilación Decadal del Pacífico
RNA	Red Neuronal Artificial
SARIMAS	medias móviles autorregresivas integradas estacionalmente
SSB	Biomasa reproductora del Stock
TSM	Temperatura Superficial del Mar
ZC	Zona de Canales

# Resumen

La pesquería de escama en Bahía Magdalena en los últimos años ha incrementado su importancia relativa, y actúa como amortiguador económico entre temporadas de otras pesquerías, que tradicionalmente han sido relevantes por sus impactos económicos en la zona. Sin embargo como pesquería multiespecífica, diversa en métodos de captura y en la que actúan flotas de diferentes puertos base, presenta debilidades en su esquema de manejo. Por ello es relevante construir y evaluar modelos predictivos de las capturas de la pesquería, caracterizar como funciona y proponer herramientas o modelos que apoyen la toma de decisiones prospectivas con elementos que se encuentren disponibles. Utilizando los avisos de arribo de 1998 a 2012, utilizando como criteriosos sus aportaciones al valor y a la captura, se identificaron los 10 grupos de especies objetivo de mayor importancia en la pesquería, información ratificada con encuestas aplicadas a los pescadores dedicados a dicha pesquería. Fueron seleccionadas las dos especies de mayor relevancia, *Paralabrax nebulifer* y *Caulolatilus princeps*. Se diseñaron y evaluaron modelos de Redes Neuronales Artificiales (RNA) que utilizaron registros históricos de variables ambientales seleccionadas por análisis de correlación y registros históricos de las capturas de las especies objetivo seleccionadas. Se aplicó una búsqueda iterativa exhaustiva, para encontrar los parámetros de diseño de las RNA empleados para el pronóstico de las variables ambientales, las cuales utilizaron una estructura no lineal autoregresiva. Para el pronóstico de las capturas de *Paralabrax nebulifer* y *Caulolatilus princeps*, se empleó un modelo tipo no lineal autoregresivo con entrada exógena de datos para el pronóstico de las capturas usando las variables ambientales proporcionadas por sus modelos de pronóstico. El rendimiento de estos fue valorado utilizando el coeficiente de Spearman y suma cuadrática media del error. Se encontraron modelos con un rendimiento de  $R > 0.8$ ,  $MSE < 300$ ; arrojando pronósticos fiables para seis meses.

# 1 Introducción

El estudio de la pesquería ribereña de escama en Bahía Magdalena y Bahía Almejas en Baja California Sur es de suma importancia debido al aporte económico que esta provee a las comunidades que se asientan en torno a estas bahías. Uno de los aspectos a resaltar de esta pesquería es su carácter de múltiples especies que componen la captura, lo que le confiere una gran dificultad para su modelado. Algunos autores reportan que esta pesquería se encuentra en el tercer lugar de importancia comercial en BMA ([Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012](#); [Ramírez-Rodríguez and Ojeda-Ruiz, 2012](#)), y la Carta Nacional Pesquera agrupa a más de 60 especies para el Pacífico en esta pesquería, de las cuales la mayoría se pesca dentro de este complejo lagunar. Bahía Magdalena-Almejas alberga otras pesquerías ribereñas e industriales, por lo que existe una interacción entre estas, complicando así su ordenamiento. El ecosistema de las dos bahías ha sido estudiado por diversos autores entre los que destaca [Funes et al. \(2007\)](#), pero no se encontraron antecedentes que determinen el rol que juega la pesquería de escama en este ecosistema, su funcionamiento o propuestas de modelos de pronósticos que permitan sustentar decisiones al respecto.

La Carta Nacional Pesquera tiene un enfoque sobre el recurso, y la gran mayoría de los estudios de modelos de las pesquerías es sobre el recurso, sin considerar variables del ecosistema y la pertenencia de la pesquería a este sistema vivo, concentrándose únicamente en parámetros de la población objetivo, además la variación por el ambiente se valora como despreciable. Uno de los principales inconvenientes de estos modelos de pronóstico es que requieren de muestreos constantes de la población, requiriendo registros extensos, los cuales por lo general no cumple para pesquerías ribereñas emergentes o de multiespecies. La única fuente de registro de datos de estas pesquerías son los avisos de arribo, los cuales se pueden emplear para realizar análisis que permitirían tener información “aproximada” del estado de la pesquería. Actualmente, estos datos se analizan para obtener la caracterización de las pesquerías y son base de los anuarios estadísticos que publica CONAPESCA, los cuales son ampliamente citados.

## *1 Introducción*

El presente trabajo aprovecha de la información de los avisos de arribo lo relacionado a estos datos de captura y valor económico, para desarrollar modelos de inteligencia artificial con el propósito de que permitan pronosticar los niveles de capturas en la zona con base en diversos parámetros ambientales, incluyendo así el enfoque ecosistémico.

Los modelos de inteligencia artificial se han desarrollado desde 1930 pero no había sido posible su aplicación hasta finales de los 80, teniendo su mejor desarrollo en la actualidad al ser utilizados para análisis de grandes volúmenes de datos de diversos tipos. La gran ventaja de estos modelos, en especial de las Redes Neuronales Artificiales es su capacidad de encontrar relaciones no lineales entre patrones de los datos, teniendo así el potencial de pronosticar la secuencia del patrón que se desconoce. Si bien su principal aplicación es dentro del campo de la visión artificial, se utiliza también para relacionar series de tiempo y la respuesta de las variables dependientes a cambios en una variable independiente, lo que permite adaptar esta tecnología a series de tiempo de datos pesqueros. Este trabajo utiliza las RNA para encontrar relaciones entre variables ambientales y de la pesca de escama, además se considera que hay un efecto por la interacción de las diferentes especies capturadas. Para ellos es necesario poder simular escenarios ambientales, y tener un panorama general del funcionamiento de la pesquería o sus características.



## 2 Antecedentes

### 2.1. La pesca ribereña y su importancia

La pesquería ribereña constituye una importante fuente de alimentos e ingresos para las comunidades costeras en todo el mundo; en el 2012 casi el 79 % de todas las embarcaciones motorizadas median menos de 12 metros de eslora total, lo cual las clasifica dentro de embarcaciones para la pesca ribereña ([Gutiérrez et al., 2011](#); [FAO, 2015](#)).

En 2010 la pesca ribereña aportó 21 % del total de las capturas, contrastando con 75 % que aporta la pesca industrial y 0.03 % de la pesca de subsistencia, es importante recalcar que 94 % de las capturas totales se hicieron dentro de la Zona Económica Exclusiva y tan solo 6 % en altamar (Pauly D. and Zeller D, 2015). Es relevante apuntar que la pesca ribereña proporcionaba más del 90 % de los empleos directos de la actividad pesquera ([FAO, 2015](#)).

México al año 2012 se situaba en el lugar 16 dentro de los 18 principales países productores de capturas de peces en aguas marinas, contando con más de 71 mil embarcaciones registradas, de las cuales el 95.8 % medían menos de 12 m de eslora total([SAGARPA, 2012](#); [FAO, 2014](#)).

En un contexto histórico nacional, la pesca se ha centrado en especies de un valor elevado (túnicos y camarones), después de 1970 algunas de las pesquerías nacionales se industrializaron y se incrementó el rendimiento debido a las capturas de sardina y anchoveta, así como las capturas en pesquerías artesanales, y hasta 1983 el crecimiento fue exponencial, llegando hasta 1.4 millones de toneladas, siendo la pesca ribereña de gran importancia; pero variando su porcentaje de participación del 66.5 % en 1960 al 27 % en 1970 manteniéndose así hasta 2000 e incrementando su participación en los últimos años ([Arreguín-Sánchez and Arcos-Huitrón, 2011](#)).

## 2 Antecedentes

El noroeste de México es la principal región pesquera del país, que reporta las mayores capturas e ingresos económicos. Esta se integra por los estados de Sonora, Sinaloa, Baja California y Baja California Sur, esta región aporta aproximadamente el 50 % de las capturas nacionales, de las cuales el 65 % proviene de las pesquerías ribereñas que emplean casi el 85 % de los pescadores del país (Díaz-Uribe et al., 2013).

En producción Baja California Sur enmarcada en dicha región, es uno de las principales entidades productoras por sus pesquerías, que aportan un promedio anual de 155 mil toneladas de especies marinas capturadas y emplea a más de 10 700 personas, lo cual representa el 11 % de la producción pesquera nacional (Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012; Ramírez-Rodríguez and Ojeda-Ruiz, 2012).

Una de las principales zonas de pesca en BCS es el complejo lagunar de Bahía Magdalena - Almejas (BMA), por tener importantes pesquerías: 2 industriales (sardina y atún), y 14 ribereñas que explotan diversas especies de peces, tiburones, moluscos y crustáceos (Funes et al., 2007). De las pesquerías ribereñas de BMA, con base en el acumulado de avisos de arribo de 1998 a 2008, las tres más importantes en orden fueron: almeja catarina, escama y camarón (Ramírez-Rodríguez and Ojeda-Ruiz, 2012; Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012)

En la zona de BMA, excepto la pesquería de sardina, que opera con una flota de seis barcos cerqueros, el resto de la actividad es ribereña y se basa en la operación de 720 embarcaciones de capacidad menor a 10 toneladas (pangas); genera alrededor de 2 502 empleos directos, una cuarta parte de los relacionados con la pesca en BCS (Funes et al., 2007; Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012).

Debido esencialmente a la alta productividad que sostiene por condiciones geográficas y oceanográficas BMA aporta entre el 55 y el 63 % del volumen total de producción pesquera del estado (Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012) .

### 2.2. Enfoques de manejo pesquero

Las pesquerías artesanales son ejemplo de recursos naturales de acervo común que han demostrado ser difíciles de gestionar de manera sustentable, el lograr este objetivo requiere de una planificación de la explotación, para ello existen diferentes enfoques

## 2 Antecedentes

y estrategias de manejo que buscan evitar incurrir en la tragedia de los comunes (Duberstein, 2009; Zepeda-Domínguez et al., 2013). El código de pesca responsable insta a los diferentes actores de las pesquerías a mantener el valor de los recursos salvaguardando la explotación de los mismos por futuras generaciones siguiendo una serie de criterios y medidas (FAO, 1997).

Instrumentos de manejo tales como las cuotas de captura establecen mediante modelos, consideran principalmente aspectos biológicos y de presión por el esfuerzo pesquero, sin considerar factores ambientales, económicos y socioculturales. Es por ello que sigue un enfoque biológico o del recurso, y se considera que existe suficiente información del recursos para poder implementarlos (McClanahan et al., 2015). Siendo esta, una de las estrategias que más se utiliza en los recursos pesqueros de México señalados en la Carta Nacional Pesquera; la cual asegura de cierta forma la producción pesquera y el tamaño del stock siguiendo las recomendaciones del Código de Conducta de Pesca Responsable (CCPR) (SAGARPA, 2012); estrategia con enfoque sobre el recurso, generalista y que no atiende, de acuerdo a diversos autores, los diferentes aspectos de una pesquería (Allison and Ellis, 2001; Arreguín-Sánchez and Arcos-Huitrón, 2011; Arreguín-Sánchez, 2014). A pesar de ello ha logrado mantener en ciertos márgenes de producción a algunos de los recursos pesqueros.

La zonas de no pesca o áreas protegidas, instrumentos de manejo que han mostrado evidencia de lograr una recuperación de los ecosistemas donde se aplican. Si bien estas medidas tienen un enfoque de ecosistema (Lester et al., 2009), muestra como debilidad no considerar los aspectos sociales de la región, lo que puede provocar problemas de aceptación de la medida regulatoria, y por tanto debilitando la posibilidad de un comanejo del recurso (Gutiérrez et al., 2011). Un ejemplo exitoso de manejo y recuperación utilizando una zona de no pesca es el del Parque Nacional Cabo Pulmo (ubicado en BCS), donde se tenía una biomasa de peces de  $0.75 \text{ t ha}^{-1}$  en 1999 a  $4.24 \text{ t ha}^{-1}$  en 2009, parte del éxito es debido a la fuerte participación de la comunidad (Aburto-Oropeza et al., 2011).

Otra tendencia que surge en países industrializados es el desarrollo de estrategias de privatización del recurso o en términos más precisos la monetarización del recurso pesquero, siendo este una medida de carácter económico donde se plantea la hipótesis de que al tener el derecho de explotación, el pescador buscará la preservación de su patrimonio, además le permitiría acceder a instrumentos bancarios al contar con un capital cuantificable (Mansfield, 2004). En México existe una privatización del recurso

## 2 Antecedentes

de forma indirecta, al existir diferentes instrumentos que permiten a los usuarios del recurso ejercer cierto control sobre el mismo en una zona delimitada, excluyendo el esfuerzo pesquero de otros actores, pero sin la posibilidad de acceder a instrumentos bancarios, pese a esto encontramos polígonos para manejo, concesiones de zonas, derechos exclusivos para ciertos grupos en México ([Aburto-Oropeza et al., 2016](#)).

Actualmente a nivel internacional se tiene la tendencia del comanejo el cual distribuye la toma de decisiones entre los diversos actores, ya que se ha caído en cuenta que la centralización de la gobernanza del sector pesquero es una limitante para el buen manejo de los recursos pesqueros ([Zepeda-Domínguez et al., 2013](#)). Esto debido a que los planes que se manejan se enfocan directamente a la sustentabilidad del recurso desde un punto de vista de la producción utilizando únicamente criterios biológicos-ecológicos de la pesquería sin considerar aspectos sociales ([Ramírez-Rodríguez, 2011](#)). La búsqueda de solventar este problema plantea un enfoque de participación entre actores del sector (Regional- Local y Federal), en la toma de decisiones, tratando de descentralizar las decisiones ([Zepeda-Domínguez et al., 2013](#)).

La toma de decisiones verticales de la gobernanza no han logrado articular de forma eficiente las necesidades del ecosistema y el de la sociedad, en especial en el caso de las pequeñas pesquerías o pesquerías ribereñas ([Defeo et al., 2014](#)). Desde de la pasada década, el gobierno Federal ha buscado que la gobernanza del manejo de los recursos pesqueros nacionales sea transversal, lo cual se conoce como comanejo ([Defeo et al., 2014](#)).

Para el caso de la pesquería de escama, tanto para BMA como para el resto del estado, no se tiene mayor regulación que la que señala la Carta Nacional Pesquera ([SAGARPA, 2006](#)) la cual establece un enfoque de especies objetivo y asociadas ([SAGARPA, 2012](#)), hace recomendaciones para las artes de pesca pero no establece periodos de veda, ni tallas mínimas y ni volúmenes de captura. Actualmente se trabaja en medidas de manejo para sólo algunas de estas especies; tal como el Verdillo (*Paralabrax nebulifer*), y siendo la lisa la única especie que tiene la NOM-016-SAG/PESC-2014.

Este enfoque puede ser deficiente en cuanto al modelado de una pesquería, en donde se tienen múltiples especies objetivo y accesorias, diferentes métodos de captura realizada por la misma unidad, por lo cual [Accadia and Franquesa \(2006\)](#) realizaron un estudio sobre el enfoque de unidad operativa, en el cual se define como unidad operativa a la flota que opera en la misma región, comparten una especie objetivo o un grupo

de especies objetivo y considera la estructura económica de la pesquería.

### **2.3. Información de la pesquería de escama disponible para los modelos matemáticos**

El enfoque de comanejo por unidad operativa requiere de información relativa a la especie explotada, la economía local o las unidades de esfuerzo, información con la cual a veces no se cuenta. En este sentido, la necesidad de buscar alternativas, ya sean herramientas o modelos que puedan apoyar la toma de decisiones con demandas de información viables de atender, pretende evitar incurrir en la excesiva especialización de los modelos como señala [Hilborn \(2012\)](#).

Una alternativa es utilizar los datos derivados de la operación de las flotas oficiales por vía de los avisos de arribo, como por la implementación de herramientas que permitan incorporar el conocimiento local. En el estudio de estos procesos espaciales humanos se asume que la pesca es una actividad económica que se realiza buscando optimizar el uso de los recursos naturales y maximizar los beneficios que se derivan de ella. Por tanto, se orienta a comprender el comportamiento de los individuos, unidades económicas, unidades operativas, flotas y sus interacciones en espacio y tiempo ([Ulrich and Bo Sølgaard, 2004](#)).

Las pesquerías multiespecíficas que reportan capturas de varias especies objetivo, que afectan mediante sus sistemas de pesca a especies asociadas o secundarias que se encuentran dentro de la misma temporada o zona de pesca complican los modelos de manejo. En este caso la interacción entre pesquerías dificulta el estudio de la dinámica de las actividades pesqueras de los recursos ([Pelletier et al., 2008](#); [Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012](#)).

Entre los retos centrales para mejorar la administración de las pesquerías ribereñas destaca la falta de información para determinar el esfuerzo de pesca. Por ello en estudios recientes se ha recurrido, entre otras alternativas, al uso de indicadores y a la determinación del uso espacio-temporal de zonas de pesca utilizando la información registrada en los avisos de arribo ([Salas et al., 2007](#)).

## 2 Antecedentes

Hasta el momento los principales modelos que apoyan las tomas de decisiones para los planes de manejo son los de evaluación del stock, los cuales utilizan información de la población de peces disponibles en el ecosistema.

Los modelos de evaluación del stock de una pesquería se pueden clasificar (Quinn and Collie, 2005; Trenkel et al., 2015), en:

- Enfoque clásico: determinístico, su principal herramienta para buscar la sustentabilidad es el control de la mortalidad por captura  $F:F_{ms}$ , donde se buscaba mantener una mortalidad por debajo del rendimiento máximo sostenible previendo la extinción de la población (la que se utilizaba como límite) (Quinn and Collie, 2005; Trenkel et al., 2015).
- El punto de vista neoclásico reconoce la depensación y la estocacidad, por lo tanto considera la captura ( $F$ ) y puntos de referencia basados en la biomasa del stock. Donde el rendimiento máxima sostenible ( $F_{msy}$ ) se considerado un objetivo, pero los límites de captura son más bajos que en la visión clásica, con los nuevos límites esfuerzo de pesca ( $F_{thresh}$ ) correspondiente a la mortalidad por pesca que impulsan las poblaciones por debajo de los límites de Biomasa ( $B_{thresh}$ ).
- Con el enfoque moderno, el objetivo primario es preservar la biomasa reproductora del stock (SSB). Fueron definidas reglas de captura, incluyendo más puntos límites de referencia (mayor  $B$  y menor  $F$ ); en este punto el  $F_{msy}$  fue usado como un límite y  $B$  debía ser inferior a ( $B_{msy}$ ).
- El concepto de modelo postmoderno tiene un fundamento ecosistémico y toma en cuenta las dimensiones económicas y sociales de una pesquería, siendo el enfoque precautorio moderno de las pesquerías con resguardo de  $F$  y  $B$  de la especie objetivo. Este enfoque se encuentra aún en desarrollo y no ha terminado de ser definido.

Matemáticamente, los modelos consisten en sistemas de ecuaciones diferenciales ordinarias que no son funcionalmente específicos; es decir, que no son diseñados exclusivamente para procesos ecosistémicos y pueden tener enfoques generales en cualquier ámbito (Kraak, 2011; Trenkel et al., 2015). Para llevar a cabo un análisis de las perturbaciones de un sistema, el modelo requiere al menos un estado de equilibrio en la vecindad donde las ecuaciones pueden ser linearizadas. Esto obliga a simplemente asumir que el proceso del modelo del sistema es continuo en la vecindad del presente estado de equilibrio. El principio del análisis cuantitativo del modelo, también llamado análisis iterativo, es considerar la dirección del cambio esperado del presente estado de

## 2 Antecedentes

equilibrio al siguiente cuando ocurre un cambio permanente en uno o varias variables de estado del modelo. Estos cambios esperados son la combinación de los resultados de los efectos directos e indirectos y los retardos por la retroalimentación de cada iteración cuando se propagan perturbaciones a través de las relaciones de los estados de equilibrio (Morales-bojórquez et al., 2014; Trenkel et al., 2015) .

En el último siglo fueron considerados un gran número de factores biológicos, económicos, sociales y ambientales en la construcción de modelos cada vez más sofisticados, las predicciones de captura fueron sólo en raras ocasiones cada vez más exitosas. Pronósticos de rendimiento pobres y a menudo fluctuaciones inexplicables de las poblaciones naturales se atribuyeron al resultado de un entorno variable que en la mayoría de los casos simplemente se ha considerado impredecible (Keyl and Wolff, 2008)).

La incorporación de los factores ambientales introduce más complejidad debido a un mayor número de parámetros y por lo tanto automáticamente mueve el nivel de entropía que se puede presentar en el modelo. Este problema tiene que ser considerado al proponer los modelos para el manejo, ya que sin duda una mayor incertidumbre limita la aplicación de los modelos, tal como ha sido el caso de los enfoques basados en ecosistemas complejos (Keyl and Wolff, 2008).

### 2.4. Antecedentes del uso de Redes Neuronales Artificiales

Los modelos de RNA se han empleado desde mediados de los 90 en pesquerías industriales, teniendo diferentes resultados. Sin embargo, se ralentizó su uso ya que presentaban rendimientos de pronóstico similares a modelos diferenciales que si tienen una explicación biológica de los procesos del ecosistema. Pero por la capacidad de adaptación de las RNA a datos de mala calidad o pobres se sugiere que pueden ser una muy buena herramienta para pesquerías que presenten tales condiciones en sus datos (Lopes et al., 2011; Dreyfus-León et al., 2011; Kim et al., 2015), sea el caso de la pesca ribereña.

Cisneros-Mata et al. (1996) utilizó diversas series de tiempo de datos biológicos y ambientales del ecosistema nerítico de la Corriente de California para investigar el funcionamiento de RNAs como herramientas de pronóstico. Logrando realizar pronósticos

## 2 Antecedentes

de hasta nueve años de anticipación de temperatura mensual a 10m de profundidad de la corriente de California, además, realizaron buenos pronósticos de la biomasa de desove anual de la sardina del Pacífico con un año de anticipación utilizando como variables de entrada la TSM, velocidad del viento, abundancia de huevos, larvas, captura comercial, y biomasa de desovante de sardina del pacífico y anchoveta norteña.

[Huse and Ottersen \(2003\)](#) aplicaron una RNA para predecir el reclutamiento y el desarrollo de la biomasa del Bacalao del Ártico Norte. La RNA fue entrenada usando un algoritmo genético con entradas de series de tiempo, tales como el desove de la biomasa del bacalao, la biomasa del arenque, el capelán, y la temperatura del mar. Las predicciones fueron hechas mediante el entrenamiento de la RNA en partes de las series de tiempo (conjuntos de entrenamiento) y luego usaron la RNA entrenada para predecir el reclutamiento o la biomasa del bacalao en años fuera del conjunto de datos de los años empleados durante el entrenamiento. En general las predicciones correspondieron bien a las observaciones, lo cual demuestra la capacidad de estos modelos para el pronóstico y su importancia para la toma de decisiones futuras. La correlación (R) entre el stock de la biomasa observada y los predichos para el año 3 fue de 0.74, basados en el modelo con la temperatura, la biomasa del stock reproductor, y la biomasa del capelán. La correlación entre los valores de la biomasa observada y la predicha fue de 0.89, 0.72 y 0.57 para la predicción de uno, dos y tres años respectivamente. El mejor modelo para la predicción se basó en la entrada de información sobre la biomasa del bacalao, la temperatura y el desembarque de bacalao. Estos resultados ilustran la gran habilidad de los modelos de RNA para propósitos de predicción. A la luz de sus descubrimientos discutieron el beneficio potencial al aplicar los modelos de RNA en la tecnología de predicción en la evaluación de las pesquerías.

[Georgakarakos et al. \(2006\)](#) Utilizaron técnicas de análisis de series de tiempo (modelos ARIMA), redes neuronales artificiales (RNA) y modelos dinámicos bayesianos para pronosticar los desembarcos anuales de loliginidos de la familia *Ommastrephidae* registrados a partir de los puertos pesqueros más importantes del mar Egeo del Norte (1984-1999). Evaluaron las técnicas en base a su eficiencia para pronosticar y su capacidad de utilizar la información ambiental auxiliar. Además, infirieron en la importancia de los predictores al aplicar una técnica de “modelo paso a paso”, donde añadieron predictores paso a paso y compararon la calidad de ajuste. Los modelos ARIMA predijeron los datos de prueba con mucha precisión (alto  $R^2$ ), sobre todo si la serie temporal de destino contenía un fuerte carácter autorregresivo, después fueron los primeros en



## 2 Antecedentes

diferenciar la estacionalidad ( $R^2 > 0,96$ ). Los autores hacen incapie en la desventaja de los modelos ARIMA, ya que, como con la mayoría de los modelos estadísticos, suponen de que las relaciones y los parámetros del sistema son los mismos a través de los períodos de observación y pronóstico. Investigaron la influencia de la temperatura sobre las capturas mediante la aplicación de modelos neuronales, que predijeron los desembarcos mensuales con una alta precisión ( $R^2 = 0,89$ ), incluso cuando se incorpora en el modelo a descriptores exclusivamente mensuales de TSM. Del mismo modo, modelos de RNA de los desembarques anuales que utilizan las temperaturas medias mensuales presentaron una alta precisión ( $R^2 = 0,87$ ) y la relación sobre el posible efecto de la TSM en ciertos meses. Los modelos dinámicos bayesianos que utilizaron también proporcionaron una alta precisión ( $R^2 = 0,96$ ). Se combinaron los datos de las dos series de tiempo, ambiental y el desembarque, las temperaturas medias mensuales y la estacionalidad mensual de los desembarcos. Los resultados que presentan revelan que tanto los desembarcos mensuales y como los anuales se pueden pronósticar, y que el modelo Bayesiano es el mejor en rendimiento general, ya que se caracteriza por un mayor número de pronósticos estables, realizando pronósticos con mayor precisión y exactitud, que los otros métodos.

En otro estudio [Gutiérrez-Estrada et al. \(2007\)](#), miden el rendimiento de las RNA como modelos de pronóstico de 1 mes de las capturas mensuales de anchoveta en la zona norte de Chile, considerando sólo las capturas de anchoveta en meses anteriores. Para lo cual usaron varios diseños de la RNA y se compararon: (A) los modelos univariantes autorregresivos típicos de RNA ; (B) un proceso de convolución de las variables de entrada en el modelo de RNA; (C) las redes neuronales recurrentes (modelo de Elman); (D) una metodología híbrida que combinó los modelos de la RNA y ARIMA. Los resultados obtenidos por los autores se dividieron en dos fases diferentes de validación externa, y mostraron que la RNA hibridación con ARIMA (2,0,0) que tiene entradas de capturas de anchoa de los 6 meses anteriores proporcionado estimaciones muy precisas de las capturas de anchoa mensuales. Para este modelo, la varianza explicada en la validación externa fluctuó entre el 84 % y el 87 %, el error estándar de predicción fue menor que el 31 % y el error absoluto medio fue de alrededor de 18.000 toneladas. Además, obtuvieron resultados significativos con las redes neuronales recurrentes y modelos híbridos de temporada RNA + ARIMA. La fuerte correlación que encontraron entre las capturas estimadas y observadas de anchoveta en las fases de validación externa sugiere que los modelos calibrados capturaron la tendencia general de los datos históricos y, por tanto, estos modelos se pudieran utilizar para llevar a cabo

## 2 Antecedentes

una previsión en el contexto de un período de tiempo corto y medio plazo, lo cual sienta precedente del uso de estas herramientas para el pronóstico de desembarcos.

Czerwinski et al. (2007) probaron dos técnicas de previsión univariante para evaluar la capacidad de pronóstico de corto plazo de la CPUE del halibut del Pacífico, *stenolepis Hippoglossus* (*Pleuronectidae*). La primera metodología, basada en el enfoque Box-Jenkins (modelos autorregresivos integrados de medias móviles [modelos ARIMA]), en la cual se asume una relación lineal entre los datos de series de tiempo. La segunda metodología fue usando modelos de redes neuronales artificiales (RNA), en la que los procesos no lineales se pueden modelar. Los mejores resultados que obtuvieron en el modelo estacional ARIMA indican que uno de los términos autorregresivos no estacional combinado con un término de media móvil no estacional explican el 32.6 % en la fase de validación, proporcionando estimaciones estadísticamente aceptables pero no satisfactorias. La mejor configuración de RNA fue con un delay de tres términos autorregresivos y 5 neuronas en la capa oculta, el modelo explicaba el 91 % de la variación indicando una clara relación no lineal entre las variables, en el trabajo que presentan destacan la utilidad de usar modelos de los índices de abundancia como una herramienta para entender las dinámicas de población y la capacidad de estos para realizar recomendaciones cuantitativas en el corto plazo para las pesquerías.

Yáñez et al. (2010) Realizaron una evaluación del rendimiento de las redes neuronales artificiales (RNA) para predecir la captura mensual de anchoveta (*Espraulis ringens*) y sardina (*Sardinops sagax*) en el norte de Chile (18° 24'S 24°S), usando variables ambientales, CPUE de sardina y anchoveta, esfuerzo pesquero y las capturas entre 1963 y 2007. Realizaron un análisis de los datos históricos, que consistió en un análisis de correlación cruzada no lineal para estimar el delay para cada variable de entrada respecto a la variable objetivo. Utilizaron un modelo perceptron multicapas calibrado con un algoritmo de Levenberg-Marquardt, el objetivo de dicho modelo fue obtener los desembarques de de anchoveta, sardina y otro modelo para CPUE. Usaron un enfoque ecosistémico para el diseño de ambos modelos, teniendo en cuenta como entrada las variables locales y globales del medio ambiente, el efecto antropogénico, y la interacción entre las especies. La varianza explicada por ambos modelos fue ligeramente mayor que 82 % y el error estándar de predicción fue menor que 45 %. La fuerte correlación que encontraron entre la serie observada y la estimada en los modelos de anchoveta y sardina sugiere que los modelos RNA capturan la tendencia de los datos históricos. Además, la capacidad de generalización, junto con el análisis de sensibili-

## 2 Antecedentes

dad les permitió la identificación de variables de alto peso en el modelo, así como la interpretación parcial de las relaciones funcionales estadísticas entre las variables de entrada y la abundancia.

Rodriguez et al. (2013) presentaron una estrategia de predicción usando una transformada de onda estacionaria combinada con una función de base radial de redes neuronales (RBF) para mejorar la precisión del pronóstico a tres meses de la captura de merluza, en la industria pesquera en el sur de Chile central. La idea general del modelo de pronóstico propuesto consiste en descomponer los datos en bruto que figuran en un componente ciclo anual y un componente interanual mediante el uso de 3-niveles de descomposición de onda estacionaria. Los componentes se predicen de forma independiente utilizando un modelo de red neuronal autorregresiva RBF. El modelo de red neuronal RBF se compone de pesos lineales y no lineales, que son calculados utilizando el método de mínimos cuadrados no lineal separable. En consecuencia, el pronosticador propuesto es el co-adicional de dos componentes previstos. Así demostraron la utilidad del modelo propuesto en los pronósticos de las capturas de merluza con conjuntos de datos para períodos mensuales a partir de 1963 a 2008. Los resultados experimentales sobre los datos de capturas de merluza muestran que el modelo de red neuronal RBF autorregresivo fue eficaz para el pronóstico de 3 meses de antelación.

Kim et al. (2015) estudiaron las anchovetas japonesas, *Engraulis japonicus*, las cuales han mostrado importantes fluctuaciones en la producción en aguas coreanas. En este trabajo, los autores describen la pesca de la anchoveta con redes de arrastre y redes de enmalle de deriva, los cuales son utilizados según el tamaño de la anchoveta a lo largo del año y en diferentes temporadas de pesca. Analizaron la CPUE de 1987 a 2012 utilizando métodos de suavización exponencial, autorregresivo integrado de medias móviles estacional (SARIMA), red neuronal autorregresiva (ANN), y autorregresivos red neuronal recurrente modelos (ARNN) para pronosticar la abundancia de anchovetas en base a las condiciones de pesca. Para las pesquerías con redes de arrastre, SARIMA proporcionó mejor información estadística que los otros modelos, pero el modelo ARNN fue mejor para el pronóstico ( $R^2 = 0,819$ ,  $PI = 0,733$ ). El (AWES) fue el más efectivo de los tres métodos de suavizado, pero su validación era pobre en comparación con los otros modelos de redes neuronales y SARIMA. AWES, SARIMA, ANN y ARNN eran menos adecuadas para la pesca con redes de enmalle de deriva. Una comparación de la CPUE de la pesca con redes de enmalle de deriva a la de la pesca

## 2 Antecedentes

con redes de arrastre mostró que los datos habían sido contaminados por factores tales como los períodos en que se prohíbe la pesca de anchoveta o la pesquería habían sido abandonada debido a razones económicas, en lugar de los factores biológicos. Sin embargo, ARNN demostró ser un modelo eficaz y preciso en la fase de entrenamiento, y sus pronósticos mostraron un sólido desempeño estadístico ( $R^2 = 0,797$ ,  $PI = 0,662$ ) comparativamente en el contexto de los períodos de tiempo de corto y medio de longitud. Además, mientras que SARIMA se comportó peor que las ANN o ARNN y su capacidad de pronóstico era relativamente satisfactoria ( $R^2 = 0,713$ ,  $PI = 0,584$ ) con la ventaja de proporcionar descripciones estadísticas de las capturas.

[Naranjo et al. \(2015\)](#) presentaron un estudio donde se evaluó el rendimiento de RNAs para el pronóstico de las capturas mensuales de jurel (*Trachurus murphy*) en el centro sur de Chile ( $32^{\circ}\text{S}$ - $24^{\circ}\text{S}$ ). Estas, usaron las estimaciones mensuales de 10 variables ambientales, esfuerzo pesquero y las capturas mensuales desde 1973 a 2008. Se realizó un análisis preliminar de las variables para excluir las altamente correlacionadas. Establecieron como variables de entrada a la TSM y el esfuerzo pesquero y emplearon un análisis de correlación cruzada para estimar el delay entre las variables de entrada y las capturas de jurel. Ajustaron dos modelos: un modelo solo incluye los datos de entrenamiento y de test seleccionados al azar utilizando todos los datos que intervienen en el período analizado; para el modelo 2, los datos se dividieron en dos series de tiempo: el primero de 1973-2002 utilizado para el entrenamiento y la segunda entre 2003 y 2008 utilizados para la validación. Como resultados obtuvieron que el proceso de validación externa para el modelo 1 mostró una varianza explicada de 92 %, con un error de predicción estándar del 30 %. La varianza explicada por el modelo 2 fue del 81 %, con un error estándar de predicción del 38 %. En un análisis de sensibilidad que realizaron para ambos modelos mostró el esfuerzo pesquero como la variable más influyente en el pronóstico de los desembarques de jurel, que presenta dependencia en función de los efectos antropogénicos en lugar de las condiciones ambientales.

[Gutiérrez-Estrada and Pulido-Calvo \(2015\)](#) Analizaron la posibilidad de utilizar la temperatura superficial del mar (TSM) del Océano Atlántico para predecir el reclutamiento de la angula europea en uno de los estuarios más importantes del sur de Europa. Para este propósito, usaron dos series de tiempo diferentes de la angula en el estuario del Guadalquivir (el primero lo obtuvieron a partir de un conjunto de muestras experimentales independientes de la pesca en este estuario y el segundo de una base de datos oficial de las capturas comerciales proporcionada por uno de los principales locales de

## 2 Antecedentes

compra-venta) los datos los estandarizaron para obtener una sola serie temporal en una escala mensual. Esta serie se correlacionó con una serie temporal de TSM con un total de 368 sectores de  $1.95^{\circ} \times 1.95^{\circ}$  del Océano Atlántico que cubren las posibles rutas de migración de las angulas adultas y larvas de *leptocephalous*. Los sectores significativos se agruparon y se seleccionaron como insumo para los modelos de redes neuronales artificiales (RNA) con el objetivo de obtener un modelo para pronosticar el reclutamiento de angulas. A nivel global, el mejor resultado fue dado por una RNA con sólo 12 grupos como variables de entrada y 35 neuronas en la capa oculta. Para esta configuración, la varianza explicada en la fase de prueba fue ligeramente superior al 79%. Estos resultados fueron significativamente mejores que los obtenidos con métodos clásicos. La fuerte correlación entre el pronóstico y la abundancia de angulas observada hace a los autores sugerir que: (A) existe una marcada relación no lineal entre la TSM y el reclutamiento de angulas en el estuario del Guadalquivir; (B) TSM es un buen indicador para predecir el reclutamiento de angulas y; (C) uno de los principales factores responsables de los cambios en la abundancia de esta especie son los cambios en las condiciones del océano.

[Gutiérrez-Estrada and Pulido-Calvo \(2015\)](#) estudiaron el comportamiento de redes neuronales computacionales (RNAs), regresión lineal múltiple (MLR) y los modelos aditivos generalizados (GAM) para predecir el desembarco de sardina del Pacífico (*Sardinops sagax*) y analizar sus relaciones con los factores ambientales en la zona norte de Chile. Para este propósito varias variables e índices ambientales locales y globales (temperatura de la superficie del mar, el nivel del mar y el índice de transporte de Ekman en la costa chilena y, la temperatura superficial del mar en el Niño zona 3 + 4 y Niño 1 + 2, y el índice de Oscilación del Sur) fueron considerados como entradas o variables independientes. Además, varias RNAs fueron calibradas y validado para el desembarco de la anchoveta (*Engraulis ringens*) en la misma zona que los datos del modelo. El desfases temporal de las variables fue seleccionado a través del análisis de las funciones de correlación cruzada no lineal y además consideraron una forma alternativa de análisis de sensibilidad basado en el enfoque del problema de valores perdidos. El análisis de las medidas de error con el conjunto de datos de validación demostró que el mejor resultado se obtiene cuando variables locales y globales se utilizan por separado y en combinación con los desembarques de anchoveta. A nivel global, los mejores resultados que obtuvieron fueron dados por una RNA con 18 variables de entrada y 10 neuronas en la capa oculta. Para esta configuración, la varianza explicada fue ligeramente superior a 86%, lo que supone un error estándar de predicción de 7,66%.

## 2 Antecedentes

Estos resultados que presentan fueron significativamente mejores que los obtenidos con MLR y GAMs. La fuerte correlación entre los pronósticos de desembarcos de sardina y el valor observado sugiere que las RNAs capturaron la tendencia de los datos históricos. Además, discuten la capacidad de generalización en conjunto con el análisis de sensibilidad permite identificar las variables con un alto valor de ponderación en el modelo, que les permite parcialmente interpretar las relaciones funcionales estadísticas entre estas variables ambientales y desembarcos de sardina.

Los trabajos anteriores se han enfocado únicamente al modelado de pesquerías industriales y no se encontraron antecedentes del uso de esta metodología para pesquerías ribereñas de pequeña escala con una zona de estudio de escala menor y con una diversidad tan grande de especies que componen la pesquería. Es por ello que le confiere tal grado de importancia al presente estudio, pues se plantea que estos modelos pueden adaptarse para el pronóstico de pesquerías ribereñas.

### **3 Justificación**

La pesquería de escama muestra incrementos en la presión de pesca y volúmenes de captura sin contar aún con planes de manejo para una especie o grupos de especie, ni medidas particulares de control del esfuerzo de pesca, es decir, su control sigue siendo por permisos en el marco general de la carta nacional pesquera y de normas oficiales mexicanas para solo algunas de las especies. No se encontraron trabajos de modelación de pesquerías de escama, sólo algunos estudios de niveles tróficos (Ramírez-Rodríguez et al. 2011). Debido a la falta de esta información es necesario crear la información faltante y proporcionar medios para la toma de decisiones en el manejo de la pesquería. Es por esto que surge la necesidad de describir la composición de capturas en la pesquería de escama y en sus niveles de captura a través del tiempo, y proporcionar modelos que permitan pronósticar los datos de captura mensual de la pesquería de escama.

# 4 Marco Teórico

## 4.1. Redes Neuronales Artificiales

Una red neuronal artificial (RNA) es un modelo matemático que trata de simular la estructura y funciones de redes neuronales biológicas. La unidad fundamental de toda red neuronal artificial es la neurona artificial, es decir, un modelo matemático sencillo (función). Estos modelo manejan tres reglas básicas: multiplicación, suma y multiplicación de activación. A la entrada de la neurona artificial las entradas de información se ponderan, lo que significa que cada valor de entrada se multiplica con el peso individual. En la parte medial de la neurona artificial se tiene una función suma que resume todas las entradas ponderadas y sesgo. A la salida de neurona artificial la suma de las entradas y sesgo anteriormente ponderados se pasa a través de una función de activación a que también se llama función de transferencia que arroja la respuesta de la neurona ([Suzuki, 2011](#)).

Por lo tanto, una red neuronal artificial se compone de un número de nodos o unidades conocidas como neuronas artificiales (figura 4.1), conectadas por enlaces. Cada enlace tiene un peso numérico asociado a él. Los pesos son el principal medio de almacenamiento a largo plazo en las redes neuronales, y el aprendizaje por lo general se lleva a cabo mediante la actualización de las ponderaciones. Algunas de las unidades están conectadas al entorno externo, y pueden ser designados como unidades de entrada o de salida. Los pesos son modificados con el fin de tratar de llevar la conducta de entrada / salida de la red más en consonancia con la del medio ambiente proporcionando las reacciones ([Russell and Norvig, 2016](#)).



#### 4 Marco Teórico

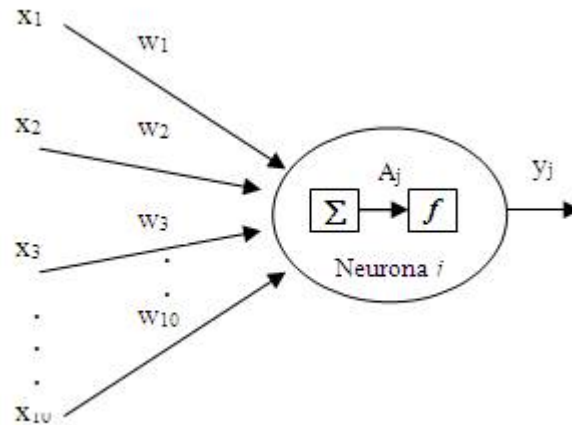


Figura 4.1: Esquema de un modelo de neurona artificial

[Suzuki \(2011\)](#) destaca que es fundamental la elección de las variables de entrada que se emplearán en el modelo, y que es crucial para identificar la estructura funcional y óptima de los modelos estadísticos. El seleccionar las variables de entrada es un trabajo recurrente para el desarrollo de los modelos estadísticos, y depende básicamente de las relaciones que existan entre los datos disponibles, esto para identificar los predictores de la señal de salida. Para los modelos que asumen a priori en su estructura la relación física entre las variables del sistema o proceso subyacente que se modela es de suma sencillez la selección de estas variables. Pero por otro lado, en el caso de las RNA no hay tal suposición hecha con respecto a la estructura del modelo. Por lo que las variables de entrada se seleccionan en función de la disponibilidad de los datos y los modelos se construyen con base en estos. Y el autor resalta que la dificultad de la selección de las variables de entrada es debido a los siguientes puntos: (1) el número de variables disponibles, (2) las correlaciones entre las variables de entrada posibles, y (3) las variables que tienen poco peso predictivo.

Para el diseño de modelos de Redes Neuronales Artificiales se requiere seguir las siguientes etapas: 1) preparación y selección de los datos, 2) entrenamiento de la RNA, 3) evaluación de la RNA, las cuales se describen en el capítulo de materiales y métodos.

# 5 Objetivos

## 5.1. Objetivo general

Construir y evaluar modelos predictivos de las capturas de la pesquería ribereñas de escama en BMA y aguas aledañas, como herramienta para apoyar la toma de decisiones y el manejo del recurso, diseñando y evaluando una metodología novedosa.

## 5.2. Objetivos Específicos

### 5.2.1. Primero sobre la pesquería

Caracterizar la pesquería de escama en BMA con base en los avisos de arribo del 2008 al 2013, identificando las tendencias de las capturas, precios en pie de playa e ingresos totales percibidos por la pesquería. Y de esta manera focalizar las familias y especies más importantes que componen las capturas para identificar el esquema de las temporadas de captura de estas especies.

### 5.2.2. Segundo sobre las especies capturadas

Seleccionar las especies de escama más importantes de BMA de acuerdo a su aporte a las capturas e ingresos económicos registrados en los avisos de arribo de 2008 a 2013, y determinar las relaciones entre los volúmenes de captura, ingresos monetarios totales percibidos y precio en pie de playa para su uso en los modelos de pronóstico.

### **5.2.3. Tercero sobre las variables**

Determinar las variables ambientales para el diseño del modelo de pronóstico de capturas de pesca ribereña.

### **5.2.4. Cuarto sobre el modelo**

Construir y evaluar modelos de red neuronal artificial para la predicción de las capturas conformadas por las principales especies objetivo en la pesquería ribereña de escama en BMA.

## 6 Materiales y Métodos

En la figura 6.1 se describe de forma general la metodología que se utilizó para el desarrollo del presente trabajo, para una mejor comprensión se divide en tres etapas de desarrollo.

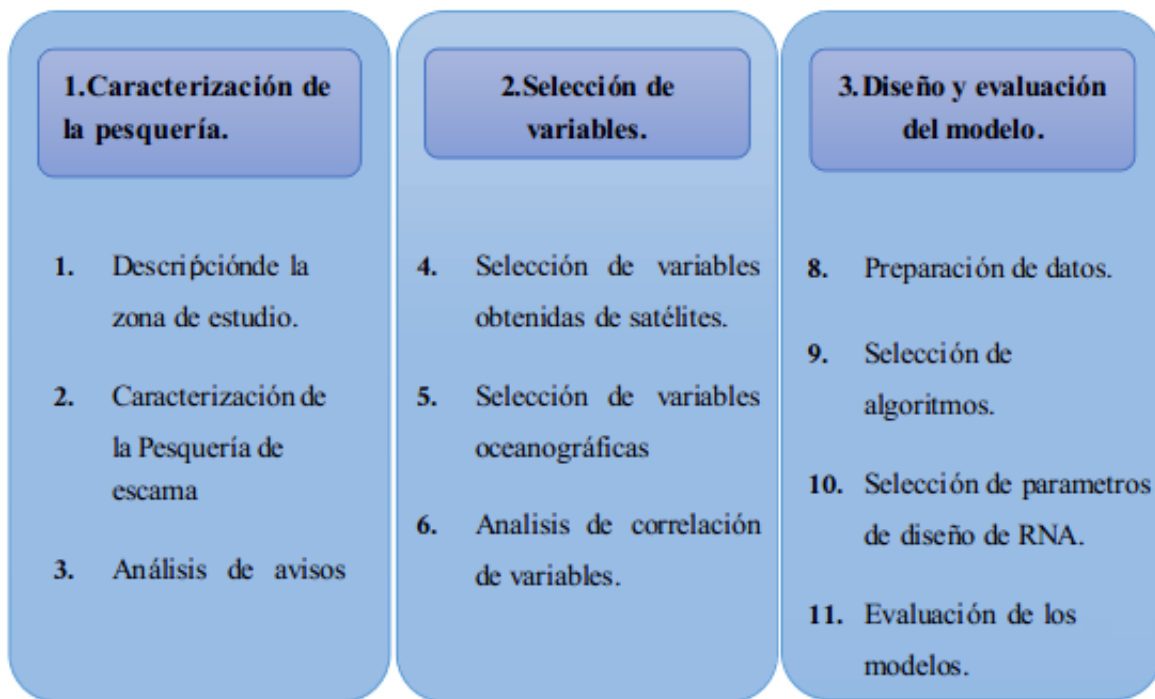


Figura 6.1: Metodología general.

## 6 Materiales y Métodos

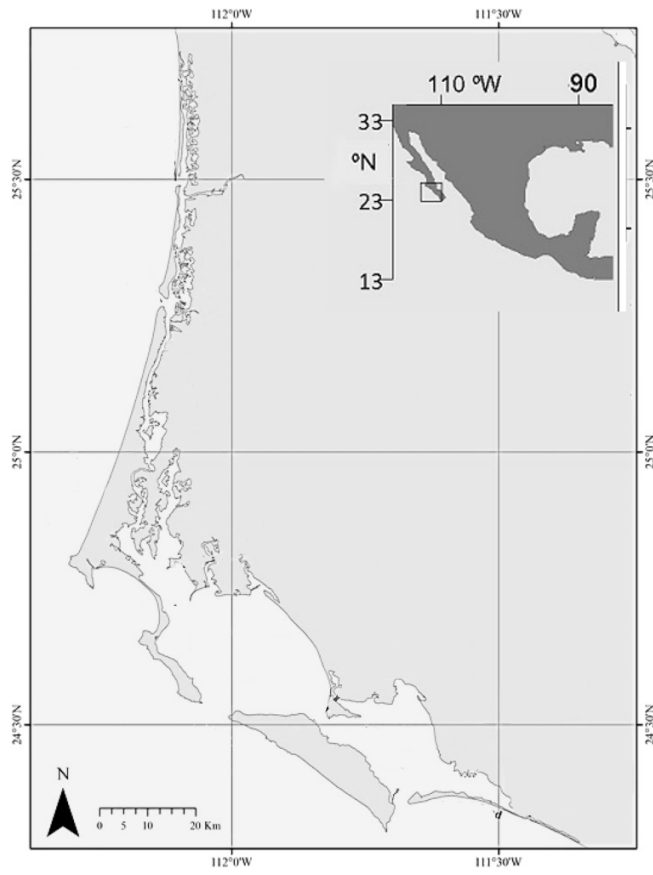


Figura 6.2: Ubicación geográfica de Bahía Magdalena Almejas

## 6.1. Descripción de la zona de estudio

Mediante un análisis de literatura se identificaron algunas de las principales características de BMA descritas por diversos autores, en la figura 6.2 se representa BMA que es un sistema lagunar compuesto por tres cuerpos de agua comunicados entre sí, el mayor cuerpo de agua se llama Bahía Magdalena (BM). Este se encuentra conectado a Bahía Almejas (BA) el cual se encuentra al sureste, y a una serie de canales con meandros y lagunas constituida por el canal Sto. Domingo. El sistema es en general somero, las mayores profundidades se encuentran cerca de la Bocana (~40m), Bahía Almejas tiene una profundidad promedio de 12m con un máximo de 27 m. La zona e canales (ZC) es en general somera (~3m), aunque el canal en si mismo tiene aproximadamente 10m (Funes et al., 2007).

Zaitsev et al. (2007) describe el clima de la región como semiárido, con una precipitación anual escasa, por lo que el sistema lagunar se caracteriza como una cuenca de evaporación con condiciones del tipo antiestuarina en la ZC y las regiones someras de BA. Vientos del sur son los usualmente frecuentes de julio a septiembre. En general la variabilidad temporal de la temperatura superficial del mar en la región subtropical de la costa del pacífico de Baja California Sur tiene un ciclo anual bien definido. Particularmente en el interior del sistema lagunar BM-BA se ha registrado un intervalo de variación anual de 7°C en TSM entre marzo y septiembre, determinó que el ciclo anual de TSM en BMA presenta los valores máximos registrados en ~27°C en agosto y el valor mínimo de ~17.5°C en febrero.

El sistema lagunar BMA es el ecosistema de humedales más extenso de la costa occidental de la península. La región BM-BA destaca por su alta productividad y riqueza en fauna marina y aves acuáticas, es la más importante de B.C.S., ahí sobresale la explotación industrial de sardina y la pesca ribereña artesanal o de pequeña escala, de diversas especies de peces, tiburones, moluscos y crustáceos. Según datos de INEGI(2009), las localidades principales de BMA agrupan a 7728 habitantes; 35.5 % corresponde a la población activa (Marín-Monroy and Ojeda-Ruiz, 2016).

## 6.2. Caracterización de la Pesquería de Escama en Bahía Magdalena-Almejas

Se realizó una encuesta dirigida a las 133 unidades productivas de escama en BMA, el instrumento (ANEXO 1) recaudo información relativa a las artes de pesca utilizadas, las especies objetivo, factores que impiden la pesca, temporadas más importantes de pesca según los pescadores y zonas de pesca. Se estima el margen de error  $E$  de las encuestas utilizando la siguiente ecuación:

$$E = z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}\hat{q}}{n}} \quad (6.1)$$

Dónde:  $E$  es el margen de error,  $Z$  valor puntual de la distribución normal estándar con valor de  $\alpha = 0.05$ ;  $\hat{p}$  = proporción de la población que si respondió la encuesta;  $\hat{q}$  = proporción de la población que no respondió la encuesta y  $n$  = número de encuestas realizadas.

Utilizando los avisos de arribo de 1998 al 2013, se identificaron las 10 familias más importantes para la pesca de acuerdo con el Índice de Importancia Relativa (IIR) (Rosa-Mesa, 2005; Ramírez-Rodríguez et al., 2010; Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012; Díaz-Uribe et al., 2013); el cual permite cualificar la importancia de cada pesquería combinando indicadores tales como el porcentaje de aporte a la captura total, el porcentaje del valor monetario ingresado al total de todas las capturas y el porcentaje de la frecuencia de avisos de arribo reportada por la pesquería o especie. Posteriormente los valores de los IIR se ordenaron de mayor a menor y se calificó la importancia según la posición en la lista de familias.

$$IIR = C \% + V \% + f \% \quad (6.2)$$

Dónde ( $C$ ) porcentaje de captura en peso desembarcado; ( $V$ ) porcentaje de valor económico y ( $f$ ) número de avisos de arribo.

## 6 Materiales y Métodos

Por otro lado, los datos contenidos en los avisos de arribo fueron analizados mediante correlaciones y líneas de tendencia para encontrar patrones en las capturas, volúmenes en kg desembarcados y precio por kg en pie de playa.

Para evaluar la tendencia de la pesquería de escama, se aplicó una línea de tendencia central con un intervalo de confianza de 95 %, a los registros históricos de las capturas totales de escama, el valor total ingresado y el precio promedio en pie de playa respectivamente.

Posteriormente se determinó el nivel de correlación entre las capturas reportadas y el beneficio económico generado para evaluar el comportamiento del ingreso respecto a las capturas.

Para determinar la importancia de las especies capturadas y reportadas en los avisos de arribo de la pesquería de escama se utilizó una gráfica de dispersión cuyos ejes son el valor total de la captura ( $X$ ) y el volumen total de captura en kg de peso desembarcado ( $Y$ ), lo cual permite identificar grupos de especies, los cuales se pueden clasificar en: a) Alto valor-Alto volumen, b) Alto valor- Bajo volumen, c) Bajo valor-Alto volumen y d) Bajo valor- Bajo volumen ; según sea su aporte a cada variable.

### **6.3. Selección de especies capturadas en la pesquería de escama para su modelado.**

De los grupos identificados en dicha gráfica se seleccionaron las especies más relevantes por su aporte al volumen de captura desembarcado y valor de la captura en términos porcentuales de la pesquería de escama. De la base de datos de los avisos de arribo se extrajeron los registros históricos de los volúmenes de captura desembarcada, precios en pie de playa y valor total de la captura, datos que fueron analizados mediante líneas de tendencia y correlaciones. La información derivada de estos análisis fue contrastada con los datos obtenidos por la encuesta realizada.



## 6.4. Selección de variables ambientales para el diseño de modelos

### 6.4.1. Variables de imagen satelital

Tanto las variables *Concentración de clorofila- $\alpha$*  (CLA ) y *Temperatura Superficial del Mar* (TSM ) son una serie de datos históricos del repositorio de “Ocean Biology Processing Group” (OBPG) de la NASA. Los datos adquiridos se procesan para obtener promedios mensuales desde el año 2002 hasta el 2014. Luego, cada mes se promedian espacialmente para tener un valor puntal por mes y crear un vector de medias puntuales mensuales mediante la siguiente ecuación:

$$\bar{\bar{X}} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}}{mn} \quad (6.3)$$

Donde:  $\bar{\bar{X}}$  es la media espacial de los valores de píxeles de la imagen satelital,  $m$  es el número de píxeles verticales,  $n$  es el número de píxeles horizontales

$x_{ij}$  es el valor del píxel en el  $i$ -ésimo renglón y  $j$ -ésima columna.

Los vértices del polígono de donde se extraen los datos de las imágenes satelitales correspondientes a la zona de estudio son los siguientes:

Tabla 6.1: Coordenadas de los vértices de las imágenes satelitales utilizadas para el estudio.

Longitud O	-112.764°
Latitud N	25.147°
Longitud E	-110.781°
Latitud S	23.712°

### 6.4.2. Variables de fenómenos oceanográficos

Para las variables de fenómenos oceanográficos se accede a las bases de datos de la NOAA , de la cual se descargan los registros mensuales correspondientes al periodo 1998-2015 de las variables «El Niño» (ENSO) para las regiones 3 y 4, el Índice Multivariado ENSO (MEI ) y la Oscilación Decadal del Pacífico (PDO).

### 6.4.3. Análisis de correlación entre variables

Se realiza un análisis de correlación entre variables ambientales que pudieran ser relevantes para el modelo, para así poder descartar las variables autocorrelacionadas, usando el coeficiente de Pearson. Posteriormente, se buscará la correlación entre variables objetivo y variables de entrada, aquellas que presenten una correlación baja entre las misma serán descartadas, mientras que aquellas variables que presenten una alta serán seleccionadas.

Para cada par de variables el coeficiente de correlación de Pearson se define como:

$$\rho(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left( \frac{A_i - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left( \frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (6.4)$$

La matriz de correlación se crea con el valor  $\rho$  de la combinación de cada par de las variables que se maneja.

## 6.5. Diseño de modelos de Redes Neuronales para el pronóstico de las variables

### 6.5.1. Preparación de datos

La preparación de los datos consiste en la división del conjunto de datos en tres grupos de trabajo: entrenamiento (90 % de los datos) , validación (5 %) y test (5 %). Además, se debe considerar tener un grupo de control para la verificación del modelo con datos no presentados al modelo, el cual consta de 12 datos seleccionados del conjunto testigo.

**Estandarización de variables** Con la finalidad de que las variables ambientales (entrada) y las variables objetivo del modelo se encuentren dentro de la misma magnitud, se realiza una estandarización de las misma, lo que aporta un mejor rendimiento de las RNA. Para dicha normalización se utiliza la siguiente ecuación:

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (6.5)$$

Donde:  $Z$  es la variable estandarizada,  $x$  es la variable de entrada,  $\bar{x}$  es la media de la variable de entrada y  $s$  es desviación estándar de la variable de entrada.

### 6.5.2. Algoritmos de trabajo

**El algoritmo de entrenamiento:** Para las RNA se utiliza el algoritmo Levenberg-Marquardt ([Marquardt, 1963](#)) para la optimización de los pesos en las neuronas.

El algoritmo Levenberg-Marquardt comparte con los métodos de gradiente su capacidad para converger desde una estimación inicial que puede ser fuera de la región de convergencia. Además, comparte con el método de series de Taylor la posibilidad de acercarse a los valores convergentes rápidamente después de la vecindad de los valores alcanzados ([Marquardt, 1963](#)).

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2 \quad (6.6)$$

Dónde:  $y$  es la variable dependiente,  $f$  función objetivo,  $x$  variable dependiente y  $\beta$  parámetros a optimizar de la función.

**El algoritmo de activación (función de transferencia):** Para este trabajo se utiliza una función de transferencia tipo sigmoidea para la capa oculta y lineal para la capa de salida. Esta configuración ha demostrado ser eficiente en problemas generales ([Russell and Norvig, 2016](#))

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6.7)$$

**Algoritmo de búsqueda de parámetros de diseño:** Se emplea un algoritmo de búsqueda iterativa directa el cual determina los parámetros la RNA óptima ya sea tipo NAR o NARX variando el número de neuronas en la capa oculta y la longitud del delay. Este algoritmo calcula el coeficiente de correlación de Pearson y error cuadrático medio (MSE), los resultados se presentan en dos gráficas, ambas utilizan el eje  $x$  para presentar el número de neuronas y el eje  $y$  para el delay aplicado, de esta manera se ubican los resultados del coeficiente  $r^2$  o el MSE según sus parámetros de diseño de RNA permitiendo identificar los modelos más eficientes.

**Bandas de pronóstico:** Para calcular bandas de pronóstico se realizan una serie de pronósticos en diferentes periodos de tiempo y comparando cada dato pronóstico con su par real, se calcula el margen de error. Este procedimiento se repitió varias veces para calcular la distribución de probabilidad del error en función de la longitud del pronóstico al 95 % de confianza.

$$b = \pm \frac{Z_{\alpha} s}{\sqrt{n}} \quad (6.8)$$

Donde:  $b$  es la banda de pronóstico,  $Z$  es un punto de distribución normal,  $s$  es la desviación estándar,  $n$  es el número de repeticiones del ensayo.

### 6.5.3. Modelo NAR para el pronóstico de variables ambientales

La topología utilizado para el modelo de RNA fue del tipo no lineal autorregresiva (NAR) que sirve para pronosticar la respuesta de interés con base en valores pasados (Demuth, 2013), el cual consiste en la siguiente ecuación:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-d)) \quad (6.9)$$

Donde  $y$  es la variable de entrada,  $f$  es la función neuronal,  $t$  es el paso en el que se encuentra y  $d$  es el delay.

Este modelo es una red neuronal artificial del tipo recurrente, donde se tienen un enlace de la capa de salida con la capa anterior, lo cual permite una memoria de corto plazo (Russell and Norvig, 2016)

### 6.5.4. Modelo para el pronóstico de variables de captura

Mediante el algoritmo de búsqueda iterativa directa se determinan los parámetros topológicos para una RNA con estructura del tipo no lineal autoregresiva con datos exógenos (por sus siglas en inglés NARX), la cual tiene como variable objetivo los volúmenes de captura en peso vivo reportados en los avisos de arribo mensuales para la región de estudio.

Modelo NARX:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (6.10)$$

Donde:  $y(t)$  es el siguiente valor de la variable objetivo en función del tiempo,  $f$  es la función neuronal,  $y(t-n)$  es el valor de la variable en  $n$  pasos anteriores,  $u(t-n)$  es el valor de la variable exógena en  $n$  pasos anteriores (Demuth, 2013).

# 7 Resultados

## 7.1. Características de la pesquería de escama en Bahía Magdalena Almejas

De las 133 unidades productoras se logró encuestar a 40 ( $E=0.26$ ), de los resultados que se obtuvieron se tiene que el 100 % de los pescadores encuestados utiliza trampas o líneas de mano para la pesca de escama (figura 7.1) aunque se tienen observaciones de uso de chinchorro playero y algunas redes de enmalle. Varias de las especies que componen la escama son capturadas incidentalmente en otras pesquerías como el camarón (redes de arrastre). Se reportó que el uso de redes de enmalle se ha limitado dentro de la bahía para evitar interacción con las tortugas y ballenas. Se reporta que las principales zonas de captura son “el bajo”, “el 32” y “el Tetis” lugares que se encuentran por fuera y al norte de BMA, en la figura 7.1 se observan la zonas donde se presenta una mayor captura según los relatos de los pescadores y la ZEE, en esta se puede apreciar que la captura de estas especies se realiza desde BMA hacia el norte del estado principalmente. Aproximadamente el 85 % de los pescadores aseveró que el motivo por el cual se pesca la escama es para llenar vacíos de producción entre temporadas de pesca de almeja catarina, pesca de camarón o callo de hacha, aunque hay pescadores dedicados a esta pesquería exclusivamente. Dentro de la pesca de escama 82 % de los pescadores afirmaron que el Verdillo (*Caulolatilus princeps*) es la especie que les deja un mayor rendimiento económico. De estos, el 82 % respondió que el Verdillo es la especie que presenta un mayor volumen de captura, aunque su precio es muy variable y este puede llegar a caer hasta los 6 pesos por kilogramo en pie de playa lo que hace a esta especie poco redituable al no costear los gastos de operación.

## 7 Resultados

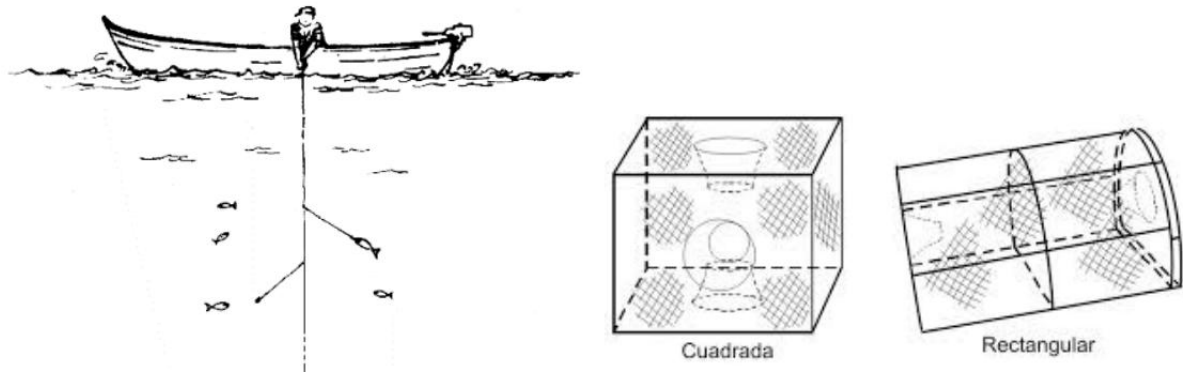


Figura 7.1: Artes de pesca utilizadas en la pesquería de escama en BMA. Izquierda, pesca con línea de mano, derecha trampas para la pesca de peces. Elaborado por FAO.

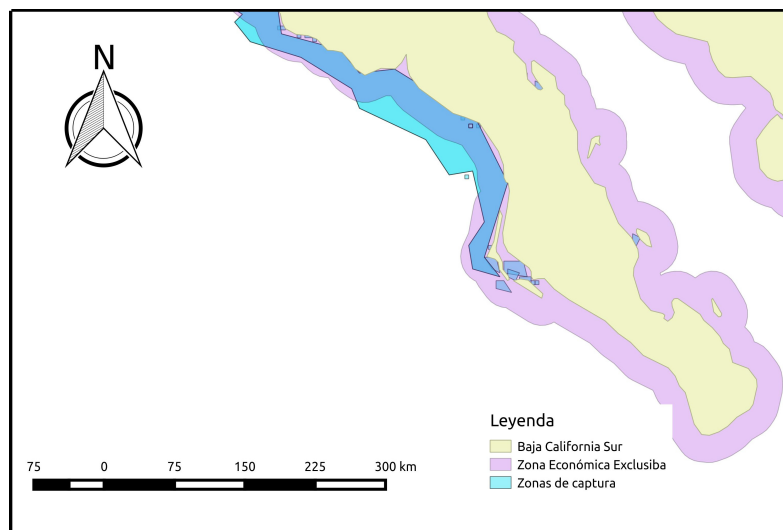


Figura 7.2: En azul, las principales zonas de captura de escama en el estado de BCS reportadas por los pescadores, en lila la zona económica exclusiva.

Por otro lado el análisis de los avisos de arribo de 1998 al 2013 para BMA se identificaron las 10 familias más importantes de acuerdo con el IIR (Tabla 7.1), con 75.62 puntos IIR se destaca la familia *Serranidae* (cabrillas) superando por mucho al resto de las familias, la cual está compuesta por especies como . La segunda familia que se destaca es la *Sciaenidae* , con 50.63 puntos IIR en esta se agrupan especies como curvinas. El resto de las familias se encuentran dentro de un rango que oscila de los 15.28 a los 24.49 puntos y que por excepción del Botete, no se han desarrollado como especies objetivo.

## 7 Resultados

Tabla 7.1: Principales familias capturadas en la pesquería de escama de Bahía Magdalena-Almejas y su Índice de Importancia Relativa (IIR) correspondiente a los avisos de arribo del 1998 al 2013

FAMILIAS	IIR
<i>Serranidae</i>	76
<i>Sciaenidae</i>	51
<i>Branchiostegidae</i>	25
<i>Carangidae</i>	21
<i>Tetraodontidae</i>	20
<i>Scombridae</i>	20
<i>Pleuronechtidae</i>	19
<i>Gerreidae</i>	18
<i>Mugilidae</i>	17
<i>Lutjanidae</i>	15

Del análisis de los avisos de arribo para determinar las temporadas de capturas y la proporción de participación de las diez principales especies

La figura 7.3 describe los promedios mensuales de las capturas en kg de peso desembarcado de las diez más importantes especies reportadas en los avisos de arribo de BMA para los años 1998 a 2013, de esta se pueden destacar las temporadas de mayor captura de cada especie, tal como el Lenguado que presenta sus mayores capturas en los meses de junio, julio y agosto. De la misma manera el Verdillo presenta sus mayores capturas en estos meses, sin embargo a diferencia del Lenguado, tiene capturas a lo largo de todo el año. Con capturas más estables a lo largo del año se tiene a la Pierna, especie que fue reportada por los pescadores como una de las más importantes para la pesquería por su valor comercial. Otra especie objetivo importante a destacar es el Botete, presenta un incremento continuo en sus capturas desde el mes de enero hasta el mes de julio, donde alcanza su mayor captura. Finalmente se tiene un conjunto de especies que presentan capturas a lo largo del año, pero que individualmente no representan un aporte significativo a las capturas.



## 7 Resultados

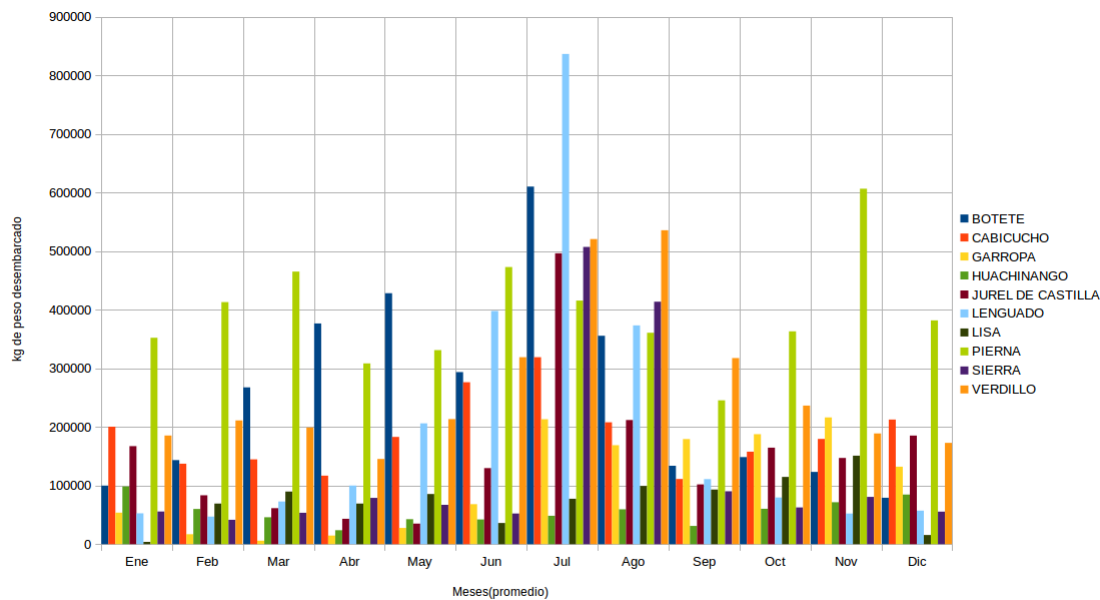


Figura 7.3: Composición de las capturas que representan las principales diez especies de la pesquería de escama por temporadas en los avisos de arribo de BMA de 1998 al 2013

### 7.2. Características de las especies seleccionadas para el modelo de pronóstico

En la figura 7.4 se puede ver que al enfrentar el aporte al volumen de captura en kg de peso desembarcado contra el aporte al monto de dinero ingresado por las pesquería reportado en los avisos de arribo de 1998 a 2013, se pueden formar cuatro grupos, a) Aquellas especies que aportan bajo volumen de captura pero un alto ingreso económico, b) aquellas especies que tienen un alto volumen de captura y además tienen un alto ingreso económico, c) en esta región se encuentran las especies que tienen una baja producción en volumen de captura y un bajo monto económico reportado, el cuarto grupo d) en donde no se tiene ninguna especie representada corresponde a aquellas que tienen un alto volumen de captura, pero un pobre aporte económico dentro de la pesquería. Se puede apreciar que se existe un grupo que da un aporte económico bajo y presenta un volumen bajo de captura, pero tiene un número grande de especies que en conjunto toman relevancia, por otro lado se tiene que solo dos especies que destacan por dar un volumen más grande de captura y mayores ingresos de manera proporcional al total de las especies.

## 7 Resultados

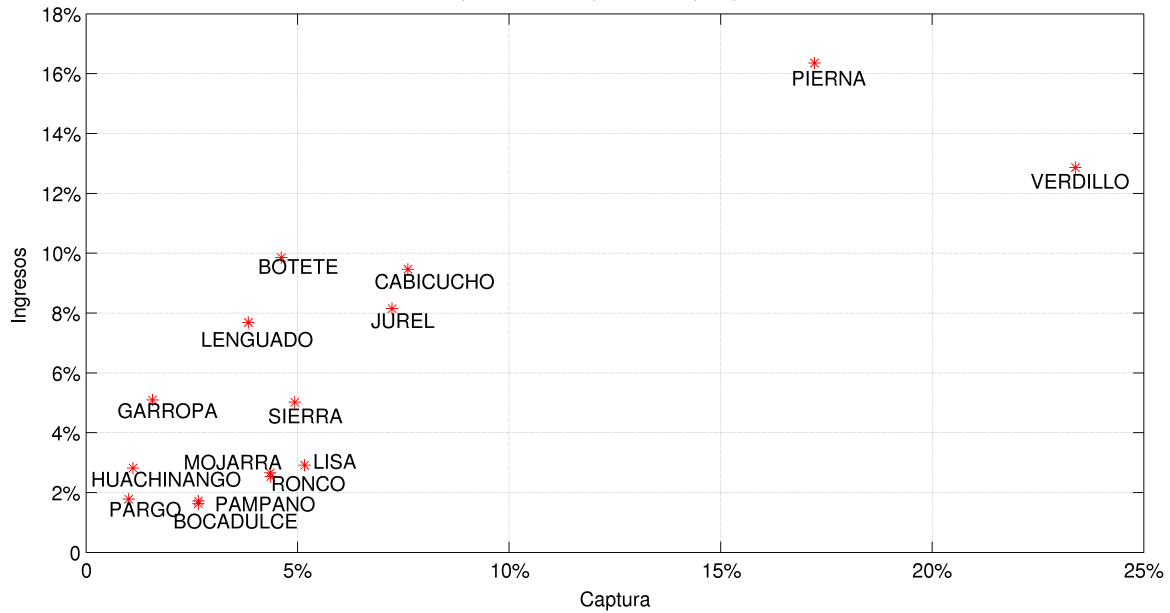


Figura 7.4: Se enfrentan el aporte de volumen de captura con el aporte económico de las especies reportadas en los avisos de arribo correspondiente a los años de 1998 al 2013 conformándose en los siguientes grupos: a) Alto valor-Alto volumen, b) Alto valor- Bajo volumen, c) Bajo valor-Alto volumen, d) Bajo valor- Bajo volumen

De esta manera la tabla 7.2, confronta por sus aportación al valor y a la captura las 10 especies de mayor importancia en la pesquería de escama, en esta tabla se observa que el mayor aporte a la captura lo hace el Verdillo con el 23.38 % y el mayor aporte de ingresos económicos lo realiza la Pierna con el 16.36 % del total. Por su aporte al monto económico y volumen de captura se eligieron el Verdillo (*Paralabrax nubilifer*) y la Pierna (*Caulolatilus princeps*) para trabajar con los modelos predictivos, para cual se obtuvieron los registros históricos de volúmenes de captura a partir de los avisos de arribo de 1998 a 2013 de BMA.

## 7 Resultados

Tabla 7.2: Porcentaje de ingresos y volumen capturas para cada especie reportada en la pesquería de escama correspondiente a los avisos de arribo del 2008 al 2013

<b>Especie</b>	<b>Ingreso</b>	<b>Captura</b>
Pierna	16.36 %	17.22 %
Verdillo	12.87 %	23.38 %
Botete	9.86 %	4.62 %
Cabicucho	9.46 %	7.61 %
Jurel de castilla	8.15 %	7.23 %
Lenguado	7.69 %	3.84 %
Garropa	5 %	2 %
Sierra	5 %	5 %
Lisa	3 %	5 %
Huachinango	3 %	1 %

Representados en la figura 7.5 se puede apreciar que de las dos especies el Verdillo es la que presenta una mayor variación en la producción en los primeros diez años presentando grandes picos en diferentes ocasiones. A diferencia del Verdillo, la Verdillo presenta en la una variación menor en los primeros diez años, sin picos en la producción pero mostrando un incremento en los últimos cuatro años. Del análisis de tendencia para el registro histórico de capturas de Pierna reportados en los avisos de arribo, se encontró que tiene una pendiente significativa y positiva, en el caso del Verdillo el mismo análisis arroja que no se tiene una pendiente significativa.

## 7 Resultados

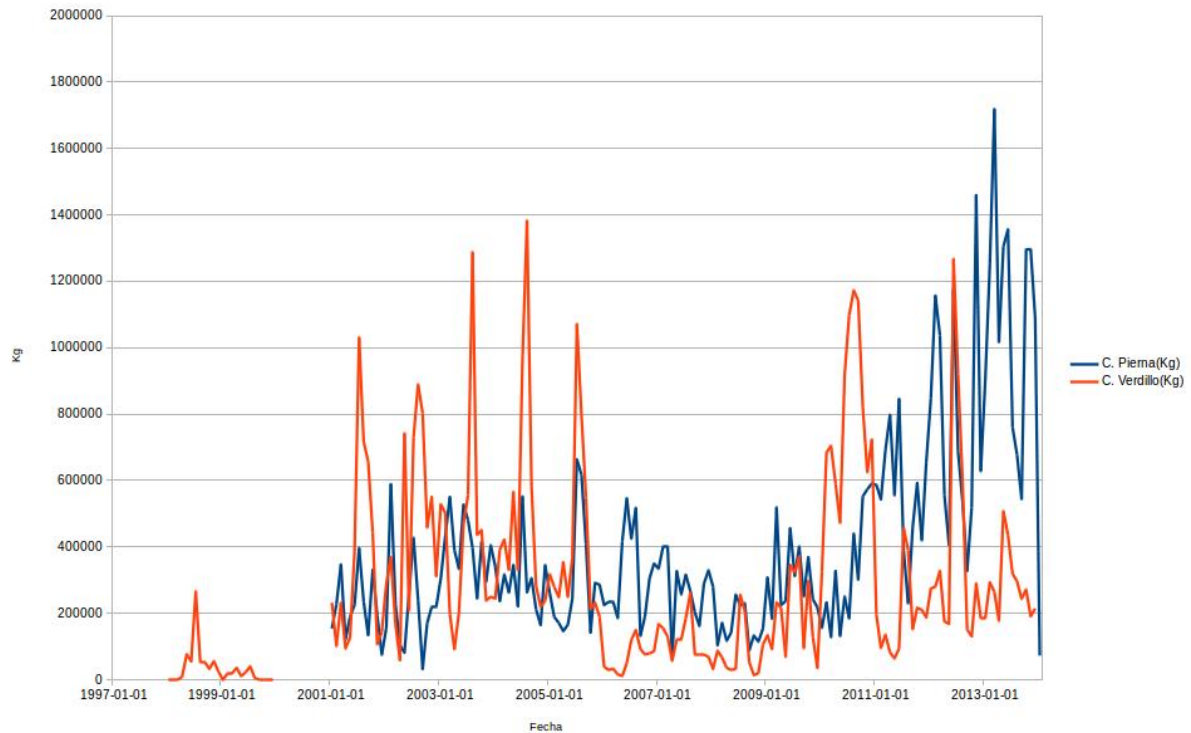


Figura 7.5: Registros históricos de capturas en Bahía Magdalena-Almejas reportadas en los avisos de arribo de 1998 a 2013

En la figura 7.6 es notable la oscilación en los montos ingresados por la especie Verdillo comparativamente con los precios de la Pierna, el Verdillo presenta ciclos estacionales que muestra sus mayores montos reportados a mitad de año, por otro lado la Verdillo ha mostrado un incremento en el monto económico que aporta desde el año 2012, aumento que no ha presentado el Verdillo.

## 7 Resultados

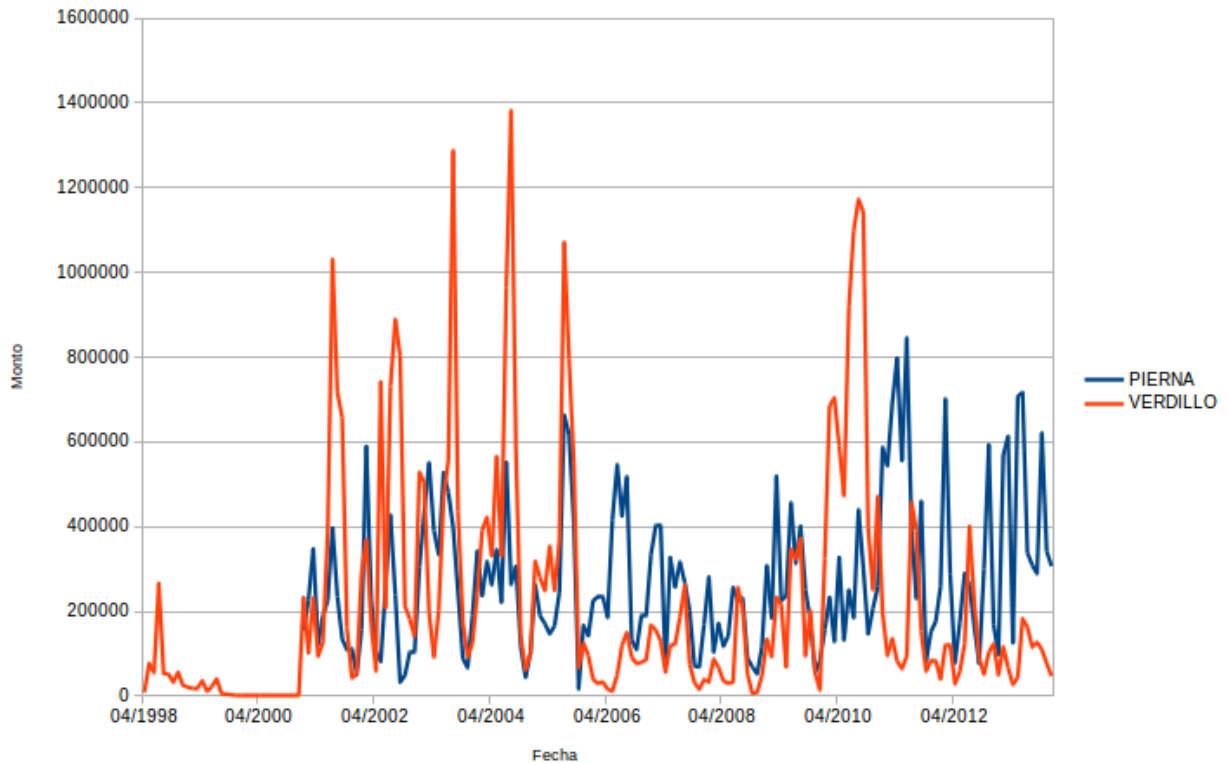


Figura 7.6: Registros históricos de monto económico ingresado por las capturas en Bahía Magdalena-Almejas reportado en los avisos de arribo de 1998 a 2013

En la figura 7.7 vemos que ambas especies presentan un precio en pie de playa inferior al promedio del precio de toda la escama, siendo la Verdillo la que presenta un mayor valor comercial. También se puede observar que existe un proceso estacionario en los precios hasta el año 2006, punto de inflexión para un incremento en el precio de estas especies. También observamos que el precio de ambas especies siguen tendencias similares y se encontró que hay una correlación igual a  $r = 0.8$ .

## 7 Resultados

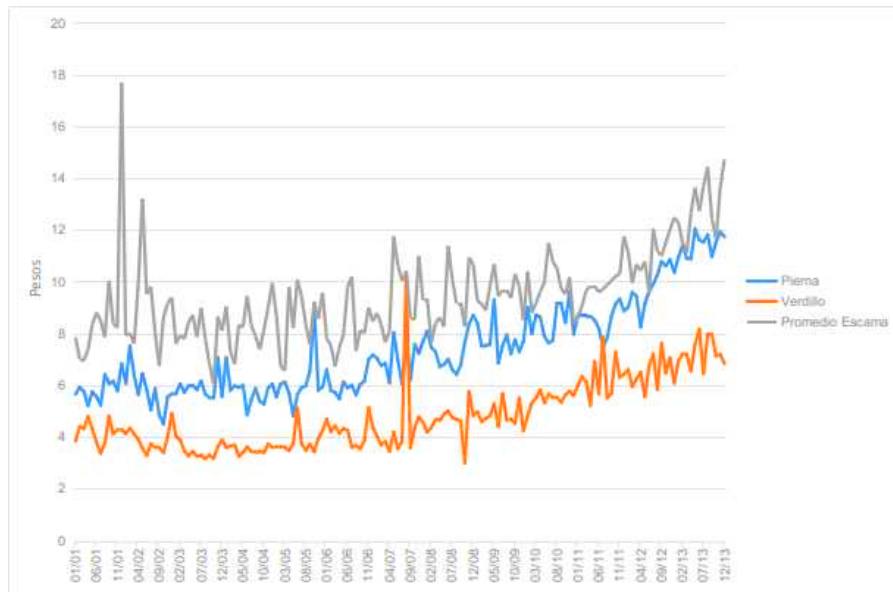


Figura 7.7: Registros históricos del precio en pie de playa de las capturas en pesos vivo de Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013

Un análisis de regresión lineal entre el precio de la especie y el volumen de captura indica que la Pierna presenta una correlación de 0.49 figura 7.8 donde se ve que los puntos se agrupan en la parte baja de la gráfica y presentan una leve relación directa entre el precio y el volumen de captura.

## 7 Resultados

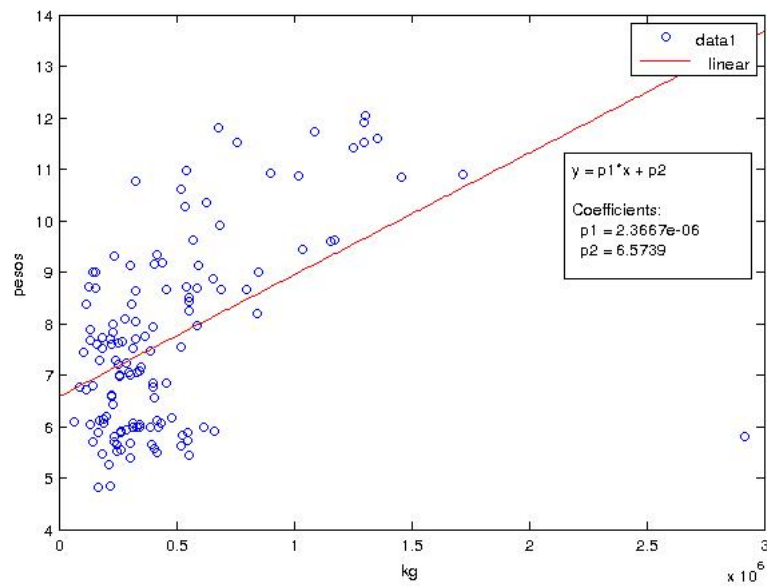


Figura 7.8: Correlación entre el precio y el volumen de captura desembarcado de la Pierna en Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013

La correlación entre el volumen de captura del Verdillo y su precio es de 0.02 en la figura 7.9, se puede apreciar que no existe una correlación lineal entre las variables al encontrarse los datos dispersos.

## 7 Resultados

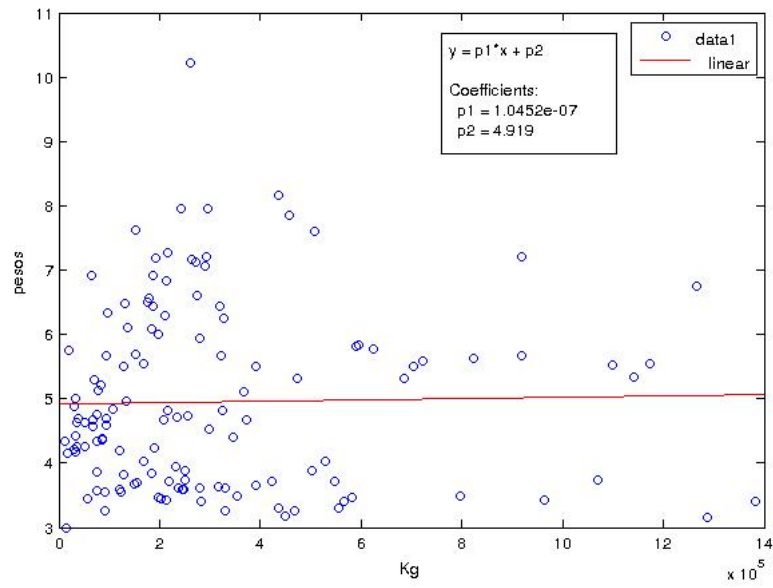


Figura 7.9: Correlación entre el precio y el volumen de captura desembarcado del Ver-dillo en Bahía Magdalena-Almejas reportados en los avisos de arribo de 2001 a 2013



### 7.3. Selección de variables ambientales para el diseño del modelo

Del análisis de variables ambientales se encontró que no existe una correlación lineal entre variables ambientales y capturas de las especies objetivo, por lo que se asumió que las variables TSM y CLA son las que mejor pueden explicar el modelo, esto por experiencia empírica y fundamentada en la experiencia de otros autores que utilizan estas variables locales (Huse and Ottersen, 2003; Yáñez et al., 2010; Naranjo et al., 2015; Kim et al., 2015; Gutiérrez-Estrada and Pulido-Calvo, 2015). Debido a que la serie de tiempo de las capturas utilizada no es lo suficientemente larga para que en esta se encuentren eventos niño-niña se excluyeron las variables oceanográficas que representan estos fenómenos, además de que presentan bajas correlaciones con las variables objetivo tabla 7.3.

Tabla 7.3: Análisis de correlación entre variables

	Pierna	Verdillo	TSM	CLA	Niño3	Niño 4	MEI
Verdillo	0.103						
TSM	-0.055	0.123					
CLA	-0.073	0.077	-0.483				
Niño 3	-0.120	0.170	-0.067	0.020			
Niño 4	-0.069	0.039	-0.070	0.103	0.595		
MEI	-0.119	0.97	-0.052	0.038	0.799	0.777	
PDO	-0.028	0.151	-0.011	0.010	0.584	0.584	0.680

## 7.4. Diseño del modelo de pronóstico para las especies objetivo (Verdillo-Pierna).

En el proceso de búsqueda iterativa para el modelo NAR de la TSM, se encontró una superficie de respuesta (figura 7.10) con los parámetros óptimos en delay=5 y 10 neuronas en la capa oculta con un MSE=5 y un R=0.97 para el conjunto testigo de seis pasos futuros. Por otro lado, el coeficiente de correlación para la fase de entrenamiento fue de  $R=0.975$ , validación  $R=0.956$ , para el Test  $R=0.957$  que en conjunto arrojó un  $R=0.964$ .

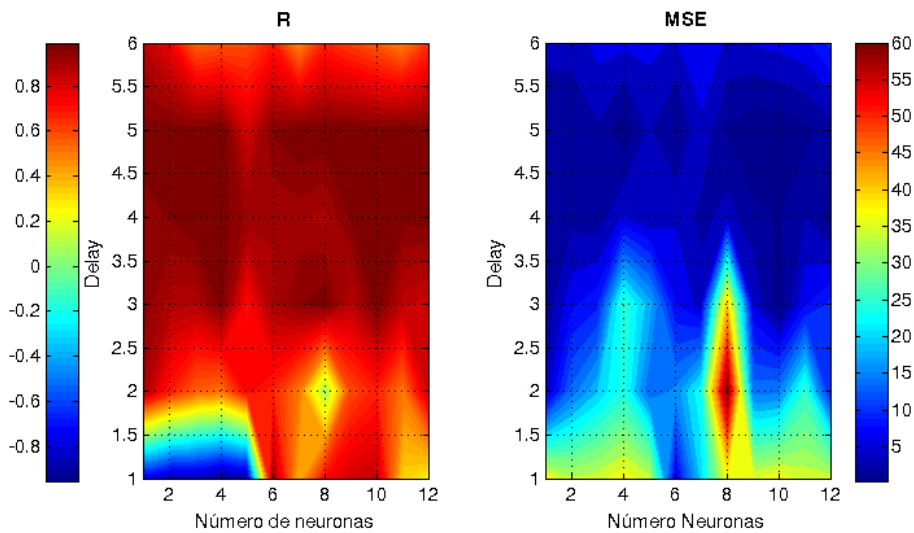


Figura 7.10: Rendimiento de diferentes NAR al problema identificado por su coeficiente R y el MSE.

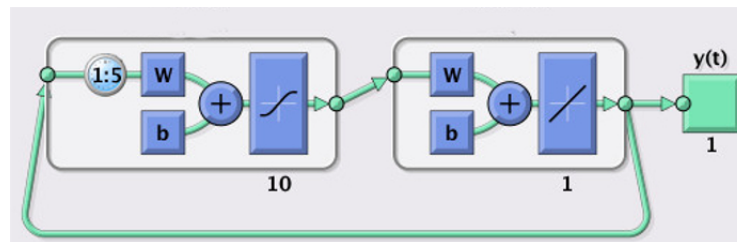


Figura 7.11: Esquema del modelo NAR para el pronóstico y simulación de TSM

## 7 Resultados

El esquema del modelo se ve en la figura 7.11, se ve un modelo tipo NAR con entrada autoregresiva de datos y que presenta diez neuronas en la capa oculta, y una neurona de salida, se representan los pesos con la letra  $w$  y el delay se fijo en 5 pasos, con la letra  $b$  se representa el bias del modelos, finalmente el resultado  $y(t)$  se almacena en memoria.

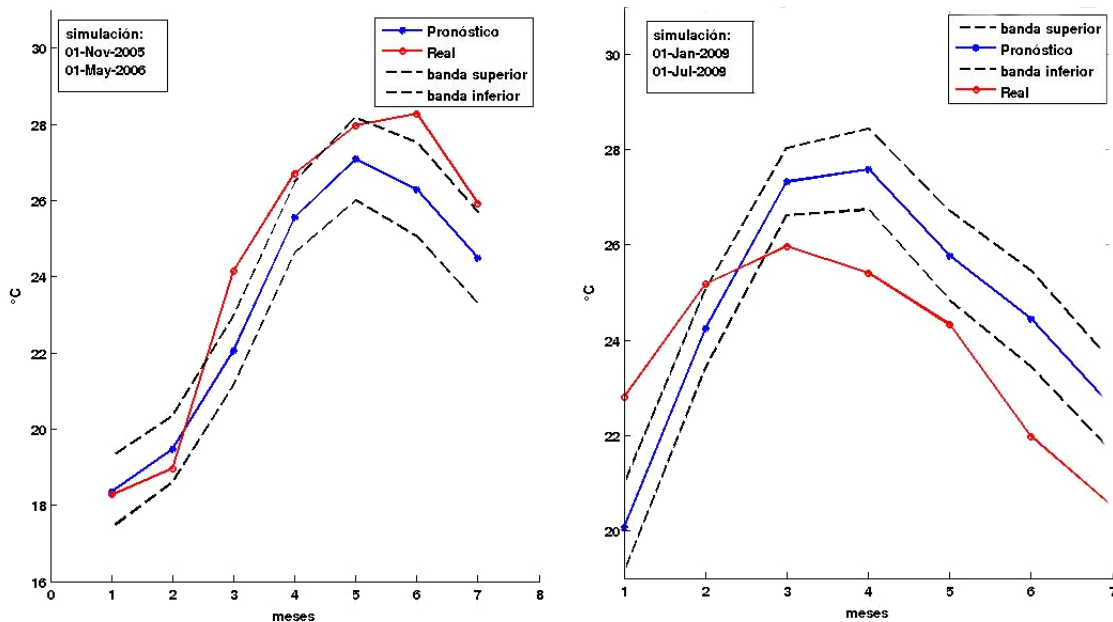


Figura 7.12: Simulaciones con el modelo NAR para TSM

En la figura 7.12 se observa la temperatura superficial del mar pronosticado por el modelo NAR *versus* el dato real incluyendo sus respectivas bandas de confianza al 95 %, se proporcionaron al modelo los primeros 5 datos para realizar el pronóstico de los siguientes siete meses, el cual presentó un coeficiente de correlación  $R=0.96$  y un  $MSE=5$ , del lado izquierdo se tiene una simulación de la temporada de primavera-verano del año, donde se aprecia que los primeros datos simulados y su intervalo de confianza abarca el valor real, y de lado derecho una simulación en otoño-invierno el intervalo de confianza no coincide con datos reales, es destacable que la simulación coincide la tendencia y la pendiente de los datos reales, lo que indica una subestimación de la TSM por parte del modelo.

## 7 Resultados

En el proceso de búsqueda iterativa para el modelo NAR de CLA, se encontró una superficie de respuesta (Figura 7.13) con los parámetros óptimos en delay=5 y 12 neuronas en la capa oculta con un MSE=4 y un R=0.97 para el conjunto testigo a siete pasos futuros. Por otro lado, el coeficiente de correlación para la fase de entrenamiento fue de R=0.975, validación R=0.956, para el Test R=0.957 que en conjunto arrojó un R=0.964.

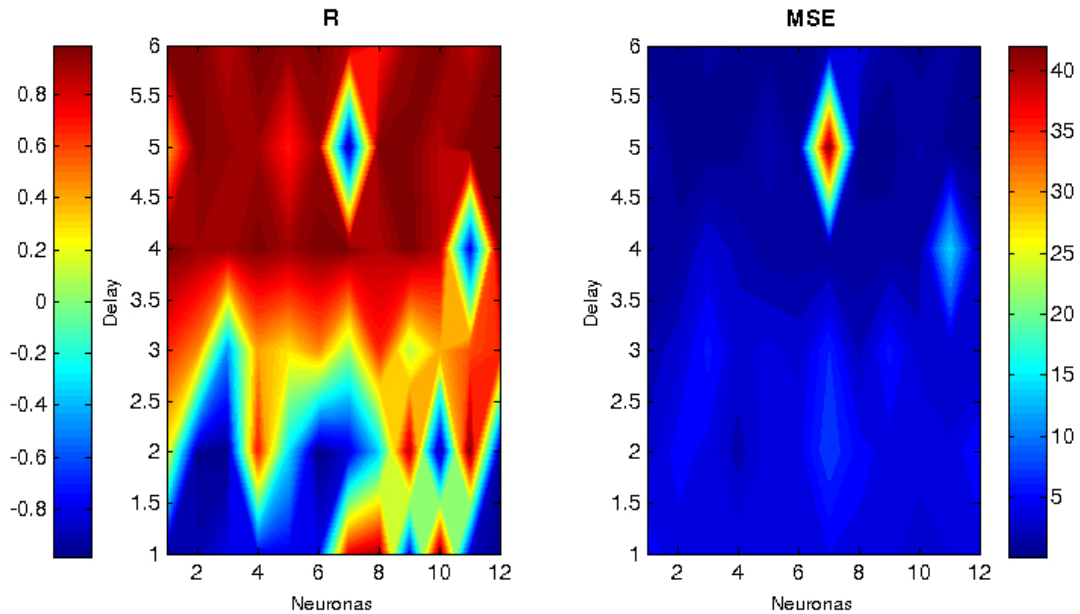


Figura 7.13: Rendimiento de diferentes NAR al problema

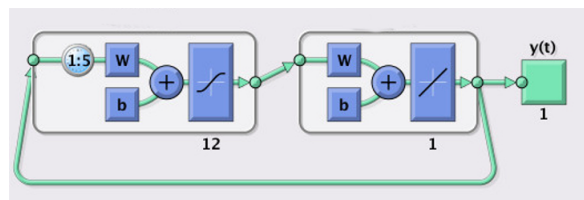


Figura 7.14: Esquema NAR clorofila

La figura 7.14 se representa el modelo NAR final para el pronóstico de CLA, se tiene una capa oculta con 12 neuronas conectada a una capa de salida con una neurona, el modelo emplea un proceso de retroalimentación, el delay empleado fue igual a cinco.

## 7 Resultados

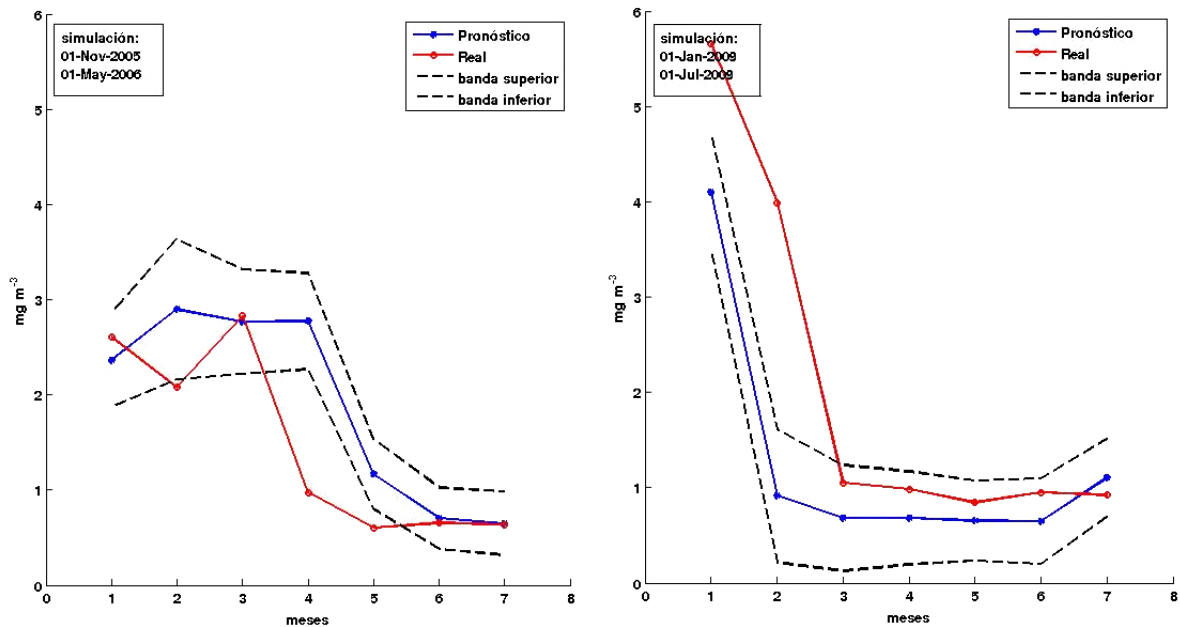


Figura 7.15: simulación NAR Cla

La figura 7.13 se muestran dos simulaciones realizadas en dos años diferentes en diferente temporada mediante el modelo NAR para concentración de clorofila, del lado izquierdo de la figura se presenta la simulación de siete meses a futuro el cual presenta una tendencia similar al valor real, así mismo los primeros tres meses se encuentran dentro del 95 % de confianza. De forma similar la simulación presentada en el lado derecho presenta una subvaloración de la concentración de clorofila. Por otro lado, usando otras simulaciones se observó una desfase en la respuesta del modelo comparandolo con el dato real.

## 7 Resultados

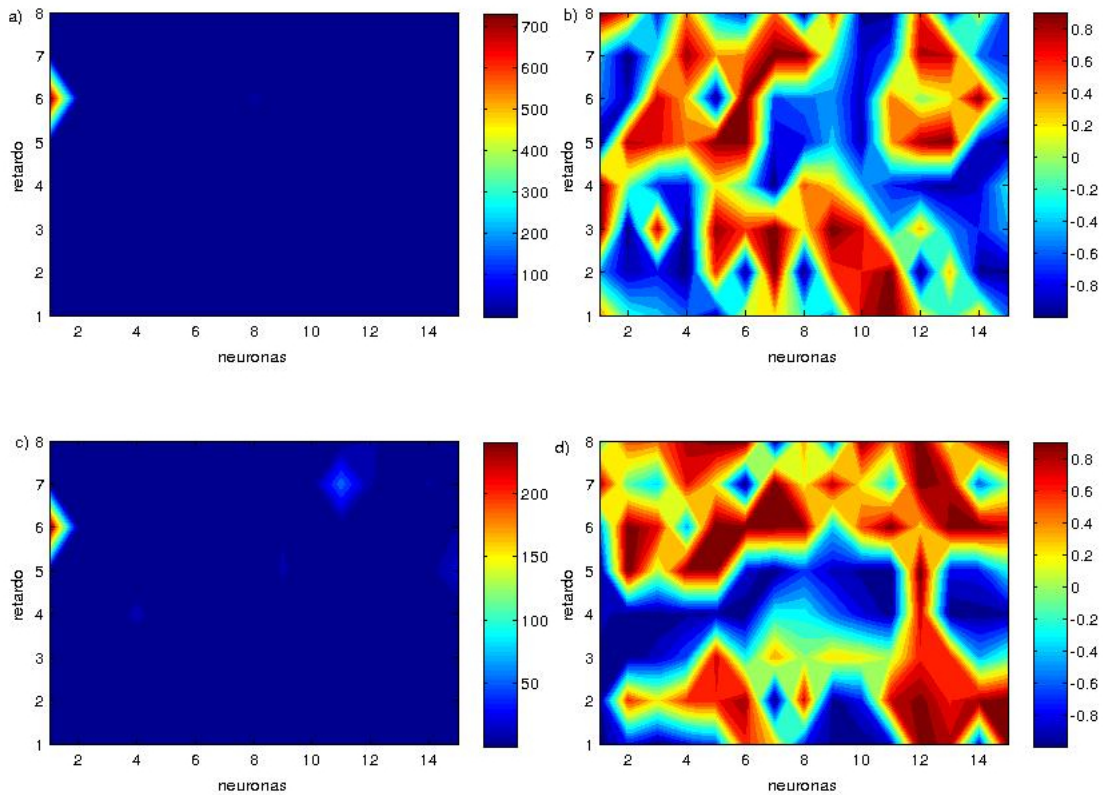


Figura 7.16: NARX pronóstico capturas a) Verdillo y b) Verdillo

De la figura 7.16 se explican cuatro superficies de respuesta según los parámetros de diseño del modelo sometido a prueba, en la parte superior se encuentra el coeficiente cuadrado de spearman y el error cuadrático medio de la simulación de las capturas desembarcadas de Verdillo, el cual presenta multiples modelos óptimos que pudieran ser elegidos para la simulación, para eliminar un mayor número de modelos se utiliza de forma paralela la superficie de respuesta de las simulaciones de las capturas desembarcadas de Pierna para buscar un modelo que optimise el mayor coeficiente de correlación y el menor error cudrático medio. Finalmente, de los resultados del proceso de búsqueda iterativa de la estructura del modelo NARX, se identificó una región óptima para el modelo, con la configuración de 6 neuronas en la capa oculta y 6 en delay la cual mostró para el pronóstico de Verdillo un coeficiente  $R=0.997$  y un  $MSE=0.65$ , de forma paralela el mismo modelo pronosticó las capturas de Verdillo y esta configuración muestra un coeficiente  $R=0.996$  y un  $MSE=1.68$ .

## 7 Resultados

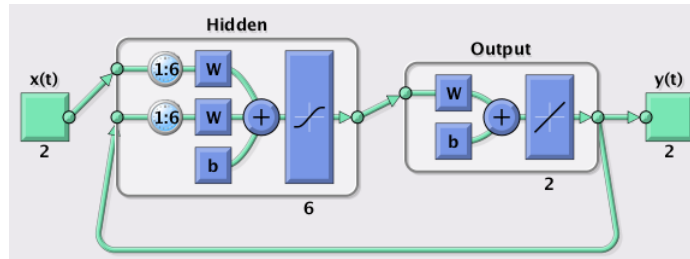


Figura 7.17: Modelos NARX

El modelo final (figura 7.17) tiene como variable de entrada (predictora) los datos proporcionados por los modelos NAR de TSM y de CLa ó los datos tratados de las imágenes satelitales de TSM y CLa representados por la matriz  $x(t)$ , se aplicó un delay igual a 6 pasos a las matrices de entrada y un delay igual a seis a la variable de retroalimentación, la capa oculta tiene seis neuronas con una función de activación sigmoide, se tiene una capa de salida con dos neuronas con una función de transferencia lineal, como datos de salida se tienen matrices de 2x1 correspondiente a las simulaciones de los volúmenes de captura desembarcado de Verdillo y de Pierna.

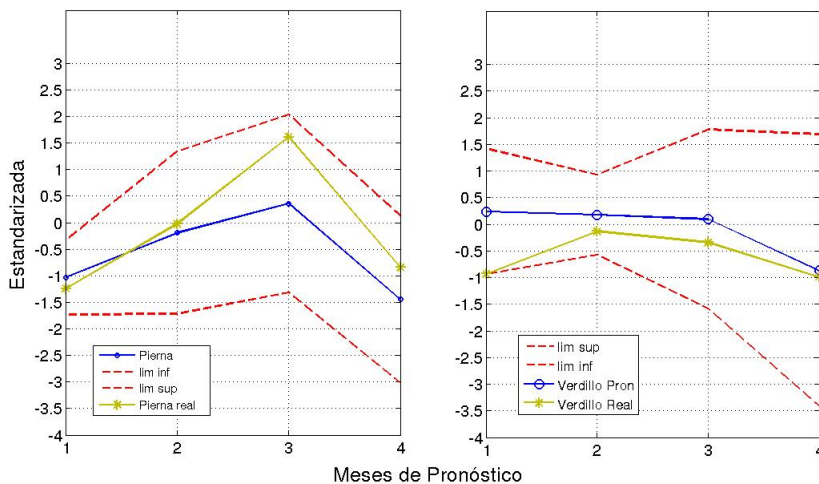


Figura 7.18: Pronóstico de capturas usando datos reales de las variables ambientales para el año de validación 2012

## 7 Resultados

Para validar el modelo se realizó un pronóstico empleando un grupo de datos testigo que fueron comparados con los datos pronosticados para determinar el grado de correlación entre estos, de esta manera una correlación alta indica un buen pronóstico, el periodo simulado fueron los meses de enero a abril del año 2012 y como variable de entrada se utilizaron los datos de TSM y CLa promedio para la zona de estudio obtenidos de las bases de datos de imágenes satelitales. La figura 7.18 presenta del lado izquierdo la simulación de la captura desembarcada en Kg correspondiente a la Pierna, donde se obtuvo un  $R=0.997$ , es notable apreciar que la simulación sigue la tendencia de los datos reales y que estos se encuentran dentro de las bandas de pronóstico con intervalo de confianza del 95 %, del lado derecho se tiene la simulación de las capturas desembarcadas de Verdillo, en este caso se obtuvo un  $R=0.996$ , esta simulación también siguió de forma satisfactoria el comportamiento de los datos reales los cuales se encuentran cubiertos por las bandas de pronóstico con un intervalo de confianza del 95 %.



## 7 Resultados

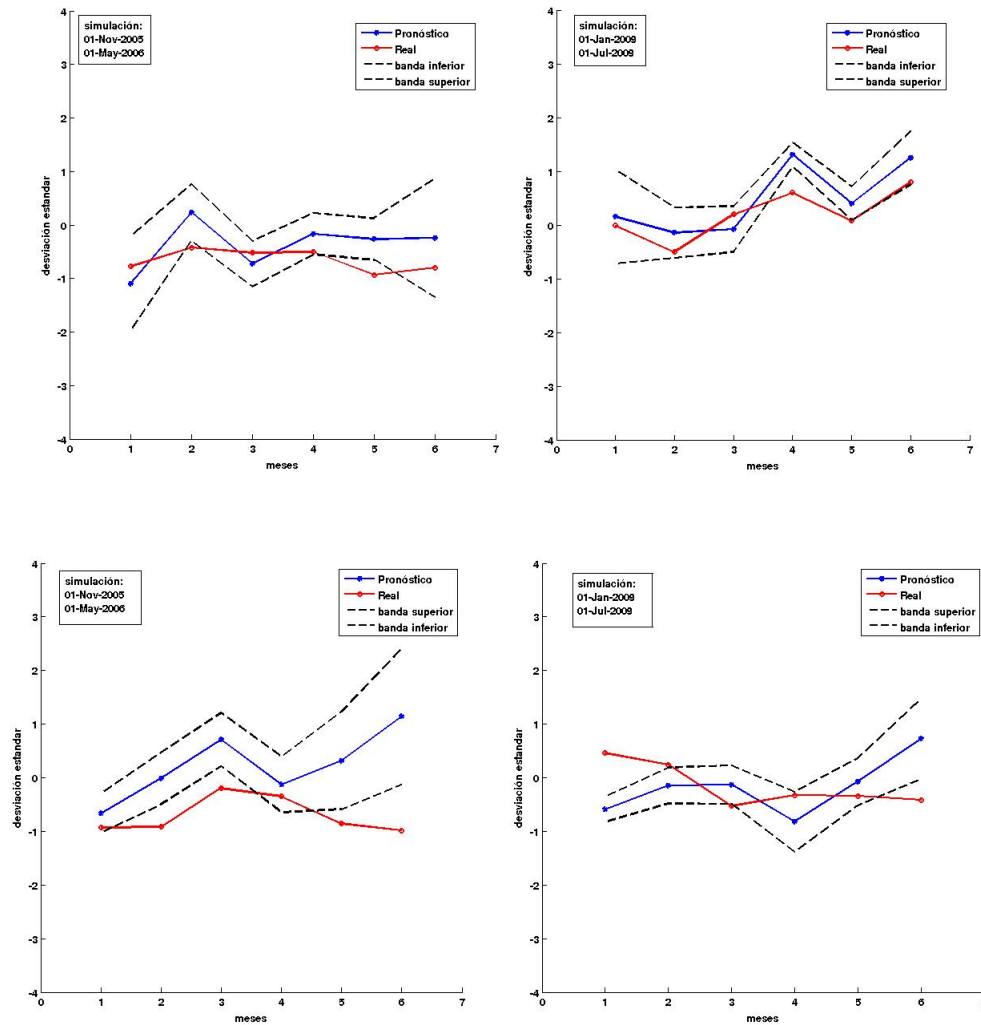


Figura 7.19: Simulación de 6 meses para Pierna y Verdillo en dos años diferentes usando variables ambientales simuladas

Por otro lado, se realizó una simulación con el modelo NARX conectado a las salidas de datos de los modelos NAR, los cuales conformaron un sistema de simulación a mayor largo plazo al tener la capacidad de pronosticar las variables ambientales. Se emplearon dos series de tiempo diferentes para comparar el comportamiento de la simulación ante diferentes situaciones. Los resultados para el periodo noviembre 2005 a mayo 2006 presentaron simulaciones que se aproximan bien a la realidad solo en los primeros tres meses, posterior a eso el modelo unicamente sigue las tendencias generales de los datos (Figura 7.19).

## 8 Discusión

### 8.1. Caracterización de la pesquería de escama

De las entrevistas realizadas a las unidades productoras, señalaron que BMA no es la principal zona para la captura de estos recursos (Pierna y Verdillo), siendo el Golfo de Ullua la principal zona de captura, información que ya se había reportado por otros autores ([Ramírez-Rodríguez et al., 2010](#); [Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012](#)), también señalan que las principales artes de pesca utilizadas son la trampa para pez y las líneas de mano.

[Accadia and Franquesa \(2006\)](#) definen las unidades operativas como el grupo de embarcación que practican el mismo tipo de operación pesquera, comparten el mismo grupo de especies objetivo o asociadas y tienen una estructura económica y organización similar. Lo anterior y considerando los resultados obtenidos de las encuestas y el análisis de los avisos de arribo permiten catalogar la pesca de Verdillo y Pierna en BMA como unidad operativa.

[Ojeda-Ruiz et al. \(2016\)](#) describen resultados similares a los obtenidos en la tabla 7.1, donde se determinó la importancia relativa de las familias capturadas por la pesquería, en su artículo discuten la importancia que tiene la familia *tetradontidae* para la zona, señalándola como una pesquería emergente.

De la selección de especies se obtuvo que la Pierna es el recurso que sustenta en primer lugar a la pesquería de escama (tabla 7.2). [Arreguín-Sánchez and Arcos-Huitrón \(2011\)](#) reporta que se tuvieron registros de captura a partir de 1997 donde se señala como una pesquería subdesarrollada en el litoral oriental del golfo de California y Centro del Pacífico mexicano, clasificándose *en desarrollo* a partir de 1998 hasta 2007 y posteriormente 2007-2008 se clasificó en *máximo rendimiento*, presentando un año

## 8 Discusión

(2008-2009) de *sobrepesca*, para posteriormente en 2009 regresar a su *máximo rendimiento*; sin embargo, no se encontró información similar para el litoral occidente de la península de BCS.

Diversos autores ([Ojeda-Ruiz and Ramírez-Rodríguez, 2012](#); [Díaz-Uribe et al., 2013](#)) identifican a la pesquería de almeja Catarina como la principal pesquería de BMA, a su vez también identifican a la Pierna y al Verdillo como recursos alternativos, siendo en la actualidad que estos toman una mayor importancia económica cuando la captura de los recursos primarios, como la almeja o el camarón o incluso otras pesquerías tradicionales caen.

Dentro de los resultados obtenidos por parte de la aplicación del IIR (ver tabla 7.1 y tabla 7.2), se puede identificar qué grupos de especies o recursos reciben una mayor presión de pesca y requieren de ser estudiadas para evaluar su potencial pesquero. [Díaz-Uribe et al. \(2013\)](#) proponen la consideración de un índice ecológico que permita identificar recursos o grupos de recursos, sobre los cuales la pesca ejerce una mayor presión de explotación, siendo el IIR un identificador de las especies (recursos) que tienen una mayor interacción con el ecosistema.

La relevancia de la pesquería de escama, que históricamente va ganando importancia, nos revela que no se debe enfocar el esfuerzo de los planes de manejo únicamente a las principales especies que sustenten la economía de los pescadores, sino que se debe tener en consideración pesquerías que se encuentren en desarrollo o en segundo o tercer lugar de importancia. Considerando que pesquerías como la escama (que son multiespecíficas) tienen un potencial que se explota cuando otros recursos se encuentran en condiciones desfavorables es necesario el desarrollo de planes de manejo que atiendan las necesidades del recurso y la sociedad que los explota desde un punto de vista integral. En este sentido los modelos de pronóstico del comportamiento de las poblaciones y capturas del recurso juegan un papel crucial para la toma de decisiones de los diferentes actores, y se debe considerar que estos modelos se deben adaptar rápidamente a los cambios en el escenario al que se aplican.

La tendencia actual de tener un manejo pesquero holístico que integre aspectos ecológicos, económicos y socioculturales crea la necesidad de evaluar estos planes. [Trenkel et al. \(2015\)](#) proponen un marco para la evaluación de los ordenamientos pesqueros, el cual consiste en cuatro etapas principales: 1) la evaluación de los objetivos planteados, buscando la pertinencia de estos para gestión y el desarrollo de una pesquerías sosten-

## 8 *Discusión*

table, 2) emplear análisis cualitativos de los modelos bioeconómicos, para determinar si estos pueden alcanzar los objetivos planteados, 3) realización de un análisis crítico de la literatura, esto para evaluar si existen medidas de gestión alternativas al plan, relacionadas con el contexto ecológico, social y económico que puedan contribuir a la sustentabilidad, y finalmente 4) emplear simulaciones cuantitativas que permitan comparar diferentes escenarios y opciones de implementación alternativos. Complementando lo propuesto por [Trenkel et al. \(2015\)](#) se tienen los puntos que identifica [Duberstein \(2009\)](#) para una pesquería ideal, los cuales son:

1. Regionalización de los planes de ordenamiento
2. Multiespecificidad de los planes
3. Integración de los actores en la toma de decisiones, los cuales deben ser oportunos para los cambios en el sistema
4. Acumulación de conocimiento sobre la dinámica pesquera-ecosistema
5. Una retroalimentación constante de información sobre las capturas.

Todo esto crea los supuestos de una pesquería eficiente y se puede resumir en la planificación de los objetivos, la evaluación de estos, la evaluación de los instrumentos que implementarán los objetivos (los cuales deben cumplir con las características deseables de una pesquería sustentable) y evaluación constante de la retroalimentación de la información pesquera.

Contrastando la pesquería de escama ante los puntos señalados por Duberstein se puede decir que esta tiene áreas de oportunidad para mejorar su manejo, principalmente en el punto uno ya que es posible definir objetivos para el desarrollo de la pesquería sustentable, complementar las recomendaciones generales que hace la CNP([SAGARPA, 2012](#)), desarrollar modelos de pronóstico apropiados para la evaluación del stock y el pronóstico de las capturas, además de hacer disponible la información y datos de la pesquería de manera tal que cualquier usuario pueda acceder a esta de forma inmediata y eficiente.

## 8.2. Modelos y redes neuronales artificiales aplicados al pronóstico

Los modelos de RNA trabajados hasta el momento por los autores [Huse and Ottersen \(2003\)](#); [Yáñez et al. \(2010\)](#); [Naranjo et al. \(2015\)](#); [Kim et al. \(2015\)](#) son del tipo propagación hacia adelante, lo cual le confiere la memoria del pasado o el peso del valor del pasado al delay que apliquen directamente a las variables obtenidas por una correlación cruzada (ya sea lineal o no lineal), pero estos modelos en si solos no tienen la capacidad de atribuirle un peso a segmentos con valores pasados, por lo que no se buscan patrones dentro de la serie de tiempo objetivo que permitan pronosticar un valor futuro. Los modelos NAR y NARX empleados en este trabajo son modelos del tipo recursivos, esto quiere decir que dentro del modelo si se toma en cuenta valores pasados de la variable objetivo. Además, otra diferencia significativa de este modelo comparado al de otros autores es la capacidad de pronóstico de múltiples especies objetivo de forma paralela confirmando la capacidad de encontrar relaciones entre ambas series de tiempo, comprobando así la capacidad de estos modelos para adaptarse a otras especies.

[Cisneros-Mata et al. \(1996\)](#) sentó el precedente de las variables de importancia para el pronóstico de los desembarcos de pesquerías, pero no es hasta que otros autores, tal como [Georgakarakos et al. \(2006\)](#) presentan la incorporación de datos de temperatura superficial del mar obtenidos a partir de imágenes satelitales de la zona para entrenar a las RNAs, aportando así una mayor practicidad comparada con los modelos clásicos, fundamentalmente debido por la disponibilidad de esta información.

En comparación, la zona de estudio del presente trabajo con las de otros autores ([Czerwinski et al., 2007](#); [Gutiérrez-Estrada et al., 2007, 2009](#); [Yáñez et al., 2010](#); [Naranjo et al., 2015](#)) la superficie es mucho menor, lo que podría haberse reflejado en la calidad de los pronósticos por causa de una peor resolución de las imágenes satelitales, sin embargo, esto no afectó la calidad de los pronósticos debido posiblemente a la capacidad de generalización de las RNA.

Otro punto importante a destacar es que todos los modelos estudiados hasta el momento han logrado realizar pronósticos bastante eficientes de 3 o 4 meses a futuro cuando se emplean datos de medias mensuales, y de hasta dos años cuando las series de tiempo son medias anuales, pero no se han implementado para periodos decadales, esto

## 8 Discusión

a causa probablemente por los volúmenes de información disponible; por lo que estos modelos podrían ser altamente funcionales en 100 años, en medida que las bases de datos contengan series de tiempo de las capturas más largas y de mejor calidad.

[Huse and Ottersen \(2003\)](#) utilizaron RNA y algoritmos genéticos, con los cuales lograron una capacidad de pronóstico para el primer año con un  $R=0.83$ , consideraron variables ambientales y de desove del bacalao del ártico. Esta combinación de métodos permite encontrar buenos rendimientos, y sentó una base metodológica sobre las variables a emplear. Hasta el momento no existe una metodología clara para la aplicación de estas herramientas en el pronóstico de la producción de pesquerías, ni en que especies es susceptible de emplearse las técnicas.

Hasta el momento los antecedentes que se tienen son pronósticos para las pesquerías de Anchovetas, sardinas, bacalao o jurel ([Czerwinski et al., 2007](#); [Yáñez et al., 2010](#); [Cisneros-Mata et al., 1996](#); [Marchal, 2008](#)) claramente solo pesquerías industriales de pelágicos menores, esto debido posiblemente a la gran cantidad de datos con las que cuentan estas pesquerías y a la estacionalidad de las especies. El uso de esta herramienta puede llegar a otras pesquerías, tal como lo proponen los resultados de este trabajo al obtener pronósticos de captura de pesquerías ribereñas. Por otro lado [Naranjo et al. \(2015\)](#) proponen que estas se pueden usar para realizar análisis de sensibilidad y proyectar escenarios a futuro, y [Froese et al. \(2012\)](#) propone su uso como interpolador para completar datos en aquellas bases de datos incompletas de las pesquerías.

De las figuras 7.10, 7.13 y 7.16 podemos observar las ventajas del método de búsqueda iterativa procedimiento que permite encontrar el modelo de RNA óptimo para la serie de datos, las figuras en cuestión representan la respuesta de diferentes RNA ante los datos y se puede encontrar zonas de mayor rendimiento, un fenómeno interesante de observar es la presencia de varios modelos que responden de manera favorable. Autores como [Kim et al. \(2015\)](#) utilizan como indicadores de eficiencia los coeficientes de correlación  $R$ ,  $R^2$ , MSE, entre otros índices que miden la dispersión del error, al igual que [Naranjo et al. \(2015\)](#) y [Froese et al. \(2012\)](#) lo que puede tomarse como estándar para la medición del rendimiento de las simulaciones y pronósticos. La figura 7.11, el cual tiene un delay igual a cinco, tomando en consideración esto y observando la figura 7.12 correspondiente a la simulación de la TSM vemos que el delay está relacionado con el periodo de meses que tienen una tendencia similar, es decir, es un periodo de cinco meses en que se incrementa la TSM durante el verano y cinco meses en las que la temperatura desciende por lo que en variables como la TSM o la CLA donde se observan

ciclos claros, el delay se relaciona con los punto de inflexión de estos patrones. Pero si se observa el comportamiento de las variables de captura, estos ciclos no son observables y la identificación del delay se dificulta, es por ello que el método de búsqueda iterativa aquí propuesto demuestra su capacidad para determinar el delay. Las figuras 7.12 y 7.15 muestran las simulaciones de dos diferentes años, estas simulaciones del ambiente fueron utilizadas para realizar la simulación de las capturas que se muestran en la figura 7.19 la cual fue hecha para seis meses y demuestra la capacidad del modelo para seguir el patrón, lo que reafirma lo planteado por [Naranjo et al. \(2015\)](#) de utilizar estos modelos para análisis de sensibilidad. La figura 7.18 es un pronóstico que se realizó con datos no simulados de la TSM y CLA lo que incrementa notablemente la acertividad del modelo pero limitando la longitud del pronóstico.

### 8.3. De la información pesquera disponible

El papel que juega la pesca de escama en la región es de gran importancia debido a que proporciona ingresos a los pescadores durante las temporadas en que no hay capturas de otras pesquerías. De las familias de especies que se muestran en la tabla 7.1 podemos decir que no se encontraron registros de variables poblacionales (desove, reclutamiento, mortalidades, etc.) que permitan un buen desarrollo de modelos de pronóstico, así como planes de manejo para especies o recursos, exceptuando a la lisa [SAGARPA \(2012\)](#). Por tal motivo, es necesario la integración de los diferentes actores de la pesquería en la adquisición y registro de datos, así como la agilización en la transferencia de información entre estos.

Diversos autores ([Corten and Lindley, 2003](#); [Ulrich and Bo Sølgaard, 2004](#); [Arreguín-Sánchez and Arcos-Huitrón, 2011](#); [Froese et al., 2012](#); [Defeo et al., 2014](#)) señalan que el tipo de información que se obtiene de los avisos de arribo conduce a un grado alto de incertidumbre para los modelos basados en esta, lo cual deja ver que otro recurso importante dentro de las pesquerías es la información de calidad, siendo de esta manera que la especialización excesiva de los modelos que menciona [Ulrich and Bo Sølgaard \(2004\)](#) solo se puede encontrar en aquellas pesquerías que cuenten con grandes bancos de información, no siendo el caso de la pesquería de escama en la región de estudio y muchas pesquerías de pequeña escala. Por ello la importancia de modelos que soporten la entrada de incertidumbre y la falta de información en los registros

## *8 Discusión*

históricos, tal como las RNA que se han propuesto en este y otros trabajos.

En la actualidad México ha dado grandes pasos en el avance hacia tecnologías que permiten un mejor manejo de la información. Sin embargo, aun no se logra que esta se encuentre disponible de forma actualizada, teniendo solo datos globales por estado y agregados anualmente publicados en el anuario estadístico. Si se requiere información desagregada se debe recurrir a ventanilla de SAGARPA para solicitarla.



## 9 Conclusión

Con base en los análisis de resultados y su discusión se puede concluir que:

Las principales especies que soportan la pesca de escama son la Pierna y Verdillo por su aporte económico y volumen de captura. La suma de estas variables por parte del resto de especies que componen la pesca de escama siguen siendo superiores a las Pierna y Verdillo.

La pesca de escama toma mayor relevancia debido a la caída en la producción de otras pesquerías, su precio en pie de playa ha ido incrementándose al igual que sus volúmenes de captura, en especial para una de las principales especies, la Pierna. Por lo que existe una necesidad latente de ordenar esta pesquería para lo cual es necesario estudios de población y simulación de las poblaciones.

Las características de la topología más exitosa para las redes NAR fue la que tenía 10 neuronas en la capa oculta en la entrada de datos de TSM con un delay de 5, 12 neuronas en la capa oculta para el modelo de CLA con delay igual a 5, cuyas salidas de datos de pronóstico se conectaron a una red NARX de 6 neuronas en la capa oculta y un delay igual a 6, creando así el sistema de RNAs para el pronóstico de los volúmenes de captura para Pierna y Verdillo en la zona de Bahía Magdalena-Almejas.

El modelo de RNA presenta pronósticos acertados para periodos de cuatro meses y de tendencia para seis meses, que son útiles para la determinación de costos y beneficios de la operación de la pesquería. Además, los modelos de las variables ambientales son y serán útiles para implementarse en otros estudios.

El uso de modelos de inteligencia artificial se verá cada vez mas presente conforme las bases de datos pesqueros se estandaricen ,acumulen datos y abran a la disponibilidad de los usuarios a través de internet, acelerando el intercambio de datos e información, permitiendo un desarrollo rápido del conocimiento pesquero, así como un mejor manejo de la información.

## 10 Recomendaciones

Durante el desarrollo de la presente tesis se encontraron ideas que pueden mejorar el uso de estos modelos, permitiendo simulaciones más eficientes. Algunas de estas ideas se fundamentan en el manejo de los parámetros de diseño, uno de estos es la cantidad de datos de trabajo que se le presentan al modelo, ya que se observó que no siempre se cumple la premisa de mayor volumen de datos, mejor aprendizaje del modelo, esto plantea la hipótesis de que la variación del volumen de datos afecta el rendimiento del modelo; por lo que es necesario realizar pruebas de modelos que sean entrenados con diferentes volúmenes de datos.

Dentro de las pruebas para determinar el delay, se observó que existe una correspondencia de este con los ciclos o señales que presenta la variable, por lo que el aplicar análisis de señales permitiría realizar un pronóstico para cada señal y posteriormente sumarlas. Lo anterior requeriría combinar análisis por series de Fourier y RNA u otros métodos estadísticos. La serie de Fourier permitiría identificar la longitud de onda de la señal.

Otro punto que se puede manejar, es en función a la distribución espacial, el análisis de las variables ambientales en vectores compuestos por las medias espaciales y mensuales de la zona, combinar la capacidad de pronóstico de las NAR y la capacidad de reconocimiento de imágenes podría permitir la simulación espacial de estas variables, creando un sistema que permita simular las capturas de las especies por oficina donde se registro el aviso de arribo.

También se recomienda continuar con el estudio de una RNA «Feed Forward Back Propagatio Timed Delayed» (FFBPTD) que tenga como datos de entrada el número de embarcaciones pesqueras registradas dentro de la pesquería de escama, el cual se tomaría como una señal de onda cuadrada, y los datos de captura de la misma como variable objetivo. En el presente trabajo se investigaron parcialmente los parámetros

## *10 Recomendaciones*

de diseño mediante la metodología de búsqueda iterativa debido a que con esta red se relaciona indirectamente el esfuerzo pesquero y los factores ambientales con las capturas de las especies objetivo. De esto se encontró que la respuesta es prometedora, sin embargo debe ser ajustado o reentrenado para encontrar una mayor eficiencia de simulación, una vez terminado dicho proceso se tendría la herramienta para simular los volúmenes de captura en función al número de embarcaciones registradas en el estado y las variables ambientales SST y CLA.

En relación a la pesquería estudiada las recomendaciones son: A) profundizar en el estudio de las principales especies que la componen para generar datos e información que permita un manejo responsable y eficiente del recurso, B) La pesquería de verdillo y pierna se pueden catalogar como consolidada y C) Es necesario incrementar los esfuerzos en generar retroalimentación de la información de esta pesquería con los diferentes actores.



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA SUR  
ENCUESTA PARA DETERMINAR PARAMETROS PARA UN MODELO MATEMÁTICO DE  
PRONÓSTICO DE CAPTURAS DE VERDILLO, COMO HERRAMIENTA PARA LA  
PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN DEL PESCADOR.**

**I. DATOS DE IDENTIFICACIÓN**

Lugar de la entrevista		Nombre del Encuestador	
Fecha		Encuesta No.	

**II. INFORMACIÓN DEL ENCUESTADO**

Nombre			
--------	--	--	--

Es usted:	<input type="checkbox"/> Cooperativista* *¿De cuál	<input type="checkbox"/> Permisario SCPP? _____	<input type="checkbox"/> Empleado Privado	<input type="checkbox"/> Arrendador de permiso	<input type="checkbox"/> Otro** **Especifique
-----------	---	--	---	--	--

En su organización, usted es:	<input type="checkbox"/> Directivo	<input type="checkbox"/> Administrador	<input type="checkbox"/> Capitán	<input type="checkbox"/> Otro*
	*Especifique _____			

¿De donde es originario?:	<input type="checkbox"/> BMA	<input type="checkbox"/> BCS (Municipio) _____	<input type="checkbox"/> Otro Estado (Especifique) _____
---------------------------	------------------------------	--	--

¿Cuántos años ha trabajado en Bahía Magdalena?:	
---	--

¿Cuántos años de experiencia tiene en actividades de pesca ribereña?	<input type="checkbox"/> Menos de 1	<input type="checkbox"/> 1 a 5	<input type="checkbox"/> 5 a 10
	<input type="checkbox"/> 10 a 15	<input type="checkbox"/> 15 a 20	<input type="checkbox"/> más de 20

¿Cuántos permisos de pesca tiene?		
¿Para qué especies?	<input type="checkbox"/> Almeja catarina	<input type="checkbox"/> Almeja generosa
	<input type="checkbox"/> Escama	<input type="checkbox"/> Camarón
	<input type="checkbox"/> Tiburón y rayas	<input type="checkbox"/> Jaiba
	<input type="checkbox"/> Calamar	<input type="checkbox"/> Pulpo
	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	<input type="checkbox"/> Almeja roñosa	<input type="checkbox"/> Almeja Abulón
	<input type="checkbox"/> Callo de hacha	<input type="checkbox"/> Almeja Chocolate
	<input type="checkbox"/> Pata de mula	<input type="checkbox"/> Lisa
	<input type="checkbox"/> Langosta	<input type="checkbox"/> otra



Aspectos de la pesca de verdillo

1.-¿Que clima es mejor para pescar Verdillo?

[Empty box for answer]

Indique en el mapa con una X los lugares donde va a pescar (a cada X asigne el num de folio seguido de el orden que indico la X: ejemplo 21,1)

2.- a cada lugar, indique los meses en que va.

	ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
X1												
X2												
X3												
X4												
X5												
X6												
X7												

3.-¿Qué arte de pesca utiliza?

Enmalle: Si  No

Abertura (2B) : \_\_\_\_\_ No Plomos: \_\_\_\_\_  
 Hilo: \_\_\_\_\_ mallas de longitud: \_\_\_\_\_  
 No boyas: \_\_\_\_\_ mallas de caída: \_\_\_\_\_  
 Longitud: \_\_\_\_\_ Encabalgado: \_\_\_\_\_  
 hora de largado: \_\_\_\_\_ hora de levantado: \_\_\_\_\_

¿Qué otras especies captura con esta arte cuando va por verdillo?

Linea de mano: Si  No

Tipo Anzuelo: \_\_\_\_\_  
 Tipo Carnada: \_\_\_\_\_  
 Calibre linea: \_\_\_\_\_  
 No de anzuelos: \_\_\_\_\_  
 Hora de pesca: \_\_\_\_\_



¿Qué otras especies captura con esta arte cuando va por verdillo?

**Trampas:** Si  No

No de trampas por lance: \_\_\_\_\_

Material: \_\_\_\_\_

Tamaño de Malla (2B): \_\_\_\_\_

Carnada: \_\_\_\_\_

Hilo: \_\_\_\_\_

profundidad: \_\_\_\_\_

Hora de pesca: \_\_\_\_\_

¿Qué otras especies captura con esta arte cuando va por verdillo?

**Palangre:** Si  No

Tipo Anzuelo: \_\_\_\_\_

Tipo Carnada: \_\_\_\_\_

Calibre línea: \_\_\_\_\_

No de anzuelos: \_\_\_\_\_

Longitud: \_\_\_\_\_

Hora de pesca: \_\_\_\_\_

¿Qué otras especies captura con esta arte cuando va por verdillo?

¿Cuanto gasta aproximado por viaje? \_\_\_\_\_

¿Hace campamentos? \_\_\_\_\_

¿Cuanto tiempo? \_\_\_\_\_

¿A cuanto vende el producto? \_\_\_\_\_

¿cual es el peor precio? ¿el mejor? \_\_\_\_\_

¿Considera que pesca menos verdillo que hace algunos años?

\_\_\_\_\_

¿Cree que salen peces mas pequeños? \_\_\_\_\_

¿Cree que le sirba una herramienta que le permita pronosticar cuanta captura habra a 3 meses

futuro? ¿como la usaría? \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

# Bibliografía

- Aburto-Oropeza, O., Erisman, B., Galland, G. R., Mascareñas-Osorio, I., Sala, E., and Ezcurra, E. (2011). Large recovery of fish biomass in a no-take marine reserve. *PLoS ONE*, 6(8).
- Aburto-Oropeza, O., Leslie, H. M., Mack-Crane, A., Nagavarapu, S., Reddy, S. M., and Sievanen, L. (2016). Property Rights for Fishing Cooperatives: How (and How Well) Do They Work? *The World Bank Economic Review*, page lhw001.
- Accadia, P. and Franquesa, R. (2006). The Operational Units Approach for Fisheries Management in the Mediterranean Sea. *SCSA/SCSI/SCESS Transversal Workshop on Stock Assessment and Operational Units*, (June):26–28.
- Allison, E. H. and Ellis, F. (2001). The livelihoods approach and management of small-scale fisheries. *Marine Policy*, 25(5):377–388.
- Arreguín-Sánchez, F. (2014). Adaptability and sustainability: a holistic approach to the management of exploited aquatic ecosystems. *Ciencia Pesquera*, 22(1):89–101.
- Arreguín-Sánchez, F. and Arcos-Huitrón, E. (2011). La pesca en México: estado de la explotación y uso de los ecosistemas. *Hidrobiológica*, 21(3):431–462.
- Cisneros-Mata, M. Á., Tomas, B., Jarre-Teichann, A., García-Franco, W., and Montemayor-López, G. (1996). Artificial neural networks to forecast biomass of pacific sardine and its Environment. *Ciencias MARinas*, 22(4).
- Corten, A. and Lindley, J. (2003). The use of CPR data in fisheries research. *Progress in Oceanography*, 58(2-4):285–300.
- Czerwinski, I. A., Gutiérrez-Estrada, J. C., and Hernando-Casal, J. A. (2007). Short-term forecasting of halibut CPUE: Linear and non-linear univariate approaches. *Fisheries Research*, 86(2-3):120–128.

## Bibliografía

- Defeo, O., Castrejón, M., Pérez-Castañeda, R., Castilla, J. C., Gutiérrez, N. L., Essington, T. E., and Folke, C. (2014). Co-management in Latin American small-scale shellfisheries: assessment from long-term case studies. *Fish and Fisheries*, pages n/a–n/a.
- Demuth, H. (2013). *Neural Network Toolbox™ 6 User's Guide*.
- Díaz-Uribe, J. G., Valdez-Ornelas, V. M., Danemann, G. D., Torreblanca-Ramírez, E., Castillo-López, A., and Cisneros-Mata, M. Á. (2013). Regionalización de la pesca ribereña en el noroeste de México como base práctica para su manejo. *Ciencia Pesquera*, 21(1):41–54.
- Duberstein, J. (2009). *THE SHAPE OF THE COMMONS : SOCIAL NETWORKS AND THE CONSERVATION OF SMALL-SCALE FISHERIES IN THE NORTHERN GULF OF CALIFORNIA , MEXICO* By Jennifer Nell Duberstein Copyright © Jennifer Nell Duberstein 2009 A Dissertation Submitted to the Faculty of the SCHOOL. Doctor, THE UNIVERSITY OF ARIZONA.
- FAO (1997). Bioeconomía Pesquera - Teoría, modelación y manejo. *Fao*, 368 :1–106.
- FAO (2014). *El estado mundial de la pesca y la acuicultura*.
- FAO (2015). *Enfoque ecosistémico pesquero. Conceptos fundamentales y su aplicación en pesquería de pequeña escala en América Latina*.
- Froese, R., Zeller, D., Kleisner, K., and Pauly, D. (2012). What catch data can tell us about the status of global fisheries. *Marine Biology*, 159(6):1283–1292.
- Funes, R., Gómez, J., and Palomares, R. (2007). *Estudios Ecológicos en Bahía Magdalena*. FONMAR-BCS.
- Georgakarakos, S., Koutsoubas, D., and Valavanis, V. (2006). Time series analysis and forecasting techniques applied on loliginid and ommastrephid landings in Greek waters. *Fisheries Research*, 78(1):55–71.
- Gutiérrez, N. L., Hilborn, R., and Defeo, O. (2011). Leadership, social capital and incentives promote successful fisheries. *Nature*, 470(7334):386–389.
- Gutiérrez-Estrada, J. C. and Pulido-Calvo, I. (2015). Is the Atlantic surface temperature a good proxy for forecasting the recruitment of European eel in the Guadalquivir estuary? *Progress in Oceanography*, 130:112–124.



## Bibliografía

- Gutiérrez-Estrada, J. C., Silva, C., Yáñez, E., Rodríguez, N., and Pulido-Calvo, I. (2007). Monthly catch forecasting of anchovy *Engraulis ringens* in the north area of Chile: Non-linear univariate approach. *Fisheries Research*, 86(2-3):188–200.
- Gutiérrez-Estrada, J. C., Yáñez, E., Pulido-Calvo, I., Silva, C., Plaza, F., and Bórquez, C. (2009). Pacific sardine (*Sardinops sagax*, Jenyns 1842) landings prediction. A neural network ecosystemic approach. *Fisheries Research*, 100(2):116–125.
- Hilborn, R. (2012). THE EVOLUTION OF QUANTITATIVE MARINE FISHERIES MANAGEMENT 1985-2010. *Natural Resource Modeling*, 25(1):122–144.
- Huse, G. and Ottersen, G. (2003). Forecasting recruitment and stock biomass of Northeast Arctic cod using neural networks. *Scientia Marina*, 67((Apr)):325–335.
- Keyl, F. and Wolff, M. (2008). Environmental variability and fisheries: What can models do? *Reviews in Fish Biology and Fisheries*, 18(3):273–299.
- Kim, J. Y., Jeong, H. C., Kim, H., and Kang, S. (2015). Forecasting the monthly abundance of anchovies in the South Sea of Korea using a univariate approach. *Fisheries Research*, 161:293–302.
- Kraak, S. B. M. (2011). Exploring the ‘public goods game’ model to overcome the Tragedy of the Commons in fisheries management. *Fish and Fisheries*, 12(1):18–33.
- Lester, S. E., Halpern, B. S., Grorud-Colvert, K., Lubchenco, J., Ruttenberg, B. I., Gaines, S. D., Airamé, S., and Warner, R. R. (2009). Biological effects within no-take marine reserves: A global synthesis. *Marine Ecology Progress Series*, 384:33–46.
- Mansfield, B. (2004). Rules of Privatization : Contradictions in Neoliberal Regulation of North Pacific Fisheries. *Annals of the Association of American Geographers*, 94(3):565–584.
- Marchal, P. (2008). A comparative analysis of métiers and catch profiles for some French demersal and pelagic fleets. *ICES Journal of Marine Science*, 65(4):674–686.
- Marín-Monroy, E. A. and Ojeda-Ruiz, M. Á. (2016). The role of socioeconomic disaggregated indicators for fisheries management decisions: The case of Magdalena-Almejas Bay, BCS. Mexico. *Fisheries Research*, 177:116–123.

## Bibliografía

- Marquardt, D. W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2):431–441.
- McClanahan, T., Allison, E. H., and Cinner, J. E. (2015). Managing fisheries for human and food security. *Fish and Fisheries*, 16(1):78–103.
- Morales-bojórquez, E., Aguirre-villaseñor, H., and Cerdenares-Ladrón de Guevara, G. (2014). Teoría de la información y selección de modelos. *Ciencia Pesquera*, 22:9–10.
- Naranjo, L., Plaza, F., Yáñez, E., Barbieri, M. Á., and Sánchez, F. (2015). Forecasting of jack mackerel landings ( *Trachurus murphyi* ) in central-southern Chile through neural networks. *Fisheries Oceanography*, (February):n/a–n/a.
- Ojeda-Ruiz, M. Á., Cervantes-Díaz, J. L., Fiol-Ortís, J., and Burnes-Romo, L. A. (2016). Emerging fisheries in subtropical coastal lagoons: *Sphoeroides annulatus* in Magdalena-Almejas Bay, BCS, Mexico (1998-2008). *Ocean and Coastal Management*, 125:1–7.
- Ojeda-Ruiz, M. Á. and Ramírez-Rodríguez, M. (2012). Interacciones de pesquerías ribereñas en Bahía Magdalena-Almejas , Baja California Sur. *Región y Sociedad*, 53(612):189–204.
- Pelletier, D., Claudet, J., Ferraris, J., Benedetti-Cecchi, L., and García-Charton, J. A. (2008). Models and indicators for assessing conservation and fisheries-related effects of marine protected areas. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 65(4):765–779.
- Quinn, T. J. and Collie, J. S. (2005). Sustainability in single-species population models. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences*, 360(1453):147–162.
- Ramírez-Rodríguez, M. (2011). Sobre el ordenamiento de pesquerías ribereñas en México.
- Ramírez-Rodríguez, M., Cruz-Agüero, G., Marín Monroy, E. A., Ojeda-Ruiz, M. Á., and Ponce Díaz, G. (2010). Estudio sobre la caracterización socioeconómica y pesquera del área del golfo de ulloa, baja california sur. page 106.
- Ramírez-Rodríguez, M. and Ojeda-Ruiz, M. Á. (2012). Spatial management of small-scale fisheries on the west coast of Baja California Sur, Mexico. *Marine Policy*, 36(1):108–112.

## Bibliografía

- Rodríguez, N., Barda, L., and Rubio, J.-M. (2013). Multiscale RBF Neural Network for Forecasting of Monthly Hake Catches off Southern Chile. *Polibits*, (48):47–53.
- Rosa-Mesa, K. (2005). *FAUNA DE ACOMPAÑAMIENTO DEL CAMARÓN EN BAHÍA*. PhD thesis, Centro Interdisciplinario de Ciencias Marinas.
- Russell, S. J. and Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, volume 9. Pearson, 3 edition.
- SAGARPA (2006). Carta Nacional Pesquera. *Diario Oficial de la Federación*, 1:1–4.
- SAGARPA (2012). Carta Nacional Pesquera. Actualización y Anexos. *Diario Oficial de la Federación*, pages 21–128.
- Salas, S., Chuenpagdee, R., Seijo, J. C., and Charles, A. (2007). Challenges in the assessment and management of small-scale fisheries in Latin America and the Caribbean. *Fisheries Research*, 87(1):5–16.
- Suzuki, K. (2011). *ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODOLOGICAL ADVANCES AND Edited by Kenji Suzuki*.
- Trenkel, V. M., Rochet, M.-J., and Rice, J. C. (2015). A framework for evaluating management plans comprehensively. *Fish and Fisheries*, 16(2):310–328.
- Ulrich, C. and Bo Sølgaard, A. (2004). Dynamics of fisheries, and the flexibility of vessel activity in Denmark between 1989 and 2001. *ICES Journal of Marine Science*, 61(3):308–322.
- Yáñez, E., Plaza, F., Gutiérrez-Estrada, J. C., Rodríguez, N., Barbieri, M. A., Pulido-Calvo, I., and Bórquez, C. (2010). Anchovy (*Engraulis ringens*) and sardine (*Sardinops sagax*) abundance forecast off northern Chile: A multivariate ecosystemic neural network approach. *Progress in Oceanography*, 87(1-4):242–250.
- Zaitsev, O., Montante, O. S., and Robinson, C. J. (2007). Características del ambiente hidrofísico de la plataforma continental y zona oceánica adyacente al sistema lagunar Bahía. *Estudios ecológicos en Bahía Magdalena*, pages 29–44.
- Zepeda-Domínguez, A., Lluch-Belda, D., Ponce Díaz, G., Arreguín-Sánchez, F., Lluch-Cota, S., Salas-Márquez, S., and Espinoza-Tenorio, A. (2013). Rumbo a un manejo pleno y efectivo de los recursos pesqueros en México : Fortalezas y debilidades del proceso. *ResearchGate*, (February 2016).