



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN

**DIAGNÓSTICO Y PREDICCIÓN DEL HÁBITAT
EN LA CAMARONICULTURA**

T E S I S

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

PRESENTA:

M. en C. JOSÉ JUAN CARBAJAL HERNÁNDEZ

DIRECTOR DE TESIS:

DR. LUIS PASTOR SÁNCHEZ FERNÁNDEZ



MEXICO D.F.

JUNIO 2010



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

SIP-14

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D. F. siendo las 12:00 horas del día 14 del mes de Junio de 2010 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de Tesis designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis de grado titulada:

“DIAGNÓSTICO Y PREDICCIÓN DEL HÁBITAT EN LA CAMARONICULTURA”

Presentada por el alumno:

CARBAJAL

Apellido paterno

HERNÁNDEZ

Materno

JOSÉ JUAN

nombre(s)

Con registro:

B	0	6	0	9	0	2
---	---	---	---	---	---	---

aspirante al grado de: **DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

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

LA COMISIÓN REVISORA

Presidente

Dr. Sergio Suárez Guerra

Secretario

Dr. Oleksiy Pogrebnyak

Primer vocal
(Director de Tesis)

Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández

Segundo vocal

Dr. Amadeo José Argüelles Cruz

Tercer vocal

Dr. Cornelio Yáñez Márquez

EL PRESIDENTE DEL COLEGIO

M. en C. Sergio Sandoval Reyes



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
CENTRO DE INVESTIGACIÓN
EN COMPUTACIÓN
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA DE CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México D.F. el día 17 del mes de junio del año 2010, el que suscribe José Juan Carbajal Hernández alumno del Programa de Doctorado en Ciencias de la Computación con número de registro B060902, adscrito a Centro de Investigación en Computación, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández y cede los derechos del trabajo intitulado Diagnóstico y Predicción del Hábitat en la Camaronicultura, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección carbajalito@hotmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

José Juan Carbajal Hernández

Con todo mi amor y cariño dedicada a mi esposa e hijo:

María de los Ángeles

Y

José Ángel

A quienes debo su comprensión y paciencia sin las cuales hubiera sido imposible realizar esta tesis.

Ante la adversidad, la perseverancia

y el coraje nos hace más fuertes.

¡Siempre sigan adelante!

Agradecimientos

A mi asesor Dr. Luis Pastor Sánchez Fernández por su invaluable ayuda y guía para la realización de mi Doctorado y la terminación de esta tesis.

Al Instituto Politécnico Nacional y al Centro de Investigación en Computación por la oportunidad y apoyo en la realización de este trabajo de tesis, a las que me debo como profesionista.

Al jurado por sus sugerencias, comentarios y correcciones.

Al CONACyT por su apoyo económico en la realización de este trabajo.

Al Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste y al Instituto Tecnológico de Sonora por su apoyo en la obtención de bases de datos medioambientales para la elaboración de esta tesis.

A mis hermanos, amigos y todas aquellas personas que me han ayudado a cumplir mis metas.

Y en especial a mis papas Martha y José Elías, a quienes les estaré eternamente agradecido por su gran apoyo en cada una de mis logros personales y profesionales.

Resumen

El trabajo de tesis presenta nuevos modelos computacionales para el diagnóstico y predicción de la calidad del agua en sistemas de cultivo de camarón, con base en el procesamiento de patrones medioambientales.

Los estudios elaborados de la calidad del agua se basan por lo general en analizar la toxicidad de las concentraciones de compuestos químicos en estanques camaronícolas que pueden inhibir el buen crecimiento y reproducción de los organismos. Por tanto resulta de gran importancia conocer el comportamiento de las variables fisicoquímicas que determinan la calidad del agua, establecer sus tendencias, efectos en la población y cómo pueden ser afectadas estas variaciones por las acciones del hombre durante el cultivo.

Las variables físico-químicas son clasificadas según los impactos negativos que éstas generan en el ecosistema, asimismo se definen los niveles que determinan los límites máximos y mínimos permitidos en el hábitat artificial del camarón.

Los niveles de clasificación de la calidad del agua se determinan con base en las diferentes situaciones que se presentan en los estanques de cultivo de camarón, mismos que se categorizan como: *excelente, bueno, regular y malo*.

Se desarrolló un índice instantáneo de la calidad del agua, empleando un sistema de inferencia difusa. Este índice determina mediante un proceso de razonamiento (reglas de inferencia) los diferentes estados del estanque empleando los niveles de impacto generados por las variables medioambientales medidas instantáneamente.

Se desarrolló el índice Gamma, que tiene como objetivo proporcionar un índice que determine la proporción de un conjunto de mediciones que se encuentra dentro o fuera de un nivel de impacto, empleando la cantidad de valores fuera del nivel y la desviación que éstas presenten.

Las variables medioambientales presentan fluctuaciones que son consideradas como normales, la evaluación de la calidad del agua en cualquier instante depende en gran medida de los valores que se registran al momento de hacer la medición. Para determinar los efectos que generan todo tipo de perturbaciones a largo plazo, se creó el índice del histórico de la calidad del agua (HWQI), que diagnostica la calidad del agua de un registro histórico de mediciones. El HWQI evalúa la calidad del agua utilizando como función primaria el clasificador Gamma.

Se preprocesaron las señales medioambientales mediante una serie de herramientas de series de tiempo que permiten modelar de manera eficiente a las variables medioambientales.

Se emplearon filtros de suavizado para la eliminación de perturbaciones que pueden corromper los resultados de predicción. Asimismo se emplearon técnicas de remoción de tendencias con los mismos fines. Los filtros empleados en esta fase fueron de media, promedio móvil, y pasa banda.

Las variables medioambientales fueron predichas empleando reportes históricos de mediciones mediante la reconstrucción de las señales basadas en modelos autoregresivos (AR).

El conjunto de mediciones predichas es analizado por los índices previamente diseñados con la finalidad de obtener un índice de la calidad del agua predictivo. Los resultados de las evaluaciones son comparados contra mediciones reales para medir la efectividad del modelo.

Abstract

This thesis presents a novel work for assessment and prediction of the water quality in shrimp aquaculture based on environmental pattern processing.

Water qualities studies are based on analyzing toxicity concentrations of compounds in shrimp ponds that inhibit the good growing and reproduction of organism. In this sense, it is important studying the behaviors of the environmental variables; determine their trends, population effects, and how the combinations between variables can be affected by human actions.

The physical-chemical variables are classified based on their negative ecological impact. Those levels determine the maximum and minimum limits that are allowed in the artificial shrimp habitat.

Water quality levels are determined based on the presented situations in the aquaculture system, they can be categorized as: *excellent*, *good*, *regular* and *poor*.

A water quality index for immediate assessment was developed using environmental measurements for in situ registers.

A fuzzy inference system processes the environmental level classifications using a reasoning process that determines when a specific concentration is good or harmful for the organism.

A Gamma index was created (Γ), which calculates the frequency and the deviation of the measurements from a specific level. The main objective of this classifier is to provide an index that determines the proportion of an environmental variable inside or outside of a desirable impact level.

When measurements have random perturbations, water quality assessments depend of the immediate values and the conditions of the measurement equipment. In order to determine the effects of the fluctuations of variables in the ecosystem in a time period, the HWQI evaluates the number of failed tests and the deviations of optimal ranges, and provides criteria of the behavior of environment variables in the habitat.

The environmental signals have several peaks values, this behavior can be generated due a failed device or human error or noise. In order to minimize those effects, the physical-chemical signals are smoothed for an accurate assessment

The environmental series usually contain some constant amplitude offset components or trends. The amplitudes of these trends sometimes corrupt the results of series' modeling. Therefore, they were removed before performing further analysis using advanced techniques of time series analysis.

An autoregressive model (AR) predicts a section of an environmental signal using historical information, the set of predicted variables are assessed in order to estimate future water quality conditions in the system. Results of evaluations are compared using the most used methods in water management in order to show the performance of the system.

Índice General

<i>Resumen</i>	<i>I</i>
<i>Abstract</i>	<i>II</i>
<i>Índice general</i>	<i>III</i>
<i>Índice figuras</i>	<i>VI</i>
<i>Índice tablas</i>	<i>VIII</i>
<i>Glosario de siglas y términos</i>	<i>X</i>
CAPITULO 1. Introducción	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Problemas a resolver	2
1.3 Hipótesis	3
1.4 Objetivos	3
1.4.1 Objetivo general	3
1.4.2 Objetivos específicos	3
1.5 Alcance	4
1.6 Contribuciones	4
1.7 Método de investigación y desarrollo utilizado	5
1.8 Estructura de la tesis	6
CAPITULO 2. Estado del Arte	7
2.1 Introducción	7
2.2 Normatividad y reglamentación relativa a la calidad del agua	8
2.2.2 Medición parámetros físico químicos	9
2.2.3 CE-CCA- 001/89	9
2.2.4 NOM-001- ECOL-1996 y NOM-014-CNA-2003	10
2.3 Modelos de evaluación para cuerpos de agua dulce	10
2.3.1 National Sanitation Foundation International (NSF)	10
2.3.2 Índice simplificado de la calidad del agua (ISCA)	11
2.3.4 Modelos basados en lógica difusa	13
2.4 Modelos de evaluación para cuerpos de agua salada	13
2.4.1 Canadian Council of Ministers of the Environment (CCME)	13
2.4.2 Modelos basados en sistemas expertos	15
2.4.3 Modelos basados en redes neuronales	16
2.5 Modelos de predicción para calidad del agua	16
2.5.1 Modelos basados en redes neuronales	16

2.5.2	Modelos basados en probabilidad	17
2.6	Conclusiones	18

CAPITULO 3. Requerimientos de la calidad del agua **19**

3.1	Introducción	19
3.2	Análisis de mediciones	20
3.2.1	Calidad del agua	20
3.2.2	Adquisición de datos	20
3.2.3	Temperatura	21
3.2.4	Oxígeno disuelto	24
3.2.5	Salinidad	27
3.2.6	PH	29
3.2.7	Amonio	31
3.2.8	Turbidez	32
3.2	Conclusiones	32

CAPITULO 4. Modelos de diagnóstico de la calidad del agua **33**

4.1	Introducción	33
4.2	Índice instantáneo de la calidad del agua	34
4.2.1	Estado de la calidad del agua	34
4.2.2	Lógica difusa	35
4.2.3	Sistema de inferencia difusa	35
4.2.4	Funciones de pertenencia	36
4.2.5	Reglas de inferencia	38
4.2.6	Agregación	38
4.2.7	Defuzzificación	40
4.2.8	Ejemplo	40
4.2.9	Validación	41
4.2.10	Resultados experimentales	42
4.2.11	Discusión	44
4.3	Clasificador Gamma	46
4.3.1	Clasificación de variables medioambientales	47
4.4	Índice de la calidad del agua para diagnóstico temporal	50
4.4.1	Estados de clasificación	50
4.4.2	Sistema de inferencia difusa	50
4.4.3	Funciones de pertenencia	51
4.4.4	Ejemplo	53
4.4.5	Validación	54
4.4.6	Resultados experimentales	56
4.4.7	Discusión	57
4.5	Conclusiones	57

<i>CAPITULO 5. Predicción de la calidad del agua</i>	58
5.1 Introducción	58
5.2 Análisis de variables	58
5.2.1 Pre procesamiento de señales	58
5.2.2 Modelo autoregresivo (AR)	68
5.3 Predicción de la calidad del agua	76
5.3.1 Análisis de la predictibilidad de la calidad del agua	76
5.3.3 Análisis de error	82
5.4 Discusión	83
5.5 Conclusiones	84
<i>CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO</i>	85
Conclusiones	86
Trabajo futuro	86
Relación de publicaciones	
<i>REFERENCIAS</i>	88
<i>ANEXO A</i>	89

Índice de Figuras

<i>CAPITULO 1. Introducción</i>	1
1.1 Método de investigación y desarrollo utilizado	5
<i>CAPITULO 2. Estado del arte</i>	7
2.1 Curvas para el cálculo del factor de calidad Q	11
2.2 Modelo para la evaluación de la calidad del agua del río Ebro	13
2.3 Sistema experto para el diagnóstico de la calidad del agua	15
2.4 Red neuronal artificial empleada en el análisis de la calidad del agua	16
2.5 Red neuronal artificial empleada en la predicción de la calidad del agua	17
2.6 Función red probabilística	17
<i>CAPITULO 3. Requerimientos de la calidad del agua</i>	19
3.1 Comportamiento de las variables fisicoquímicas	21
3.2 Comportamiento de la temperatura (junio, julio y agosto)	22
3.3 Comportamiento de la temperatura con base en niveles de clasificación	23
3.4 Comportamiento del oxígeno disuelto (junio, julio y agosto)	25
3.5 Comportamiento del oxígeno disuelto con base en niveles de clasificación	26
3.6 Comportamiento de la salinidad (junio, julio y agosto)	27
3.7 Comportamiento de la salinidad con base en niveles de clasificación	29
3.8 Efectos del pH sobre los organismos de cultivo	29
3.9 Comportamiento del pH (junio, julio y agosto)	30
3.10 Comportamiento del pH con base en niveles de clasificación	31
<i>CAPITULO 4. Modelos de diagnóstico de la calidad del agua</i>	33
4.1 Procedimiento para el cálculo de la calidad del agua (WQI)	34
4.2 Arquitectura del sistema de inferencia difusa (WQI)	35
4.3 Funciones de pertenencia de la variable temperatura	36
4.4 Funciones de pertenencia de la variable salinidad	37
4.5 Funciones de pertenencia de la variable oxígeno disuelto	37
4.6 Funciones de pertenencia de la variable pH	37
4.7 Funciones de pertenencia del WQI	38
4.8 Procedimiento de defuzzificación	40
4.9 Conjunto de prueba creado para evaluar la efectividad del WQI	41
4.10 Clasificación del conjunto de patrones (WQI)	42

4.11	Resultados de la calidad del agua (WQI)	43
4.12	Análisis del índice Γ de la temperatura	47
4.13	Análisis del índice Γ del oxígeno disuelto	48
4.14	Análisis del índice Γ de la salinidad	48
4.15	Análisis del índice Γ del pH	49
4.16	Procedimiento del cálculo del HWQI	50
4.17	Sistema de inferencia HWQI	51
4.18	Comportamiento de las variables fisicoquímicas	53
4.19	Procedimiento de defuzzificación.	54
4.20	Conjunto de prueba creado para evaluar la efectividad del HWQI	55
4.21	Clasificación del conjunto de patrones de prueba empleando el HWQI	55
4.22	Resultados de la evaluación del HWQI	56

CAPITULO 5. Predicción de la calidad del agua **58**

5.1	Señal original de oxígeno disuelto	59
5.2	Filtro de media	59
5.3	Filtro exponencial	60
5.4	Filtro de promedio móvil Henderson	62
5.5	Filtro de promedio móvil Spencer	63
5.6	Comparación entre filtros de suavizado	64
5.7	Comparación entre los diferentes pesos del filtro de promedio móvil	64
5.8	Suavizado de la señal de temperatura	65
5.9	Suavizado de la señal de oxígeno disuelto	65
5.10	Suavizado de la señal de salinidad	66
5.11	Suavizado de la señal de pH	66
5.12	Tendencia	67
5.13	Predicción de la temperatura	70
5.14	Predicción del oxígeno	71
5.15	Predicción de la salinidad	71
5.16	Predicción del pH	72
5.17	Predicción de las variables fisicoquímicas	76
5.18	Metodología empleada para predecir la calidad del hábitat	77
5.19	Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI (medio día)	78
5.20	Resultados del porcentaje de error por muestra (medio día)	78
5.21	Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI (un día)	79
5.22	Resultados del porcentaje de error por muestra (un día)	79
5.23	Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI (día y medio)	80
5.24	Resultados del porcentaje de error por muestra (día y medio)	80
5.25	Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI (dos días)	81
5.26	Resultados del porcentaje de error por muestra (dos días)	81
5.27	Análisis del comportamiento del error de predicción	82
5.28	Curva de error promedio de predicción	83

Índice de Tablas

<i>CAPITULO 1. Introducción</i>	1
<i>CAPITULO 2. Estado del arte</i>	7
2.1 Parámetros fisicoquímicos	8
2.2 Conjunto de pesos asociados a las variables fisicoquímicas (NFS)	11
<i>CAPITULO 3. Requerimientos de la calidad del agua</i>	19
3.1 Variables fisicoquímicas que integran el hábitat del camarón	20
3.2 Análisis de la media y desviación estándar de la temperatura	23
3.3 Niveles de clasificación para la variable temperatura	23
3.4 Criterios establecidos por Swingle	24
3.5 Análisis de la media y desviación estándar del oxígeno disuelto	26
3.6 Matriz de la correlación entre temperatura y oxígeno disuelto	26
3.7 Niveles de clasificación para la variable oxígeno disuelto	26
3.8 Análisis de la media y desviación estándar de la salinidad	28
3.9 Matriz de la correlación entre temperatura, salinidad y oxígeno disuelto	28
3.10 Niveles de clasificación para la variable salinidad	28
3.11 Análisis de la media y desviación estándar del pH	30
3.12 Matriz de la correlación entre temperatura, salinidad, pH y oxígeno disuelto	31
3.13 Niveles de clasificación para la variable pH	31
3.14 Niveles de clasificación para la variable amonio	32
3.15 Niveles de clasificación para la variable turbidez	32
<i>CAPITULO 4. Modelos de diagnóstico de la calidad del agua</i>	33
4.1 Niveles de clasificación de las variables fisicoquímicas	34
4.2 Parámetros de las funciones de pertenencia	36
4.3 Conjunto de reglas empleadas en para el WQI	39
4.4 Comparativa entre índices WQI, CCME y NFS	43
4.5 Ventajas y desventajas de modelos contra WQI	53
4.6 Resultados de la evaluación empleando el índice Γ	54
4.7 Comparativa entre índices WQI y CCME	56
4.8 Ventajas y desventajas contra el WQI	57

<i>CAPITULO 5. Predicción de la calidad del agua</i>	58
5.1 Porcentaje de error de los diferentes tipos de filtros	65
5.2 Orden calculado del modelo AR (AIC)	68
5.3 Orden calculado del modelo AR (BIC)	69
5.4 Orden calculado del modelo AR (FPE)	69
5.5 Orden calculado del modelo AR (MDL)	69
5.6 Orden calculado del modelo AR (PHI)	70
5.7 Porcentaje de error de los diferentes tipos de orden	72
5.8 Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas en análisis	72
5.9 Coeficientes calculados para el modelo AR de la salinidad	74
5.10 Coeficientes calculados para el modelo AR del pH	74
5.11 Coeficientes calculados para el modelo AR de la temperatura	74
5.12 Coeficientes calculados para el modelo AR de la oxígeno disuelto	75
5.13 Análisis de error en predicciones de medio día	79
5.14 Análisis de error en predicciones de un día	80
5.15 Análisis de error en predicciones de día y medio	81
5.16 Análisis de error en predicciones de dos días	82
5.17 Comparación entre modelos desarrollados y el PWQI	82

Glosario de Términos

Aguas epicontinentales:	Situado en una plataforma continental.
Anoxia:	Falta casi total de oxígeno en la sangre o en los tejidos corporales.
Antropogénicas:	Que es de origen humano, que es producido por el hombre.
Biomasa:	Abreviatura de masa biológica, cantidad de materia viva producida en un área determinada de la superficie terrestre, o por organismos de un tipo específico.
Esternotérmicos:	Organismos que solo toleran leves variaciones en la temperatura.
Euritérmicos:	Dícese de los organismos que pueden desarrollarse en temperaturas muy variables.
Hemolinfa:	Se denomina hemolinfa al líquido circulatorio de los artrópodos, moluscos, etc. análogo a la sangre de los vertebrados.
Hipoxia:	Disminución del aporte o contenido de oxígeno en el organismo.
Lipofílico:	Capaz de disolver lípidos (grasas), ser disuelto en ellos o absorberlos.
Osmoregularotios:	Regulación de agua al interior del cuerpo del organismo.
presión osmótica:	Es la medida de la tendencia del agua para moverse de una solución a otra por medio de la ósmosis.
Bentónica:	Vive en contacto o en dependencia directa con el fondo del mar o de los lagos continentales.
Bióticas:	Característico de los seres vivos o que pertenece a ellos.
Metabolitos:	Es cualquier sustancia producida o utilizada durante el metabolismo (digestión).
Endémica:	Planta o animal cuya área de distribución queda restringida a una determinada región o país.
Eutrófico:	Incremento de sustancias nutritivas en aguas dulces de lagos y embalses, que provoca un exceso de fitoplancton.
Micrófitas:	Las micrófitas son vegetales inferiores invisibles al ojo humano.
Microsporidios:	Son un conjunto de microorganismos parásitos intracelulares de animales.
Vibriosis:	Infección causada por bacterias del género <i>Vibrio</i> .
Epizootias:	Epidemia que afecta a los animales.
IHHN:	I nfectious H ypodermal and H ematopoietic N ecrosis; es un virus de la enfermedad de camarones peneidos.

Capítulo 1

Introducción

1.1 Antecedentes

Los factores que intervienen para determinar el éxito o fracaso en una empresa acuícola pueden ser diversos, pero indudablemente el conocimiento y el manejo de los aspectos ecológicos es uno de los de mayor importancia. El marco ambiental en el cual se desarrollará un proyecto acuícola, puede ser muy variado dependiendo de factores como la especie que se va a cultivar, el sistema de cultivo que se utilizará, intensificación del mismo, localización geográfica del sitio, disponibilidad de tierra o agua, etcétera.

En la acuicultura la calidad del agua representa uno de los principales problemas que diariamente afectan a los cultivos de cualquier tipo de especie. Existen varias universidades y centros de investigación sumando esfuerzos para resolver los problemas ambientales creando técnicas novedosas en el cultivo y cuidado del hábitat artificial de las distintas especies acuícolas existentes (Boyd, 1992).

El cultivo de camarón es una importante actividad en el mundo, debido a que genera grandes ganancias y sirve como sustento alimenticio en la vida común. La producción de camarón es determinada mediante dos principales factores: 1) la capacidad de crecimiento y reproducción del organismo y 2) la capacidad del medioambiente (Browdy, 1992).

El cultivo en estanques implica que en su construcción se tengan que utilizar extensas áreas costeras, que en un momento dado pueden ser bosques de manglar o cultivos de arroz, cacahuate, azúcar o salinas, es decir, que para su desarrollo se están afectando otros ecosistemas naturales o artificiales.

Para reproducir una especie en un estanque es necesario mantener condiciones medioambientales muy semejantes a las de su entorno, de otra manera simplemente no podría subsistir. Dentro del hábitat del camarón existen variables fisicoquímicas que interactúan de distintas formas y su impacto medioambiental varía dependiendo de las concentraciones que éstas presenten, un análisis sobre dichas variables permite generar un criterio del estado de la calidad del agua (Boyd, 1992).

Existe una gran variedad de situaciones que ponen en riesgo la integridad de los organismos dentro del cultivo acuícola, de entre los cuales se pueden citar los siguientes:

- *Aumento de la carga orgánica.* Este material orgánico proviene principalmente del alimento no consumido, del fertilizante utilizado y de los desechos de los organismos y comunidades bióticas que se desarrollan en el sistema. Las principales consecuencias adversas de este tipo de descarga son: la alteración de la fauna y flora bentónica del ecosistema adyacente; el florecimiento de organismos que pueden ser nocivos a la salud de los peces u organismos que son consumidos por el hombre y por lo tanto a la salud humana; la emanación de metabolitos como sulfuro de hidrógeno, metano y dióxido de carbono.

- *Contaminantes.* Todo organismo soporta un nivel de contaminación dentro de su hábitat, por lo que es indispensable establecer límites que permitan desarrollarse y reproducirse al máximo (SEMARNAP, 2008).
- *Enfermedades.* Otro aspecto de gran relevancia es el surgimiento de enfermedades derivadas del estrés producido por altos niveles de contaminantes o por falta de elementos esenciales. El uso de antibióticos es muy restringido, ya que el abuso de los mismos no permitirá la venta del producto, por otra parte restringir el uso de éstos podría generar un foco de infección y en el peor de los casos una mortandad extrema en los organismos (Casillas et al., 2006).
- *Parámetros fisicoquímicos del agua.* Cuando los elementos que componen al hábitat (oxígeno, pH, temperatura, etc.) se encuentran en niveles que no son óptimos para el organismo, ponen en riesgo la estabilidad del ecosistema, por lo que es necesario monitorearlos constantemente para conocer su comportamiento (Martínez, 1994).
- *Densidad de siembra.* En los cuerpos de cultivo de camarón, la sobrepoblación puede generar estrés en los organismos.
- *Uso de productos químicos.* En la acuicultura se utiliza una gran variedad de productos químicos para diversos propósitos: fertilización inorgánica, control de predadores, eliminación de ciertos organismos que se consideran perjudiciales al cultivo, desinfección, control de enfermedades, hormonas para el crecimiento y controladores de pH entre otros (Páez, 2001).
- *Interacciones biológicas.* El cultivo de ciertas especies puede provocar alteraciones en la biodiversidad de los ecosistemas adyacentes. Cuando se introducen especies exóticas, pueden traer consigo organismos patógenos cuya virulencia puede ser mayor en las especies endémicas que en las especies portadoras. Este es el caso, por ejemplo de la severa virosis que sufrieron las granjas camaronícolas e incluso las existencias silvestres de camarón de México por el virus IHHN, que fue introducido por la importación de postlarvas de otro país (Martínez, 1994).

La calidad del agua en los sistemas de cultivo de camarón puede sufrir alteraciones debido a la gran variedad de factores que se involucran en el mismo, sin embargo todas estas alteraciones se ven reflejadas directamente en el comportamiento de las diferentes variables fisicoquímicas que componen el ecosistema. Debido a esto, los análisis de la calidad del agua se basan en reconocer aquellos estados en que una variable fisicoquímica genera un problema dentro del estanque.

Actualmente, métodos eficientes para el diagnóstico de la calidad del agua son necesarios para establecer mecanismos eficientes para el manejo de concentraciones contaminantes, y así prevenir enfermedades en organismos sensibles (Bell, 1992, Kenneth, 1998). Los criterios de calidad del agua varían con los diferentes tipos de organismos, los cuales se encuentran establecidos por niveles de impacto. Algunas metodologías para la evaluación y monitoreo de sustancias tóxicas han sido implementados por instituciones internacionales como la U.S. *National Sanitation Foundation* (NSF, 2007), la Canadian Council of Minister of Environment (CCME, 2007), y la Secretaría de Marina y Recursos Naturales (SEMARNAT, 2007).

Herramientas de inteligencia artificial han sido aplicadas en el análisis de datos medioambientales, tales como redes neuronales, redes Bayesianas y sistemas expertos, proveyendo una alternativa a la acuicultura del camarón. Con base en lo anterior, la finalidad de este trabajo es el desarrollo de las herramientas necesarias para evaluar la calidad del agua en los estanques, mediante el diagnóstico del sistema de cultivo con base en estudios de comportamientos históricos, actuales y futuros (predicción) del ecosistema en observación.

1.2 Problemas a resolver

Los problemas a resolver presentes en la cultura del camarón se pueden enunciar de la siguiente manera:

- P1** Los modelos estadísticos y computacionales desarrollados para el diagnóstico de la calidad del agua en estanques de cultivo de camarón, no explotan en su totalidad la información medioambiental, ignorando aspectos importantes para diagnosticar situaciones potencialmente dañinas para el organismo.

- P2** Los modelos computacionales de predicción en los sistemas de cultivo de camarón no utilizan información histórica, obteniendo un análisis de la situación instantánea y estableciendo a la misma como la predominante en el resto del ciclo inmediato de cultivo.

- P3** No existe hoy en día una metodología que permita determinar horizontes de predicción con base en los comportamientos que presentan los elementos que componen a los sistemas de cultivo de camarón.

1.3 Hipótesis

Dados los problemas existentes en los sistemas de cultivo de camarón, se plantearon las siguientes hipótesis:

- H1** (P1) Es posible desarrollar un modelo computacional que diagnostique la calidad instantánea del agua en estanques de cultivo de camarón empleando registros de concentraciones instantáneas.

- H2** (P1) Es posible crear un índice que permita clasificar el impacto negativo de las variables fisicoquímicas (indicadores fisicoquímicos) en el ecosistema acuícola del camarón.

- H3** (P1, P2) Es posible elaborar un modelo computacional que evalúe la calidad del agua de cultivos de camarón con base en comportamientos históricos y que a su vez, permita determinar el nivel de daño que las fluctuaciones de las variables medioambientales generan al organismo.

- H4** (P3, P4) Mediante un modelo computacional se pueden predecir los cambios de las variables fisicoquímicas con un horizonte de predicción determinado, permitiendo predecir la calidad del agua en estanques de cultivo.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar modelos computacionales que permitan diagnosticar y predecir la calidad del agua en sistemas de cultivo de camarón, a distintos intervalos de tiempo.

1.4.2 Objetivos específicos

- O1** (H1) Elaborar un modelo que permita diagnosticar la calidad del agua del hábitat camarón mediante mediciones instantáneas.

- O2** (H2) Crear un modelo matemático que permita describir el comportamiento particular de las variables fisicoquímicas con base en diferentes niveles de impacto ambiental y registros de mediciones históricas.

- O3** (H3) Elaborar un modelo que permita diagnosticar la calidad del agua del camarón, con base en reportes de mediciones históricas.

- O4** (H4) Crear un modelo que permita predecir comportamientos de variables medioambientales con diferentes horizontes de predicción.

- O5** (H4) Crear un modelo computacional que permita predecir el hábitat del camarón en sistemas de cultivo.

1.5 Alcance

El presente trabajo pretende desarrollar modelos de evaluación de la calidad del agua empleando herramientas estadísticas y de inteligencia artificial para el procesamiento de señales medioambientales. Debido a la amplia variedad de especies de camarón, este trabajo se enfocará en desarrollar los mecanismos necesarios para analizar el ecosistema del camarón *Litopenaeus vanammei* en sistemas extensivos de cultivo.

1.6 Contribuciones

Las contribuciones del trabajo son las siguientes:

- C1** (O1) Creación de un índice instantáneo de la calidad del agua, con base en indicadores medioambientales.

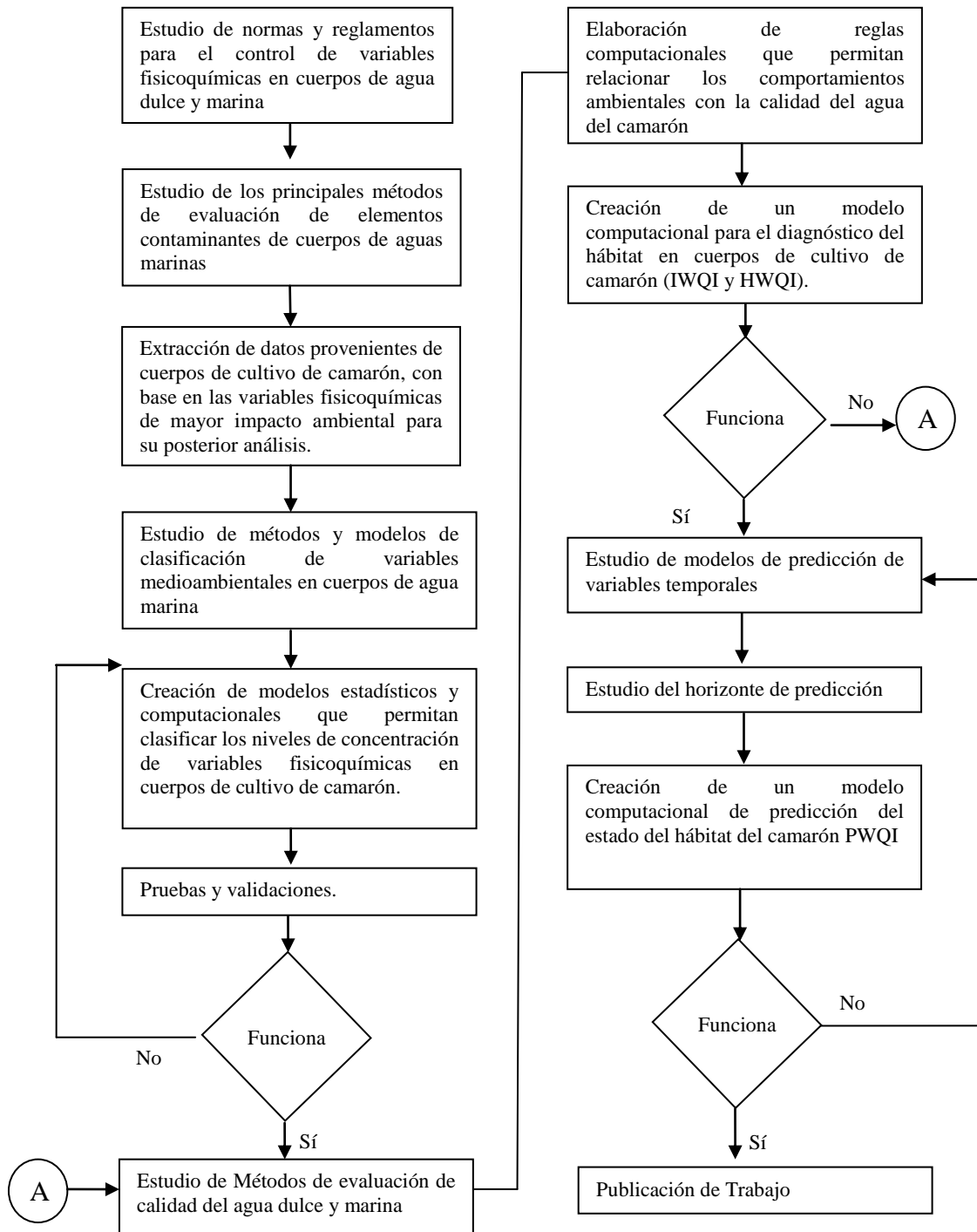
- C2** (O2) Creación de un clasificador medioambiental que permita determinar el nivel de impacto de variables físico-químicas en cualquier sistema de cultivo acuícola.

- C3** (O3) Creación de un índice del histórico de la calidad del agua, con base en comportamientos temporales.

- C4** (O4) Predicción de variables medioambientales, para el análisis de comportamientos temporales en sistemas de cultivo de camarón.

- C5** (O5) Creación de un índice de predicción de la calidad del agua, con base en comportamientos temporales.

1.7 Método de investigación y desarrollo utilizado



1.8 Estructura de la tesis

La tesis se ha distribuido en seis capítulos y un anexo.

Capítulo 1. Introducción.

Capítulo 2. (O1) Estado del arte. Se hace un análisis detallado sobre la situación de la acuicultura en el país y en el mundo, métodos relacionados con la acuicultura y metodologías de evaluación de calidad del agua.

Capítulo 3. (O2) Requerimientos de la calidad del agua: Las variables fisicoquímicas de mayor impacto son estudiadas para extraer información sustancial en el desarrollo de modelos de análisis de la calidad del agua del camarón.

Capítulo 4. (O3, O4, O5) Modelos de diagnóstico de la calidad del agua: se elaboran los diferentes índices que permitirán evaluar la calidad del agua de los sistemas de cultivo de camarón.

Capítulo 5. (O6) Predicción de la calidad del agua: se elaboran los modelos computacionales necesarios para predecir el estado de la calidad del agua.

Anexo A. Publicaciones

Capítulo 2

Estado del Arte

2.1 Introducción

El manejo de la calidad del agua es un aspecto fundamental en los sistemas de acuicultura, sobre todo en aquéllos donde se utilizan entradas extras de energía, como es el caso de la fertilización y la aplicación de alimentos balanceados. El propósito principal del manejo de la calidad del agua de cualquier sistema de acuicultura es regular y mantener las condiciones óptimas para la sobrevivencia y el crecimiento de los organismos en condiciones de cultivo (Martínez, 1994).

En un lago o embalse, los organismos se encuentran en densidades bajas teniendo suficiente espacio para crecer, desarrollarse y reproducirse. Los problemas de calidad del agua son relativamente sencillos, aunque éstos pueden agudizarse en la medida que la contaminación y el exceso de materia orgánica tengan un impacto sobre el sistema, lo que puede causar un incremento en el nivel eutrófico y consecuente mortalidad de los animales que habitan en este medio, o bien un cambio drástico de la comunidad dominante (Martínez, 1998).

En los sistemas utilizados para la acuicultura, la producción o rendimiento expresado en términos de kilogramos por unidad de superficie o volumen, se incrementa por el uso de fertilizantes químicos u orgánicos, el alimento suplementario o la combinación de ambos, que inciden en la disponibilidad de nutrimentos. Antes de manipular un cultivo es necesario evaluar las características de la calidad del agua que pudieran afectar el manejo de las especies y los planes de trabajo del acuicultor.

También es importante conocer la cantidad y composición del fertilizante, ya que una excesiva aplicación puede causar problemas con el contenido de oxígeno disuelto en el agua y una dosis insuficiente puede dar como resultado bajos niveles de turbiedad, y una elevada penetración de luz propiciando el establecimiento y la infestación de micrófitas acuáticas sumergidas (Páez, 2001; Angulo y Angulo, 2003).

Los problemas de la calidad del agua se hacen más complejos cuando se aplica en forma constante alimento balanceado y la densidad de los organismos en cultivo es alta. Aunque los peces consumen una proporción elevada del alimento balanceado, un gran porcentaje del componente dietético es excretado al agua como desecho metabólico. Estos desechos incluyen anhídrido carbónico, amonio no ionizado, fósforo y otros elementos que estimulan el crecimiento del plancton (Martínez, 1994; Páez, 2001).

El amonio no ionizado es tóxico para el camarón y éste a su vez puede servir de sustrato para la producción de nitritos, que también son tóxicos en concentraciones elevadas. El anhídrido carbónico interfiere en la utilización del oxígeno disuelto y en la medida que la proporción de alimento aumenta, también lo hacen los metabolitos tóxicos (Páez, 2001).

Hay muchos problemas que se presentan con la calidad del agua en los sistemas de cultivo, pero los más frecuentes son:

- a) El crecimiento no controlado del fitoplancton por exceso de fertilización.
- b) Caídas bruscas en el contenido de oxígeno disuelto por el mal manejo de la calidad del agua en los estanques.
- c) Elevada concentración de metabolitos tóxicos debido a la aplicación de alimentos balanceados, florecimiento de microalgas o deterioro de la calidad del agua.

El cultivo artificial de camarón es una actividad practicada en todo el mundo. Investigaciones en cuerpos de agua sugieren que un mal control del hábitat artificial puede desembocar en un bajo nivel en la reproducción y crecimiento del organismo. Existen variables fisicoquímicas que están presentes en todos los cuerpos de agua marina, tales variables deben de encontrarse en un nivel aceptable para el organismo, de lo contrario pueden surgir efectos negativos (Chien, 1992). En los cuerpos de agua marina existen variables fisicoquímicas que tienen un mayor impacto ambiental (Tabla 1), por tal razón esas variables contienen la mayor parte de información y se convierten en un caso de estudio (Hirono, 1992).

Los cuerpos de cultivo de camarón en general suelen ser de grandes dimensiones, estos a su vez constituyen una granja de cultivo. En general las mediciones realizadas a los estanques de cultivo son elaboradas mediante técnicas convencionales (medición con sensores, reactivos químicos, instrumentos visuales, etc.). La necesidad de elaborar técnicas que permitan analizar el estado de la calidad del agua está claramente reconocida, algunas alternativas han sido desarrolladas en las áreas de control e inteligencia artificial, aportando soluciones parciales a las problemáticas que se presentan en la acuicultura.

Tabla 2.1: Parámetros fisicoquímicos que constituyen un cuerpo de cultivo de camarón.

Alto Impacto	Bajo Impacto
Temperatura	Sulfato de hidrógeno
Oxígeno disuelto	Sulfato de hidrógeno no ionizado
Turbidez	Nitratos
Salinidad	Nitrógeno total inorgánico
PH	Silicatos
Amonio no ionizado	Fósforo
	Clorofila A
	Sólidos suspendidos
	Potencial redox
	Alcalinidad
	Dióxido de carbono
	Amonio total

2.2 Normatividad y reglamentación relativa a la calidad del agua

Para valorar la calidad del agua es necesario definir índices o relaciones de las medidas de ciertos parámetros físicos, químicos y biológicos de cualquier cuerpo de cultivo con respecto a otra que se considera admisible o deseable y que está definida por ciertos criterios.

Los valores de los parámetros físicos pueden variar considerablemente, y estos cambios pueden ser tan evidentes que un solo parámetro no llega a dar idea del grado de desestabilización que prevalece así como la extensión del área afectada. Actualmente en México no se cuenta con valores de referencia de calidad del agua con carácter legal para evaluar el estado del ambiente en zonas costeras; existe un acercamiento en materia de normatividad que permite determinar los límites de contaminantes y los métodos para la medición de parámetros fisicoquímicos en zonas costeras de México, así como también cuerpos de agua dulce, misma que se detalla más adelante (INE, 2000).

2.2.2 Medición de parámetros físico químicos

En México existen normas que establecen los criterios de medición de las variables fisicoquímicas en cuerpos de agua dulce o marina (NMX-AA-XXX). La normatividad con base en variables fisicoquímicas solamente involucra los métodos de medición, nada se habla en relación a cuáles son los límites para los cuerpos de agua, ni los efectos que estos podrían tener, carecen de criterios acerca de las problemáticas que cada variable genera en rangos no deseados para los diferentes cuerpos de agua. Estas normas solamente muestran los pasos a seguir para realizar una medición, por lo que en criterios de evaluación en acuicultura aportan poca información al acuicultor, por lo que resulta de poca utilidad en la evaluación del estado del hábitat en cualquier cuerpo de agua marina (INE, 2000).

2.2.3 CE-CCA- 001/89

En el año de 1989 se realizaron los primeros esfuerzos en materia de calidad del agua, decretando el acuerdo por el que se establecen los criterios ecológicos para la calidad del agua (CE-CCA- 001/89); es un acercamiento para establecer los primeros criterios de protección a la vida en diferentes cuerpos de agua, así como en los distintos tipos de utilización de agua. Dentro de este acuerdo, se establecen los límites máximos de las variables que se involucran directamente (SEMARNAP, 2008). Los criterios se establecen para los siguientes casos:

- **Calidad para la protección de la vida de agua dulce:** Grado de calidad del agua, requerido para mantener las interacciones e interrelaciones de los organismos vivos, de acuerdo al equilibrio natural de los ecosistemas de agua dulce continental.
- **Calidad para la protección de la vida de agua marina:** Grado de calidad del agua, requerido para mantener las interacciones e interrelaciones de los organismos vivos, de acuerdo al equilibrio natural de los ecosistemas de agua marina.
- **Calidad para uso en la acuicultura:** Grado de calidad del agua, requerido para las prácticas acuiculturales, que garantiza el óptimo crecimiento y desarrollo de las especies cultivadas, así como para proteger su calidad para el consumo humano.
- **Calidad para riego agrícola:** Grado de calidad del agua, requerido para llevar a cabo prácticas de riego sin restricción de tipos de cultivo, tipos de suelo y métodos de riego.
- **Calidad para uso como fuente de abastecimiento de agua potable:** Grado de calidad del agua, requerido para ser utilizada como abastecimiento de agua para consumo humano, debiendo ser sometido a tratamiento, cuando no se ajuste a las disposiciones sanitarias sobre agua potable.
- **Calidad para uso pecuario:** Grado de calidad del agua, requerido para ser utilizada como abastecimiento de agua para consumo por los animales domésticos, que garantiza la protección de su salud y la calidad de los productos para consumo humano.
- **Calidad para uso recreativo con contacto primario:** Grado de calidad del agua, requerido para ser utilizada en actividades de esparcimiento, que garantiza la protección de la salud humana por contacto directo.
- **Cuerpo de agua:** Los lagos; lagunas; acuíferos; ríos y sus afluentes directos o indirectos, permanentes o intermitentes; presas; embalses; cenotes; manantiales; litorales; estuarios; esteros; marismas y en general las zonas marinas mexicanas.
- **Fuente de abastecimiento de agua potable:** Todo cuerpo de agua que es, o puede ser utilizado para proveer agua para consumo humano.

La reglamentación con base en qué criterios se deben tener para una mejora en la calidad del agua (CE-CCA- 001/89) es un buen acercamiento en materia de acuicultura, sin embargo solamente establece los límites altos de toxicidad que una variable fisicoquímica debe registrar para no generar algún estrago en los organismos acuáticos. En este reglamento no existe información sobre límites bajos o sobre combinaciones entre concentraciones, lo cual resulta fundamental en el análisis del cuerpo de agua. En

ninguna de las normas y reglamentaciones establecidas se establece un indicador del nivel de deterioro (contaminante o no) del hábitat artificial de cuerpos de agua.

2.2.4 NOM-001- ECOL-1996 y NOM-014-CNA-2003

La norma oficial mexicana NOM-001-ECOL-1996, establece los límites máximos permisibles de contaminantes en las descargas de aguas residuales en aguas y bienes nacionales, con el objeto de proteger su calidad y posibilitar sus usos, y es de observancia obligatoria para los responsables de dichas descargas. Esta Norma Oficial Mexicana no se aplica a las descargas de aguas provenientes de drenajes separados de aguas pluviales.

La Norma Oficial Mexicana NOM-014-CNA-2003, establece los requisitos que deben cumplir la calidad del agua, la operación y el monitoreo utilizados en los sistemas de recarga artificial de acuíferos. La norma es aplicable a obras planeadas de recarga artificial tanto nuevas como existentes, que aprovechen aguas residuales para este propósito y – cuya función sea almacenar e incrementar el volumen de agua – en los acuíferos para su posterior recuperación y reúso (SEMARNAP, 2008; INE, 2000).

La NOM-001-ECOL-1996 así como en el anteproyecto de NOM-014-CNA-2003 hace referencia a la calidad de las aguas residuales. Sin embargo, existen diferencias sustantivas entre ambas regulaciones en sus objetivos y campos de aplicación, por lo que no se pueden considerar como equivalentes por lo siguiente: a) La NOM-001-ECOL-1996, establece como objetivo “los límites máximos permisibles de contaminantes en las descargas de aguas residuales vertidas a aguas y bienes nacionales para proteger su calidad y posibilitar sus usos”. En este caso, no incluye ninguna especificación u acción planeada y controlada para el reúso del agua residual descargada, solamente se cubre el aspecto de la protección de la calidad de los cuerpos receptores (aguas superficiales, subterráneas, y suelo). Por su parte, en el anteproyecto de NOM-014-CNA-2003 se establecen “los requisitos que deben cumplir: la calidad del agua, la operación y el monitoreo utilizados en los sistemas de recarga artificial de acuíferos”. Es decir, que mientras en NOM-001-ECOL-1996 se refiere a una acción de desechar o disponer de las aguas residuales, sin intención de recuperarlas o reusarlas, el anteproyecto recarga NOM-014 se refiere “a las obras planeadas de recarga artificial tanto nuevas como existentes, que aprovechen aguas residuales para este propósito y cuya función sea almacenar e incrementar el volumen de agua en los acuíferos para su posterior recuperación y reúso”. Esta última también considera la protección de la calidad de los acuíferos, además de ser más estricto en todos los límites máximos permisibles de los parámetros que establece la NOM-001-ECOL-1996, dado que considera la posible extracción y reúso del agua residual recargada para diversos usos. En este caso y para protección del acuífero, se incluyen parámetros que no están regulados en la NOM-001- ECOL-1996 (SEMARNAP, 2008).

Las normas oficiales para la medición de contaminantes en cuerpos de agua (NOM-001- ECOL-1996 y NOM-014-CNA-2003) únicamente dan un panorama sobre los límites que debe de presentar alguna variable fisicoquímica, sin embargo existen un mayor número de variables no contaminantes que constituyen el hábitat artificial, y que no están consideradas dentro de las mismas, tales variables constituyen un factor importante en el cultivo de especies (por ejemplo el oxígeno), por lo tanto es necesario acudir a otras fuentes de información para determinar con mayor exactitud qué situaciones se están generando dentro del estanque de cultivo.

2.3 Modelos de evaluación para cuerpos de agua dulce

2.3.1 National Sanitation Foundation International (NSF)

De acuerdo con el libro *Field Manual for Water Quality Monitoring*, la National Sanitation Foundation (NSF) cuestionó a 142 representantes en varios campos de la acuicultura, acerca de las 35 pruebas de calidad del agua para su posible inclusión en un índice. Nueve factores fueron seleccionados, a su vez que, fueron ordenados con base en su importancia, por lo que un peso significativo (Tabla 2) les fue asociado para combinar sus valores. El rango de valores que maneja este índice varía de 0-100, donde el valor 100 es un hábitat óptimo para las especies y el 0 es un hábitat en condiciones deplorables. Cada variable es evaluada gráficamente para determinar un valor de calidad (Q- value), éste a su vez debe de multiplicarse por su respectivo peso y los resultados sumarse para obtener el índice final (NSF, 2007).

Tabla 2.2: Conjunto de pesos asociados a las variables fisicoquímicas. Las variables están ordenadas con base en su importancia.

Variable	Peso
Oxígeno disuelto	0.17
Coliformes fecales	0.16
pH	0.11
Demanda bioquímica de oxígeno	0.11
Cambio de temperatura	0.10
Fosfato total	0.10
Nitratos	0.10
Turbidez	0.08
Sólidos total	0.07

Aunque el modelo que propone la NSF resulta una alternativa para el análisis de la calidad del hábitat, este tipo de análisis es un tanto débil en el sentido en que no existe un tratamiento de la información que permita detectar situaciones de peligro. Por otra parte, este modelo solamente ha sido desarrollado para evaluar cuerpos de agua dulce por lo que resulta ineficiente en cuerpos de agua salada ya que omite a la salinidad.

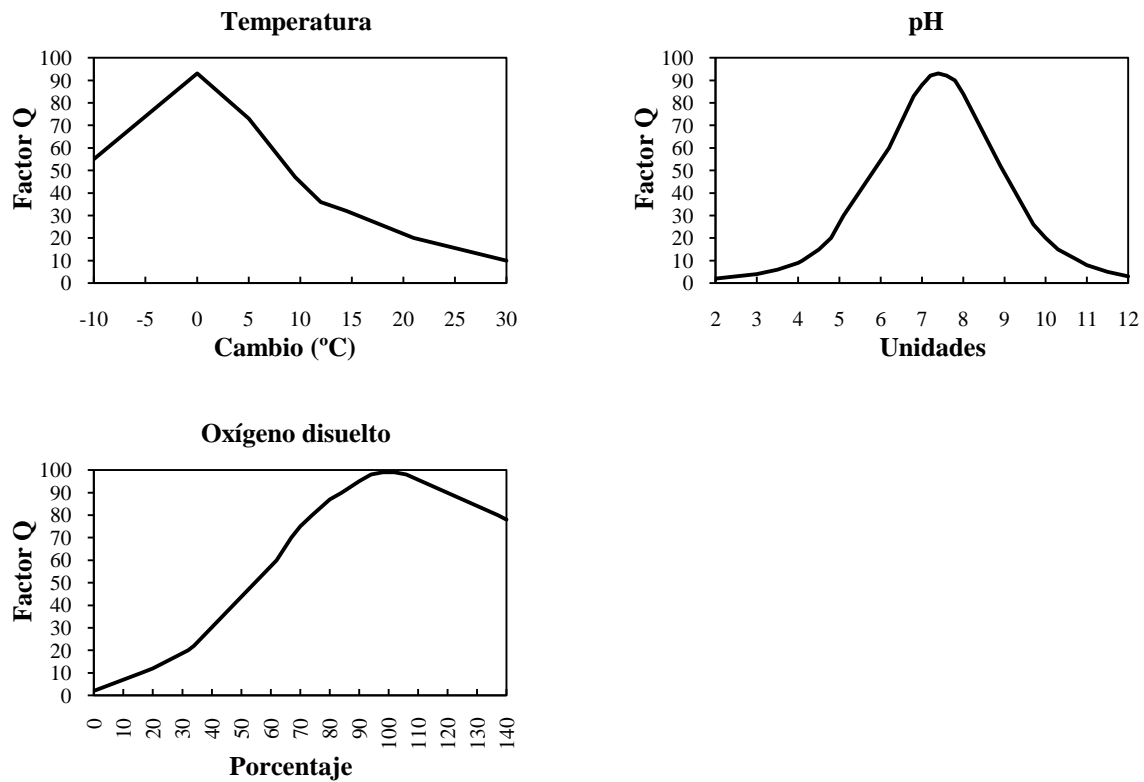


Fig. 2.1. Curvas para el cálculo del factor de calidad Q.

2.3.2 Índice simplificado de la calidad del agua (ISCA)

La Agencia Catalana del Agua propone un índice para determinar la calidad del agua en ríos, rieras y torrentes, el cuál es un índice simplificado de la calidad del agua (ACA, 2007). El ISCA utiliza cinco parámetros físico-químicos de tipo general, como son la

temperatura, la materia orgánica (oxidabilidad al permanganato), las materias en suspensión, el oxígeno disuelto y la conductividad, según la fórmula:

$$ISCA = T (A+ B+ C+ D) \quad (2.1)$$

Puede oscilar entre los valores **0** (calidad mínima) y **100** (calidad máxima).

- **T** se deduce de la temperatura (t) en °C del agua del río.

Puede adquirir valores de 1 a 0.8.

-
-

- **A** se deduce de la oxidabilidad al permanganato (a) expresada en mg/l.

Puede adquirir valores de 0 a 30.

-
- Si $60 > a > 10$ entonces $A = 21 - (0.35 * a)$
- Si $a > 60$ entonces $A = 0$

- **B** se deduce a partir de la materia en suspensión (MES) en mg/l.

Puede adquirir valores de 0 a 25.

- Si $MES \leq 100$ entonces $B = 25 - (0.15 * MES)$
- Si $250 > MES > 100$ entonces $B = 17 - (0.07 * MES)$
- Si $MES > 250$ entonces $B = 0$

- **C** se deduce a partir del oxígeno disuelto (O₂) en mg/l.

Puede adquirir valores de 0 a 25.

- $C = 2,5 \cdot O_2 \text{ dis}$
- Si $O_2 \text{ dis} \leq 10$ entonces $C = 25$

- **D** se deduce de la conductividad expresada en μS/cm (c) a 18 °C.

Puede adquirir valores de 0 a 20.

- Si conductividad ≤ 4000 entonces $D = (3.6 - \log c) * 15.4$
- Si conductividad > 4000 entonces $D = 0$

Nota: si la conductividad se ha medido a 25°C, para convertirla a 18°C se debe multiplicar por 0.86.

A partir de enero de 2003 el factor **A**, se calcula a partir del TOC (carbono orgánico total), parámetro que, como la oxidabilidad, mide la materia orgánica, pero es más reproducible y fiable, por lo que aporta unos valores de ISCA comparables a los de la oxidabilidad. En este caso, el factor **A**, se deduce a partir del TOC medido en mg de C/l.

- Puede adquirir valores de 0 a 30.
 - Si $a \leq 5$ entonces $A = 30 - a$

- Si $12 \geq a > 5$ entonces $A = 21 - (0.35 * a)$
- Si $a > 12$ entonces $A = 0$

Los modelos matemáticos propuestos por la ACA para evaluación de la calidad del agua son otra alternativa de análisis que permiten evaluar con relativa sencillez, sin embargo solamente es utilizable a una temperatura determinada, lo cual resulta muy ineficiente debido a que en los cuerpos de cultivo de camarón las temperaturas son muy elevadas, además de ignorar otras variable de gran impacto ecológico, debido a esto, este modelo resulta completamente inoperante para este tipo de diagnóstico.

2.3.4 Modelos basados en lógica difusa

William Ocampo-Duque presenta un modelo basado en un sistema de inferencia difusa (Fig. 2.2), el cual está dirigido a realizar análisis en el río Ebro localizado en España. Dicho modelo es capaz de determinar la calidad del agua con base en un análisis del conjunto de variables fisicoquímicas involucradas en el agua del río. El análisis está constituido en realizar una medición de 27 variables para poder realizar un diagnóstico de la calidad el agua mediante un proceso de razonamiento, con un objetivo que es determinar los niveles de contaminación encontrados en el río (Ocampo, 2006).

Este modelo establece un indicador de la calidad del hábitat en cuerpos de agua dulce, específicamente en el río Ebro. Un factor en contra es su implementación para sistemas que no son de acuicultura, únicamente fue diseñado para evaluar niveles de contaminación en un sitio en particular. Otro detalle a destacar es la cantidad de variables fisicoquímicas a medir, ya que el omitir alguna imposibilita el uso del modelo como tal. Dentro de este tipo de modelo no existe un estudio sobre qué variables fisicoquímicas representan un mayor impacto ecológico, ya que para fines prácticos en la acuicultura, los análisis se basan principalmente en éstas, debido al medioambiente hostil o a la cantidad de estanques a supervisar.

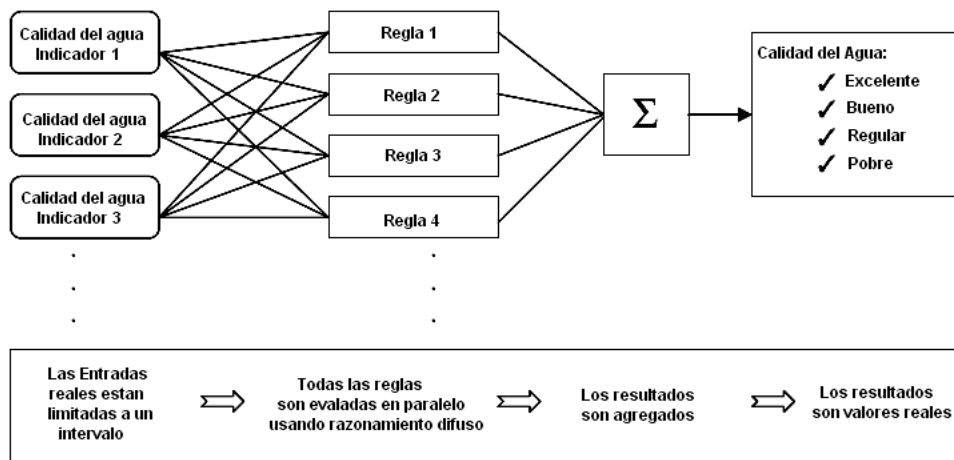


Fig. 2.2. Modelo para la evaluación de la calidad del agua del río Ebro basado en un sistema de inferencia difusa propuesto por William Ocampo-Duque.

2.4 Modelos de evaluación para cuerpos de agua salada

2.4.1 Canadian Council of Ministers of the Environment (CCME)

El índice propuesto por el CCME permite realizar análisis de la calidad del agua en cualquier tipo de cuerpo de agua, incluyendo agua dulce, salada, de riego o para consumo humano. Este índice es muy práctico ya que se pueden analizar cualquier cantidad de variables medioambientales y no tiene una restricción en cantidad de las mismas (CCME, 2007). Para realizar una evaluación de la calidad del agua es necesario calcular tres factores, los cuales se describen a continuación.

Factor 1: F_1 (Scope)

El Factor Scope evalúa la cantidad de variables que registraron mediciones fuera del rango deseado contra el número total de variables involucradas en el análisis. Este factor ha sido adoptado directamente de The British Columbia Water Quality Index:

$$\text{Factor 1: } F_1 = \frac{\text{Número de mediciones fuera de rango}}{\text{Número total de mediciones}} \quad (2.2)$$

Factor 2: F_2 (Frecuencia)

La frecuencia con la que las mediciones se encuentran fuera del rango deseado, las cuales representan el porcentaje de las pruebas fallidas.

$$\text{Factor 2: } F_2 = \frac{\text{Número de mediciones fallidas}}{\text{Número total de mediciones}} \quad (2.3)$$

Factor 3: F_3 (Amplitud)

La cantidad de mediciones que se encuentran fuera de rango es calculada en tres pasos:

La cantidad de veces que una concentración particular es más grande que (o menor que, cuando el límite objetivo es un mínimo) el límite es llamado desviación. Cuando el valor registrado no debe de exceder el límite:

$$\text{Desviación} = \begin{cases} \text{Valor registrado} - \text{Límite} & \text{si } \text{Valor registrado} > \text{Límite} \\ 0 & \text{si } \text{Valor registrado} \leq \text{Límite} \end{cases} \quad (2.4)$$

En el caso de que la medición registrada no deba caer por debajo del límite establecido:

$$\text{Desviación} = \begin{cases} 0 & \text{si } \text{Valor registrado} > \text{Límite} \\ \text{Límite} - \text{Valor registrado} & \text{si } \text{Valor registrado} \leq \text{Límite} \end{cases} \quad (2.5)$$

El promedio, mediante la cual se calcularon las desviaciones medidas se hace sumando todas las desviaciones y dividiéndolas entre el número de mediciones. Esta variable se le conoce con el nombre de *nse (normalized sum of excursions)* y se calcula de la siguiente manera:

$$\text{nse} = \frac{\sum \text{Desviaciones}}{\text{Número de mediciones}} \quad (2.6)$$

Entonces el F_3 es calculado con una función asintótica que escala la normalizada suma de desviaciones de los límites a un rango de valores que comprenden de 0 - 100:

$$F_3 = \frac{100}{1 + e^{-\text{nse}}} \quad (2.7)$$

Finalmente el CWQI se calcula:

$$\text{CWQI} = \frac{F_1 + F_2 + F_3}{3} \quad (2.8)$$

El medioambiente tiene un lenguaje que es perfectamente comprensible. El modelo propuesto por la CCME es uno de los más completos en el aspecto que permite medir cualquier cuerpo de agua ya sea salada o dulce bajo cualquier cantidad de variables empleando un cálculo estadístico. Aunque este índice se perfila para ser el mejor en esta área, tiene un punto débil junto con el índice propuesto por la ACA, y se debe a que ninguno de los dos involucra un proceso de razonamiento que permita detectar todos aquellos eventos que afectan directamente la calidad del agua, como ejemplo se puede citar los diferentes niveles de oxígeno que por sí solos pueden afectar gravemente la estabilidad del hábitat, aún teniendo todas las variables fisicoquímicas en niveles aceptables para el organismo.

2.4.2 Modelos basados en sistemas expertos

Se propone la construcción de bases de conocimiento y el desarrollo de sistemas expertos como alternativa metodológica para el manejo acuícola del camarón blanco del Pacífico (*Litopenaeus vannamei*). La aplicación de los principios de la ingeniería del conocimiento permitió el desarrollo e implementación de dos sistemas expertos, a saber: TEMA, que constituye una referencia genérica sobre los principales aspectos relativos a la Tecnología y Manejo del cultivo considerando las modalidades semi-intensiva, semi-intensiva "alta" e intensiva (Fig. 2.3). El sistema asesora a sus usuarios a fin de modificar, confirmar o complementar sus conceptos sobre dichos aspectos. Se analiza lo relativo a la descripción de la tecnología para la producción, seguimiento y control de la calidad del agua, alimentación y fertilización, y sistemas de preengorda. La construcción de la base de conocimiento del sistema requirió de la incorporación de 433 reglas (Hernández, 2001).

El sistema emite conclusiones y sugerencias sobre todos y cada uno de los aspectos analizados y ofrece, mediante el uso de hipertexto, la posibilidad de presentar en pantalla información que permite sustentar y justificar sus apreciaciones. También se ofrecen ayudas e información complementaria relevante sobre los distintos tópicos. Al final de la consulta y a petición del usuario, el sistema puede presentar en pantalla o impreso, un informe que resume los principales resultados de la consulta, así como una evaluación global de los conocimientos del usuario.

CALEN se ha desarrollado para auxiliar en el manejo de la calidad del agua en sistemas de producción semi-intensivos, y para el diagnóstico presuntivo de enfermedades comunes de la especie en condiciones de cultivo. Para la calidad del agua el sistema utiliza 185 reglas, considerando el nivel de productividad, los niveles de oxígeno matutino y vespertino, el pH, la temperatura y la tasa de renovación del agua. CALEN establece un diagnóstico sobre la calidad del agua, y de ser el caso, recomienda las acciones pertinentes para restablecer aquellas condiciones que son más favorables para el cultivo de los organismos. Se ofrece explicación al usuario de los pasos con que se conduce el proceso de inferencia y las conclusiones finales y parciales a las que se llega. Las acciones correctivas se refieren a posibles modificaciones a las raciones de alimento, a la tasa de recambio de agua, y a la suspensión o inicio de aplicaciones de fertilizantes. Para el diagnóstico de enfermedades se emplean 79 reglas cuya aplicación permite la identificación de una avitaminosis (carencia de vitamina C), microsporidiosis, vibriosis y virosis (IHHN), con base en los principales signos que presentan los organismos a observación directa. CALEN utiliza hipertexto como interfaz con el usuario para recomendarle y explicarle los tratamientos a que haya lugar, una vez que las enfermedades se han identificado.

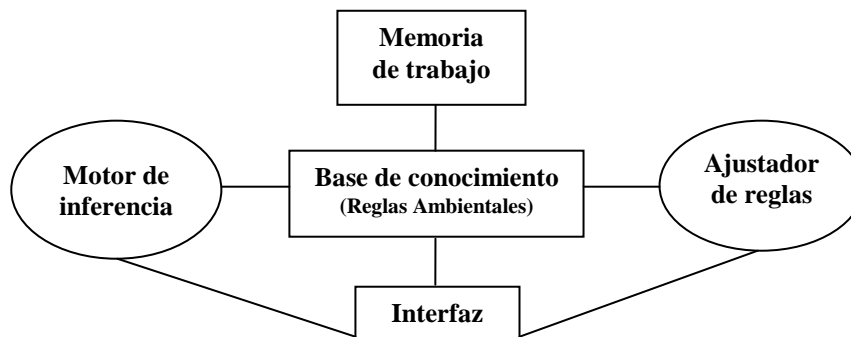


Fig. 2.3. Arquitectura del sistema experto para el diagnóstico de la calidad del agua en estanques de cultivo de camarón.

Los sistemas expertos diseñados hasta ahora ofrece otra solución al problema, sin embargo solamente son una guía para el cultivo de camarón, y en contadas ocasiones ofrecen una alternativa a un problema generado por una variable medioambiental, sin establecer un indicador de la calidad del ecosistema que permita categorizar el buen o mal estado del cuerpo de cultivo.

2.4.3 Modelos basados en redes neuronales

Las redes neuronales artificiales (RNA) proveen una relación no lineal entre variables fisicoquímicas (variables de entrada) y el estado de la calidad del agua (respuesta deseada). Las variables fisicoquímicas presentan relaciones no lineales entre sí difíciles de representar mediante expresiones matemáticas. Una red neuronal se ajusta perfectamente a la necesidad de establecer dicha relación entre variables (Príncipe, 2000).

Una ventaja de utilizar las RNA es su poder de generalización, es decir, las RNA pueden clasificar situaciones no previstas en su aprendizaje (patrones que no fueron incluidos dentro del conjunto de entrenamiento) así como también aprender nuevas situaciones mediante algoritmos de re-aprendizaje.

Trabajos previos en este campo han abordado esta temática (Carbajal y Pastor, 2006) realizando modelos para la calidad del agua en granjas de camarón. Carbajal y Pastor (2006) desarrollaron en conjunto una red neuronal capaz de clasificar el estado de la calidad del agua en estanques de cultivo de camarón presentando una red neuronal del tipo backpropagation (Fig. 2.4)

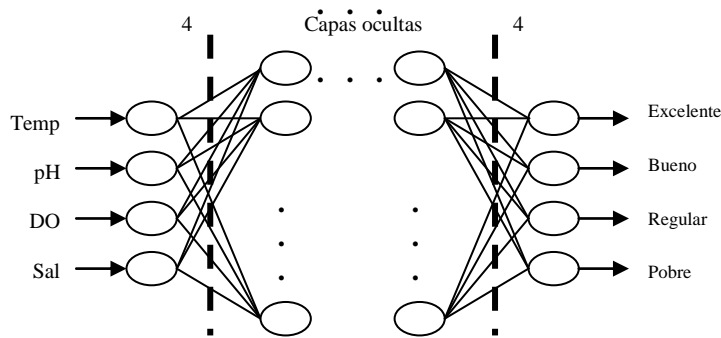


Fig. 2.4. Arquitectura de la red neuronal artificial empleada en el análisis de la calidad del agua en estanques camaronícolas.

Aunque las redes neuronales son una buena alternativa en la clasificación de patrones ambientales, resultan tener grandes limitaciones en su uso. Debido a que un sistema acuícola se compone de un conjunto grande de variables fisicoquímicas, la cantidad de información depende en gran medida de las combinaciones que se presentan teniendo un conjunto de patrones relativamente grande, por lo que para un conjunto de variables medioambientales pequeño, la cantidad de información con la cual se entrena a la red neuronal puede sobrepasar sus capacidades. El medioambiente suele ser muy engañoso, debido a que un cambio ligero en alguna variable fisicoquímica crítica suele cambiar drásticamente el resultado en la evaluación de la calidad del agua, esta característica resulta también un factor limitante en una red neuronal, debido a que a grandes volúmenes de información, se presenta gran confusión cuando se clasifica mediciones cercanas los límites de reconocimiento entre un estado y otro.

2.4 Modelos de predicción para calidad del agua

Existen ciertos acercamientos para generar predicciones de sistemas acuícolas con base en la calidad del agua que se presenta dentro de los mismos. Los modelos comúnmente empleados en este campo son aquellos que están basados en auto aprendizaje, modelos estadísticos o bien, aquellos que tratan de simular el lenguaje común del medioambiente.

2.4.1 Modelos basados en redes neuronales

Las redes neuronales artificiales resultan ser de gran utilidad en la acuicultura debido a su auto aprendizaje, esta característica es explotada debido a que situaciones que se presenten en un futuro y que no hayan sido consideradas con anterioridad pueden ser almacenadas en la memoria de una red empleando algún algoritmo de re-aprendizaje. Debido a que el medioambiente resulta ser en ocasiones muy inestable, además de involucrar gran cantidad de elementos relacionados directa o indirectamente entre sí, las redes neuronales únicamente almacenan la información que se considera de utilidad en un proceso de selección de patrones (Buendía, 2002; Romero, 2005).

Buendía desarrolló un modelo basado en una red neuronal para predecir la calidad de hábitat en sistemas forestales mediante un análisis a las variables medioambientales que se involucran en el ecosistema, y a su vez en determinar históricamente situaciones

cercanas a la actualmente diagnosticada, obteniendo como resultado una conclusión sobre lo que posiblemente sucederá a corto plazo. En sí, estos modelos se basan en un comparativo de situaciones históricas, las cuales pueden surgir nuevamente.

La Fig. 2.5 muestra una estructura típica basada en una red neuronal para predecir la calidad de un hábitat.

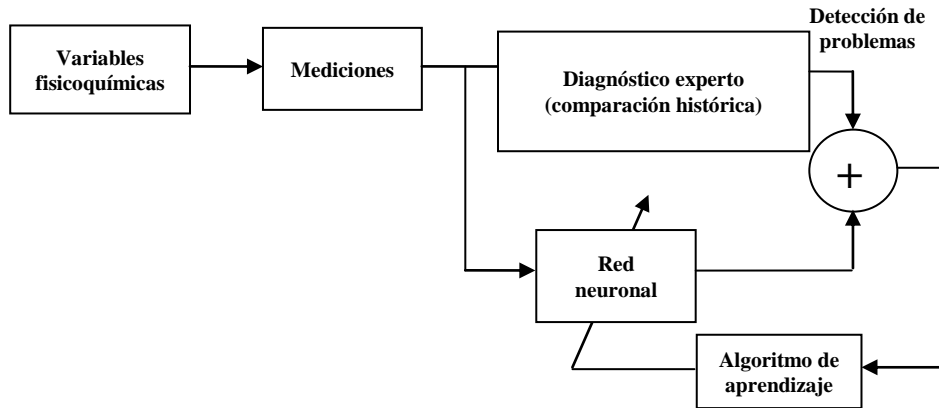


Fig. 2.5. Arquitectura de la red neuronal artificial empleada en la predicción de la calidad del agua.

Najah, A. presenta un modelo para la predicción de la calidad del agua en el río Johor en Malasia, este modelo está basado en una serie de redes neuronales que predicen valores de un conjunto de cuatro variables medioambientales (conductividad, turbidez y sólidos totales disueltos). El modelo planteado predice únicamente a las variables fisicoquímicas, sin establecer el grado de deterioro de la calidad del agua, por lo que esto se convierte en un punto débil de esta metodología (Najah et al, 2009).

Este tipo de análisis solamente hace una comparativa sin realizar un análisis robusto sobre tendencias y comportamientos de las variables medioambientales a futuro, por lo que resulta un tanto ineficiente para la predicción del hábitat con base en los comportamientos de las variables fisicoquímicas.

2.4.2 Modelos basados en probabilidad

Kenneth H. Reckhow propone una red Bayesiana para la solución al problema de predicción, esta red es un modelo probabilístico multivariado que relaciona un conjunto de variables aleatorias mediante un grafo dirigido que indica explícitamente influencia causal. Gracias a su motor de actualización de probabilidades, las redes Bayesianas son una herramienta extremadamente útil en la estimación de probabilidades ante nuevas evidencias.

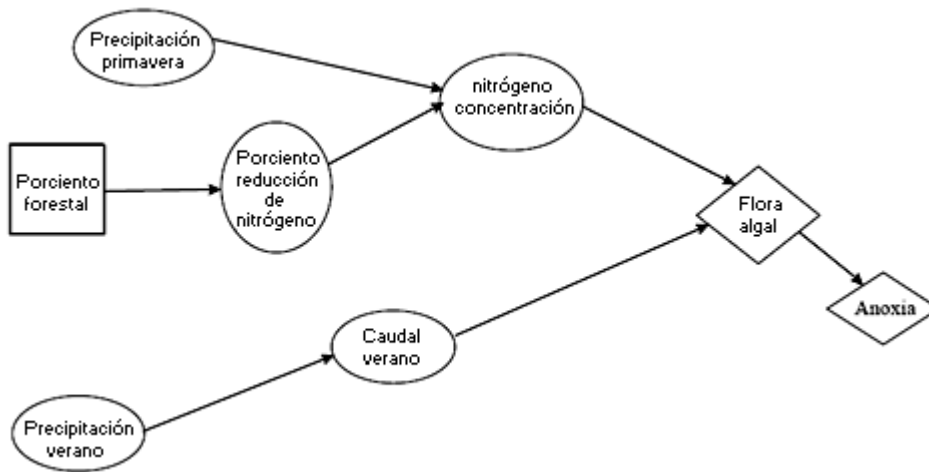


Fig. 2.6. Función red probabilística para determinar un posible estado de anoxia.

En acuicultura, las redes probabilísticas son empleadas para evaluar una situación dentro de un cuerpo de agua, obteniendo como conclusión la situación que se podría presentar en caso de no realizar algún tipo de actividad correctiva. La Fig. 2.6 muestra una red Bayesiana para el reconocimiento de una posible situación basado en una red probabilística (Kenneth, 1998). Sin embargo este modelo carece nuevamente de un análisis profundo del comportamiento a futuro de las variables involucradas en el ecosistema.

2.6 Conclusiones

En este capítulo se han estudiado fuentes de información para analizar las diferentes metodologías empleadas en el diagnóstico de la calidad del agua. En la literatura es posible observar ciertos avances en modelado de la calidad del agua. Aunque los modelos descritos anteriormente no resuelven los problemas planteados en esta tesis, el marco teórico resalta ciertos aspectos importantes a considerar en el desarrollo del modelo de calidad propuesto en este trabajo. Los modelos de calidad y la normatividad son un complemento ideal para el desarrollo de teorías que permitan elevar la eficiencia y confiabilidad de los métodos de administración de la calidad del agua.

Capítulo 3

Requerimientos de la calidad de agua

3.1 Introducción

El manejo de la calidad del agua es un factor de gran importancia en acuicultura del camarón, donde el ecosistema debe estar en equilibrio y bajo control. Un hábitat inestable es no apropiado para el buen cultivo del camarón; un organismo bajo estrés puede ser más propenso a enfermedades debido a un sistema inmunológico debilitado (p. ej. virus Taura, Mancha Blanca, Cabeza Amarilla, Etc.) (Angulo and Angulo, 2003). El principal propósito en el manejo de la calidad del agua es controlar y mantener las condiciones óptimas para la supervivencia y el buen crecimiento de los organismos, siendo éstas las más parecidas posibles a un ecosistema natural (Martínez, 1994). La evaluación de la calidad del agua puede ser estimada empleando las relaciones existentes entre parámetros físicos, biológicos y químicos que componen el hábitat. La combinación entre variables medioambientales determinan el estado de la calidad del agua (Hirono, 1992). Actualmente alrededor del mundo, la leyes no proveen suficientes criterios para resolver este problema y los estándares internacionales solo describen los límites de toxicidad de los compuestos contaminantes permitidos en cuerpos de agua y las metodologías para medirlos (INE, 2000; SEMARNAP, 1996; Hernández et al, 2003). Organismos internacionales han implementado ciertas metodologías para analizar la calidad del agua, tal es el caso de la NSF, CCME y la ACA, sin embargo el problema principal reside en las dificultades que las granjas de camarón comerciales tienen para recolectar muestras. Debido a esto, los análisis se ven limitados a monitorear un número reducido de variables medioambientales por su relativa facilidad o por su importancia en el ecosistema (Chien, 1992).

3.2 Análisis de mediciones

3.2.1 Calidad del agua

La calidad del agua se basa generalmente en resultados de pruebas de toxicidad. Estas pruebas miden la respuesta que los organismos acuáticos tienen a cantidades específicas de compuestos químicos. Las especies acuáticas tienen diferentes tolerancias a compuestos específicos, debido a la gran variedad de especies de camarón las características del *Litopenaeus vannamei* son analizadas para mostrar el funcionamiento del modelo propuesto.

En sistemas de cultivo de camarón extensivos ubicados en América central, las variables fisicoquímicas son monitoreadas a diferentes frecuencias. El oxígeno disuelto, la temperatura y la salinidad son monitoreadas diariamente; el pH, el amonio, los nitritos, la turbidez y conteo de algas son monitoreados semanalmente. Los análisis químicos no son tomados en consideración como una rutina en el manejo de la calidad del agua, por el contrario, éstos son monitoreados por requerimiento (Hirono, 1992). Debido a los cambios de pH y a su relación con el amonio no ionizado (que resulta altamente tóxico) (Hernández et al, 2003), el pH es monitoreado diariamente. Estas cuatro variables resultan por tanto ser las más importantes en la evaluación de la calidad del agua, por lo que serán caso de estudio en la implementación del sistema.

Resulta de gran importancia conocer el comportamiento de las variables fisicoquímicas que determinan la calidad del agua, establecer sus tendencias, efectos en la población y cómo pueden ser afectadas estas variaciones por las acciones del hombre durante el cultivo, lo que permitirá tomar decisiones que prevean la ocurrencia de mortandades, bajo crecimiento y la aparición de epizootias, que en las últimas décadas ha originado graves pérdidas económicas (Hirono, 1992).

Tabla 3.1 Variables fisicoquímicas que integran el hábitat del camarón (fuente del Centro de Investigaciones Biológicas del Noroeste – Unidad Hermosillo, Sonora).

		Frecuencia de Monitoreo	
Diario	Semanalmente	Por requerimiento	
- <i>Temperatura</i>	- <i>pH</i>	- Alcalinidad	- Sólidos suspendidos
- <i>Oxígeno disuelto</i>	- Amonio total	- Fósforo	- Potencial redox
- <i>Salinidad</i>	- Nitratos	- Sulfato de hidrógeno	- Silicatos
-	- Amonio no ionizado	- Sulfato de hidrógeno no ionizado	- Clorofila A
-	- Turbidez	- Dióxido de carbono	- Nitrógeno total inorgánico

3.2.2 Adquisición de datos

La medición de variables fisicoquímicas depende en gran medida de la exactitud con que el personal de supervisión las realice dentro de un estanque. El Centro de Investigaciones Biológicas (CIB) unidad Hermosillo en colaboración con el Instituto Tecnológico de Sonora (ITSON) instalaron una sonda para monitorear un estanque camaronícola durante un periodo normal de cultivo, con esto se reducen errores producidos por los factores como mediciones fuera de tiempo, mal posicionamiento de sensores, falta de mediciones, etc. El registro de mediciones se realizó en la granja *Rancho Chapo* ubicada en Huatabampo, Sonora, evaluando cada una de las cuatro variables fisicoquímicas en un periodo de 15 minutos entre cada medición. Dentro del registro de medición se generó un conjunto de datos correspondiente a 4 meses de cultivo (mayo - agosto). Las variables que se monitorearon fueron las pertenecientes al conjunto de mediciones diarias (temperatura, oxígeno disuelto, pH y salinidad). En convenio con el Laboratorio de Tiempo Real del Centro de Investigación en Computación – IPN, la base de datos correspondiente se puso a disposición del mismo para realizar el análisis de las variables empleando los modelos y métodos propuestos en este trabajo, y así determinar las condiciones en las que opera el estanque correspondiente. Las mediciones en las que alguna variable no registró valor fueron excluidas del conjunto, por lo que el total de mediciones fue de 96 días (9312 registros)

La Fig. 3.1 muestra como ejemplo una serie de mediciones medioambientales, en donde se observa el comportamiento de las mismas en un día de cultivo. Asimismo se observan las fluctuaciones de variables como temperatura y oxígeno disuelto, dependiendo de la hora del día; por otra parte la salinidad y el pH se mantienen aparentemente sin cambios considerables.

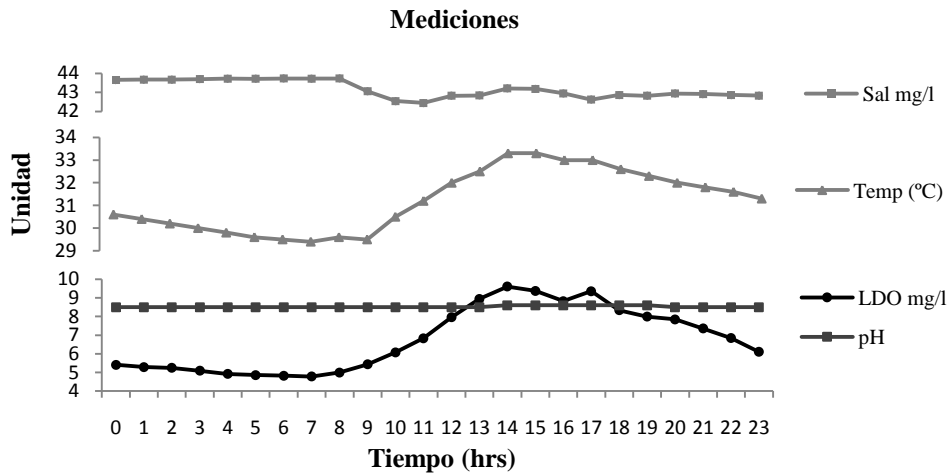


Fig. 3.1. Comportamiento de las variables fisicoquímicas en un día.

3.2.3 Temperatura

El papel que desempeña la temperatura y la salinidad en el crecimiento de los organismos dentro del sistema, depende de los requerimientos de las especies. De acuerdo con su resistencia a la temperatura los organismos se pueden agrupar en:

- De aguas frías. Denominados desde el punto de vista ecológico como estenotérmicos, que resisten pequeños intervalos de temperatura usualmente desde 4 hasta 15 °C.
- De aguas cálidas. Señalados como euritérmicos, que resisten grandes intervalos de temperatura desde 6 a más de 30 °C.
- De aguas tropicales. Organismos estenotérmicos, que resisten grandes intervalos de temperatura, que van de 25 hasta 35 °C (Raman y Escobedo, 2006).

La temperatura tiene un efecto en los procesos químicos y biológicos en un estanque de cultivo, al grado que un aumento de 10 °C causa que las tasas de reacciones químicas y biológicas aumenten al doble o al triple. Por lo tanto los organismos consumirán dos a tres veces más oxígeno a 30 °C que a 20 °C. Consecuentemente los requerimientos de oxígeno disueltos de los peces son más críticos en aguas cálidas que frías (Martínez, 1994).

Los cambios repentinos de temperatura, pueden generar estrés o incluso una alta mortandad en los organismos, esto ocurre cuando éstos son desplazados de un ambiente a otro sin antes una aclimatación gradual a otras temperaturas (Navarro y Mascarenhas, 1992).

Es importante remarcar que la temperatura controla la solubilidad de los gases en el agua, la velocidad de reacción química y la toxicidad del amonio. En agua a nivel del mar, la solubilidad del oxígeno es de 11.3 mg/L a 10 °C (50 °F), sin embargo la solubilidad cambia a 9.0 a una temperatura de 21.1 °C (70 °F) (Hirono, 1992; Arredondo y Ponce, 1998; Páez, 2001).

Existe una relación entre la temperatura, y oxígeno, ésta se presenta de la siguiente manera:

- El consumo de oxígeno se incrementa con la temperatura hasta alcanzar una tasa máxima.
- La tasa de consumo de oxígeno más alta se mantiene en un intervalo pequeño de temperatura.
- El consumo de oxígeno después de la tasa máxima, disminuye rápidamente conforme la temperatura continúa incrementándose.
- Finalmente, ocurre una temperatura letal.

Los cambios en la temperatura generan estrés en el camarón, asimismo puede generar alta mortalidad (Navarro et al, 1992). La temperatura se considera normal cuando reporta valores entre 20 y 30 °C (Páez, 2001; Hirono, 1992).

Extracción de datos y mediciones

La temperatura es una de las variables que más cambios genera dentro de un estanque, esto se debe a una dependencia con la energía solar, por lo que a mayor intensidad luminosa mayor será la temperatura y por las noches ésta decrecerá notablemente.

La Fig. 3.2 muestra el comportamiento de las concentraciones de la temperatura durante tres meses de cultivo. Se observa que la temperatura registra fluctuaciones la mayor parte del tiempo, esta oscilación muestra su máximo entre las 2 y 3 de la tarde y su mínimo entre las 7 y 8 de la mañana. En pocas situaciones no se tiene un máximo o un mínimo; esto se debe a las condiciones meteorológicas o cambios de agua.

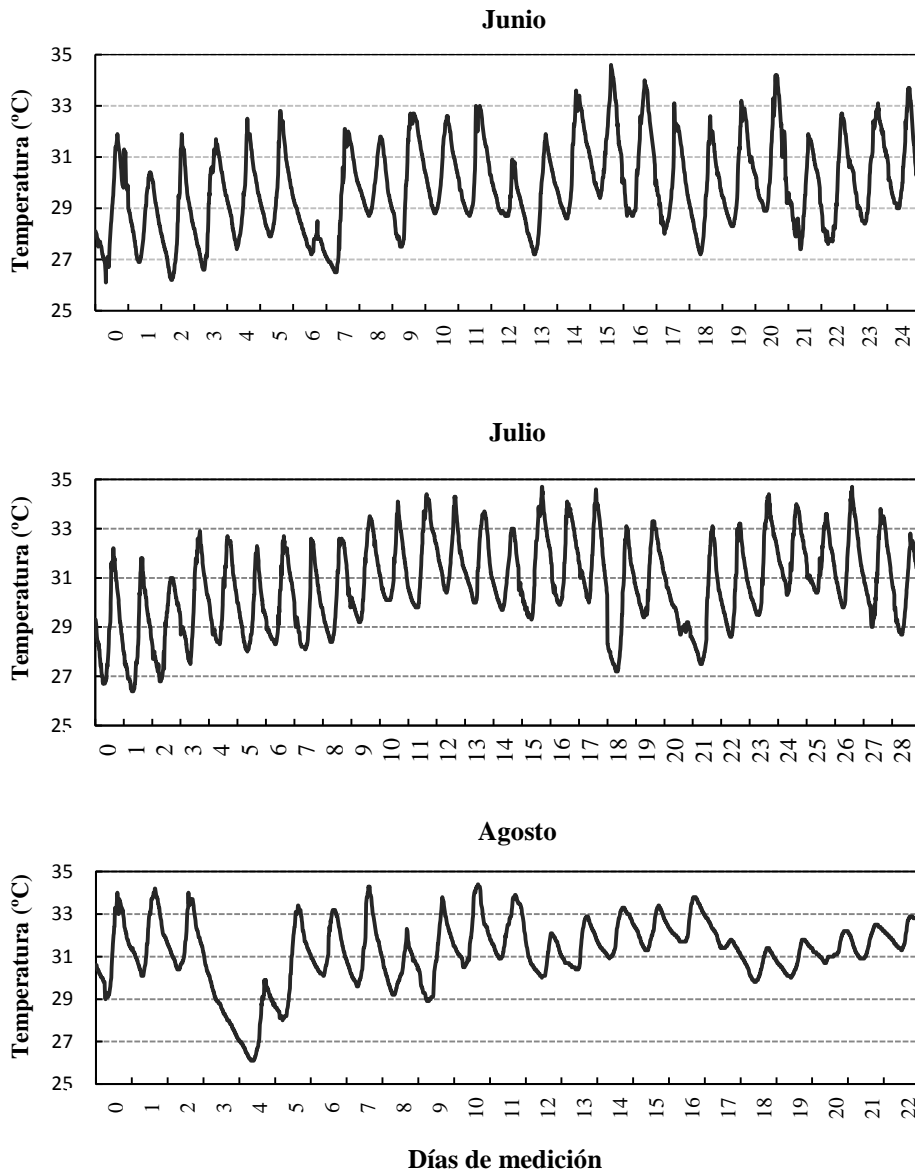


Fig. 3.2. Comportamiento de la temperatura en un periodo de cultivo (junio, julio y agosto).

La temperatura es una de las variables con mayor dificultad de control, esto puede verse en la Fig. 3.2 en donde los valores de medición van de los 26 °C hasta los 35 °C, sin observarse cambios repentinos derivados de alguna acción correctiva; por lo general se mantiene estable, conforme pasa el periodo se puede ver que la temperatura se eleva un poco. Realizando un análisis estadístico (Tabla 3.2), la desviación estándar con respecto a la media es de 1.5 a 1.77 °C. Esto nos indica que la variación promedio no cambia de forma considerable.

Tabla 3.2. Análisis de la media y desviación estándar de la temperatura en los meses de junio, julio y agosto de 2007.

	Temperatura	
	Desviación	Media
Junio	1.732	29.824
Julio	1.772	30.695
Agosto	1.544	31.228

Los criterios de evaluación de la variable temperatura se encuentran definidos en la Tabla 3.3, dichos criterios fueron propuestos por Páez (2001) y Hirono (1992) para el manejo del camarón en estanques camaronícolas.

Tabla 3.3. Niveles de clasificación para la variable temperatura.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación				
	Bajo	Normal	Alto	Tol.	Lim.
Temperatura (°C)	0 - 23	23 - 30	Mayor a 30	1	1

Un aspecto relevante es ¿qué sucede cuando los valores se acercan al límite?, tomando como ejemplo cuando la temperatura registra un valor de 30.01, corresponde a una clasificación “Alto” o “Normal, este aspecto permite establecer dos parámetros adicionales que permiten corregir este problema, los cuales son:

- Tolerancia: máximo valor permitido para que la medición deje de ser reconocida completamente en el nivel deseado.
- Límite: máximo valor permitido antes del borde del nivel para que la variable sea totalmente clasificada dentro del mismo, sobrepasar el límite deteriorará su estado de clasificación.

Para entender un poco más sobre el proceso de evaluación de la variable ejemplificaremos con un conjunto de mediciones de tres días de cultivo (Fig. 3.3). En la tabla 3.3 se tienen varios niveles de clasificación, dentro de los cuales la medición registrada puede ser reconocida dentro de un nivel, asimismo se establecen ciertas tolerancias y límites, los cuales pueden ayudar a establecer un criterio sobre los valores que se encuentran en la frontera del rango. En la Fig. 3.3 se puede observar que los valores registrados entre 11:00 en adelante sobrepasan el límite máximo permitido dentro del nivel normal, dichos valores pertenecen al nivel alto, no así con los valores registrados entre las 00:00 horas y las 10:45 horas, los cuales se encuentran entre el límite del nivel y la tolerancia, tales valores pueden ser clasificados dentro del nivel normal o bien también pueden ser clasificados dentro del nivel alto, en dependencia de que tal alejados se encuentren del objetivo será el criterio de pertenencia del nivel que se deberá tomar.

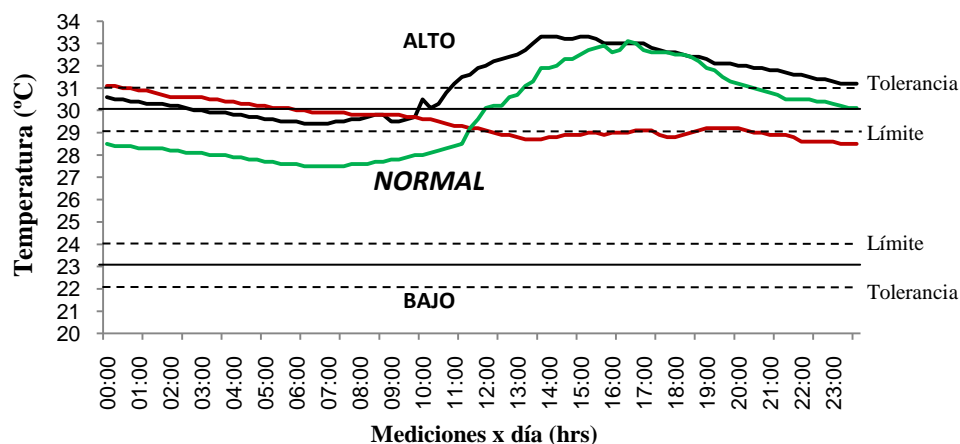


Fig. 3.3. Comportamiento de la temperatura con base en niveles de clasificación.

3.2.4 Oxígeno disuelto

Los organismos requieren una concentración adecuada de oxígeno disuelto para la sobrevivencia y el crecimiento. En bajas concentraciones, la respiración y la actividad metabólica pueden ser limitantes. La concentración mínima de oxígeno para mantener una tasa aceptable de sobrevivencia varía con el tiempo de exposición (Boyd, 1992; Páez, 2001). Un camarón puede tolerar una concentración baja de oxígeno disuelto por varias horas sin ningún efecto aparente, pero si se expone a la misma concentración por varios días puede morir. En concentraciones bajas de oxígeno disuelto, los camarones son más susceptibles a enfermedades y cuando el porcentaje de saturación permanece por debajo de 25% los camarones no se alimentan y no crecen. La fluctuación diaria de oxígeno disuelto en un estanque aparentemente tiene poco efecto sobre la alimentación y el crecimiento para algunas especies, siempre y cuando la concentración no caiga por debajo de 2 mg/l en la mañana (Li et al., 2006).

Uno de los criterios que puede ser utilizado en las condiciones de nuestro país es el de Swingle (1961), el cual se puede observar en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4. Criterios establecidos por Swingle.

Oxígeno disuelto (mg/l)	Efecto en los peces
0 – 2	Puede ser letal en periodos largos de exposición
2 - 5	En periodos largos de exposición el pez sobrevive, pero el crecimiento es lento
5 - ∞	El pez se reproduce y crece adecuadamente

La concentración de oxígeno disuelto en un cuerpo de agua resulta de la combinación de varios factores:

- a) la tendencia que tiene el oxígeno atmosférico a alcanzar el equilibrio dentro de la capa de mezcla superficial; este equilibrio está relacionado con la solubilidad de la molécula del oxígeno, la temperatura, la salinidad del agua y la velocidad con que el viento sopla;
- b) la cantidad y tipo de productores fotosintéticos;
- c) consumo de O₂ por la respiración de los organismos que habitan tanto en la columna de agua como en los sedimentos; el consumo de O₂ por la oxidación de la materia orgánica producida por las plantas, animales y/o actividades antropogénicas procedentes de las áreas urbanas, industriales, pesqueras y acuícolas (Arredondo, 1998).

La relación entre el consumo de oxígeno y el aumento en la temperatura se presenta de la siguiente manera:

- a) El consumo de oxígeno se incrementa proporcionalmente con la temperatura, hasta alcanzar una tasa máxima.
- b) La tasa de consumo de oxígeno más alta se mantiene en un intervalo pequeño de temperatura.
- c) El consumo de oxígeno después de la tasa máxima, disminuye rápidamente conforme la temperatura continúa incrementándose.

Fluctuaciones del oxígeno disuelto, crisis de hipoxia y anoxia son eventos comunes que pueden presentarse normalmente en sistemas de acuicultura. El oxígeno disuelto está considerado como la variable de calidad más crítica, por otra parte el camarón en bajas concentraciones de oxígeno es más susceptible a morir. Los niveles mínimos recomendados por los autores oscilan entre los 4 y 5 mg/l (Martínez, 1994; Boyd, 1992; Chien, 1992).

Extracción de datos y mediciones

El oxígeno disuelto tiende a tener un comportamiento oscilatorio debido factores como es la intensidad solar y las concentraciones de microalgas; a mayor radiación solar, mayor es la cantidad de oxígeno que se produce de la fotosíntesis, por el contrario en las noches se producen los niveles más bajos debido al consumo de las microalgas. Esto genera que las mediciones de esta variable varíen en un día de cultivo presentando máximos y mínimos.

La Fig. 3.4 muestra el comportamiento de las concentraciones del oxígeno disuelto durante tres meses de cultivo. Se observan fluctuaciones todos los días, los niveles máximos de concentración se generan entre las 3 y 4 de la tarde, la mínima concentración entre las 3 y 4 de la mañana. A diferencia de la temperatura, esta variable nunca registra días sin máximos ni mínimos.

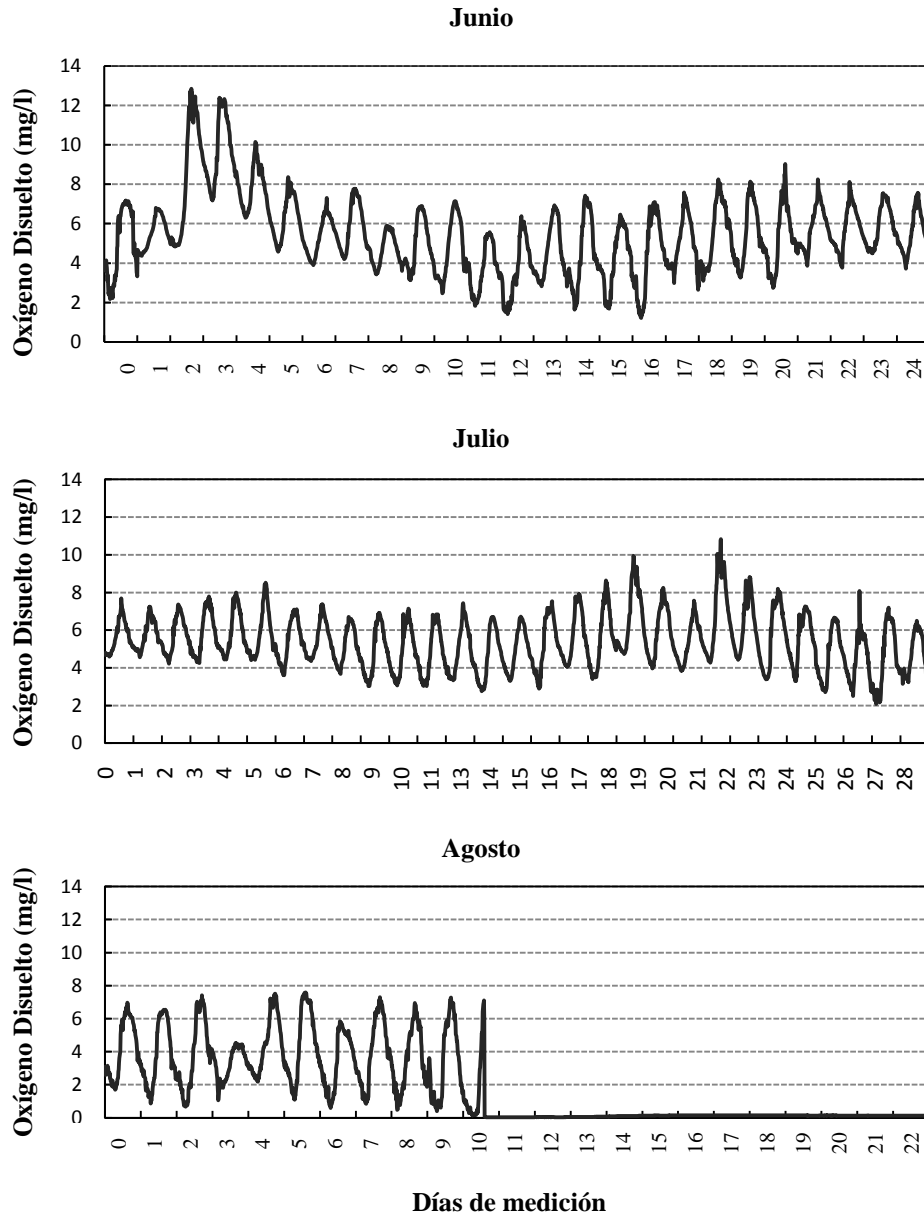


Fig. 3.4. Comportamiento del oxígeno disuelto en un periodo de cultivo (junio, julio y agosto).

Aunque el oxígeno disuelto es clasificado como una variable crítica, a diferencia de la temperatura, éste es más sencillo de controlar con la instalación de dispositivos aireadores en el estanque, sin embargo es necesario monitorear el comportamiento del mismo para evitar situaciones de hipoxia. Analizando estadísticamente las mediciones registradas se puede observar en la Tabla 3.5 un decrecimiento del oxígeno disuelto conforme transcurre el periodo de cultivo, registrando mediciones promedio inicialmente de 5.49 y decreciendo a 1.77 al final del periodo. La desviación da un panorama sobre el nivel de variación con respecto del valor promedio durante el periodo de cultivo, obteniéndose desviaciones bajas al principio del ciclo e incrementándose al final del mismo, esto influenciado por las grandes producciones de oxígeno de las microalgas durante el día y el alto consumo del mismo durante las noches.

Tabla 3.5. Análisis de la media y desviación estándar del oxígeno disuelto en los meses de junio, julio y agosto de 2007.

	Oxígeno disuelto	
	Desviación	Media
Junio	1.987	5.49
Julio	1.435	5.41
Agosto	2.251	1.77

El análisis de correlación que se muestra en la Tabla 3.6 permite observar un nivel de dependencia casi nulo entre las variables de temperatura y oxígeno disuelto, esto contrasta completamente con los comportamientos de las señales las cuales que a simple vista parecen comportarse de la misma forma.

Tabla 3.6. Matriz de la correlación entre temperatura y oxígeno disuelto.

	Temp	DO
Temp	1	-0.074
DO	-0.074	1

Con base en los criterios que establece Boyd (1992), Páez (2001), Hirono (1992) y Swingle (1961) podemos establecer los criterios de clasificación para el oxígeno disuelto, éstos se describen en la Tabla 3.7.

Tabla 3.7. Niveles de clasificación para la variable oxígeno disuelto.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación				
	Hipoxia	Bajo	Normal	Tol.	Lim.
Oxígeno disuelto (mg/l)	0 - 2	2 - 5	5 - ∞	.5	.5

En la Tabla 3.6 se tienen varios niveles de clasificación, dentro de los cuales los valores registrados serán clasificados, asimismo se establecen ciertas tolerancias y límites, los cuales pueden ayudar a establecer un criterio sobre los valores que se encuentran en la frontera del rango. En la Fig. 3.5 se puede observar que al inicio del día los valores se encuentran por en el nivel *bajo*, conforme transcurre el día los valores aumentan hasta pasar a *normal* para decaer nuevamente a *bajo*. Aunque esta variación es común durante el día se espera que la mayor cantidad de valores se encuentren en niveles normales.

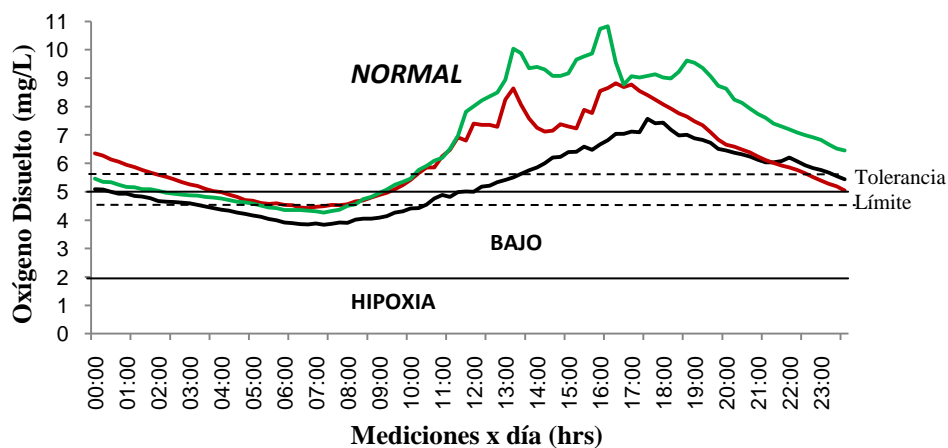


Fig. 3.5. Comportamiento del oxígeno disuelto con base en niveles de clasificación.

3.2.5 Salinidad

La mayor parte de la cultura sobre el cultivo de camarón ha podido adaptarse fácilmente a las fluctuaciones con base en los factores climatológicos e hidrológicos del medioambiente costero. Aunque existen varios tipos de camarón, el *L. vannamei* es una de las especies más resistentes entre las especies peneidas. Aunque éste permite un rango amplio de variación de salinidad los requerimientos óptimos aún son inconclusos (Martínez, 1994).

Los organismos que viven en el agua, deben mantener sus líquidos vitales a cierta concentración iónica (salinidad) a la cual funcionen adecuadamente. Cuando la salinidad del medio es diferente, los organismos deben realizar ciertas estrategias para poder mantenerla en los niveles propicios, lo cual implica un gasto energético que puede verse reflejado en una menor tasa de crecimiento (Páez, 2001; Fontenot, 2007).

Uno de los problemas que más preocupa a la comunidad acuícola, es la excesiva concentración de salinidad en un estanque debido a que el oxígeno disuelto es menos soluble, lo cual aunado a una alta tasa de respiración, cuando la biomasa del camarón es grande. A una alta demanda bioquímica para la degradación de grandes cantidades de materia orgánica, puede ocasionar problemas de hipoxia o incluso hasta de anoxia (Páez, 2001; Angulo y Angulo, 2003).

La salinidad se incrementa con el tiempo, debido sobre todo a la evaporación y concentración de sales en el estanque, lo cual es más frecuente en estanques con bajo recambio (Dale, 2007). Las concentraciones óptimas de salinidad se presentan en los rangos de 15 a 23 mg/l (Boyd, 1992; Páez, 2001).

Extracción de datos y mediciones

En la Fig. 3.6 la señal de salinidad se muestra más estable, sin embargo existen ciertas perturbaciones que pueden alterar el estado de la calidad del agua en el estanque.

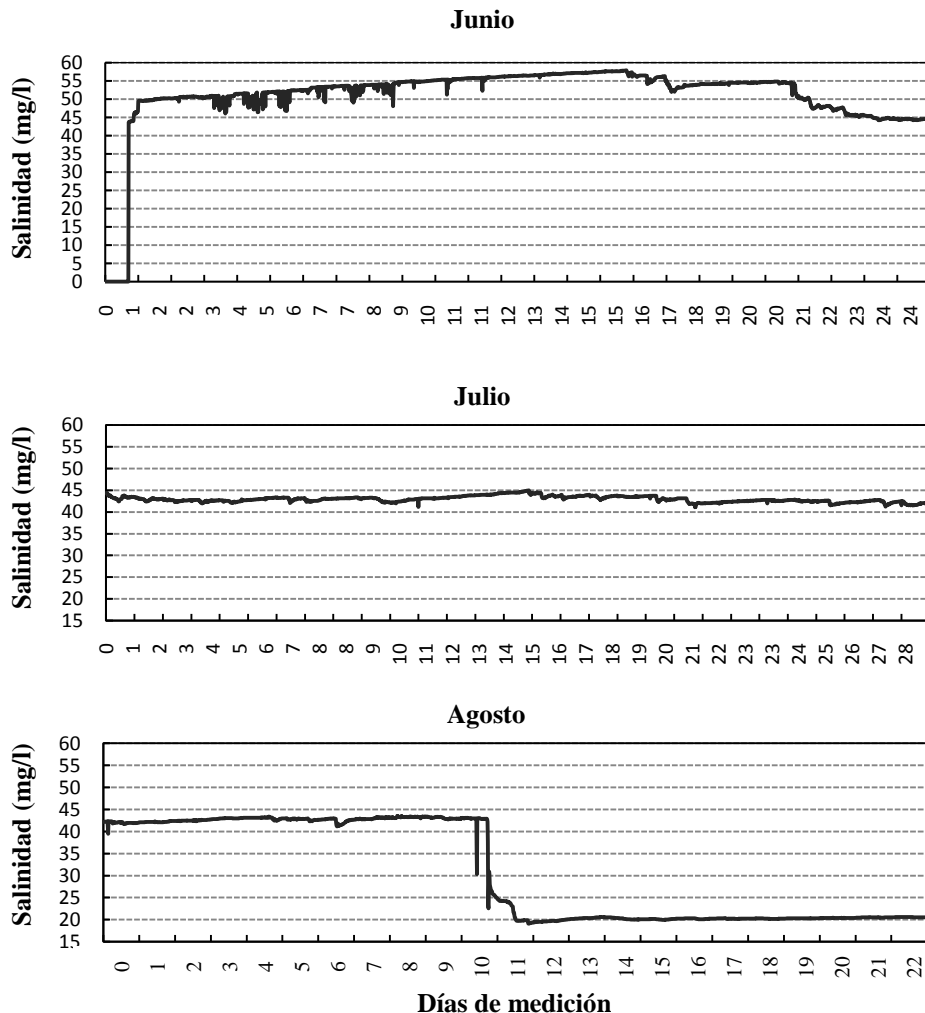


Fig. 3.6. Comportamiento de la salinidad en un periodo de cultivo (junio, julio y agosto).

Los cambios de salinidad alta a baja generalmente se logran mediante el cambio del agua del estanque, este comportamiento se puede observar durante el mes de agosto.

Analizando estadísticamente las mediciones registradas se puede observar en la Tabla 3.8 como la salinidad decrece a medida que pasa el periodo de cultivo, registrando mediciones promedio de 52.5 al inicio y 30.8 al final. La desviación puede dar un panorama sobre el nivel promedio en que la variable fluctúa con respecto del valor medio durante el periodo de cultivo, obteniéndose desviaciones bajas al principio del ciclo e incrementándose al final considerablemente debido al cambio mostrado en la Fig. 3.6-c.

Tabla 3.8. Análisis de la media y desviación estándar de la salinidad en los meses de junio, julio y agosto de 2007.

	Sal	
	Desviación	Media
Junio	3.840	52.540
Julio	0.669	42.947
Agosto	11.121	30.872

El análisis de correlación que se muestra en la Tabla 3.9 permite observar un nivel de dependencia bajo entre las variables de temperatura salinidad; esto tiene como relación la tasa de evaporización que se presenta, lo cual genera un grado de concentración de la salinidad, por otra parte se muestra una dependencia casi nula con respecto al oxígeno disuelto.

Tabla 3.8. Matriz de correlación para las variables de temperatura, salinidad y oxígeno disuelto.

	Temp	Sal	DO
Temp	1	0.353	-0.074
Sal	0.353	1	0.033
DO	-0.074	0.033	1

Con base en los criterios que establece Boyd (1992), Hirono (1992) y Páez (2001) podemos establecer los criterios de clasificación para el oxígeno disuelto, éstos se describen en la Tabla 3.10.

Tabla 3.10: Niveles de clasificación para la variable de salinidad.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación				
	Bajo	Normal	Alto	Tol.	Lim.
Salinidad (mg/l)	0 - 15	15 - 25	25 - ∞	1	1

La Fig. 3.7 muestra el comportamiento de la salinidad con base en los diferentes niveles clasificación. Se puede observar que la señal muestra estabilidad con cambios repentinos los cuales cambian completamente el estatus de la clasificación.

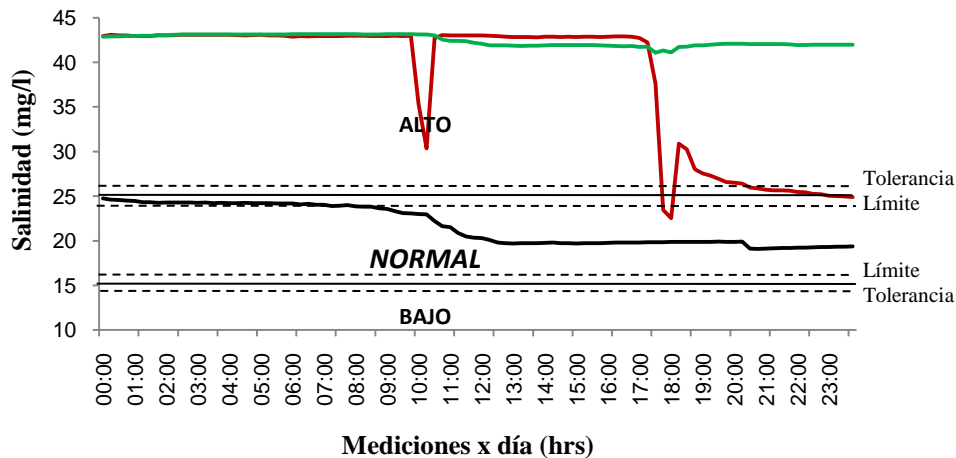


Fig. 3.7. Comportamiento de la salinidad con base en niveles de clasificación.

3.2.6 pH

La mayoría de las aguas epicontinentales tienen un valor de pH que fluctúa entre 6.5 y 9.0 aunque pueden haber factores importantes que afectan al pH de un estanque. Las relaciones de pH en un estanque se muestran en la Fig. 3.8.

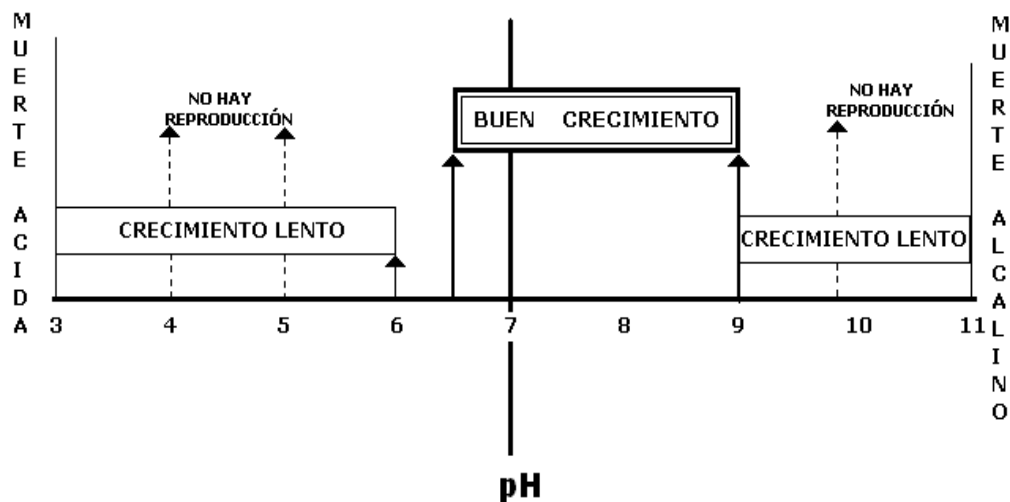


Fig. 3.8. Efectos del pH sobre los organismos de cultivo.

Cuando el pH tiene valores bajos o elevados, causa estrés en los organismos bajo cultivo, y en el caso de los peces, especialmente en ciertos órganos como las branquias. Las aguas que presentan un intervalo de pH entre 6.5 y 9.0, son las más apropiadas para la producción acuícola. La reproducción disminuye en valores inferiores de 6.5 o mayores de 9.0. Por debajo de 4.0 se presenta la muerte ácida y por encima de 11.0 la muerte alcalina. Aunque los organismos pueden sobrevivir, el rendimiento es pobre en estanques que presentan valores de pH en la mañana de 4 a 6 ó de 9 a 10. En muchos sistemas de cultivo el pH puede aumentar hasta valores de 9 ó 10 por periodos cortos de tiempo, sin ocasionar un efecto adverso a los organismos (Martínez, 1994; Arredondo, 1997). Concentraciones extremadamente bajas y altas de pH pueden generar un caparazón duro y baja sobrevivencia (Chien, 1992).

Numerosos textos de química tratan sobre el concepto de pH, el cual de manera simplificada se concibe como el logaritmo de la concentración de los iones H^+ presentes en el agua (Páez, 2001).

Extracción de datos y mediciones

El pH es una variable crítica dentro del hábitat artificial de cualquier organismo debido a que en altas o bajas concentraciones es letal, por esta razón resulta necesario su monitoreo con base en una mayor cantidad de niveles de concentración como se muestra en la Tabla 3.13. En la Fig. 3.8 se puede observar el comportamiento del pH, el cuál muestra una mayor estabilidad que las cuatro

variables medidas en esta investigación, que a diferencia de éstas, el pH depende de factores químicos y no de la intensidad solar.

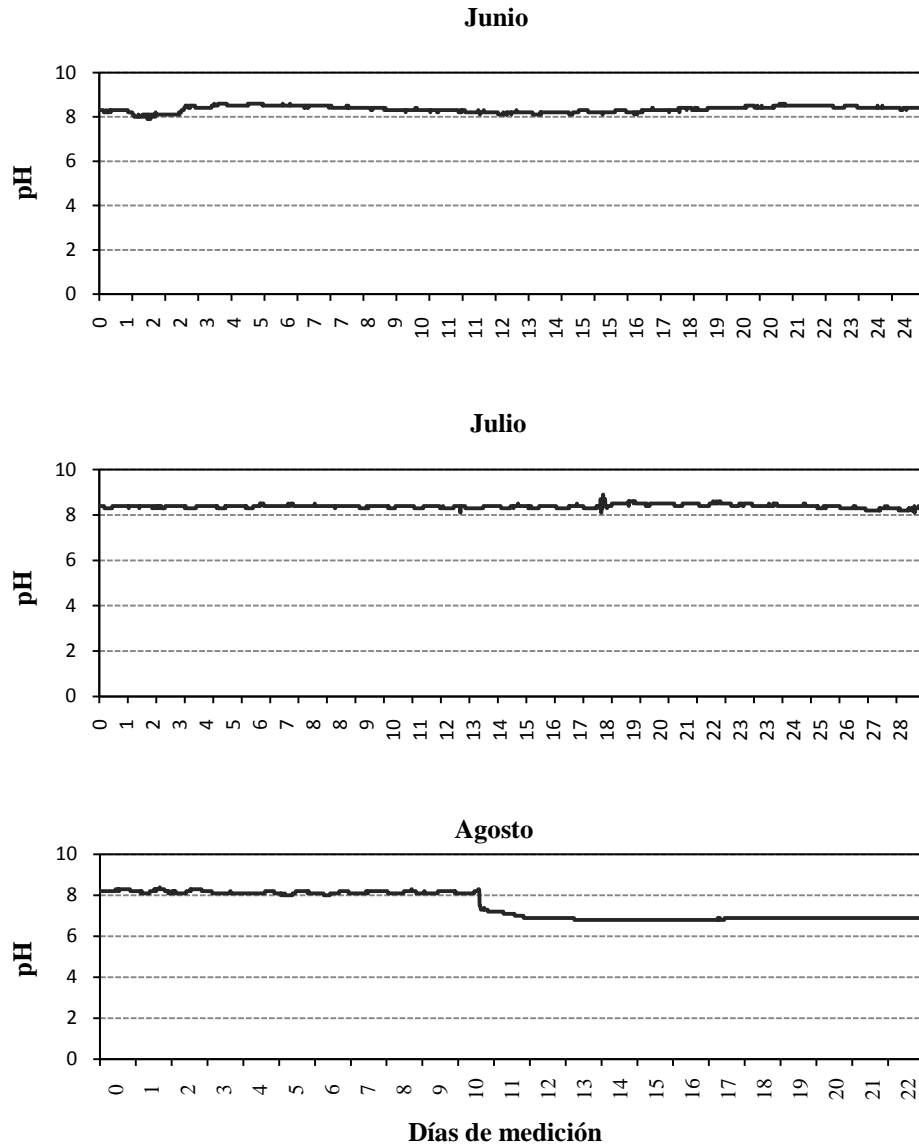


Fig. 3.9: Comportamiento del pH en un periodo de cultivo (junio, julio y agosto).

Analizando estadísticamente las mediciones registradas se puede observar en la Tabla 3.11 que el pH decrece a medida que pasa el periodo de cultivo, registrando mediciones promedio de entre 8.344 al inicio y 7.473 al final. La desviación permite ver un panorama sobre la variación con respecto del valor medio durante el periodo de cultivo, obteniéndose bajos niveles de desviación al principio del ciclo e incrementándose al final considerablemente, esto se puede observar con mejor detalle en la Fig. 3.6.

Tabla 3.11. Análisis de la media y desviación estándar del pH en los meses de junio, julio y agosto de 2007.

	pH	
	Desviación	Media
Junio	0.136	8.344
Julio	0.076	8.385
Agosto	0.635	7.473

El análisis de correlación que se muestra en la Tabla 3.13 permite observar un nivel de dependencia casi nulo entre la temperatura, salinidad y pH, por otra parte se observa una dependencia muy elevada con respecto al oxígeno disuelto, esto se debe a que el pH se eleva o reduce derivado de las reacciones químicas en el oxígeno, tales como la producción de CO₂ o las reacciones con materia orgánica.

Tabla 3.12. Matriz de correlación para las variables de temperatura, salinidad, pH y oxígeno disuelto.

	Temp	Sal	pH	DO
Temp	1	0.353	-0.368	-0.074
Sal	0.353	1	0.036	0.033
pH	-0.368	0.036	1	0.804
DO	-0.074	0.033	0.804	1

Con base en los criterios que establece Páez (1992) y Hirono (2001) podemos establecer ciertos criterios de clasificación para el pH, éstos se describen en la Tabla 3.13.

Tabla 3.13. Niveles de clasificación para la variable pH.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación						
	Acido	Bajo	Normal	Alto	Alcalino	Tol.	Lim.
pH	0 - 4	4 – 6.5	6.5 – 9.5	9.5 - 11	11 - 14	.5	.5

La Fig. 3.10 muestra el comportamiento de la salinidad con base en los diferentes niveles clasificación. Se puede observar que la señal muestra estabilidad con cambios repentinos los cuales cambian el estatus completamente de la clasificación.

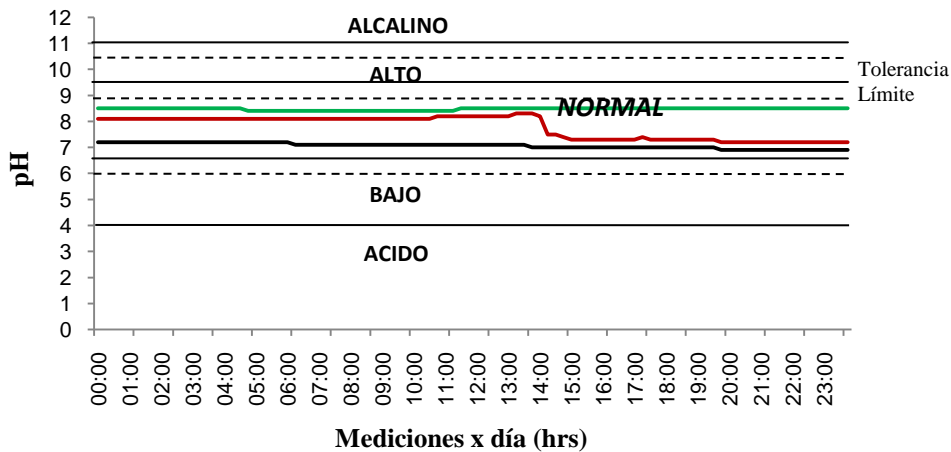


Fig. 3.10: Comportamiento del pH con base en niveles de clasificación.

3.2.7 Amonio

El amonio se presenta en ambientes acuáticos en dos formas; como amonio ionizado NH₄⁺ y como amonio no ionizado NH₃, donde las concentraciones relativas de uno y otro dependen del pH, de la temperatura y de la salinidad del medio. Las formas más tóxicas para los organismos acuáticos son la forma no ionizada, su carácter lipofílico y la ausencia de carga, lo que permite difundirse rápidamente por la membrana hacia el interior de las células y causar disturbios osmoregulatorios.

La acumulación de amonio en el medio externo impone un severo estrés sobre la capacidad osmoregulatoria de los organismos. El amonio incrementa el consumo de oxígeno por los tejidos, daño en las branquias y reduce la capacidad de la hemolinfa para transportar oxígeno, y en los organismos expuestos a concentraciones subletales, también se incrementa la susceptibilidad a las enfermedades. Usualmente la toxicidad del amonio se expresa más bien por tasas reducidas de crecimiento en lugar de mortandad.

El límite permisible para la crianza del camarón es de 0.1 mg/l, arriba de este límite se considera una situación de alta toxicidad (Frías et al, 1999).

Con base en los criterios de Frías (1999) y Páez (2001) podemos establecer los criterios de clasificación para el amonio no ionizado, éstos se describen en la Tabla 3.13.

Tabla 3.14. Niveles de clasificación para la variable amonio.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación			
	Normal	Tóxico	Tol.	Lim.
Amonio no ionizado	0 - 0.09	0.09 - ∞	0.01	0.01

3.2.8 Turbidez

El agua de cualquier sistema acuícola de agua dulce, salobre o marino, contiene sólidos en suspensión de diferente procedencia: materiales terrígenos y orgánicos, organismos pequeños del plancton, materia orgánica del alimento suministrado, desechos de organismos presentes en el sistema, material suspendido del sedimento, etc. Si estos materiales se encuentran en altas concentraciones, puede llegar a constituir un problema para el desarrollo del cultivo.

Una alta concentración de sólidos en suspensión puede llegar a ocasionar una gran turbidez en el agua, lo que evitaría la penetración de la luz y afectaría la fotosíntesis. La cantidad de sólidos suspendidos puede ser determinada indirectamente por la medición de la turbidez. El rango aceptado para los sólidos en suspensión son de 50 a 150 mg/l, o bien midiendo la turbidez de 35 a 45 cm de profundidad (Martínez, L., 1999).

Con base en los criterios que establece Martínez podemos establecer ciertos criterios de clasificación para la turbidez, éstos se describen en la Tabla 3.15.

Tabla 3.15. Niveles de clasificación para la variable de temperatura.

Variable fisicoquímica	Niveles de clasificación				
	Bajo	Normal	Alto	Tol.	Lim.
Turbidez	0 - 35	35 - 45	55 - ∞	1	1

3.3 Conclusiones

En este capítulo se han estudiado los comportamientos de las variables fisicoquímicas monitoreadas dentro de un estanque de camarón, esto permite ver con más detalle las fluctuaciones durante un día dentro del estanque, y en el tiempo que dura en ciclo de cultivo. Este estudio ayuda a establecer los principios para clasificar el nivel de concentración de una variable, asimismo, se ha creado un marco de medición que permite identificar el nivel del impacto ambiental que una variable fisicoquímica genera en el ecosistema del organismo. El marco teórico presentado en este capítulo será la base para desarrollar los sistemas de diagnóstico de la calidad del agua.

Capítulo 4

Modelos de diagnóstico de la calidad del agua

4.1 Introducción

La presencia de sustancias en el agua, las cuales sean un factor de riesgo, daño o puedan causar serios problemas en la salud del camarón es conocida como contaminación. Estos problemas usualmente son resultados de las altas tasas de población, alimentación o contaminación de fuentes de agua para estanques de cultivo (Chien, 1992; Cohen et al, 2005).

La mala calidad del agua es causante de enfermedades, mortandad, bajo crecimiento y baja producción de camarón (Boyd, 1992; Martínez, 1998). Monitorear los parámetros de la calidad del agua es una importante herramienta en el manejo de toma de decisiones de la misma. Obtener información de la calidad del agua de forma temprana y de manera apropiada favorecerá a evitar el desarrollo de estados de crisis (Samocha, 1992).

Actualmente, métodos eficientes de diagnóstico de la calidad del agua son necesarios para establecer mecanismos de control de concentración de contaminantes, y al mismo tiempo prevenir enfermedades en organismos sensibles (Bell, 1992, Kenneth, 1998). Los criterios de calidad del agua varían con el tipo de organismo y éstos se definen por niveles.

Se ha podido observar que el comportamiento de las variables fisicoquímicas no es del todo rígido (Martínez, 1994), cuando un valor se acerca a los límites máximos permitidos, la calidad de la variable se deteriora. Otro aspecto a considerar es que el daño generado a un organismo depende en cierta medida del nivel de impacto ambiental en que una variable se encuentra, así como también de la combinación entre variables dentro del estanque.

Las variables medioambientales tienen ciertos límites de concentración, donde concentraciones altas o bajas (dependiendo de la variable) pueden ser dañinas para el organismo (Martínez, 1994; Hirono, 1992; Li et al, 2006). Siguiendo estos criterios, es posible implementar un modelo computacional, atendiendo a que esos límites y cambios en las variables pueden ser empleadas para determinar cuándo una concentración es buena o mala para el camarón, y cómo la combinación de esas variables afecta la calidad del agua en el hábitat de camarón. Esta estrategia permitirá decrementar las situaciones potencialmente riesgosas; consecuentemente esto reducirá el estrés en el organismo y bajará las tasas de mortalidad.

Las variables fisicoquímicas suelen tener fluctuaciones en el ecosistema, la combinación entre ellas puede desestabilizar al hábitat artificial. Para clasificar el impacto ambiental de una variable en particular, es importante definir los niveles que determinan

los límites mínimos y máximos permitidos dentro del hábitat. Una variable puede ser clasificada en diferentes intervalos, cada uno de ellos con un impacto diferente; la Tabla 4.1 muestra las diferentes variables fisicoquímicas en sus diferentes niveles de impacto.

Tabla 4.1. Niveles de clasificación de las variables fisicoquímicas, tolerancias (Tol) y límites (Lim).

Variables	Unidades					Tol.	Lim.
	Ácido Hipoxia	Bajo	Normal	Alto	Alcalino		
Temp (°C)	-----	0 - 23	23 - 30	30 - ∞	-----	1	1
Sal (mg/L)	-----	0 - 15	15 - 25	25 - ∞	-----	1	1
DO (mg/L)	0 - 3	3 - 6	6 - 10	10 - ∞	-----	0.5	0.5
PH	0 - 4	4 - 7	7 - 9	9 - 10	10 - 11	0.5	0.5

4.2 Índice de la calidad del agua instantáneo (Water Quality Index - WQI)

El análisis de la calidad del agua se basa principalmente en clasificar las concentraciones de las variables medioambientales mediante un proceso de razonamiento, el cual reconocerá aquellas que sean causantes de daño al organismo. Para la implementación del modelo se empleará la teoría de sistemas de inferencia difusa.

El conocimiento oportuno del estado de la calidad el agua en un estanque de cultivo permite tomar medidas de control del ecosistema en riesgo. El índice WQI permite obtener el nivel de la calidad del agua de manera instantánea empleando un conjunto de variables fisicoquímicas. El sistema por tanto deberá de cumplir con tres etapas fundamentales; el registro de mediciones, procesamiento de reglas medioambientales y cálculo del índice de la calidad del agua (Fig. 4.1).

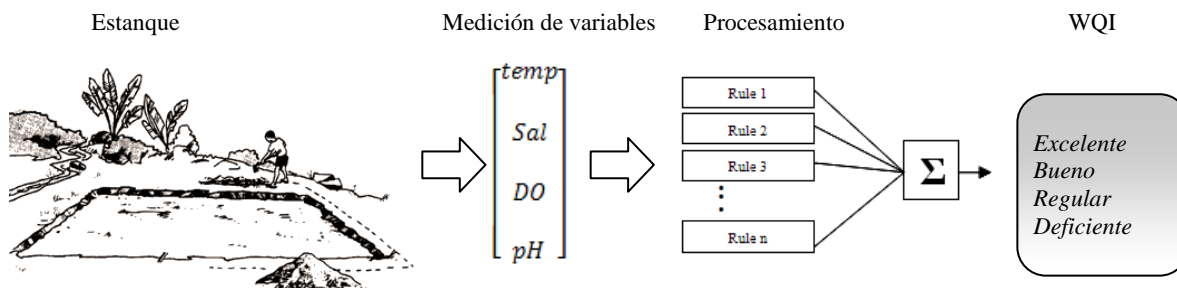


Fig. 4.1. Procedimiento para el cálculo de la calidad del agua en estanques de camarón.

4.2.1 Estado de la calidad del agua

La calidad del agua es compleja y existen varios grados de control limitados que deben de ser ejercidos en los sistemas de producción acuícola. El índice de la calidad del agua provee un grado de contaminación del agua, y está expresado como el porcentaje de agua pura (INE, 2000; SEMARNAP, 2006); en el mismo sentido una alta contaminación del agua tendrá un resultado de ‘0’ WQI, por el contrario el agua en excelente condiciones tendrá un resultado de ‘1’ WQI. Los diferentes estados de la calidad del agua se enuncian a continuación.

1. **Excelente:** Todas las variables medioambientales están dentro de los niveles que se consideran óptimos para el organismo.
2. **Bueno:** Una variable fisicoquímica está fuera del nivel óptimo; sin embargo, esto no representa ningún daño para el camarón.
3. **Regular:** Algunas variables se encuentran fuera del nivel óptimo y su combinación puede afectar organismos sensibles, o alguna variable crítica registra valores no aceptables para el mismo.

4. **Deficiente:** Se registran concentraciones de variables críticas (como un mínimo) que pueden generar daño en el organismo, o bien, la combinación de variables fisicoquímicas resultan altamente tóxicas para el mismo.

4.2.2 Lógica difusa

La teoría de la lógica difusa ha sido empleada para desarrollar aproximaciones matemáticas y para modelar sistemas complejos que pretenden producir resultados empleando información imprecisa o incierta. La lógica difusa emplea proposiciones que son representadas con un nivel de verdad entre “verdadero” o “falso”, mientras que las proposiciones de lógica booleana solo son verdaderas o falsas (Gutiérrez et al, 2004).

Los operadores de lógica difusa pueden ser utilizados como base en los sistemas de inferencia difusa. Tales métodos de inferencia han sido estudiados por la comunidad de expertos.

Una función de pertenencia es una curva que define como un valor real de entrada es transformado en un valor de pertenencia (μ) entre 0 y 1. Un conjunto difuso está representado como un conjunto de parejas ordenadas que asignan un nivel de pertenencia a cada elemento x del universo de discurso X (Ocampo et al, 2006; Soler, 2007) como:

$$(4.1)$$

donde $\mu_A(x)$ es la función de pertenencia x en A . Las operaciones que definen las bases de la lógica difusa pueden ser formuladas como:

$$\text{Union (OR)} \tag{4.2}$$

$$\text{Intersección (AND)} \tag{4.3}$$

$$\text{Complemento (NOT)} \tag{4.4}$$

4.2.3 Sistema de inferencia difusa

Inferencia difusa es el proceso de transformar una entrada mediante una formulación a una determinada salida empleando lógica difusa. La transformación provee entonces una base de la cual ciertas decisiones pueden ser tomadas o excluidas (Ocampo, 2006). El proceso de inferencia difusa involucra: funciones de pertenencia (fuzzification), operadores lógicos difusos, reglas si – entonces (razonamiento) y defuzzificación (Soler, 2006; Morales, 2002). El modelo propuesto emplea como base la teoría de inferencia difusa para establecer una relación no lineal entre entradas (variables fisicoquímicas) y una salida (índice de la calidad del agua); la Fig. 4.2 explica este proceso.

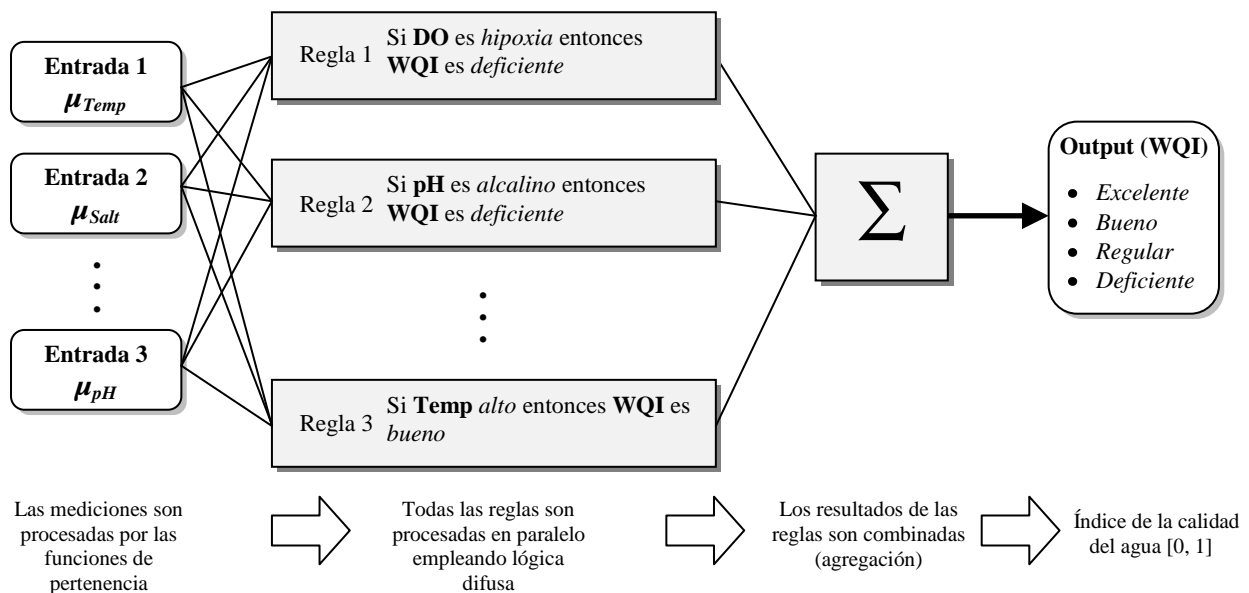


Fig. 4.2. Arquitectura del sistema de inferencia difusa aplicado para el diagnóstico de la calidad del agua.

El vector de entrada del sistema de inferencia difusa se puede expresar como:

(4.5)

4.2.4 Funciones de pertenencia

Una función de pertenencia transforma un valor real (medición) en un valor [0, 1] empleando una función de transformación (μ), esta función puede ser implementada de diferentes formas. No existe un criterio específico sobre como implementar una función de pertenencia (para mayor información puede consultar a Soler, 2006 o Morales, 2002). Las funciones más comunes son triangulares, rectangulares, trapezoidal o gaussianas (Riss, 2002; Soler, 2007). Funciones de tipo trapezoidal definen la entrada del sistema de inferencia difusa, las cuales se representan como:

(4.6)

En donde x es la medición de la variable; a, b, c y d son los parámetros de las funciones de pertenencia (Tabla 4.2), mismos que se encuentran definidos en la Tabla 4.1.

Tabla 4.2. Parámetros de las funciones de pertenencia empleadas en el sistema de inferencia difusa.

Indicator	Unidad	“Hipoxia” “Acido”			“Bajo”				“Normal”				“Alto”				“Alcalino”			
		a	b	c	a	b	c	d	a	b	c	d	a	b	c	d	a	b	$c=d$	
Temperatura	°C	-	-	-	0	0	19	21	19	21	29	31	29	31	60	60	-	-	-	
Oxígeno disuelto	mg/l	0	1.5	2.5	1.5	2.5	4.5	5.5	4.5	5.5	15	15	-	-	-	-	-	-	-	
Salinidad	mg/l	-	-	-	0	0	14	16	14	16	22	24	22	24	60	60	-	-	-	
pH	-	0	3.5	4.5	3.5	4.5	6	7	6	7	9	10	9	10	10.5	11.5	10.5	11.5	14	
		“Pobre”			“Regular”				“Bueno”				“Excelente”							
WQI	-	0	0.1	0.2	0.1	0.2	0.4	0.5	0.4	0.5	0.7	0.8	0.7	0.8	1	1				

Temperatura

Con base en la Tabla 4.2, en donde se muestran los diferentes niveles en que se puede clasificar la temperatura, se implementan las funciones de pertenencia para cada nivel de impacto ambiental creando un índice de rango [0, 1]. La Fig. 4.3 muestra la función de pertenencia correspondiente a la temperatura, la cual considera tres estados de la variable: *alta*, *normal* y *baja*. Como ejemplo se muestran los parámetros a, b, c y d para el nivel *normal*

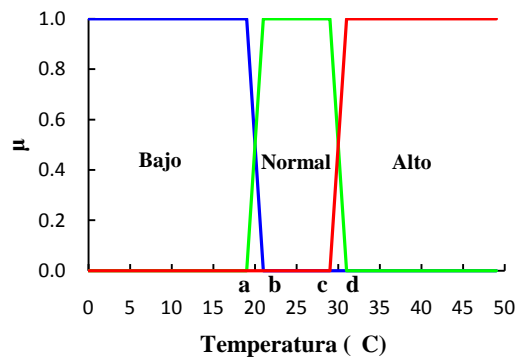


Fig. 4.3. Funciones de pertenencia de la variable temperatura.

Salinidad.

Las funciones de pertenencia para la salinidad diseñadas según sus diferentes impactos ambientales son *alto*, *normal* y *bajo* (Fig. 4.4).

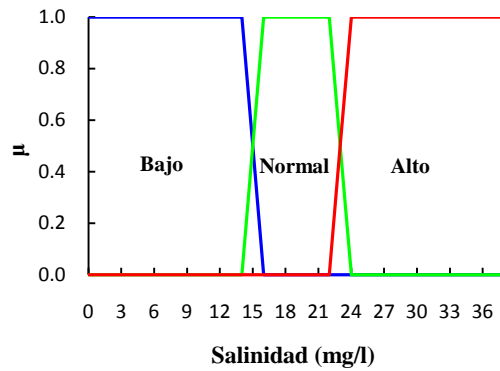


Fig. 4.4. Funciones de pertenencia de la variable salinidad.

Oxígeno disuelto

Las funciones de pertenencia para el oxígeno disuelto desarrolladas según sus diferentes impactos ambientales son *hipoxia*, *bajo* y *normal* (Fig. 4.5).

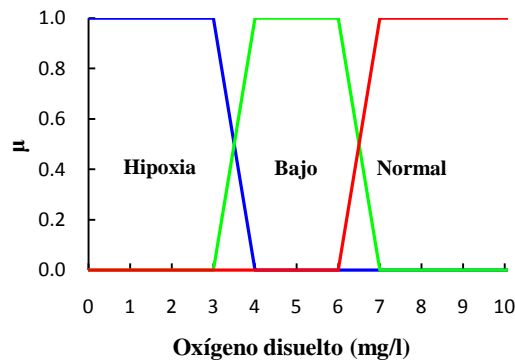


Fig. 4.5. Funciones de pertenencia de la variable oxígeno disuelto.

pH

Las funciones de pertenencia para el pH implementadas según sus diferentes impactos ambientales son *ácido*, *bajo*, *normal*, *alto* y *alcalino* (Fig. 4.6).

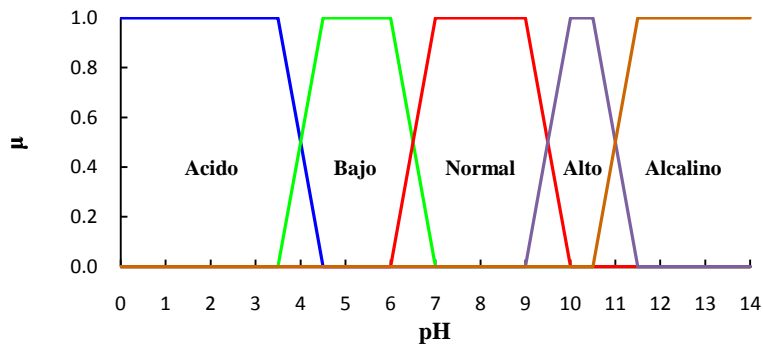


Fig. 4.6. Funciones de pertenencia de la variable pH.

WQI

Las funciones de pertenencia implementadas para determinar el valor del índice de la calidad del agua instantáneo (WQI) son *malo*, *regular*, *bueno* y *excelente* (Fig. 4.7).

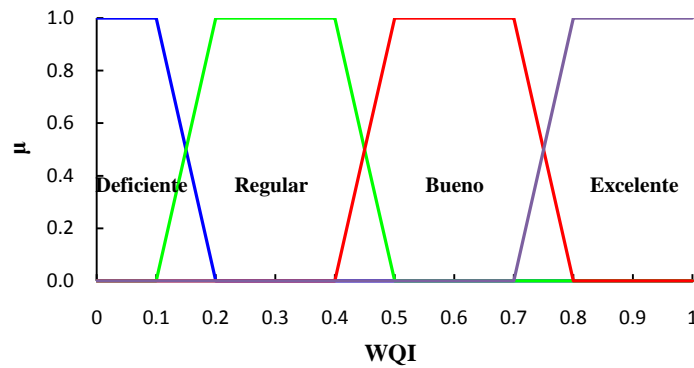


Fig. 4.7. Funciones de pertenencia del WQI.

4.2.5 Reglas de inferencia

Las clasificaciones de los niveles de impacto provenientes de las variables medioambientales son procesadas empleando un conjunto de reglas que involucran todas las situaciones del hábitat. En la evaluación de la calidad del agua, existen expresiones que son frecuentemente empleadas, tales expresiones son de gran utilidad para la construcción del sistema de inferencia difusa, por ejemplo “si la temperatura es normal y el oxígeno disuelto es extremadamente bajo entonces la calidad del agua esperada es deficiente”. Este tipo de expresiones construyen el lenguaje difuso del sistema y se representan de la siguiente forma:

Regla 1: Si *Temp* es *normal* y *Sal* es *normal* y *pH* es *normal* y *DO* es *normal* entonces *WQI* es *excelente*

Regla 2: Si *Temp* es *normal* y *Sal* es *normal* y *pH* es *normal* y *DO* es *bajo* entonces *WQI* es *bueno*

Regla 3: Si *DO* es *bajo* entonces *WQI* es *bueno*

El tamaño del conjunto de reglas depende directamente del número que se involucran en el ecosistema; un total de 135 reglas han sido incluidas dentro de dicho conjunto, mismas que se enumeran en la Tabla 4.3. El resultado de las reglas son expresiones difusas que pueden ser calculadas como:

$$(4.7)$$

donde *i, j, k y l* son los niveles de impacto evaluados de la variable (alto, normal, bajo, alcalino, ácido e hipoxia respectivamente).

4.2.6 Agregación

Las funciones de pertenencia son implementadas como una forma de transformar las mediciones en entradas del sistema de inferencia; sin embargo la defuzzificación es el proceso inverso, donde las salidas de las reglas (valores difusos) son transformadas en un valor real (índice)

La función de pertenencia del índice WQI es empleado de forma contraria a las funciones de entrada, éste es usado para defuzzificar los resultados de las reglas de inferencia mediante el proceso de agregación. Teniendo que la toma de decisiones se basa en probar todas las reglas del sistema, las funciones resultantes deben de ser agregadas para crear una función de pertenencia final (μ_{out}). El procedimiento de agregación empleado en el sistema de inferencia es el método máximo (Chow, 1997; Ocampo et al, 2006), el cual se basa en la unión de todas las salidas difusas truncadas, éste se determina en dos fases: primero, las salidas de las reglas son igualadas con la función de pertenencia del WQI (Fig. 2) como:

$$(4.8)$$

donde *l* es la función de pertenencia del WQI deseada (*excelente, bueno, regular, deficiente*). Finalmente todas las funciones de pertenencia () son combinadas para crear una función final (), la Fig. 4.8 muestra este proceso.

Tabla 4.3. Conjunto de reglas empleadas en para el WQI; (E) excelente, (B) bueno, (R) regular y (D) deficiente.

#	Temp	Sal	DO	PH		#	Temp	Sal	DO	PH		#	Temp	Sal	DO	PH	
1	Normal	Normal	Normal	Normal	E	46	Bajo	Normal	Bajo	Acido	D	91	Normal	Alto	Bajo	Acido	D
2	Bajo	Normal	Normal	Normal	B	47	Bajo	Normal	Bajo	Bajo	D	92	Normal	Alto	Bajo	Bajo	D
3	Normal	Bajo	Normal	Normal	B	48	Bajo	Normal	Bajo	Alto	D	93	Normal	Alto	Bajo	Alto	D
4	Normal	Normal	Bajo	Normal	B	49	Bajo	Normal	Bajo	Alcalino	D	94	Normal	Alto	Bajo	Alcalino	D
5	Normal	Normal	Normal	Bajo	B	50	Bajo	Normal	Normal	Acido	D	95	Normal	Alto	Normal	Acido	D
6	Normal	Normal	Normal	Alto	B	51	Bajo	Normal	Normal	Alcalino	D	96	Normal	Alto	Normal	Alcalino	D
7	Normal	Alto	Normal	Normal	B	52	Bajo	Alto	Hipoxia	Acido	D	97	Alto	Bajo	Hipoxia	Acido	D
8	Alto	Normal	Normal	Normal	B	53	Bajo	Alto	Hipoxia	Bajo	D	98	Alto	Bajo	Hipoxia	Bajo	D
9	Bajo	Bajo	Normal	Normal	R	54	Bajo	Alto	Hipoxia	Normal	D	99	Alto	Bajo	Hipoxia	Normal	D
10	Bajo	Normal	Bajo	Normal	R	55	Bajo	Alto	Hipoxia	Alto	D	100	Alto	Bajo	Hipoxia	Alto	D
11	Bajo	Normal	Normal	Bajo	R	56	Bajo	Alto	Hipoxia	Alcalino	D	101	Alto	Bajo	Hipoxia	Alcalino	D
12	Bajo	Normal	Normal	Alto	R	57	Bajo	Alto	Bajo	Acido	D	102	Alto	Bajo	Bajo	Acido	D
13	Bajo	Alto	Normal	Normal	R	58	Bajo	Alto	Bajo	Bajo	D	103	Alto	Bajo	Bajo	Bajo	D
14	Normal	Bajo	Bajo	Normal	R	59	Bajo	Alto	Bajo	Normal	D	104	Alto	Bajo	Bajo	Normal	D
15	Normal	Bajo	Normal	Bajo	R	60	Bajo	Alto	Bajo	Alto	D	105	Alto	Bajo	Bajo	Alto	D
16	Normal	Bajo	Normal	Alto	R	61	Bajo	Alto	Bajo	Alcalino	D	106	Alto	Bajo	Bajo	Alcalino	D
17	Normal	Normal	Bajo	Bajo	R	62	Bajo	Alto	Normal	Acido	D	107	Alto	Bajo	Normal	Acido	D
18	Normal	Normal	Bajo	Alto	R	63	Bajo	Alto	Normal	Bajo	D	108	Alto	Bajo	Normal	Bajo	D
19	Normal	Alto	Bajo	Normal	R	64	Bajo	Alto	Normal	Alto	D	109	Alto	Bajo	Normal	Alto	D
20	Normal	Alto	Normal	Bajo	R	65	Bajo	Alto	Normal	Alcalino	D	110	Alto	Bajo	Normal	Alcalino	D
21	Normal	Alto	Normal	Alto	R	66	Normal	Bajo	Hipoxia	Acido	D	111	Alto	Normal	Hipoxia	Acido	D
22	Alto	Bajo	Normal	Normal	R	67	Normal	Bajo	Hipoxia	Bajo	D	112	Alto	Normal	Hipoxia	Bajo	D
23	Alto	Normal	Bajo	Normal	R	68	Normal	Bajo	Hipoxia	Normal	D	113	Alto	Normal	Hipoxia	Normal	D
24	Alto	Normal	Normal	Bajo	R	69	Normal	Bajo	Hipoxia	Alto	D	114	Alto	Normal	Hipoxia	Alto	D
25	Alto	Normal	Normal	Alto	R	70	Normal	Bajo	Hipoxia	Alcalino	D	115	Alto	Normal	Hipoxia	Alcalino	D
26	Alto	Alto	Normal	Normal	R	71	Normal	Bajo	Bajo	Acido	D	116	Alto	Normal	Bajo	Acido	D
27	Bajo	Bajo	Hipoxia	Acido	D	72	Normal	Bajo	Bajo	Bajo	D	117	Alto	Normal	Bajo	Bajo	D
28	Bajo	Bajo	Hipoxia	Bajo	D	73	Normal	Bajo	Bajo	Alto	D	118	Alto	Normal	Bajo	Alto	D
29	Bajo	Bajo	Hipoxia	Normal	D	74	Normal	Bajo	Bajo	Alcalino	D	119	Alto	Normal	Bajo	Alcalino	D
30	Bajo	Bajo	Hipoxia	Alto	D	75	Normal	Bajo	Normal	Acido	D	120	Alto	Normal	Normal	Acido	D
31	Bajo	Bajo	Hipoxia	Alcalino	D	76	Normal	Bajo	Normal	Alcalino	D	121	Alto	Normal	Normal	Alcalino	D
32	Bajo	Bajo	Bajo	Acido	D	77	Normal	Normal	Hipoxia	Acido	D	122	Alto	Alto	Hipoxia	Acido	D
33	Bajo	Bajo	Bajo	Bajo	D	78	Normal	Normal	Hipoxia	Bajo	D	123	Alto	Alto	Hipoxia	Bajo	D
34	Bajo	Bajo	Bajo	Normal	D	79	Normal	Normal	Hipoxia	Normal	D	124	Alto	Alto	Hipoxia	Normal	D
35	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	D	80	Normal	Normal	Hipoxia	Alto	D	125	Alto	Alto	Hipoxia	Alto	D
36	Bajo	Bajo	Bajo	Alcalino	D	81	Normal	Normal	Hipoxia	Alcalino	D	126	Alto	Alto	Hipoxia	Alcalino	D
37	Bajo	Bajo	Normal	Acido	D	82	Normal	Normal	Bajo	Acido	D	127	Alto	Alto	Bajo	Acido	D
38	Bajo	Bajo	Normal	Bajo	D	83	Normal	Normal	Bajo	Alcalino	D	128	Alto	Alto	Bajo	Bajo	D
39	Bajo	Bajo	Normal	Alto	D	84	Normal	Normal	Normal	Acido	D	129	Alto	Alto	Bajo	Normal	D
40	Bajo	Bajo	Normal	Alcalino	D	85	Normal	Normal	Normal	Alcalino	D	130	Alto	Alto	Bajo	Alto	D
41	Bajo	Normal	Hipoxia	Acido	D	86	Normal	Alto	Hipoxia	Acido	D	131	Alto	Alto	Bajo	Alcalino	D
42	Bajo	Normal	Hipoxia	Bajo	D	87	Normal	Alto	Hipoxia	Bajo	D	132	Alto	Alto	Normal	Acido	D
43	Bajo	Normal	Hipoxia	Normal	D	88	Normal	Alto	Hipoxia	Normal	D	133	Alto	Alto	Normal	Bajo	D
44	Bajo	Normal	Hipoxia	Alto	D	89	Normal	Alto	Hipoxia	Alto	D	134	Alto	Alto	Normal	Alto	D
45	Bajo	Normal	Hipoxia	Alcalino	D	90	Normal	Alto	Hipoxia	Alcalino	D	135	Alto	Alto	Normal	Alcalino	D

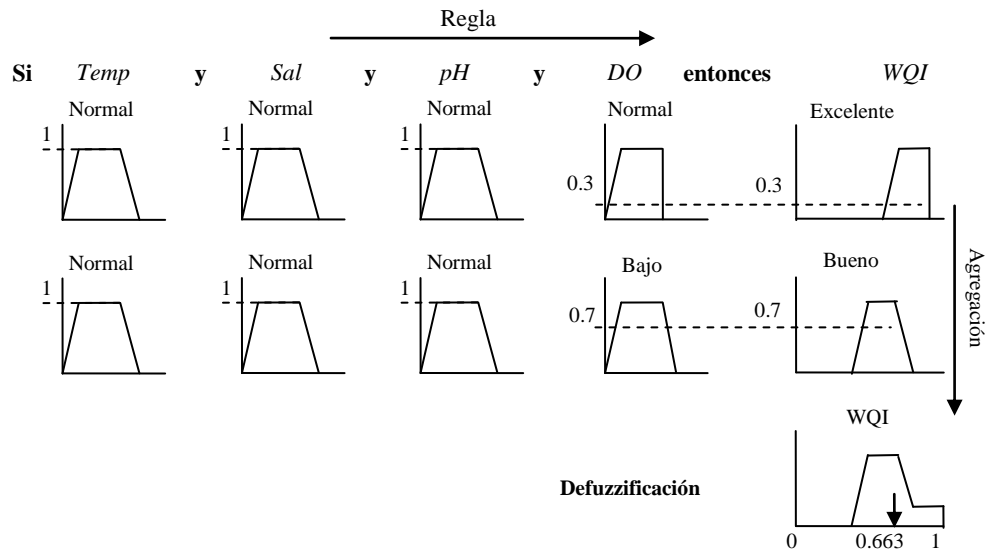


Fig. 4.8. Procedimiento de defuzzificación. La función de pertenencia final es obtenida mediante la agregación de las salidas difusas.

4.2.7 Defuzzificación

El último paso del sistema de inferencia difusa es el proceso de defuzzificación en donde el centro de gravedad de la función de agregación es calculado, esto es implementado empleando el método de centro de masa (Ocampo, 2006; Chow, 1997) como se muestra en la siguiente ecuación:

$$\text{---} \tag{4.9}$$

El resultado final del índice WQI tiene un rango de [0.078, 0.87], esto se debe a que el valor máximo del índice varía desde el centro de la función *deficiente* hasta *excelente*; asimismo los estados de regular y bueno se localizan en los valores 0.3 y 0.6 respectivamente. El procedimiento para redimensionar el índice WQI en un rango [0, 1] es mediante el proceso de normalización:

$$\text{---} \tag{4.10}$$

donde WQI_n es el nuevo índice normalizado.

4.2.8 Ejemplo

Si asumimos que es necesario evaluar el WQI en un estanque de camarón, empleando las reglas 1 y 2, adicionalmente tenemos el vector de mediciones:

Empleando las funciones de pertenencia propuestas y las reglas "R1" y "R2" se calcula:

Calculando las funciones de agregación:

Calculadas las salidas de las funciones de pertenencia (salidas difusas), la agregación de dichas funciones generarán una única salida de pertenencia μ_{out} , este proceso se muestra en la Fig. 4.8.

El WQI es calculado empleando la ecuación 4.10 y reemplazando la función de pertenencia μ_{out} .

4.2.9 Validación

La validación de un índice como el WQI no es una tarea sencilla. La indización de los procesos sufre el riesgo de perder información. Aunque la indización tiene muchas limitantes, los beneficios son significativos cuando se miden los impactos ambientales. El índice WQI no tiene como objetivo describir la variación de la concentración de un contaminante en particular o la alteración de un parámetro fisicoquímico, éste es empleado para estimar el estado del ecosistema generado por diversos agentes de presión y fuerzas de manejo. El índice WQI representa el estrés global en el cuerpo de agua, tomando en cuenta factores como el antropogénico y el natural. El aspecto más relevante es remarcar la metodología aplicada para desarrollar el índice. Las ventajas más importantes de la metodología difusa es que un sistema de inferencia está construido con palabras. Ninguna ecuación es empleada para representar el modelo de inferencia, el cual está caracterizado por ser altamente no lineal. Las ecuaciones han sido únicamente empleadas solo para transformar a las variables. Esto especialmente es muy valioso en el proceso de decisión del manejo de la calidad del agua, en donde las mismas están envueltas fuera de un ambiente matemático.

Para evaluar la efectividad del modelo desarrollado se ha construido un conjunto de prueba con aproximadamente 16000 patrones; la forma en que está constituido este conjunto es ordenando los patrones según su estado de clasificación, algunos han sido extraídos del conjunto de mediciones, algunos otros han sido creados como complemento (Fig. 4.9). El conjunto de prueba será analizado por el modelo del sistema difuso para observar su comportamiento con el total de mediciones, para ello se elaboró un nuevo software capaz de evaluar conjuntos de patrones en altas cantidades y de salvaguardar los resultados. El resultado de tal prueba se muestra en la Fig. 4.10.

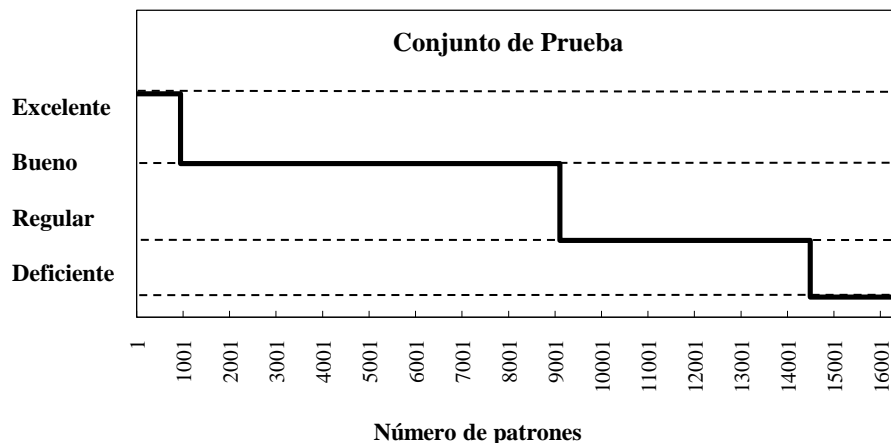


Fig. 4.9. Conjunto de prueba creado para evaluar la efectividad del WQI. El conjunto cuenta con un aproximado de 16000 patrones clasificados por nivel de WQI.

En la Fig. 4.10 se pueden observar los resultados de la clasificación de los patrones del conjunto de prueba, mostrando resultados similares a las del conjunto de prueba con excepción de algunas zonas en donde se observa una pequeña distorsión. Esto se debe a que existen patrones en donde las variables fisicoquímicas presentan valores cercanos a otro nivel de decisión, es decir, la variable medioambiental se encuentra dentro del límite o tolerancia de un rango determinado.

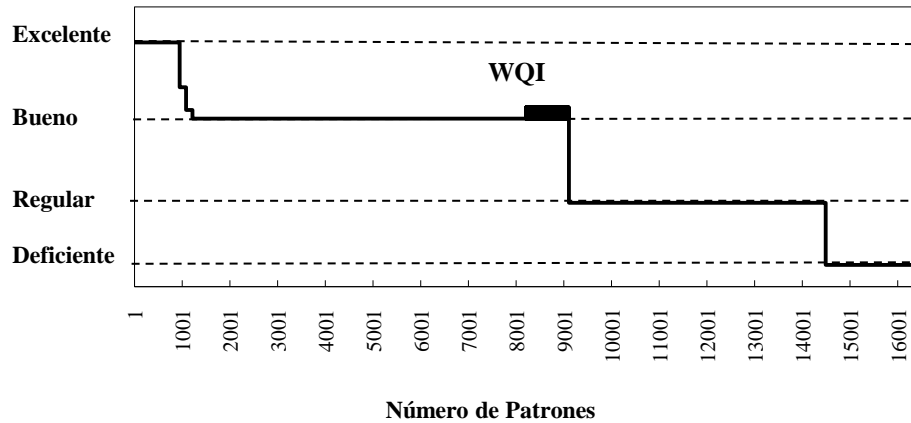


Fig. 4.10. Clasificación del conjunto de patrones de prueba empleando el índice WQI.

4.2.10 Resultados experimentales

Para mostrar como el índice WQI funciona con información real, el conjunto de mediciones medioambientales extraído de la granja de Rancho Chapo fue empleado como conjunto de patrones fundamentales.

La fase experimental se realizó de la siguiente manera: dos días de mediciones de información fueron extraídos de la base de datos; el número de muestras se redujo por la mitad para su mejor visualización gráfica (Fig. 4.11). Un registro de mediciones (temperatura, salinidad, oxígeno disuelto y pH) es procesado por el sistema de inferencia difusa, este proceso se repite nuevamente por el resto de las mediciones. El resultado final es normalizado para establecer un índice de rango [0, 1].

Una comparación del desempeño del índice propuesto contra algunos de los índices más empleados por agencias de protección medioambiental muestra ciertos aspectos interesantes. De acuerdo con el libro *Field Manual for Water Quality Monitoring*, la National Sanitation Foundation (NSF) propone un índice el cual se obtiene sumando la multiplicación de un peso por un valor de calidad (factor Q) por cada variable. El factor Q se obtiene de manera gráfica comparando la medición con una curva. El índice involucra nueve parámetros (en paréntesis); oxígeno disuelto (0.17), coliformes fecales (0.16), demanda bioquímica de oxígeno (0.11), pH (0.11), cambio de temperatura (0.1), fosfatos (0.10), nitratos (0.10), turbidez (0.08), y sólidos totales (0.07). El índice NSF evalúa agua dulce, sin embargo es posible adaptarlo en agua salada omitiendo el factor de salinidad y evaluando las tres variables críticas restantes (NSF, 2007). La Canadian Council Minister of Environment (CCME, 2007) propone un método, el cual se basa en calcular el número de pruebas fuera del rango de evaluación y el promedio de las desviaciones de la medición con respecto al valor límite del rango. El capítulo 1 muestra el procedimiento para calcular los índices NSF y CCME respectivamente.

En la Fig. 4.11 se muestra la comparación entre los tres índices (NSF, CCME y WQI). Se observa que el tratamiento de la información empleando el sistema de inferencia difusa afecta directamente el resultado final. Los índices NSF y CCME reportan siempre valores por arriba de 0.6, teniendo resultados entre *bueno* y *excelente* calidad del agua en un ambiente no difuso. Este comportamiento se puede justificar debido que estos índices no consideran situaciones particulares (p. ej. Situaciones de hipoxia, anoxia, concentraciones alcalinas o ácidas). El índice WQI se ajusta más con la información real, esto se puede observar en la Fig. 4.11 en donde el oxígeno disuelto reporta concentraciones menores a 5 mg/l y por periodos decae por niveles de 2 mg/l, tales concentraciones no son procesadas correctamente por los índices NSF y CCME. Un análisis más detallado se observa en la Tabla 4.4, en donde resultados numéricos de evaluaciones de la calidad del agua empleando situaciones de impacto medioambiental negativo son procesadas por los tres índices.

De cualquier forma la mejor vía de validar la eficiencia de este índice es comparándolo con indicadores de impacto en la zona costera. Los camarones han sido ampliamente utilizados para determinar los efectos de la contaminación y desórdenes en su organismo. De hecho, algunos investigadores recientemente han revelado que las respuestas bioquímicas en camarones de cultivo tienden a tener efectos de desorden, lo cual se ha asociado a la larga exposición de contaminantes producidos por el mal control dentro del cuerpo de agua.

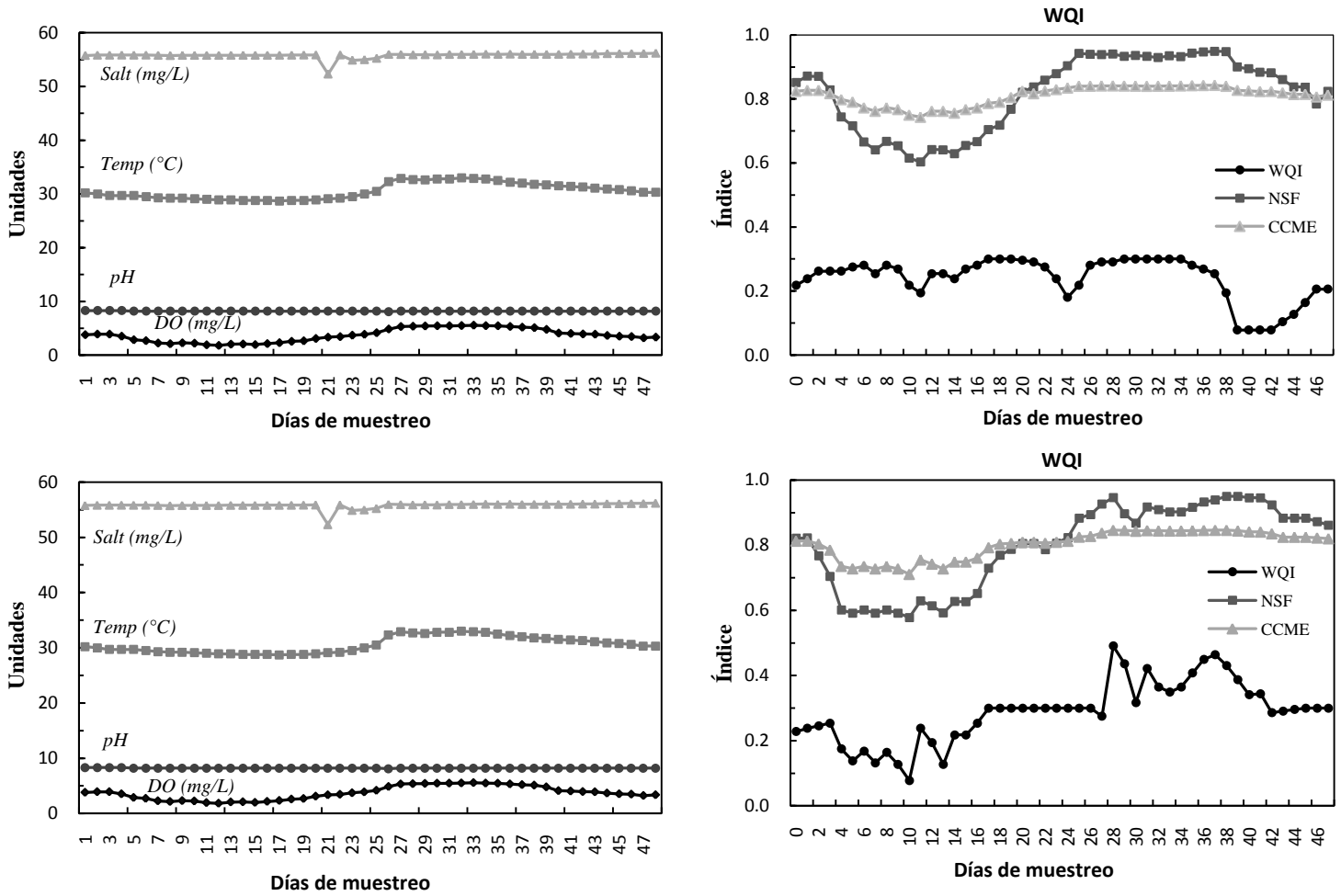


Fig. 4.11. Resultados del diagnóstico de la calidad del agua; a) mediciones, b) resultados del índice de la calidad del agua.

Tabla 4.4. Comparativa entre índices WQI, CCME y NSF.

Temp (°C)	Salt (mg/l)	DO (mg/l)	pH	WQI	NSF	CCME	Observaciones
28.0	55.8	1.9	8.2	0.18	0.61	0.75	Oxígeno disuelto en hipoxia.
28.0	55.8	1.8	8.2	0.15	0.60	0.74	Oxígeno disuelto en hipoxia.
28.0	57.0	6.8	8.2	0.66	0.87	0.84	Sal alta.
28.0	57.0	5.8	8.2	0.66	0.92	0.84	Sal alta y oxígeno en el borde bajo.
28.0	19.0	5.6	3.1	0.00	0.71	0.88	pH ácido.
28.0	21.0	6.3	11.7	0.00	0.67	0.97	pH alcalino.
28.0	45.0	3.0	4.0	0.01	0.56	0.79	DO bajo, Sal alta y pH bajo
31.4	45.0	3.0	5.0	0.00	0.57	0.81	DO bajo, Sal alta pH bajo y Temp alta.
33.3	11.0	3.0	10	0.00	0.56	0.87	DO bajo, Sal bajo pH alto y Temp alta.
34.5	10.5	3.3	10	0.00	0.62	0.87	DO bajo, Sal bajo pH alto y Temp alta.
25.0	12.0	3.0	10.5	0.00	0.46	0.88	DO bajo, Sal bajo, pH alto.
25.0	20.0	6.0	7.5	1.00	0.96	1.00	Condiciones óptimas.

Las mediciones en la Fig. 4.11 muestran variaciones que afectan directamente el resultado de la calidad del agua, sin embargo, valores medioambientales aislados no pueden ser considerados como un factor predominante de una situación negativa en largos periodos de exposición. Con la idea de estimar cómo un conjunto de mediciones puede ser dañino o no para un organismo, la siguiente sección propone una solución a este problema.

4.2.11 Discusión

Los índices y metodologías generadas como una solución a la problemática de la calidad del agua, resultan ser poco eficientes para el análisis de los sistemas de cultivo de camarón y similares. Como una alternativa se planteó en esta investigación el desarrollo de varios modelos orientados específicamente al área de la camaronicultura. En esta sección se presentó la creación de dos índices, los cuales se encuentran completamente relacionados. Se ha desarrollado un índice de clasificación del comportamiento de variables fisicoquímicas con base en una serie de mediciones instantáneas, esto permite definir el grado en que una variable puede ser considerada dentro de un intervalo de impacto ambiental (*alto, bajo, normal*, etc.). Por otra parte se ha desarrollado un sistema de inferencia (C3) que permite darle un tratamiento a estos comportamientos para establecer un índice del estado de la calidad del agua (WQI).

El WQI permite determinar con más efectividad el estado de la calidad el agua, debido a que analiza las situaciones potencialmente peligrosas reflejándose en el resultado de la evaluación. El tratamiento de la información mediante procesos de razonamiento no ha sido implementado en la actualidad por ningún otro modelo de agua salada, por lo que la importancia de este índice está claramente identificada.

Una comparación de las ventajas y desventajas entre los modelos más cercanos para la evaluación de la calidad instantánea del agua puede dar una idea de la importancia de este trabajo (Tabla 4.5).

Tabla 4.5. Ventajas y Desventajas de los modelos empleados actualmente en la calidad del agua contra el modelo WQI

MODELO	No. VARIABLES	VENTAJAS CONTRA WQI	DESVENTAJAS CONTRA WQI
National Sanitation Foundation (NSF)	9	<ul style="list-style-type: none"> a) Permite evaluar mayor cantidad de variables fisicoquímicas. b) No requiere de un cálculo complejo. 	<ul style="list-style-type: none"> a) Evalúa cuerpos de agua dulce por lo que resulta ineficiente en cuerpos de agua salada. b) No considera situaciones potencialmente peligrosas. c) No realiza un análisis de los diferentes impactos de las variables fisicoquímicas.
Índice Simplificado de la Calidad del Agua (ISCA)	5	<ul style="list-style-type: none"> a) Análisis de la calidad del agua con relativa sencillez. 	<ul style="list-style-type: none"> a) Solamente es utilizable a una temperatura determinada b) Ignora variables de gran impacto ecológico d) Evalúa cuerpos de agua dulce por lo que resulta ineficiente en cuerpos de agua salada. e) No considera situaciones potencialmente peligrosas.
William Ocampo-Duque (2006)	27	<ul style="list-style-type: none"> a) Obtiene un mejor criterio por la cantidad de variables empleadas. 	<ul style="list-style-type: none"> a) Fue diseñado para evaluar niveles de contaminación en un sitio en particular. b) Gran la cantidad de variables fisicoquímicas a medir. c) No existe un estudio sobre qué variables fisicoquímicas representan el mayor impacto ecológico. d) Evalúa cuerpos de agua dulce por lo que resulta ineficiente en cuerpos de agua salada. e)

MODELO	No. VARIABLES	VENTAJAS CONTRA WQI	DESVENTAJAS CONTRA WQI
Canadian Council Ministers of the Environment (CCME)	Sin límite	<ul style="list-style-type: none"> a) Puede emplear información histórica si se desea. b) Involucra cualquier cantidad de variables. c) Se puede utilizar en agua dulce o salada. 	<ul style="list-style-type: none"> a) No involucra un proceso de razonamiento. b) No existe un estudio sobre qué variables fisicoquímicas representan el mayor impacto ecológico. f) No considera situaciones potencialmente peligrosas.
Tecnología y Manejo del cultivo (TeMa)	N/A	Asesora a sus usuarios a fin de modificar, confirmar o complementar sus conceptos sobre acuacultura.	<ul style="list-style-type: none"> a) Bajo poder de evaluación. b) Solamente emite recomendaciones. c) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua.
CALEN	N/A	<ul style="list-style-type: none"> a) Auxiliar en el manejo de la calidad del agua. b) Diagnóstico presuntivo de enfermedades. 	<ul style="list-style-type: none"> a) Bajo poder de evaluación. b) Solamente emite recomendaciones. c) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua.
Carbajal y Pastor (2006)	5	Ninguna.	<ul style="list-style-type: none"> a) Tiene un alto índice de confusión al reconocer estados medioambientales. b) Depende de los registros de mediciones para autoajustarse. c) Baja eficiencia de clasificación. d) No involucra un proceso de razonamiento.

4.3 Índice Gamma (Γ)

El índice Gamma tiene como objetivo proporcionar un marco de medición para determinar cuándo un conjunto de mediciones de una variable se encuentra en su totalidad dentro o fuera de un intervalo establecido. Para clasificar a la variable dentro de un nivel de impacto y en un determinado período, es necesario identificar como los cambios que ha sufrido históricamente han afectado la estabilidad del sistema.

El índice Gamma (Γ) calcula el estado de una variable empleando un nivel de clasificación deseado (Tabla 4.1). El índice Γ realiza un cálculo estadístico de la cantidad mediciones que registran concentraciones fuera del intervalo deseado y en qué medida se alejan del mismo. Para calcular el índice Γ es necesario seguir los siguientes pasos.

Índice 1: α (Frecuencia)

$$\alpha = \frac{m_f}{m_T} \tag{4.11}$$

La frecuencia promedia el número de valores, los cuales están fuera del objetivo (Límite del nivel), donde α es el índice de fallos, m_f es el número de mediciones fallidas y m_T es el número de mediciones realizadas de la variable en cuestión.

Índice 2: β (Amplitud)

El promedio de las desviaciones de mediciones fuera del intervalo establecido, es calculado en cuatro pasos.

1. Cuando el valor excede el límite superior:

$$e = \frac{m}{la} \tag{4.12}$$

donde e es la desviación de la medición con respecto a los límites, m es el número de mediciones fuera del intervalo, la es el límite superior del intervalo a evaluar; ta es la tolerancia superior.

2. Cuando la medición está por debajo del límite inferior:

$$e = \frac{m}{lb} \tag{4.13}$$

donde lb es el límite inferior de intervalo a evaluar y tb es la tolerancia inferior del intervalo. La desviación se calcula como:

$$e = \frac{\sum_{i=1}^n |m_i - l_i|}{m_T} \tag{4.14}$$

donde $i: 1, 2, \dots, n$, n es el número de desviaciones calculadas y m_T es la cantidad total de mediciones realizadas.

3. Calcular el índice β , que se formula de la siguiente manera:

$$\beta = \frac{e}{ta} \tag{4.15}$$

Índice 3: Γ (Índice Gamma)

El índice Γ muestra cómo la variable se comporta dentro de un nivel de impacto, éste se formula de la siguiente manera:

$$\Gamma = \frac{\beta}{\alpha} \tag{4.16}$$

El resultado que se obtiene de se interpreta de la siguiente forma:

- si $0 \leq r < 1$, el comportamiento de la variable se encuentra dentro nivel de impacto.
- si $r \geq 1$, el comportamiento de la variable se encuentra totalmente fuera del nivel.

Γ se utiliza para análisis empleando los intervalos de estado alto, normal, bajo, hipoxia, ácido y alcalino, en los cuales habrá diferentes límites y valores de tolerancias.

4.3.1 Clasificación de variables medioambientales

Evaluando cada variable fisicoquímicas empleando el índice Gamma, se observa el comportamiento medioambiental en los diferentes niveles de impacto ecológico dentro del hábitat del camarón. Los límites para el correcto análisis de las variables se muestran en la Tabla 4.2, en donde $a = tb$, $b = lb$, $c = la$ y $d = ta$.

Temperatura

En la Fig. 4.12 se muestra el comportamiento de la variable temperatura en correspondencia con los tres niveles de impacto definidos en la Tabla 4.2. Empleando el índice Γ para los niveles *alto*, *normal* y *bajo* se puede observar que la temperatura muestra un comportamiento *normal* al inicio del período de cultivo, desplazándose a un estado *alto* al final del mismo período. Asimismo se observa que el comportamiento *bajo* no se presenta en ningún día del período.

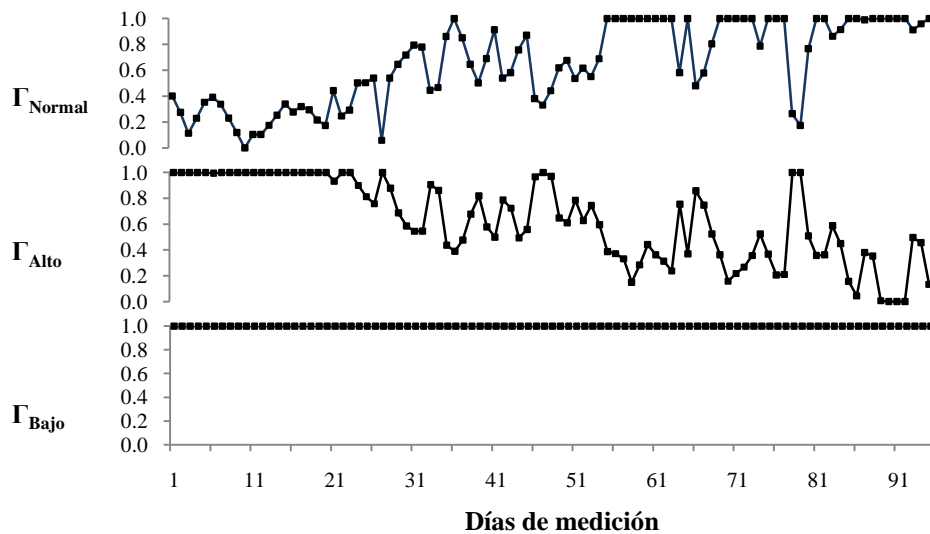


Fig. 4.12. Análisis del índice Γ para el intervalo alto, normal y bajo de la temperatura.

Oxígeno disuelto

En la Fig. 4.13 se muestra el comportamiento de la variable oxígeno disuelto para los tres intervalos de clasificación propuestos en la Tabla 4.2. Calculando el índice Γ para clasificar los niveles *normal*, *bajo* e *hipoxia*, se puede observar que el oxígeno disuelto inicia el ciclo de cultivo con evaluaciones entre normales a bajas conforme transcurre el período. Asimismo, se puede observar que las evaluaciones efectuadas al final del período comienzan a detectarse estados de hipoxias.

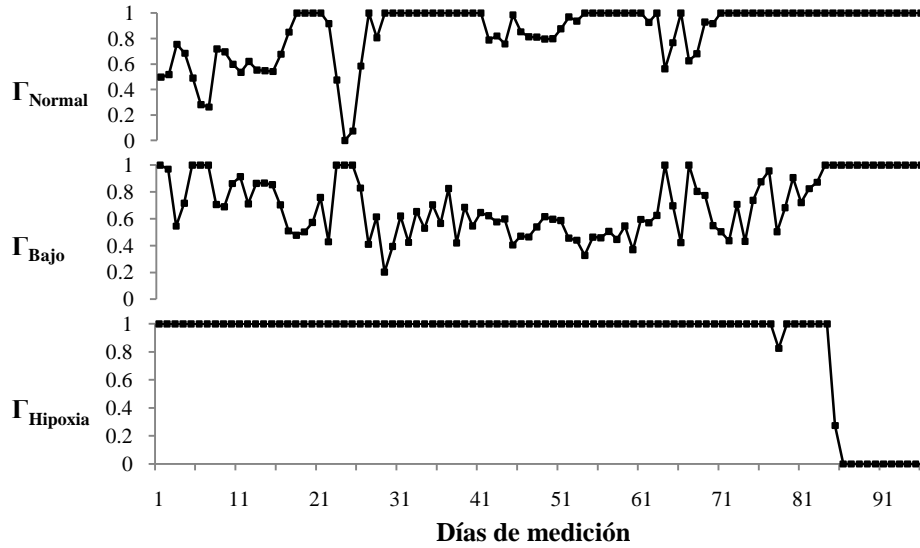


Fig. 4.13. Análisis del índice Γ para el intervalo normal, bajo e hipoxia del oxígeno disuelto.

Salinidad

En la Fig. 4.14 se muestra el comportamiento de la variable salinidad en los tres intervalos de clasificación definidos en la Tabla 4.2. Empleando el índice Γ se evalúan las mediciones para observar los niveles *alto*, *normal* y *bajo*. Al inicio del período los análisis muestran clasificaciones de impacto *bajo*, a partir del día 21 de medición se obtienen resultados de altas concentraciones hasta caer a un nivel *normal* al final del período.

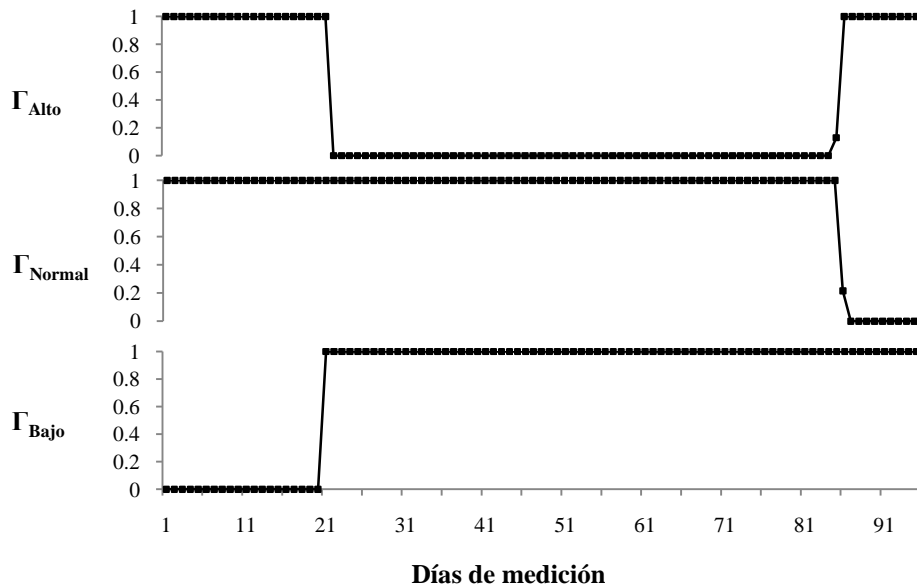


Fig. 4.14. Análisis del índice Γ para el intervalo alto, normal y bajo de la salinidad.

pH

En la Fig. 4.15 se muestra el comportamiento de la variable pH en los cinco intervalos de clasificación propuestos en la Tabla 4.2. Empleando el índice Γ se evalúan las mediciones diarias para observar los niveles *alcalino*, *alto*, *normal*, *bajo* y *ácido*. El pH resulta ser la variable con mayor estabilidad del grupo evaluado; al inicio del período los análisis muestran resultados de concentraciones entre *normal* y *alto*, sin embargo, a partir del día 14 de medición se obtienen resultados de concentraciones normales.

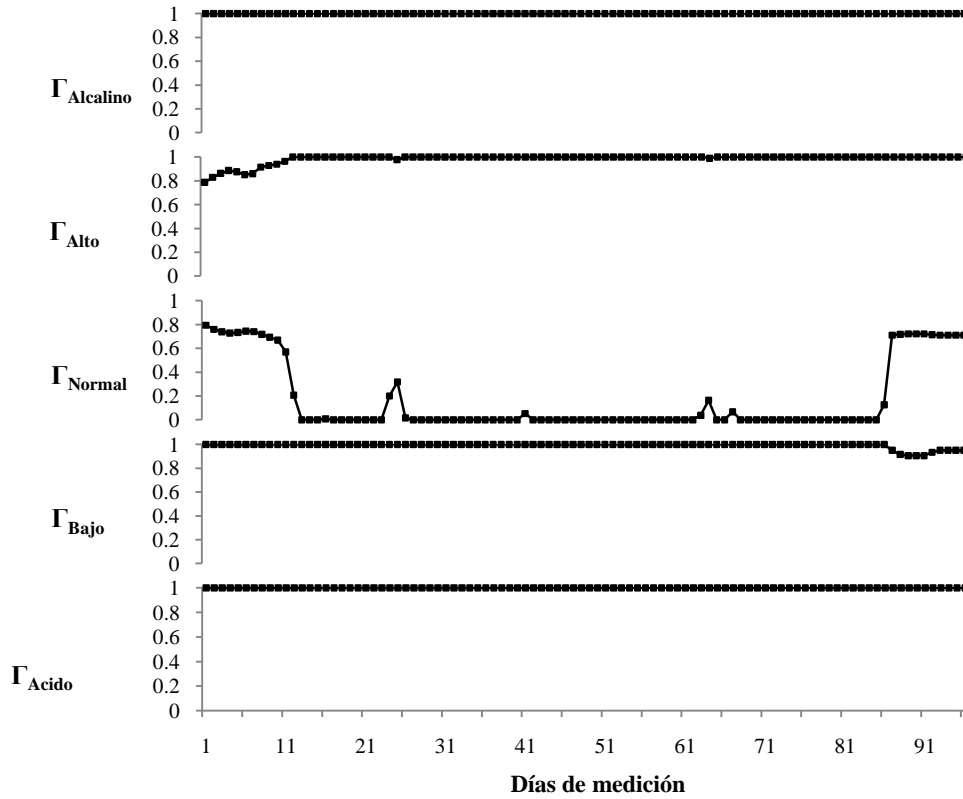


Fig. 4.15. Análisis del índice Γ para el intervalo alcalino, alto, normal, bajo y ácido del pH.

4.4 Índice del histórico de la calidad del agua (Historical Water Quality Index - HWQI)

Las variables medioambientales presentan fluctuaciones que son consideradas como normales, la evaluación de la calidad del agua en cualquier instante depende en gran medida de los valores que se registran al momento de hacer la medición. Para determinar los efectos que a largo plazo generan todo tipo de perturbaciones, el índice HWQI evalúa el número de mediciones por variable fuera de los niveles de impacto deseados, así como la desviación con respecto a éstos. El HWQI permite determinar el tipo de comportamiento que se presenta en el hábitat de las variables en conjunto.

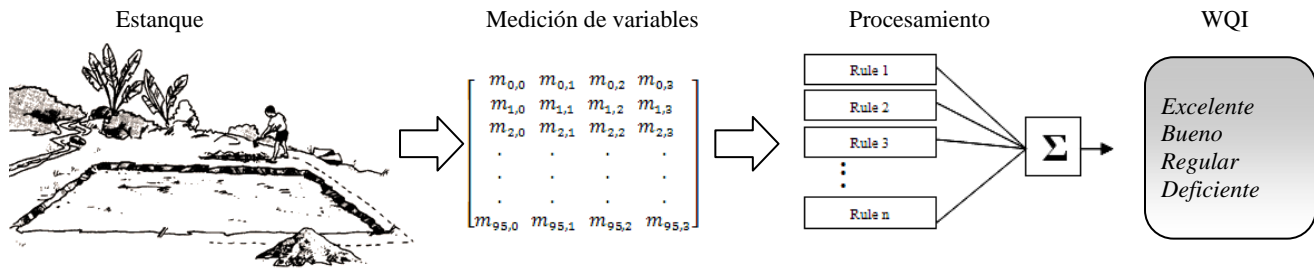


Fig. 4.16. Procedimiento para el cálculo de la calidad del agua temporal en estanques de camarón.

4.4.1 Estados de clasificación

Las variables fisicoquímicas tienden a variar durante el transcurso del día, por tanto el comportamiento que muestran las variables durante este tiempo, definen el estado del hábitat artificial, mismo que puede ser categorizado en cuatro estados, los cuales representan las diferentes situaciones que se pueden presentar dentro del mismo:

1. **Excelente:** El comportamiento temporal de las variables fisicoquímicas están dentro de los niveles que se consideran óptimos para el organismo.
2. **Bueno:** El comportamiento temporal de una variable fisicoquímica está fuera del nivel óptimo; sin embargo, esto no representa ningún peligro para el camarón.
3. **Regular:** Las mediciones registradas las variables se encuentran fuera del nivel óptimo y su combinación puede desestabilizar el hábitat, o bien, alguna variable de mayor impacto registró valores no aceptables para el organismo.
4. **Deficiente:** a) Una variable crítica reporta concentraciones extremadamente por debajo de los valores tolerables en un periodo determinado; b) la combinación del estado de las variables fisicoquímicas puede ser dañino para el organismo cuando se presenta por largos periodos de tiempo.

4.4.2 Sistema de inferencia difusa

El sistema de inferencia difusa para el cálculo del HWQI contiene la misma estructura del sistema para el cálculo del WQI. A diferencia del WQI, el HWQI procesa registros de mediciones históricas (Fig. 4.17), por lo que sufre unas ligeras modificaciones con respecto al primero, mismas que se tratarán en esta sección. La matriz de entrada del sistema de inferencia difusa se puede expresar como:

$$w = \begin{bmatrix} temp_1 & DO_1 & Sal_1 & pH_1 \\ temp_2 & DO_2 & Sal_2 & pH_2 \\ temp_3 & DO_3 & Sal_3 & pH_3 \\ & & \cdot & \\ & & \cdot & \\ & & \cdot & \\ temp_n & DO_n & Sal_n & pH_n \end{bmatrix} \tag{4.17}$$

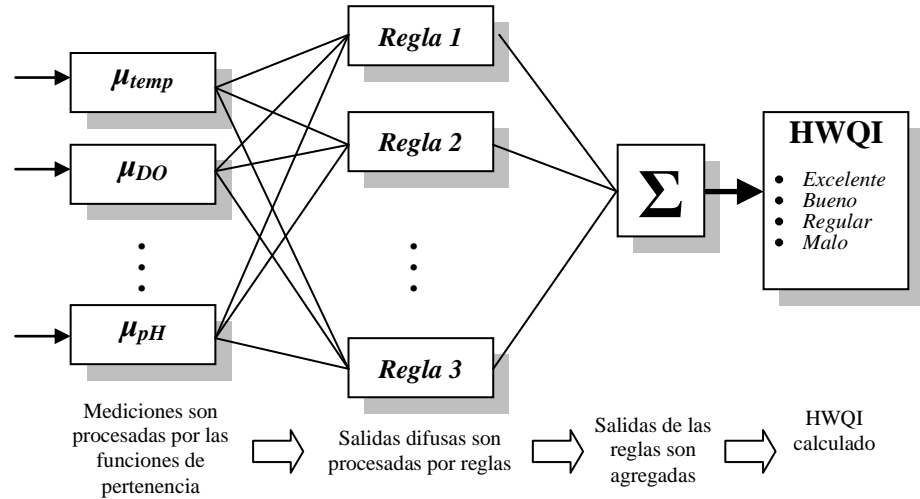


Fig. 4.17. Arquitectura del sistema de inferencia difusa empleado para el HWQI.

4.4.3 Funciones de pertenencia

Las funciones de pertenencia para el HWQI se implementan empleando el índice Gamma, las cuales pueden ser formuladas como: (4.18)

En este trabajo, el patrón mínimo de análisis corresponde a un día de información, esto permitirá determinar los efectos de las fluctuaciones de las variables medioambientales en estanques por ciclos de 24 horas.

Temperatura

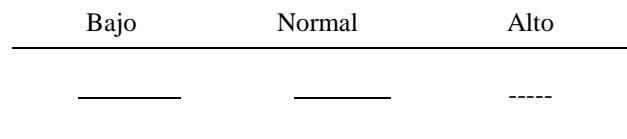
Basado en la Tabla 4.2 y en el índice Gamma, se determinan los parámetros de la función de pertenencia para la temperatura como se describe a continuación.

Calculando frecuencia (α) :

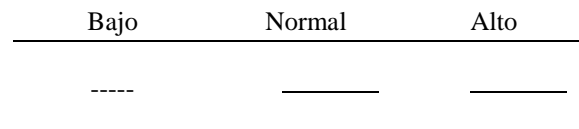
—

Calculando amplitud (β):

Cuando el valor no debe de exceder el límite superior:



Cuando el valor no debe de exceder el límite inferior:



Salinidad

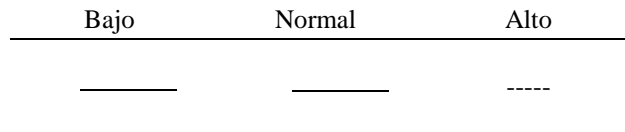
Basado en la Tabla 4.2 y en el índice Gamma, se determinan los parámetros de la función de pertenencia para la salinidad como se describe a continuación.

Calculando frecuencia (α) :

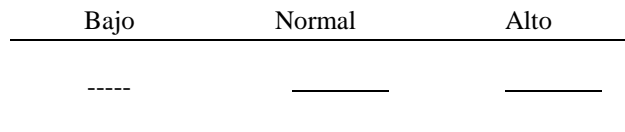
—

Calculando amplitud (β):

Cuando el valor no debe de exceder el límite superior:



Cuando el valor no debe de exceder el límite inferior:



Oxígeno disuelto

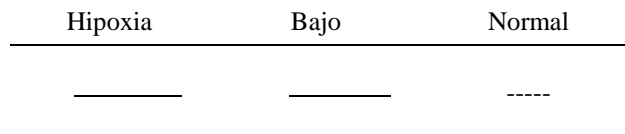
Basado en la Tabla 4.2 y en el índice Gamma, se determinan los parámetros de la función de pertenencia para el oxígeno disuelto como se describe a continuación.

Calculando Frecuencia (α) :

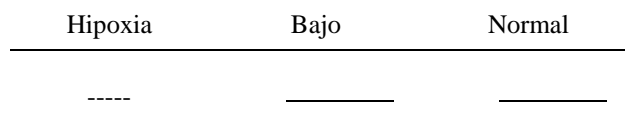
—

Calculando Amplitud (β):

Cuando el valor no debe de exceder el límite superior:



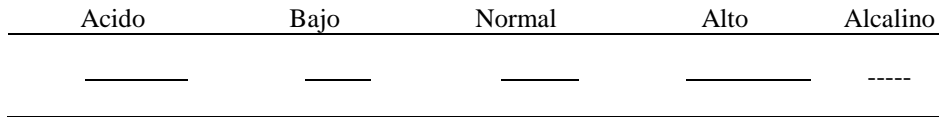
Para el caso en donde el valor de la medición no deba caer por debajo del nivel objetivo:



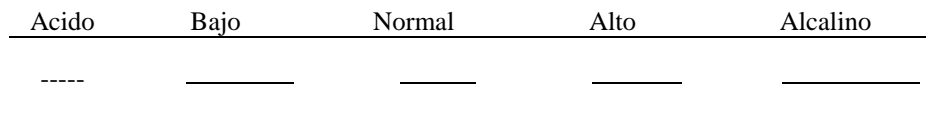
Indicador de pH.

Basado en la Tabla 4.2 y en el índice Gamma, se determinan los parámetros de la función de pertenencia para el pH como se describe a continuación.

Cuando el valor no debe de exceder el límite superior:



Para el caso en donde el valor de la medición no deba caer por debajo del nivel objetivo:



4.4.4 Ejemplo

Se desea emplear el conjunto de datos mostrado en la Fig. 4.18 para realizar un análisis de la calidad del agua.

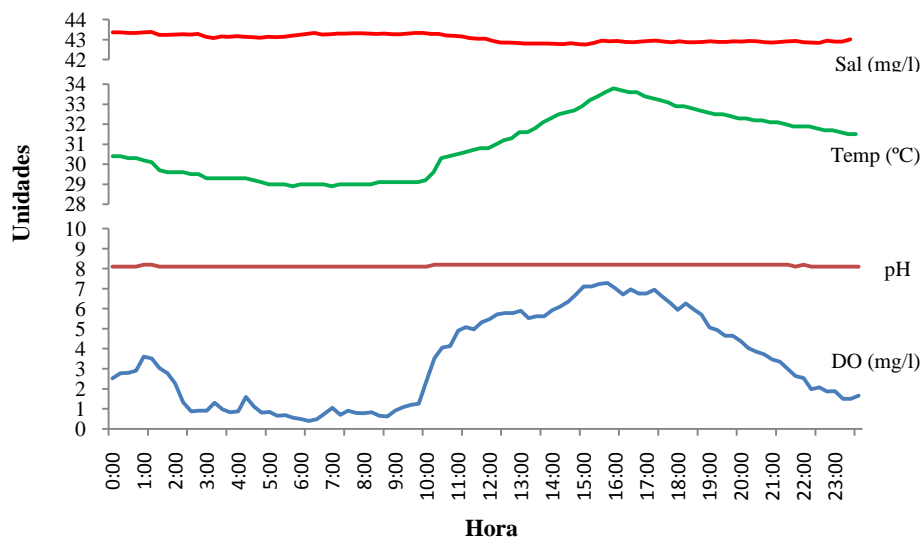


Fig. 4.18. Comportamiento de las variables fisicoquímicas a lo largo de un día de un cultivo.

Las reglas de inferencia a emplear son:

Regla 1: Si **Temp** es *normal* y **DO** es *bajo* y **Sal** es *alto* y **pH** es *normal* entonces **WQI** es *regular*

Regla 2: Si **Temp** es *normal* y **DO** es *normal* y **Sal** es *alto* y **pH** es *normal* entonces **WQI** es *bueno*

Los resultados de las funciones μ se muestran en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6. Resultados de la evaluación empleando el índice Γ como función de pertenencia.

Variable fisicoquímica	Ácido/Hipoxia	Bajo	Normal	Alto	Alcalino
Temperatura	-----	0.000	0.086	0.551	-----
Salinidad	-----	0.000	0.000	1.000	-----
Oxígeno disuelto	0.181	0.089	0.060	-----	-----
pH	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000

Empleando las funciones de pertenencia propuestas y empleando “R1” y “R2” se calcula:

Donde Γ contiene el valor mínimo de la función de pertenencia calculada en R1 y R2. Calculando las funciones de agregación:

Calculadas las salidas de las funciones de pertenencia (salidas difusas), la agregación de dichas funciones generarán una única salida μ_{out} , este proceso se muestra en la Fig. 4.19.

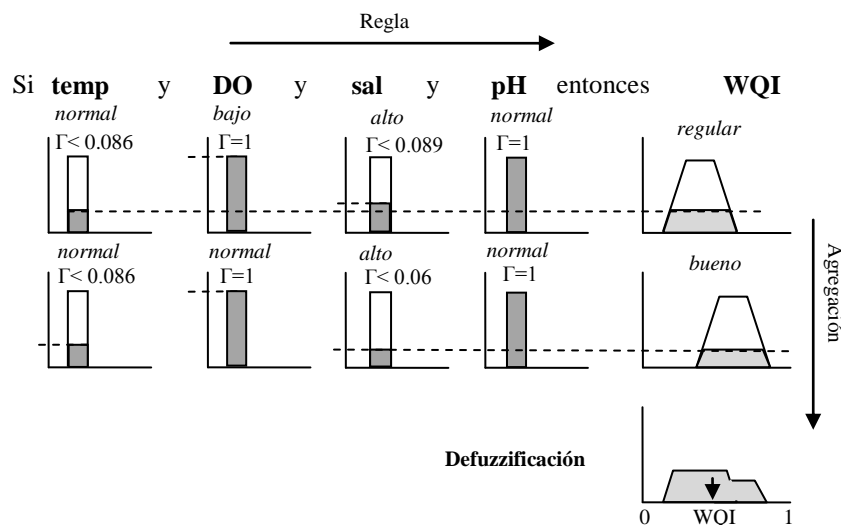


Fig. 4.19. Proceso de defuzzificación; las reglas de inferencia y la agregación de las mismas generan una función de pertenencia final.

El HWQI es calculado reemplazando la función de pertenencia μ_{out} en la ecuación 4.9 reemplazando.

Este resultado implica que la calidad del agua durante el día fue regular.

4.4.5 Validación

Para evaluar la efectividad del índice del histórico de la calidad del agua, se ha diseñado un conjunto de prueba el cual contiene un total de 22000 días; cada día está compuesto de 95 mediciones por variable, teniendo un total de 211200 registros. Asimismo, dentro del conjunto de prueba se han colocado en orden los patrones según su estado de clasificación, (Fig. 4.20). El conjunto de prueba es analizado por el HWQI.

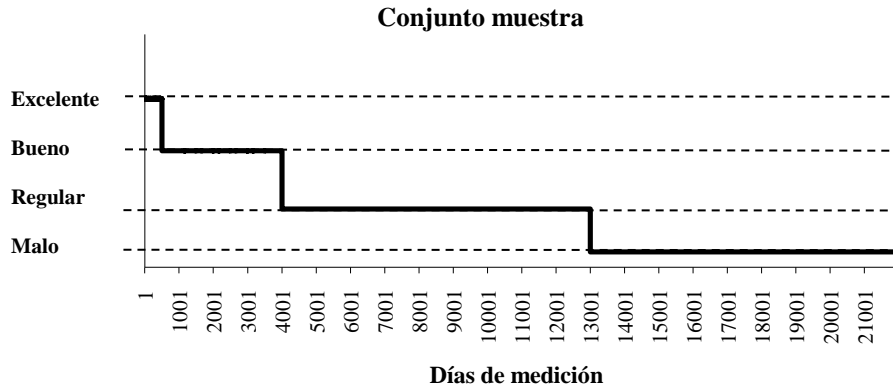


Fig. 4.20. Conjunto de prueba creado para evaluar la efectividad del HWQI. El conjunto cuenta con un total de 22000 días, mismos que registran un total de 96 mediciones teniendo un total de 2112000 patrones clasificados.

En la Fig. 4.21 se puede observar la respuesta del proceso de validación del HWQI, teniendo como entrada el conjunto de prueba. La clasificación del HWQI obtenida es idéntica a la clasificación de los patrones establecida. Derivado de lo anterior se concluye que el índice del HWQI responde eficientemente a la clasificación con un 0% de error.

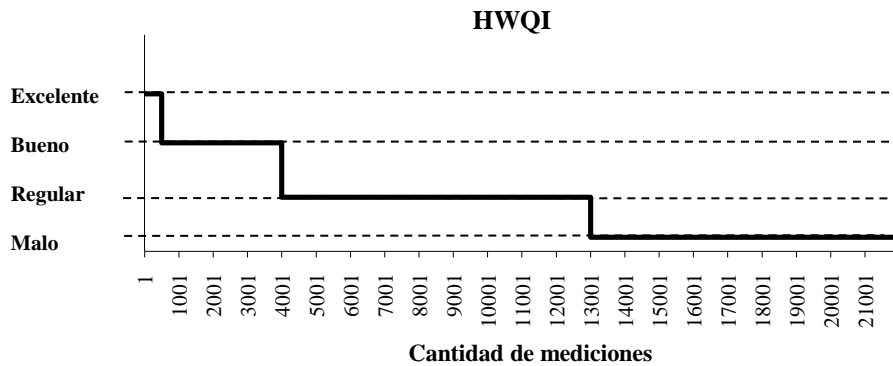


Fig. 4.21. Clasificación del conjunto de patrones de prueba empleando el modelo del índice HWQI.

4.4.6 Resultados experimentales

Mediciones de la base de datos de la granja de Rancho Chapo fueron empleadas para ejemplificar el funcionamiento del índice de la calidad del agua temporal. La fase experimental se realizó de la siguiente manera: tres meses de mediciones fueron extraídos de la base de datos (Fig. 4.22). Se calcula el índice Γ empleando conjuntos de registros de un día de información (96 registros) como patrones de entrada, este proceso se repite para cada día del mes. El resultado de las clasificaciones se procesa por el sistema de inferencia obteniendo un resultado final (índice de la calidad del agua). El resultado final se normaliza para establecer un índice en un rango de [0, 1].

Actualmente los modelos de calidad del agua no han sido implementados para análisis temporales, únicamente el índice propuesto por la CCME esta implementado para este fin. La comparación de los índices CCME y HWQI puede observarse en la Fig.6 y 7.

El índice CCME generalmente se encuentra por valores entre de 0.3 y 0.6 en los meses de junio, julio y agosto, lo cual representa resultados entre regular y bueno en un ambiente no difuso. El HWQI propuesto muestra un comportamiento más penalizado, mostrando un mayor deterioro en el hábitat. Esto se debe principalmente a la influencia del proceso de razonamiento, el cual discrimina al conjunto de mediciones con base en los diferentes niveles de impacto medioambientales en el ecosistema, esto se hace más visible cuando una variable crítica registra valores no convenientes para el organismo. Por otra parte, el CCME únicamente realiza un cálculo de las mediciones fallidas (fuera de los niveles óptimos) y no considera aspectos biológicos o fisicoquímicos, por lo que el índice HWQI resulta ser más preciso. Un análisis matemático comparativo permite observar las diferencias antes mencionadas (Tabla 4.7).

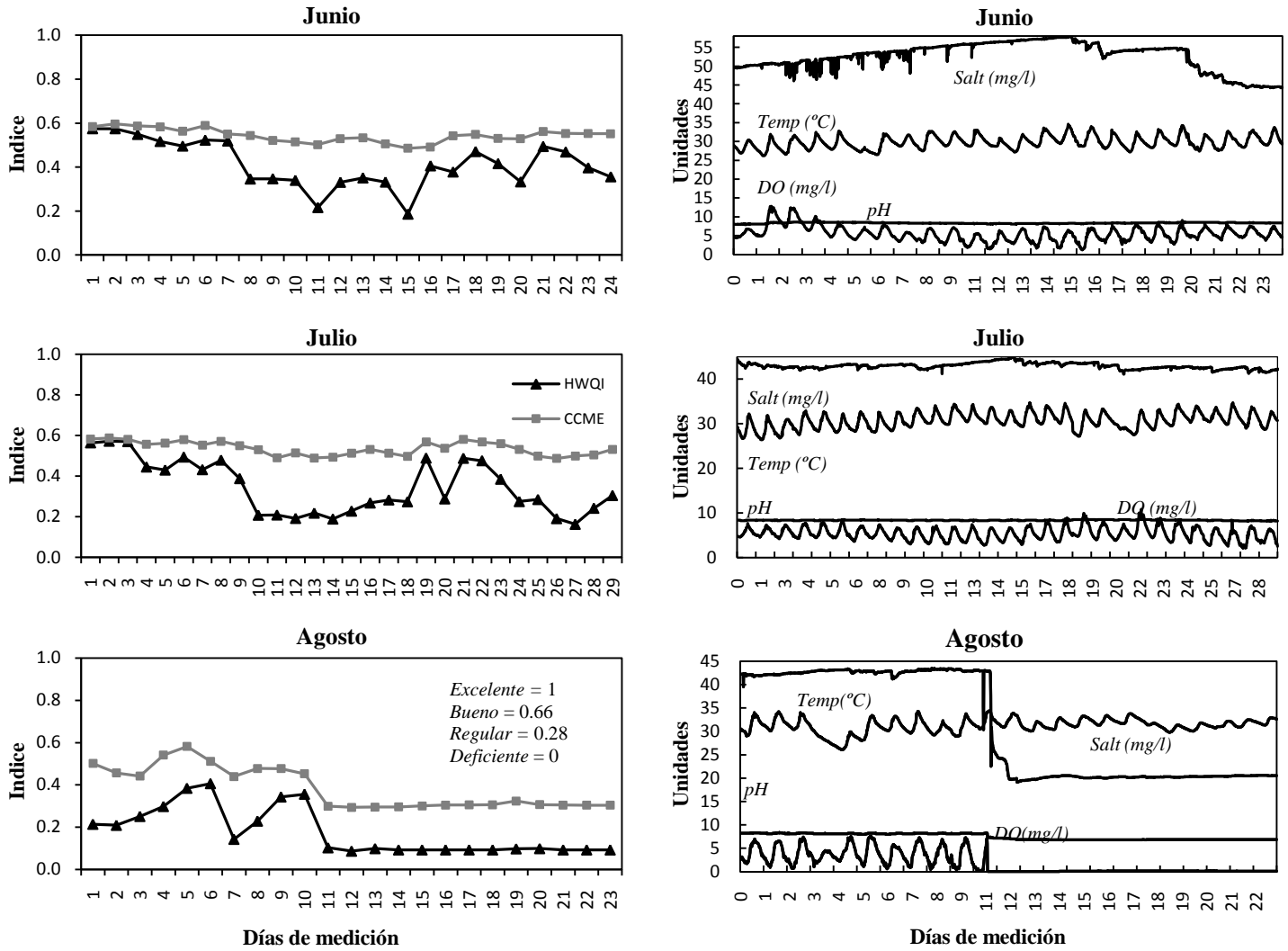


Fig. 4.22. Resultados de la evaluación del HWQI; a) Evaluación de tres meses de la calidad del agua temporal (HWQI), b) Concentraciones de las variables físico-químicas de tres meses de medición.

Tabla 4.7. Comparativa entre índices WQI y CCME.

Temp (°C)	Salt (mg/l)	DO (mg/l)	pH	WQI	CCME	Observaciones
28.0	55.8	1.9	8.2	0.0	0.75	Concentraciones de oxígeno en situación de hipoxia.
28.0	55.8	1.8	8.2			
28.0	57.0	2.8	8.2			
28.0	57.0	1.8	8.2			
28.0	19.0	5.6	3.1	0.21	0.85	pH en concentraciones de alcalinidad y acidez.
28.0	21.0	6.3	11.7			
28.0	45.0	3.0	4.0			
31.4	45.0	3.0	5.0			
25.0	19.0	8.2	8.5	1.00	1.00	Condiciones óptimas.
24.0	18.5	8.3	8.6			
25.0	19.0	8.3	8.5			
25.0	17.0	8.4	8.5			

4.4.7 Discusión

Los modelos de calidad del agua que existen actualmente solamente analizan valores que se extraen de forma inmediata y no generan un diagnóstico del estado que la calidad del agua en periodos prolongados de tiempo. Esto permite observar la importancia del desarrollo de este índice y la solución a una de las problemáticas que aqueja a la acuicultura del camarón; la calidad del agua.

El HWQI es empleado para estimar el estado del ecosistema derivado de los comportamientos generados a lo largo del día. Asimismo el índice HWQI representa el estrés global que se presentó durante periodos de tiempo en el cuerpo de agua tomando en cuenta factores como el antropogénico y el natural. El aspecto más relevante en este trabajo es remarcar la metodología aplicada para desarrollar el índice.

Una comparación entre las ventajas y desventajas contra el índice HWQI y modelos más cercanos para la evaluación del histórico de la calidad del agua se puede mostrar en el cuadro de la Tabla 4.8.

Tabla 4.8. Comparación entre modelos desarrollados para el análisis de la calidad histórica del agua contra el HWQI propuesto.

MODELO	No. VARIABLES	VENTAJAS CONTRA HWQI	DESVENTAJAS CONTRA HWQI
CCME	Sin límite.	d) Puede emplear información histórica si se desea. e) Involucra cualquier cantidad de variables. f) Se puede utilizar en agua dulce o salada.	a) No involucra un proceso de razonamiento. b) No existe un estudio sobre qué variables físico-químicas representan el mayor impacto ecológico. g) No considera situaciones potencialmente peligrosas.
TeMa		Asesora a sus usuarios a fin de modificar, confirmar o complementar sus conceptos sobre acuicultura.	a) Bajo poder de evaluación. b) Solamente emite recomendaciones. c) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua. d) No emplea registros de concentraciones históricas.
CALEN		a) Auxiliar en el manejo de la calidad del agua. b) Diagnóstico presuntivo de enfermedades.	a) Bajo poder de evaluación. b) Solamente emite recomendaciones. c) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua. d) No emplea registros de concentraciones históricas.

Se puede observar que los sistemas TeMa y CALEN no fueron propuestos para un análisis matemático comparativo, esto se debe a que éstos son sistemas expertos que únicamente sirven como asesoramiento de la calidad del agua y no proveen un indicador numérico del nivel de deterioro del hábitat.

4.5 Conclusiones

En este capítulo tres nuevos modelos para la evaluación de la calidad del agua fueron desarrollados. El primer modelo evalúa la calidad del agua empleando concentraciones y valores instantáneos de las variables empleadas con mayor frecuencia en la acuicultura del camarón (C1). El segundo modelo (índice Gamma) permite establecer un indicador del nivel impacto medioambiental de una variable físico-química respecto a un rango de referencia (C2). El tercer modelo evalúa la calidad del agua empleando conjunto de mediciones para estimar potenciales daños que provocan las fluctuaciones de las variables medioambientales en el estanque (C3). Los resultados experimentales empleando información real de granjas camaronícolas demuestran la efectividad de los sistemas, confirmando el alto poder de evaluación de los índices WQI y HWQI. De esta manera se realizan las siguientes aportaciones:

- C1** (O1) Creación de un índice de la calidad del agua instantáneo, basado en indicadores medioambientales.
- C2** (O2) Creación de un clasificador medioambiental que determina el nivel de impacto de variables físico-químicas en sistemas de cultivo acuícola.
- C3** (O3) Creación de un índice del histórico de la calidad del agua, basado en comportamientos temporales

Capítulo 5

Predicción de la calidad del agua

5.1 Introducción

El análisis de la calidad del agua resulta ser de vital importancia para la supervivencia de especies acuícolas en sistemas de cultivo. En la calidad del agua se establecen criterios de que tan bien o mal se encuentra el ecosistema, sin embargo, resulta de gran ayuda estimar el nivel de deterioro del mismo, esto permitirá actuar de manera oportuna ante posibles situaciones que pongan en riesgo la integridad del cultivo. Adicionalmente, si se predicen futuros valores de las variables en el ecosistema en un periodo de tiempo establecido, entonces prevenir situaciones potencialmente dañinas para el organismo reducirá significativamente los efectos negativos en el crecimiento, reproducción y mortandad (Arredondo y Ponce, 1998; Páez, 2001; Hirono, 1992).

5.2 Análisis de variables

5.2.1 Preprocesamiento de señales.

Suavizado de señal

Un conjunto de mediciones medioambientales debe preprocesarse para eliminar ciertos inconvenientes que pueden hacer más difícil su modelado, entre ellos está la presencia de picos o perturbaciones aleatorias indeseables. Lo anterior puede ser ocasionado por diversos factores como tasas de población, tasas de alimentación, rutinas de gestión de la calidad del agua, presencia de ruido en los dispositivos, una mala medición, descompostura de los sensores, etc. Un método que permite tener una señal más suave sin presencia de tales perturbaciones que alteren su principal comportamiento es el “suavizado de señal” (smoothing en inglés) mediante el empleo de filtros. Los filtros más empleados para el suavizado de señales son de media, promedio móvil y exponencial; cada uno de ellos cuenta con diversas características que enriquecen su funcionamiento (Kenney and Keeping, 1962; Chatfield, 2004).

Para seleccionar el filtro que mejor suavice las señales fisicoquímicas empleadas en este trabajo, se empleará una muestra de la señal de oxígeno disuelto (Fig. 5.1) que contendrá un total de 96 mediciones (un día), misma que será procesada y comparada con los demás filtros para determinar el más adecuado. El suavizado de las series se efectuará con los valores previamente registrados (pasados y presentes), por lo que una característica de los filtros es su causalidad.

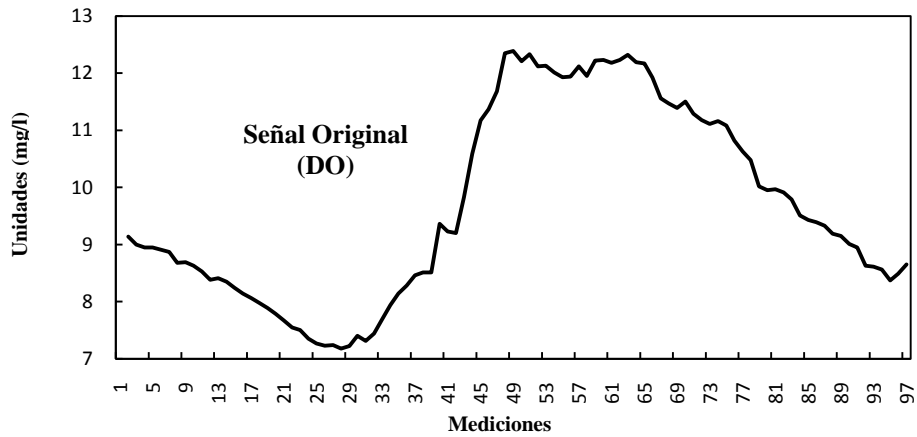


Fig. 5.1. Muestra de la señal de oxígeno disuelto que será empleada para analizar los diferentes tipos de filtros

Filtro de media

El *filtro de media* consiste en calcular la media de una serie de puntos de la señal para obtener el punto de la nueva serie de tiempo (Fox and Long, 1990). La ecuación que define al filtro de media se muestra a continuación:

$$(5.1)$$

donde n es la muestra a tomar, $i = 1, 2, \dots, N-1$, N es el tamaño de la ventana (rango). La Fig. 5.2 muestra la serie de filtros aplicados a la señal de oxígeno disuelto, en donde se emplean rangos de 5, 10, 15, 20 y 30 mediciones. Se puede observar que el filtro de rango 10 el que mejor se ajusta a la curva.

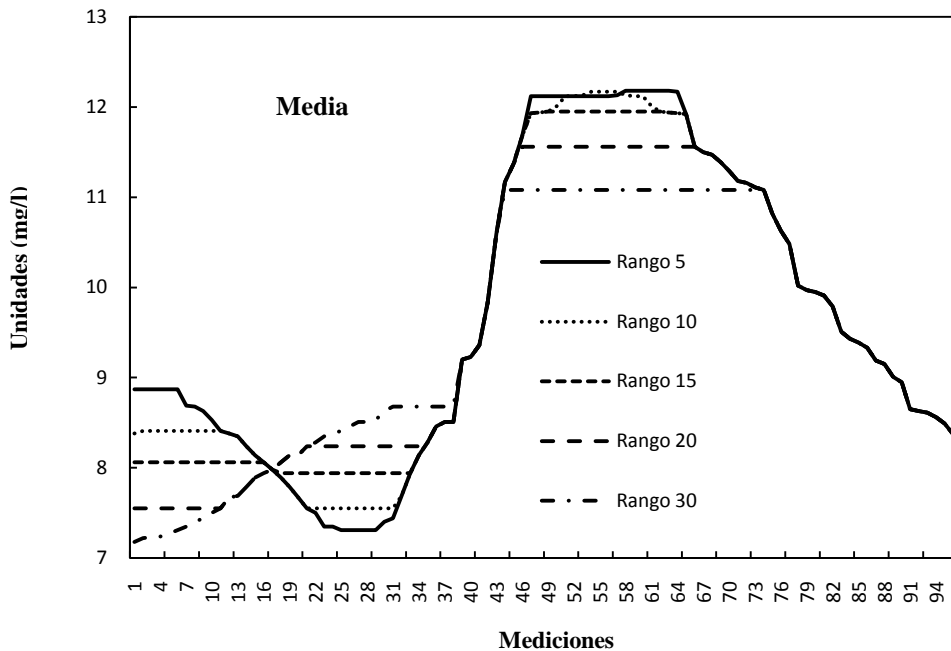


Fig. 5.2. Filtro de media con rangos de 5, 10, 15, 20 y 30 mediciones.

Filtro exponencial

Este tipo de filtro emplea un esquema de pesos exponenciales para suavizar series de tiempo (LaViola, 2003). Se calculan los valores promedio mediante una asignación de pesos exponencialmente decrecientes a los valores de la serie de tiempo original de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$(5.2)$$

en donde S_t es el valor de la nueva serie suavizada, x_t es la serie original y α es el factor de suavizado. El filtro exponencial doble se expresa como:

$$0 \leq \alpha \leq 1 \quad (5.3)$$

$$0 \leq \gamma \leq 1 \quad (5.4)$$

El filtro exponencial doble se caracteriza por tener una segunda ecuación con una segunda constante γ , la cual debe de ser elegida junto con α . Existe una gran variedad de criterios para seleccionar el valor inicial de S_t y b_t , por lo general S_t se inicia como x_t . Para b_t hay tres sugerencias:

$$(5.5)$$

$$(5.6)$$

$$(5.7)$$

La Fig. 5.3 muestra los filtros simples y dobles exponenciales aplicados a la señal de oxígeno disuelto.

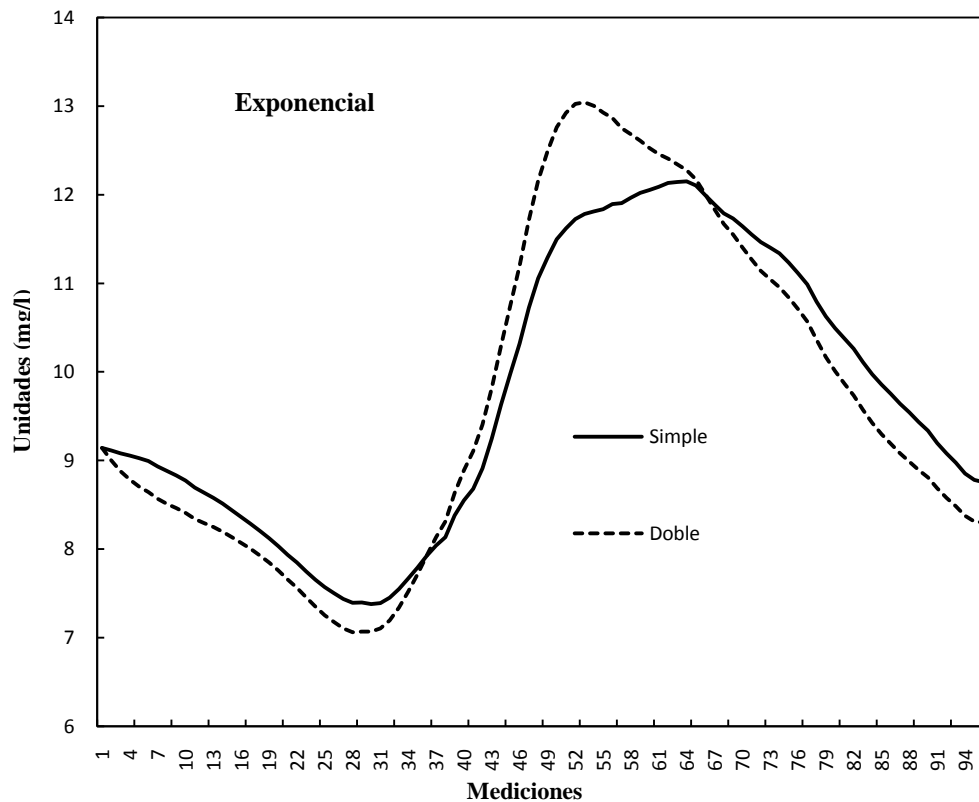


Fig. 5.3. Señal suavizada empleando el filtro exponencial doble y simple.

Filtro de promedio móvil

El filtro de promedio móvil es uno de los filtros más comunes. Este filtro es óptimo para una tarea común como puede ser la reducción de un ruido o la supresión de picos, razón por la cual fue elegido para suavizar a las señales físico-químicas (Kenney and Keeping, 1962; Chatfield, 2004; ABS, 2003). La ecuación que define al filtro de promedio móvil se muestra a continuación:

$$(5.8)$$

donde $x(n)$ es la señal original (variable físico-química), $y(n)$ es la señal suavizada, N es el orden del filtro, h_i son los coeficientes del filtro.

Empleando los coeficientes de Henderson 7 términos se tiene un filtro de orden 7, asimismo para Henderson 9, 13 y 23 términos, se tendrá un orden 9, 13 y 23 respectivamente.

Los pesos simétricos Henderson 7 términos son:

$$H = [-0.05874, 0.05874, 0.29371, 0.41259, 0.29371, 0.05874, -0.05874]$$

Los pesos simétricos Henderson 9 términos son:

$$H = [-0.04072, -0.00987, 0.11847, 0.26656, 0.33114, 0.26656, 0.11847, -0.00987, -0.04072]$$

Los pesos simétricos Henderson 13 términos son:

$$H = [-0.01935, -0.01935, 0.00000, 0.06549, 0.14736, 0.21434, 0.24006, 0.21434, 0.14736, 0.06549, 0.00000, -0.02786, -0.01935]$$

Los pesos simétricos Henderson 23 términos son:

$$H = [-0.00428, -0.01092, -0.01569, -0.01453, -0.00495, 0.01343, 0.03893, 0.06830, 0.09740, 0.12195, 0.13832, 0.14406, 0.13832, 0.12195, 0.09740, 0.06830, 0.03893, 0.01343, -0.00495, -0.01453, -0.01569, -0.01092, -0.00428]$$

El filtro promedio móvil se puede representar en este caso como la sumatoria de las fracciones:

Henderson 7 términos:

$$(5.9)$$

Henderson 9 términos:

$$(5.10)$$

Henderson 13 términos:

$$(5.11)$$

Henderson 23 términos:

$$(5.12)$$

La Fig. 5.4 muestra el filtrado de la señal empleando los coeficientes de Henderson, en ella se puede observar que el filtro tiene un mejor ajuste a la forma de la señal original.

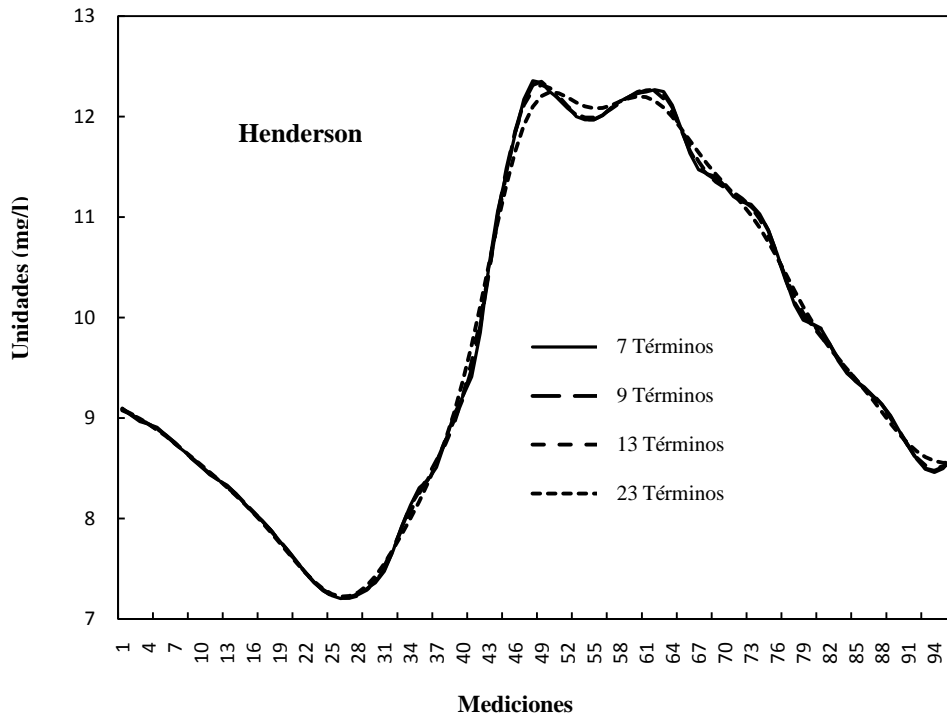


Fig. 5.4. Señal suavizada empleando el filtro de promedio móvil y pesos de la serie de Henderson de 7, 9, 13 y 23 términos.

Las señales fisicoquímicas pueden modelarse empleando la ecuación (5.8) de la siguiente manera:

$$(5.13) \qquad (5.14)$$

$$(5.15) \qquad (5.16)$$

donde y_t es la señal de la variable a filtrar y H_t es $t^{\text{ésimo}}$ coeficiente de Henderson.

Otro método de suavizado es empleando los coeficientes de Spencer 15 términos (Kenney and Keeping, 1962), en este caso se tiene un orden de 15° nivel, tales coeficientes se definen como [-3, -6, -5, 3, 21, 46, 67, 74, 67, 46, 21, 3, -5, -6, -3]—. El filtro promedio móvil se puede representar como las sumatoria de las fracciones:

$$\frac{1}{15} \sum_{i=1}^{15} \frac{H_i}{H_i + H_{15-i}} \qquad (5.17)$$

La Fig. 5.5 muestra el filtrado de la señal empleando los coeficientes de Spencer, en ella se puede observar al igual que con los coeficientes de Henderson que el filtro tiene un mejor ajuste a la forma de la señal original.

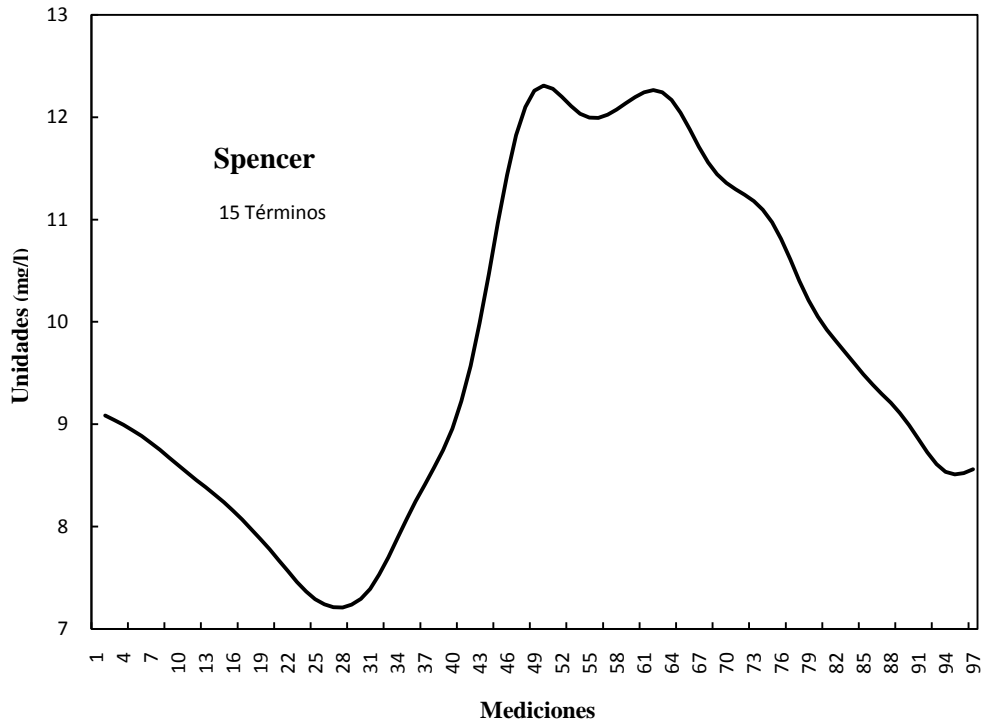


Fig. 5.5. Señal suavizada empleando el filtro de promedio móvil y pesos de la serie de de Spencer 15 términos.

Las señales fisicoquímicas pueden modelarse empleando la ecuación (1) de la siguiente manera:

$$(5.18)$$

$$(5.20)$$

$$(5.19)$$

$$(5.21)$$

donde $t^{\text{ésimo}}$ es el $t^{\text{ésimo}}$ coeficiente de Spencer 15 términos.

Selección

Una comparación entre los filtros de suavizado se puede apreciar en la Fig. 5.6, en donde se muestran los filtros Henderson 7 términos, exponencial simple, exponencial doble, media de rango 1 y Spencer. Al observar la Fig. 5.6 se puede concluir que la exactitud de los filtros de Spencer y Henderson 7 términos son lo que se ajustan más a la señal, mismos que se pueden detallan más en la Fig. 5.7. Adicionalmente un análisis de error se muestra en la Tabla 5.1 indicando cuál filtro se ajusta mejor a la señal original.

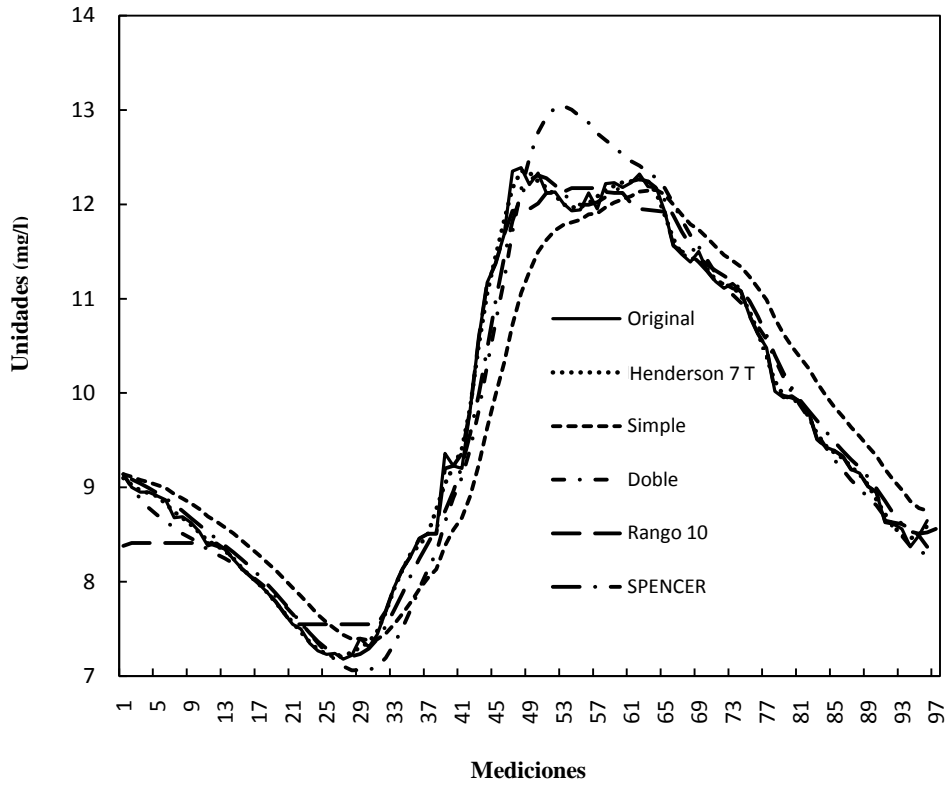


Fig. 5.6. Comparación entre filtros de suavizado empleando la característica que mejor se ajusta a la señal original.

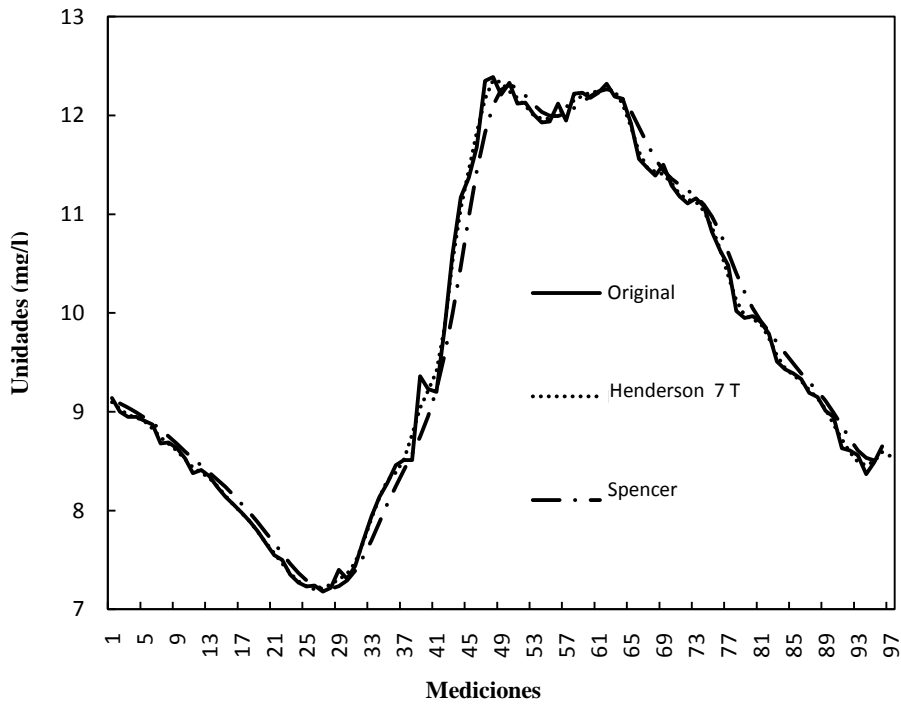


Fig. 5.7. Comparación entre los diferentes pesos del filtro de promedio móvil.

Los resultados de La Fig. 5.7 y la Tabla 5.1 muestran al filtro Henderson de 7 términos como el que mejor se ajusta a la señal original. Las Fig. 5.8, 5.9, 5.10 y 5.11 muestran el proceso de suavizado de las variables correspondientes en un periodo de dos días.

Filtro	Categoría				
	Rango 5	Rango 10	Rango 15	Rango 20	Rango 30
Media (% error)	0.04522	0.01296	0.01498	0.04125	0.06469
Exponencial (% error)	Simple 0.04242	Doble 0.02578			
Henderson (% error)	7 Término 0.00496	9 Término 0.00608	13 Término 0.00688	23 Término 0.00907	
Spencer (% error)	15 Término 0.00693				

Tabla. 5.1. Porcentaje de error de los diferentes tipos de filtros.

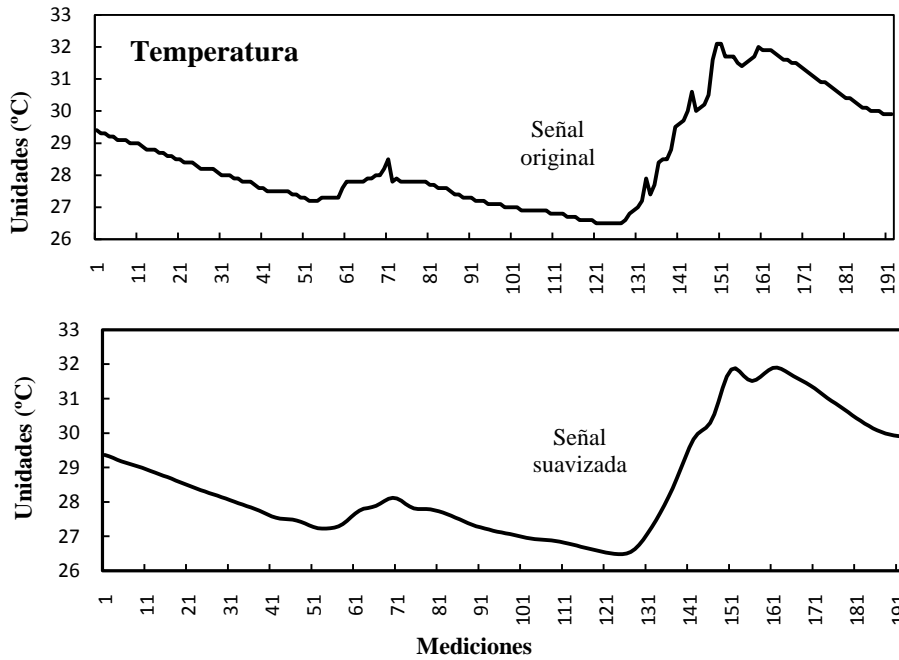


Fig. 5.8. Suavizado de la señal de temperatura empleando el filtro de media móvil. La señal corresponde a los dos primeros días de cultivo del estanque.

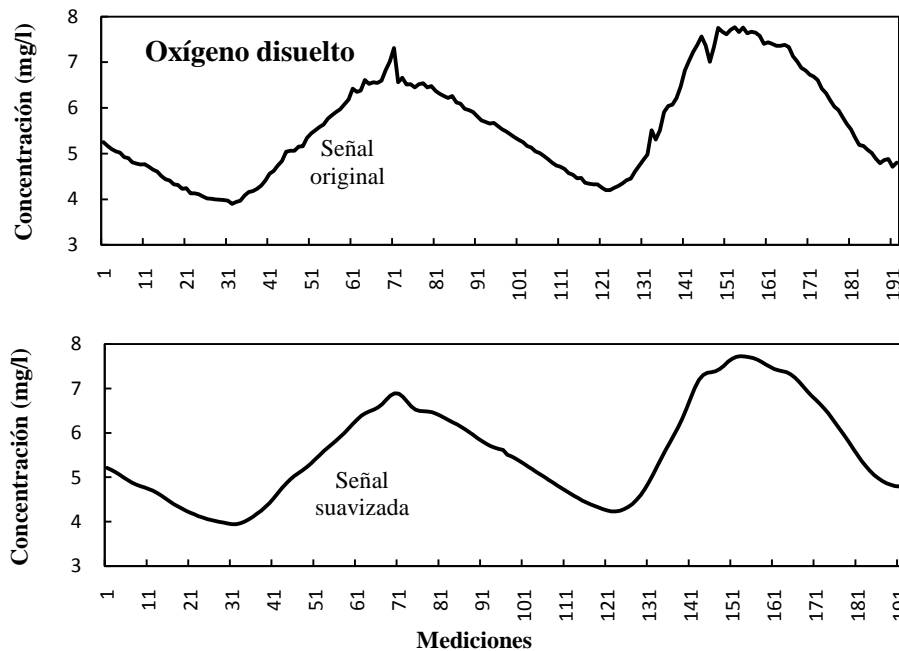


Fig. 5.9. Suavizado de la señal de oxígeno disuelto empleando el filtro de media móvil. La señal corresponde a los dos primeros días de cultivo del estanque.

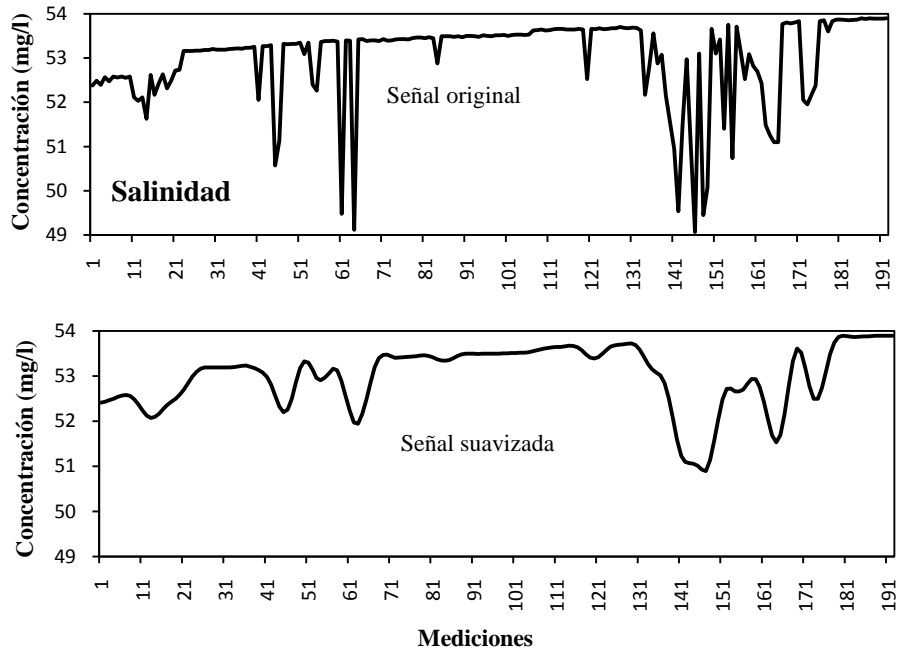


Fig. 5.10. Suavizado de la señal de salinidad empleando el filtro de media móvil. La señal corresponde a los dos primeros días de cultivo del estanque.

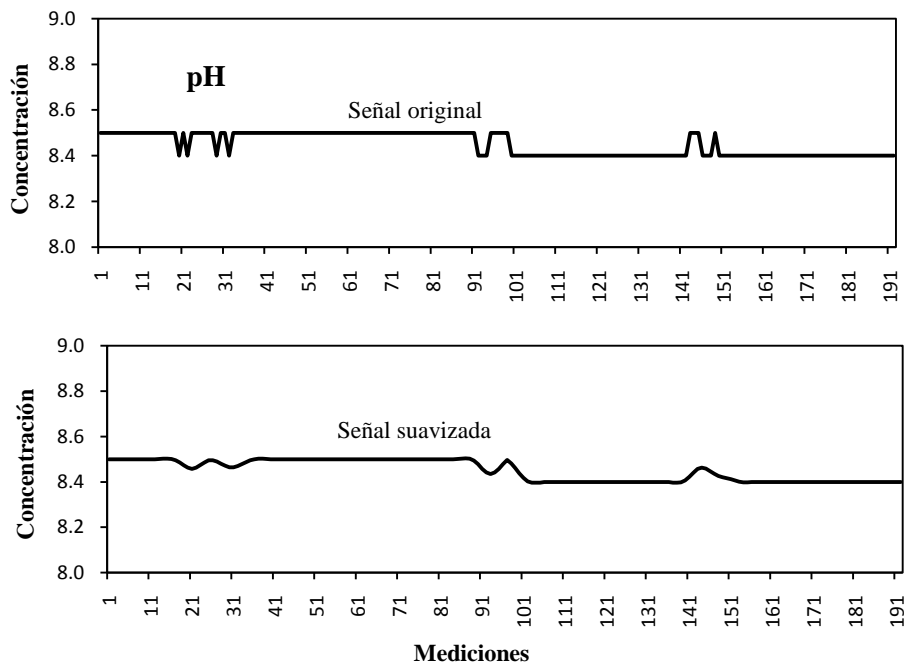


Fig. 5.11. Suavizado de la señal de pH empleando el filtro de media móvil. La señal corresponde a los dos primeros días de cultivo del estanque.

Tendencia

Una serie de tiempo generalmente contiene algunas componentes constantes de polaridad o tendencias de baja frecuencia, que afectan las características dinámicas del sistema a ser analizado, las tendencias en ocasiones corrompen los resultados del

modelado de la serie, para evitar esto es necesario remover a la misma antes de realizar cualquier análisis (Chatfield, 2004; Shumway y Stoffer, 2000).

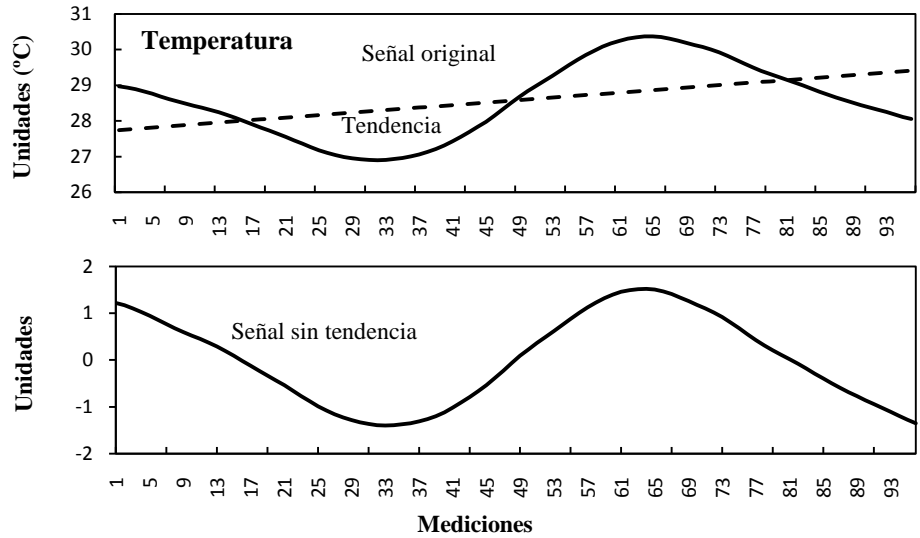


Fig. 5.12. Eliminación de la tendencia en la señal de la temperatura. a) señal original; b) señal sin tendencia.

El cálculo de tendencia se realiza empleando el método de regresión lineal mediante el ajuste de una línea recta a un conjunto de parejas de datos observadas: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$. La expresión matemática de una línea recta es:

$$(5.22)$$

en donde a y b son coeficientes que representan la intersección con el eje de las abscisas y la pendiente, y es la variable deseada (*temperatura, salinidad, oxígeno disuelto y pH*), y E es el error o residuo entre el modelo y las observaciones, que se puede representar reordenando la ecuación (5.22):

$$(5.23)$$

Por lo tanto, el error o residuo es la diferencia entre el valor real de y y el valor aproximado \hat{y} predicho por la ecuación lineal. El coeficiente a puede calcularse mediante la siguiente expresión:

$$(5.24)$$

Para el coeficiente

$$(5.25)$$

El resultado del cálculo de la tendencia no es siempre el mismo debido a que la información de la señal cambia con el tiempo, por lo que es necesario calcular la tendencia cada que se requiera un nuevo análisis.

La Fig. 5.12 muestra el proceso de eliminación de tendencia para las variables físico-químicas en donde se calcula la tendencia para posteriormente sustraerla de la señal original.

5.2.2 Modelo autoregresivo (AR)

Los modelos AR de una serie de tiempo permiten predecir el valor actual x_t , basado en valores pasados $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}$, más un error de predicción. El parámetro n determina el número de valores pasados que son utilizados para predecir el valor actual (De la Fuente y García, 1998, Brockwell, 1996). La siguiente ecuación define un modelo AR de orden n :

$$(5.26)$$

donde a_1, a_2, \dots, a_n son coeficientes AR, a_0 es 1 y ϵ_t es el error de predicción. Idealmente el error es el ruido blanco con el valor de la media igual a cero. La ecuación 5.26 puede expresarse también como sigue:

$$(5.27)$$

donde p es el orden del modelo autoregresivo, el cual se puede expresar como AR(p).

Debido a que muchos sistemas lineales pueden ser modelados exactamente por los modelos AR, éstos representan una buena opción en esta área. Para un modelo dado, seleccionar el orden generalmente es un proceso de prueba y error. Adicionalmente, resulta de gran importancia utilizar otro tipo de información de análisis de métodos estadísticos para determinar el orden del modelo seleccionado.

Generalmente un alto orden permite tener más grados de libertad, sin embargo un alto orden innecesario puede introducir espectros espurios. Para estimar el orden de un modelo AR existen diferentes técnicas que incorporan una penalización cuando el orden se incrementa innecesariamente (Chatfield, 2004; Shumway and Stoffer, 2000), éstas serán caso de estudio para determinar el orden que mejor ajuste el modelo AR a las variables físico-químicas.

Criterio de información de Akaike (Akaike's Information Criterion - AIC)

El criterio de información de Akaike (AIC) es un estimador de error basado en la inexplicable variación de una serie de tiempo dado con un término de penalización cuando el número óptimo de parámetros que representan al sistema se excede (Akaike, 1974). Para este criterio, el orden óptimo es aquél que minimiza la siguiente ecuación:

$$— (5.28)$$

donde L es el número de datos en una serie de tiempo, n es el orden del modelo y V_n es el error de predicción.

Considerando que la cantidad de puntos de la señal es de 96 mediciones por día, el límite máximo de coeficientes AR resultan en la misma cantidad, por lo que a partir de este nivel se emplean los criterios de minimización para estimar el orden que mejor que permita el modelado de la variable. El orden minimizado del modelo que arrojó el criterio de Akaike para las variables físico-químicas se muestra en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2. Orden calculado del modelo AR para las variables físico-químicas en análisis.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	94
Oxígeno disuelto	95	pH	95

Criterio de información Bayesiano (Bayesian Information Criterion - BIC)

Criterio de información Bayesiano (BIC) reemplaza el término $2n$ del criterio AIC con la expresión $(n + n \ln(L))$. El BIC penaliza más severamente el exceso en el orden del modelo que el AIC (Akaike, 1979). El modelo óptimo para el BIC es aquel que minimiza la siguiente ecuación:

$$\text{BIC} = -2 \ln(L) + n \ln(n) + n \ln(L) \tag{5.29}$$

El orden minimizado del modelo como resultado del criterio BIC para las variables fisicoquímicas se muestra en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3. Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas en análisis.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	61
Oxígeno disuelto	76	pH	67

Criterio del error final de predicción (Final Prediction Error Criterion - FPE)

El criterio de error final de predicción (FPE) estima el error del modelo cuando se emplea para predecir nuevas salidas (Akaike, 1969). El modelo óptimo para el FPE es aquél que minimiza la expresión:

$$\text{FPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{e}_t^2 \tag{5.30}$$

El orden minimizado del modelo AR como resultado del criterio FPE para las variables fisicoquímicas se muestra en la Tabla 5.4.

Tabla 5.4. Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	94
Oxígeno disuelto	95	pH	95

Criterio de longitud de descripción mínima (Minimal Description Length Criterion -MDL)

El criterio de longitud de descripción mínima (MDL) está basado en penalizar el número de términos empleados (Hansen y Yu, 2001). El modelo óptimo para el MDL es aquél que minimiza la expresión:

$$\text{MDL} = -2 \ln(L) + n \ln(n) + n \ln(L) \tag{5.31}$$

El orden minimizado del modelo AR como resultado del criterio MDL para las variables fisicoquímicas se muestra en la Tabla 5.5.

Tabla 5.5. Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	68
Oxígeno Disuelto	76	pH	67

Criterio Phi (Phi Criterion - PHI)

El modelo óptimo para el PHI es aquél que minimiza la expresión (Chatfield, 2004):

$$(5.32)$$

El orden minimizado del modelo como resultado del criterio PHI para las variables fisicoquímicas se muestra en la Tabla 5.6.

Tabla 5.6. Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	92
Oxígeno disuelto	76	pH	91

Las Fig. 5.13, 5.14, 5.15 y 5.16 muestran una comparación entre las señales predichas empleando los diferentes órdenes estimados por los criterios anteriormente descritos.

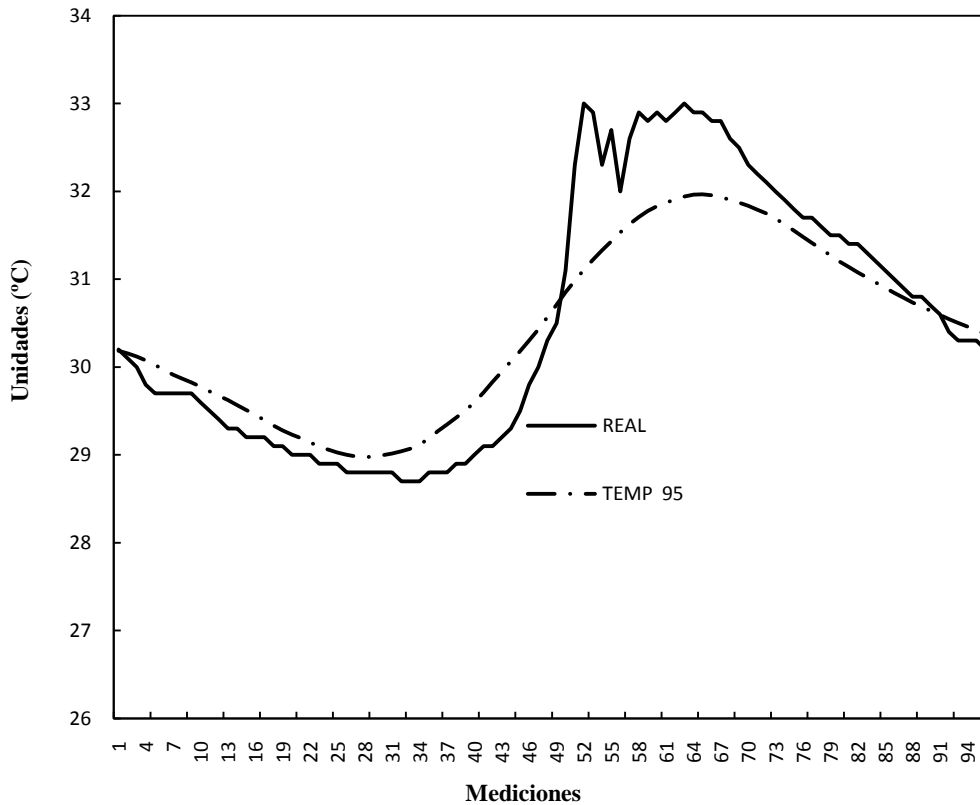


Fig. 5.13. Predicción de la temperatura empleando un orden de modelo AR de 95.

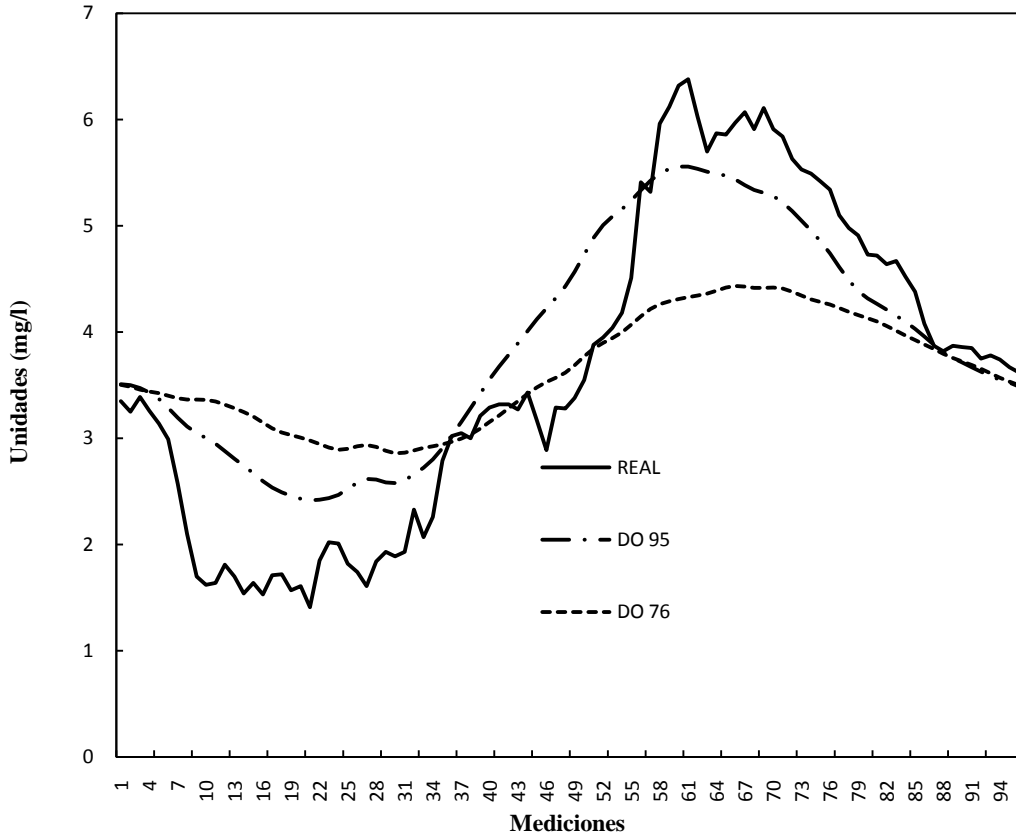


Fig. 5.14. Predicción del oxígeno empleando modelos AR de orden 95 y 76.

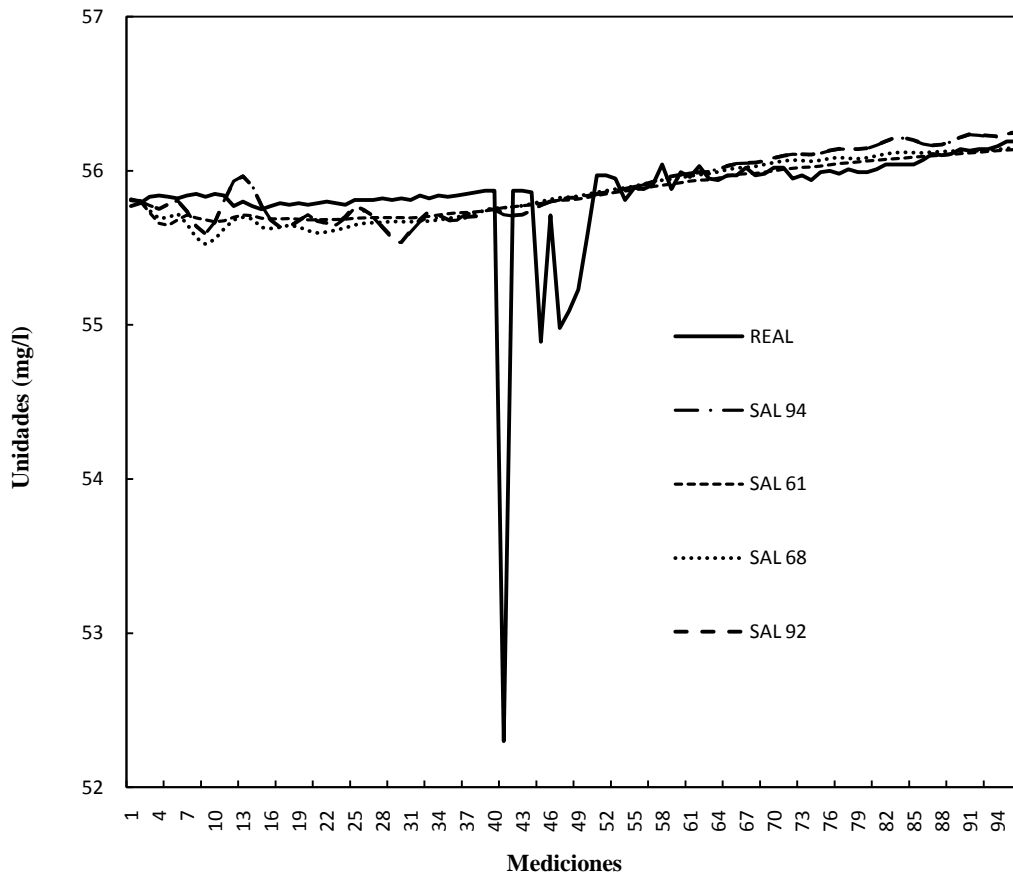


Fig. 5.15. Predicción de la salinidad empleando modelos AR de orden 61, 68, 92 y 94.

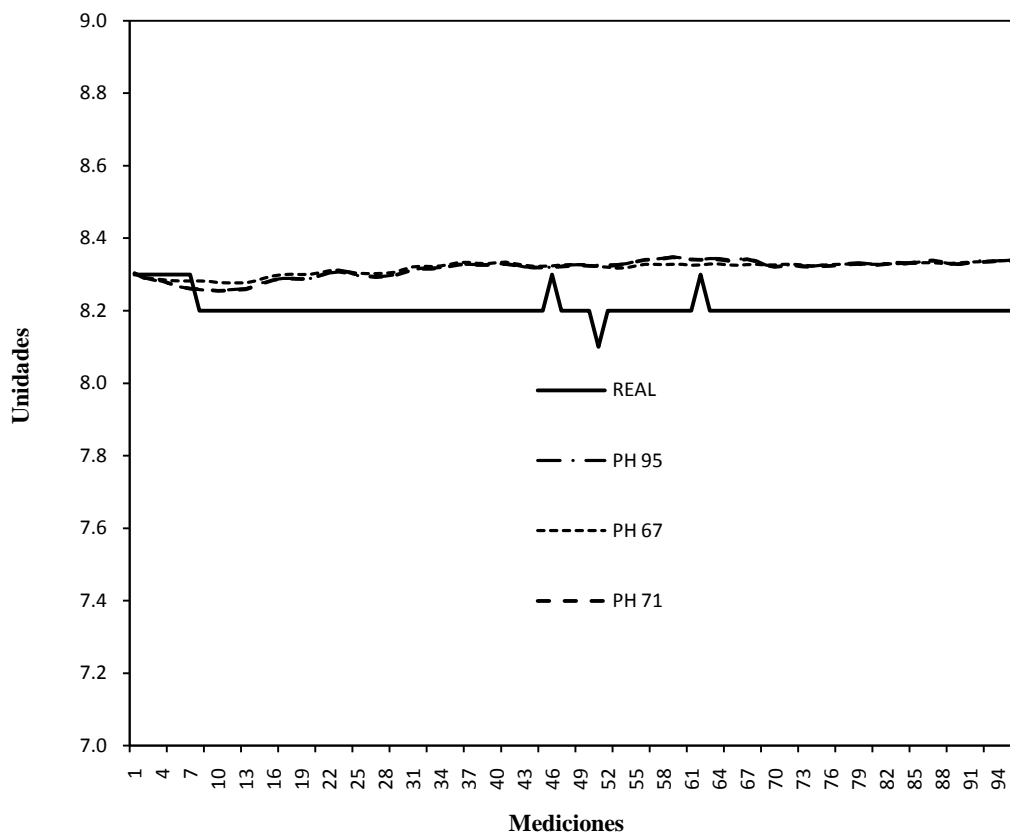


Fig. 5.16. Predicción del pH empleando modelos AR de orden de 67, 71 y 95.

Los criterios de estimación del orden del modelo AR muestran que para la temperatura en todos los casos el orden máximo fue de 95. La Tabla 5.7 muestra una comparativa del porcentaje de error para cada serie de tiempo con los órdenes previamente calculados, donde se observa el orden que minimiza el porcentaje de error.

Tabla 5.7. Porcentaje de error de los diferentes tipos de orden.

Variable	Orden			
Temperatura (% error)	95 0.0252			
Oxígeno disuelto (% error)	76 1.4766	95 1.5831		
Salinidad (% error)	61 0.0208	68 0.0205	92 0.0201	94 0.0199
pH (% error)	67 0.0082	71 0.0082	95 0.0077	

Tabla 5.8. Orden calculado del modelo AR para las variables fisicoquímicas.

Variable	Orden	Variable	Orden
Temperatura	95	Salinidad	94
Oxígeno disuelto	76	pH	95

Los modelos AR(p) que describen a las señales físico-químicas empleando el orden calculado (Tabla 5.8) se pueden expresar como:

$$(5.33) \qquad (5.35)$$

$$(5.34) \qquad (5.36)$$

Cálculo de Coeficientes AR

El cálculo de coeficientes AR se realizó mediante el método Yule – Walker siguiendo los siguientes pasos (Dijkhof y Wensink, 2000):

1. Se comienza con el modelo AR(p) con media cero (ecuación 5.11):

$$(5.37)$$

2. Se multiplica ambos lados de la ec. (5.11) por ϕ_h para $h = 1, 2, 3, \dots, p$:

$$(5.38)$$

3. Se toma el valor esperado en toda la ecuación:

$$(5.39)$$

4. Tomando el valor esperado en la ec. (5.16) con $h = 0$:

$$(5.40)$$



5. Reorganizando la ecuación (5.17)

$$(5.41)$$

Las ecuaciones 5.17 y 5.18 son las ecuaciones de Yule – Walker. Repitiendo la ec. (5.16)

$$(5.42)$$

Extrayendo las p ecuaciones:

en donde se tiene que:

Para encontrar los coeficientes a_1, a_2, \dots, a_p se resuelve el sistema de ecuaciones empleando los métodos conocidos (Gauss, Gauss – Jordan, Cramer, Matriz Inversa, etc.) . Los coeficientes empleados para la construcción de los modelos AR(p) de las señales físico-químicas se muestran en las tablas 5.9, 5.10, 5.11 y 5.12.

Tabla 5.9. Coeficientes AR para salinidad.

Salinidad															
<i>a0</i>	<i>a1</i>	<i>a2</i>	<i>a3</i>	<i>a4</i>	<i>a5</i>	<i>a6</i>	<i>a7</i>	<i>a8</i>	<i>a9</i>	<i>a10</i>	<i>a11</i>	<i>a12</i>	<i>a13</i>	<i>a14</i>	<i>a15</i>
1	-1.498	0.692	0.005	-0.19	-0.018	0.083	-0.019	-0.062	0.07	-0	-0.059	0.014	0.022	-0.019	-0.019
<i>a16</i>	<i>a17</i>	<i>a18</i>	<i>a19</i>	<i>a20</i>	<i>a21</i>	<i>a22</i>	<i>a23</i>	<i>a24</i>	<i>a25</i>	<i>a26</i>	<i>a27</i>	<i>a28</i>	<i>a29</i>	<i>a30</i>	<i>a31</i>
0.028	0.012	-0.005	0.01	0	0.011	-0.007	-0.011	0.006	-0.001	-0.004	0.005	-0.005	0.01	0	0.003
<i>a32</i>	<i>a33</i>	<i>a34</i>	<i>a35</i>	<i>a36</i>	<i>a37</i>	<i>a38</i>	<i>a39</i>	<i>a40</i>	<i>a41</i>	<i>a42</i>	<i>a43</i>	<i>a44</i>	<i>a45</i>	<i>a46</i>	<i>a47</i>
-0.007	-0.02	0.004	0.017	-0.003	0.002	0	-0	0	0.001	-0.005	-0.004	-0.011	0.009	0.011	-0.004
<i>a48</i>	<i>a49</i>	<i>a50</i>	<i>a51</i>	<i>a52</i>	<i>a53</i>	<i>a54</i>	<i>a55</i>	<i>a56</i>	<i>a57</i>	<i>a58</i>	<i>a59</i>	<i>a60</i>	<i>a61</i>	<i>a62</i>	<i>a63</i>
-0.004	0.01	-0	-0.003	-0.005	0.007	-0.008	-0.004	0.009	0.005	-0.021	-0.01	0	0.018	-0.013	-0.015
<i>a64</i>	<i>a65</i>	<i>a66</i>	<i>a67</i>	<i>a68</i>	<i>a69</i>	<i>a70</i>	<i>a71</i>	<i>a72</i>	<i>a73</i>	<i>a74</i>	<i>a75</i>	<i>a76</i>	<i>a77</i>	<i>a78</i>	<i>a79</i>
0.003	0.009	0.002	0.005	-0.005	-0.02	-0	0.017	0.021	0.001	0.001	-0.001	-0.006	-0.003	-0.005	-0.01
<i>a80</i>	<i>a81</i>	<i>a82</i>	<i>a83</i>	<i>a84</i>	<i>a85</i>	<i>a86</i>	<i>a87</i>	<i>a88</i>	<i>a89</i>	<i>a90</i>	<i>a91</i>	<i>a92</i>	<i>a93</i>	<i>a94</i>	
0	0.005	0.005	-0.006	-0.018	0.016	0.025	-0.017	-0.015	0.01	-0.002	-0.009	-0.002	0.02	-0.005	

Tabla 5.10. Coeficientes AR para pH.

pH															
<i>a0</i>	<i>a1</i>	<i>a2</i>	<i>a3</i>	<i>a4</i>	<i>a5</i>	<i>a6</i>	<i>a7</i>	<i>a8</i>	<i>a9</i>	<i>a10</i>	<i>a11</i>	<i>a12</i>	<i>a13</i>	<i>a14</i>	<i>a15</i>
1	-1.57	0.787	-0.038	-0.242	-0.009	0.129	0.002	-0.12	0.058	0	-0.04	0.014	0.025	-0.043	0.002
<i>a16</i>	<i>a17</i>	<i>a18</i>	<i>a19</i>	<i>a20</i>	<i>a21</i>	<i>a22</i>	<i>a23</i>	<i>a24</i>	<i>a25</i>	<i>a26</i>	<i>a27</i>	<i>a28</i>	<i>a29</i>	<i>a30</i>	<i>a31</i>
0.032	-0.016	-0.01	0.001	0	0.009	-0.023	-0.003	0.026	0.001	-0.007	0.024	-0	-0.024	-0	0.017
<i>a32</i>	<i>a33</i>	<i>a34</i>	<i>a35</i>	<i>a36</i>	<i>a37</i>	<i>a38</i>	<i>a39</i>	<i>a40</i>	<i>a41</i>	<i>a42</i>	<i>a43</i>	<i>a44</i>	<i>a45</i>	<i>a46</i>	<i>a47</i>
-0.022	0.009	-0.006	0.006	-0.005	0.003	-0.03	0.036	0	-0.04	0.041	-0.003	-0.006	0.011	0.005	-0.043
<i>a48</i>	<i>a49</i>	<i>a50</i>	<i>a51</i>	<i>a52</i>	<i>a53</i>	<i>a54</i>	<i>a55</i>	<i>a56</i>	<i>a57</i>	<i>a58</i>	<i>a59</i>	<i>a60</i>	<i>a61</i>	<i>a62</i>	<i>a63</i>
0.041	-0.031	-0	0.02	0.01	-0.016	0.026	-0.041	0.027	-0.003	-0.01	-0.001	0	-0	-0.012	0.029
<i>a64</i>	<i>a65</i>	<i>a66</i>	<i>a67</i>	<i>a68</i>	<i>a69</i>	<i>a70</i>	<i>a71</i>	<i>a72</i>	<i>a73</i>	<i>a74</i>	<i>a75</i>	<i>a76</i>	<i>a77</i>	<i>a78</i>	<i>a79</i>
-0.035	0.009	0.021	-0.022	0	0.012	-0	0.007	-0.032	0.031	-0.008	-0.006	0.001	0.004	-0	-0.002
<i>a80</i>	<i>a81</i>	<i>a82</i>	<i>a83</i>	<i>a84</i>	<i>a85</i>	<i>a86</i>	<i>a87</i>	<i>a88</i>	<i>a89</i>	<i>a90</i>	<i>a91</i>	<i>a92</i>	<i>a93</i>	<i>a94</i>	<i>a95</i>
0	-0	-0.002	-0.003	-0.005	0.006	0.006	-0.004	-0	-0.004	0.005	-0.01	-0.002	0.008	-0.005	0.013

Tabla 5.11. Coeficientes AR para temperatura.

Temperatura															
<i>a0</i>	<i>a1</i>	<i>a2</i>	<i>a3</i>	<i>a4</i>	<i>a5</i>	<i>a6</i>	<i>a7</i>	<i>a8</i>	<i>a9</i>	<i>a10</i>	<i>a11</i>	<i>a12</i>	<i>a13</i>	<i>a14</i>	<i>a15</i>
1	-3.003	4.065	-3.21	1.301	-0.121	0.176	-0.29	-0.75	2.596	-3.622	2.912	-1.26	0.244	-0.326	0.441
<i>a16</i>	<i>a17</i>	<i>a18</i>	<i>a19</i>	<i>a20</i>	<i>a21</i>	<i>a22</i>	<i>a23</i>	<i>a24</i>	<i>a25</i>	<i>a26</i>	<i>a27</i>	<i>a28</i>	<i>a29</i>	<i>a30</i>	<i>a31</i>
0.529	-2.25	3.268	-2.716	1.316	-0.47	0.546	-0.57	-0.426	2.063	-2.98	2.433	-1.16	0.467	-0.623	0.671
<i>a32</i>	<i>a33</i>	<i>a34</i>	<i>a35</i>	<i>a36</i>	<i>a37</i>	<i>a38</i>	<i>a39</i>	<i>a40</i>	<i>a41</i>	<i>a42</i>	<i>a43</i>	<i>a44</i>	<i>a45</i>	<i>a46</i>	<i>a47</i>
0.26	-1.77	2.62	-2.167	1.087	-0.502	0.631	-0.634	-0.223	1.555	-2.285	1.907	-1.028	0.59	-0.73	0.701
<i>a48</i>	<i>a49</i>	<i>a50</i>	<i>a51</i>	<i>a52</i>	<i>a53</i>	<i>a54</i>	<i>a55</i>	<i>a56</i>	<i>a57</i>	<i>a58</i>	<i>a59</i>	<i>a60</i>	<i>a61</i>	<i>a62</i>	<i>a63</i>
0.096	-1.279	1.925	-1.65	0.973	-0.655	0.77	-0.678	-0.07	1.124	-1.724	1.542	-1.009	0.75	-0.8	0.663
<i>a64</i>	<i>a65</i>	<i>a66</i>	<i>a67</i>	<i>a68</i>	<i>a69</i>	<i>a70</i>	<i>a71</i>	<i>a72</i>	<i>a73</i>	<i>a74</i>	<i>a75</i>	<i>a76</i>	<i>a77</i>	<i>a78</i>	<i>a79</i>
-0.002	-0.907	1.45	-1.364	0.973	-0.731	0.699	-0.533	-0.007	0.684	-1.043	0.959	-0.727	0.646	-0.701	0.609
<i>a80</i>	<i>a81</i>	<i>a82</i>	<i>a83</i>	<i>a84</i>	<i>a85</i>	<i>a86</i>	<i>a87</i>	<i>a88</i>	<i>a89</i>	<i>a90</i>	<i>a91</i>	<i>a92</i>	<i>a93</i>	<i>a94</i>	<i>a95</i>
-0.221	-0.269	0.533	-0.514	0.412	-0.381	0.41	-0.382	0.214	0.029	-0.203	0.23	-0.191	0.147	-0.098	0.042

Tabla 5.12. Coeficientes AR para oxígeno disuelto.

Oxígeno disuelto															
<i>a0</i>	<i>a1</i>	<i>a2</i>	<i>a3</i>	<i>a4</i>	<i>a5</i>	<i>a6</i>	<i>a7</i>	<i>a8</i>	<i>a9</i>	<i>a10</i>	<i>a11</i>	<i>a12</i>	<i>a13</i>	<i>a14</i>	<i>a15</i>
1	-2.903	3.794	-2.892	1.079	0.042	-0.019	-0.031	-0.985	2.657	-3.46	2.582	-0.9	-0.05	-0.08	0.152
<i>a16</i>	<i>a17</i>	<i>a18</i>	<i>a19</i>	<i>a20</i>	<i>a21</i>	<i>a22</i>	<i>a23</i>	<i>a24</i>	<i>a25</i>	<i>a26</i>	<i>a27</i>	<i>a28</i>	<i>a29</i>	<i>a30</i>	<i>a31</i>
0.825	-2.387	3.122	-2.32	0.84	-0.007	0.066	-0.078	-0.78	2.077	-2.607	1.827	-0.546	-0.06	-0.146	0.229
<i>a32</i>	<i>a33</i>	<i>a34</i>	<i>a35</i>	<i>a36</i>	<i>a37</i>	<i>a38</i>	<i>a39</i>	<i>a40</i>	<i>a41</i>	<i>a42</i>	<i>a43</i>	<i>a44</i>	<i>a45</i>	<i>a46</i>	<i>a47</i>
0.55	-1.726	2.201	-1.56	0.536	-0.081	0.224	-0.18	-0.564	1.566	-1.92	1.377	-0.57	0.234	-0.332	0.219
<i>a48</i>	<i>a49</i>	<i>a50</i>	<i>a51</i>	<i>a52</i>	<i>a53</i>	<i>a54</i>	<i>a55</i>	<i>a56</i>	<i>a57</i>	<i>a58</i>	<i>a59</i>	<i>a60</i>	<i>a61</i>	<i>a62</i>	<i>a63</i>
0.473	-1.32	1.587	-1.133	0.473	-0.176	0.193	-0.05	-0.46	1.028	-1.158	0.784	-0.345	0.184	-0.21	0.1
<i>a64</i>	<i>a65</i>	<i>a66</i>	<i>a67</i>	<i>a68</i>	<i>a69</i>	<i>a70</i>	<i>a71</i>	<i>a72</i>	<i>a73</i>	<i>a74</i>	<i>a75</i>	<i>a76</i>			
0.271	-0.67	0.764	-0.53	0.224	-0.09	0.071	0.045	-0.28	0.448	-0.42	0.26	-0.088			

5.3 Predicción de la calidad del agua (Predicted Water Quality Index - PWQI)

La predicción de la calidad el agua se establece empleando el conjunto de modelos AR desarrollados en la sección anterior. El cálculo de este índice propuesto se realiza reconstruyendo las señales de las variables fisicoquímicas y diagnosticando su comportamiento mediante el HWQI.

La Fig. 5.17 muestra la predicción de un total de 96 mediciones de las variables medioambientales (un día/24 horas) empleando las ecuaciones (5.33) a (5.36) respectivamente. La metodología de predicción puede observarse en la Fig. 5.18.

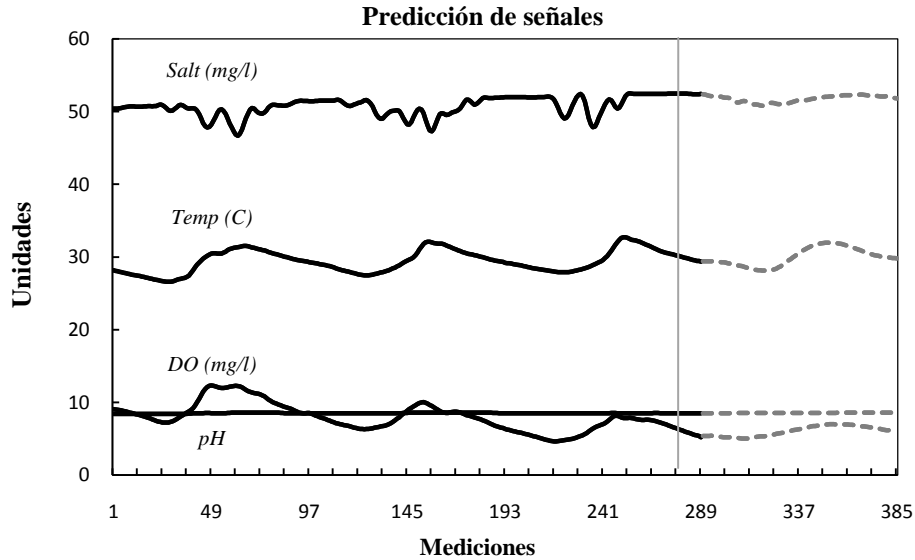


Fig. 5.17. Predicción de las variables fisicoquímicas. El horizonte de predicción es de 96 mediciones.

5.3.1 Análisis de la predictibilidad de la calidad del agua

En la sección anterior se desarrollaron metodologías de predicción de señales medioambientales, sin embargo es necesario determinar el horizonte de predicción máximo al que se puede generar una predicción con márgenes de error mínimos. Los criterios de análisis de predicción son de medio día (12 horas – 48 mediciones), ya que como se puede observar en la Fig. 5.17 es el periodo mínimo en que las variables cambian su comportamiento entre concentraciones altas y bajas. El conjunto de variables puede predecirse empleando el modelo AR(p) descrito anteriormente como sigue:

⋮

donde *var* son las variables físico-químicas (temperatura, salinidad, oxígeno disuelto y pH), *a* son los coeficientes AR, *h* es el número de mediciones a predecir y *p* es el orden del modelo, mismo que varía en función de la variable (Tabla 5.6).

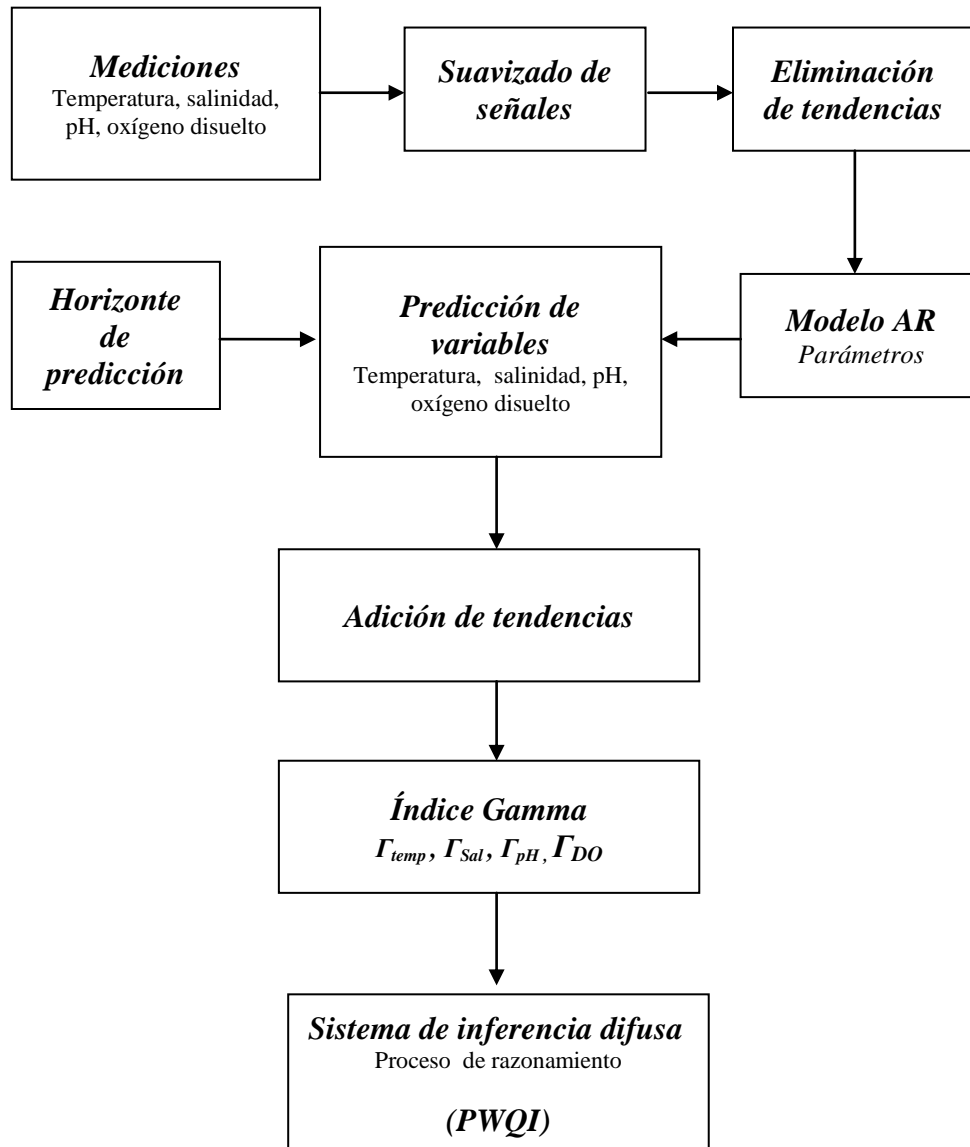


Fig. 5.18. Metodología empleada para predecir la calidad del hábitat en sistemas de cultivo de camarón.

Predicción 12 horas

El primer análisis de predictibilidad se realiza al reconstruir 48 mediciones por cada señal fisicoquímica, representando medio día de análisis, una comparación entre los índices PWQI y HWQI se puede observar en las Fig. 5.19 y 5.20.

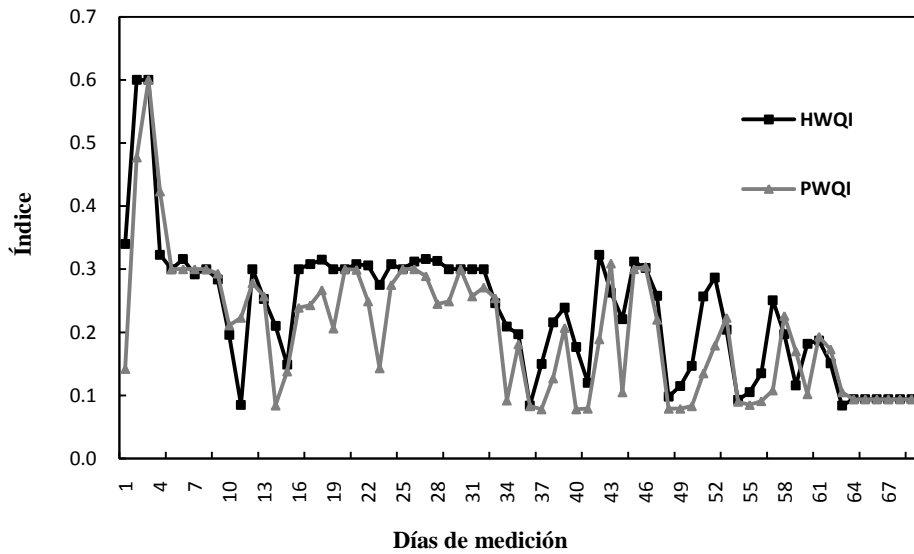


Fig. 5.19. Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI; la gráfica muestra el comportamiento del estanque analizando únicamente medio día de mediciones y predicciones. Se puede observar que las curvas siguen un patrón muy similar en su comportamiento.

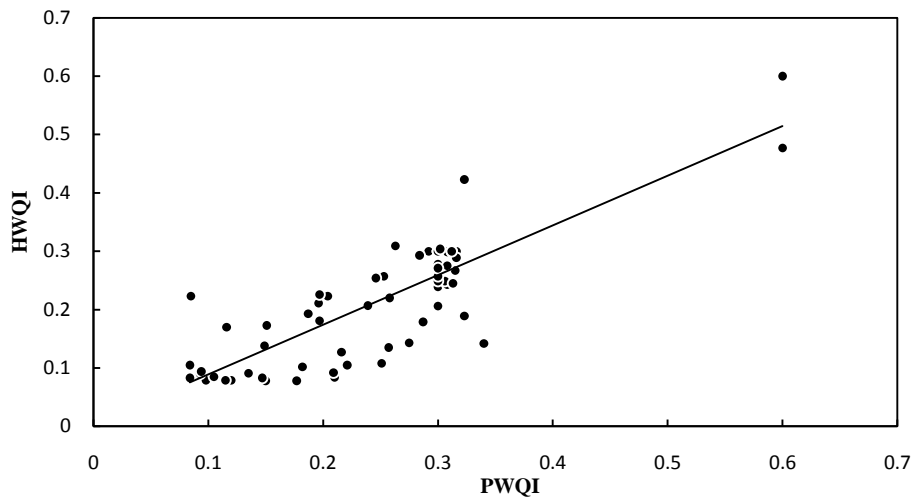


Fig. 5.20. Relación entre diagnósticos del HWQI y el PWQI. Cuando el valor predicho (PWQI) es igual al valor real registrado el punto se encuentra en la diagonal, caso contrario se observa una desviación de los puntos sobre la misma.

Como se puede observar en la Fig. 5.20, se establece la relación de los valores registrados entre los valores estimados en donde se calcula el error, cuando el valor de predicción es el mismo que el valor real se tiene un punto sobre la recta, de lo contrario existe una desviación con respecto a ésta. El porcentaje de error por 12 horas de medición se calcula de la siguiente manera:

$$\frac{\sum_{i=1}^n |PWQI_i - HWQI_i|}{n} \quad (5.43)$$

El error promedio del conjunto de predicciones se puede calcular de la siguiente manera:

$$\frac{\sum_{i=1}^n |PWQI_i - HWQI_i|}{n} \quad (5.44)$$

donde n es la cantidad de mediciones total predichas. La desviación con respecto al error se calcula:

$$\frac{\sum_{i=1}^n (PWQI_i - HWQI_i)^2}{n} \quad (5.45)$$

donde n es el número de errores de medición. La Tabla 5.13 muestra los resultados del cálculo de error, así como también la desviación.

Tabla 5.13. Análisis de error en predicciones de medio día.

Error	
Promedio	Desviación
21.03%	25.43%

Predicción 24 horas

El segundo análisis de predictibilidad se realiza al reconstruir 96 mediciones por cada señal fisicoquímica, representando esto un día de análisis; calculando el PWQI se compara con el resultado del HWQI que se diagnosticó durante los días que se realizó la predicción, tales resultados se muestran en la Fig. 5.21 y 5.22.

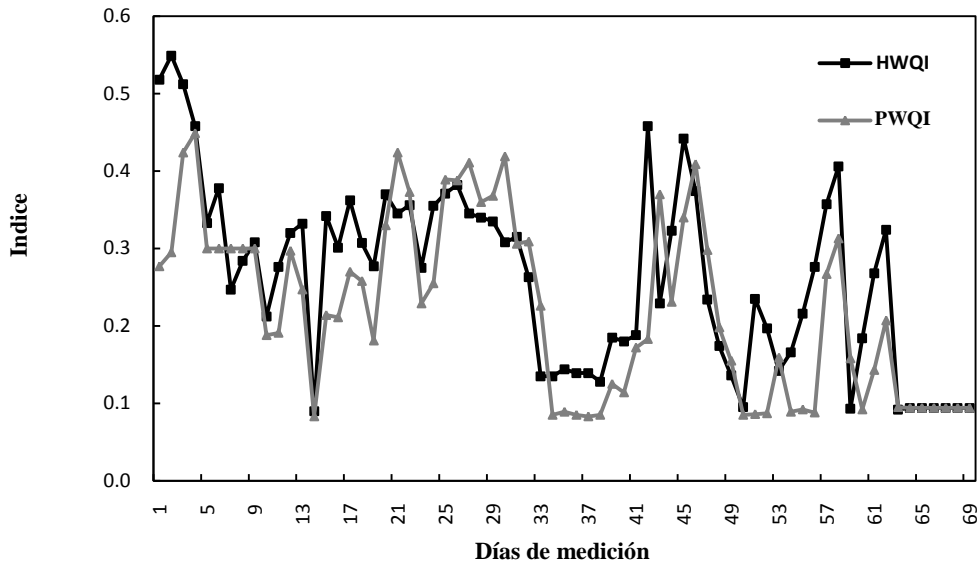


Fig. 5.21. Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI, la gráfica muestra el comportamiento del estanque analizando un día de mediciones (96 muestras).

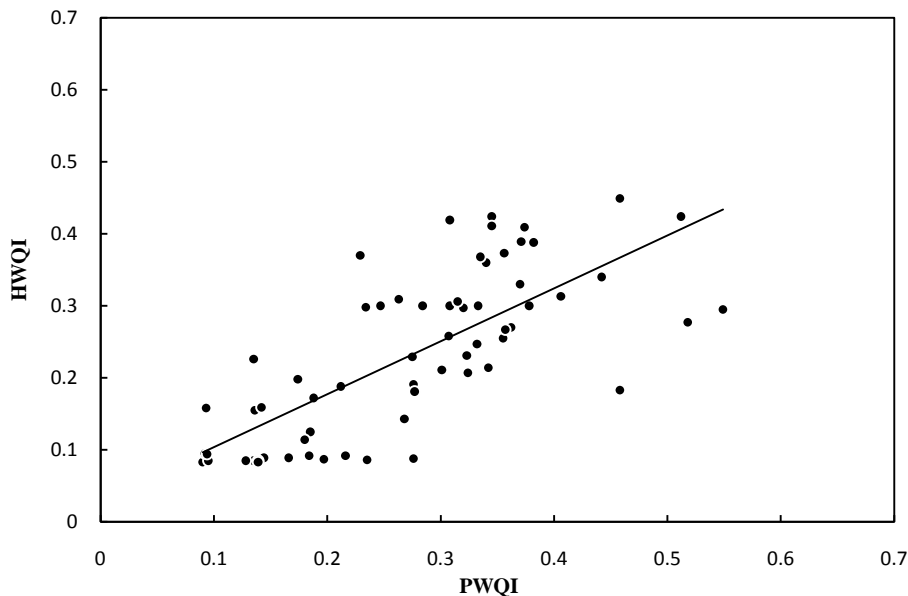


Fig. 5.22. Relación entre diagnósticos del HWQI y el PWQI (1 día)

Como se puede observar en la Fig. 5.21 hay una cierta similitud de los valores estimados con respecto a los valores reales del estado de la calidad del agua, sin embargo en la Fig. 5.22 se puede observar como los valores tienen una desviación considerable con respecto a la diagonal, no obstante hay una gran cantidad de resultados que están muy cercanos a tal línea. El análisis del error da una mejor perspectiva de predicción empleando el horizonte de 24 horas. En la Tabla 5.14 se observan los resultados del error y la desviación de la predicción.

Tabla 5.14. Análisis de error en predicciones de un día.

Error	
Promedio	Desviación
24.89%	19.76%

Predicción 36 horas

El tercer análisis de predictibilidad se realiza al reconstruir 144 mediciones por cada señal fisicoquímica, representando día y medio de medición, calculando el PWQI se compara con el resultado del HWQI que se diagnosticó durante los días que se realizo la predicción, tales resultados se muestran en la Fig. 5.23 y 5.24.

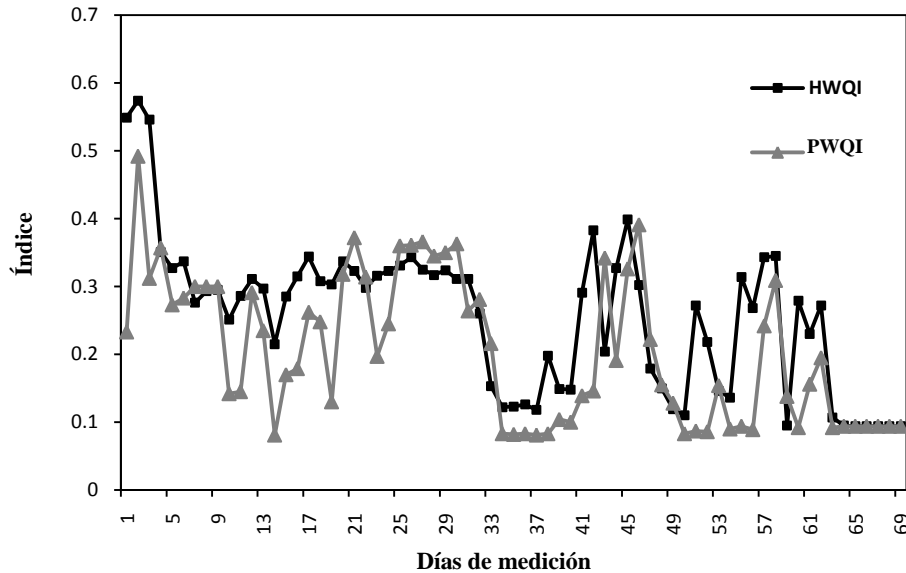


Fig. 5.23. Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI, la gráfica muestra el comportamiento del estanque analizando día y medio de mediciones (144 muestras).

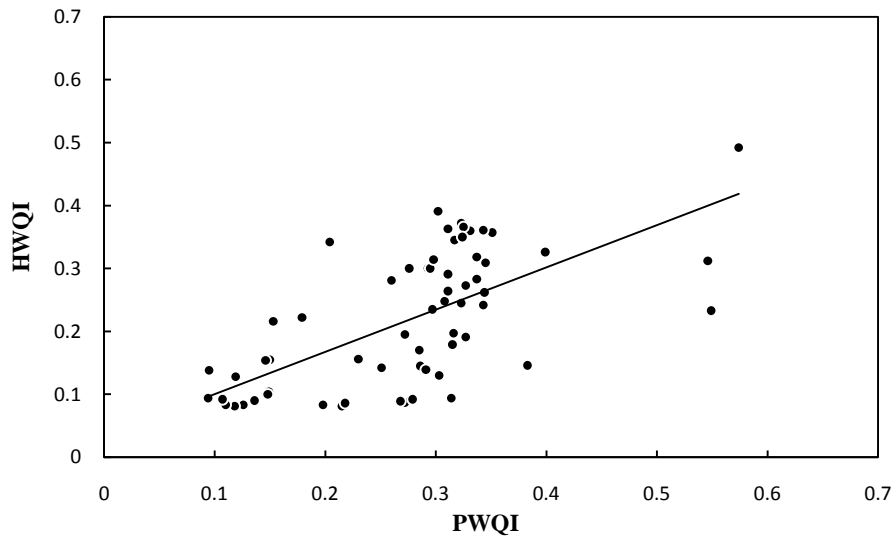


Fig. 5.24. Relación entre diagnósticos del HWQI y el PWQI. (1 ½ día).

En la Fig. 5.23 y 5.24 muestran los resultados de las comparaciones entre los índices PWQI y HWQI con un horizonte de predicción de 36 horas. En la Tabla 5.15 se observa que el promedio de error se redujo con respecto a la predicción de un día, sin embargo la desviación del valor predicho con relación al real se incremento mostrando que las predicciones estuvieron más alejadas del diagnóstico real.

Tabla 5.15. Análisis de error en predicciones de día y medio.

Error	
Promedio	Desviación
26.88%	21.26%

Predicción 48 horas

El cuarto análisis de predictibilidad se realiza al reconstruir 192 mediciones por cada señal fisicoquímica, representando con esto dos días de análisis, calculando el PWQI se compara con el resultado del HWQI que se diagnosticó durante los días que se realizo la predicción, tales resultados se muestran en la Fig. 5.25 y 5.26.

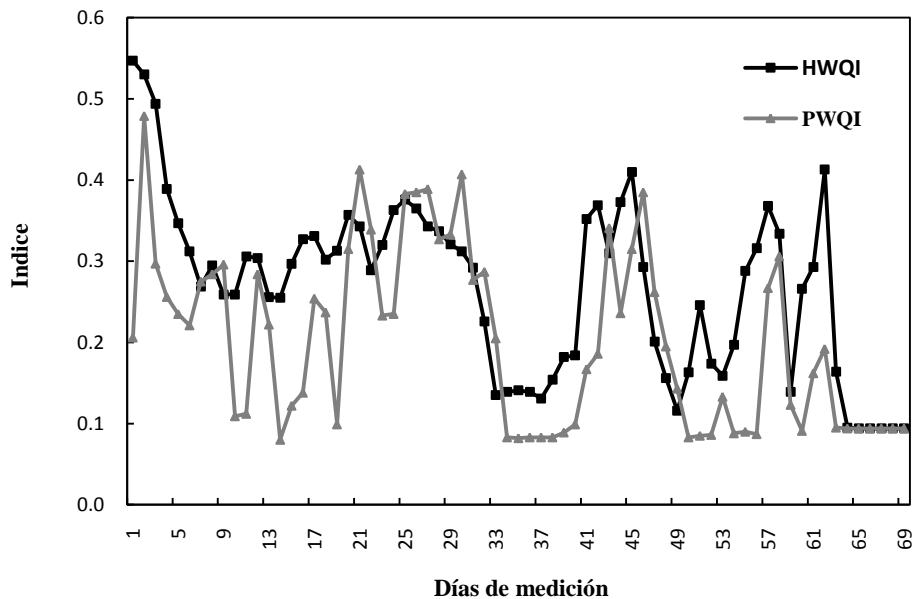


Fig. 5.25. Resultados del cálculo del PWQI y del HWQI, la gráfica muestra el comportamiento del estanque analizando 2 días de mediciones (192 muestras).

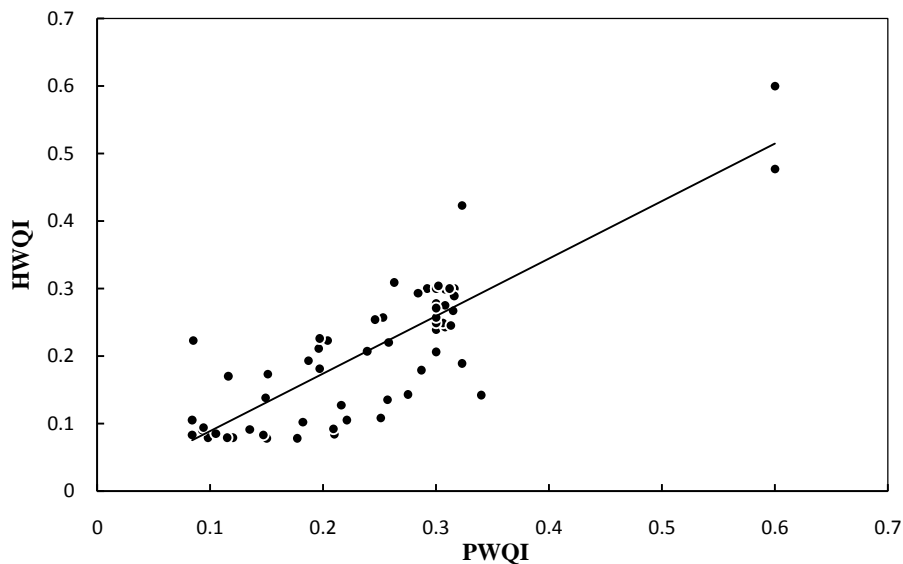


Fig. 5.26. Relación entre diagnósticos del HWQI y el PWQI (2 días).

Como se puede observar en la Fig. 5.25 los resultados estimados difieren en gran medida de los resultados reales. En la Fig. 5.26 se puede observar una mayor desviación de los resultados con respecto a la diagonal. En la Tabla 5.16 se observan los resultados del error y desviación de la predicción.

Tabla 5.16. Análisis de error en predicciones de dos días.

Error	
Promedio	Desviación
30.99%	21.96%

5.3.3 Análisis de Error

El análisis cuantitativo del error de predicción permite determinar el nivel de confiabilidad del sistema. Como se vio en la sección 5.3.2 los análisis de error mostraron que a mayor horizonte, mayor porcentaje de error se obtiene en la predicción. En la Fig. 5.27 se puede observar analíticamente el error estimado para los diferentes horizontes de predicción.

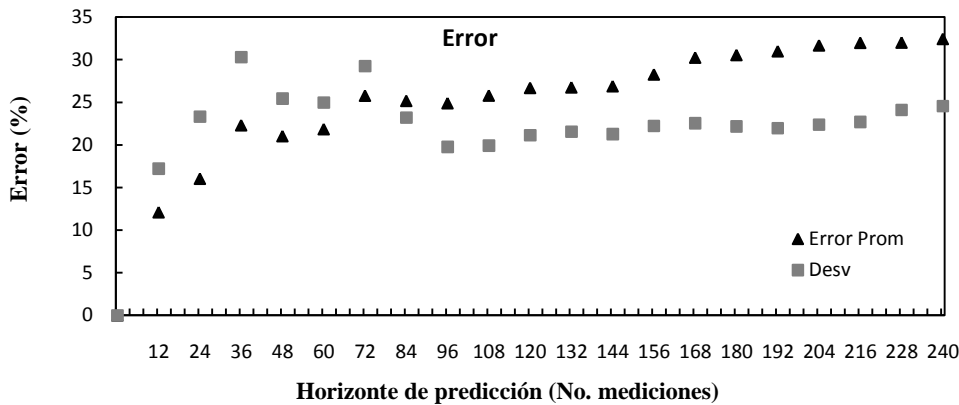


Fig. 5.27. Análisis del comportamiento del error de predicción a diferente número de mediciones. A mayor horizonte, mayor error de predicción es generado.

El modelo que describe al error promedio se expresa como:

$$(5.46)$$

donde e es el error de predicción, x es número de mediciones a predecir. La ecuación 5.1 se obtuvo mediante el ajuste de la curva de potencia empleando el método de mínimos cuadrados.

La desviación para el error de predicción se calcula tomando como base la curva de ajuste, por lo que la desviación se calcula como:

$$(5.47)$$

Calculando la desviación para la serie de errores, se tiene un valor de 1.16313 por lo que la ecuación de cálculo de error promedio se puede expresar de la siguiente forma:

$$\pm 1.16313 \quad (5.49)$$

La ecuación 5.22 calcula el error de predicción con un margen de desviación de $\pm 1.16313\%$. La curva de error promedio se observa en la Fig. 5.28, al igual que la desviación del mismo.

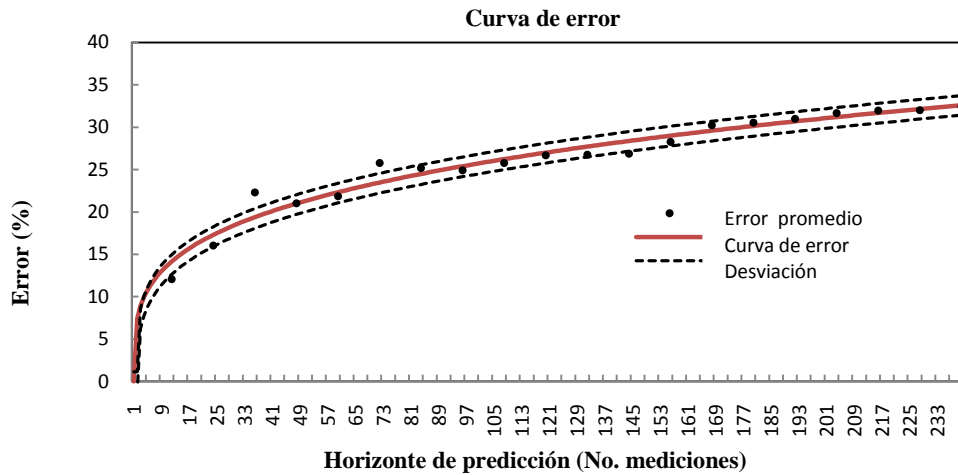


Fig. 5.28. Curva de error promedio de predicción.

5.4 Discusión

Actualmente existe una gran variedad de herramientas para el análisis de la calidad del agua, estas herramientas han sido diseñadas para diferentes fines (calidad del agua en ríos, lagos, mar, etc.). No todos los modelos pueden evaluar sistemas de cultivo de camarón ya que para realizar esta actividad es necesario evaluar concentraciones y variables específicas para este fin. Los modelos desarrollados actualmente evalúan mediciones instantáneas, y algunos de ellos confunden la predicción de una señal con una estimación que se presume será la misma durante todo el día, tal es el caso de Kennet, 1998 y Najah, 2009. En la Tabla 5.17 se muestran las ventajas y desventajas entre el modelo propuesto y los modelos desarrollados en la actualidad que pueden ser empleados en la predicción de la calidad del agua en acuicultura del camarón.

Tabla 5.17. Comparación entre modelos desarrollados para la predicción de la calidad del agua contra el PWQI propuesto.

MODELO	VENTAJAS CONTRA PWQI	DESVENTAJAS CONTRA PWQI
Predicción de La calidad del agua con redes probabilísticas. (Kenneth, 1998)	a) Evalúa más aspectos influyentes en el ecosistema, diferentes a las variables fisicoquímicas, p.ej precipitaciones, caudales, etc.	a) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua. b) No analiza comportamientos de variables. c) No realiza análisis temporales (históricos de concentraciones). d) No establece un indicador de qué tanto se deteriora el ecosistema.
Predicción de variables empleando redes neuronales. (Romero, 2005)	a) Predice contaminación de agua.	a) Solamente predice contaminación de descargas de aguas residuales. b) No es elaborado para manejo de acuicultura. c) No ofrece un marco de medición del estado de la calidad del agua. e) No realiza análisis temporales (históricos de concentraciones). d) No establece un indicador de qué tanto se deteriora el ecosistema.
Predicción de la calidad del agua con redes neuronales. (Najah, 2009)	Ninguna	a) No establece un indicador de qué tanto se deteriora el ecosistema. f) No realiza análisis temporales (históricos de concentraciones).

Como es de observarse, ningún modelo, hasta la actualidad, predice valores derivados de una serie de datos, debido a esto no resultan funcionales para el tipo de predicción que se está desarrollando en este trabajo.

5.5 Conclusiones

En esta sección se desarrolló un índice que permite predecir el estado de la calidad del agua con base en la reconstrucción de las variables fisicoquímicas para un determinado horizonte de predicción (PWQI). Las variables medioambientales son preprocesadas eliminando perturbaciones y tendencias con la finalidad de facilitar su modelado. El sistema permite predecir valores de cada variable medioambiental empleando un modelo autoregresivo (AR). El conjunto de predicciones es evaluado por el clasificador fisicoquímico, mismo que establece los niveles de impacto de cada variable. El sistema de inferencia difusa permite analizar todas las posibles situaciones que se pueden presentar en el sistema, penalizando aquellas que son dañinas para el organismo, esto genera una mayor precisión en el resultado final del índice predictivo. Los resultados son comparados con evaluaciones reales a distintos horizontes de predicción, en donde se puede observar que a menor cantidad de mediciones a evaluar, mejor será la predicción del sistema.

El desarrollo de este índice responde a la necesidad de crear nuevas herramientas que permitan entender el comportamiento de la calidad del agua en sistemas camaronícolas para su eficiente manejo. Asimismo en éste capítulo se han realizado las siguientes aportaciones:

- C6** (O4) Predicción de variables medioambientales, para el análisis de comportamientos temporales en sistemas de cultivo de camarón
- C7** (O5) Creación de un índice de predicción de la calidad del agua, basado en comportamientos temporales.

Conclusiones y trabajo futuro

Conclusiones generales

1. Se ha realizado un estudio amplio del estado del arte en modelos de diagnóstico de la calidad del agua. Esto ha permitido conocer las herramientas que se utilizaron a través de la evolución de dichos modelos, así como las ventajas y desventajas de cada uno de ellos.
2. Este trabajo de tesis tiene como producto original un modelo de diagnóstico de la calidad del agua que se basa en el análisis de registros históricos de mediciones medioambientales, lo cual no hacen la mayoría de sus antecesores.
3. Se proponen nuevos modelos de análisis de variables medioambientales con base en niveles de impacto ambiental en el hábitat artificial del camarón.
4. Se desarrolló un modelo que diagnostica la calidad del agua de mediciones medioambientales instantáneamente, proveyendo una estimación del estado del hábitat en cualquier momento del día.
5. Se desarrolló un modelo que clasifica el comportamiento temporal de las variables medioambientales según su nivel de impacto ecológico en el hábitat (WQI).
6. Se desarrolló un modelo que diagnostica la calidad del agua por periodos de tiempo (HWQI) empleado métodos de razonamiento de los niveles de impacto generados por las variables medioambientales.
7. El diagnóstico de la calidad del agua, presentada por el WQI y el HWQI se basa principalmente en la capacidad de reconocer los efectos negativos que las fluctuaciones del conjunto de variables presentan en el ecosistema en supervisión.
8. La predicción de series medioambientales se modeló empleando modelos AR, mismos que son la base de la predicción de la calidad del agua.
9. Se desarrolló un modelo que predice la calidad del agua empleando información histórica de las variables medioambientales y sus valores de predicción.
10. Los modelos de calidad del agua superan a los modelos anteriormente propuestos en la capacidad de evaluación y en la cantidad de mediciones a procesar.
11. Se modeló el error promedio de predicción, obteniéndose una curva que permite determinar el error máximo empleando el índice predictivo de la calidad del agua con diferentes horizontes.
12. Los análisis de calidad del agua por el HWQI y el PWQI no están limitados a la cantidad de registros que se empleen como patrón de entrada: los índices HWQI y PWQI pueden procesar cualquier cantidad de registros en cualquier periodo de tiempo.
13. Los resultados de esta tesis conforman un marco de teórico sustentado por una serie de criterios y modelos, que permitirá a otros investigadores incursionar en esta línea de investigación.
14. Por todo lo anterior se considera que fueron resueltos los problemas científicos planteados, se cumplieron los objetivos propuestos y fueron demostradas las hipótesis del trabajo de investigación.

Trabajo futuro

El análisis de la calidad del hábitat artificial permite conocer el comportamiento de los ecosistemas en un estanque de camarón, sin embargo existen varios problemas que son motivo de investigación en el área de las ciencias de la computación, y que pueden plantearse como proyectos a un futuro cercano, éstos se pueden enumerar de la siguiente manera:

1. Implementar nuevos modelos de calidad del agua realizando mejoras sobre los ya desarrollados.
2. Realizar estudios específicos sobre la relación entre calidad del agua y enfermedades del camarón, implementando mejoras significativas en los modelos desarrollados en este trabajo.
3. Modificar y mejorar los modelos de calidad del agua para el diagnóstico de calidad del agua en sistemas de cultivo de otras especies.
4. Analizar la contaminación de descargas residuales como consecuencia del cultivo de camarón, y establecer modelos que permitan diagnosticar el grado de afectación de los ecosistemas
5. Control de variables medioambientales para la mejora de la calidad del agua en granjas de cultivo de camarón.
6. Realizar modificaciones y pruebas para el diagnóstico de la calidad del aire empleando las metodologías empleadas en este trabajo.

Relación de publicaciones generadas por el trabajo de tesis

Publicaciones en revistas internacionales con arbitraje:

1. J. J. Carbajal Hernández, L. P. Sánchez Fernández and M. A. Moreno Ibarra: Assessment of the Artificial Habitat in Shrimp Aquaculture Using Environmental Pattern Classification, Lecture Notes in Computer Science; Image and Signal Processing. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2010, pp. 113 – 121.
2. J. J. Carbajal Hernández, L. P. Sánchez Fernández, J. L. Oropeza Rodríguez and E. M. Felipe Riverón: Signal analysis for assessment and prediction of the artificial habitat in shrimp aquaculture, Lecture Notes in Computer Science; Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision and Applications. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2009, pp. 353 – 360.

Publicaciones en revistas de congresos:

3. J. J. Carbajal Hernández, R. A. Valero Cruz and M. Suárez López: Distributed system for assessment of water quality in shrimp aquaculture systems, Research in Computer Science, 2010.
4. J. J. Carbajal Hernández and L. P. Sánchez Fernández: Classification based on fuzzy inference systems for artificial habitat quality in shrimp farming, Proceedings of the 2008 Seventh Mexican International Conference on Artificial Intelligence (MICAI), IEEE press, 2008, pp. 388-391.
5. J. J. Carbajal Hernández and L. P. Sánchez Fernández: Nonlinear modeling of water quality in shrimp ponds based on artificial neural networks, Research in Computing Science, 2007, pp. 233-242.
6. J. J. Carbajal Hernández and, L. P. Sánchez Fernández: Neural model for diagnosis and fault detection in modern shrimp ponds, Research in Computing Science, 2007, pp. 71-80.

Publicaciones en proceso de arbitraje en revistas ISI y JCR:

7. Assessment and prediction of the water quality in shrimp culture using signal processing techniques, *Aquaculture Engineering*, Elsevier, 2010.
8. Assessment of the water quality in shrimp aquaculture using environmental pattern classification, *Aquaculture Research*, Wiley, 2010.

Publicaciones en proceso en revistas internacionales con arbitraje (congresos):

9. Assessment and prediction of the air quality using environmental pattern recognition, *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.
10. Assessment of the water quality in shrimp culture using environmental pattern processing, *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.
11. Environmental pattern recognition for assessment of the air quality data with the gamma classifier, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, 2010.

Referencias

1. [ACA] Agencia Catalana del Agua (Catalonia, Spain). 2005. Available at: <http://www.mediambient.gencat.net/aca/ca/inici.jsp> [Accessed August 2007].
2. [ABS] Australian Bureau of Statistics, A Guide to Interpreting Time Series –Monitoring Trends (2003).
3. Akaike, H.: Fitting autoregressive models for prediction. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 21 (1969), pp. 243 – 247.
4. Akaike, H.: A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*. Vol. 19 (1974), pp. 716–723
5. Akaike, H.: A Bayesian extension of the minimum AIC procedure of Autoregressive model fitting. *Biometrika*, Vol. 66 (1979), pp. 237 – 242.
6. Alzate, A.: Aproximación difusa de funciones reales. *Scientia et Technica*, Vol. 24, 2004
7. Angulo, C. A. y Angulo, C. U.: Estudio de Calidad del Agua y su Relación con el Crecimiento del Camarón Blanco (*Litopenaeus Vannamei*), en la Granja Camaronera Agua Verde, S.A. de C.V. en Rosario, Sin”, Tesis, Universidad Autónoma de Sinaloa, 2003.
8. Aranda, N., Herrera, J., Comín, F., Nutrient water quality in a tropical coastal zone with groundwater discharge, northwest Yucatán, Mexico. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, Vol. 68. Elsevier (2006), 445-454.
9. Arredondo, J. y Ponce, J.: Calidad Del Agua en Acuicultura, Ed. AGT S.A., 1998
10. Bellerby, R.G.J., Turner, D.R. and Robertson, J.R. Surface pH and pCO₂ distributions in the Bellingshausen Sea, Southern Ocean, during the early austral summer. *Deep-Sea Res. II*, Vol. 42 (1995), 1093–1107
11. Belt, T.: Principals of shrimp culture chemotherapy. *Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming*. World Aquaculture Society, USA, 1992.
12. Boyd, C.: Shrimp pond effluents: observations of the nature of the problem on commercial farms. *Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming*. World Aquaculture Society, USA, 1992.
13. Boopathy, R., Bonvillain, C., Fontenot, Q., Kilgen, M.: Biological treatment of low-salinity shrimp aquaculture wastewater using sequencing batch reactor. *International Biodeterioration & Biodegradation*, Vol. 59. Elsevier (2007), 16–19.
14. Brockwell, P., and Davis, R.: *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer, New York (1996).
15. Browdy, C.: A review of the reproductive biology of penaeus species perspectives on controlled shrimp maturation systems for high quality NaupIII production. *Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming*. World Aquaculture Society, USA, 1992.
16. Brox, P., Baturone, I., Sánchez, S.: aplicación de técnicas de interpolación basadas en lógica difusa al procesado de imágenes de video. *Proceedings of XIII Workshop Iberchip*, Perú (2007), 22-24.
17. Buendía, R., Vargas, E., Leyva, A.: Aplicación de redes neuronales artificiales y técnicas SIG para la predicción de coberturas forestales. *Revista Chapingo. Serie Ciencias forestales y del ambiente*, Vol. 8, 2002.
18. Carbajal, J., Sánchez, P.: Sistema distribuido para análisis de variables y patrones en laboratorios de camaronicultura, Centro de Investigación en Computación, IPN, México D.F. 2006, Tesis de Maestría.
19. Carpenter, N. Disease diagnosis and management: an industry report. *Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming*. World Aquaculture Society, USA, 1992.
20. Casillas, R., Magallón, F., Portillo, G., Páez, F.: Nutrient mass balances in semi-intensive shrimp ponds from Sonora, Mexico using two feeding strategies: Trays and mechanical dispersal. *Aquaculture*, Vol. 258. Elsevier (2006), 289–298.
21. [CCME] Canadian Council of Ministers of the Environment (Canada). 2004. An assessment of the application and testing of the water quality index of the Canadian Council of Ministers of the Environment for selected water bodies in Atlantic Canada. National indicators and reporting office. Available at :<http://www.ec.gc.ca/soer-ree/N> [Accessed August 2007].
22. Chatfield, C.: *The Analysis of Time Series: An Introduction*. 6th edition. Chapman & Hall/CRC (2004).
23. Chapra, S., Canale, R.: *Métodos Numéricos para Ingenieros*, Ed. McGraw Hill, México (1996).
24. Charte, F.: *Programación con C++ Builder*, Ed. Anaya, España (2000).
- Chien, Y.: Water quality requeriments and management for marine shrimp culture. *Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming*. World Aquaculture Society, USA, 1992.
25. Cohen, J., Samocha, T., Fox, J.: Characterization of water quality factors during intensive raceway production of juvenile *Litopenaeus vannamei* using limited discharge and biosecure management tools. *Aquacultural Engineering*, Vol. 32. Elsevier (2005), 425–442.
26. Cude, C.: Oregon water quality index: a tool for evaluating water quality management effectiveness. *Journal of the American water resources association*, Vol. 31, (201), pp. 125-137.
27. Dale, R., Miller, D.: Spatial and temporal patterns of salinity and temperature at an intertidal groundwater seep. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, Vol. 72. Elsevier (2007), 283-298.
De la Fuente, D., García, D.: Modelado de series temporales con métodos en bloque y recursivos. *Desarrollo de estimadores y predictores adaptativos*. *Questiió*, Vol. 12 (1988), 281-313.
28. Dijkhof, W., Wensik, E.: Small sample statistics of the yule-walker method for autoregressive parameter estimation, *Proceedings of European Signal Processing Conference 2000*.
29. Dutson, T. Relationship of ph and temperature to disruption of specific muscle proteins and activity of lysosomal proteases. *Journal of Food Biochemistry*, Vol. 7 (1983), 223-245.
30. Flores, M., Rojas, G.: *Inteligencia Artificial: Lógica Difusa*. Universidad Nacional de Trujillo, Perú.
31. Fontenot, Q., Bonvillain, C., Kilgen, M., Boopathy, R.: Effects of temperature, salinity, and carbon: nitrogen ratio on sequencing batch reactor treating shrimp aquaculture wastewater. *Bioresource Technology*, Vol. 98. Elsevier (2007), 1690–1693.
32. Fox, J., Long, J.: *Modern methods of data analysis*, Sage Publications (1990).
33. Frias, M., Harfush, M., Osuna, J. and Paez, F.: Acute toxicity of ammonia to juveniles of shrimp *Penaeus vannamei*, Boone. Vol. 62. *Bulletin of Environmental Contamination and Toxicology* (1999), 646-52.
34. Gutiérrez, J.: Lógica difusa como herramienta para la bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá – Colombia. *Caldasia* Vol. 26(1), 2004: 161-172.
35. Gutiérrez, J., Riss, W., Ospina, R.: Bioindicación De La Calidad Del Agua En La Sabana De Bogota – Colombia, Mediante La

- Utilización De La Lógica Difusa Neuroadaptativa Como Herramienta. *Limnología*, Vol. 28(1). Caldasia (2006) 45 – 46.
- Hansen, M. and Yu, B.: Model Selection and the Principle of Minimum Description Length. *Journal of the American Statistical Association* (2001).
36. Hari, B., Kurup, M.: The effect of carbohydrate addition on water quality and the nitrogen budget in extensive shrimp culture systems. *Aquaculture*, Vol. 252, Elsevier (2006) 248– 263.
37. Hernández, A., Bases de Conocimiento y Sistemas Expertos para el Manejo Acuícola del Camarón Blanco del Pacífico (*Litopenaeus vannamei*), Tesis Doctorado, 2001.
38. Hernández J., Zirino, A., Marione, S., Canino, R., Galindo, M.: PH-density relationship in seawater. *Ciencias Marinas*, Vol. 29(2003) 597-508.
39. Hernández, M., Zirino, A.: Relación pH-densidad en el agua de mar, *Ciencias Marinas* (2003), Vol. 29(4), 497–508.
40. Hirono, Y.: Current practices of water quality management in shrimp farming and their limitations. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA, 1992.
41. [INE] Instituto Nacional de Ecología: La calidad del agua en los ecosistemas costeros de México. 2000.
42. Inoue, T. and Shigeo, A.: Fuzzy suport vector machines for pattern classification. Kobe University, Japan.
43. Kenneth, H., Water Quality Prediction and Probability Network Models, North Carolina State University, 1998.
44. Kenney, J. and Keeping, E.: Mathematics of statistics. Princeton, NJ. 3rd ed. Van Nostrand, p. 223, 1962.
45. Kuo, J., Hsieh, M., Lung, W., She, N.: Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. *Ecological modeling*, Vol. 200. Elsevier (2007), 171–177.
46. LaViola, J.: Double exponential smoothing: an alternative to Kalman filter-based predictive tracking. Eurographics Workshop on Virtual Environments (2003).
- Lek, S., Guiresse, M., Giraudel, J.: Predicting stream nitrogen concentration from watershed features using neural networks. *Water Resources*, Vol. 33. Pregamon (1999) 3469-3478.
47. Lemonnier, H., Bernard, E.: Influence of sediment characteristics on shrimp physiology: pH as principal effect. *Aquaculture*, Vol. 240. Elsevier (2004), 297–312.
48. Li, Y., Li, J., Wang, O.: The effects of dissolved oxygen concentration and stocking density on growth and non-specific immunity factors in Chinese shrimp, *Fenneropenaeus chinensis*. *Aquaculture*, Vol. 256. Elsevier (2006), 608–616.
49. Maier, R., Dandy, G.: Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. *Environmental Modelling & Software*, Vol. 15. Elsevier (2000), 101–124.
50. Manual de MATLAB 7.0
51. Martínez L.: Ecología de los sistemas acuícolas, AGT Editor, México (1998).
52. Martínez L.: Cultivo de Camarones Peneidos, principios y prácticas, AGT Editor, México (1994).
53. Martínez, L., Martínez, M., Polyculture of Pacific white shrimp, *Litopenaeus vannamei*, giant oyster, *Crassostrea gigas* and black clam, *Chione fluctifraga* in ponds in Sonora, Mexico. *Aquaculture*, Vol. 258. Elsevier (2006), 321–326.
54. Marsili, S.: Fuzzy prediction of the algal blooms in the Orbetello lagoon. *Environmental Modelling & Software*, Vol. 19. Elsevier (2004), 799–808.
55. Mentz, P.: Estimación en los modelos autorregresivos y de promedios móviles. *Estadística Española*, Vol. 116 (1988), 87 – 106.
56. Montesino, F., López, D.: Control difuso de la tasa de transferencia de extremo a extremo en protocolos de transporte de internet. Proceedings XIII Congreso Español de Tecnologías y Lógica Fuzzy (2006), 159-164.
57. Morales, G.: Introducción a la lógica difusa. CINVESTAV-IPN, 2002.
58. Mukherjee, S., Jana, B.: Water quality affects SDH activity, protein content and RNA:DNA ratios in fish (*Catla catla*, *Labeo rohita* and *Oreochromis mossambicus*) raised in ponds of a sewage-fed fish farm. *Aquaculture*, Vol. 262, Elsevier (2007), 105–119.
59. Najah, A., Elshafie, A., Karim, O., Jaffar, O.: Prediction of Johor River Water Quality Parameters Using Artificial Neural Networks, *European Journal of Scientific Research*, Vol.28 No.3 (2009), pp.422-435.
60. Navarro, L., Mascarenhas, A., Durazo, R.: Una nota sobre la temperatura y salinidad de la capa superior del océano en la entrada del golfo de california en agosto 1992. *Ciencias Marinas* Vol. 23.
61. National Instruments, “LabVIEW User Manual”, 2003.
62. Nhan, D., Milstein, A., Verdegem, M.: Food inputs, water quality and nutrient accumulation in integrated pond systems: A multivariate approach. *Aquaculture*, Vol. 261. Elsevier (2006), 160–173.
63. [NSF] National Sanitation Foundation International. 2005. Available at: <http://www.nsf.org> [Accessed August 2007].
64. Norma Mexicana NMX-AA-003 Aguas residuales – Muestreo.
65. Norma Mexicana NMX-AA-004 Aguas - Determinación de sólidos sedimentables en aguas residuales - Método del cono Imhoff
66. Norma Mexicana NMX-AA-006 Aguas - Determinación de materia flotante – Método visual con malla específica.
67. Norma Mexicana NMX-AA-007 Aguas - Determinación de la temperatura - Método visual con termómetro.
68. Norma Mexicana NMX-AA-008 Aguas - Determinación de pH - Método potenciométrico.
69. Norma Mexicana NMX-AA-026 Aguas - Determinación de nitrógeno total – Método Kjeldahl
- 70 Norma Mexicana NMX-AA-028 Aguas - Determinación de demanda bioquímica de oxígeno - Método de incubación por diluciones.
71. Norma Mexicana NMX-AA-029 Aguas - Determinación de fósforo total - Métodos espectrofotométricos.
72. Norma Mexicana NMX-AA-034 Aguas - Determinación de sólidos en agua – Método gravimétrico.
73. Norma Mexicana NMX-AA-046 Aguas - Determinación de arsénico en agua – Método espectrofotométrico.
74. Norma Mexicana NMX-AA-051 Aguas - Determinación de metales – Método espectrofotométrico de absorción atómica.
75. Norma Mexicana NMX-AA-079 Aguas Residuales - Determinación de nitrógeno de nitratos (Brucina).
76. Norma Mexicana NMX-AA-099 Determinación de nitrógeno de nitritos - Agua potable.
77. Ocampo, W., Ferré, N., Domingo, J., Schuhmacher, M.: Assessing water quality in rivers with fuzzy inference systems: A case study. *Environment International*, Vol 32. Elsevier (2006) 733-742.
78. Ovando G., Bocco, M., Sayazo, S.: Redes Neuronales para Modelar Predicción de Heladas, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina (2003).

79. Principe, J., Curt, L.: *Neural and Adaptive Systems: Fundamentals through Simulations*, 1ª Ed, John Wiley & Sons, 2000.
80. Páez, F.: *Camaricultura y Medio Ambiente*, Instituto de Ciencias del mar y Limnología, UNAM, México (2001), pp. 271-298.
81. Pinheiro, A., Lima, A., de Souza, E.: Epidemiological status of Taura syndrome and Infectious myonecrosis viruses in *Penaeus vannamei* reared in Pernambuco (Brazil). *Aquaculture*, Vol. 262, Elsevier (2007), 17–22.
82. Rahman, M., Escobedo, C.: Effect of high water temperature (33 °C) on the clinical and virological outcome of experimental infections with white spot syndrome virus (WSSV) in specific pathogen-free (SPF) *Litopenaeus vannamei*. *Aquaculture*, Vol. 261. Elsevier (2006), 842–849.
83. Rajitha, K., Mukherjee, C., Vinu, R.: Applications of remote sensing and GIS for sustainable management of shrimp culture in India. *Aquacultural Engineering*, Vol. 36 (2007), 1-17.
84. Riss, W., Ospina, R., Gutiérrez, J.: Establecimiento de Valores de Bioindicación para Macroinvertebrados Acuáticos de la Sabana de Bogotá. *Limnología*, Vol. 24(1). Caldasia (2002) 135 – 156.
- Robertson, J.E. and Watson, A.J. (1995). A summer-time sinks for atmospheric carbon dioxide in the Southern Ocean between 88°W and 80°E. *Deep-Sea Res II*, 4–5: 1081–1090.
85. Rodríguez, A., Antonio, J.: *Aplicaciones de lógica difusa en ingeniería gráfica*, XVI Congreso Internacional de Ingeniería Gráfica (2004).
86. Rojas, R.: *Neural Networks A Systematic Introduction*, Springer-Verlag, Berlin, 1996.
87. Romero, C., Shan, J.: Development of an artificial neural network-based software for prediction of power plant canal water discharge temperature. *Expert Systems with Applications*, Vol. 29. Elsevier (2005), 831–838.
88. Samocha, T.: *Shrimp Nursery systems and management*. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA, 1992.
89. Schildt, H.: *Utilización de C en Inteligencia Artificial*, Ed. McGraw Hill, (1990).
90. [SEMARNAP], Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca.: *NOM-001-ECOL-1996*
91. Sharma, V., Negi, S., Rudra, R., Yang, S.: Neural network for predicting nitrate-nitrogen in drainage water. *Agricultural Water Management*, Vol 63. Elsevier (2003) 169-183.
92. Shingeo, A., Ming, L.: A method for fuzzy rules extraction from numerical data to pattern classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 3, 1995.
93. Shumway, R. and Stoffer, D.: *Time Series Analysis and Its Applications*. Springer-Verlag. New York (2000).
94. Soler, V.: *Lógica Difusa Aplicada a Conjuntos Imbalanceados: Aplicación a la Detección del Síndrome de Down*, Departament de Microelectrònica i Sistemes Electrònics, Universitat Autònoma de Barcelona, 2007, Tesis Doctoral.
95. Stuart, J., Sellars, M., Crocos, P.: Intensive production of juvenile tiger shrimp *Penaeus monodon*: An evaluation of stocking density and artificial substrates. *Aquaculture*, Vol. 261. Elsevier (2006), 890–896.
96. Strik, D., Domnanovich, A.: Prediction of trace compounds in biogas from anaerobic digestion using the MATLAB Neural Network Toolbox. *Environmental Modelling & Software*, Vol. 20. Elsevier (2005), 803–810.
97. Summerfelt, R.: *Water Quality Considerations For Aquaculture*, Department of Animal Ecology, Iowa State University.
98. Swingle, H. S. 1961. Relationship of pH of pond waters to their suitability for fish culture. *Proc. Pac. Sci. Congr.* 10: 72 – 75.
99. Swingle, H. S. 1969. *Method of analysis for waters, organic matter and pond bottom soils used in fisheries research*. Auburn University, Auburn, Alabama, 119p.
100. Velasco, M., Lawrence, A., Castille, F.: Effect of variations in daily feeding frequency and ration size on growth of shrimp, *Litopenaeus vannamei* (Boone), in zero-water exchange culture tanks. *Aquaculture* Vol. 179. Elsevier (1999), 141–148.
101. Wahab, M., Bergheim, A., Braaten, B.: Water quality and partial mass budget in extensive shrimp ponds in Bangladesh. *Aquaculture*, Vol. 218. Elsevier (2003), pp. 413–423.
102. Weidner, D.: *World shrimp farming*. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA, 1992.
103. Zhang, J., Dong, S.: Studies on the rotifer (*Brachionus urceus* Linnaeus, 1758) as a vector in white spot syndrome virus (WSSV) transmission. *Aquaculture*, Vol. 261. Elsevier (2006), pp. 1181–1185.
104. Zirino, A., Hernández, J., Fuhrmann, R.: Estimaciones superficiales de PCO₂ en el golfo de California a partir de mediciones continuas de pH e imágenes de satélite. *Ciencias Marinas*, Vol. 23 (2007), pp. 1-22.

Anexo A

Publicaciones

Assessment of the water quality in shrimp aquaculture using environmental pattern classification

-
-
-

Abstract. This paper presents two novel models for assessing water quality in shrimp aquaculture. The physical-chemical variables involved in the artificial habitat are measured and studied for modeling the environment of the ecosystem. Harmful concentrations are assessed measuring the most frequently physical-chemical variables in shrimp aquaculture using a Fuzzy Inference System (FIS). An analysis of environmental measurements in situ provides a status of the ecological condition in ponds. A physical-chemical index (I) classifies environmental variables, calculating the frequency and the deviations of the measurements based on impact levels. A fuzzy inference system is used for establishing a relationship between environmental variables. The FIS uses a reasoning process for detecting potential negative situation, providing a new index, which describes the general status of the water quality (WQI); *excellent, good, regular and poor*.

Keywords: Artificial intelligence, fuzzy inference systems, pattern classification, water management, aquaculture.

1 Introduction

The water management is an important factor in shrimp aquaculture where the ecosystem must be under control. A disestablished habitat is not conducive for a good farming; also an organism with a weakened immunological system is more likely for getting Sick (i. e. Taura virus, Mancha Blanca, Cabeza Amarilla, Etc.) (Angulo and Angulo, 2003). The main purpose on water management and aquaculture systems is to control and maintain the optimal conditions for the surviving and good growing of the organisms to the closest to a natural ecosystem (Martínez, 1994). The assessment of the water quality can be estimated using the relationships between physical, chemical and biological parameters. The combination of the environmental variables determines the status of the water quality (Hirono, 1992). Actually in the world, laws do not provide enough criteria to resolve this problem and the pollutant standards only describe the toxicity limits of the pollutants into the water bodies and the methodologies to measure them (INE, 2000; SEMARNAP, 1996; Hernández et al, 2003). International organisms implement methodologies to analyze water quality in different water bodies, using a set of parameters that provide wide criterion in water management (NFS, 2007; CCME, 2007, ACA, 2007), however the main problem in commercial shrimp ponds are the difficulties for collecting samples, therefore analysis are limited to a specific set of variables that are relative easy for measurement or important for the ecosystem (Chien, 1992).

Environmental variables have some concentration limits, where low or high concentrations (depending of the variable) can be harmful for the organism (Martínez, 1994; Hirono, 1992; Li et al, 2006). Following this criterions, it is possible to implement a model in the attention that those limits and changes in the variables can be used for determining when a concentration is good or bad for shrimp, and how the combination of these variables affects the water quality in the artificial shrimp habitat. This strategy will decrease the negative situations; consequently it also will decrease the stress in the organism, and low mortality rates.

A new model for assessing the water quality in artificial shrimp habitats is presented. The system includes a statistical model for evaluating physical-chemical concentrations and a fuzzy inference system for classifying the status of the ecosystem.

2. Water quality requirements

Water quality is based on the results of the toxicity test. These tests measure the responses of aquatic organisms to defined quantities of specific compounds (Chien, 1992; Páez, 2001). The aquatic species have different tolerances for a specific toxic compound, in this paper the characteristics of the *Litopenaeus vanammei* shrimp are analyzed to show the performance of the model.

In extensive aquaculture systems on Central America, the Physical-chemical variables are monitored in different frequencies. Dissolved oxygen, temperature and salinity are monitored daily and weekly are analyzed pH, ammonia, nitrates and turbidity and/or algae counts (Table 1). Chemical analyses do not come into consideration for water quality management on a routine bases, they are only monitored by requirement (Hirono, 1992). Due to the fluctuations of pH and its relationship with non ionized ammonia (Hernández et al, 2003), in this work the pH will be analyzed daily. In the attention that four variables are daily monitored, those set will be studied for implementing the assessment system.

Table 1. Classification of variables in shrimp aquaculture.

Daily monitored	Weekly monitored	Monitored by requirement	
- Temperature	- PH	- Alkalinity	- suspension solids
- Oxygen dissolved	- Total Ammonia	- Phosphorus	- Potential redox
- Salinity	- Nitrates	- Hydrogen Sulfide	- Silicate
-	- Non ionized ammonia	- Non Ionized Hydrogen Sulfide	- Chlorophyll A
-	- Turbidity	- Dioxide of Carbon	- Total inorganic Nitrogen

2.1 Physical-chemical analysis

Temperature

Environmental variables can be classified by the negative impact that the quantity of a specific compound generates in the pond. In high values of temperature the demand of dissolved oxygen increases (Martínez, 1994). Changes in temperature rates can stress shrimp; moreover, they may generate high mortality in the population (Navarro et al, 1992). Temperature controls solubility of gases, chemical reactions and toxicity of the ammonia (Arredondo and Ponce, 1998; Páez, 2001; Hirono, 1992). Temperature can be considered as normal when it report values of 20 to 30 °C (Páez, 2001; Hirono, 1992).

pH

Extremely low and high pH stress shrimp and cause soft shell and poor survival (Chien, 1992). Water bodies with 6.5 and 9.0 pH concentrations are appropriated for aquaculture production. Reproduction decrease in concentrations lower than 6.5 or higher than 9.5 units. Acid death is present with values below than 4.0 and an alkaline death in values above 11 (Martínez, 1994; Arredondo, 1997).

Salinity

Excessive concentrations in salinity in a pond can reduce the dissolved oxygen concentrations, and this is coupled with a high rate of respiration, when the shrimp biomass is large, can cause hypoxia or anoxia situations (Páez, 2001; Angulo and Angulo, 2003). The optimal concentrations of salinity are presented in 15 to 23 mg/L (Boyd, 1992; Páez, 2001).

Dissolved Oxygen

Fluctuation of dissolved oxygen, hypoxia and anoxia crisis are events that can be normally presented in the aquaculture systems. The dissolved oxygen is considered the most critical quality variable, and shrimp in low dissolved oxygen concentrations is more susceptible to disease. The minimum levels recommended for authors oscillate between 4 and 5 mg/L (Martínez, 1994; Boyd, 1992; Chien, 1992). It is recommended that dissolved oxygen level should be kept above 2 mg/l (Chien, 1992).

2.2 Classification levels

In order to classify the behavior of a physical-chemical variable it is necessary to define limits for optimal or harmful concentrations. The classification levels of the physical-chemical variables (status) are defined in Table 2. For dissolved oxygen we chosen “hypoxia”, “low” and “normal”, for the temperature and salinity variables we chosen “low”, “normal” and “high”, and for the pH variable we chosen “acid”, “low”, “normal”, “high”, and “alkaline”. In this Section two new concepts are introduced: tolerance (Tol) and limits (Lim), and they are used to determine the bounds of ranges where values can be considered closer or further than a specified level.

Table 2. Classification levels, tolerances and limits of physical-chemical variables.

Variables	Hypoxia Acid	Low	Normal	High	Alkaline	Tol	Lim
Temp (°C)	-----	0 – 20	20 - 30	30 - ∞	-----	± 1	∓ 1
Sal (mg/L)	-----	0 – 15	15 - 23	23 - ∞	-----	± 1	∓ 1
DO (mg/L)	0 - 2	2 – 5	5 - ∞	-----	-----	± 0.5	∓ 0.5

3. Water Quality Index for Immediate Assessment (IWQI)

3.1 Water quality status

In order to quantify the status of an ecosystem in different farming conditions, water quality has been classified in four levels:

1. *Excellent*: physical-chemical variables report concentrations in optimal ranges.
2. *Good*: One variable reports concentrations out of the optimal range; however, this situation is not harmful for shrimp.
3. *Regular*: some variables report concentrations out of the optimal range, and the combination between them represents certain stress level in the organism.
4. *Poor*: the concentrations of all variables are out of optimal ranges, or a critical variable presents concentrations that could generate a potential danger situation in the pond (i. e. extremely low oxygen concentrations).

3.2 Fuzzy Inference Systems (FIS)

Fuzzy logic theory has been developed for creating mathematical approximations and for modeling complex systems that pretend to produce results using imprecise or uncertain data. Fuzzy logic uses propositions that are represented with a true or false level, while a Boolean logic proposition is only true or false (Gutiérrez et al, 2004).

The fuzzy logic operators can be used as the basis of the inference systems. Such inference methods have been studied by the expert system community. The fuzzy logic involves three important concepts: membership functions, fuzzy set operations and inference rules.

A membership function is a curve that defines how an input real value is mapped in a membership value (μ) between 0 and 1. The input is called universe of discourse (X). A fuzzy set is represented as a set of ordered pairs that assigns a membership level to each element x of the universe X (Ocampo et al, 2006; Soler, 2007) as follows:

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x) \rangle \mid x \in X \} \quad (1)$$

Where $\mu_A(x)$ is the membership function x in A . The election of the curve is arbitrary and depends on the problem context. The operations that define the basis of fuzzy logic can be formulated as follows:

$$\text{Union (OR)} \quad \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (2)$$

$$\text{Intersection (AND)} \quad \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (3)$$

$$\text{Complement (NOT)} \quad \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (4)$$

Fuzzy inference system step by step

The theory of fuzzy inference systems (FIS) is applied in this study providing a non-linear relationship between input sets (physical-chemical variables) and output set (Water Quality Index) Fig. 1 shows this process.

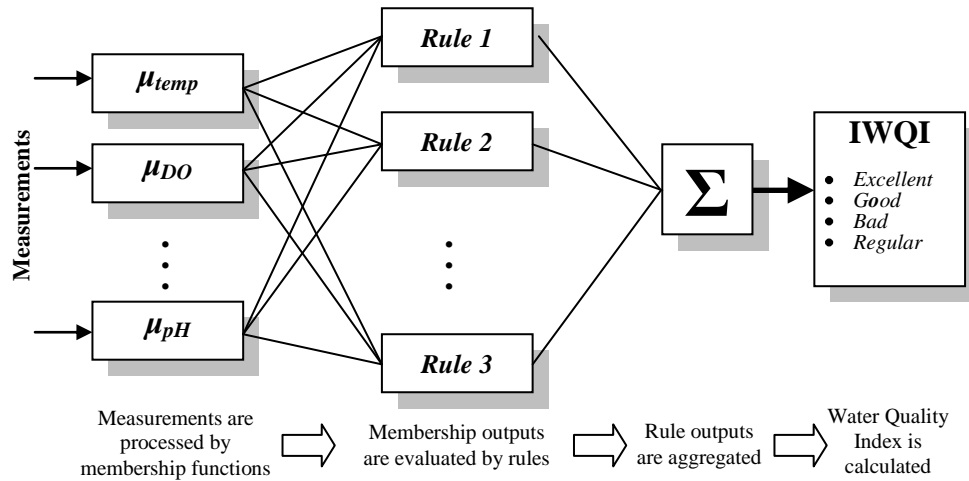


Fig. 1. Architecture of the fuzzy inference system applied to the water quality problem in shrimp aquaculture.

Membership functions

A membership function transforms a real value (measurements) in a [0, 1] value using a membership function (μ), and they can be implemented in different ways. There is not a specific criterion for implementing membership functions (Ocampo et al 2006). The most common functions are triangular, rectangular, trapezoidal or Gaussian ones (Soler, 2007). Trapezoidal membership functions define the input transformation of the FIS, and they can be represented as:

$$\mu_{(a,b,c,d)} = \min\left\{\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right\} \tag{5}$$

where x is a measured value; a , b , c and d are the membership parameters (Table 3), and they can be taken from Table 2. Fig. 2 shows all membership functions for level classifications.

Table 3. Parameters for membership functions used in the fuzzy inference system.

Indicator	Units	“Hypoxia” “Acid”			“Low”				“Normal”				“High”				“Alkaline”			
		$a=b$	c	d	a	b	c	d	a	b	c	d	a	b	c	d	a	b	$c=d$	
Temperature	°C	-	-	-	0	0	19	21	19	21	29	31	29	31	60	60	-	-	-	
Dissolved oxygen	mg/l	0	1.5	2.5	1.5	2.5	4.5	5.5	4.5	5.5	15	15	-	-	-	-	-	-	-	
Salinity	mg/l	-	-	-	0	0	14	16	14	16	22	24	22	24	60	60	-	-	-	
pH	-	0	3.5	4.5	3.5	4.5	6	7	6	7	9	10	9	10	10.5	11.5	10.5	11.5	14	
		“Poor”			“Regular”				“Good”				“Excellent”							
WQI	-	0	0.1	0.2	0.1	0.2	0.4	0.5	0.4	0.5	0.7	0.8	0.7	0.8	1	1				

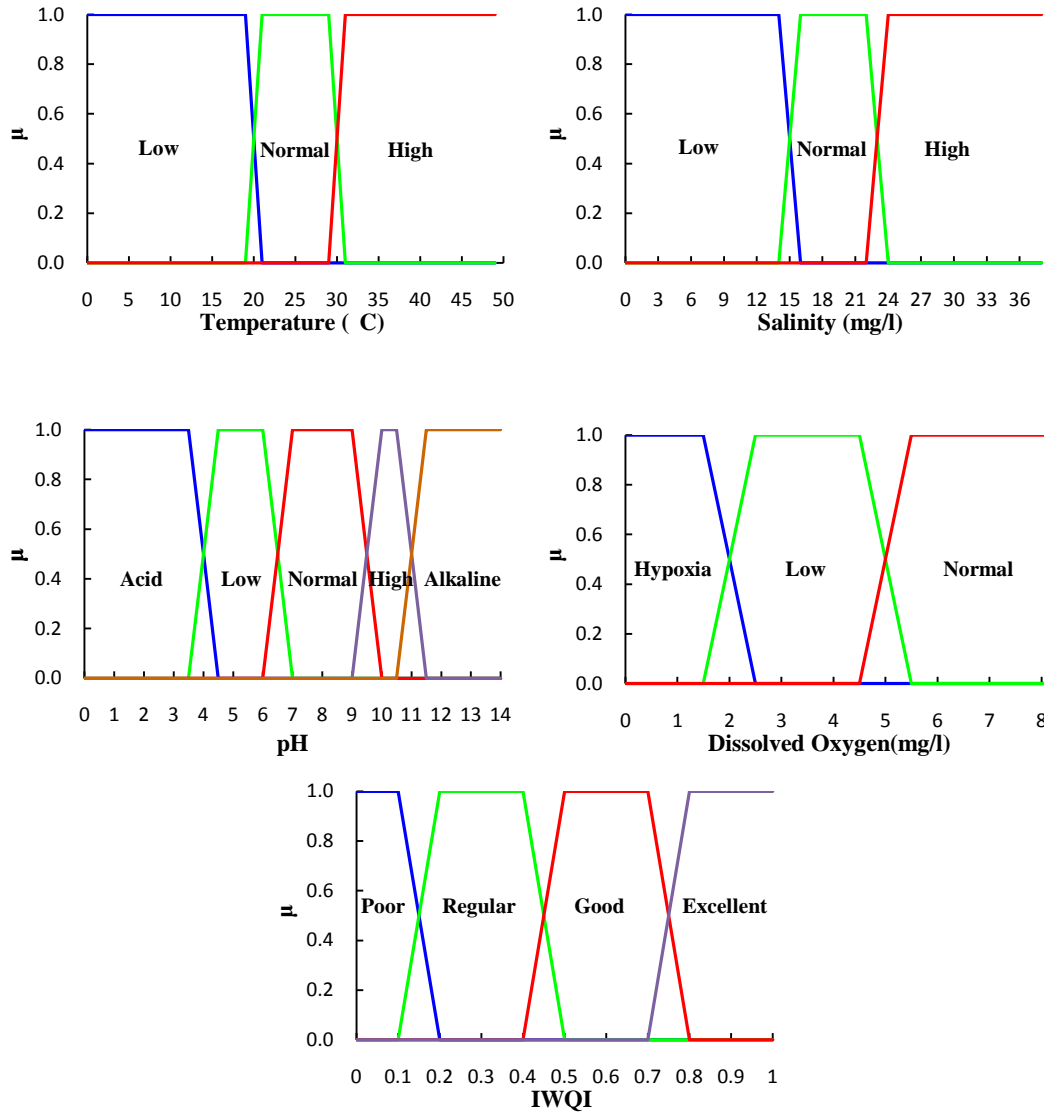


Fig. 2. Membership functions for temperature, salinity, dissolved oxygen, pH and IWQI.

Inference Rules (Reasoning Process)

In water quality assessment, expressions as following are frequently used by experts: if the pH concentration in a pond is high, and the levels of dissolved oxygen are low, then the expected water quality is regular. In fuzzy language it could be enunciated as follows:

Rule 1: If **Temp** is *normal* and **Salt** is *normal* and **pH** is *normal* y **DO** is *normal* then **HWQI** is *Excellent*,

where *Temp*, *Salt*, *pH* and *DO* are outputs of membership functions, respectively. This rule is known as fuzzy inference rule and it will be helpful for the construction of the FIS (Ocampo et al, 2006; Soler, 2007). The robustness of the system depends on the number and quality of the rules; in this work 135 rules have been used in the FIS (Table 4). More rules can be implemented in the same way, for example:

Rule 2: If **Temp** is *normal* and **Salt** is *normal* and **pH** is *normal* y **DO** is *low* then **HWQI** is *Good*

Rule 3: If **Temp** is *normal* and **Salt** is *high* and **pH** is *normal* y **DO** is *hypoxia* then **HWQI** is *Poor*

Outputs of rules are fuzzy expressions that can be determined using the respective membership functions as follows:

$$\mu_R = \min \{ \mu_{Temp}^i, \mu_{Salt}^j, \mu_{pH}^k, \mu_{DO}^l \} \quad (6)$$

where i, j, k and l is the assessed level of the variable (high, normal, low, alkaline, acid, and hypoxia respectively).

Table 4. Examples of rules used by the FIS in a matrix, where (E) Excellent, (G) Good, (R) Regular and (P) Poor.

#	Temp	Sal	DO	PH	WQI	#	Temp	Sal	DO	PH	WQI
1	Normal	Normal	Normal	Normal	E	12	Normal	Low	Hypoxia	High	P
2	Low	Normal	Normal	Normal	G	13	Normal	Low	Hypoxia	Alkaline	P
3	Normal	Low	Normal	Normal	G	14	Normal	Low	Low	Acid	P
4	Normal	Normal	Low	Normal	G	15	Normal	Low	Low	Low	P
5	Normal	Normal	Normal	Low	G	16	Normal	Low	Low	High	P
6	Normal	Normal	Normal	High	G	17	Normal	Low	Low	Alkaline	P
7	Normal	High	Normal	Normal	G	18	Normal	Low	Normal	Acid	P
8	High	Normal	Normal	Normal	G	19	Normal	Low	Normal	Alkaline	P
9	Low	Low	Normal	Normal	R	20	Normal	Normal	Hypoxia	Acid	P
10	Low	Normal	Low	Normal	R	21	Normal	Normal	Hypoxia	Low	P
11	Low	Normal	Normal	Low	R	22	Normal	Normal	Hypoxia	Normal	P

Water quality index

WQI membership function is used in different way as the input functions to defuzzify the inference rules matching with fuzzy outputs (μ_R). Since decisions are based on the testing of all the rules in the system, these functions must be aggregated to a single output fuzzy set. The aggregation procedure used in the FIS is the maximum method (Chow, 1997; Ocampo et al, 2006), which is the union of all truncated fuzzy outputs (Fig. 3).

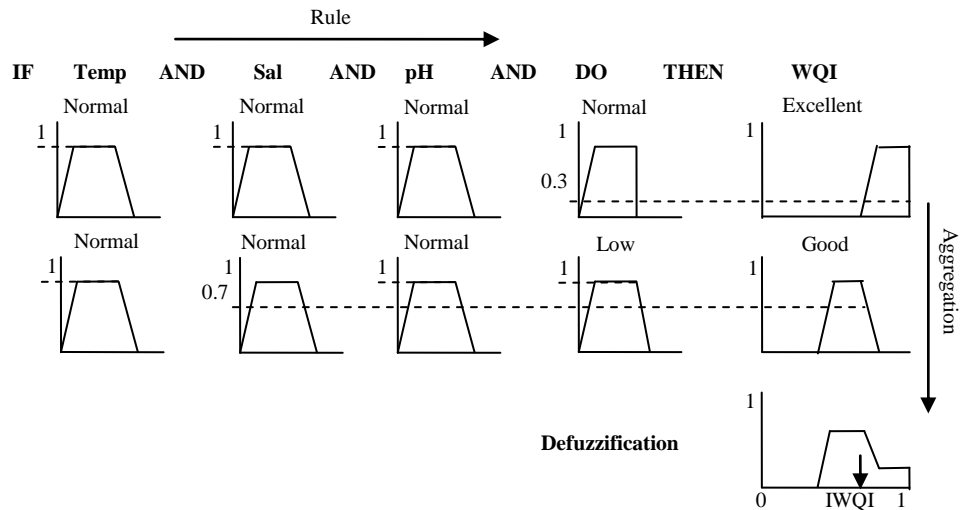


Fig. 3. Fuzzy inference systems, where the membership functions are matched for determining the output membership of the FIS.

The aggregation process generates one final function (μ_{out}) using all the output membership functions (Fig. 3). The final output membership is calculated using the gravity center of the function (Ocampo, et al, 2006; Soler, 2007):

$$IWQI = \frac{\int x \mu_{out} dx}{\int \mu_{out} dx} \quad (7)$$

The final score for the IWQI index has a [0.078, 0.87] range, in order to have a [0, 1] range the output is normalized using the next equation:

$$IWQI_n = \frac{HWQI - \min(HWQI)}{\max(HWQI) - \min(HWQI)} \quad (8)$$

where $HWQI_n$ is the new normalized water quality index.

For example, if we assume that it is necessary to evaluate the WQI in a shrimp pond using the rule 1, having the variables *temp*, *salinity*, *pH* and *dissolved oxygen* values 25.0, 20.0, 8.0 and 6.3, respectively, we can use in calculus the membership functions proposed in the Fig. 2. For “R1” and “R2” we can calculate:

$$R_1: \mu_{R1} = \min(\mu_{temp}^n, \mu_{salt}^n, \mu_{DO}^n, \mu_{pH}^n) = \min(1, 1, 0.3) = 0.3$$

$$R_2: \mu_{R2} = \min(\mu_{temp}^n, \mu_{salt}^n, \mu_{DO}^n, \mu_{pH}^l) = \min(1, 1, 0.7) = 0.7$$

where n is normal, l is low and μ_{out} is the membership value calculated in R1 and R2. Calculating the aggregation functions we obtain:

$$\mu_{out1} = \min(\mu_{R1}, \mu_{excellent}) = \min(0.3, \mu_{excellent}) = 0.3$$

$$\mu_{out2} = \min(\mu_{R2}, \mu_{good}) = \min(0.7, \mu_{excellent}) = 0.7$$

The IWQI is evaluated using the centroid equation for the aggregated function:

$$IWQI = \frac{\int_{0.4}^{0.47} (0x - 4) dx + \int_{0.47}^{0.73} 0.7 dx + \int_{0.73}^{0.77} (10x + 8) dx + \int_{0.77}^1 0.3 dx}{\int_{0.4}^{0.47} (0x - 4) dx + \int_{0.47}^{0.73} 0.7 dx + \int_{0.73}^{0.77} (10x + 8) dx + \int_{0.77}^1 0.3 dx} = 0.663$$

3.3 Experimental Results

In order to estimate how the *IWQI index* performs with real data, data sets of environmental measurements extracted from databases of farms on Rancho Chapo, located in Sonora, Mexico were used as fundamental patterns. Environmental data set is compounded of 9312 registers (temperature, dissolved oxygen, pH and salinity) with a period of 15 minutes between measurements, and a total of 96 days of monitoring have been recorded.

The experimental phase was carried out as follows: two days of measurements was extracted from data base (Fig. 4), the WQI index is calculated using data information (96 measurements – 46 measurements by day). The final result is normalized in order to establish a [0, 1] index.

A comparison of the performance for the proposed index and some indices currently employed by environmental protection agencies could address some interesting remarks (Fig. 4). According to the book *Field Manual for Water Quality Monitoring*, the National Sanitation Foundation (NFS) proposes an index, which is obtained by adding the multiplication of a respective weight factor by a quality-value for each parameter. The quality-value is obtained graphically comparing the parameter value with a non-linear curve. The WQI index consists of nine parameters: dissolved oxygen (0.17), fecal coliforms (0.16), biochemical oxygen demand (0.11), pH (0.11), temperature change (0.1), phosphates (0.10), nitrates (0.10), turbidity (0.08), and total solids (0.07). In parentheses the weight factors according to the importance of the parameters are given. The NFS index evaluates fresh water. However, it can be used in sea water excluding salinity (NFS, 2007). The Canadian Council Minister of Environment (CCME, 2007) proposes a method that can be used in coastal water, and it is based on calculate the number of failed tests of a set of environmental variables, and the average of the deviations of them. Appendix A shows the procedure for calculating the CCME and NFS indices (see Appendix A).

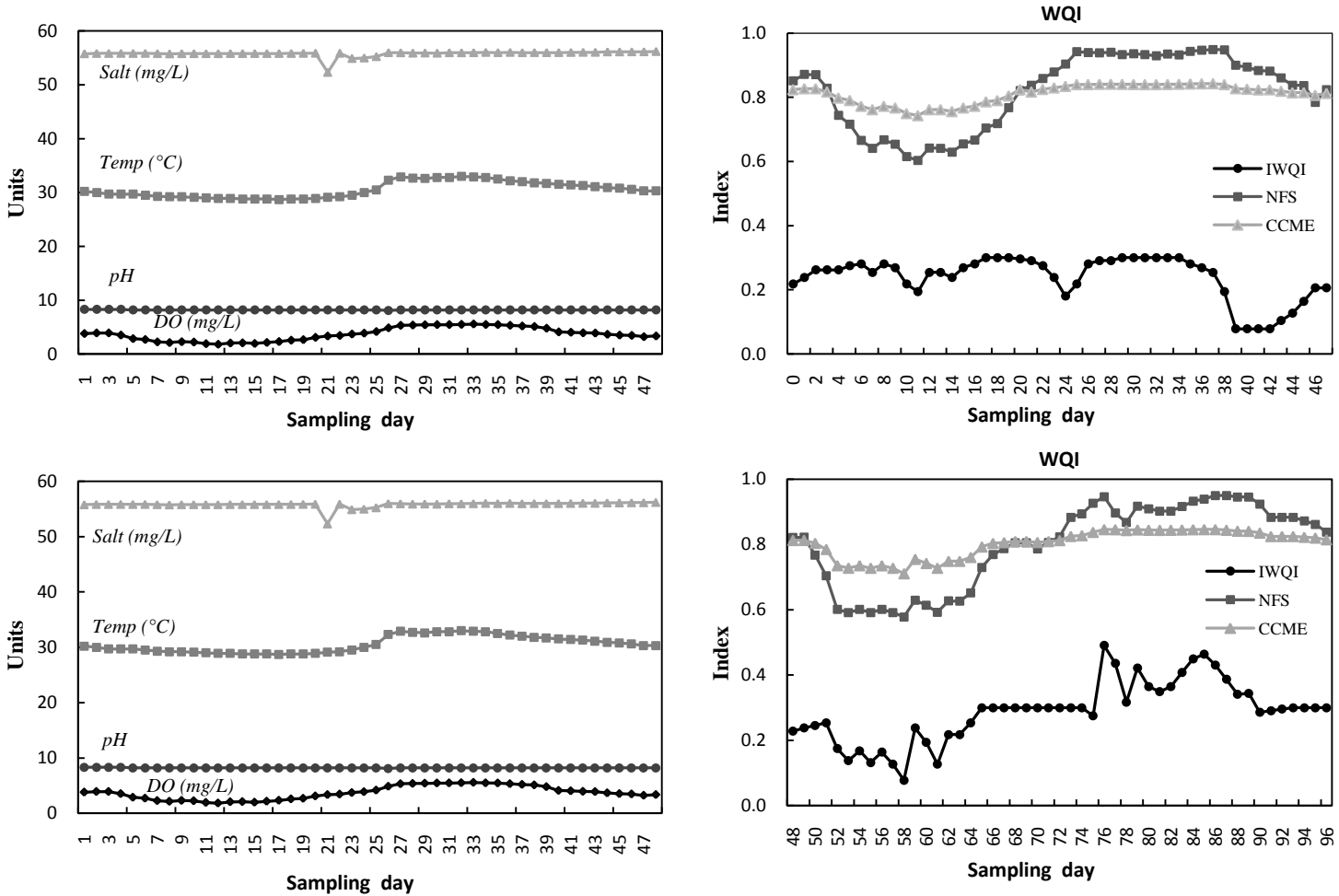


Fig. 4. Results of the assessment of the water quality of measurements extracted from a database of Rancho Chapo farm; a) measurements tests of variables, b) results of water quality indices.

Table 5. Comparative between IWQI, CCME and NFS indices

Temp (°C)	Salt (mg/l)	DO (mg/l)	pH	IWQI	NFS	CCME	Observations
28.0	55.8	1.9	8.2	0.18	0.61	0.75	Dissolved oxygen in hypoxia
28.0	55.8	1.8	8.2	0.15	0.60	0.74	Dissolved oxygen in hypoxia
28.0	57.0	6.8	8.2	0.66	0.87	0.84	Salt is high
28.0	57.0	5.8	8.2	0.66	0.92	0.84	Salt is high, pH low and temp high
28.0	19.0	5.6	3.1	0.00	0.71	0.88	pH is acid
28.0	21.0	6.3	11.7	0.00	0.67	0.97	pH is alkaline
28.0	45.0	3.0	4.0	0.01	0.56	0.79	DO low, Sal high and pH low
31.4	45.0	3.0	5.0	0.00	0.57	0.81	DO low, Sal high, pH low and temp high
33.3	11.0	3.0	10	0.00	0.56	0.87	DO low, Sal low, pH high and temp high
34.5	10.5	3.3	10	0.00	0.62	0.87	DO low, Sal low, pH high and temp high
25.0	12.0	3.0	10.5	0.00	0.46	0.88	DO low, Sal low, pH high
25.0	20.0	6.0	7.5	1.00	0.96	1.00	Optimal conditions

In Fig. 8 IWQI index is compared to the CCME and NFS index. The treatment of the information within the FIS directly influences the final score. NFS and CCME indices are always greater 0.6, giving a good and excellent water quality in a non-fuzzy environment. NFS and CCME scores are high because they do not consider particular situations (i.e. hypoxia, anoxia, alkalinity

and acid concentrations). IWQI matches better with real data since from Fig. 4 it can be observed that dissolved oxygen reports very low concentrations those are not processed by NFS and CCME indices. A better analysis can be observed in Table 5, where numerical assessments of negative situations are processed by the three indices.

Fluctuations of physical-chemical variables can be generated due to stocking rates, feeding rates, or routine water quality management protocols (i.e., water exchange rates, aeration intensity, etc.). These fluctuations affect directly the water quality index (Arredondo and Ponce, 1998; Hernández et al, 2001). Measurements in Fig. 4 show variations that affects directly the score. However, isolated values cannot be considered as a predominant factor of negative situations. In order to estimate how a set of concentrations can be harmful or not for an organism, next section provides a solution for this problem.

4. Water Quality Index for Historical Assessment (HWQI)

When measurements have random perturbations, water quality assessments depend of the immediate values and the conditions of the measurement equipment. In order to determine the effects of the fluctuations of variables in the ecosystem in a time period, the HWQI evaluates the number of failed tests and the deviations of optimal ranges, and provides criteria of the behavior of environment variables in the habitat.

4.1 Preprocessing

The environmental signals have several peaks values, this behavior can be generated due a failed device or human error or noise. In order to minimize those effects, the physical-chemical signals are smoothed for an accurate assessment. A moving average weighted filter works using an average of signal points (measured concentrations) for producing new output points of the new filtered signal and smoothing it (Emmanuel, 1993; Proakis and Manolakis, 2007). The smoothing process of the physical-chemical variables can be calculated as follows:

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) \tag{9}$$

where $x(n)$ is the original signal, $y(n)$ is the new output signal, N is known as the filter order, b_i are the Henderson coefficients of the filter impulse response defined as $H = [-0.05874, 0.05874, 0.29371, 0.41259, 0.29371, 0.05874, -0.05874]$. The smoothing process using this low-pass filter is:

$$y(n) = [0.05874x(n) - 0.05874x(n-1) + 0.29371x(n-2) + \dots - 0.05874x(n-6)] \tag{10}$$

Fig. 5 shows examples of the original and smoothed measured variables, where the random perturbations are suppressed.

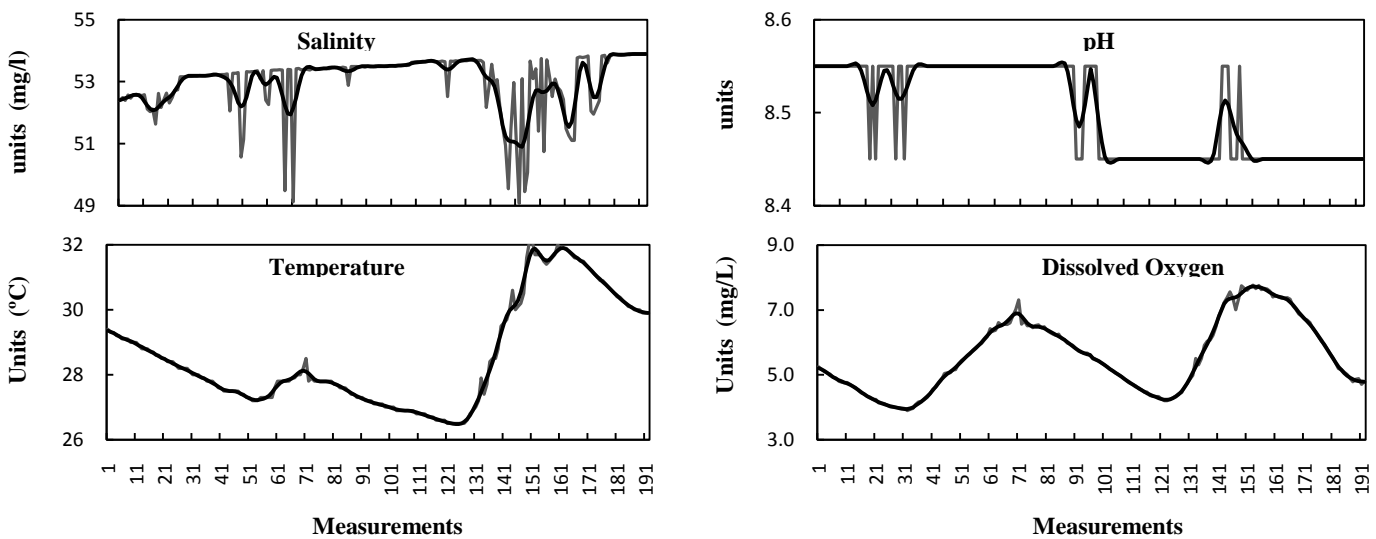


Fig. 5. Original and smoothed signal of the physical-chemical variables using a moving average filter.

4.2 Physical – chemical assessment index (Γ)

Assessment of variables in situ provides immediate results for water quality, however a set of measurements have different values and water quality scores due fluctuations in the ecosystem. In order to estimate the effect of these fluctuations the Γ index classifies the negative impacts on the ecosystem based on the deviations of a set of measurements (Table 2). The Γ index comprises three factors and is well documented.

Index 1: α (Frequency)

The frequency represents the percentage of individual tests that do not meet the objectives (failed tests).

$$\alpha = \frac{m_f}{m_T} \quad (11)$$

Where α is the failed index, m_f is the number of failed tests and m_T is the number of total tests of the variable.

Index 2: β (Amplitude)

The average of the deviations of failed test is calculated in three steps: when the value must not exceed the level:

$$e = \frac{m - l_a}{t_a - l_a} \quad (12)$$

where e is the deviation of the failed test; m is the value of the test; l_a is the upper limit of the range to evaluate; t_a is the upper tolerance. When the value must not fall below the level:

$$e = \frac{l_b - t_b}{l_b - m} \quad (13)$$

where l_b is the lower limit of the evaluated range; t_b is the lower tolerance of the range (i. e. if *normal salinity* has a range [15 – 23 mg/l], *tolerance* is 1 and *limit* is -1, therefore l_a is 22 mg/l and t_a is 24 mg/l and t_b is 14 and l_b is 16). The average of the deviation is calculates as:

$$d = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{m_T} \quad (14)$$

where $i = 1, 2, \dots, n$; n is the number of calculated deviations; m_T is of total tests. Index β can be determined using the next expression:

$$\beta = \begin{cases} d & 0 \leq d \leq 1 \\ 1 & 1 < d \end{cases} \quad (15)$$

Index 3: Γ (Physical – chemical assessment index)

The physical–chemical assessment index (Γ) classifies the behavior of the variable establishing a level status (Table 1). The Γ index can be expressed as follows:

$$\Gamma = \sqrt{\frac{\alpha^2 + \beta^2}{2}} \quad (16)$$

The Γ result can be interpreted as follows:

- If $0 \leq \Gamma < 1$, the variable behavior is classified inside the evaluated range.
- If $\Gamma = 1$, the variable behavior is classified totally outside the evaluated range.

4.3 Fuzzy Inference System

Membership functions

The fuzzy inference systems for HWQI has been implemented in the same way as the IWQI index. The main difference in the architecture of the FIS lies in the membership functions, whose are defined by the Γ index. Those functions can be formulated as:

$$\mu_v = \begin{cases} 0 & 1 < \Gamma \\ 1 - \Gamma & 0 \leq \Gamma \leq 1 \end{cases} \tag{17}$$

In this work one day of information is analyzed in order to determine fluctuations effects in the pond in 24 hours cycles. Following the ranges, tolerances and limits of variables (see Table 3), it is possible determine a fuzzy input for the FIS using the Γ index. Calculating α for 96 measurements (one day):

$$\alpha = \frac{m_f}{96}$$

The amplitude index (β) is calculated using the parameters of membership functions in Table 3; Tables 6 and 7 have the respective deviations.

Table 6. Classification levels when the values must not exceed the upper limits of the ranges.

Variable	Hypoxia Acid	low	Normal	High	Alkaline
Temp	-----	$e = \frac{m-19}{21-19}$	$e = \frac{m-29}{31-29}$	-----	-----
Sal	-----	$e = \frac{m-14}{16-14}$	$e = \frac{m-22}{24-22}$	-----	-----
DO	$e = \frac{m-1.5}{2.5-1.5}$	$e = \frac{m-4.5}{5.5-4.5}$	-----	-----	-----
PH	$e = \frac{m-3.5}{4.5-3.5}$	$e = \frac{m-6}{7-6}$	$e = \frac{m-9}{10-9}$	$e = \frac{m-10.5}{11.5-10.5}$	-----

Table 7. Classification levels when the values must not fall below the lower limits of the ranges.

Variable	Hypoxia Acid	low	Normal	High	Alkaline
Temp	-----	-----	$e = \frac{21-19}{21-m}$	$e = \frac{31-29}{31-m}$	-----
Sal	-----	-----	$e = \frac{16-14}{16-m}$	$e = \frac{24-22}{24-m}$	-----
DO	-----	$e = \frac{2.5-1.5}{2.5-m}$	$e = \frac{5.5-4.5}{5.5-m}$	-----	-----
PH	-----	$e = \frac{4.5-3.5}{4.5-m}$	$e = \frac{7-6}{7-m}$	$e = \frac{10-9}{10-m}$	$e = \frac{11.5-10.5}{10.5-m}$

4.4 Experimental results

Measurements of Database of Rancho Chapo Farm were used to exemplify the performance of the system. The experimental phase was carried out as follows: one month of measurements was extracted from data base (Fig 6), the Γ index is calculated using one day of information (96 measurements) as fundamental pattern, and this process is repeated using the rest of the month. The fuzzification process is built using the Γ classifications as membership functions. The final result is normalized in order to establish a [0, 1] index.

In historical analysis the CCME index can be used since it calculates averages of failed tests. In other way the NFS index cannot be used in the sense that it only determines the water quality for immediate tests. A comparison of the performance for the HWQI index and the CCME can be observed from Fig. 6 and 7, where the fuzzy environment influences directly the HWQI score.

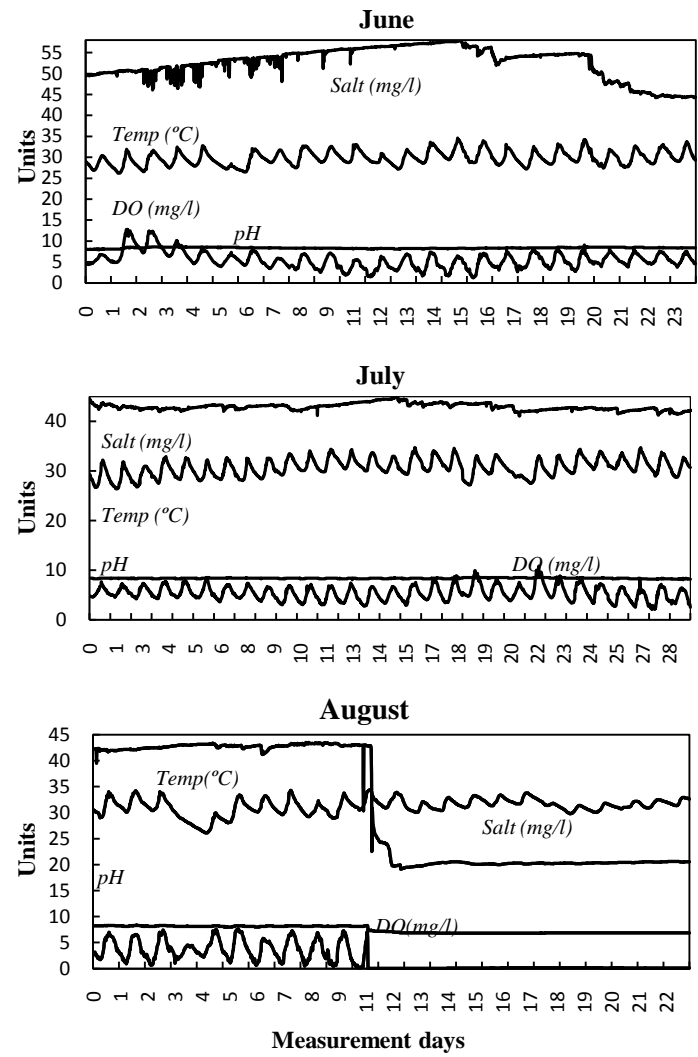
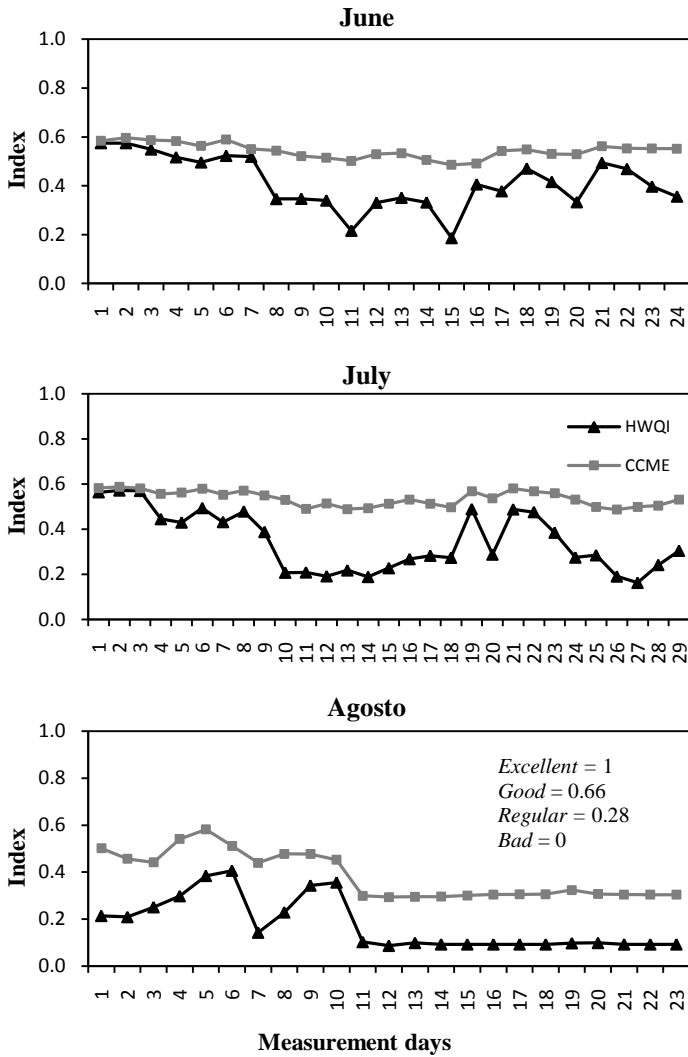


Fig. 6. Assessment of three months of concentrations using the HWQI.

Fig. 7. Concentrations of physical-chemical variables of three months of measurements.

5 Conclusion and Discussions

In this paper two new models for assessment of the water quality based on fuzzy inference systems have been introduced. The first model allows assessing immediate concentrations and values of the most frequently measured physical-chemical variables, the second model allows assessing a data set of measurements in order to estimate an average of the harmful fluctuations of the variables. The models were built in three phases; the first classifies the levels of the physical – chemical variables; the second phase evaluates the negative ecological impacts in the shrimp habitat using a reasoning process; the third phase aggregates all rules evaluations and provide an [0, 1] index of the ecological status of the habitat. The experimental results for a data set from shrimp farm databases demonstrate that the proposed scheme works well, confirming the high assessment power of the IWQI and HWQI indices.

A comparison of the performance for the proposed index and some indices currently employed by environmental protection agencies could address some interesting remarks.

In Fig. 4, the IWQI index is compared to the NFS and CCME indices, which are used by the National Sanitation Foundation and the Canadian Council Minister of Environment for current analysis. The treatment of the information within the FIS directly influences the final score, where the IWQI assess critical situations, whose traduced as a more penalized score. NFS and CCME scores are always over 0.6, giving a “good water quality” score in a non-fuzzy environment, and they are higher because they do not consider critical negative concentrations (see Fig. 4 and Table 4). In other way, the HWQI index allows to evaluate all concentrations with random perturbations, which for long periods can be harmful for shrimp organisms. In Fig. 6, the HWQI index is compared to the CCME index, since it have no restrictions in the number of measurements to use (NFS only analyze a test for variable). The results follow the same behavior having a CCME score with a higher score due the FIS process in the HWQI.

Anyhow, the best way to validate the performance of the HWQI and IWQI indices is comparing them directly with impact indicators in shrimp farms. In fact, some researchers have demonstrated that pollutant concentrations stress shrimp, and consequently organisms are more susceptible to disease (Li et al, 2006). Subsequent to this statement, aquaculture efforts are focused on tackling environmental problems in the ecosystem trying to control and prevent illnesses.

Acknowledgments. The authors of the present paper would like to thank the following institutions for their support to develop this work: National Polytechnic Institute, Mexico, Center of Biological Research (CIB) and CONACyT.

6 Appendix A

Canadian Council Ministers of Environment Water Quality Index.

The percentage of the number of parameters whose objective limits are not met:

$$F_2 = \frac{\text{Number of failed variables}}{\text{total of number of variables}} \times 100$$

When the test value must not exceed the objective:

$$F_2 = \frac{\text{Objective}_i}{\text{Failed Text Value}_i} - 1$$

normalized sum of excursions (*nse*) is calculated as

$$nse = \frac{\sum_{i=1}^n \text{excursion}_i}{\text{number of tests}} - 1$$

The CCME is calculated as:

$$CCME = 100 - \frac{\sqrt{F_1^2 + F_2^2 + F_3^2}}{1.732}$$

National Sanitation Foundation Water Quality Index.

The percentage of individual tests that do not meet the objectives

$$F_2 = \frac{\text{Number of failed tests}}{\text{total of number of variables}} \times 100$$

For the cases in which the test value must not fall below the objective:

$$F_2 = \frac{\text{Failed Text Value}_i}{\text{Objective}_i} - 1$$

Asymptotic function that scales the normalized sum of the excursions from objectives (*nse*) to yield a value between 0 and 100.

$$F_3 = \frac{nse}{0.01nse + 0.01}$$

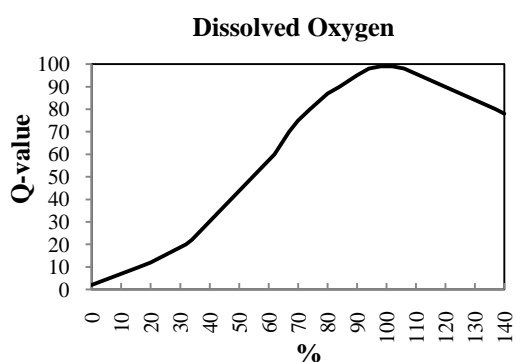
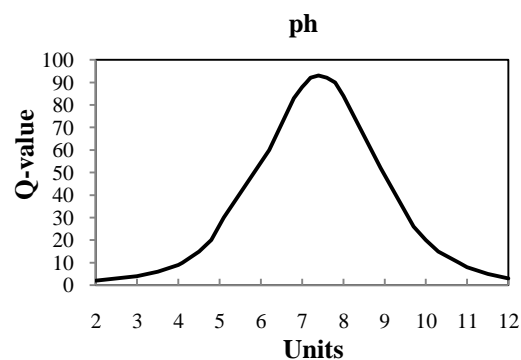
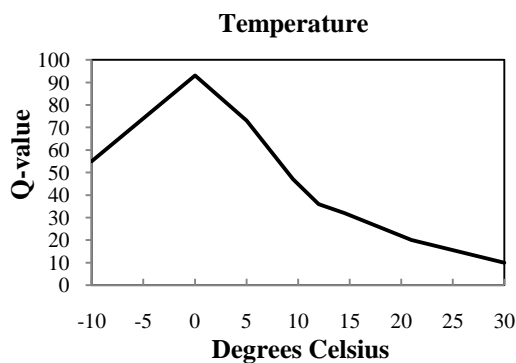


Table 8. NFS weights ordered by importance.

Variable	Weight
Disolved Oxygen	0.17
Fecal coleiforms	0.16
pH	0.11
DBO	0.11
Temperature change	0.10
Total Fosfates	0.10
Nitrates	0.10
Turbidity	0.08
Total Solids	0.07

References

- [ACA] Agencia Catalana del Agua (Catalonia, Spain). 2005. Available at: <http://www.mediambient.gencat.net/aca/ca/inici.jsp> [Accessed August 2007].
- Angulo, C. A. y Angulo, C. U. 2003. Estudio de Calidad del Agua y su Relación con el Crecimiento del Camarón Blanco (*Litopenaeus Vannamei*), en la Granja Camaronera Agua Verde, S.A. de C.V. en Rosario, Sin”, M. Sc. Thesis, Universidad Autónoma de Sinaloa.
- Arredondo, J. y Ponce, J. 1998. Calidad Del Agua en Acuicultura, Ed. AGT S.A.
- Boyd, C. 1992. Shrimp pond effluents: observations of the nature of the problem on commercial farms. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA.
- Casillas, R., Magallón, F., Portillo, G., Osuna, P. 2006. Nutrient mass balances in semi-intensive shrimp ponds from Sonora, Mexico using two feeding strategies: Trays and mechanical dispersal. *Aquaculture*, Vol. 258. Elsevier 289-298.
- [CCME] Canadian Council of Ministers of the Environment (Canada). 2004. An assessment of the application and testing of the water quality index of the Canadian Council of Ministers of the Environment for selected water bodies in Atlantic Canada. National indicators and reporting office. Available at :<http://www.ec.gc.ca/soer-ree/N> [Accessed August 2007].
- Chien, Y. 1992. Water quality requeriments and management for marine shrimp culture. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA 144 – 156.
- Cohen, J., Samocha, T., Fox, J. 2005. Characterization of water quality factors during intensive raceway production of juvenile *Litopenaeus vannamei* using limited discharge and biosecure management tools. *Aquacultural Engineering*, Vol. 32. Elsevier, 425–442.
- Emmanuel C. 1993. Digital signal processing: a practical approach, Addison-Wesley.
- Gutiérrez, J. 2004. Lógica difusa como herramienta para la bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá – Colombia. *Caldasia* Vol. 26(1), 161-172.
- Gutiérrez, J., Riss, W., Ospina, R. 2006. Bioindicación De La Calidad Del Agua En La Sabana De Bogota – Colombia, Mediante La Utilización De La Lógica Difusa Neuroadaptativa Como Herramienta. *Limnología*, Vol. 28(1). *Caldasia* 45 – 46.
- Hernández, A. 2001. Bases de Conocimiento y Sistemas Expertos para el Manejo Acuícola del Camarón Blanco del Pacífico (*Litopenaeus vannamei*), Tesis Doctorado.
- Hirano, Y. 1992. Current practices of water quality management in shrimp farming and their limitations. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA.
- [INE] Instituto Nacional de Ecología. 2000. La calidad del agua en los ecosistemas costeros de México.
- Kenneth, H. 1998. Water Quality Prediction and Probability Network Models, North Carolina State University.
- Li, Y., Li, J., Wang, O. 2006. The effects of dissolved oxygen concentration and stocking density on growth and non-specific immunity factors in Chinese shrimp, *Fenneropenaeus chinensis*. *Aquaculture*, Vol. 256. Elsevier, 608–616
- Martínez L. 1998. Ecología de los sistemas acuícolas, AGT Editor, México
- Martínez L. 1994. “Cultivo de Camarones Pendidos, *Principios y Practicas*”, Ed. AGT Editor S.A.
- Chow, M. 1997. Methodologies of using neural network and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection. World Scientific.

Singapore.

20. [NSF] National Sanitation Foundation International. 2005. Available at: <http://www.nsf.org> [Accessed August 2007].
21. Navarro, L., Mascarenhas, A., Durazo, R. 1992. Una nota sobre la temperatura y salinidad de la capa superior del océano en la entrada del golfo de california en agosto 1992. *Ciencias Marinas* Vol. 23.
22. Páez O, F. 2001. Camaronicultura y Medio Ambiente. Instituto de Ciencias del mar y Limnología. UNAM. pp. 271-298, México, 2001.
23. Proakis, J., Manolakis, D. 2007. Tratamiento digital de señales. Pearson Education, Vol. 1, 4ª Ed. España.
24. Ocampo, W., Ferré, N., Domingo, J., Schuhmacher, M. 2006. Assessing water quality in rivers with fuzzy inference systems: A case study. *Environment International*, Vol 32. Elsevier, 733-742.
25. [SEMARNAP], Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca. 2006. NOM-001-ECOL-1996
26. Soler, V. 2007. Lógica Difusa Aplicada a Conjuntos Imbalanceados: Aplicación a la Detección del Síndrome de Down, Departament de Microelectrònica i Sistemes Electrònics, Universitat Autònoma de Barcelona, Ph. D. Thesis.

Assessment and prediction of the water quality in shrimp culture using signal processing techniques

•
•
•

Abstract. This paper presents a novel work for assessment and prediction of the water quality in shrimp aquaculture based on environmental pattern processing. Water quality studies are based on analyzing toxicity concentrations of compounds in shrimp ponds that inhibit the good growing and reproduction of organism. The physical-chemical variables are classified basing on the negative ecological impact using the Gamma (Γ) classifier, which calculates the frequency and the deviation of the measurements from a specific level. A fuzzy inference system processes the level classifications using a reasoning process that determines when a specific concentration is good or harmful for the organism, and providing a water quality index, which describe the condition of the ecosystem: *excellent*, *good*, *regular* and *poor*. An autoregressive model (AR) predicts a section of an environmental signal using historical information, the set of predicted variables are assessed in order to estimate future water quality conditions in the system.

Keywords: Artificial intelligence, prediction, pattern processing, water management, shrimp aquaculture.

1 Introduction

The presence in the water of substances whose involve risk, danger or serious problems in health for shrimp is known as water pollution. These problems usually result from high stocking and feeding rates and pollution of water supplies by shrimp pond effluents (Chien, 1992; Cohen et al, 2005). Poor water quality causes disease, mortality, slow growth, and low production of shrimp (Boyd, 1992; Martínez, 1998). Water quality parameters' monitoring is an important tool in pond management decision making. Obtaining water quality information early with proper information of the data can avoid crisis development (Samocha, 1992).

Nowadays, efficient methods for assessing water quality are needed in order to establish mechanisms for management of concentration pollutants and preventing illnesses in sensitive organisms (Bell, 1992, Kenneth, 1998). The criteria for good water quality vary with the kind of organism and are established in levels. Some methodologies for assessment and monitoring of water pollutants have been implemented by international organisms as the U.S. *National Sanitation Foundation* (NFS, 2007), the Canadian Council of Minister of Environment (CCME, 2007), and the Mexican Ministry of Environment and Natural Resources (SEMARNAT, 2007).

Water quality requirements are based on the results of chemical toxicity tests. These tests measure the responses of shrimp to defined quantities of specific compounds. Physical-chemical variables have certain toxicity limits where low or high concentrations can be harmful for organisms (Martínez, 1994; Hirono, 1992; Li et al, 2006). Following the negative situations generated by combination between variables, it is possible to implement a computational model that according to those limits and fluctuations of the variables can be used to determine when a concentration is good or bad for shrimp. This strategy will reduce potential negative situations in ponds and illnesses will be consequently also reduced. On other hand, if the concentrations levels can be predicted, potential danger situations could be avoided before they appear.

This paper is based on the analysis of the ecosystem of the *Litopenaeus vanammei* shrimp, where compounds are assessed for establishing an indicator of the good or bad water quality of the habitat, and how the combination of these variables affects the water quality in the artificial shrimp habitat.

2 Water quality requirements

2.1 Physical-chemical analysis

Good quality water is essential for any aquaculture operation. Water quality affects reproduction, growth, and survival of aquatic organisms. The criteria for good quality water vary with the kind of organisms and are established by safe levels (i.e. physical and chemical concentrations which have insignificant adverse effects on shrimp growth and survival (Chien, 1992, Martínez, 1998).

In order to avoid toxic concentrations, environmental variables are monitored in different ways (depending of the variable) where the efforts for detecting extreme negative situations are focused on critical variables (Chien, 1992; Páez, 2001). Commercial shrimp ponds have difficulties for collecting samples; therefore their analysis is limited to a specific set of variables that are relatively easy to measure or important for the ecosystem (Chien, 1992).

In extensive aquaculture systems in Central America, the Physical-chemical variables are monitored in different frequencies. Dissolved oxygen, temperature and salinity are monitored daily. Besides, pH, ammonia, nitrates and turbidity and/or algae counts

are analyzed weekly (see Table 1). Chemical analysis do not come into consideration for water quality management on a routine base, the chemical parameters are only monitored by requirement (Hirono, 1992). Due to fluctuations of pH and its relationship with non ionized ammonia, pH often is analyzed daily (Arredondo and Ponce, 1998). These four daily monitored variables required a special care, and for this reason we will study them to implement the assessment system.

Table 1. Classification of variables in shrimp aquaculture.

Daily monitored	Weekly monitored	Monitored by requirement	
- Temperature	- PH	- Alkalinity	- suspension solids
- Oxygen dissolved	- Total Ammonia	- Phosphorus	- Potential redox
- Salinity	- Nitrates	- Hydrogen Sulfide	- Silicate
-	- Non ionized ammonia	- Non Ionized Hydrogen Sulfide	- Chlorophyll A
-	- Turbidity	- Dioxide of Carbon	- Total inorganic Nitrogen

2.2 Toxicity levels

Temperature

Environmental variables can be classified by the negative impact that the quantity of a specific compound generates in the pond. At high temperatures the demand of dissolved oxygen increases (Navarro et al, 1992, Martínez, 1994). Changes in temperature rates can stress shrimp, although they can generate high mortality in the population (Navarro et al, 1992). Temperature controls solubility of gases, chemical reactions and the ammonia toxicity. Temperature is considered to be normal when it report values from 20 to 30 celsius (Arredondo and Ponce, 1998; Páez, 2001; Hirono, 1992).

pH

Extremely low and high pH stress shrimp and cause soft shell and poor survival (Chien, 1992). Water bodies with 6.5 and 9.0 pH concentrations are appropriate for aquaculture production. Reproduction decreases in concentrations lower that 6.5 or higher than 9.5 units. Acid death is present with values below 4.0 and an alkaline death in values above 11 (Martínez, 1994; Arredondo, 1997).

Salinity

Excessive concentrations in pond salinity can reduce the dissolved oxygen concentrations. This is coupled with a high rate of respiration, when the shrimp biomass is large, can cause hypoxia or anoxia situations (Páez, 2001; Angulo and Angulo, 2003). The optimal concentrations of salinity are presented in 15 to 23 mg/L (Boyd, 1992; Páez, 2001).

Dissolved Oxygen

Fluctuation of dissolved oxygen, hypoxia and anoxia crisis are events that can be normally presented in the aquaculture systems. The dissolved oxygen is considered the most critical quality variable, and shrimp in low dissolved oxygen concentrations is more susceptible to disease. The minimum levels recommended for authors oscillate between 4 and 5 mg/L. It is recommended that dissolved oxygen level should be kept above 2 mg/l (Martínez, 1994; Boyd, 1992; Chien, 1992).

In order to determine negative situations for physical-chemical variables, it is necessary to define toxicity levels for optimal or harmful concentrations. The classification levels of the physical-chemical variables (status) are presented in Table 2. We introduce two new concepts: tolerance (Tol) and limits (Lim). They can be helpful to determine the bounds of ranges where the values can be considered closer to or farther from specified levels.

Table 2. Classification levels, tolerances (Tol) and limits (Lim) of physical-chemical variables.

Variables	Units						
	Acid Hypoxia	Low	Normal	High	Alkaline	Tol.	Lim.
Temp (°C)	-----	0 – 23	23 - 30	30 - ∞	-----	1	1
Sal (mg/L)	-----	0 – 15	15 - 25	25 - ∞	-----	1	1
DO (mg/L)	0 – 3	3 – 6	6 - 10	10 - ∞	-----	0.5	0.5
PH	0 – 4	4 – 7	7 – 9	9 - 10	10 - 11	0.5	0.5

3. Water quality index assessment (WQI)

3.1 Water Quality Status

Water quality management is complex and there are limited degrees of control that can be exerted in production systems. The water quality index provides a grade of water pollution expressed in pure water percentage. In the same way a highly polluted water will have '0' WQI score, therefore water in excellent conditions will have '1' score (INE, 2000;SEMARNAP, 2006).

The **Water Quality Index (WQI)** assesses aquaculture shrimp systems using a historical. The result of the assessment is a status given by the behavior of the measured variables. The WQI classification levels are defined as follows:

1. *Excellent*: All variables have concentrations in optimal ranges.
2. *Good*: One variable reports concentrations out of the optimal range, but this situation is not harmful for shrimp.
3. *Regular*: some variables report concentrations out of the optimal range, and the combination between them represents certain stress level in the organism.
4. *Poor*: the concentrations of all variables are out of the optimal ranges, or a critical variable presents concentrations that could generate a potential danger situation in the pond (i. e. hypoxia conditions).

3.2 Gamma Classifier (Γ)

Prolonged fluctuations in ponds might be not good for shrimp. In order to classify the negative impact of these fluctuations in the habitat, the Gamma Classifier (Γ) provides an $[0, 1]$ index, where the average of failed tests and the deviation (how closer or farther are from the limits level) are calculated, and it is based on the defined levels in Table 2.

Index 1: α (Frequency)

The frequency represents the percentage of individual tests that do not meet the objectives (failed tests).

$$\alpha = \frac{m_f}{m_T} \tag{1}$$

where α is a failed test index, m_f is the number of failed tests and m_T is the total number of variable tests.

Index 2: β (Amplitude)

The average of the deviations in failed tests is calculated in three steps: when the value must not exceed the level:

$$e = \frac{m}{la - m} \tag{2}$$

where e is the deviation in a failed test; m is the test value; la is the upper limit of the range to evaluate; ta is the upper tolerance. When the value must not fall below the level:

$$e = \frac{m - lb}{m - ta} \tag{3}$$

where lb is the lower range limit; tb is the lower tolerance of the range (i. e. if *normal salinity* has a range $[15 - 23 \text{ mg/l}]$, *tolerance* is 1 and *limit* is -1, therefore la is 22 mg/l and ta is 24 mg/l and tb is 14 and lb is 16). The average of the deviations is calculated as:

$$\beta = \frac{\sum e_i}{m_T} \tag{4}$$

where $i: 1, 2, \dots, n$; n is the number of calculated deviations; m_T is the total number of tests. The index β can be determined using the next expression:

$$\tag{5}$$

Index 3: Γ (Gamma classifier)

The environmental assessment classifies the variable behavior establishing a membership level of a desired range (Table 1). The index Γ can be expressed as follows:

$$\frac{\Gamma}{\Gamma} \tag{6}$$

The value of Γ can be interpreted as follows:

- If $0 \leq \Gamma < 1$, the variable behavior is classified as inside the evaluated range.
- If $\Gamma = 1$, the variable behavior is classified as totally outside the evaluated range.

3.2 Fuzzy Logic

Fuzzy logic is a superset of conventional (Boolean) logic that has been extended to handle the concept of partial truth -- truth values between "completely true" and "completely false". Fuzzy logic theory has been developed for creating mathematical approximations and for modeling complex systems that pretend to produce results using imprecise or uncertain data (Gutiérrez et al, 2006).

Fuzzy logic starts with the concept of a fuzzy set. A fuzzy set is a set without a crisp, clearly defined boundary. It can contain elements with only a partial degree of membership. A membership function is a curve that defines how an input real value is mapped in a membership value (μ) between 0 and 1. The input is called universe of discourse (X). A fuzzy set is represented as a set of ordered pairs that assigns a membership level to each element x of the universe X (Ocampo et al, 2006; Soler, 2007) as follows:

(7)

where μ_x is the membership function x in A . The operations that define the fuzzy logic basis can be defined as:

$$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A, \mu_B) \tag{8}$$

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A, \mu_B) \tag{9}$$

$$\mu_{\neg A} = 1 - \mu_A \tag{10}$$

The election of the curve is arbitrary and depends from the problem context.

3.3 Fuzzy Inference System

Fuzzy inference is the process of formulating the mapping from a given input to an output using fuzzy logic. The mapping then provides a basis for decision making, or pattern discerning (Ocampo, 2006). The process of fuzzy inference involves: membership functions, fuzzy logic operators, and if-then rules (reasoning process).

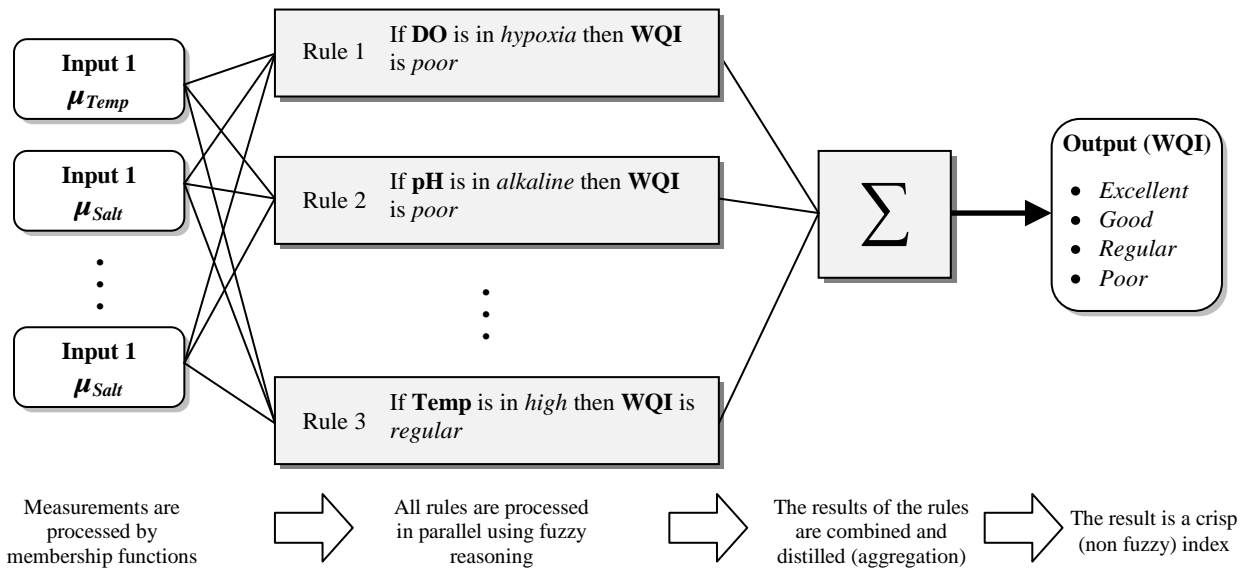


Fig. 1. Fuzzy inference system architecture for water quality assessment in shrimp aquaculture.

Membership Functions

Membership function for the FIS transforms a real environmental value (measurements) in a [0, 1] index using the Gamma classifier as input function (μ), and this function can be expressed mathematically as:

(8)

In this work one day of information is analyzed in order to determine fluctuations effects in the pond within 24 hours cycles. Following the ranges, tolerances and limits of variables (Table 3), it is possible to determine a fuzzy input for FIS using Γ index.

Calculating α for 96 measurements (one day):

The deviation d is then calculated using the parameters of membership functions in Table 3. Tables 4 and 5 have the respective deviations.

Table 3. Parameters for membership functions used in the fuzzy inference system.

Indicator	Units	“Hypoxia” “Acid”				“Low”				“Normal”				“High”				“Alkaline”			
		<i>tb=lb</i>	<i>la</i>	<i>ta</i>	<i>tb</i>	<i>lb</i>	<i>la</i>	<i>ta</i>	<i>tb</i>	<i>lb</i>	<i>la</i>	<i>ta</i>	<i>tb</i>	<i>lb</i>	<i>la</i>	<i>ta</i>	<i>tb</i>	<i>lb</i>	<i>la=ta</i>		
Temperature	°C	-	-	-	0	0	19	21	19	21	29	31	29	31	60	60	-	-	-		
Dissolved oxygen	mg/l	0	1.5	2.5	1.5	2.5	4.5	5.5	4.5	5.5	15	15	-	-	-	-	-	-	-		
Salinity	mg/l	-	-	-	0	0	14	16	14	16	22	24	22	24	60	60	-	-	-		
pH	-	0	3.5	4.5	3.5	4.5	6	7	6	7	9	10	9	10	10.5	11.5	10.5	11.5	14		
WQI	-	“Poor”				“Regular”				“Good”				“Excellent”							
		0	0.1	0.2	0.1	0.2	0.4	0.5	0.4	0.5	0.7	0.8	0.7	0.8	1	1					

Table 4. Classification levels when the values must not exceed the upper limits of the ranges.

Variable	Hypoxia Acid	low	Normal	High	Alkaline
Temp	-----	-----	-----	-----	-----
Sal	-----	-----	-----	-----	-----
DO	-----	-----	-----	-----	-----
PH	-----	-----	-----	-----	-----

Table 5. Classification levels when the values must not fall below the lower limits of the ranges.

Variable	Hypoxia Acid	low	Normal	High	Alkaline
Temp	-----	-----	-----	-----	-----
Sal	-----	-----	-----	-----	-----
DO	-----	-----	-----	-----	-----
PH	-----	-----	-----	-----	-----

The main characteristic of the index Γ is that it can be used with sets of any size. Because it is based on calculating of the averages of failed tests, it is not useful for calculating the immediate effects of concentrations measured instantaneously.

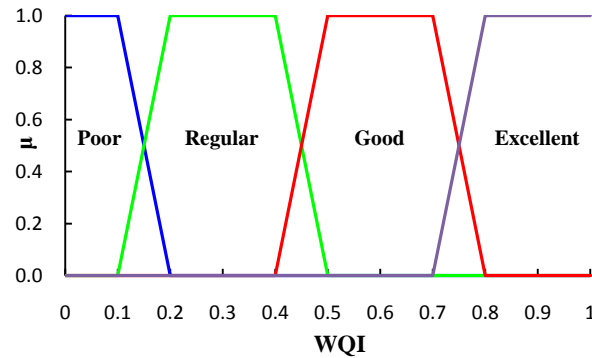


Fig. 2. Membership functions for WQI.

Inference Rules

The level classifications of the particular variables are processed using a set of rules that involves all cases of the habitat conditions. There are some expressions that are frequently used by experts in water management, these kinds of expressions construct the fuzzy language of FIS, and these rules can be expressed as follows:

Rule 1: If **Temp** is *normal* and **Salt** is *normal* and **pH** is *normal* y **DO** is *normal* then **WQI** is *Excellent*

Rule 2: If **Temp** is *normal* and **Salt** is *normal* and **pH** is *low* y **DO** is *low* then **WQI** is *Regular*

The size of the set depends from the number of rules that are involved in the environment evaluation (Table 6); a total of 135 rules have been used in this case. Outputs of rules are fuzzy expressions that can be determined as follows:

(9)

where *i, j, k and l* are the assessed level of the variable (high, normal, low, alkaline, acid, and hypoxia respectively).

Table 6. Examples of rules used by the FIS in a matrix, where (E) Excellent, (G) Good, (R) Regular and (P) Poor.

#	Temp	Sal	DO	PH	HWQI	#	Temp	Sal	DO	PH	HWQI
1	Normal	Normal	Normal	Normal	E	12	Normal	Low	Hypoxia	High	P
2	Low	Normal	Normal	Normal	G	13	Normal	Low	Hypoxia	Alkaline	P
3	Normal	Low	Normal	Normal	G	14	Normal	Low	Low	Acid	P
4	Normal	Normal	Low	Normal	G	15	Low	Low	Low	Low	P
5	Normal	Normal	Normal	Low	G	16	Normal	Low	Low	High	P
6	Normal	Normal	Normal	High	G	17	Normal	Low	Low	Alkaline	P
7	Normal	High	Normal	Normal	G	18	Normal	Low	Normal	Acid	P
8	High	Normal	Normal	Normal	G	19	Normal	Low	Normal	Alkaline	P
9	Low	Low	Normal	Normal	R	20	Normal	Normal	Hypoxia	Acid	P
10	Normal	Low	Low	Normal	R	21	Normal	Normal	Hypoxia	Low	P
11	Normal	Normal	Low	Low	R	22	Normal	Normal	Hypoxia	Normal	P

Aggregation

The aggregation process can be determinate in two phases: first, output rules are matched with the WQI membership functions (Fig. 2) as follows:

(10)

where l is the selected membership function (*excellent, good, regular, bad or danger*).

Finally, all membership functions are () combined creating one final membership function (), Fig. 3 shows this process.

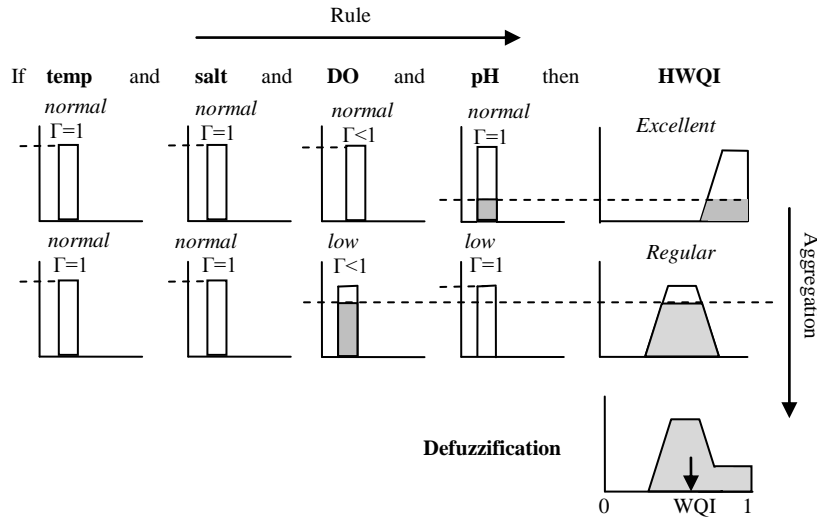


Fig. 3. Fuzzy inference systems, where membership functions are used to determine the membership value of WQI output.

Defuzzification

Membership functions transform the measurements to inputs of the FIS. Besides, defuzzification is an inverse process where output rules (fuzzy values) are transformed in real values (Chow, 1997). At the defuzzification step, the gravity center of the aggregated function $\mu_{out}(x)$ is calculated. The defuzzification is implemented using the centroid method as a solution (Ocampo, 2006; Chow,1997):

$$\text{---} \tag{11}$$

The final score for the WQI index have a range from the center of the *poor* function to the center of the *excellent* function [0.078, 0.87]. Therefore, different status values are located inside this range: *bad* is 0.078, *regular* is 0.3, *good* is 0.6 and *excellent* is 0.87. In order to have a [0, 1] range the output is normalized using the next equation:

$$\text{---} \tag{12}$$

where WQI_n is a normalized water quality index.

3.4 Experimental Results

Measurements of Database of Rancho Chapo Farm were used to exemplify the performance of the system. The experimental phase was carried out as follows: three months of measurements was extracted from data base (Fig 5), the Γ index is calculated using one day of information (96 measurements) as a fundamental pattern, and this process is repeated using the rest of the month. The FIS process the Γ classifications using the environmental rules evaluating when a potential negative situation is present in the pond. Defuzzification uses the rule outputs and the final result is normalized according to Eq. (12) in order to establish a [0, 1] index (Fig. 4).

There are several indices implemented by different international organisms that calculate water quality in water bodies. However, the principal problems resides where analysis for data sets are suggested to do, and the most part of indices only respond in fresh water environments or in situ analysis. Since CCME index allows assessing the test data sets in sea water ecosystems, it can be useful to evaluate the performance of the WQI index. The Canadian Council Minister of Environment proposes a method that can be used in coastal water (CCME, 2007). It calculates the number of failed tests of a set of environmental variables, and the average of the deviations of them (see Appendix A).

The WQI index is compared to the CCME index in Fig. 4 and 5, where the fuzzy environment effects can be observed in WQI score, and the final score directly depends on the FIS information treatment. CCME index are always greater 0.6 in June and July, giving a good and regular water quality in a non-fuzzy environment. CCME scores are high because they do not consider particular situations (i.e. hypoxia, anoxia, alkalinity and acid concentrations). From Fig. 4, 5 it can be observed that WQI matches better with

real data since dissolved oxygen reports very low concentrations and those are not processed by the CCME index. For better analysis, Table 7 presents the numerical estimates of negative situations for both indices.

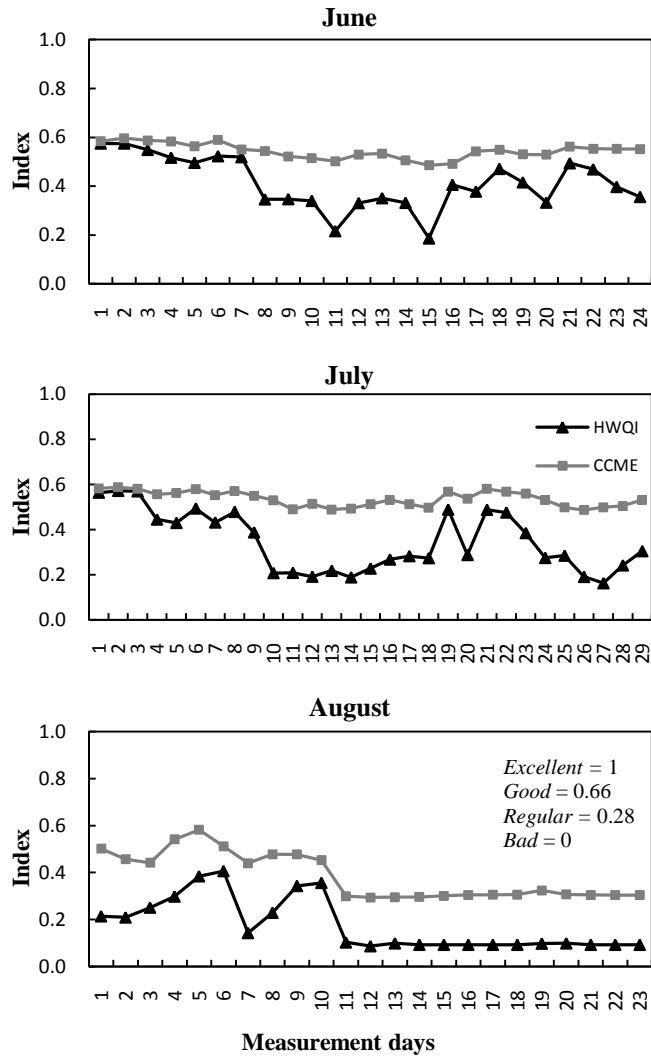


Fig. 4. Assessment of three months of concentrations using the WQI.

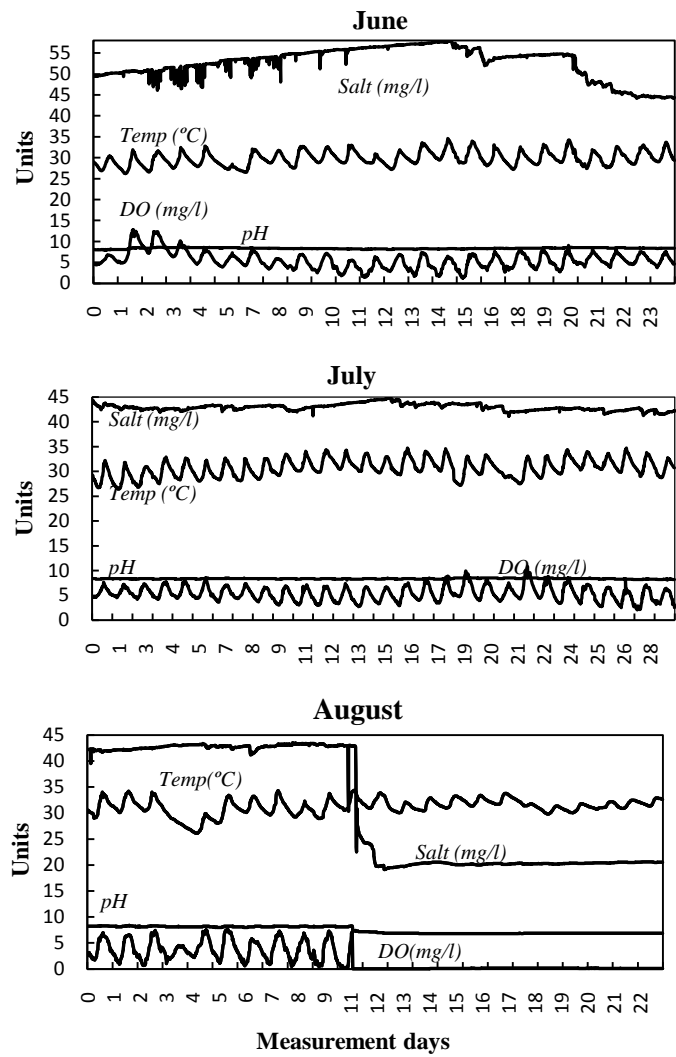


Fig. 5. Concentrations of physical-chemical variables of three months of measurements.

Table 7. Comparative between WQI and CCME indices

Temp (°C)	Salt (mg/l)	DO (mg/l)	pH	WQI	CCME	Observations
28.0	55.8	1.9	8.2			
28.0	55.8	1.8	8.2	0.0	0.75	Hypoxia situation by dissolved oxygen
28.0	57.0	2.8	8.2			
28.0	57.0	1.8	8.2			
28.0	19.0	5.6	3.1			
28.0	21.0	6.3	11.7	0.21	0.85	pH is acid and alkaline
28.0	45.0	3.0	4.0			
31.4	45.0	3.0	5.0			
25.0	19.0	8.2	8.5			
24.0	18.5	8.3	8.6			
25.0	19.0	8.3	8.5	1.00	1.00	Optimal conditions
25.0	17.0	8.4	8.5			

4 Water quality index prediction (PWQI)

4.1 Preprocessing

Smoothing

Environmental signals have several peaks values. This behavior can be caused by a failed device, human error or environmental situations. The four signals of the physical-chemical variables are smoothed in order to be more easily for processing and modeling (Proakis and Manolakis, 2007). A moving average weighted filter works using an average of signal points (measured concentrations) to produce new output points of the new filtered signal and smooth them (Kenney and Keeping, 1962; Chatfield, 2004; ABS, 2003). The smoothing process of the physical-chemical variables can be calculated as follows:

$$(13)$$

where $x(n)$ is the original signal, $y(n)$ is a new output signal, N is known as the filter order, b_i are filter coefficients. For $N=14$, 15 Spencer's coefficients are defined as $[-3, -6, -5, 3, 21, 46, 67, 74, 67, 46, 21, 3, -5, -6, -3]$. The smoothing process using the moving average weighted filter is:

$$(14)$$

Fig. 6 shows examples of the original and smoothed measured variables, where the random perturbations are suppressed.

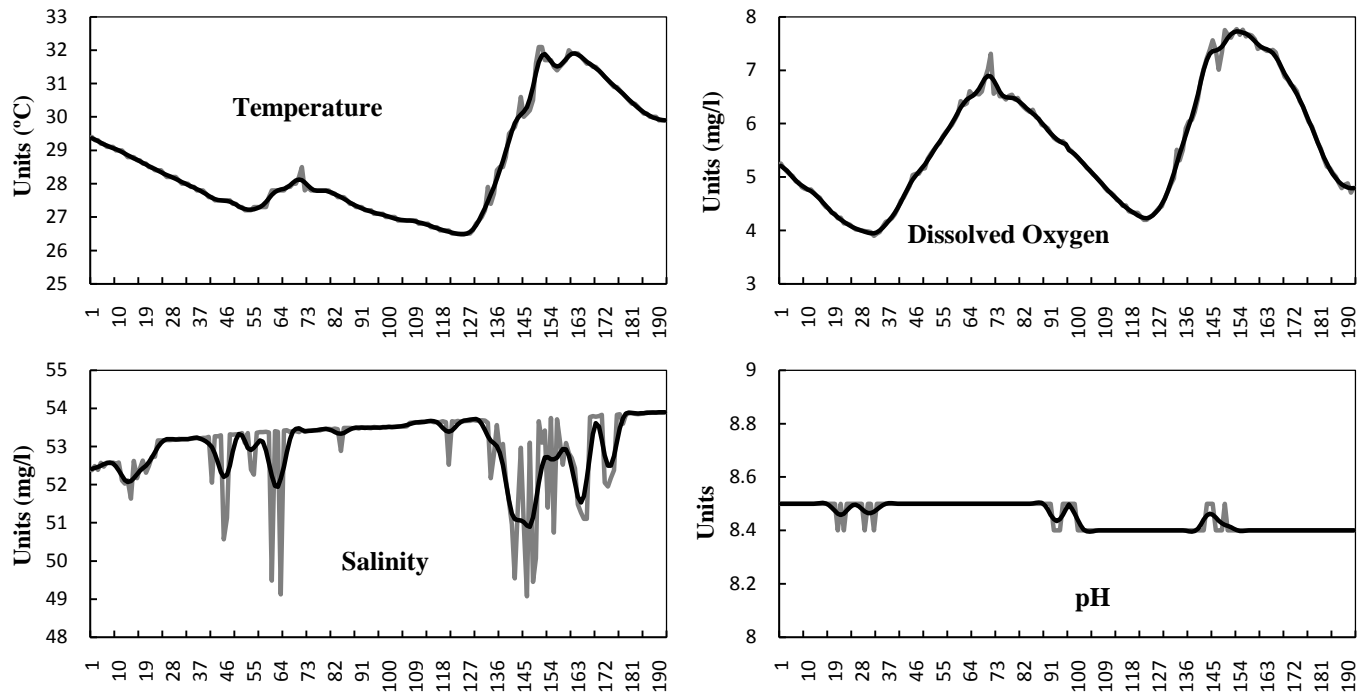


Fig. 6. Original and smoothed signal of physical-chemical variables using moving average filter.

Detrending

The environmental series usually contain some constant amplitude offset components or trends. The amplitudes of these trends sometimes corrupt the results of series' modeling. Therefore, it is necessary to remove them before performing further analysis

(Proakis and Manolakis, 2007). The trend is calculated using the linear regression method, where the equation of the estimated trend for a particular variable can be expressed as follows:

$$(15)$$

where a_0 and a_1 are coefficients that represent the intersection with the abscise axis and the pendent, respectively; y is a physical-chemical variable (temp, salt, DO and pH) and E is an error between the modeled and the observed values (Chatfield, 2004; Shumway y Stoffer, 2000; Chapra, 1999). The coefficient a_1 can be calculated as following:

$$(16)$$

where n is the number of points in the series, and x_i is the i^{th} measurement. The coefficient a_0 is calculated as:

$$(17)$$

4.2 Auto-Regressive Model (AR)

The AR model of a series allows predicting the current value x_t , based on past values $x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}$ and a prediction error. The parameter n determines the number of past values that are used for predicting the current value and it is known as the model order (De la Fuente and García, 1998, Brockwell, 1996). The model order can be estimated using the error estimator known as *PHI criterion* (Emmanuel, 1993; Chatfield, 2004):

$$(18)$$

where L is the number of points in a time series, n is a model order and V_n is a prediction error. The AR models that describe the physical-chemical variables using the model order estimated with *PHI criterion* are:

$$(15)$$

$$(19)$$

$$(17)$$

$$(20)$$

where a_i is the i^{th} AR coefficient, e_t is the predicted error.

The Yule-Walker method was used for calculating the AR coefficients (Dijkhof and Wensink, 2000; Becerra et al, 2008), and they can be determined using the next equation system:

$$(21)$$

where p is the model order and the correlation r_{xx} can be estimated as follows:

$$(22)$$

and x is the variable used in the series.

The Fig. 7 shows the reconstruction of the physical-chemical signals, where a total of 96 points (one day/24 hours) were predicted using the suggested AR(p) model.

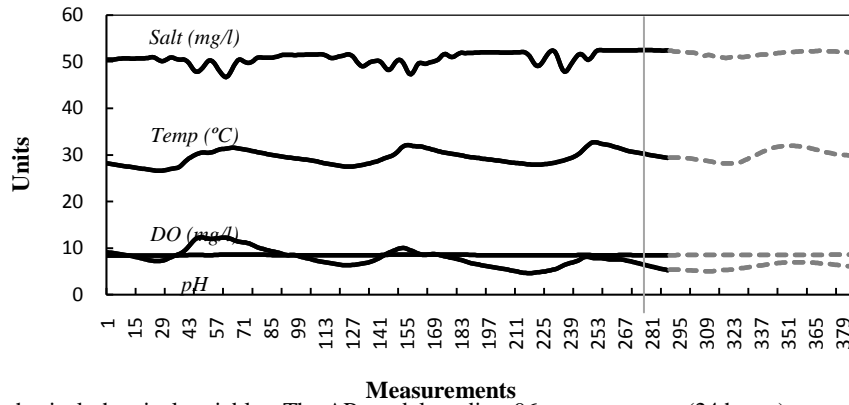


Fig. 7. Prediction of the physical-chemical variables. The AR model predicts 96 measurements (24 hours).

Finally, the predicted sections of the environmental series are processed using FIS proposed in Section 3 in order to determine the predictive water quality index.

4.3 Experimental Results

A predictability analysis shows the performance of the system. Prediction analysis (PWQI) for 12, 24, 36 and 48 hours have been compared to the real situation analysis (WQI) showing interesting results. Fig. 8 shows indices' scores, where 12 hours of analysis is more accurate in the water quality prediction. Fig. 9 shows the second prediction analysis results, where the relationship between estimated and real values confirms the good predictability of the 12 hours analysis; the points nearest to the diagonal line represent the more accurate predictions of the real water quality assessment. In general, the analysis of WQI for half day shows bad and regular water quality, but analyzing the resting day assessments the score shows different values having more regular water quality due to an improvement of the pond conditions in next hours.

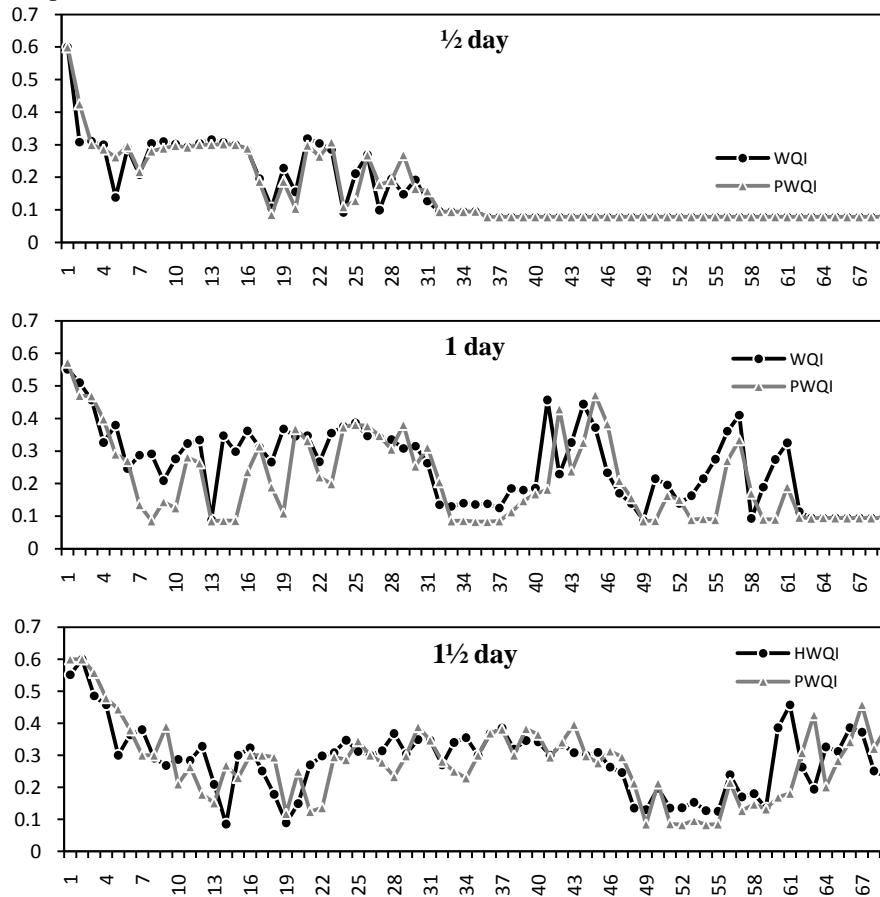


Fig. 8. Results of the prediction and assessment of the artificial habitat with a 12, 24, and 36 hours of horizon prediction **Fig. 8.** Results of the prediction and assessment of the artificial habitat with a 12, 24, and 36 hours of horizon prediction.

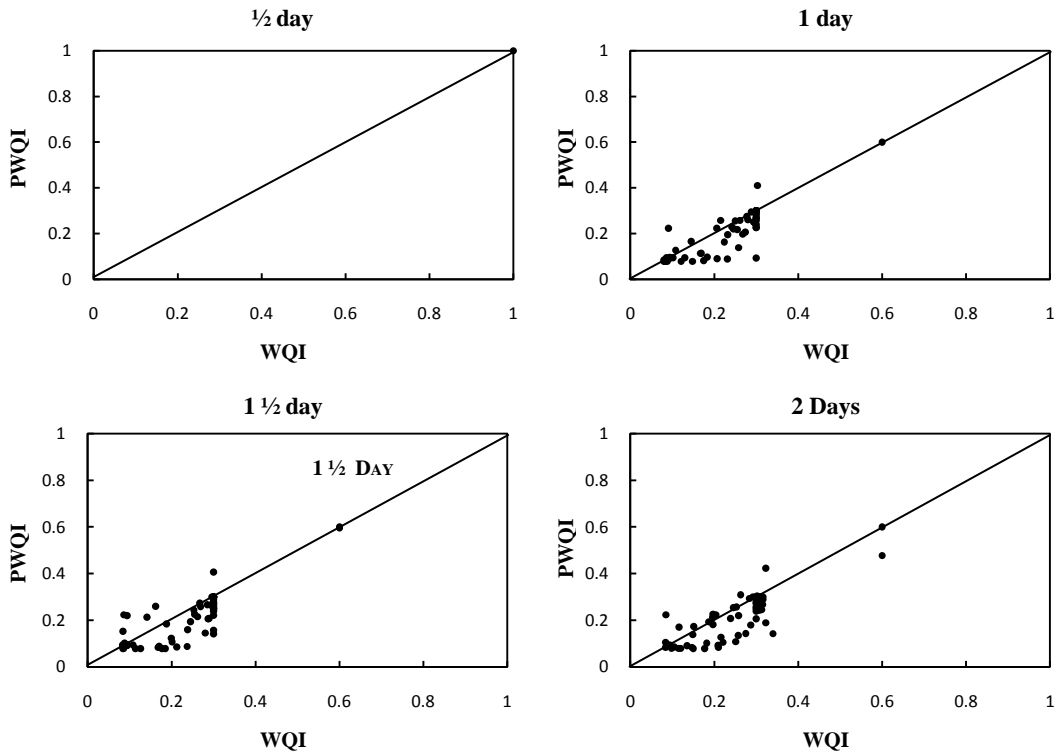


Fig. 9. Relationship of predicted (PWQI) and real values (WQI), where the diagonal line represents the prediction accuracy.

4.5 Error Prediction

When the number of measurements to predict is high, the prediction error increases (Fig. 10). In order to estimate how accurate the prediction is, the error can be modeled using the next expression:

$$(23)$$

where e is the predicted error, x is the prediction horizon expressed as the number of predicted points, and the term 1.16313 is the average deviation of the prediction error.

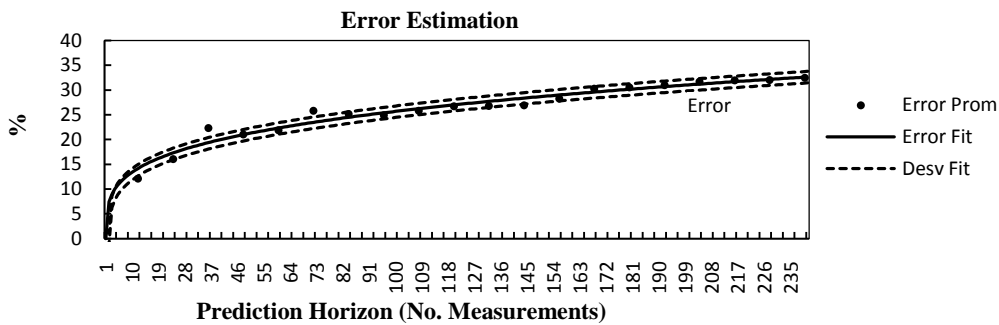


Fig. 10. Error estimation for different prediction horizons.

6 Summary and Conclusions

In this paper, a new algorithm for assessment of water quality in shrimp aquaculture based on fuzzy inference systems has been introduced. The model to assess the water quality status was built in two phases: first, it classifies the toxicity of concentrations in negative impact levels; second, it evaluates the effects in the ecosystem in order to determine the water quality status. A reasoning process evaluates all the harmful situations in the pond, which is reflected in a more accurate score in final results. More, another model for predicting water quality has been developed. The second model uses three phases: the first phase predicts one day

information; the second analyzes the predicted signals using WQI index in order to analyze this information; the third phase assesses real data and compares them to the predicted data. A comparison between indices shows a good performance of the prediction process. The model proposed in this research is a powerful tool in the decision support for monitoring future environmental problems in aquaculture shrimp systems.

Acknowledgments: The authors of the present paper would like to thank the following institutions for their support to develop this work: National Polytechnic Institute, Mexico, Biology Research Center of Sonora (CIB) and CONACyT.

7 Appendix A

Canadian Council Ministers of Environment Water Quality Index.

The percentage of the number of parameters whose objective limits are not met: The percentage of individual tests that do not meet the objectives

When the test value must not exceed the objective:

For the cases in which the test value must not fall below the objective:

normalized sum of excursions (*nse*) is calculated as

Asymptotic function that scales the normalized sum of the excursions from objectives (*nse*) to yield a value between 0 and 100.

The CCME is calculated as:

References

- Angulo, C. A. y Angulo, C. U. 2003. Estudio de Calidad del Agua y su Relación con el Crecimiento del Camarón Blanco (*Litopenaeus Vannamei*), en la Granja Camaronera Agua Verde, S.A. de C.V. en Rosario, Sin^o, M. Sc. Thesis, Universidad Autónoma de Sinaloa.
- Arredondo, J. y Ponce, J. 1998. Calidad Del Agua en Acuicultura, Ed. AGT S.A.
- [ABS] Australian Bureau of Statistics, A Guide to Interpreting Time Series –Monitoring Trends (2003).
- Becerra, M., Iano, Y., Tarumoto, M.: Evaluating some Yule-Walker Methods with the Maximum-Likelihood Estimator for the Spectral ARMA Model, *Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, Vol. 9, No. 2 (2008), 175-184.
- Bell, T. 1992, Principals of Shrimp culture chemotherapy. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA, PP. 227-237.
- Boyd, C. and Musing, Y. 1992. Shrimp pond effluents: observations of the nature of the problem on commercial farms. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA.
- Brockwell, P., and Davis, R.: Introduction to Time Series and Forecasting. Springer, New York (1996).
- [CCME] Canadian Council of Ministers of the Environment (Canada). 2004. An assessment of the application and testing of the water quality index of the Canadian Council of Ministers of the Environment for selected water bodies in Atlantic Canada. National indicators and reporting office. Available at :<http://www.ec.gc.ca/soer-ree/N> [Accessed August 2007].
- Chapra, S., Canale, R.: Métodos Numéricos para Ingenieros: México, McGraw-Hill 1999.
- Chatfield, C.: The Analysis of Time Series: An Introduction. 6th edition. Chapman & Hall/CRC (2004).
- Chien, Y. 1992. Water quality requeriments and management for marine shrimp culture. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA 144 – 156.
- Cohen, L.: Time-frequency signal analysis. Prentice Hall PTR 1995.
- Cohen, J., Samocha, T., Fox, J. 2005. Characterization of water quality factors during intensive raceway production of juvenile *Litopenaeus vannamei* using limited discharge and biosecure management tools. *Aquacultural Engineering*, Vol. 32. Elsevier, 425–442.
- De la Fuente, D., García, D.: Modelado de series temporales con métodos en bloque y recursivos. *Desarrollo de estimadores y predictores adaptativos*. *Questiío*, Vol. 12 (1988), 281-313.
- Dijkhof, W., Wensik, E.: Small sample statistics of the yule-walker method for autoregressive parameter estimation, Proceedings of European Signal Processing Conference 2000.
- Emmanuel C. 1993. Digital signal processing: a practical approach, Addison-Wesley

- Gutiérrez, J. 2004. Lógica difusa como herramienta para la bioindicación de la calidad del agua con macroinvertebrados acuáticos en la sabana de Bogotá – Colombia. *Caldasia* Vol. 26(1), 161-172.
- Gutiérrez, J., Riss, W., Ospina, R. 2006. Bioindicación De La Calidad Del Agua En La Sabana De Bogota – Colombia, Mediante La Utilización De La Lógica Difusa Neuroadaptativa Como Herramienta. *Limnología*, Vol. 28(1). *Caldasia* 45 – 46.
- Hirono, Y. 1992. Current practices of water quality management in shrimp farming and their limitations. Proceedings of the Special Session on Shrimp Farming. World Aquaculture Society, USA.
- [INE] Instituto Nacional de Ecología. 2000. La calidad del agua en los ecosistemas costeros de México.
- Kenneth, H. 1998. Water Quality Prediction and Probability Network Models, North Carolina State University.
- Kenney, J. and Keeping, E.: Mathematics of statistics. Princeton, NJ. 3rd ed. Van Nostrand, p. 223, 1962.
- Li, Y., Li, J., Wang, O. 2006. The effects of dissolved oxygen concentration and stocking density on growth and non-specific immunity factors in Chinese shrimp, *Fenneropenaeus chinensis*. *Aquaculture*, Vol. 256. Elsevier, 608–616.
- Martínez L. 1998. Ecología de los sistemas acuícolas, AGT Editor, México.
- Martínez L. 1994. “Cultivo de Camarones Pendidos, *Principios y Practicas*”, Ed. AGT Editor S.A.
- Chow, M. 1997. Methodologies of using neural network and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection. World Scientific. Singapore.
- [NSF] National Sanitation Foundation International. 2005. Available at: <http://www.nsf.org> [Accessed August 2007].
- Navarro, L., Mascarenhas, A., Durazo, R. 1992. Una nota sobre la temperatura y salinidad de la capa superior del océano en la entrada del golfo de california en agosto 1992. *Ciencias Marinas* Vol. 23.
- Páez O, F. 2001. Camaronicultura y Medio Ambiente. Instituto de Ciencias del mar y Limnología. UNAM. pp. 271-298, México, 2001.
- Proakis, J., Manolakis, D. 2007. Tratamiento digital de señales. Pearson Education, Vol. 1, 4ª Ed. España.
- Ocampo, W., Ferré, N., Domingo, J., Schuhmacher, M. 2006. Assessing water quality in rivers with fuzzy inference systems: A case study. *Environment International*, Vol 32. Elsevier, 733-742.
- [SEMARNAP], Secretaría de Medio Ambiente, Recursos Naturales y Pesca. 2006. NOM-001-ECOL-1996.
- Samocha, T.: Shrimp nursery systems and management. World Aquaculture Society, L.A. USA (1992), PP. 87-105.
- Shumway, R. and Stoffer, D.: Time Series Analysis and Its Applications. Springer-Verlag. New York (2000).
- Soler, V. 2007. Lógica Difusa Aplicada a Conjuntos Imbalanceados: Aplicación a la Detección del Síndrome de Down, Departament de Microelectrònica i Sistemes Electrònics, Universitat Autònoma de Barcelona, Ph. D. Thesis.