CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA Y DE EDUCACIÓN SUPERIOR DE ENSENADA

DIVISIÓN DE OCEANOLOGÍA

DEPARTAMENTO DE ECOLOGÍA

MODELACIÓN DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA, *Thunnus albacares*, EN EL OCÉANO PACÍFICO ORIENTAL A TRAVÉS DE LA REPRESENTACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE CARDÚMENES Y DE PESCADORES CON REDES NEURONALES Y ALGORITMOS GENÉTICOS

TESIS

Que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de DOCTOR EN CIENCIAS presenta:

MICHEL JULES DREYFUS LEÓN

Ensenada, Baja California, México. Mayo de 1999.

20222

20222

BIBLIOTECA
CICESE

CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA Y DE EDUCACIÓN SUPERIOR DE ENSENADA

DIVISIÓN DE OCEANOLOGÍA

DEPARTAMENTO DE ECOLOGÍA

MODELACIÓN DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA, *Thunnus albacares*, EN EL OCÉANO PACÍFICO ORIENTAL A TRAVÉS DE LA REPRESENTACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE CARDÚMENES Y DE PESCADORES CON REDES NEURONALES Y ALGORITMOS GENÉTICOS

TESIS

Que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de DOCTOR EN CIENCIAS presenta:

MICHEL JULES DREYFUS LEÓN

Ensenada, Baja California, México. Mayo de 1999.

RESUMEN de la Tesis de **MICHEL JULES DREYFUS LEÓN**, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de **DOCTOR EN CIENCIAS en ECOLOGÍA MARINA.** Ensenada, Baja California, México. Mayo de 1999.

MODELACIÓN DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA, *Thunnus albacares*, EN EL OCÉANO PACÍFICO ORIENTAL A TRAVES DE LA REPRESENTACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE CARDÚMENES Y DE PESCADORES CON REDES NEURONALES Y ALGORITMOS GENÉTICOS

Resumen aprobado por:

Dr. Pierre Kleiber
Director de Tesis

Se diseñaron dos representaciones del comportamiento de búsqueda de zonas de confort por parte de cardúmenes artificiales. Una de las representaciones está basada en una memoria a corto plazo de las decisiones de movimiento recientemente efectuadas y de la calidad del medio ambiente en esas zonas. En contraposición a este tipo cardumen se implementó otro capaz de percibir la calidad del entorno cercano a él. Ambas representaciones fueron realizadas con redes neuronales y algoritmos genéticos para evolucionar conductas adaptadas al medio ambiente. Se experimentó la adaptabilidad de estos organismos en dos medios ambientes con zonas de bajo y alto confort: uno con gradiente continuo en calidad ambiental y el otro sin gradiente continuo. El organismo con mayores capacidades sensoriales fue más eficiente para buscar y permanecer en zonas de confort en el ambiente continuo. En el ambiente discontinuo ambas representaciones tuvieron el mismo éxito. Los comportamientos emergentes que se desarrollaron coinciden con los observados en la naturaleza: baja velocidad en zonas de alto confort y aumento de velocidad en zonas de baja calidad, aumento de la qlinoquinesis en ambientes buenos y disminución en ambientes malos. Los cambios de velocidad y de qlinoquinesis aumentan la probabilidad de que un organismo permanezca cerca o dentro de un parche de alimento cuando no tiene idea de la extensión del parche ni su posición relativa a éste y le permiten alejarse de zonas de bajo confort.

Se diseñó un modelo del comportamiento de un pescador en la búsqueda de cardúmenes. Este modelo fue desarrollado con dos redes neuronales para lidiar con dos tipos de decisiones que realizan los pescadores en diferentes escalas espaciales: el decidir a que zona de pesca trasladarse y dentro de una zona de pesca que trayectoria seguir para incrementar la probabilidad de encontrar cardúmenes. En este modelo el aprendizaje de estrategias en ambas redes neuronales se realizó con aprendizaje por refuerzo con redes de retropropagación. Se observaron similitudes entre las trayectorias de barcos atuneros reales

y las de este modelo y semejanzas entre las situaciones que conducen a continuar la búsqueda en una determinada zona o trasladarse a otra área.

Por último se implementó un modelo preliminar de la pesquería de atún aleta amarilla en el Océano Pacífico oriental. Este modelo representa a cada cardumen de atún y a cada embarcación con las redes neuronales ya diseñadas. Cada embarcación aprende una estrategia de pesca en función de las condiciones particulares que experimenta y cada cardumen toma decisiones de movimiento de manera independiente. De esta forma se logra un modelo con una complejidad mayor a la de otros modelos espaciales.

Palabras clave: pesquería de atún aleta amarilla, redes neuronales, modelación

ABSTRACT of the Thesis of **MICHEL JULES DREYFUS LEÓN**, presented as partial requirement to obtain the **PH DOCTORATE grade in MARINE ECOLOGY**. Ensenada, Baja California, México. May 1999.

MODELING THE YELLOWFIN TUNA, *Thunnus albacares*, FISHERY IN THE EASTERN PACIFIC OCEAN THROUGH THE REPRESENTATION OF FISH AND FISHERMEN BEHAVIOR WITH NEURAL NETWORKS AND GENETIC ALGORITHMS.

ABSTRACT

Two representations of behavior by artificial fish in search for comfort areas are designed. One is based on a short memory of movement decisions and habitat quality in those zones. The other is capable of sensing his surroundings. Both models where structured with neural networks and genetic algorithms to evolve adapted behaviors. The adaptability of both artificial animals was evaluated in two habitats with high and low areas of comfort: one with continuous habitat quality gradient and the other without it. The organism with higher sensorial capacities was more efficient in searching for and remaining in comfort areas in the continuous habitat. In the discontinuous habitat no difference in performance was observed between the two models. The emergent behaviors are similar to those observed in nature: low speed in high comfort areas and higher speed in low quality areas, higher klinokinesis in high quality areas and lower klinokinesis in low comfort areas. Changes in speed and klinokinesis increase the probability of being within or remaining near a patch of food when no clues exist about the patch extension or the relative position of the predator in relation to the patch. When found in low comfort areas the organism is able to leave the area more quickly.

A model of fisherman behavior in search of fish schools was built. The model is composed of two neural networks to cope with decision making at two different spatial scales: deciding to go to which fishing ground and once in the fishing area deciding which trajectory to follow to increase the probability of detecting fish schools. Learning in both neural networks is performed by reinforcement and backpropagation methods. Some resemblance is observed between real and artificial fishermen tracks, as well as in the characteristics that trigger real and artificial fishermen to continue searching in a fishing ground or navigate to a new one.

A preliminary model of the yellowfin tuna fishery in the eastern Pacific Ocean was built. In this model each school of fish and each fishing vessel is represented with the neural networks. Each vessel learns a fishing strategy in relation to conditions experienced, and each school of fish takes its own movement decisions independently. In this way a model with higher complexity than traditional models is obtained.

Key words: yellowfin tuna fishery, neural networks, modeling

DEDICATORIA

A MIS PADRES

A MI HERMANA

A TODA MI FAMILIA Y AMIGOS

Y MUY EN ESPECIAL A MI ESPOSA

Cuando la única herramienta es un martillo, todos los problemas parecen clavos

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Pierre Kleiber por su guía, imaginación, motivación, buena voluntad y amistad.
Al Dr. Oscar Sosa Nishizaki por su dedicación, ayuda y amistad en todo lo necesario.
Al Dr. Hector Echavarría Heras por sus ideas e imaginación.
Al Dr. Roberto Enríquez Andrade por su interés y entusiasmo.
Al Dr. Jesús Favela Vara por su orientación y por encaminarme en el mundo de la Inteligencia Artificial.
A todos ellos, miembros de mi comité de tesis, por sus comentarios, críticas acertadas y sugerencias.
Al Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada por su infraestructura y apoyo logístico.
Al CONACYT por el apoyo otorgado.
Al Programa Nacional de Aprovechamiento del Atún y Protección de Delfines y
Al Instituto Nacional de la Pesca por darme la oportunidad de estudiar y realizar esta tesis.
A José Luis Rodríguez por ayudarme a utilizar la CICESE 2000.

PREFACIO

Este espacio es para aclarar la estructura de esta tesis. Primero se presenta una introducción general al tema de interés y la manera de abordarlo. Posteriormente se divide este trabajo en tres capítulos que contienen una introducción, metodología, resultados y discusión particular. Al final se presenta una discusión general.

El primer capítulo aborda el tema de la modelación del comportamiento de cardúmenes en búsqueda de confort. Se utilizó un método híbrido entre redes neuronales y algoritmos genéticos para representar esa conducta. Este capítulo ha sido sometido para ser publicado a una revista y está en proceso de revisión.

El segundo capítulo presenta el esquema de modelación de un pescador y se basa en un diseño de dos redes neuronales para representar la búsqueda de cardúmenes que realiza un pescador. Se emplea un método de aprendizaje por refuerzo para conseguir conductas adaptadas para la actividad de búsqueda. Este capítulo fue escrito originalmente en inglés y está actualmente en prensa en "Ecological Modelling".

El tercer capítulo es un modelo preliminar de la pesquería de atún aleta amarilla del Pacífico oriental, que integra como elementos o componentes de la modelación a la conducta de cada cardumen y de cada embarcación de pesca.

Se presenta una discusión general de los alcances y limitantes de esta modelación y al final del escrito se anexan dos apéndices: el primero presenta un esquema general del modelo presentado en el tercer capítulo y el segundo se encuentra en un diskette y presenta la visualización, a través de un programa ejecutable, de un organismo artificial en proceso de aprendizaje de comportamientos adaptados a su entorno.

CONTENIDO

I	INTRODUCCIÓN	1
	I.1 La pesquería de atún en el Pacífico Oriental.	1
	I.2 Inteligencia artificial	6
	I.3 Objetivos	10
II	COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE DOS ANIMALES ARTIFICIALES CON CAPACIDADES SENSORIALES DISTINTAS, EN LA BÚSQUEDA DE ZONAS DE CONFORT	11
	II.1 Introducción	11
	II.2 Metodología	13
	II.3 Resultados	21
	II.4 Discusión	25
III	MODELACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE BÚSQUEDA DE UN PESCADOR CON REDES NEURONALES Y APRENDIZAJE POR REFUERZO	31
	III.1 Introducción	31
	III.2 Metodología	34
	III.2.1 Descripción del mundo y del experimento	34
	III.2.2 Descripción del Pescator	38
	III.2.3 Aprendizaje	42
	III.3 Resultados	47
	III.4 Discusión	58
IV	MODELO ESPACIAL PRELIMINAR DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA EN EL PACÍFICO ORIENTAL, BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE ENTIDADES INDIVIDUALES, CARDÚMENES Y BARCOS	63
	IV.1 Introducción	63
	IV.2 Metodología	65
	IV.3 Resultados	75
	IV.4 Discusión	86
V	DISCUSIÓN GENERAL	89
LITERATURA CITADA		94

FECHA DE INGRESO

OCT 15 1999

BIBLICTECA CICESE

LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Arquitectura de las redes neuronales que representan a dos tipos de organismos con diferentes capacidades sensoriales pero con idénticas potencialidades de respuesta, a) RN1 y b) RN2.	15
2	Esquema del proceso reproductivo de las redes neuronales.	18
3	a) Habitat con variación continua H1 y b) habitat discontinuo H2.	20
4	Desempeño de la población de organismos RN1 y RN2 de las 50 generaciones, Se presenta el porcentaje de organismos por grupos de acuerdo a su desempeño (de 0 a más de 350 intervalos de tiempo en zonas de confort) a)RN1 en H1, b) RN2 en H1, c) RN1 en H2 y d) RN2 en H2.	22
5	Trayectoria de un pez artificial, con un círculo se marca la zona de confort.	25
6	Mundo artificial del Pescator.	35
7	Arquitectura de las redes neuronales del Pescator, a) RNP1, b) RNP2.	39
8	Modelo Pescator-mundo.	41
9	Variación en los pesos de algunas conexiones durante el proceso de aprendizaje.	48
10	Desempeño mínimo, promedio y máximo del Pescator durante un experimento de aprendizaje.	49
11	a) Tiempo de búsqueda por zona, en los cuatro escenarios con cinco áreas de pesca (S1, S2, S3 y S4). b) Tiempo de búsqueda por zona, en los cuatro escenarios con incremento gradual en la incertidumbre, SR20, SR40, SR60, SR80.	50
12	Porcentaje de decisiones de cambio a otra área en relación a refuerzos negativos (r).	51
13	Frecuencia de decisiones para navegar o continuar la búsqueda en la pesquería de atún en el Pacífico Oriental, en relación a la captura lograda después de un día de actividad de búsqueda. Fuente de los datos: cruceros de la flota mexicana con observador científico del Programa Nacional de Aprovechamiento del Atún y Protección del Delfín.	53
14	Frecuencia de decisiones de navegar del Pescator en todos los escenarios.	54

LISTA DE FIGURAS (Continuación)

Figura		Página
15	Frecuencia de decisiones del Pescator para continuar la búsqueda en los diferentes escenarios	55
16	Grado de sinuosidad del movimiento en relación con el éxito en el encuentro de presas en el último período de tiempo.	56
17	Trayectoria de un crucero de pesca de un barco atunero cerquero a) y del Pescator b).	57
18	a) Distribución de las capturas de atún aleta amarilla en el Pacífico Oriental durante 1996. (mapa de CIAT, 1998), b) 45 zonas de pesca consideradas para el modelo.	66
19	Zonas de Confort para cardúmenes de atún asociados a delfines (a), libres (b) y asociados a objetos flotantes (c).	68
20	Zonas de reclutamiento del atún aleta amarilla. La zona en negro representa dos terceras partes del reclutamiento en términos del número de cardúmenes.	70
21	Red neuronal del Pescator para decisiones de traslado entre las 45 áreas de pesca.	71
22	Velocidad en tiempo real de una PC y de la SGI CICESE 2000 en 3 niveles de optimización.	74
23	Ejemplo de distribución de atunes asociados a delfines (a), independientes (b) y cardúmenes asociados a objetos flotantes (c).	75
24	Ejemplos de movimiento de cardúmenes asociados a delfines a), independientes b) y asociados a objetos flotantes c).	76
25	Distribución de los lances de pesca de la flota artificial, durante un período de un año.	77
26	Trayectoria de un pescador artificial inexperto	78
27	Trayectoria de diversos barcos (a-i).	79
28	Biomasa y captura de atún aleta amarilla durante una simulación de 50 años de pesca	84
29	Distribución del esfuerzo de búsqueda en el escenario actual (a) y en el escenario de pesca libre de delfines (b).	85

LISTA DE TABLAS

Tabla		Página
I	Estadísticas del desempeño de RN1 y RN2 en los habitats H1 y H2	23
II	Toma de decisiones de los animats de tipo RN1 y RN2, con mayor valor de adaptación en los habitats H1 y H2.	24
III	Escenarios considerados como medios ambientes para el aprendizaje de estrategias de búsqueda por parte de Pescator.	36
IV	Resultados del test de Turing aplicado a 7 individuos (jueces) con la finalidad de distinguir entre trayectorias de barcos reales y artificiales.	83

MODELACIÓN DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA, *Thunnus albacares*, EN EL OCÉANO PACÍFICO ORIENTAL A TRAVES DE LA REPRESENTACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE CARDÚMENES Y DE PESCADORES CON REDES NEURONALES Y ALGORITMOS GENÉTICOS

I INTRODUCCIÓN

I.1 La pesquería de atún en el Pacífico Oriental.

La pesquería de atún aleta amarilla (AAA), *Thunnus albacares*, en el Océano Pacífico Oriental (OPO) es de gran importancia por sus volúmenes de captura (249 mil t. en 1996, de un total mundial de poco más de 1 millón de toneladas de AAA). Además el AAA es la especie dominante en las capturas de túnido en el Pacífico Oriental. Durante 1998 se capturaron 256,000 tons. met. de AAA (54.1 % del total), 161,000 tons. met. de barrilete, *Katsuwonus pelamis*, y en menor escala, otros túnidos como el atún patudo, *Thunnus obesus*, y el atún aleta azul, *Thunnus thynnus* (Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1999).

En la actualidad, la flota atunero de México es la de mayor capacidad de acarreo de su flota atunera en el OPO con 41,534 t. Le sigue Ecuador con 23,862 t. y Venezuela con 11,658 t. (Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1999). Sin embargo la historia de esta pesquería nos enseña el dinamismo del sistema.

Esta pesquería se inicia a principios de siglo en California, EEUU, con una flota que estaba dedicada a la pesca de albacora, *Thunnus alalunga*, que es una especie con presencia estacional variable en la zona. El mercado Norteamericano fue creciendo por lo que la industria tuvo que buscar otros recursos para satisfacer la demanda. Así empezó la pesca del AAA que es un recurso que se encuentra en el OPO todo el año.

Con la expansión de la pesquería norteamericana, nació la industria mexicana para satisfacer algunas necesidades de la industria americana.

Inicialmente la flota internacional, compuesta casi en su totalidad por barcos de bandera norteamericana, se expandió a lo largo de las costas del continente. La flota estaba compuesta sobretodo por barcos vareros de poca autonomía y que dependían de la carnada para realizar la pesca.

Es hasta la década de los 60's que la flota entra en un período de transición de la pesca de vara a la pesca con red de cerco, que se ha convertido en el arte dominante hasta el presente debido a mejoras en el sistema de refrigeración y material de las redes (Dreyfus, 1991). Estas embarcaciones son de mayor autonomía y la pesca se expandió mar adentro en unas regiones del OPO. Esto ocurrió con mayor intensidad desde la década de los 80's con embarcaciones con red de cerco y mayor capacidad de carga, alcanzando a extenderse la pesquería hasta los 140 grados de longitud oeste en algunos períodos del año.

En cuanto a la administración del recurso, prácticamente se inicia en 1949 con la creación de la Comisión Interamericana del Atún Tropical (CIAT) por parte de EEUU y de Costa Rica. México se adhirió a la CIAT hasta 1964.

Las primeras medidas de regulación se dan en 1966 con la implementación de un sistema de cuota global en una zona reglamentada por la CIAT dentro del Pacífico Oriental y él cual dejó de implementarse en 1979 (Sakagawa, 1991). Se impuso porque había síntomas de sobreexplotación debida a la pesca de atunes juveniles. Este sistema tiene defectos porque genera una carrera por el recurso y la pesquería en algunos años tuvo que cerrar en la zona donde se estableció la cuota en marzo o abril en lugar de durar todo el año.

Algunos países como México, se quejaban que este sistema favorecía al país con mayor flota y no permitía el desarrollo de otras flotas por la limitación impuesta. Por lo que se asignaron cuotas especiales para barcos pequeños en 1969 a México y posteriormente a otros países (Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca, 1998). La razón de otorgar estas cuotas especiales a barcos de menor autonomía es de que ellos no podían alejarse lo suficiente de la costa para salir del área regulada, cuando la cuota se cubría.

En 1976 México estableció su zona económica exclusiva (ZEE) de 200 millas, lo que estimula su salida de la CIAT en 1978 e inicia un período de compra de embarcaciones atuneras que convirtieron a México en el principal exponente de la pesca de atún de la región.

La razón del retiro de México de la comisión, es de que la zona donde se decretaba la veda comprendía a la recién decretada ZEE mexicana. México no estaba de acuerdo en que esa zona pudiera ser explotada para la pesca de atún por otros países, y México debía de administrar los recursos existentes en su zona de acuerdo a lo establecido en la Tercera Convención sobre la Ley del Mar de la Organización de las Naciones Unidas (Szekely, 1983). En esos años había diferencias de interpretación de cómo manejar los recursos migratorios y en 1980, fueron sorprendidas algunas embarcaciones americanas pescando en aguas mexicanas. Esto provocó la reacción de EEUU y decidió imponer el primer embargo atunero a México, prohibiendo la importación de atún mexicano, siendo en ese entonces toda la exportación mexicana dirigida a ese país. En 1986 se levantó dicho embargo.

En la década de los 80's la importancia pesquera de los países que se dedicaban a la pesca de atún, cambió debido al establecimiento de las ZEE's, lo que provocó un incremento en costos por traslado de algunas flotas a otras regiones de pesca, por el

crecimiento de la flota mexicana. Asimismo por un problema que fue creciendo hasta ser el punto de controversia y regulación más importante de esta pesquería en el pasado reciente, el problema de la mortalidad incidental de delfines, algunas embarcaciones salieron del Pacífico Oriental.

En 1972, EEUU aprobó la Ley de Protección a los Mamíferos Marinos, con la idea de mantener las poblaciones de estos organismos a niveles sostenibles. Se establecieron cuotas de mortalidad de delfines para la flota americana que en la década de los 60's y los 70's generó mortalidades anuales en los cientos de miles de organismos. Esto provocó también el éxodo de embarcaciones americanas que cambiaron de bandera o se trasladaron al Pacífico Central y Occidental para escapar de las restricciones.

En 1991 EEUU impuso el segundo embargo atunero a México y primero a otros países de la región por excederse en la mortalidad de delfines, que de acuerdo a su legislación no debía excederse de ciertos niveles de eficiencia en términos de mortalidad de delfines. Este embargo está en proceso de levantamiento, debido a las reducciones sustanciales en la mortalidad de delfines.

Existen diversos problemas que se están analizando en el presente, como la asignación de límites de mortalidad de delfines por países que consideren a los diversos stocks existentes y la necesidad de regular la pesca sobre atún juvenil (libre de delfines) ya que el año pasado se implementó a finales del año, una veda espacial en la zona regulada por la CIAT. Esto después de dos décadas de no detectarse síntomas de sobreexplotación en la pesquería.

El definir una estrategia de administración que atienda estas preocupaciones resulta muy complejo, ya que involucra a diversos países y a una distribución espacial heterogénea

de los recursos. Además se requiere de algún conocimiento con respecto a la respuesta del esfuerzo pesquero ante un determinado esquema de administración para poder escoger una medida adecuada.

Es el esfuerzo pesquero el que se regula y se ajusta a estos esquemas con resultados que muchas veces son impredecibles. La distribución del esfuerzo pesquero está en función del comportamiento de los pescadores, por lo que con la finalidad de entender la respuesta del sistema pesquero en su conjunto, es importante poder representar a los pescadores, sujetos a un esquema de regulación determinado, en términos de la dinámica espacial del esfuerzo.

Los trabajos que se han realizado con respecto a la distribución espacial del esfuerzo pesquero van desde observaciones antropológicas cualitativas hasta modelos de simulación y estudios cuantitativos (Gillis et al., 1993). En estos modelos se muestra generalmente al esfuerzo y al espacio como variables agregadas (Mangel y Clark, 1983; Mangel y Beder, 1985; Mangel y Clark, 1986; Allen y McGlade, 1986; Hilborn y Walters, 1987; Anganuzzi, 1996). En estas representaciones se establecen reglas fijas para el movimiento ó cambio en la distribución del esfuerzo entre las áreas. Son pocos los trabajos que, sobre la base de observaciones de la dinámica de movimiento en pesquerías específicas, han dado como resultado alguna explicación acerca de los patrones de comportamiento de los pescadores en términos de decisiones de ubicación del esfuerzo pesquero (Hilborn y Ledbetter, 1979; Hilborn y Walters, 1987; Gillis *et al.*, 1993). Por otro lado, pocas veces se ha realizado un análisis de la exploración conducida por embarcaciones individuales. En la pesquería de atún en el Pacífico oriental, existen descripciones del comportamiento de búsqueda de las embarcaciones atuneras (Polacheck, 1988) y un modelo a nivel de embarcaciones

individuales (Kleiber y Edwards, 1988) con reglas establecidas a priori. Este modelo ha sido utilizado como base para analizar la precisión de las estimaciones de abundancia de delfines que se realizan en el Pacífico oriental.

Es necesario realizar más investigación con relación a la dinámica del esfuerzo pesquero, sobre todo en el ámbito de pescadores individuales y a escalas espaciales más finas. Para modelar el comportamiento de los pescadores en la pesquería de atún se plantea en este trabajo utilizar técnicas desarrolladas en los campos de la Inteligencia Artificial y Vida Artificial que permitan el desarrollo de conductas que se adapten a situaciones particulares y que favorezcan una modelación más flexible.

I.2 Inteligencia Artificial

La Inteligencia Artificial (IA) es una disciplina que ha tenido un gran desarrollo en este siglo y que ha generado metodologías específicas que han sido de gran utilidad en diversos campos de la ciencia y la tecnología. Por supuesto ha sido un tema que ha permitido echar a volar la imaginación y la especulación.

Es una disciplina que es difícil de delimitar, y para evitar conflictos Rich y Knight, (1991) la definen como el estudio de como lograr que las computadoras hagan las cosas que los humanos hacemos mejor. Esta definición limita al campo de la IA, ya que en el momento en que las máquinas realizan una tarea mejor que el Hombre, dejaríamos de hablar del campo de la IA, (Fogel, 1995). Además esta definición trata de evitar cualquier

controversia que surge al intentar definir inteligencia. Barr y Feigenbaumm (1981) definen la IA como una parte de las ciencias computacionales que se interesa en diseñar sistemas computacionales inteligentes, es decir las características que asociamos con la inteligencia en el humano. Esta definición resulta tautológica y por ende no define nada. En realidad no existe una definición mundialmente aceptada, y ni los conceptos "Inteligencia" y "Artificial" están bien explicados.

La inteligencia y la evolución están íntimamente conectados y la primera puede definirse como la capacidad de un sistema para adaptar su comportamiento y lograr sus metas en ambientes diversos (Fogel, 1995), este es un enfoque diferente y un punto de vista más reciente de un grupo de la comunidad de la IA.

Inicialmente la IA se enfocó a probar teoremas y al desarrollo de habilidades particulares para juegos como el ajedrez que han recibido mucha atención, especialmente cuando se refiere a una confrontación entre el Hombre y la máquina.

También el razonamiento fue objeto de muchos estudios y posteriormente la visión y el lenguaje fueron también foco de los estudios de IA. Se puede apreciar con esto que la IA ha tratado de emular comportamientos que se han ejemplificado por distinguirnos como seres inteligentes o diferentes de los demás animales.

Un área que ha generado muchas aplicaciones prácticas en medicina, ingeniería y la economía por ejemplo, es la de los sistemas expertos. Una persona aprende a realizar una tarea utilizando la percepción, el pensamiento verbal y posteriormente se adquiere el conocimiento experto. Se suponía que las primeras habilidades serían más sencillas de emular en una computadora y por eso, al inicio la IA se enfocó a reproducirlas. Sin embargo resultó falsa esta suposición y por el contrario, aunque el conocimiento experto

puede ser muy abundante, es más fácil representarlo en forma ordenada en la computadora. La percepción y el lenguaje en realidad son muy complejos (Rich y Knight, 1991) en parte debido a cuestiones de dualidad, analogías y contexto que ayudan a la interpretación.

Existen otros enfoques en IA aparte de los basados en lógica y reglas de decisión. El enfoque conexionista se basa en considerar al cerebro como una maquina de cómputo y buscar representar las características más importantes de éste en un sistema de cómputo. Los primeros ensayos son de 1943 cuando McCulloch y Pitts describen un mecanismo para explicar la manera en que trabajan las neuronas y modelaron una red neuronal con circuitos eléctricos (McCord e Illingworth, 1990). En la misma década surgieron ideas de cómo se refuerzan o modifican las conexiones entre las neuronas. En la década de los 50's surge como tal la IA de alto nivel (al tratar de representar las reglas de pensamiento simbólico) que intenta crear programas de cómputo que se puedan describir como inteligentes y surge otra dirección de estudio basada en mecanismos o procesos de menor nivel ó de menor complejidad, como las redes neuronales, para producir comportamientos inteligentes. Este enfoque conexionista continuó desarrollándose hasta la década de los 60's cuando Marvin Minsky y Seymour Papert, el primero considerado como uno de los padres de la IA, realizaron una crítica a los modelos existentes (Perceptrones de una capa) que no podían resolver problemas interesantes, ya que solo pueden solucionar problemas lineales (McCord e Illingworth, 1990). A raíz de esto, existe un freno en la evolución de las redes neuronales que persiste hasta la década de los 80's, en que resurgen al diseñarse modelos que pueden ser utilizados para la resolución de problemas más complejos.

Una red neuronal es un sistema de procesamiento de información que tiene unas características en común con las redes neuronales biológicas. Se han desarrollado como

generalizaciones de modelos matemáticos de la cognición humana y se caracterizan en que el procesamiento de información se da en muchos elementos llamados neuronas, en que una señal se transmite entre neuronas a través de sus conexiones, donde cada conexión tiene un peso o valor que afecta a la señal transmitida y donde cada neurona tiene una señal de activación (típicamente no lineal) que determina la señal de salida (Fausett, 1994).

Otra herramienta en esta rama es la que se ha enfocado a representar otro proceso de la naturaleza que intenta solucionar un problema, la adaptación a través de los mecanismos de la evolución. Con este enfoque se desarrollaron los algoritmos genéticos y la computación evolutiva.

En la década de los 80's surge otra corriente de pensamiento que quiere producir comportamientos inteligentes a partir de la interacción de elementos de procesamiento sencillos. En esta rama se han utilizado extensamente las analogías con respecto a los procesos evolutivos y la arquitectura del cerebro, puesto que la pregunta a resolver es que mecanismos producen comportamientos como los observados en los seres vivos. Generalmente los sistemas computacionales desarrollados en VA son criaturas que "viven" en ambientes artificiales visibles en el monitor de la computadora (Franklin, 1998).

Es precisamente con este enfoque de la "Vida Artificial" que se pretende realizar un modelo de una pesquería, donde los elementos que lo componen se adapten, a través de mecanismos del tipo evolutivo o de aprendizaje por experiencia, a su entorno y que al final sean representaciones de sus semejantes en el mundo real.

I.3 Objetivos

Modelar la dinámica de movimiento en el espacio de las embarcaciones y cardúmenes de peces en la pesquería de atún aleta amarilla, *Thunnus albacares*, en el Pacífico Oriental, utilizando como herramientas tanto a las redes neuronales como a los algoritmos genéticos.

Objetivos particulares

Representar el comportamiento de búsqueda de zonas de confort efectuado por un pez o un cardumen de peces.

Representar el comportamiento de búsqueda de peces o cardúmenes por parte de un pescador o embarcación pesquera.

II COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DE DOS ANIMALES ARTIFICIALES CON CAPACIDADES SENSORIALES DISTINTAS, EN LA BÚSQUEDA DE ZONAS DE CONFORT.

II.1 Introducción

El movimiento de los animales en el espacio ha sido definido por muchos autores que describen este comportamiento, sin embargo las explicaciones han resultado poco satisfactorias además de contradictorias (Van der Steen, 1984). No obstante, tanto las quinesis (cambios de movimiento con relación a un estímulo) como las taxas (movimientos dirigidos hacia o contra la fuente de estímulo) son las componentes básicas de las explicaciones del comportamiento relacionado al movimiento de los animales. Los procesos de orientación, definidos como movimientos dirigidos a una meta particular (Benhamou y Bovet, 1991a), han sido analizados en la búsqueda de mecanismos para explicar migraciones, es decir los traslados estacionales y orientados a través de grandes distancias (Able, 1980; Jamon, 1991). La investigación científica también se ha enfocado a estudiar movimientos locales (Pyke, 1978), así como el comportamiento de un predador en su búsqueda de alimento (Knoppien y Reddingius, 1985; McNamara y Houston, 1985).

Benhamou y Bovet (1991a; 1991b), y Benhamou (1992) analizan dos mecanismos elementales de control del movimiento que regulan la sinuosidad y la velocidad al buscar

presas: la clinoquinesis y la ortoquinesis respectivamente. Estos dos mecanismos son usados frecuentemente por diversos organismos para realizar movimientos en relación con gradientes ambientales (Able, 1980), aunque otros mecanismos han sido descritos para representar los procesos de orientación y de migración. Sin embargo todo movimiento en el espacio puede ser descompuesto en sus dos componentes: velocidad y dirección (Neill, 1984).

Ésta sección tiene como objetivo el de comparar la eficiencia en la búsqueda de áreas de alta calidad, entre dos animales artificiales con capacidades sensoriales diferentes. El proceso de modelación se basa en la consideración de los componentes básicos que pueden describir cualquier movimiento (velocidad y dirección de traslado), empleando la metodología extraída del campo de la "Vida Artificial", en lugar de usar las herramientas tradicionales de la modelación matemática. Un método de búsqueda está basado en una memoria a corto plazo de las decisiones tomadas y de la calidad del medio ambiente en el pasado reciente, mientras que el otro mecanismo involucra a la capacidad de sentir a distancia la calidad del medio ambiente, en regiones circunvecinas además de percibir la calidad de la zona en que se encuentra ubicado. El propósito de este estudio es el de conocer el grado de adaptación que permiten estas dos herramientas de búsqueda en medios ambientes distintos.

II.2 Metodología

Se utilizan las redes neuronales (RN) para representar animales con dos capacidades sensoriales distintas: una de las redes neuronales (RN1), representa a un animal con conocimiento del hábitat en su zona actual de ubicación y en la anterior donde tomo la última decisión de movimiento. La otra red (RN2) es capaz de apreciar la calidad del medio ambiente en zonas circunvecinas además de percibirla en el lugar en el que está ubicado en el tiempo presente.

Estos dos animales artificiales o *animats*, término frecuentemente usado en el campo de la IA orientada al estudio del comportamiento (Maes, 1993), se mueven en un mundo computacional en forma de cuadrícula toroidal de 200 por 200 pixeles, y se mueven tan sólo de forma ortogonal. Las velocidades disponibles pueden producir un cambio en posición de uno a tres pixeles. Las redes neuronales (figura 1) están compuestas de tres capas: la capa de neuronas de entrada recibe la información del mundo, la capa intermedia o escondida procesa esa información y la transmite a la capa de salida que desencadena un comportamiento particular de movimiento en sus dos componentes (velocidad y dirección). RN1 recibe en condición de información a procesar: la calidad del medio ambiente en dos tiempos seguidos (valores entre -10 y + 10) además de la última decisión de movimiento en las cuatro direcciones posibles que está representada por valores enteros (entre 1 y 4). Por contraste, RN2 conoce la calidad del hábitat en su punto de ubicación actual y en las cuatro zonas aledañas a las que tiene la posibilidad de dirigirse.

La capa intermedia consiste de 5 neuronas conectadas a cada una de las neuronas de las otras dos capas que conforman su estructura. Se determinó el número de neuronas de esta capa por prueba y error, escogiendo el mínimo número que no disminuyera el desempeño de estos organismos. Esta capa tiene el propósito de clasificar la información (Fausett, 1994). Una función de activación binaria de forma sigmoide (rango de 0 a 1) es empleada para modificar la señal que cada neurona envía en la capa intermedia y de salida. Después, un umbral de 0.5 define si ese impulso tiene un valor de 0 ó 1. Las decisiones de RN1 y RN2 en la capa de salida tienen una representación binaria. La combinación de impulsos de las dos neuronas de salida, que tienen la responsabilidad de decidir la nueva componente de dirección, corresponde a la dirección del movimiento a efectuar (0-1, 1-0, 0-1, 1-1 para movimiento al Norte, Este, Sur y Oeste respectivamente). De la misma forma, la combinación binaria de la salida de las neuronas de velocidad (0-0, 0-1 ó 1-0, 1-1) representa respectivamente al movimiento lento, intermedio o rápido.

Para que las redes neuronales sean eficientes, se requiere de un procedimiento de aprendizaje que tradicionalmente involucra un entrenamiento a través del ejemplo (aprendizaje supervisado). Este tipo de entrenamiento consiste en presentarle a la red neuronal una serie de información de entrada y permitir que la red genere una respuesta o salida para después compararla con la respuesta esperada en una serie de ejemplos. Al conocer la diferencia o error entre la salida esperada y observada, se pueden modificar los pesos de las conexiones entre las neuronas, con la finalidad de que la predicción se ajuste a la realidad observada. Como uno de los propósitos de este estudio es el de evitar ideas preconcebidas acerca de cual es un comportamiento eficiente o adaptado y más importante

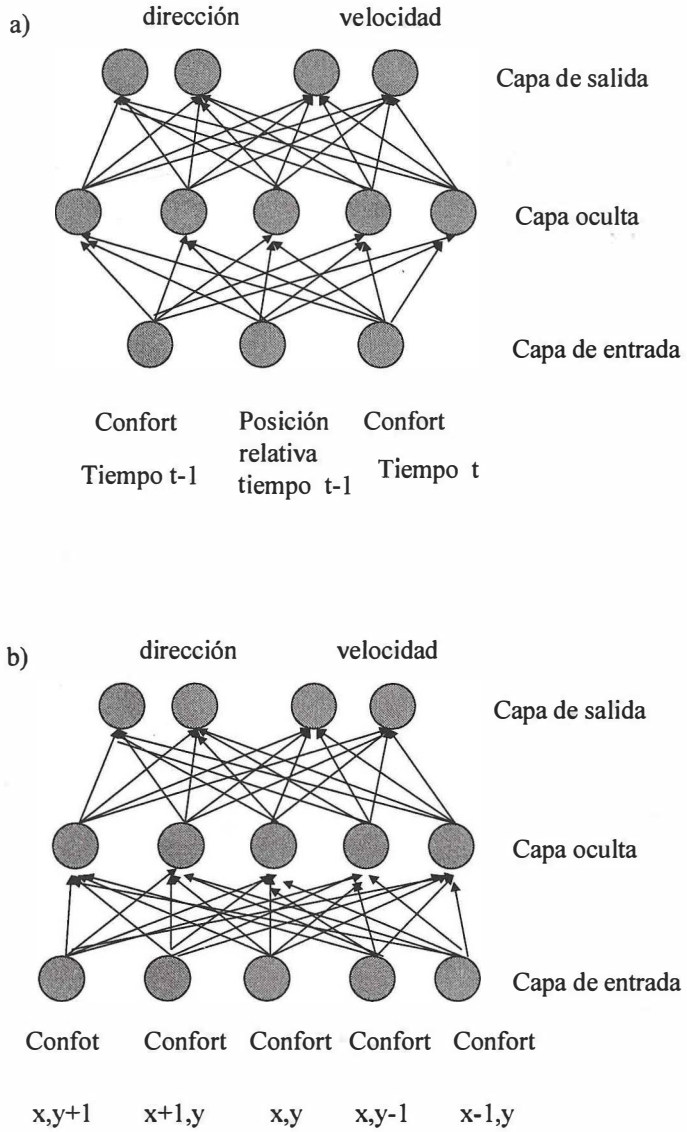


Figura 1. Arquitectura de las redes neuronales que representan a dos tipos de organismos con diferentes capacidades sensoriales pero con idénticas potencialidades de respuesta, a) RN1 y b) RN2.

aún, el objetivo es que de forma autónoma surjan estas estrategias, se decidió utilizar un método híbrido de ajustar pesos o de regular la fuerza de las conexiones entre neuronas. La

idea es la de recurrir a la estructura neuronal descrita para tomar decisiones y a un algoritmo genético para modificar los pesos (valores entre –1.5 y 1.5) en la búsqueda de la aparición de conductas adaptadas al medio ambiente.

Los algoritmos genéticos son un método eficiente de optimización con ventajas sobre otras técnicas (Goldberg, 1989). Este método adaptado a la búsqueda de una red neuronal como solución a un problema determinado, consiste en la creación de una población de "cromosomas" compuestos por versiones codificadas binarias (generadas al azar) de todos los valores numéricos (pesos), que conectan y alteran el impulso recibido de una de las neuronas de la capa anterior o la información de entrada a la red. Cada peso está representado por 5 "loci" (bits) en el cromosoma y que representan un valor numérico entre -1.5 y +1.5. Por lo tanto el número de bits en un cromosoma es igual a 5 veces el número de conexiones entre neuronas (175 bits para RN1 y 225 para RN2).

Cada red neuronal con su correspondiente cromosoma se coloca al azar en el espacio toroidal y después de transcurrir un período de 500 intervalos de tiempo (decisiones de movimiento), que se define como una época, se mide el desempeño en términos del número de espacios de alta calidad ambiental, que la combinación red neuronal-cromosoma visitó. El desempeño es un valor de adaptación que funciona de la misma forma que en los procesos de evolución natural. En este experimento el desempeño es medido en el número de veces (de los 500 intervalos de tiempo) en que un organismo se encuentra en zonas óptimas. Los organismos más adaptados tienen ciertas ventajas que se traducen en una mayor oportunidad para reproducirse, generar mayor descendencia o que ésta tenga mayor probabilidad de sobrevivir. El tamaño de población para cada tipo de

animat es de 100 organismos en cada generación. De éstos, 50 son escogidos para la reproducción con la ayuda de una "ruleta" de probabilidades que está en función de su desempeño previo. Los organismos escogidos sobreviven intactos a la siguiente época en conjunto con sus descendientes, como mecanismo para asegurar que las combinaciones mejoradas no se pierdan. Durante la reproducción dos padres son escogidos con la "ruleta" y se logra la recombinación genética para producir individuos o fórmulas nuevas que sean soluciones potenciales al problema al que se enfrentan. También, de forma análoga a la reproducción biológica, se presenta el fenómeno del entrecrusamiento de cromosomas (Figura 2). El mecanismo utilizado consiste en escoger al azar un loci individual que marca la posición inicial del segmento de cromosoma a ser intercambiado. La mutación existe para introducir nuevos alelos con una probabilidad de 0.2%. Con este sistema, en lugar de tener una generación nueva de genes recombinados, se mantiene sin cambio alguno a los organismos que probaron ser más eficientes en la generación anterior. De esta manera, en cada época se evalúa una mezcla de comportamientos viejos y nuevos.

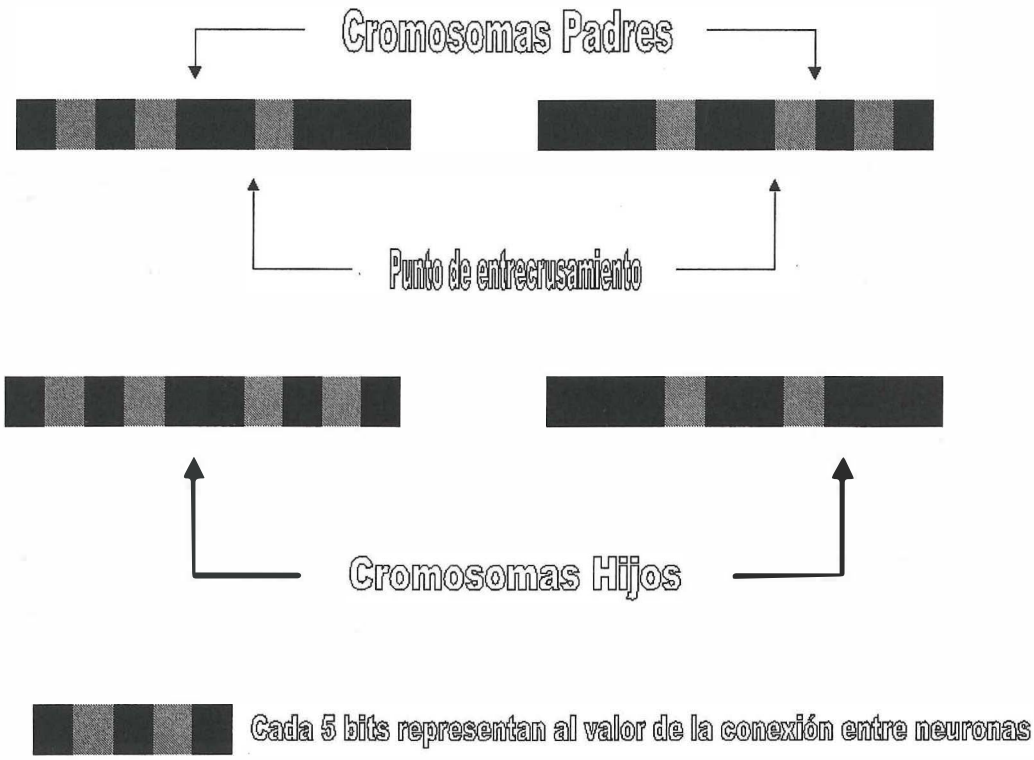
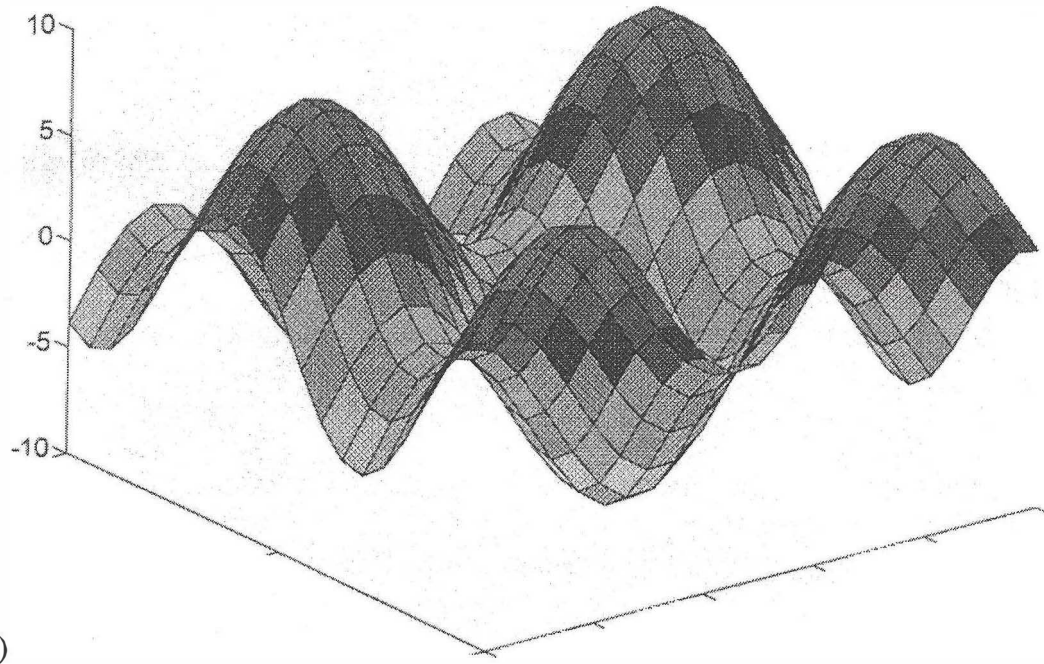


Figura 2. Esquema del proceso reproductivo de las redes neuronales.

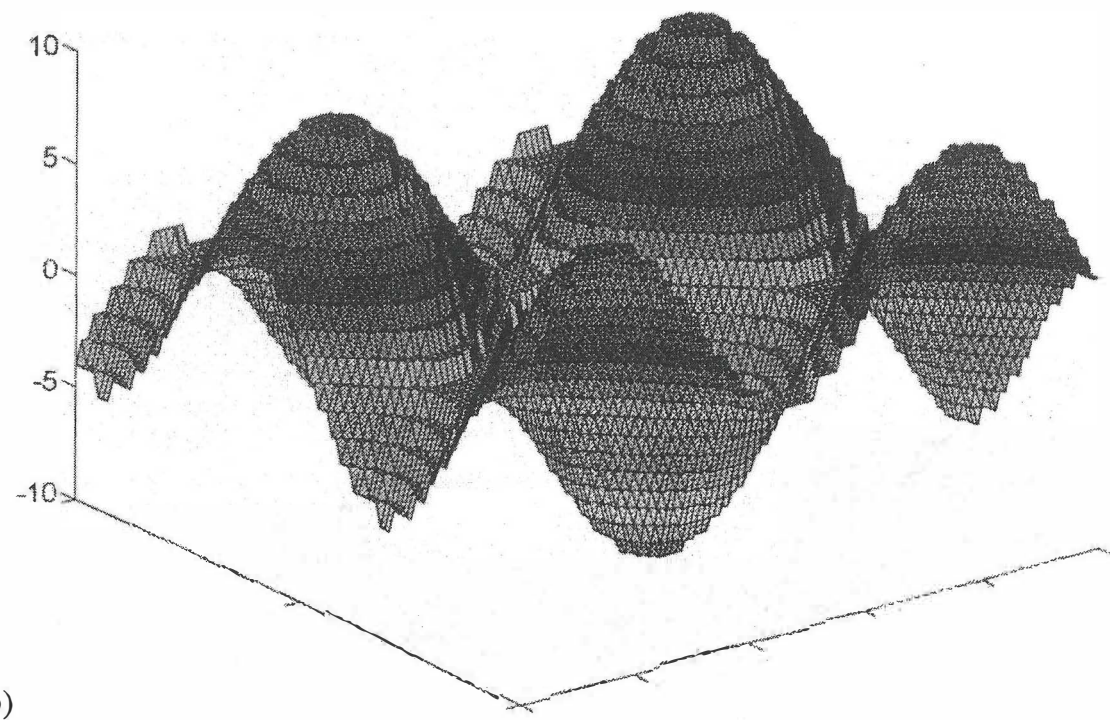
El hábitat está formulado con una función sinusoidal arbitraria, Z = seno (1.5t) * 5 (seno (2x/180) + coseno (4y/180)). Los valores de Z fluctuan en el rango de - 10 a + 10. Los valores mayores o iguales a 8 se consideran óptimos para los organismos y el mundo bidimensional puede ser descrito como un ambiente con parches de alta calidad ambiental. El parámetro t genera un cambio ambiental drástico a intervalos regulares en cada época (empieza con un valor de 1 radian y se incrementa en 2 cada 100 pasos de cada época). De esta manera la dimensión y posición de las áreas óptimas cambia periódicamente. "X" y

"Y" son las coordenadas del animal artificial en su mundo toroidal. Los dos tipos de organismos se examinan bajo dos ambientes diferentes: la calidad del hábitat H1 es de forma sinusoidal, de acuerdo a los valores de Z que conforman un campo con gradiente, ya que el estímulo varía de manera continua en el espacio (figura 3a). En el hábitat H2, la función Z es truncada a su valor entero por lo que tiene forma de escalera. H2 tiene valles sin la menor variación ambiental, es decir que a lo largo de grandes extensiones espaciales se percibe un hábitat idéntico (figura 3b).

Se realizan 100 experimentos, consistiendo cada uno de ellos de 50 generaciones de 100 organismos de tipo RN1 y RN2 en los dos hábitats. La razón para realizar tal número de experimentos, es la de evitar dentro de lo posible el encontrar una solución que sea un máximo local y los problemas del mismo índole ocasionados por una posible convergencia prematura, debida al reducido tamaño de la población (Reeves, 1993). La búsqueda del mejor cromosoma o individuo producido por el proceso evolutivo, se determina de la siguiente forma: se realizan 100 recorridos de prueba, sin modificación de los genes, con cada organismo de la última generación para asegurarse que no se dé un atributo erróneo de adaptación, a causa de una circunstancia particularmente buena o mala, que esté asociado al punto de inicio del recorrido. El individuo con el promedio más alto de calificación para cada tipo de red neuronal en cada hábitat, es escogido como solución óptima al problema de la búsqueda de confort.



a)



b)

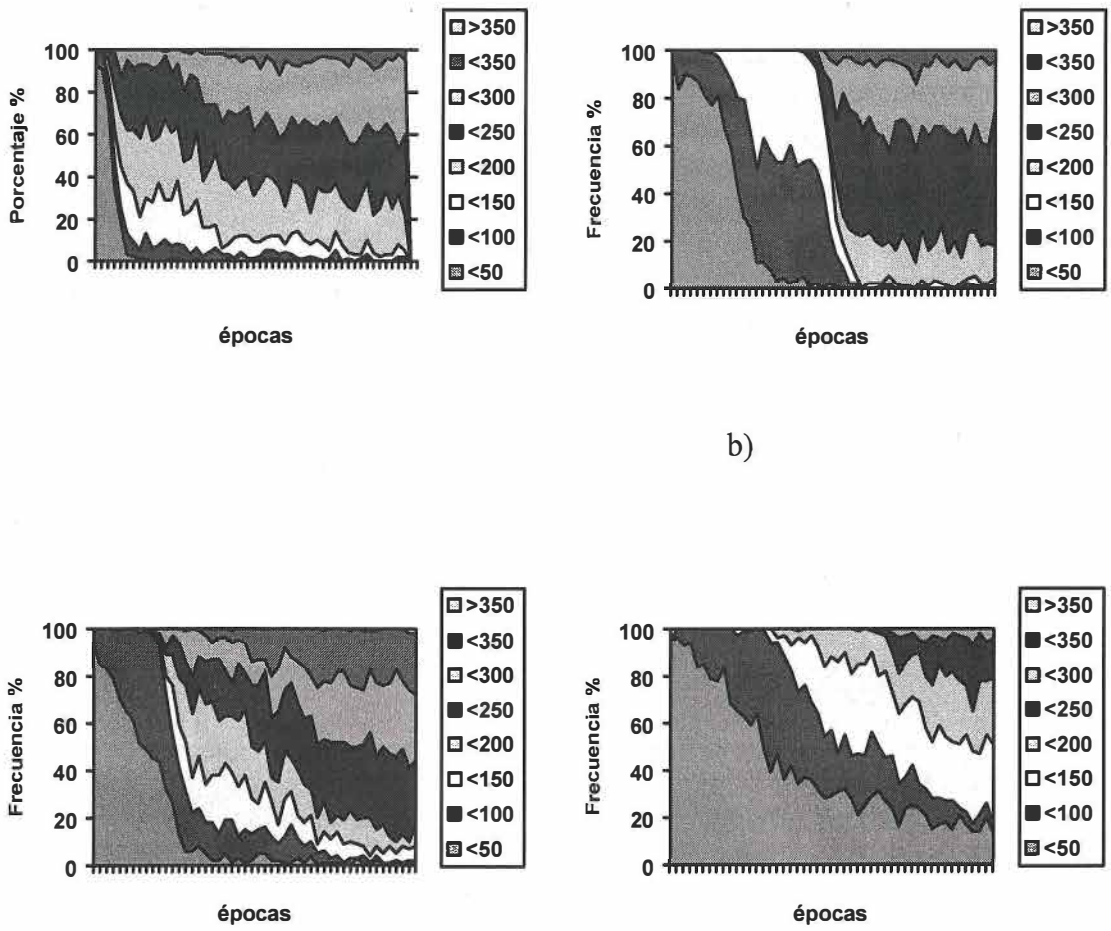
Figura 3. a) Hábitat con variación continua H1 y b) hábitat discontinuo H2.

II.3 Resultados

Después de realizados los 100 experimentos con cada combinación hábitat-capacidad sensorial, se observa que la mayoría de las corridas finalizaron con una alta dominancia cromosómica (alto grado de similitud entre individuos), pero con leve mejoría en lo concerniente a la adaptación con los procesos efectuados de cambio en la fuerza de las conexiones neuronales con la ayuda de los algoritmos genéticos. Solo los experimentos en que las poblaciones logran el mejor desempeño en términos de su actuación o calificación se presentan y analizan (figura 4). De estas poblaciones se elige al organismo mejor adaptado (con el promedio mayor de desempeño en 100 recorridos) o dicho de otra manera, a la solución "óptima" al problema expuesto (ya que en principio tanto las redes neuronales como los algoritmos genéticos son métodos de optimización). Al inicio de los experimentos (primera generación) el desempeño es bajo, las zonas óptimas son visitadas menos del 10% del tiempo. Posteriormente, conforme se dan los procesos reproductivos y de evolución, nuevas combinaciones de pesos para las RN y la selección del más apto, provocan un cambio en los resultados hacia un mejor desempeño. Esporádicamente algunos desempeños altos desaparecen al ser puestos a prueba bajo nuevas condiciones.

Durante el proceso evolutivo, más y más cromosomas comparten segmentos de su estructura con el resto de la población. La dominancia da como resultado la convergencia (porcentaje de alelos idénticos) con excepción de la divergencia provocada por la tasa de mutación. La convergencia fluctuó entre 79.4% y 98.2% para RN1 y entre 59.1% y 97.7% para RN2. Las combinaciones de pesos particularmente adaptadas dan cuenta de estas

diferencias. En el hábitat H1 un porcentaje pequeño de organismos alcanzó calificaciones mayores a 300, más alto que en el ambiente con parches de alta calidad pero sin claves para la localización de las zonas óptimas (debido a la existencia de zonas de igual calidad ambiental) de acuerdo a como lo define Harden-Jones (1984).



a) b)

c) d)

Figura 4. Desempeño de la población de organismos RN1 y RN2 de las 50 generaciones, Se presenta el porcentaje de organismos por grupos de acuerdo a su desempeño (de 0 a más de 350 intervalos de tiempo en zonas de confort) a)RN1 en H1, b) RN2 en H1, c) RN1 en H2 y d) RN2 en H2.

Aunque existe una considerable convergencia cromosomática al final de cada proceso evolutivo, la adaptación entre los organismos puede variar. Además, los organismos pueden aparentar estar adaptados en el mundo real o artificial, debido a situaciones fortuitas más que a comportamientos adaptados. La búsqueda del organismo más adaptado requiere que sean examinados en diferentes situaciones para evitar ese engaño. Por esas razones, se realizaron 100 recorridos que iniciaron en diferentes puntos en el espacio, sin modificar el código genético. El mejor individuo de cada capacidad sensorial, RN1 y RN2, y hábitat es seleccionado y se realiza una comparación estadística de desempeño. (Tabla 1).

Existe menor variabilidad en el desempeño en el hábitat H1 que en H2 y el animal artificial con sensitividad a la calidad del ambiente en zonas cercanas es más eficiente en H1. Sin embargo en H2 acontece lo opuesto, RN2 tiene mayor variabilidad en desempeño. RN1 aparentemente es indiferente al tipo de hábitat, en términos de su adaptación.

TABLA I. Estadísticas del desempeño de RN1 y RN2 en los hábitats H1 y H2

	H1		**H2**	
Tipo de organismo	RN1	RN2	RN1	RN2
PROMEDIO	248.87	295.46	251.29	169.41
DESV. STD.	45.03	39.83	40.74	66.59
Significancia de la "t" de student	**$p < 0.001$**		**$p < 0.001$**	

Analizando la toma de decisiones que estos animats desarrollan en el mundo toroidal se observa que un patrón emerge. El porcentaje de decisiones de mantener la misma dirección que se tenía durante el intervalo de tiempo anterior y la frecuencia con que se emplea una velocidad determinada en zonas de alto o bajo confort (Tabla II), revela una tendencia a cambiar de dirección más frecuentemente y tener menor velocidad de traslado cuando el individuo se encuentra en zonas de confort.

TABLA II. Toma de decisiones de los animats de tipo RN1 y RN2, con mayor valor de adaptación en los hábitats H1 y H2.

	Misma dirección (%)		**Alta velocidad (%)**	
	Área de alto confort	Área de bajo confort	Área de alto confort	Área de bajo confort
RN1-H1	0.003	36.3	0	28.4
RN1-H2	16.4	41.6	0.005	16.8
RN2-H1	38.5	82.4	0	34.7
RN2-H2	48.5	65.8	0	16.9

Lo mismo se puede decir al describir el recorrido de un individuo tipo RN1 en su intento de mantenerse en áreas de confort en H2. Una vez que detecta un área adecuada en la parte izquierda del sendero, se incrementa la sinuosidad del movimiento y permite que el organismo se mantenga dentro de los límites del área deseable.

Figura 5. Trayectoria de un pez artificial, con un círculo se marca la zona de confort.

II. 4 Discusión

El método de reproducción y de sobrevivencia, basado en mantener las versiones viejas de cromosomas junto a las nuevas, puede ser considerado como un enfoque cauto que permite asegurarse que los comportamientos apropiados sobrevivan inalterados para ser puestos a prueba de nuevo bajo otras circunstancias.

Debido a que el método de reproducción permite la posibilidad de que un cromosoma de "x" generación puede ser escogido varias veces (al igual que en la naturaleza al tener una taza de reproducción mayor), se evita esta alta presión de selección manteniendo al 50% de la colección de individuos de la generación anterior para los procedimientos de reproducción y sobrevivencia de la siguiente generación.

Las áreas de alta calidad en estos experimentos cubren un 2.68% del espacio total. La eficiencia esperada con movimiento aleatorio en 500 movimientos sería de 14 visitas, lo cual es relativamente bajo comparado con los resultados obtenidos con estos modelos.

El uso de la velocidad y dirección como respuestas conductuales de los animales artificiales tiene la ventaja de que son útiles para describir, a las kinesis, taxas y otros mecanismos de orientación. Ninguna conducta específica fue planteada a priori debido en parte a que este trabajo está enfocado a analizar la eficiencia relativa de dos aparatos sensoriales distintos. Cualquier manifestación de comportamiento de búsqueda puede ser descrita en base a sus dos componentes (dirección y velocidad) sin importar el tipo de estrategia que se esté empleando.

El uso de la metodología surgida del campo de la Vida Artificial es de gran utilidad para ese tipo de análisis, permitiendo generar comportamientos que no están descritos por ninguna ecuación matemática.

El patrón de conducta que emergió con RN1 y RN2 es consistente con el modo de búsqueda que un predador eficiente debería tener para explotar su hábitat, mayor sinuosidad y menor velocidad dentro de zonas de mayor abundancia de presas. (Benhamou y Bovet, 1989; Benhamou, 1992; Pyke, 1978; Knoppien y Reddingius, 1985). Esto tiene que ver con

el hecho de que en la naturaleza, generalmente el alimento se encuentra en cúmulos. En esas circunstancias un predador tendría una mayor probabilidad de encontrar alimento si puede permanecer dentro de una aglomeración de presas. Sin conocimiento de la extensión del cúmulo y de su posición relativa con respecto de éste, un incremento en la sinuosidad del movimiento aumentaría las probabilidades de encontrar más presas.

Las condiciones del hábitat H2 en que no existen gradientes para identificar la dirección probable hacia zonas óptimas de confort, puede representar las condiciones en el mar, que es a veces descrito como un ambiente desértico. Los gradientes pueden engañar a un animal impulsándolo a tomar una decisión incorrecta que lo lleve a áreas desfavorables. Un método de búsqueda basado en la memoria por sencillo que sea, puede ser considerado en base en estos experimentos, más plausible para dirigir a un predador hacia zonas favorables en el medio marino. El alimento en los océanos se localiza en parches y la búsqueda basada en información retenida en la memoria parece incrementar las posibilidades de encontrarla. Esto estaría en contradicción con la idea de que los animales buscan de manera sensorial (Pyke, 1978). En el hábitat con cambios continuos en la calidad del ambiente, RN2 es más efectivo de acuerdo a nuestra definición de adaptación pero aparentemente en algunos hábitats no ofrecería ninguna ventaja. Si nos imaginamos el ambiente con cambio continuo en calidad pero con máximos de diferente magnitud, el continuar por el camino del gradiente puede por el contrario alejar a un organismo a zonas no adecuadas, lo que no ocurriría con RN1. Como lo señalan Benhamou y Bovet (1989), "estos modelos sugieren que bajo ciertas circunstancias los animales pueden explotar

eficientemente su medio ambiente por medio de mecanismos elementales que no requieren ni una memoria espacial ni habilidades de orientación de largo alcance".

Preguntas importantes pero difíciles de contestar son: en que tipo de ambiente viven los animales ya que la heterogeneidad ambiental puede tener una fuerte influencia en el comportamiento de búsqueda (Jamon, 1991), con que mecanismos sensoriales está equipado un organismo, cual es la información relevante que utiliza y como la procesa.

Existe una idea común en los resultados de este trabajo y otros similares como el de Jamon (1991), que encontró que las migraciones del salmón pueden ser modeladas con suposiciones sencillas en lugar de las herramientas de navegación que Quinn (1984) sugiere. Esta es la filosofía del enfoque "de abajo hacia arriba" ("bottom-up approach"), donde emergen comportamientos complejos de reglas sencillas.

La modelación no puede sustituir ni a la experimentación ni al trabajo de campo para colectar datos reales, pero incluso los modelos simples pueden servir para confrontar y probar ideas. La modelación del comportamiento con herramientas del campo de la Vida Artificial tiene un papel importante, de la forma en que DeAngelis y Yeh (1984) lo señalan para los modelos matemáticos. Aunque los resultados puedan ser interesantes, todos los métodos de optimización pueden derivar a un máximo o mínimo local. Además los resultados pueden depender en este caso de la arquitectura de la red neuronal y de los métodos de procesamiento interno de la información, al igual que de la codificación del algoritmo genético, mecanismos de reproducción y tasa de mutación. No existe una forma específica para representar las decisiones de los animales, la codificación de los algoritmos genéticos está limitada por la imaginación (Goldberg, 1989) y lo mismo puede decirse del

diseño de las redes neuronales. Las definiciones y medidas de adaptación o criterios de optimización pueden también sesgar los resultados.

Los comportamientos emergentes relativos al movimiento de este modelo en ambos hábitats, sí representan comportamientos encontrados en la naturaleza y por lo tanto validan esta herramienta de modelación para la realización de una representación espacial dinámica y compleja de poblaciones animales. La importancia descansa particularmente en la posibilidad de modelar un sistema pesquero a nivel de entidades individuales, teniendo a los peces o cardúmenes como unidades en el ejercicio de modelación y enfocándose en la componente conductual que no ha sido considerada fuertemente en otros enfoques. Esta puede ser una herramienta valiosa para entender la dinámica de las poblaciones si se adquiere un conocimiento más detallado del medio ambiente marino. Ofrece una nueva metodología para aplicar de forma complementaria a los modelos cuantitativos basados en el marcado de animales que es ampliamente utilizado para representar la distribución espacial de los peces (Dagorn et al., 1997) y servir como una instrumento que aporte información para el manejo de recursos, explorando la dinámica de las pesquerías en lo particular o de otros sistemas en lo general.

Por otro lado, el predador más eficiente de todos (el pescador) realiza su búsqueda en parte gracias a una gran capacidad de memoria. Kleiber y Edwards (1988) han modelado el movimiento de los pescadores con base a una función de la percepción de la densidad de animales. De esta forma RN1 pude ser considerado, aplicando una memoria de mayor plazo, un modelo apropiado del comportamiento de búsqueda del pescador. Por otro lado, aunque los pescadores aprendan donde se localizan las zonas potenciales de pesca, la

búsqueda que se realiza dentro de ellas se lleva a cabo con pocas o nulas claves que dirijan a la localización de los animales. Esto es verdad en cualquier pesquería, lo que cambia es la escala del fenómeno y de nueva cuenta RN1 puede ser la base para su modelación.

III. MODELACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE BÚSQUEDA DE UN PESCADOR CON REDES NEURONALES Y APRENDIZAJE POR REFUERZO

III.1 Introducción

El entender la dinámica de una flota pesquera ayuda a decribir y analizar las pesquerías, al igual que permite comprender las implicaciones y efectos que tendrán las decisiones de administración o de regulación, debido a cambios en el comportamiento de la flota o de embarcaciones individuales en su intento por ajustarse a las nuevas reglamentaciones.

A consecuencia de lo anterior, en la toma de decisiones debe de considerarse el comportamiento de los pescadores. La distribución espacial del esfuerzo de pesca es una variable que está en función del comportamiento humano y que se relaciona también con la distribución espacial de los peces.

Es una componente importante del comportamiento dinámico de las flotas pesqueras que debe ser parte fundamental de la investigación pesquera (Hilborn, 1985). El conocimiento de la forma en que los pescadores distribuyen el esfuerzo de pesca en el espacio es esencial para comprender el desarrollo de una pesquería y la relación entre la tasa de captura y la abundancia (Hilborn y Walters, 1987), además de ayudar a la formulación de las políticas de administración.

A pesar de la gran cantidad de avances tecnológicos para la localización y la captura de peces, los pescadores en el mar son básicamente cazadores. La búsqueda de peces puede

ocupar un tiempo considerable de la actividad diaria de una embarcación pesquera (Mangel, 1981). Por lo tanto el comportamiento de búsqueda de los pescadores debe ser incorporado en los modelos espaciales de los sistemas pesqueros con el propósito de comprender las implicaciones que tendrá una regulación que se planea aplicar en el futuro, con sus objetivos e implicaciones biológicas, sociales y económicas. El conocimiento y comprensión de las actividades de búsqueda deben mejorar las representaciones de las pesquerías, ya que la exploración es un elemento básico y substancial del esfuerzo pesquero.

Los modelos de simulación, necesarios debido a nuestro escaso entendimiento, a la incertidumbre relativa a los sistemas pesqueros y los riesgos al ecosistema y en la sociedad ocasionados por una mala política, pueden ayudar a entender la relación entre pez y pescador. Nos dan la oportunidad de "experimentar" y evaluar nuestro entendimiento del sistema real y tal vez pueden guiarnos en la búsqueda sin final de mejores modelos de estos sistemas complejos.

Existen trabajos tanto teóricos como de observación sobre la distribución espacial del esfuerzo, que van desde observaciones antropológicas cualitativas hasta modelos de simulación y estudios cuantitativos (Gillis *et al.*, 1993). Estas representaciones generalmente muestran al esfuerzo y al espacio de forma agregada (Mangel y Clark, 1983; Mangel y Beder, 1985; Mangel y Clark, 1986; Allen y McGlade, 1986; Hilborn y Walters, 1987; Anganuzzi, 1996). Además, estas representaciones establecen a priori reglas para el movimiento o cambio en la distribución del esfuerzo entre las áreas. Pocos trabajos, sobre la base de observaciones de la dinámica de movimiento en pesquerías específicas, han dado como resultado alguna explicación acerca de los patrones de comportamiento que generan

el movimiento y distribución espacial del esfuerzo pesquero (Hilborn y Ledbetter, 1979; Hilborn y Walters, 1987; Gillis *et al.*, 1993). Por otro lado, pocas veces se ha realizado un análisis a pequeña escala de la exploración conducida por embarcaciones individuales (Kleiber y Edwards, 1988; Polacheck, 1988).

Este trabajo se enfoca a estudiar la actividad de exploración a una escala espacial fina y en el ámbito de unidades de pesca individuales. El propósito es el de asignar información a un pescador artificial, llamado de ahora en adelante "Pescator" con relación al término "animat" utilizado en el campo de la Vida Artificial. El Pescator es construido con el único propósito de que desarrolle y aprenda una estrategia de búsqueda espacial de sus presas; Se le construye con herramientas para mejorar sus métodos de exploración a través de mecanismos de aprendizaje en un mundo simulado. Las redes neuronales artificiales, inspiradas en la estructura neuronal del cerebro, han sido empleadas extensamente desde la década de los 80's (Thagard, 1996), y conforman la base del sistema de procesamiento de información del Pescator. Existen muchas representaciones o esquemas neuronales y mecanismos de aprendizaje, aunque en muchos casos su plausibilidad neurológica está puesta en duda. Son muy sencillas comparadas con las neuronas del cerebro real, pero han probado su utilidad en muchos campos. Las habilidades de las redes neuronales nos permiten utilizar el enfoque *de abajo hacia arriba*, es decir el desarrollo de una conducta a través de la interacción de los componentes básicos de las redes neuronales, esperando el surgimiento de algún comportamiento nuevo en lugar de suponer a priori los patrones de movimiento.

El nuevo conocimiento en las redes neuronales es adquirido frecuentemente gracias al aprendizaje supervisado, a través de ejemplos proporcionados por un supervisor o

maestro externo que se considera que tiene conocimiento del tema (Sutton y Barto, 1998). Por otro lado, el aprendizaje por refuerzo parece ser una estrategia adecuada para imitar al comportamiento humano, cuando es combinado con acciones impulsadas por redes neuronales que promueven una adaptación mayor (Bonarini, 1997). El aprendizaje con refuerzo es un método prometedor para la modelación del comportamiento, porque el aprendizaje se da por prueba y error al experimentar con el medio ambiente. El refuerzo o retroalimentación es una variable escalar (premio y castigo), por lo tanto no se requiere de un maestro explícito y poco o nulo conocimiento previo es requerido (Whitehead y Lin, 1995). El aprendizaje por refuerzo permite la adquisición de conductas adaptadas de un organismo, al interactuar con su entorno. El Pescator puede recibir una retroalimentación positiva o negativa en relación con los costos y beneficios que impulsan la actividad pesquera. Además, el aprendizaje es la herramienta adaptativa del ser humano y en ambientes variables y complejos, el aprender le permite ajustarse rápidamente.

III.2 Metodología

III.2.1 Descripción del mundo y del experimento

El mundo es un espacio de 200 por 200 pixeles, dividido en 16 áreas toroidales de 50 por 50 (Figura 6).

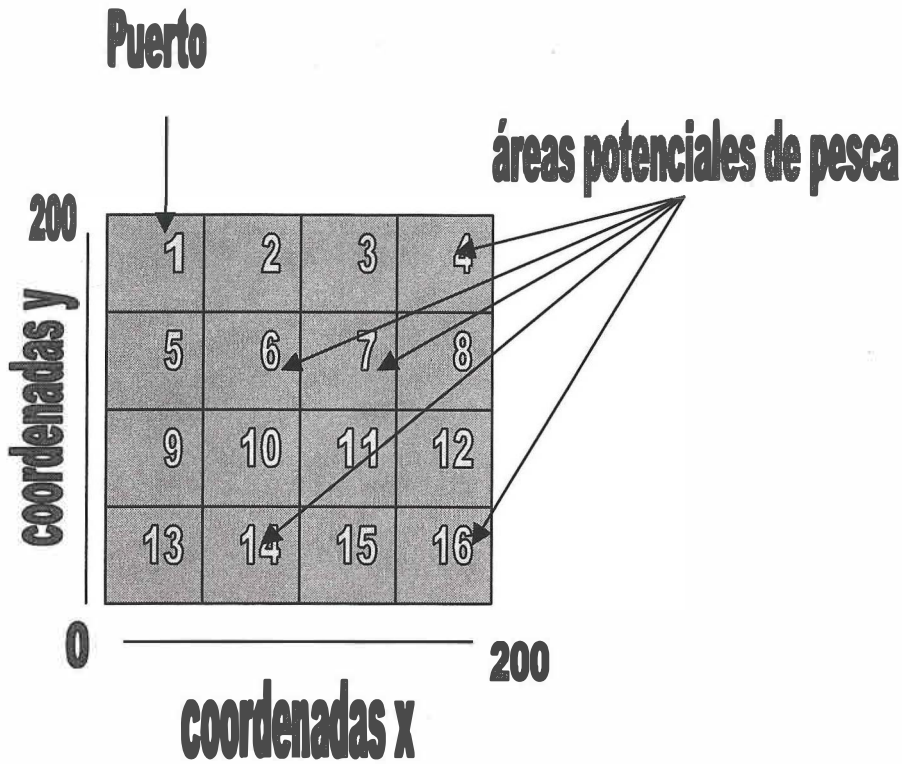


Figura 6.Mundo artificial del Pescator.

La razón de caracterizar a estas áreas de naturaleza toroidal, es para que el Pescator permanezca en una determinada área mientras busca en ella, hasta que llegue el momento en que decida trasladarse a otra zona. Se consideran 5 zonas de pesca potenciales (áreas 4, 6, 7, 14 y 16) en 4 de los 8 escenarios (S1,S2,S3,S4), mientras que el número se reduce a 4 zonas de pesca en los otros escenarios (Tabla III). Estos escenarios se plantearon con la finalidad de que se desarrollen diferentes estrategias de pesca adaptas a los diferentes entornos.

TABLA III. Escenarios considerados como medios ambientes para el aprendizaje de estrategias de búsqueda por parte de Pescator.

Escenarios	Características
S1	Las 5 áreas de pesca (cuadrantes 4, 6, 7, 14 y 16) tienen la misma cantidad inicial de cardúmenes.
S2	Las áreas cercanas a puerto (cuadrante 1) tienen la misma concentración de peces mientras que las áreas alejadas (14 y 16) tienen una cantidad inicial mayor.
S3	En algunas épocas, los peces se distribuyen solo en las zonas de pesca cercanas a puerto mientras que en otras épocas se encuentran exclusivamente en las áreas 14 y 16. De forma aleatoria se realiza esta selección.
S4	Los peces son distribuidos en algunas zonas mientras que en otras hay ausencia de presas. En cada época, de forma aleatoria, se escogen las áreas con peces.
SR20	El área 14 deja de ser una zona potencial de pesca. En las áreas 4, 6 y 7 siempre hay peces en menor densidad, mientras que en la zona 16 hay mayor densidad de peces, aunque existe una probabilidad de 0.2 de ser una zona desértica.
SR40	El área 14 deja de ser una zona potencial de pesca. En las áreas 4, 6 y 7 siempre hay peces en menor densidad, mientras que en la zona 16 hay mayor densidad de peces, aunque existe una probabilidad de 0.4 de ser una zona desértica.

SR60	El área 14 deja de ser una zona potencial de pesca. En las áreas 4, 6 y 7 siempre hay peces en menor densidad, mientras que en la zona 16 hay mayor densidad de peces, aunque existe una probabilidad de 0.6 de ser una zona desértica.
SR80	El área 14 deja de ser una zona potencial de pesca. En las áreas 4, 6 y 7 siempre hay peces en menor densidad, mientras que en la zona 16 hay mayor densidad de peces, aunque existe una probabilidad de 0.8 de ser una zona desértica.

En estos ambientes el Pescator interactúa con su mundo en la búsqueda de peces, adquiriendo por aprendizaje una estrategia de pesca. El puerto de salida está en el área 1, la zona 6 está cercana a puerto y tiene frontera con la zona 7, que a su vez es vecina de la zona 4. Las áreas 4, 6 y 7 al estar de cierta forma conectadas entre si, se consideran cercanas al puerto. Por el contrario las zonas 14 y 16 se encuentran a mayor distancia del puerto y están separadas de cualquier zona potencial de pesca, lo que les da una característica diferente a las otras áreas. Los escenarios varían entre si, desde homogéneos y estables hasta dinámicos e impredecibles en cuanto a la distribución de los peces, y considerando también las características de ubicación ya mencionadas de las zonas potenciales de pesca.

Los peces se distribuyen en parches, que se encuentran colocados al azar en todas las zonas de pesca de cada escenario. Hasta 2000 peces son colocados en cada época, y permanecen inmóviles durante los ensayos. Una época comprende 160 decisiones de

movimiento entre áreas realizadas por el Pescator. Cuando éste está posicionado en las mismas coordenadas de un pez, la presa desaparece (se considera ésto como un evento de captura). En la siguiente época se restablece el número inicial de peces. Los peces, por supuesto que de manera irreal, permanecen inmoviles, sin embargo ésto no es un problema debido a la orientación o enfoque del modelo hacia la representación del comportamiento de búsqueda por parte de un pescador artificial. El Pescator realiza 40 movimientos de búsqueda local en una área determinada, antes de decidir si permanece o cambia a otro sector para seguir explorando. Cuando él decide trasladarse a otra zona, el movimiento es dirigido al centro de ese espacio escogido.

III.2.2 Descripción del Pescator

El Pescator está representado por 2 redes neuronales, cada una con una estructura de 3 capas. Una de las redes neuronales (RNP1, figura 7a) está diseñada para lograr la tarea de aprender una estrategia de decisiones de permanecer en o trasladarse a áreas particulares, bajo las circunstancias en que se encuentre este pescador artificial.

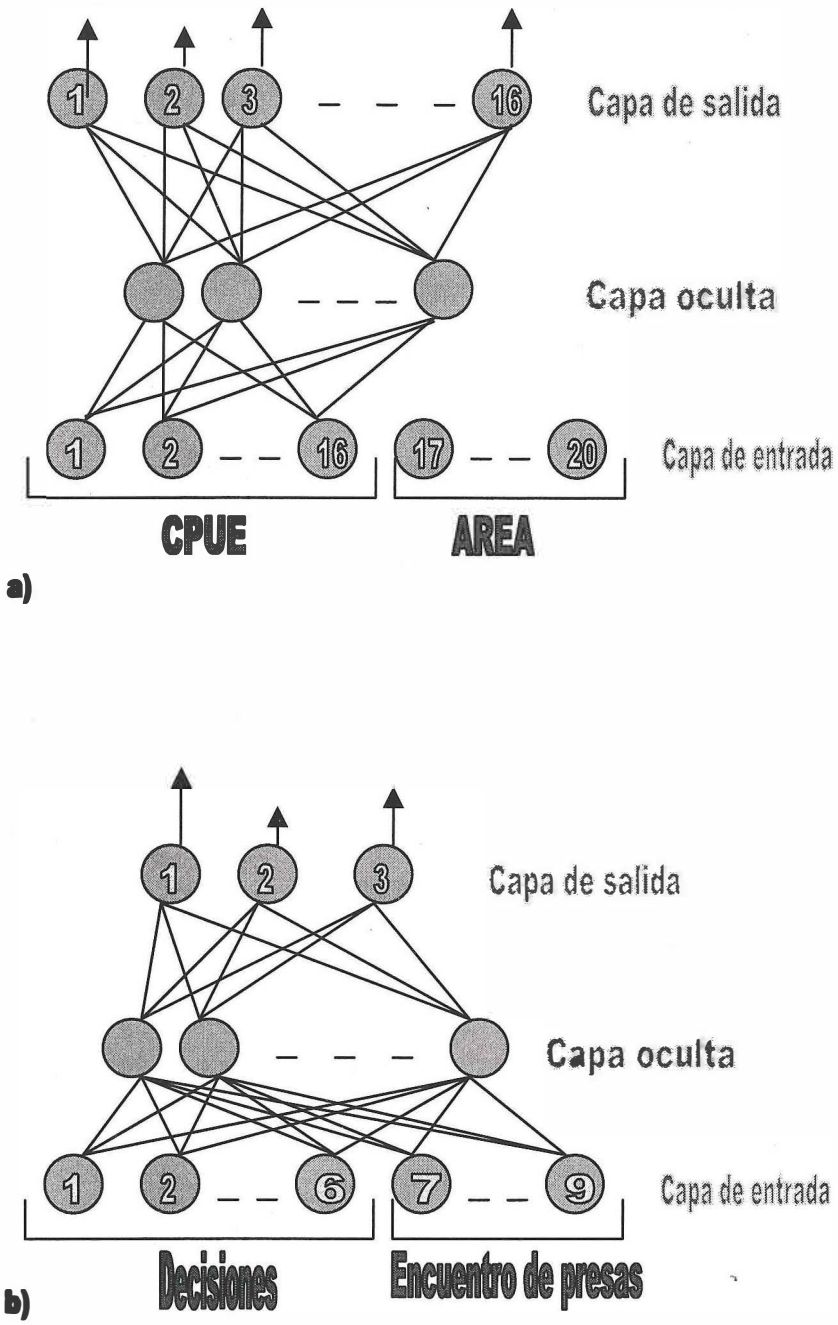


Figura 7. Arquitectura de las redes neuronales del Pescator, a) RNP1, b) RNP2.

RNP1 registra la localización del Pescator en forma binaria en 4 neuronas de entrada y con otras 16 neuronas mantiene conocimiento del valor relativo de cada uno de los 16 cuadrantes con una medida de la captura por unidad de esfuerzo que ha experimentado. La capa intermedia está constituida por 40 neuronas y la capa de salida por otras 16 que representan cada una a un área en particular. El impulso de salida más alto determina donde continuará la exploración.

La otra red neuronal (RNP2, figura 7b) tiene como propósito aprender un patrón de búsqueda concentrada dentro de los confines de un área. RNP2 tiene una memoria a corto plazo de las 3 últimas decisiones de movimiento dirigidas por ella misma. Cada una de esas decisiones está representada con 2 bits (01,10 o 11) y constituye parte de la información de entrada que recibe esta red en 6 neuronas de la capa de entrada. Además, otras 3 neuronas mantienen un registro de encuentros de peces (0 o 1) como medida del desempeño en intervalo de tiempo reducido. La capa oculta está compuesta de 10 neuronas, y la capa de salida tiene 3 neuronas, cada una representa un tipo de movimiento: (a) sin cambio en dirección, (b) pequeño cambio en la dirección del movimiento hacia la derecha o izquierda de la dirección actual y (c) cambio abrupto en la dirección. En los casos b y c, el movimiento hacia la derecha o la izquierda es un evento aleatorio.

En conjunto, ambas redes representan a todo el sistema de decisión del Pescator, que recibe información a través de su interacción con el mundo y lo modifica con cada acción (figura 8). Las redes son utilizadas en forma alternada, no se requiere su uso al mismo tiempo, aunque cada red influye en el desempeño de la otra red.

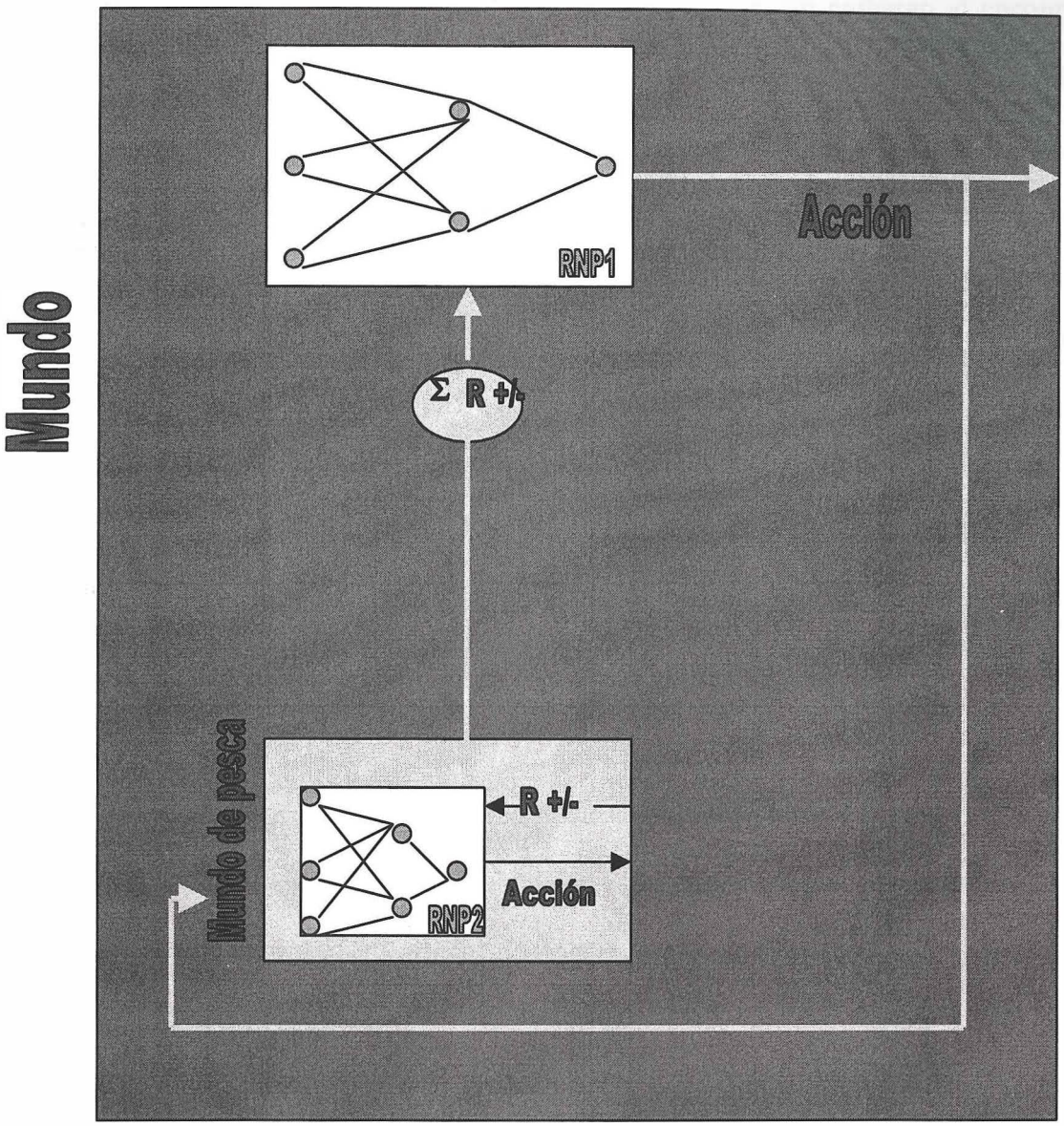


Figura 8. Modelo Pescator-mundo.

Se decidió implementar el modelo del cerebro del Pescator con dos redes procesadoras separadas, para armonizar con la idea plausible de que los pescadores reales

aprenden donde se encuentran las áreas potenciales de pesca, sin embargo al encontrarse dentro de una zona potecial de pesca, la posición de las presas les es desconocida. Puede ser que la posición precisa de un predador no sea relevante cuando la búsqueda se realiza a esta escala espacial, con pocas o nulas claves con respecto a la ubicación de una presa. Se requiere de información y destrezas diferentes para desempeñarse en estos dos niveles, por lo que dos redes neuronales pueden mejorar el desempeño individual y conjunto del Pescator, evitando la interfererencia o "ruido" de la otra red. De tal forma, se evita el envío de señales confusas o que engañen a las redes neuronales.

III.2.3 Aprendizaje

Los algoritmos de aprendizaje por refuerzo resuelven los problemas orientados a una meta, determinando para el agente un comportamiento que maximiza sus refuerzos positivos y negativos. Estos algoritmos especifican tal conducta como reglas relacionales estado-acción que se denominan políticas.

El aprendizaje Q es utilizado como una técnica de refuerzo que parece ser apropiada porque el agente experimenta con diversas acciones en diferentes circunstancias y en el proceso de aprender predice el premio o castigo de las acciones futuras en un estado diferente del mundo (Watkins y Dayan, 1992). Otra ventaja es que el agente puede aprender de la propia experiencia, sin tener un modelo explícito de la dinámica del medio ambiente (Sutton y Barto, 1998). El objetivo es el de maximizar el refuerzo acumulativo con una tasa descuento en el tiempo (Whitehead, 1991). El objetivo de aprender es el de predecir que

acción maximiza el desempeño del agente (Lin, 1991). Las neuronas de salida deben marcar una función de utilidad estimada Q (*e*, *a*), sobre todos los estados *e* y acciones *a*. Cada neurona de salida, que representa una acción en particular a desarrollar, señala el valor esperado de Q o la utilidad de ese binomio particular acción-estado. La utilidad es un valor numérico que viene a ser la predicción del refuerzo futuro que será alcanzado por medio de ese binomio acción-estado (Maclin y Shavlik, 1996). La neurona con el impulso mayor, valor de refuerzo esperado más grande, genera ese comportamiento específico que representa. Ésto significa que cada neurona predice el refuerzo a ser obtenido al realizar la acción que ella representa bajo el estado actual del mundo. Para evitar una convergencia prematura (Mahadevan, 1994), se permite realizar una exploración aleatoria del medio ambiente, durante 10 % del tiempo en las primeras 40 épocas, en lugar de la acción que maximiza Q. Ésto disminuye la probabilidad de encontrar un máximo local, ya que se explora el resultado de binomios acción-estado que probablemente no han sido probados. Después de cada acción, se ajusta la utilidad estimada calculando la diferencia entre la salida computada por la neurona ganadora, que genera una acción, y la utilidad real de la acción en ese estado particular, de acuerdo al siguiente algoritmo (Sutton y Barto, 1998):

- Inicializar Q (*e, a*) arbitrariamente, seleccionando al azar el valor o peso inicial de las conecciones entre neuronas
- Repetir para cada época:
    - Inicializar el estado (condición) *e* del mundo
    - Escoger una acción *a* para el estado *e* usando la política derivada de Q, pero permitiendo alguna exploración de acciones en diversas circunstancias.

- Repetir para cada paso en cada época:

1) Realizar acción *a*, observar *r* (refuerzo), *e'* (siguiente estado)

2) $Q(e, a) \leftarrow Q(e, a) + \alpha\ [r + \gamma \max a' Q(e', a') - Q(e, a)]$;

(donde α es la tasa de aprendizaje y γ es la tasa de descuento)

3) $e \leftarrow e'$;

- Hasta la finalización del último período

La tasa de descuento indica al agente el valor relativo de situaciones a las que se enfrenta en un momento dado con respecto a las que puede encontrar en el futuro.

La diferencia entre la utilidad real de la acción y la estimada, es empleada con la técnica estandar de retropropagación como medida de error. El método estándar de entrenamiento por retropropagación es una técnica de descenso por el gradiente para minimizar el error cuadrado total de la salida calculada por la red (Fausett, 1994). Durante todo el entrenamiento el error entre predicción y realidad es distribuído a todas las conexiones entre las neuronas que se vieron involucradas en la decisión.

Algoritmo de entrenamiento:

- Inicializar los pesos de las conexiones entre neuronas
  - Mientras las condiciones de finalización no existan, continuar con los siguientes pasos
    - Cada unidad de entrada (X_i, i = 1,….,n) recibe la señal de entrada x_i y la transmite a todas las unidades de la capa oculta

- Cada unidad de la capa oculta (Z_j, j = 1,….,p) suma las señales ponderadas de entrada, donde los valores de "v" corresponden a los pesos de las conexiones

  $Ze = v_{oj} + \Sigma x_i v_{ij}$,

  Aplica su función de activación para calcular la señal de salida

  $Z_j = f(Ze)$

  y envía su señal a todas las unidades de la capa de salida

- Cada unidad de salida (Y_k, k = 1,....,m) suma sus señales ponderadas de entrada, donde los valores de "w" corresponden a los pesos de las conexiones

  $ye = w_{0k} + \Sigma z_j w_{jk}$

  y aplica su función de activación para calcular la señal de salida

  $y_k = f(ye)$

  Retropropagación del error:

- Cada unidad de salida (Y_k, k =1,....,m) recibe un patrón de salida esperada correspondiente a la información de entrada, t_k es el valor correcto de una acción y y_k es la estimación dela neurona de la capa de salida. Se calcula el término de error

  $\Delta_k = (t_k - y_k) f'(ye)$

  Se calcula el término de corrección de pesos para modificar los pesos "w"

  $\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j$

Se calcula la corrección para neurona de sesgo

$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k$

Se envía δ_k a las unidades de la capa anterior

- Cada unidad de la capa oculta (Z_j, j =1,....,p) calcula el siguiente término

$\delta e = \Sigma \delta_k w_{jk}$

y se multiplica por la derivada de su función de activación

$\delta_j = \delta e \ f'(Ze)$

Se calcula la correción de peso de la neurona de sesgo v_{0j}

$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j$

- Actualizar pesos

$w_{jk} = w_{jk} + \Delta w_{jk}$

$v_{ij} = v_{ij} + \Delta v_{ij}$

- Probar condiciones de finalización

Los refuerzos positivos y negativos se aplican en cada momento en que las redes están activas. En el caso de RNP2 el refuerzo se dá para cada movimiento que lleva al encuentro o no de una presa. El refuerzo para RNP1 es un poco diferente ya que es igual al refuerzo acumulado por RNP2 tras la última decisión tomada por RNP1 (Figura 8). Se incluyen en este refuerzo acumulativo los costos de navegar, de forma proporcional a la distancia recorrida.

El monto del impulso de las neuronas de la capa de salida está acotado entre -1 y +1, gracias a la función binaria sigmoide. Los costos y beneficios que van a ser

acumulados durante las decisiones de movimiento son ajustados de tal forma que no sobrepasen ese rango.

Las redes neuronales y las simulaciones están programadas en lenguaje C.

III.3 Resultados

Después de inicializar los valores de las conexiones de las redes, da comienzo el proceso de aprendizaje. Las diferencias entre pesos viejos y nuevos son mayores al principio y exponencialmente decrecen a lo largo del experimento, como se muestra en varias conexiones entre la capa oculta y de salida en RNP1 (figura 9).

Se realizó un experimento en que después de finalizada cada época, se hicieron 5 recorridos sin permitirle al Pescator mayor aprendizaje. Se calculó su desempeño mínimo, el promedio y el máximo (Figura 10). La variabilidad en el desempeño es alta excepto cuando ha encontrado una solución que parece corresponder a un máximo local donde la captura se estabiliza. En ese momento, todavía existe el proceso de aprendizaje, las conexiones se modifican y ocurre de nuevo alta fluctuación en los resultados hasta que se alcanza de nueva cuenta un máximo local.

Las estrategias para lidiar con el espacio artificial de pesca, varían con cada escenario. En lo que respecta a preferencia de áreas (figura 11), en S1 el Pescator prefiere buscar presas en las áreas 4, 6 y 7 de manera ordenada y secuencial y evita toda exploración en las zonas 14 y 16. En S2 las áreas con mayor densidad de peces, 14 y 16, son visitadas con preferencia para la última y las zonas cercanas, 4 y 7, son descartadas. Cuando el ambiente favorable para la pesca fluctúa entre las zonas cercanas y las zonas

alejadas, la preferencia es por las primeras, pero continúa la exploración en las zonas distantes.

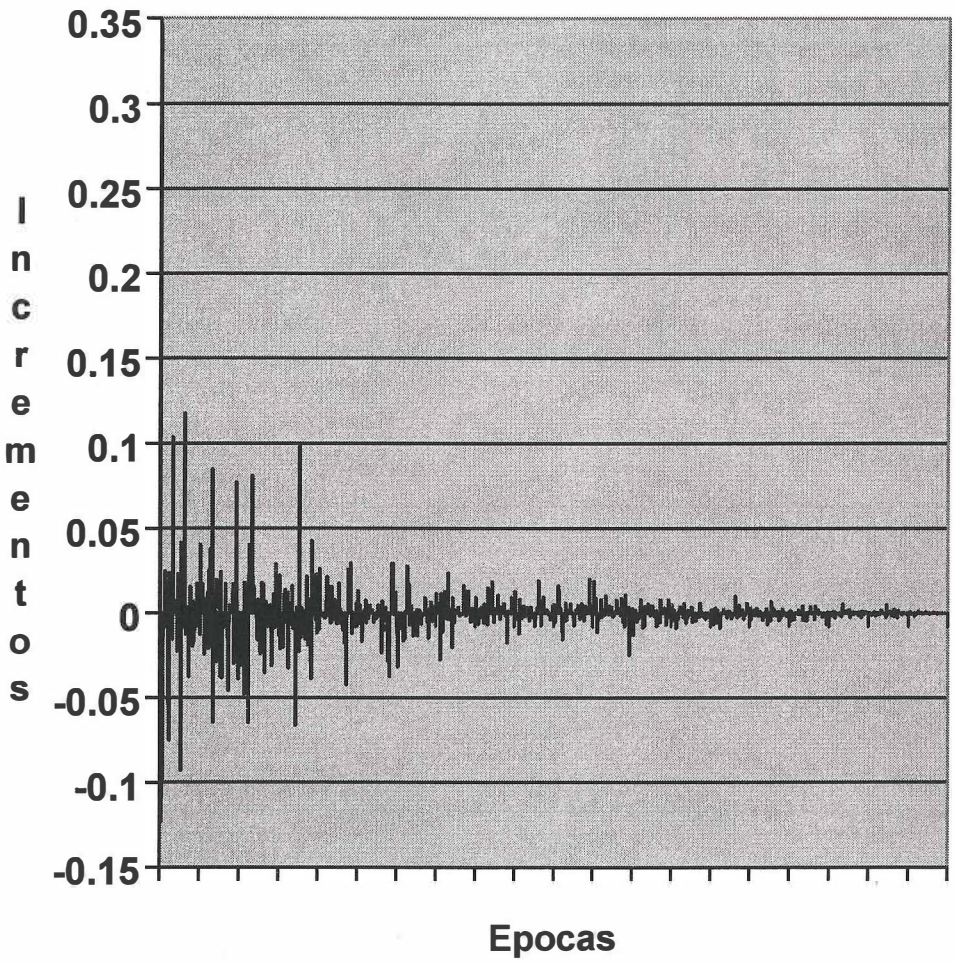


Figura 9. Variación en los pesos de algunas conexiones durante el proceso de aprendizaje.

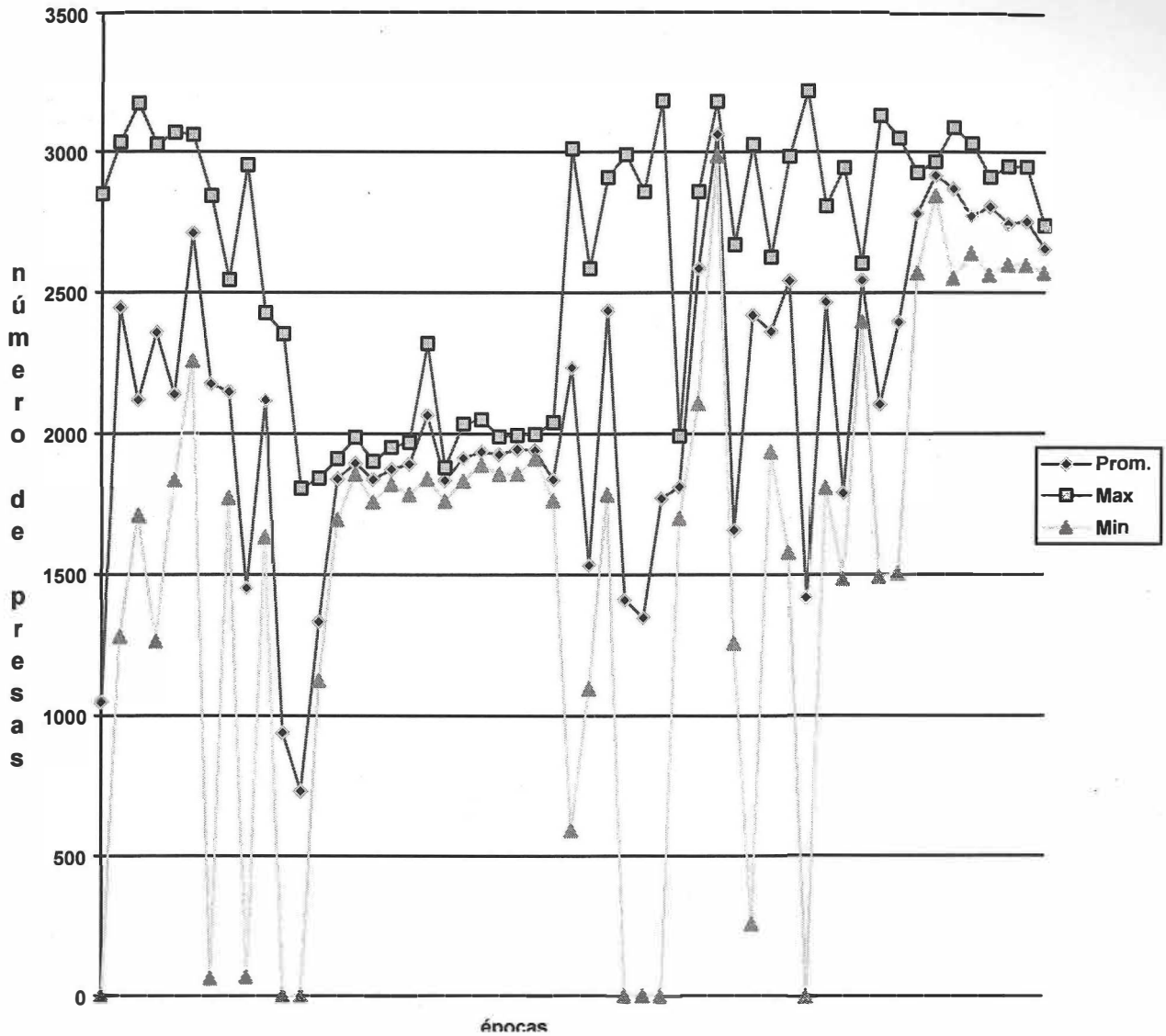
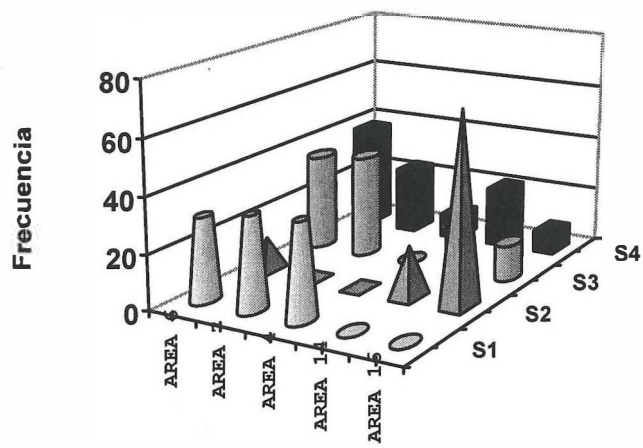
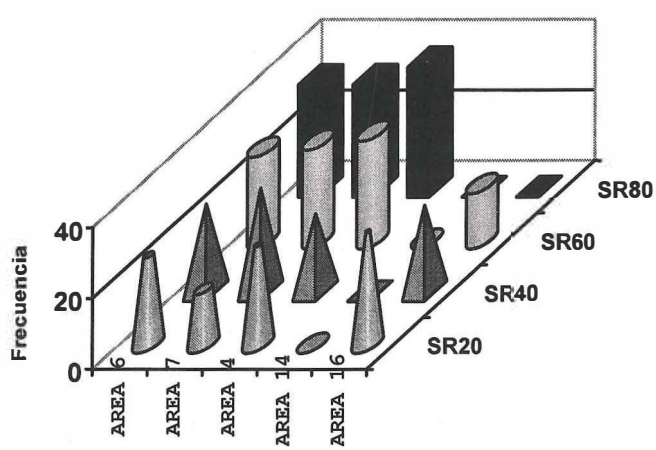


Figura 10. Desempeño mínimo, promedio y máximo del Pescator durante un experimento de aprendizaje.

Cuando todas las zonas potenciales de pesca cambian aleatoriamente entre un ambiente desértico y otro habitado, el Pescator explora las 5 zonas aunque con preferencia por los cuadrantes cercanos a puerto, i. e. áreas 6 y 7 (figura 11a).



a)



b)

Figura 11. a) Tiempo de búsqueda por zona, en los cuatro escenarios con cinco áreas de pesca (S1, S2, S3 y S4). b) Tiempo de búsqueda por zona, en los cuatro escenarios con incremento gradual en la incertidumbre, SR20, SR40, SR60, SR80.

En el escenario SR20, el área distante (16) que tiene una concentración mayor de peces la mayor parte del tiempo, pero tiene una probabilidad igual a 0.2 de ser un hábitat sin peces es preferida sobre las otras zonas para la actividad pesquera. Cuando la probabilidad de estar desierto se incrementa, lo anterior deja de ser cierto e incluso esta zona deja de ser una opción para el Pescator (figura 11b). En todos los escenarios, los demás cuadrantes dejaron de ser visitados al no haber ninguna expectativa de encontrar presas.

En cuanto a las condiciones que impulsan una decisión de cambio de área, los refuerzos negativos están fuertemente asociados con esta determinación cuando el ambiente es más impredecible (figura 12), lo que ocurre en mayor grado de los escenarios S1 a S4 y de SR20 a SR80.

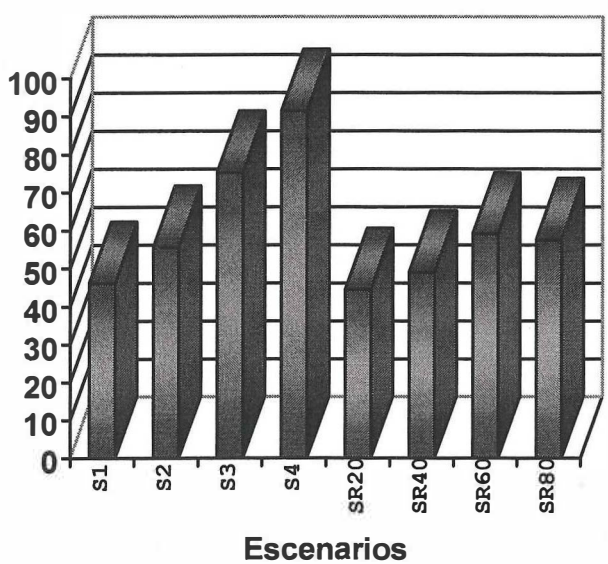


Figura 12. Porcentaje de decisiones de cambio a otra área en relación a refuerzos negativos (r).

BIBLIOTECA
CICESE

En la pesquería de atún aleta amarilla, *Thunnus albacares*, en el Océano Pacífico oriental, las decisiones ya sea de continuar la búsqueda en determinada zona o navegar después de un período de exploración parecen estar muy relacionadas con la captura por día obtenida. En las embarcaciones atuneras con red de cerco de más de 1000 toneladas de capacidad de acarreo de la flota mexicana durante 1997, las decisiones de continuar explorando una zona particular se dieron tras haber obtenido capturas altas (un promedio de 33 toneladas por día), mientras que las decisiones de navegar después de un día de búsqueda sucedieron después de un logro menor (promedio de 14 toneladas por día). Debido a que la distribución de frecuencias de captura por día de cada una de estas dos decisiones está sesgada hacia valores bajos (figura 13), la mediana es más representativa que el promedio y el contraste es todavía mayor (de 25 toneladas a 1 tonelada respectivamente).

Las figuras 14 y 15 muestran la distribución de frecuencias de las decisiones de navegar con relación a la captura relativa por unidad de tiempo que experimenta el Pescator y la distribución de frecuencias durante decisiones de continuar la búsqueda en todos los escenarios.

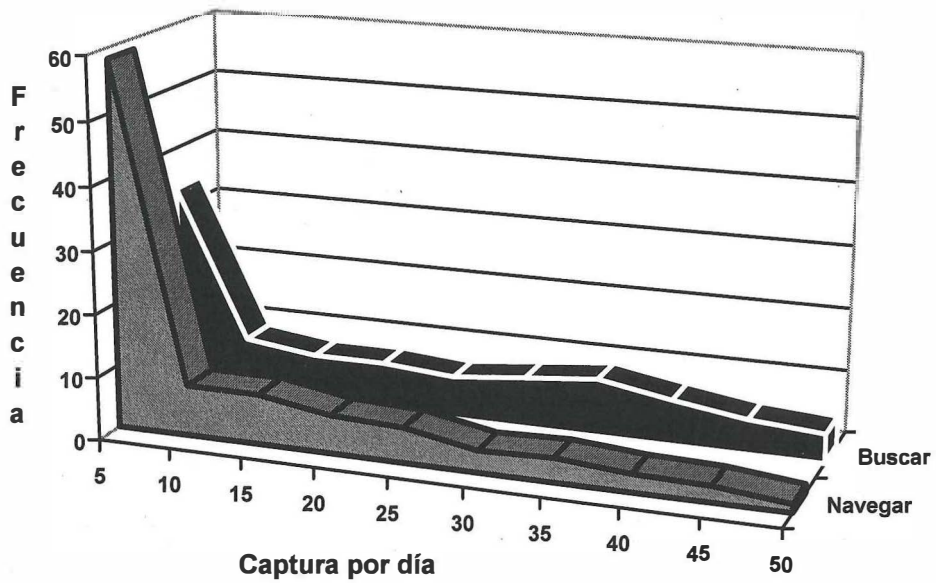


Figura 13. Frecuencia de decisiones para navegar o continuar la búsqueda en la pesquería de atún en el Pacífico Oriental, en relación a la captura lograda después de un día de activdad de búsqueda. Fuente de los datos: cruceros de la flota mexicana con observador científico del Programa Nacional de Aprovechamiento del Atún y Protección del Delfín.

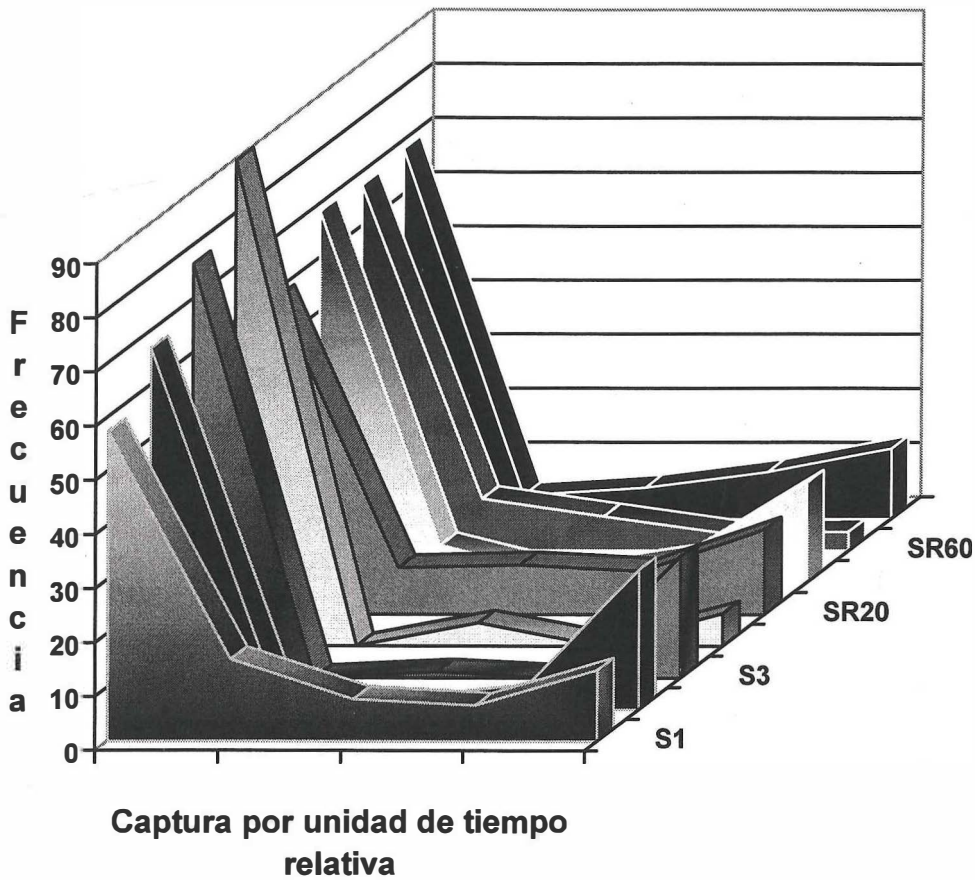


Figura 14. Frecuencia de decisiones de navegar del Pescator en todos los escenarios.

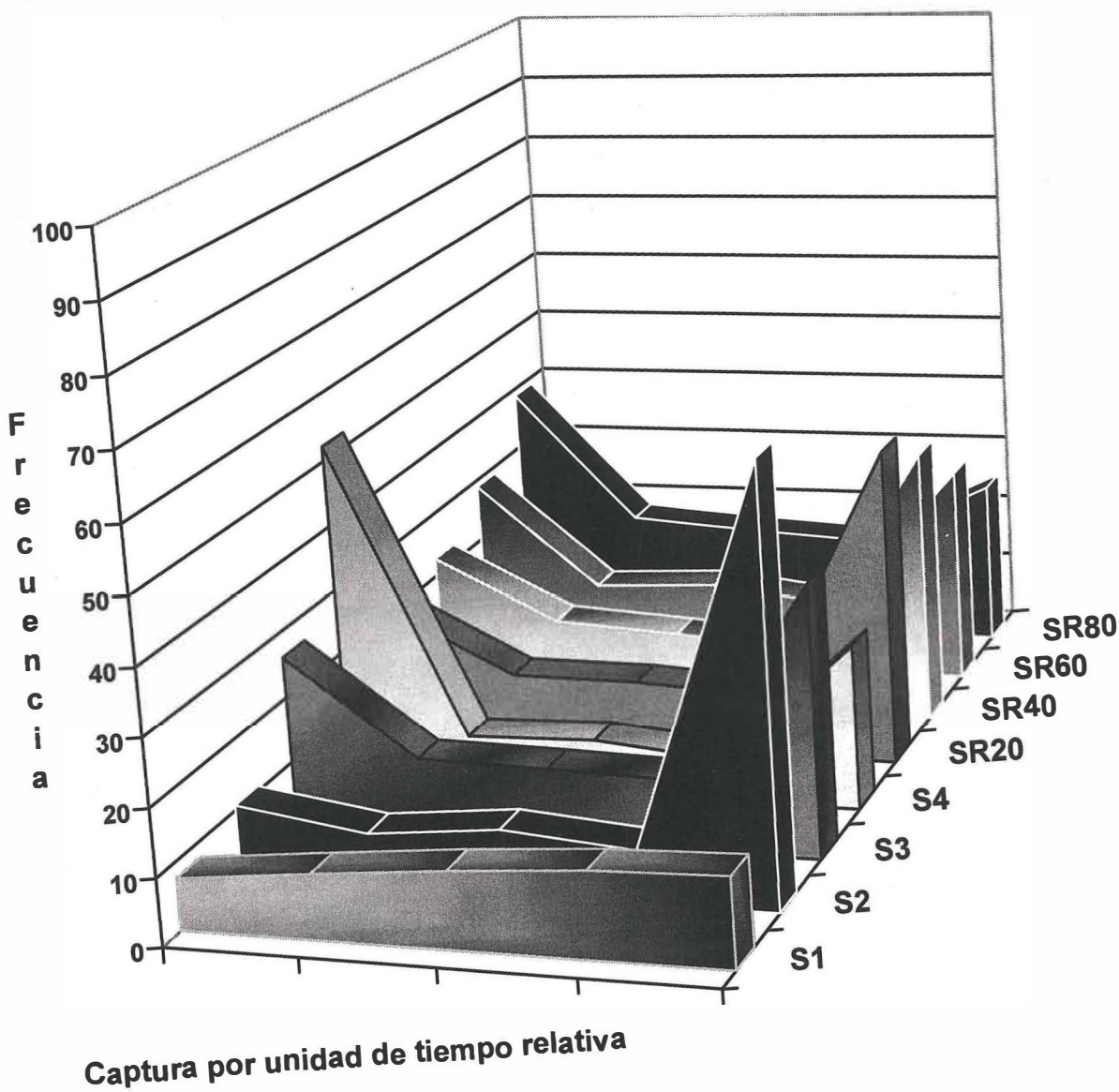


Figura 15. Frecuencia de decisiones del Pescator para continuar la búsqueda en los diferentes escenarios

Todas las distribuciones para decisiones de navegación están sesgadas hacia valores bajos de captura por día. La intención de seguir explorando en el mismo territorio está sesgada hacia valores mayores, especialmente en los escenarios S2, S3, SR20 y SR40. Existe un sesgo también en las distribuciones hacia valores bajos que es más notorio en S4 y SR80.

Parte de la estrategia de RNP2 se puede apreciar comparando el grado de cambio de dirección después de encontrar un pez (figura 16). Cuando el evento "ausencia de peces" es el más reciente acontecimiento, se prefiere mantener la misma dirección un 80 % de las ocasiones. Cuando por el contrario la captura es el evento más reciente, en la misma proporción se realizan con mayor frecuencia las acciones con bajo y alto grado de cambio en dirección.

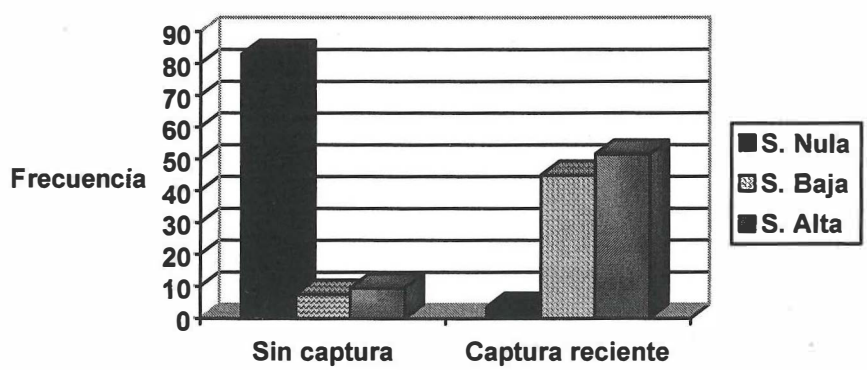
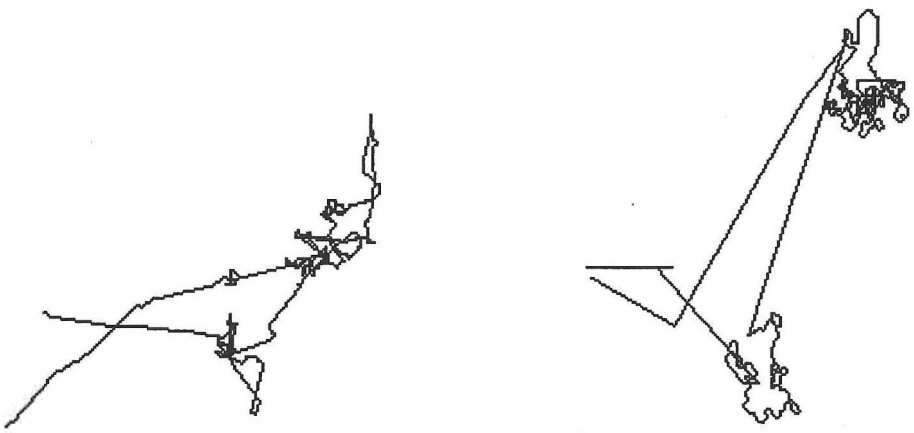


Figura 16. Grado de sinuosidad del movimiento en relación con el éxito en el encuentro de presas en el último período de tiempo.

Una manera de entender demanera global los patrones de búsqueda del Pescator, es con una descripción gráfica del recorrido. Esos recorridos pueden ser comparados además con trayectos de embarcaciones reales, en este caso de la pesquería de atún (figura 17). Las coordenadas y contorno del continente son eliminados para mantener la información de carácter confidencial y hacer posible una comparación.



a) b)

Figura 17. Trayectoria de un crucero de pesca de un barco atunero cerquero a) y del Pescator b).

III.4 Discusión

El Pescator parece interactuar con el mundo, evitando situaciones de riesgo o inciertas. En el escenario homogéneo S1, se prefieren las áreas cercanas a puerto en lugar de las que se encuentran alejadas, que fueron excluidas de exploración posterior. En S2 se consideró al área 6 como zona de paso hacia la zona de mayor concentración donde decidió permanecer durante intervalos de tiempo mayores. En ambos escenarios el Pescator escogió las áreas más favorables, eliminando los costos de traslado a grandes distancias. Cuando se incorporó algún nivel de incertidumbre en los escenarios S3, S4, SR20, SR40, SR60 y SR80, se puede interpretar que existe una actitud conservadora de acuerdo a los resultados. Bajo situaciones de riesgo, el Pescator algunas veces prefirió las zonas cercanas a puerto y evito en lo posible el movimiento entre cuadrantes. Los comportamientos descritos están ligados a la estructura de los escenarios a la vez que a la magnitud de los costos y beneficios.

El Pescator fue construido permitiéndole obtener alguna información de su entorno y de su desempeño. El tipo de información que se incorporó de forma explícita para el procesamiento en las redes neuronales parece ser información que está disponible y de forma lógica sería utilizada por un pescador real. El valor relativo de las áreas de pesca fue estimado por el Pescator y utilizado como información para tomar decisiones. Ésto ha sido discutido en el análisis de distribución espacial del esfuerzo pesquero (Hilborn y Ledbetter, 1979; Abrahams y Healey, 1990; Gillis *et al.*, 1993) y en cuanto a predadores obteniendo información de cúmulos potenciales de presas (Clark y Mangel, 1984). Al pescador artificial se le impidió tener información completa de su mundo, de forma similar a las

circunstancias de un pescador en la vida real. Sin embargo, las redes neuronales incorporaron, a partir de su experiencia, algún conocimiento que les era desconocido de forma explícita, como por ejemplo la distribución agregada de las presas. Este conocimiento les permitió adoptar conductas con mayor esperanza de éxito con relación a situaciones de las que no tenían información. Las redes neuronales atraviesan por un proceso de clasificación que queda incorporado en su estructura, para lo que las neuronas de la capa intermedia juegan un papel importante. La experiencia es almacenada en las conexiones neuronales durante el aprendizaje. Ésto se detecta cuando las decisiones no parecen estar relacionadas a la entrada de información que están analizando en un momento dado para realizar la siguiente actividad. Por ejemplo, el Pescator decide en algunas ocasiones quedarse en una zona, con la esperanza de premios o refuerzos mayores pese a haber sufrido una mala experiencia.

Se observan semejanzas entre decisiones del Pescator y algunos pescadores reales. La distribución de frecuencias de decisiones de navegar en todos los escenarios está sesgada hacia valores bajos de captura por día en comparación con aquellos observados en decisiones de continuar la búsqueda. El escenario S4 con alta incertidumbre incorporada en todas las zonas potenciales de pesca muestra la mayor similitud entre las distribuciones de frecuencia del Pescator y los de la pesquería de atún. En ambos casos las decisiones más confiables no dan forzosamente un resultado favorable. La causa de lo anterior es la incertidumbre relativa al sistema dinámico y al hecho de que la posición de las presas permanece desconocida hasta que son detectados por la tripulación o el equipo tecnológico. Los pescadores tienen algunas claves con respecto a la ubicación de sus presas pero sirven solo para incrementar la probabilidad de encuentro.

La estrategia de búsqueda local que emergió en la red RNP2 es una que ha sido descrita ampliamente para el caso de predadores en ambientes con cúmulos de presas. Una vez que se ha encontrado una presa, una mayor sinuosidad en el movimiento puede mejorar la posibilidad de encontrar a otra (Pyke, 1978). Debido a que un predador o un pescador no conocen la extensión de los cúmulos ni su posición relativa a ésta, la estrategia descrita aumenta la probabilidad de permanecer dentro o cerca del cúmulo. De la misma forma, el moverse de manera recta en mayor proporción seguramente llevará a un predador a nuevas áreas o lo alejará de una zona no deseada. La posición del Pescator no forma parte del cúmulo de conocimiento de RNP2 porque no parece ser relevante debido a lo anterior. La falta de conocimiento de zonas de alta concentración y de la posición relativa con respecto a ellas de las embarcaciones de pesca parece ser el patrón en las pesquerías pelágicas, provocando que la búsqueda sea descrita como un camino aleatorio (Clark y Mangel, 1979; Mangel y Clark, 1986).

También en RNP2 se incorporó una memoria a corto plazo del éxito o fracaso de las decisiones de movimiento, que puede ser visto como una variable del éxito comparable a la percepción de la densidad de peces (Kleiber y Edwards, 1988).

La trayectoria seguida por el Pescator en un viaje de pesca es parecido al de embarcaciones reales y puede ser considerado como un "test de Turing" para determinar si el comportamiento del Pescator se puede considerar inteligente en el caso de que un observador humano no pueda diferenciar el comportamiento real del artificial. Haciendo de lado esa prueba, existen similitudes entre los recorridos, se aprecian tramos del trayecto relativamente rectos seguidos de patrones de búsqueda extensiva en una zona pequeña. El resultado de ésto es que una mayor distancia es explorada dentro de los cúmulos de presas

que fuera de ellos, como se ha descrito en la pesquería de atún con red de cerco (Polacheck, 1988).

Desde la perspectiva de la modelación, el uso de dos redes neuronales para lidiar con procesos diferentes aunque relacionados parece ser un esquema razonable a seguir, que permite evitar el envío de señales que puedan confundir a las redes neuronales. De hecho esa estrategia de especialización, parece ser el método de procesamiento de información en el cerebro humano, como producto de millones de años de evolución.

Más allá, como la exploración y el descubrimiento son elementos clave en la cacería y la pesca e involucran aspectos de adaptación, creatividad y aprendizaje (Allen y McGlade, 1986), hay un beneficio potencial al aplicar la metodología de las redes neuronales y las técnicas de aprendizaje con refuerzo, por la similitud analógica que existe. Además permiten una modelación más flexible y dinámica debido al énfasis en el aprendizaje y la adaptación en lugar de los comportamientos fijos propuestos en otro tipo de representaciones. El incorporar la toma de decisiones como un proceso interno del modelo da como resultado una modelación muy diferente y un comportamiento más complejo (Smith *et al.*, 1982). Para usar este modelo como base para representar una pesquería específica, se debe implementar al refuerzo en forma proporcional a los costos y beneficios económicos que la actividad pesquera tiene, ya que son las fuerzas que impulsan a esta actividad.

La intención de este modelo es la de enfocarse en los componentes individuales del sistema y en una escala espacial más fina, lo que ha sido menospreciado en la modelación tradicional que se ha orientado a describir niveles jerárquicos más altos. Los modelos tradicionales suponen que todos los individuos son iguales y que interactuan o se relacionan

de forma homogénea dentro del sistema (Kawata y Toquenaga, 1994). Este modelo se puede extender a representar flotas pesqueras y no solo una embarcación, modelando de manera separada a cada unidad para permitir el surgimiento de comportamientos resultantes de la interacción entre barcos. Este es un cambio en la forma de modelar en ecología (Judson, 1994) y debe incorporar una mayor dinámica al sistema que se está intentando representar.

IV MODELO ESPACIAL PRELIMINAR DE LA PESQUERÍA DE ATÚN ALETA AMARILLA EN EL PACÍFICO ORIENTAL, BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE ENTIDADES INDIVIDUALES, CARDÚMENES Y BARCOS.

IV.1 Introducción

La pesquería de atún en el Pacífico Oriental está enfocada principalmente al atún aleta amarilla (AAA), en términos de la composición de la captura y su valor económico. El barrilete, Katsuwonus pelamis, que es el segundo en importancia, es tradicionalmente capturado asociado al atún aleta amarilla. Recientemente se ha desarrollado una pesquería de barrilete entre los 90° y 140° de longitud oeste en el hemisferio sur, que no está asociada al AAA.

El precio que puede alcanzar el AAA en el mercado depende de la oferta mundial y del tamaño del atún capturado. A su vez, el tamaño del AAA está ligado al tipo de cardumen en que se encuentre, lo que ha hecho atractivo el capturar cierto tipo de cardúmenes.

Existen tres tipos básicos de cardúmenes de AAA: los cardúmenes independientes ó "brisas" que generalmente están formados por una ó dos especies de atún; los cardúmenes asociados a objetos flotantes que se relacionan a gran número de organismos de diversas especies; y los cardúmenes asociados a delfines. Los AAA que se capturan asociados a

objetos flotantes ó en forma independiente son generalmente de menor talla que los que se asocian a delfines que tienen mayor valor en el mercado.

La pesquería se desarrolla desde las costas de California en EEUU hasta la parte norte de Chile en el hemisferio sur. También se extiende desde zonas costeras hasta zonas oceánicas, teniendo como límite los 150° de longitud oeste.

En cuanto a embarcaciones se refiere, los barcos con red de cerco son los más importantes, existen 194 embarcaciones de un total de 218 que estuvieron pescando durante 1998 (Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1999). Dentro de las embarcaciones de cerco, las de capacidad superior a las 363 t. conforman el grupo principal con 120 barcos durante 1998 (Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1999). Este es el grupo de embarcaciones que aporta la mayor proporción de la captura de AAA con una capacidad de acarreo de 112,909 t. (88.7%) de un total de 127,185 t. considerando a toda la flota de superficie (cerqueros y vareros). El grupo de embarcaciones con red de cerco de mayor capacidad es el que ha estado involucrado con la pesca de atún asociado a delfines. Son por estas razones las embarcaciones más importantes y a las que en principio atañen las regulaciones con respecto a la pesca con delfines.

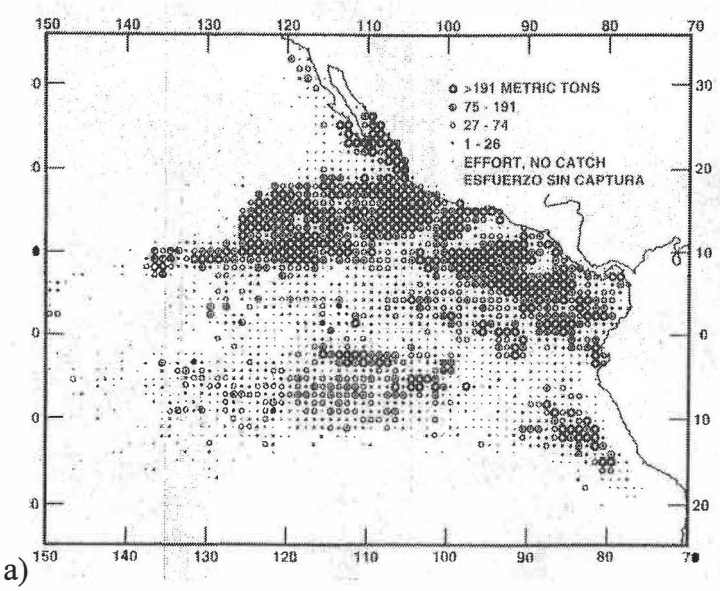
Existen diversos puertos a lo largo de la costa occidental del continente americano que sirven de base a la flota atunera. En el caso de México, el puerto de Mazatlán es el más importante en la actualidad. El puerto de Ensenada ocupaba anteriormente el primer lugar en importancia pero con los problemas para exportar debido a los embargos, y al poner mayor atención al mercado nacional, otros puertos como el de Manzanillo han empezado a crecer. Otros puertos importantes se localizan en otros países como Panamá, Costa Rica y Ecuador.

En lo que respecta a los viajes de pesca, existe en la actualidad una característica importante: en los viajes de pesca para consumo doméstico se pueden capturar atunes de los tres tipos de cardúmenes y en caso de querer exportar el producto se debe cumplir con un viaje "Dolphin Safe", (libre de delfines). De acuerdo a la definición existente, esta pesca se realiza solo sobre cardúmenes independientes y asociados a objetos flotantes, aunque a partir del año 2000, por lo menos provisionalmente, va a cambiar la definición.

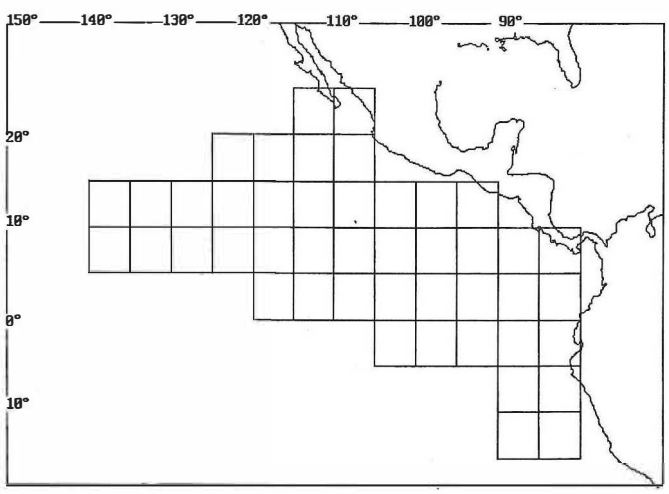
Se pretende en esta sección representar el escenario de pesca actual, que involucra tanto viajes de pesca "Dolphin Safe" como viajes en que se permite pescar atún asociado a manadas de delfines. Se consideran tan solo a un número de embarcaciones de cerco con capacidad superior a las 363 t. ya que son las más representativas de la pesquería. Se considera a este modelo como una versión inicial pero se tiene la intención de que el modelo pueda servir en un futuro para analizar espacialmente los cambios en el esfuerzo pesquero en función de alternativas de administración. Se presenta como ejemplo de escenario alternativo, uno sin pesca asociada a delfines.

IV.2 Metodología.

El espacio considerado en este modelo es la zona tradicional de pesca de AAA en el Pacífico Oriental, que consiste en 45 cuadrantes de 5 grados de latitud por 5 grados de longitud (figura 18). Se estableció ese número de cuadrantes, de acuerdo a datos



a)



b)

Figura 18. a) Distribución de las capturas de atún aleta amarilla en el Pacífico Oriental durante 1996. (mapa de Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1998), b) 45 zonas de pesca consideradas para el modelo.

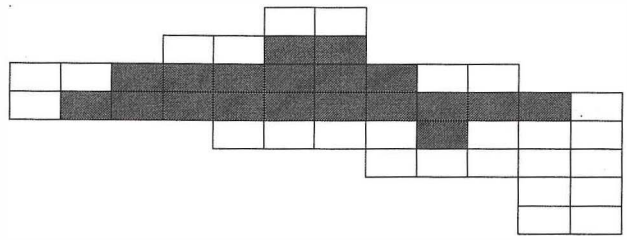
De la CIAT (Hinton y Steeg, 1994) donde se ha realizado un esfuerzo de pesca continuo y de cierta importancia.

Debido al desconocimiento de las variables que componen el confort para el AAA y con la mira de no complicar el modelo, siendo este un modelo preliminar, se definen las zonas de mayor confort como las áreas donde tradicionalmente el esfuerzo ha sido mayor

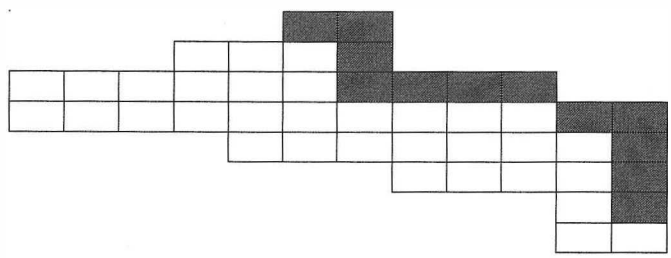
bajo la hipótesis de que si se pesca en abundancia en determinada zona, existe una mayor concentración de cardúmenes debido a un mayor confort. El máximo confort (nivel 4) para atunes asociados a delfines, libres y asociados a objetos flotantes se presenta en las zonas marcadas en la figura 19. En función de la magnitud del esfuerzo y tipo de cardumen encontrado se definen las zonas de menor confort (niveles 3 ó menores).

La representación de los cardúmenes se basa en los modelos presentados en el primer capítulo. Especialmente se considera al organismo-cardumen con una memoria de corto plazo de las condiciones experimentadas en el pasado reciente.

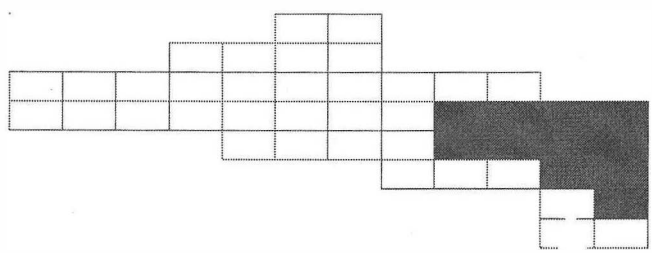
A diferencia del modelo de aprendizaje o de ajuste de las conexiones de la red neuronal, se utiliza el mismo método aplicado al Pescator, es decir aprendizaje por refuerzo. Esto se debe a que el aprendizaje en redes neuronales por el método de retropropagación requirió de menor tiempo de cómputo para obtener una solución óptima en comparación al método de reproducción de poblaciones de redes neuronales, durante los experimentos realizados.



a)



b)



c)

Figura 19. Zonas de Confort para cardúmenes de atún asociados a delfines (a), libres (b) y asociados a objetos flotantes (c).

También se modifica la capa de salida con la finalidad de que los cardúmenes no abandonen el hábitat artificial (las 45 zonas). Se construye una red neuronal semejante a RNP2 (figura 7b), pero se incluye una neurona extra que representa la acción de retroceder.

Para esto el nivel de confort fuera de su hábitat es de nivel 0. Durante el aprendizaje se dio el máximo castigo a un organismo que cruzara los bordes del hábitat, con la finalidad de evitar migración de atunes y considerar las barreras terrestres. A la postre este "animat " aprendió a evitar la salida gracias a la cuarta neurona de salida.

La resolución espacial correspondiente es de 1 pixel que representa a 6 por 6 millas náuticas La toma de decisiones de movimiento de cada cardumen se realiza cada 6 horas considerando su velocidad promedio de nado. En el caso de los delfines la velocidad varía entre 0.5 y 2.4 nudos (Edwards y Kleiber, 1989). Esta es una velocidad que se puede considerar semejante por lo menos para los atunes que se asocian con ellos. Holland *et al.*, (1990) consideran, con base en dispositivos rastreadores en AAA de menos de 1 metro de longitud furcal, que una velocidad promedio es de alrededor de 2 nudos. Considerando que un barco de cerco puede desarrollar hasta unos 15 nudos, la resolución espacial para un barco es de 1 pixel y su resolución temporal es de 1 hora.

El número inicial de cardúmenes es de 30,000, repartidos equitativamente entre los 3 tipos de cardúmenes.

Se considera una mortalidad natural M = 0.8 (Murphy y Sakagawa, 1977; Comisión Interamericana del Atún Tropical, 1998). Se calcula al inicio de cada año la mortalidad natural, en función de la biomasa existente el primero de Enero. Se prorratea entre los 12 meses y cada primero de mes se procede a generar esta mortalidad. La mortalidad se realiza por cardumen, considerando que los cardúmenes de atún asociados a mamíferos marinos son de 16 toneladas de acuerdo al promedio de captura en esos lances de los últimos 10 años en la pesquería real y el promedio para los otros tipos de cardúmenes es de

8 toneladas. Una hipótesis intrínseca es que se está considerando que no existe escape durante la pesca.

Al azar son escogidos los cardúmenes que van a morir y se continua con el proceso de mortalidad hasta acumular la mortalidad estimada mensual en toneladas.

El reclutamiento es un proceso similar, se considera un reclutamiento anual de 85 millones de organismos que corresponde de acuerdo a un peso promedio de un recluta de 2.5 kg. a 26,562 cardúmenes. Este reclutamiento es prorrateado en los 12 meses y cada primero de mes se realiza el reclutamiento. En el caso del AAA no se ha encontrado una relación para el reclutamiento en función de la biomasa de adultos (Wild, 1994; Punsly *et.. al*, 1994) por lo que se considera la mediana de reclutamiento estimado por la Comisión Interamericana del Atún Tropical (1998). Además la reproducción del AAA se realiza todo el año aunque existen ciertas zonas donde el reclutamiento a los objetos flotantes es aparentemente mayor, Bahía de Panamá y costas de Centroamérica (Hall y Lennert, 1992). El reclutamiento en esta representación se realiza en las zonas al sur de la pesquería donde se localizan los objetos flotantes (figura 20).

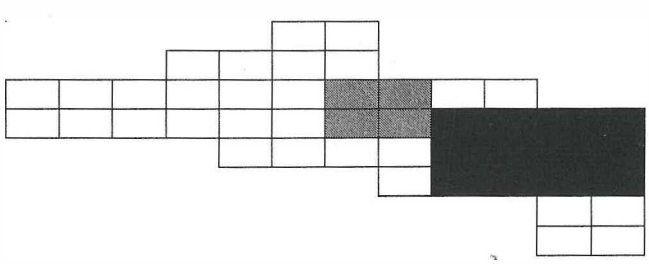


Figura 20. Zonas de reclutamiento del atún aleta amarilla. La zona en negro representa dos terceras partes del reclutamiento en términos del número de cardúmenes.

En lo que a embarcaciones se refiere, se consideran 100 barcos con red de cerco por ser un número cercano al de las embarcaciones de capacidad de acarreo superior a las 363 t., que se ha mantenido operando y que ha aportado la mayor parte de las capturas de AAA en el OPO.

Las embarcaciones que se consideran tienen las siguientes características: se toma como base el modelo neuronal descrito en el capítulo dos con las modificaciones necesarias relativas al número de áreas consideradas, es decir que se incrementa el número de neuronas para dar cabida a la información y decisiones relativas a los 45 cuadrantes. La capa de entrada consiste en 51 neuronas y la capa de salida en 45 neuronas (figura 21).

Se consideran 20 embarcaciones que tienen la área 2 como puerto de salida (Norte), 40 barcos parten vía la pesca de la zona 16 (Centro) y 40 más de la zona 28 (Sur). Esto se

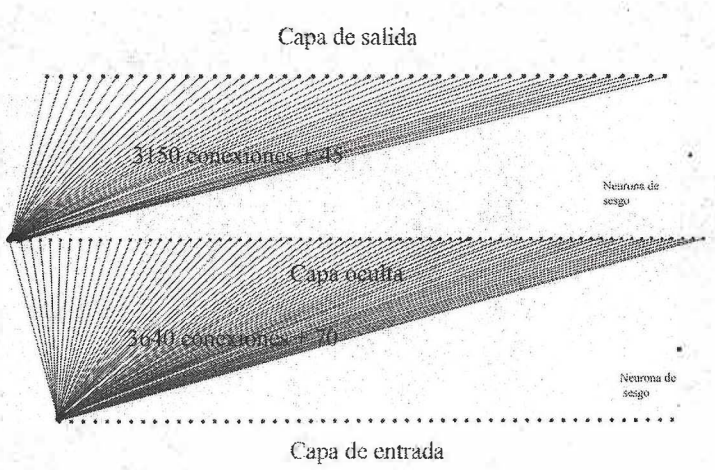


Figura 21. Red neuronal del Pescator para decisiones dè traslado entre las 45 áreas de pesca.

plantea para simplificar ya que existen puertos de importancia en las partes extremas de la pesquería, en Ensenada, B.C., México y en Manta, Ecuador y diversos puertos en zonas intermedias.

Algunas embarcaciones están dedicadas a la pesca "Dolphin Safe", 5 tienen como base el puerto ubicado al Norte, 20 el puerto en la zona centro y 20 del puerto al Sur.

La otra diferencia entre embarcaciones es su capacidad de carga: se considera un grupo de barcos con una capacidad de carga de 700 toneladas y otro grupo con capacidad de 1000 toneladas. Se distribuyen al azar en los diferentes puertos y en proporciones iguales. La toma de decisiones de cada embarcación es a intervalos de 1 hora para las embarcaciones mayores considerando que pueden navegar a mayor velocidad pero sobre todo que tienen en la pesquería real el apoyo de helicópteros, lo que hace que el área de barrido sea más extensa. Por el contrario las embarcaciones menores en este modelo realizan sus decisiones cada 2 horas.

Cada embarcación permanece en puerto un determinado tiempo que es asignado aleatoriamente (entre 10 y 20 días). Al final de ese período en puerto se le asigna también la duración máxima del viaje, con relación a lo observado en la pesquería mexicana de atún (entre 30 y 70 días como máximo). Cuando un barco decide trasladarse a otra zona de pesca, el movimiento se realiza cada hora durante el día y la noche. En el caso de que la embarcación decida continuar pescando en la misma zona, el barco se considera a la deriva y permanece estacionario durante la noche.

Cuando un barco llega a una nueva zona de pesca permanece allí hasta acumular un mínimo de 12 horas de actividad de búsqueda antes de decidir si permanece o se traslada a una nueva área.

Si encuentra un cardumen, éste es capturado y la embarcación permanece durante 3 horas en las mismas coordenadas para considerar el tiempo de caza y maniobras de captura. A cada cardumen se le lleva un registro con la información de entrada requerida, su posición espacial y su edad en días. Se considera que a los 6 meses de edad pasan de ser cardúmenes asociados a objetos flotantes a cardúmenes independientes y a la edad de 1 año, se asocian a los delfines.

A cada embarcación se le lleva un registro de su tiempo en puerto o pescando, de la información requerida por sus neuronas de entrada en las 2 redes neuronales, de su posición geográfica, de su actividad (navegar, deriva, buscando o en maniobras de pesca y estancia en determinada zona) y los tiempos relativos a estas actividades si son requeridos. Además se lleva el registro de captura y lances por tipo de cardumen, y viajes efectuados en el año.

El aprendizaje de las embarcaciones se realiza de forma independiente, es decir con base a la experiencia propia durante la búsqueda de cardúmenes.

Se registra el esfuerzo aplicado en conjunto en todas las áreas, la biomasa del recurso y abundancia de cardúmenes en las diferentes zonas.

Este modelo de la pesquería se implementó en lenguaje C en la supercomputadora del CICESE, SGI ORIGIN 2000. Sin esta computadora no hubiera sido posible en la práctica realizar las "corridas" del modelo, debido a la capacidad de memoria y la velocidad de esta máquina (figura 22). Aunque se observa una disminución del tiempo de procesamiento de tipo exponencial, la diferencia es todavía mayor si consideramos que el tiempo de procesamiento también depende de la memoria RAM de la máquina y alguna corridas que pudieran durar semanas o más en una computadora personal tardaron horas en la SGI ORIGIN 2000. En el caso de la SGI ORIGIN 2000 se probaron los tres niveles de

optimización posibles durante la compilación (mecanismo de modificación del código del programa) y no se detectaron cambios en los resultados por lo que se utilizó el nivel tres de optimización.

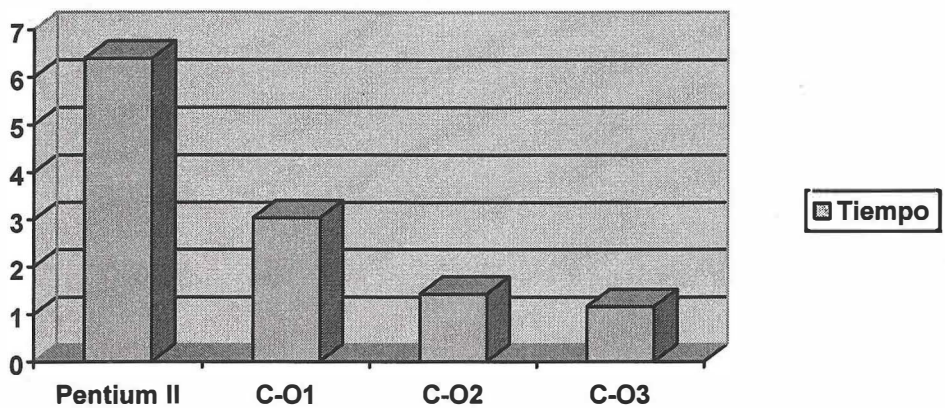
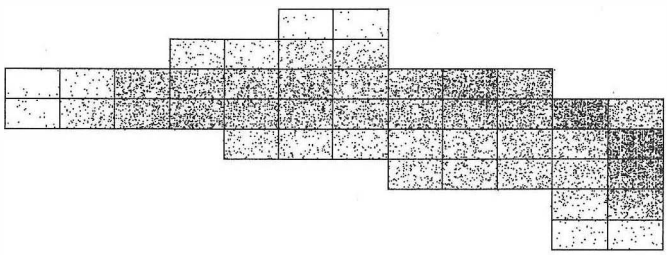


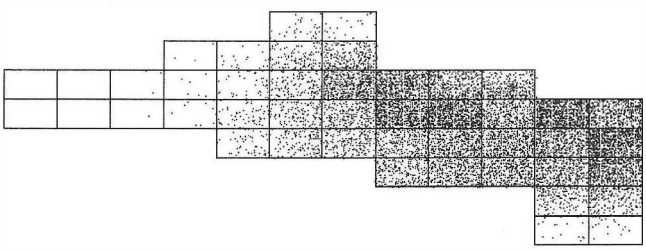
Figura 22. Velocidad en tiempo real (duración de la "corrida") en una PC y en la SGI CICESE 2000 en 3 niveles de optimización (C-01, C-02, C-03).

IV.3 Resultados

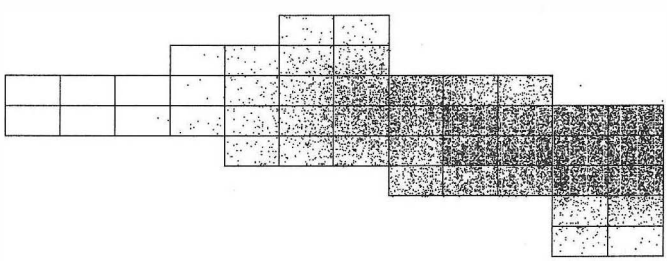
En la figura 23 se puede apreciar como se agrupan los atunes artificiales en algunas zonas



a)



b)

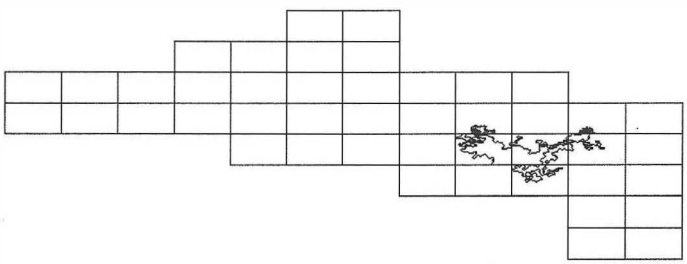


c)

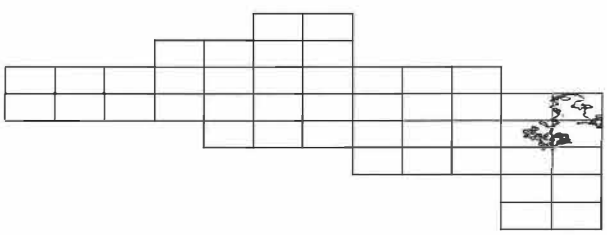
Figura 23. Ejemplo de distribución de atunes asociados a delfines (a), independientes (b) y cardúmenes asociados a objetos flotantes (c).

de confort, aunque la concentración en esas zonas varíe debido a la mortalidad natural, mortalidad por pesca y a la dinámica de los propios cardúmenes.

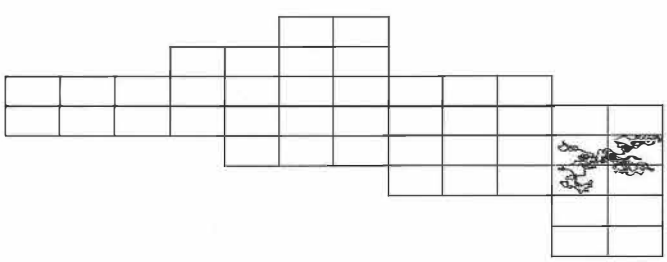
Con respecto a los movimientos realizados por los cardúmenes se puede observar como un cardumen asociado a delfines tiene mayor tendencia a alejarse de la costa en



a)



b)



c)

Figura 24. Ejemplos de movimiento de cardúmenes asociados a delfines a), independientes b) y asociados a objetos flotantes c).

comparación con los otros tipos de cardúmenes. En la figura 24 (a) se muestra la trayectoria de un cardumen asociado a delfines. El cardumen sigue una trayectoria de menor concentración (menor clinoquinesis) cuando se encuentra más al sur, lejos de su zona de mayor confort. En las figuras 24 (b) y (c) las trayectorias de un cardumen independiente y de otro asociado a objetos flotantes respectivamente, son más cerradas al percibir un mayor confort.

Con respecto a la distribución de los lances efectuados en un año de simulación del escenario de pesca (figura 25), se observa que la pesca se realiza en una extensión grande del espacio, abarcando un gran número de cuadrantes. Las áreas al oeste, más alejadas, son visitadas con mucho menor frecuencia.

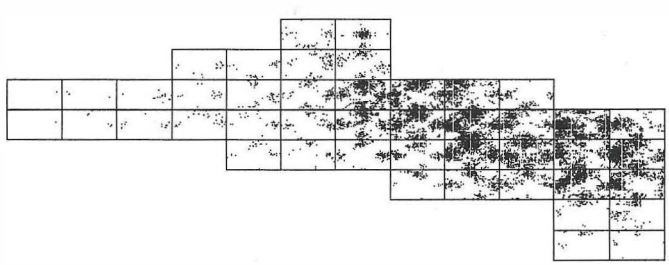


Figura 25. Distribución de los lances de pesca de la flota artificial, durante un período de un año.

Al principio el pescador artificial tiene que experimentar con su medio ambiente y cometer errores, esperando aprender de ellos y lograr una estrategia de pesca adecuada. En la figura 26, se aprecia como el pescador inexperto realiza unos recorridos muy largos y costosos. En el caso de los pescadores artificiales que ya pasaron por un proceso de aprendizaje observamos que los recorridos son dirigidos en ocasiones a un solo cuadrante pero pueden extender la búsqueda a 4 ó 5 cuando más (figura 27). Se observa cierto orden en el recorrido o un zig-zag, en ocasiones, entre zonas vecinas. En la misma figura se dan ejemplos de recorrido de embarcaciones de las dos categorías de embarcaciones, en viajes Dolphin-Safe o dedicados a la captura de cualquier tipo de cardumen de atún, partiendo de los diferentes puertos.

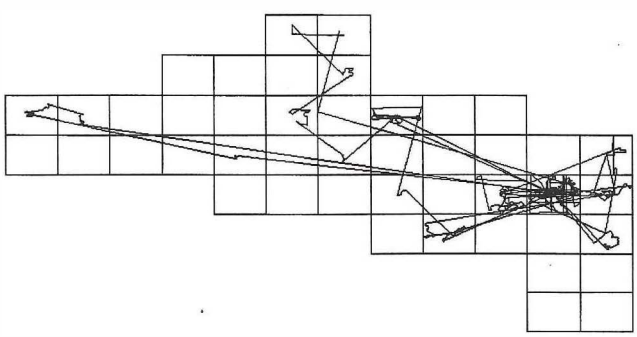
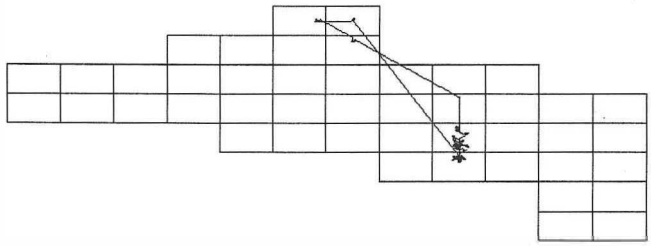
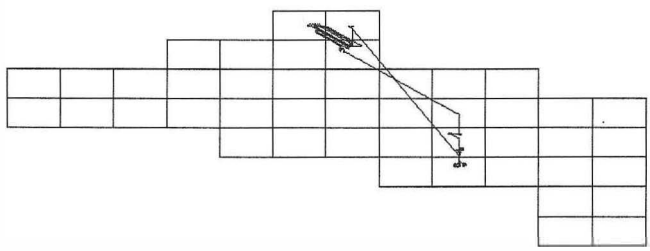


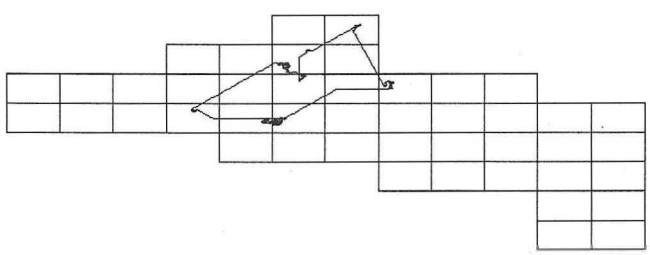
Figura 26. Trayectoria de un pescador artificial inexperto.



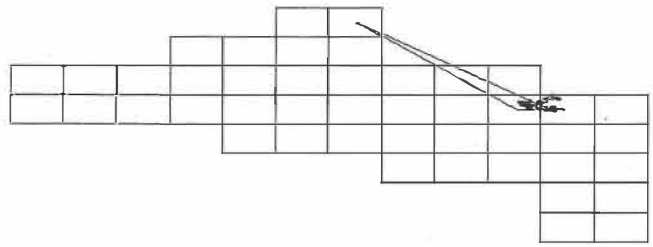
a)



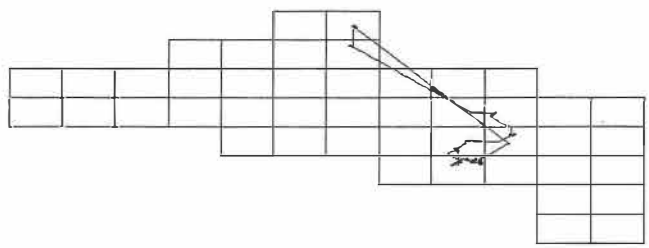
b)



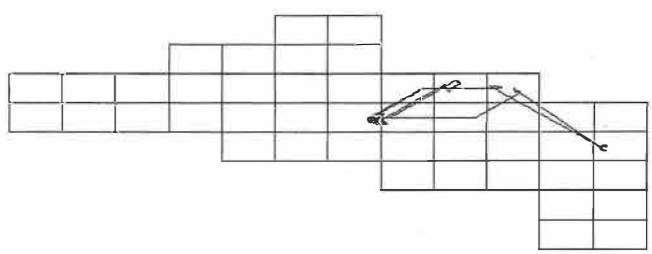
c)



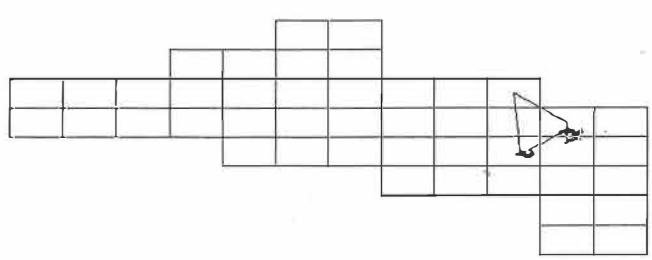
d)



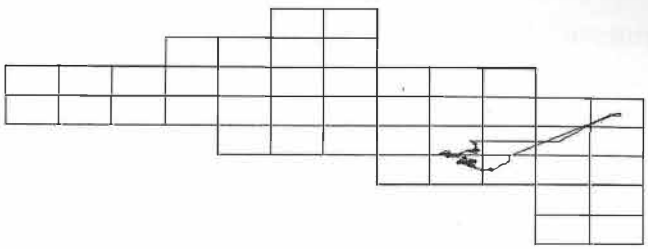
e)



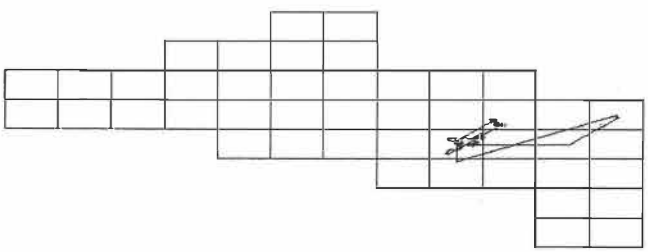
f)



g)



h)



i)

Figura 27. Trayectoria de diversos barcos (a-i).

Se entrevistó a un grupo de "jueces" (investigadores relacionados o no con la pesca y a un técnico pesquero de amplia experiencia) para realizar un test de Turing. Esta prueba fue propuesta por Alan Turing en 1950 para poder determinar si una maquina es inteligente. El principio de esta prueba consiste en que un individuo distinga los comportamientos humanos de los producidos por una maquina. Al juez no se le informa que comportamientos son humanos y cuales no. Si un comportamiento producido por una maquina es considerado como humano se considera que el comportamiento es inteligente

(Franklin, 1998). A los jueces que se escogieron para realizar el test de Turing, se les presentaron 8 trayectorias de viajes reales y 7 realizadas por el Pescator (Tabla IV). El juez "A" consideró que no tenía bases para diferenciar trayectorias reales de las artificiales. El juez "B" tuvo un porcentaje de acierto alto (73%) pero al mostrarle sus errores comentó que las trayectorias son parecidas. El juez "E" pudo diferenciar perfectamente los dos grupos pero al decidir que conductas se podrían considerar inteligentes y propias de un pescador humano se decidió por las generadas por el modelo. Los otros jueces tuvieron porcentajes de error elevados (alrededor de 50 %) y en particular el juez "F", que es un técnico de pesca reconocido, con amplia experiencia y que está familiarizado con la forma de las trayectorias de sus viajes de pesca, obtuvo un porcentaje de error elevado. Él consideró a seis de las trayectorias artificiales como recorridos de embarcaciones atuneras y solo dos trayectorias del modelo fueron reconocidas como tales.

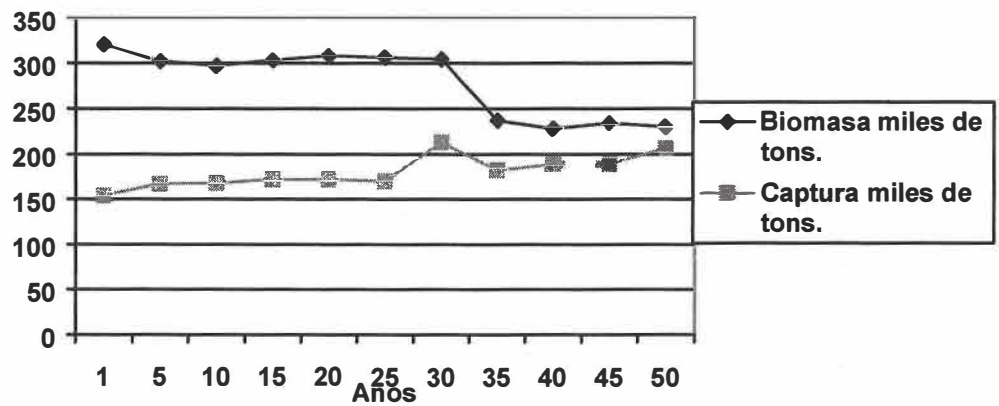
TABLA IV. Resultados del test de Turing aplicado a 7 individuos (jueces) con la finalidad de distinguir entre trayectorias de barcos reales y artificiales.

	Trayectos reales	**Trayectos Pescator**	**Sin clasificar**	**Porcentaje de aciertos**	**Comentarios**
Juez A	¿?	¿?			No tenía bases para diferenciar
Juez B	5 aciertos 1 falla	6 aciertos 3 fallas		73%	Muy parecidas
Juez C	4 aciertos 2 fallas	3 aciertos 3 fallas	3	46%	Muy parecidas
Juez D	4 aciertos 3 fallas	5 aciertos 3 fallas		60%	Muy parecidas
Juez E	0 aciertos 7 fallas	0 aciertos 8 fallas		0%	
Juez F	2 aciertos 6 fallas	2 aciertos 5 fallas		26%	+/- parecidas
Juez G	3 aciertos 4 fallas	4 aciertos 4 fallas		46%	Muy parecidas

Se realizó también una comparación entre las distancias recorridas en 100 viajes de pesca reales (promedio de 5880 millas naúticas) y en 100 viajes de pesca en el modelo (promedio de 5996 millas naúticas). Se realizó una prueba "t" de Student de dos colas con una "t" observada de 0.72 que resultó no significativa.

En cuanto a las estadísticas de captura de las embarcaciones durante un año de pesca, se observa un mejor desempeño de las embarcaciones de mayor capacidad de

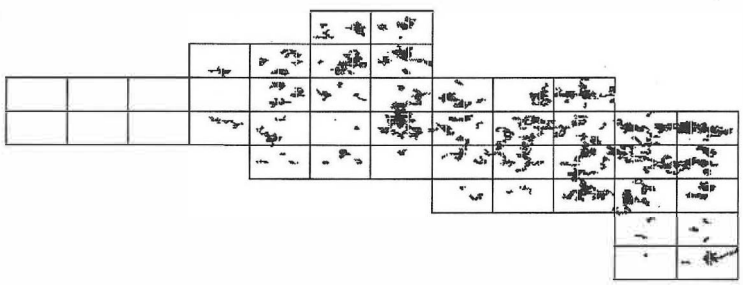
acarreo. Esas embarcaciones logran una captura promedio anual de 3,828 toneladas, mientras que las embarcaciones de la misma categoría pero dedicadas a la pesca "Dolphin Safe" obtienen una captura promedio de 1,145 toneladas. En lo que respecta a embarcaciones pequeñas, las que buscan todo tipo de cardúmenes obtienen un promedio anual de 1,315 toneladas mientras que las otras sólo obtienen 378 toneladas en promedio. En una simulación de 50 años de pesquería, la biomasa de AAA varía entre 228 y 320 mil toneladas al inicio de cada año sin considerar la biomasa reclutada durante todo el año (212,544 toneladas) y la captura varía entre 154 y 207 mil toneladas, (figura 28).



Figuras 28. Biomasa y captura de atún aleta amarilla durante una simulación de 50 años de pesca.

Con la finalidad de comparar la distribución del esfuerzo pesquero en el escenario actual y en el escenario de pesca libre de delfines se presenta la posición de los Pescatores sólo en situación de búsqueda de cardúmenes durante un mes de actividad (figura 29).

a)



b)

Figura 29. Distribución del esfuerzo de búsqueda en el escenario actual (a) y en el escenario de pesca libre de delfines (b).

Se observan concentraciones mayores del esfuerzo en ciertos cuadrantes en el escenario actual y la búsqueda de cardúmenes en un mayor número de zonas en el escenario de pesca libre de delfines. Además, las zonas de pesca del escenario actual que se encuentran más al oeste y dejan de ser visitadas por los Pescatores en el escenario sin pesca sobre cardúmenes asociados a delfines.

IV.4 Discusión

El medio ambiente es representado de manera muy simple, sin embargo dadas las capacidades sensoriales de los atunes artificiales y el considerar a cada cardumen como una componente del modelo, generan de todos modos una dinámica espacial. Los organismos no permanecen indefinidamente en las zonas de mayor confort. Se puede intentar representar de manera más compleja el medio ambiente pero eso debe de estar ligado a un mayor conocimiento del comportamiento de los atunes, ya que en realidad se modela la interacción medio ambiente-cardumen. Esos estudios deberán analizar entre otras cosas, las diferencias de comportamiento de los organismos al pasar de una asociación a objetos flotantes a una con mamíferos marinos y cuales son las claves que guían a los peces para formar los diferentes tipos de cardúmenes.

Como parte de la calibración del modelo se pueden hacer ajustes a los parámetros de mortalidad natural y de reclutamiento, incluso se puede dar mayor dinamismo al considerar variabilidad en esos parámetros pero estos cambios deben de estar ligados a la pregunta que se quiere que el modelo responda.

Otro aspecto relacionado con la dinámica poblacional y que puede generar divergencias en la abundancia de las poblaciones natural y artificial es de que en el modelo un cardumen asociado a objetos flotantes se transforma en un cardumen independiente al cumplir la edad requerida y este a su vez en uno asociado a delfines. No se considera que el número de organismos es mucho mayor en cardúmenes compuestos por individuos de menor edad.

En esta versión del modelo no se consideran mas que las capturas y la dinámica del AAA, mientras que en la realidad se obtienen capturas importantes de barrilete, *Katsuwonus pelamis*, que se encuentra asociado especialmente a cardúmenes de brisas y de objetos flotantes. Eso tiene un efecto importante ya que las embarcaciones que en este modelo se dedicaron a la pesca "Dolphin Safe" tuvieron capturas muy bajas en comparación con la realidad. Si consideráramos una captura adicional de barrilete en cardúmenes no asociados a delfín, la simulación sería más parecida a la realidad en este aspecto. Los barcos que pescaron los tres tipos de cardúmenes, por el contrario obtuvieron capturas semejantes a las reales.

El refuerzo de cada Pescator fue proporcional a la captura obtenida y ponderada por el precio del atún que es mayor en el caso de los atunes que se asocian con delfines. Este aspecto puede haber influido en algunos de los pescadores artificiales dedicados a la pesca "Dolphin Safe", a ser muy precavidos en su actividad, y no ser tan exitosos.

Es interesante ver en la distribución de los lances en el modelo, que el esfuerzo al extremo oeste es muy bajo y que en el caso de la flota mexicana, las embarcaciones con mayor capacidad de acarreo se dirigen a esas zonas únicamente durante la temporada de tormentas (Dreyfus-León, 1996).

Por otro lado lado, el test de Turing sirvió como un método de validación del modelo. En algunos casos se pudo diferenciar en porcentaje elevado las trayectorias del modelo y de embarcaciones reales. Sin embargo estos jueces pudieron diferenciar las trayectorias debido a que los movimientos de traslado entre áreas son perfectamente rectos en el caso del Pescator. Las trayectorias de traslado entre áreas de pesca, en el caso de las embarcaciones reales, son más sinuosas por tener que considerar otros factores como las

corrientes marinas y tormentas que en este modelo no existen. Además el pescador real tiene la posibilidad de cambiar de rumbo al observar algún signo de presencia de cardúmenes durante el traslado entre áreas, situación que no se permite en este modelo. Los demás jueces tuvieron un porcentaje de error elevado, que en algunos casos es comparable a una clasificación aleatoria de las trayectorias presentadas, y no deja de ser interesante que el juez "F", siendo un experto y conocedor de las trayectorias que él realiza ya que después de cada viaje ha visto la gráfica de su ruta de pesca, haya tenido un elevado número de errores al clasificar los recorridos.

La comparación de las distancias recorridas muestra también una similitud que no es producida en este modelo por las redes neuronales sino por haber considerado en el modelo la duración de viajes y la velocidad de navegación de las embarcaciones reales.

Por último, en el escenario actual, el esfuerzo de búsqueda se concentra más en ciertas zonas debido a que coincide la presencia de los tres tipos de cardúmenes en altas concentraciones. Ésto posiblemente induce a los Pescatores a permanecer en esos lugares. En el escenario de pesca libre de delfines no se presenta tan alta concentración de presas, y un mayor número de cuadrantes es visitado. En contraste, es factible que el esfuerzo de pesca real tuviera una reducción espacial (en el caso de la pesca libre de delfines), debido a que los cardúmenes libres se encuentran en una región más costera en comparación a como son representados en este modelo. Por otro lado, la pesca real asociada a objetos flotantes se localiza en las zonas óptimas de confort al sur y en este modelo los cardúmenes tienden a concentrarse también en otras regiones. Será necesario ajustar el modelo en este aspecto, posiblemente modificando la calidad del hábitat y las capacidades sensioriales y de memoria de los cardúmenes.

V Discusión general

La evaluación de un modelo es un aspecto importante de análisis. Sin embargo no existen criterios aceptados universalmente e incluso existen divergencias de opinión en cuanto a lo que eso significa y como lograrlo, además de estar enmarcada esta discusión por diversos puntos de vista filosóficos (Oreskes et al., 1994; Rykiel, 1996).

Estos modelos se pueden evaluar comparando las estrategias de búsqueda, que en el caso de los peces concuerda con la teoría y la observación. En el caso de los pescadores las estrategias emergentes son sensatas y concuerdan con algunas observaciones, además del parecido visual de los recorridos (de acuerdo a los resultados del test de Turing) y la longitud de los trayectos. En lo relativo a la estructura interna de estas representaciones de comportamiento, se puede discutir acerca de cual es la información relevante que un pez analiza para tomar decisiones de movimiento. Los peces pueden utilizar claves celestes, orientación lunar, campos magnéticos, corrientes, claves visuales, el olfato, salinidad, temperatura, búsqueda aleatoria o la maximización del confort como base para su comportamiento de movimiento (Mc Keown, 1989; según Dagorn *et.. al*, 1997). Estos mecanismos pueden estar incorporados en el genoma de la especie, sin embargo el nivel de conocimiento en etología de peces es muy básico y no se conoce en realidad cuales son los mecanismos que actúan en el caso de los atunes. Por otro lado, al comparar dos organismos artificiales con capacidades sensoriales diferentes, aunque no se elucida este problema, se aprecia que la eficiencia de estos mecanismos está muy ligada al medio ambiente en que se encuentran los organismos. No por ser muy complejas las capacidades de un organismo no le van a proporcionar al individuo mejores capacidades para sobrevivir.

El Pescator en ese mismo sentido sí incorpora en su estructura cognoscitiva información que es considerada útil y sus decisiones fueron impulsadas, por lo menos parcialmente, a semejanza de los reales (la percepción de la abundancia del recurso en las diferentes zonas).

Es de importancia hacer la comparación entre los seres artificiales y los seres vivos desde un punto de vista etológico, analizar las conductas que afloran lo más objetivamente posible evitando el sesgo hacia lo humano, evitando sesgos por introspección. En este sentido, se han descrito los movimientos en el espacio de los cardúmenes artificiales y se ha visto la similitud que presentan con las estrategias de algunos predadores en la naturaleza.

De manera pragmática y en función del objetivo para el que se construye el modelo, algunos aspectos del modelo y los juicios con respecto a su validez pueden no tener trascendencia. Por ejemplo, no es relevante el tener los mecanismos de decisión de un pez real e incluso, se puede mantener a las presas estáticas y tener un modelo adecuado, si el objetivo está enfocado en la modelación de los pescadores.

El medio ambiente fue modelado de manera sencilla, con base en el supuesto de que las zonas históricas de mayor esfuerzo de pesca sean las zonas óptimas para el recurso. Existe todo un potencial de generar escenarios con ambientes más dinámicos aunque poco se conoce en realidad a bajas escalas espaciales. Sin embargo algunas variables como la temperatura pueden servir como claves para un organismo y servirle de señal de otros fenómenos que estén ocurriendo y, con la información proporcionada por imágenes de satélite se le puede dar mayor realismo y complejidad al ambiente simulado.

La información que el Pescator analiza puede ser incrementada con datos de gasto de combustible ó temporada del año por ejemplo y se puede considerar, en algún

escenario, la transmisión de información entre grupos de pescadores. Este es un fenómeno existente en la pesquería de atún, que no fue considerado en este modelo preliminar y que no ha sido analizado a fondo pero que repercute en las estimaciones del esfuerzo pesquero y de la abundancia del recurso.

Las tormentas son un fenómeno que dicta parte de la conducta de los pescadores, se tienen que buscar zonas alternas de pesca cuando las condiciones oceanográficas no son las adecuadas Se puede representar un escenario con esas características y proporcionarle al pescador artificial por lo menos conocimiento de la estación del año para que tenga herramientas para lidiar con el fenómeno.

Pese a los supuestos y las limitaciones de conocimiento, se puede juzgar al modelo por su potencial en el ámbito para el que fue creado, la administración pesquera. Será necesario calibrar el modelo y plantearse escenarios específicos con un determinado esquema de explotación y de regulación para tener una predicción por lo menos cualitativa de lo que puede ocurrir en el sistema real. En este sentido se tendrá que ajustar el número de elementos (cardúmenes y embarcaciones) representados, modificar los parámetros utilizados e incorporar incertidumbre y variabilidad existente en el sistema. De la misma manera será necesario considerar un cambio en la estructura de la red neuronal de los cardúmenes y modificar las zonas de confort para los peces para que su distribución en el espacio sea más parecida a la observada en la naturaleza.

Un modelo no puede ser perfecto, especialmente si se compara con el mundo real. Sin embargo ese no es el cuestionamiento que se debe hacer, porque en ese caso, todo modelo sería erróneo. La única forma en que el modelo no sería criticable es convirtiéndose en la realidad misma.

Todo el conocimiento del Hombre es un modelo de la realidad. La representación puede darse como un modelo mental, verbal o matemático y desde el punto de vista filosófico se puede cuestionar si es posible alcanzar el conocimiento a través de estas analogías. ¿Cómo saber si nuestros modelos de los sistemas naturales y los sistemas en si tienen una relación el uno con el otro? (Casti, 1996).

Es imposible demostrar o verificar si un modelo que intenta simbolizar a un sistema natural es "verdadero", debido a que estos sistemas son abiertos. Sin embargo, los modelos se pueden evaluar en términos relativos aunque su poder de predicción siempre puede ser cuestionado. El valor primordial de un modelo es heurístico, nos guía hacia donde es necesario realizar más estudios y nos ayuda a explorar el "que pasaría si...". También se puede intentar validarlo, ya que no se requiere un juicio de verdad, sino establecer la legitimidad del argumento (Oreskes *et al.*, 1994). Se requiere que el modelo sea aceptable desde el punto de vista del uso para el que fue construido, lo cual es un enfoque pragmático, y ya que el conocimiento es incompleto podemos juzgar al modelo con base en la verdad científica existente al tiempo de la construcción del modelo (Rykiel, 1996).

La trascendencia de este enfoque de modelación basado en las componentes individuales debe de ser ratificada también por la utilidad que tenga la representación. Las redes neuronales y los algoritmos genéticos pueden ser parte fundamental en la formulación de modelos sobre la base de una representación reduccionista, derivando las propiedades de los sistemas ecológicos de las propiedades de los elementos constituyentes de esos sistemas, en vez del pensamiento holístico que ha sido el punto de vista predominante en ecología (Lomnicki, 1992). En realidad, pese a estar modelando a los elementos constituyentes de un sistema, no se sigue una filosofía reduccionista, puesto que no se

intenta comprender a un sistema describiendo tan solo a sus componentes básicos, sino que por el contrario se genera un modelo más complejo al permitir las interacciones de menor nivel o de escala más fina, que son las que generan los atributos del sistema.

Este parece ser un campo prometedor para la modelación espacial en pesquerías, al incorporar la componente de comportamiento que dicta los movimientos en el espacio, tanto de los cardúmenes como de los pescadores. Este tipo de modelos resulta más flexible que los modelos tradicionales, debido a la posibilidad de generar aprendizaje y por lo tanto adaptación de las entidades representadas. Es una situación ideal para analizar en particular la dinámica del esfuerzo pesquero en función de los ajustes que tendrían que realizar los pescadores para hacer frente a un determinado esquema de regulación.

Será interesante explorar otras posibilidades que hagan más compleja la estructura de procesamiento de los pescadores artificiales, especialmente la lógica difusa debido a las características del conocimiento que los pescadores tienen sobre el ambiente marino.

Dentro de los aspectos más interesantes a estudiar está el de la información compartida dentro de grupos de pescadores. Este aspecto es especialmente importante por la influencia que tiene en las estimaciones de abundancia del recurso. Será importante hacer los ajustes necesarios al modelo para considerar este aspecto, ver la influencia que tiene en las estimaciones e índices que utilizan una medida de esfuerzo y analizar su repercusión en los modelos de dinámica de poblaciones que los incorporan.

LITERATURA CITADA.

Able, K. P. 1980. Mechanisms of orientation, navigation, and homing. En: Sidney A. Gauthreaux, Jr. (ed.). Animal Migration, Orientation, and Navigation. Academic Press, capítulo 5: 284-363 p.

Abrahams, M.V. y M.C. Healey, 1990. Variation in the competitive abilities of fishermen and its influence on the spatial distribution of the British Columbia salmon troll fleet. Can. J. Fish. Aquat. Sci., Vol. 47: 1116-1121 p.

Allen, P.M. y J. M. McGlade, 1986. Dynamics of discovery and exploitation: The case of the scotian shelf groundfish fisheries. Can. J. Fish. Aquat. Sci. Vol 43:1187-1200 p.

Anganuzzi, A., 1996. An Aggregate Model of Effort Distribution. En: R.S. Shomura, J. Majkowski y R.F. Harman (ed.). Status of Interaction of Pacific Tuna Fisheries in 1995. En: Shomura, R., J. Majkowski y S. Langi (ed). Proceedings of the second FAO Expert Consultation on Interaction of Pacific Tuna Fisheries. Shimizu, Japan, 23-31 January 1995. FAO Fisheries Technical Paper 365. Rome, FAO. 1996. 612 p.

Barr A. y E.A. Feigenbaum. 1981. The handbook of Artificial Intelligence. W. Kauffmann, 409 p.

Benhamou, S. y P. Bovet. 1989. How animals use their environment: a new look at kinesis. Anim. Behav. 38: 375-383 p.

Benhamou, S. y P. Bovet. 1991a. Modeling and simulation of animal's movements. En: Jean-Arcady Meyer y Stewart W. Wilson (ed.). From animals to animats: proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour, 135-139 p.

Benhamou, S. y P. Bovet. 1991b. Biological functions of sinuosity regulations: a reply to Budenberg. Anim. Behav. 42: 159-160 p.

Benhamou, S. 1992. Efficiency of area-concentrated searching behaviour in a continous patchy environment. J. theor. Biol. 159: 67-81 p.

Bonarini, A., 1997. Anytime Algorithms. Adap. Beh. Vol.5 (3/4):281-315 p.

Casti, J. L. 1996 Confronting science's logical limits. Sci. Am., Vol. 105: 102-105 p.

Clark, C.W. y M. Mangel, 1979. Aggregation and fishery dynamics: a theoretical study of schooling and the purse seine tuna fisheries. Fish. Bull.: Vol. 77(2): 317-337 p.

Clark, C.W. y M. Mangel, 1984. Foraging and flocking strategies: information in an uncertain environment. Am. Nat., Vol. 123: 626-641 p.

Comisión Interamericana del Atún Tropical. 1998. Informe anual 1996. La Jolla California, EEUU, 306 p.

Comisión Interamericana del Atún Tropical. 1999. El año pesquero 1998. Documento 1, 63 Reunión de la CIAT, 8 al 10 de Junio de 1999, Guayaquil, Ecuador, 19 p.

Dagorn, L., M. Petit y J.M. Stretta. 1997. Simulation of large-scale tropical tuna movement in relation with daily remote sensing data: the artificial life approach. Biosys. 44: 167-180 p.

DeAngelis, D. L. y G. T. Yeh. 1984. An introduction to modeling behaviour of fishes. En: J. D. McCleave, G. P. Arnold, J. J. Dodson y W. H. Neil (ed.). Mechanisms of Migration in Fishes 445-469 p.

Dreyfus-León, M. J. 1991. Control Óptimo de un sistema bioeconómico: la pesquería de atún aleta amarilla, *Thunnus albacares*, en el Océano Pacífico Oriental. Tesis de Maestría. CICESE, Ensenada, Baja California, 80 p.

Dreyfus-León, M. J. 1996. Dinámica de la flota atunera mexicana. El Vigía 1(3):8-9 p.

Edwards, E. F. y P. Kleiber. 1989. Effects of nonrandomness on line transect estimates of dolphin school abundance. Fish. Bull. 87: 859-876 p.

Fausett, L. 1994. Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications. Prentice-Hall Press, 460 p.

Fogel, D.B. 1995. Evolutionary computation: towards a new philosophy of machine intelligence. IEEE PRESS, 272 p.

Franklin, S. 1998. Artificial Minds. MIT PRESS, 449 p.

Gillis, D.M., R.M. Peterman y A.V. Tyler, 1993. Movement dynamics in a fishery: application of the ideal free distribution to spatial allocation of effort. Can. J. of Fish. and Aquat. Sci. 50: 323-333 p.

Goldberg, D. L. 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley Publishing Company, 412 p.

Hall M. y C. Lennert. 1992. The association of tunas with floating objects and dolphins in the eastern Pacific Ocean. Inter-American Tropical Tuna Commission, 21 p.

Harden-Jones, F. R. 1984. A view from the ocean. En: J. D. McCleave, G. P. Arnold, J. J. Dodson y W. H. Neil (ed.). Mechanisms of Migration in Fishes, 1-26 p.

Hilborn, R., 1985. Fleet dynamics and individual variation: why some people catch more fish than others. Can. J. Fish. Aquat. Sci., Vol. 42: 2-13 p.

Hilborn, R. y M. Ledbetter, 1979. Analysis of the British Columbia salmon purse-seine fleet: Dynamics of movement. J. Fish. Res. Board Can. 36: 384-391 p.

Hilborn, R. y C.J. Walters, 1987. A general model for simulation of stock and fleet dynamics in spatially heterogeneous fisheries. Can. J. of Fish. and Aquat. Sci. 44: 1366-1369 p.

Hinton, M.G. y G.V. Steeg. 1994. Statistics of the eastern Pacific Ocean tuna fishery, 1979 to 1992. Inter-American Tropical Tuna Commission. Data Report (8): 96 p.

Holland, K N., R. W. Brill y R. K.C. Chang. 1990. Horizontal and vertical movements of yelowfin and bigeye tuna associated with fish aggregating devices. Fish. Bull., 88: 493-507 p.

Jamon, M. 1991. The contribution of quantitative models to the long distance orientation problems. En: Jean-Arcady Meyer y Stewart W. Wilson (ed.). From animals to animats: proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour, 160-168 p.

Judson, O.P., 1994. The rise of the individual-based model in ecology. TREE, Vol 9 (1): 9-14 p.

Kawata, M. y Y. Toquenaga, 1994. From artificial individuals to global patterns. TREE, Vol. 9 (11): 417-421 p.

Kleiber, P. y E.F. Edwards. 1988. A model of tuna vessel and dolphin school movement in the eastern tropical Pacific: technical description of the model. U.S.NMFS,SWFC Admin. Report LJ-88-28, 18 p.

Knoppien, P. K. y Reddingius, J. 1985. Predators with two modes of searching: A mathematical model. J. Theor. Biol. 114: 273-301 p.

Lin, L.J., 1991. Self-Improving Reactive Agents: Case Studies of Reinforcement Learning Frameworks. En: Jean-Arcady Meyer y Stewart W. Wilson (ed.). From animals to animats: Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior. 297-305 p.

Lomnicki, A. 1992. Population ecology from the individual perspective. En: D. L. DeAngelis y L. J. Gross (ed.). Individual-based models and approaches in Ecology. Chapman & Hall, inc.

Maclin, R. y J.W. Shavlik, 1996. Creating advice-taking reinforcement learners. Mach. Lear., 22: 251-281 p.

Maes, P., 1993. Behavior-based artificial intelligence. En: J.A. Meyer, H.L. Roitblat y S.W. Wilson (ed.). From Animals to Animats 2. Proceedings of the Second International Conference on Simulation of Adaptive behavior, 2-10 p.

Mahadevan, S., 1994. To discount or not to Discount in Reinforcement Learning: A Case Study Comparing R learning and Q Learning. En: W.W. Cohen y H. Hirsh (ed.). Machine Learning. Proceedings of the Eleventh International Conference, 164-172 p.

Mangel, M., 1981. Search effort and catch rates in fisheries. European Journal of Operational Research. 11: 361-366 p.

Mangel, M. y J.H. Beder, 1985. Search and stock depletion. Can. J. of Fish. and Aquat. Sci. 42: 150-163 p.

Mangel M. y C.W. Clark, 1983. Uncertainty, search, and information in fisheries. J. Cons. Int. Explor. Mer, 41: 93-103 p.

Mangel M. y C.W. Clark, 1986. Search theory in natural resource modelling. Nat. Res. Mod. Vol. 1(1): 3-54 p.

McCord N., M. y W. T. Illingworth. 1990. A practical guide to neural nets. Addison-Wesley, 344 p.

McNamara, J.y A. Houston. 1985. A simple model of information use in the exploitation of patchily distributed food. Anim. Behav. 33: 553-560 p.

Murphy T.C. y G.T. Sakagawa. 1977. A review and evaluation of estimates of natural mortality rates of tunas. COLECT. Vol. Sci. Pap. ICCAT, 6(1): 17-23 p.

Neill, W. H. 1984. Behavioural enviroregulation's role in fish migration. En: J. D. McCleave, G. P. Arnold, J. J. Dodson y W. H. Neil (ed.). Mechanisms of Migration in Fishes, 61-77 p.

Oreskes, N., K. Shrader-Frechette y K. Belitz. 1994. Verification, validation, and confirmation of nmerical models in the earth sciences. Sci., Vol. 263: 641-646 p.

Polacheck, T., 1988. Analyses of the relationship between the distribution of searching effort, tuna catches, and dolphin sightings within individual purse seine cruises. Fish. Bull.: Vol. 86(2): 351-366 p.

Punsly R.G., P.K. Tomlinson y A.J. Mullen. 1994. Potential tuna catches in the eastern Pacific Ocean from schools not associated with dolphins. Fish. Bull. 92(1): 132-143 p.

Pyke, G. H. 1978. Are animals efficient harvesters? Anim. Behav., 26: 2451-250 p.

Quinn, T. P. 1984. An experimental approach to fish compass and map orientation. En: J. D. McCleave, G. P. Arnold, J. J. Dodson y W. H. Neil (ed.). Mechanisms of Migration in Fishes, 113-123 p.

Reeves, C. R. 1993. Using genetic algorithms with small populations. En: Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kauffman Publishers, 92-99 p.

Rich, E. y K. Knight. 1991. Artificial Intelligence. McGraw-Hills, 621 p.

Rykiel, E. Jr. 1996. Testing ecological models: the meaning of validation. Ecol. Mod. 90: 229-244 p.

Sakagawa, G.T. 1991. Are U.S. regulations on tuna-dolphin fishing driving U.S. seiners to foreign-flag registry? North Amer. J. of Fish. Manag. 11: 241-252 p.

Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca. 1998. Pesca del atún y protección del delfín. Cuadernos SEMARNAP: 61p.

Smith, C. L., J. M. Stander y A. V. Tyler, 1982. Human behavior incorporation into ecological computer simulations. Envir. Manag., Vol. 6(3): 251-260 p.

Sutton, R.S. y A. G. Barto, 1998. Reinforcement Learning. An introduction. The MIT press, 322 p.

Szekely, A. 1983. Implementing the new law of the sea: the mexican experience. En: Rothschild, B.J(ed.). Global Fisheries. Perspectives for the 1980's. Springer-Verlag, New York: 51-72 p.

Thagard, P., 1996. Mind. Introduction to cognitive science. MIT press, 213 p.

Van der Steen, W. J. 1984. Methodological aspects of migration and orientation in fishes. En: J. D. McCleave, G. P. Arnold, J. J. Dodson y W. H. Neil (ed.). Mechanisms of Migration in Fishes, 421-443 p.

Watkins, C.J.C.H. y P. Dayan, 1992. Technical Note Q-Learning. Mach. Lear., 8: 279-292 p.

Whitehead, S.D., 1991. Complexity and cooperation in Q-Learning. En: L. A. Birnbaum y G. C. Collins (ed.). Proceedings of the Eighth International Workshop on Machine Learning, San Mateo, California 1991, 363-367p.

Whitehead, S.D. y L.J. Lin., 1995. Reinforcement learning of non-Markov decision processes. Art. Intell., 73: 271-306 p.

Wild A. 1994. A review of the biology and fisheries for yellowfin tuna, *Thunnus albacares* in the EPO. En: Shomura, R., J. Majkowski y S. Langi (ed.). FAO Fisheries Technical Paper. Interactions of Pacific Tuna Fisheries. Roma, Italia, 336(2): 52-107 p.

APÉNDICE A. Algoritmo del programa de simulación de la pesquería de atún aleta amarilla.

- Asignación de valores iniciales para las conexiones de las redes neuronales, tiempo de permanencia en puerto para cada embarcación y número de cardúmenes iniciales.
- Ciclo anual
    - Ciclo días
        - Si es el primer día del mes
            - Calcular biomasa existente.
            - Calcular mortalidad natural.
            - Generar cardúmenes reclutados a la pesquería.
            - Producir mortalidad natural.
        - Ciclo barcos
            - Si el tiempo de permanencia en puerto ha terminado: asignación de duración de viaje de pesca.
            - Si barco fuera de puerto: RN1 decide traslado o búsqueda de cardúmenes.
            - Si barco en viaje de pesca y se ha alcanzado la duración del viaje: barco a puerto correspondiente.
                - Ciclo horas
                    - Para cada barco

- Si barco en maniobras de pesca: barco a la deriva
- Si barco decidió trasladarse a otra área: barco en movimiento día y noche.
- Si barco decidió buscar cardúmenes o llegó a nueva zona de pesca y no está realizando una maniobra: se activa la red de movimiento local
    - Si localiza un cardumen: barco en maniobras y se produce mortalidad por pesca.

- Cada 6 horas
    - Movimiento de cardúmenes en función de la información almacenada en memoria y de su edad. (zonas de confort diferentes).

- Correción por retropropagación de cada red RN1 que se haya activado.
- Cambio de edad (+ un día) para cada cardumen.

APÉNDICE B. Ejemplo de aprendizaje de una red neuronal.

En el "diskette" anexo, está un archivo ejecutable de nombre **robopez.exe**. Se puede ejecutar en ambiente "DOS" al escribir desde el "drive" en que se localiza el archivo, el nombre del programa. Otra opción es la de utilizar la opción "Ejecutar" de Windows.

Al ejecutar el programa se aprecia un "animat" ó "robopez" del tipo de RN1 y RNP1 diseñados en esta tesis. El robopez tiene como objetivo aprender una estrategia de movimiento que le permita capturar el mayor número de presas en un ambiente artificial.

Las presas (de color verde) se encuentran estáticas en un mundo toroidal. El "robopez" recibe un premio cada vez que encuentra una presa y un castigo cuando no ocurre lo anterior. Las presas desaparecen si son localizadas.

Se presenta un histograma con la frecuencia de encuentro de presas por intervalos de tiempo.