

SISTEMA NEURODIFUSO APLICADO A LA ACUICULTURA

NEUROFUZZY SYSTEM APPLIED TO AQUACULTURE

Aldo Osuna Pérez

Tecnológico Nacional de México/ IT de la Laguna, México
m.aosunap@correo.itlalaguna.edu.mx

Juan Sifuentes Mijares

Tecnológico Nacional de México/ IT de la Laguna, México
jsifuentesm@correo.itlalaguna.edu.mx

Ruth De La Peña Martínez

Tecnológico Nacional de México/ IT de la Laguna, México
rdelapenam@correo.itlalaguna.edu.mx

José Dolores Ruiz Ayala

Tecnológico Nacional de México/ IT de la Laguna, México
jdruiza@correo.itlalaguna.edu.mx

Recepción: 19/marzo/2026

Aceptación: 26/mayo/2026

Resumen

En el presente documento se muestra el diseño de un sistema para controlar la alimentación en granjas de camarón, el cual está basado en el análisis del sonido producido por los camarones al estarse alimentando. Cuenta con un sistema de redes neuronales artificiales, el cual tiene como función identificar la densidad de camarones presentes en el estanque, y para decidir la cantidad de alimento a proporcionar, se tiene un controlador difuso.

Los resultados de este proyecto se consideran aceptables, ya que el porcentaje de error en la estimación es pequeño. Este sistema cuenta con un módulo de radiofrecuencia que le proporciona esta información a la tolva del alimentador, el cual se encarga de ejecutar la información recibida. Este sistema permite a las granjas de camarón eliminar los desperdicios por sobre alimentación reduciendo costos y la contaminación del agua.

Palabras Clave: Acuicultura, análisis de frecuencia, lógica difusa, redes neuronales.

Abstract

This document presents the design of a system to control feeding in shrimp farms, which is based on the analysis of sound produced by the shrimp while it is feeding. It includes a neural network to identify the density of shrimp in ponds, and it has a fuzzy controller to determine the amount of food to provide.

The results obtained can be considered acceptable because the percentage of error in the estimation is small. This system has a radio frequency (RF) module that sends the required information to the feeder hopper, which executes the received instructions. This system enables shrimp farms to eliminate waste from overfeeding, thereby reducing costs and contamination of the water.

Keywords: *Aquaculture, frequency analysis, fuzzy logic, neural network.*

1. Introducción

El uso de metodologías de inteligencia artificial tales como las redes neuronales, lógica difusa, análisis en la frecuencia e hilvanado con el análisis estadístico en la optimización de los sistemas de alimentación en granjas de camarón son factibles de beneficiarse significativamente. Las redes neuronales artificiales permiten identificar con alta precisión la talla del camarón basándose en la caracterización de los sonidos que producen al estar alimentándose [Bohnenstiehl, 2016].

La lógica difusa presenta una particular facilidad para tomar decisiones en donde existen escenarios con alta incertidumbre, el sistema es capaz de ajustar dinámicamente las proporciones de alimento basándose en el comportamiento de los camarones y los datos procesados en tiempo real. Con el análisis en la frecuencia se obtienen las características más medibles de la acción más importante en el proceso de crianza del camarón que es la alimentación. El uso de herramientas estadísticas reduce el volumen de datos, realza características importantes y añade facilidad en su manejo.

El uso de las metodologías anteriores puede mejorar la rentabilidad y sostenibilidad de la acuicultura en la reducción del desperdicio de alimento, al mejorar la conversión alimenticia. Esto también contribuye a minimizar el impacto ambiental y eleva la producción en las granjas de camarón de México y del mundo.

La acuicultura, consiste en la actividad del cultivo de organismos acuáticos, de agua dulce o salada, esto ha convertido algunas presas, lagos o lagunas, en zonas de explotación de recursos naturales marinos, como algas, moluscos, crustáceos y peces. Representando una fuente adicional en la producción alimentaria y de trabajo en México, según datos de la Secretaría de Agricultura y Desarrollo Rural de México [SAGARPA, 2017; CONAPESCA, 2024].

2. Métodos

En la producción del camarón, el método de alimentación más simple y aún utilizado es el manual, el cual consiste en proporcionar el alimento de forma directa, (Figura 1). La alimentación representa uno de los porcentajes más grandes de los costos en la acuicultura. Es aquí donde recae el principal objetivo a resolver con los alimentadores automáticos, reducir lo más que se pueda la cantidad de alimento para que se desperdicie lo menos posible. Se estima que entre el 60 – 65% de los costos de producción del camarón es el alimento [Bjornsdottir, 2016].



Fuente: Elaboración propia.

Figura 1 Alimentación manual o por boleó.

Una gran parte de los desperdicios producidos en la acuicultura son por causa del proceso de alimentación, por lo que, si se reduce la cantidad de alimento desperdiciado, consecuentemente también se reduciría el Factor de Conversión Alimenticia (*FCA*) [Hanna, 2024], es decir, cuánto del alimento suministrado se convierte en la biomasa del camarón y se expresa en la Ecuación 1. Normalmente con el tipo de alimentación por boleó se tiene un *FCA* de entre 2.0 y 2.5, razón por la cual se busca reducir el *FCA*.

$$FCA = \text{Alimento suministrado} / \text{Peso total del camarón} \quad (1)$$

La metodología utilizada combina varios enfoques. Primero se aplica procesamiento de señales, transformando la señal del hidrófono al dominio de la frecuencia para extraer características relevantes, como los sonidos de alimentación de los camarones, datos de magnitud y frecuencia. Mediante un proceso estadístico por lotes, se reduce la cantidad de datos sin perder la información clave, esto facilita el procesamiento realizado por las redes neuronales artificiales (RNA), utilizadas para identificar patrones en los datos acústicos. Finalmente, se emplea lógica difusa para la toma de decisiones, permitiendo manejar la incertidumbre en la cantidad y el tiempo de alimentación en el estanque. Estos procesos y metodologías utilizadas se describen a continuación:

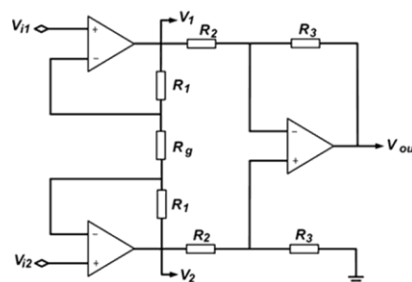
- **Las Redes Neuronales Artificiales (RNA).** Una RNA está conformada por capas de nodos que simulan neuronas, una de entrada, una o varias internas u ocultas y la de salida. Los nodos están interconectados, y programados de tal forma que representan una ponderación específica, con un límite o umbral determinado, el cual, si es rebasado, hay una activación del nodo, que le indica que debe enviar información a la siguiente capa. De acuerdo con su programación, y a la naturaleza del problema a resolver, las RNA pueden ser de aprendizaje supervisado (entrenadas), o de aprendizaje autónomo. Ese aprendizaje lo van logrando con la optimización de su función de costo definida, realizando ajustes a ponderaciones y sesgos [IBM, 2025].
- **Transformada de Fourier.** Al igual que la transformada de Laplace, que permite resolver de manera algebraica sistemas modelados con ecuaciones diferenciales, la serie trigonométrica de Fourier es una opción eficiente para representar señales en función de componentes de frecuencia. Esto la convierte en una herramienta para analizar señales en el dominio de la frecuencia [Trujillo, 2022].
- **Transformada rápida de Fourier.** Esta variante sirve para analizar señales, de una manera más rápida y con mayor precisión en la mayoría de los casos. Dadas sus características de velocidad y precisión, permite análisis de señales de audio, y comprimir imágenes de forma eficiente. Por su eficiencia la

transformada rápida de Fourier puede manejar grandes volúmenes de datos, lo que la posiciona como una herramienta muy importante en la ingeniería moderna. Su uso en las comunicaciones es esencial, ya que facilita la transición de señales en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia, comprimiendo datos y eliminando ruido en el proceso, dando como resultado transmisiones más claras y rápidas [Modern-Physics, 2025].

- **Lógica difusa.** Es una estrategia que conduce a obtener soluciones concluyentes, partiendo de datos imprecisos o ambiguos. Los conjuntos de datos difusos se agrupan por su naturaleza en diferentes funciones llamadas de pertenencia, representando entonces modelos de comportamiento. Las funciones más comunes son: Función Gamma, que toma la forma de la mitad izquierda de un trapecio, Función L , la parte derecha de un trapecio o Gamma inversa, Función Triangular, acorde con su nombre, y Trapezoidal [GISI, 2018].

Adecuación de las señales eléctricas

La señal proveniente del hidrófono por sí sola es inadecuada para ser muestreada por el microcontrolador, el cual fue un *Teensy 4.1*, en donde las características de las entradas analógicas presentan un rango en amplitud de voltaje de 0 a 3.3 V, con una precisión en la conversión de 12 bits y una frecuencia de muestreo de 45 kHz. Para resolver el problema de adecuación de la señal se implementó un circuito amplificador del tipo de instrumentación (Figura 2).



Fuente: Elaboración propia

Figura 2 Circuito amplificador tipo instrumentación.

La ganancia de la etapa de preamplificación del circuito puede ser obtenida mediante la Ecuación 2, en donde R_1 , R_2 , R_3 y R_g son resistencias usadas para

controlar las ganancias G de las diferentes etapas del circuito; V_{out} y V_i son voltajes de salida y entrada respectivamente. Para la etapa de amplificación la ganancia resulta de la relación de las resistencias R_3 y R_2 (Ecuación 3), mientras que la expresión para el voltaje de salida del circuito está dada por la Ecuación 4.

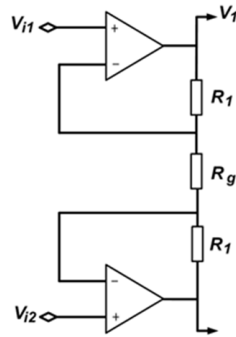
$$G_1 = 1 + \frac{2R_1}{R_g} \quad (2)$$

$$G_2 = \frac{R_3}{R_2} \quad (3)$$

$$G_1 = (V_{i2} - V_{i1})G_1G_2 \quad (4)$$

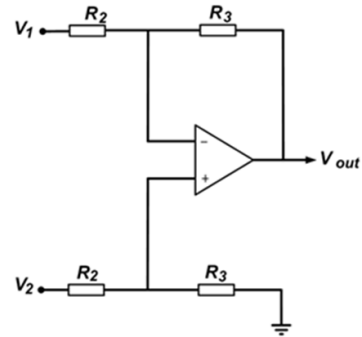
En el diseño de las ganancias de la etapa preamplificadora (Figura 3), se llevó a cabo un análisis con base a la amplitud máxima generada por el hidrófono y se propusieron ganancias diferentes con la finalidad de no saturar los circuitos y obtener el máximo rango en las etapas del preamplificador, para que la amplitud de la salida del circuito no sea mayor al valor máximo en la entrada aceptable por el microcontrolador.

Se realizaron medidas en el hidrófono para conocer los valores adecuados para la ganancia total y para el cálculo se utilizaron las Ecuaciones 2, 3 y 4. Se selecciona el valor para G_T (G_1G_2) de 16.66, y se propone dividir G_T en G_1 y G_2 , con $G_1 = 1.66$. Sustituyendo G_1 en la Ecuación 2, se obtienen los valores R_1/R_2 de 0.33 y en la etapa de amplificación se propuso que la ganancia sea $G_2 = 10$ por lo que de la Ecuación 3 se obtiene la relación de $R_3/R_2 = 10$. El sistema de alimentación de voltaje a los circuitos es solo de voltaje positivo. Por lo cual el resultado de ambas etapas es un voltaje positivo propuesto. Puesto que en su conjunto las dos etapas al final de su proceso, el resultado es una señal amplificada sin la inversión de fase; es decir que la señal de salida es de la misma forma y sentido que la señal de entrada claro con su correspondiente amplificación de 16.66 para tener el máximo rango de variación en la entrada analógica del microcontrolador *Teensy 4.1*. En ambos casos, en las Ecuaciones 2 y 3, se propone un valor para una de las resistencias desconocidas y se calcula el otro. Los valores de las resistencias propuestos deben ser seleccionados en el rango superior a los 100 $k\Omega$, para tener un mejor desempeño y baja atenuación de la señal de entrada (Figura 4).



Fuente: Elaboración propia.

Figura 3 Etapa de preamplificación.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4 Etapa de amplificación.

Transformada de Fourier

Una aplicación de las más comunes en las que se utiliza la transformada de Fourier es la identificación o detección de picos de amplitud en el dominio de la frecuencia asociados a algún sonido característico [Blahut, 2010]. La historia de los algoritmos de procesamiento rápido de señales tiene su origen en Cooley [1965] citado por Gasmi [2022], donde se propone un nuevo algoritmo más eficiente llamado Transformada Rápida de Fourier o FFT (por sus siglas en inglés), la cual se muestra en la Ecuación 5, donde $W = e^{(-2i/N)}$, $i = \sqrt{-1}$ y $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$.

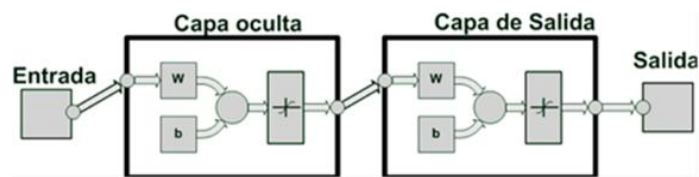
$$a(k) = \sum_{j=0}^{N-1} x(j)W^{jk} \quad (5)$$

Redes Neuronales Artificiales (RNA)

La Inteligencia Artificial es una vertiente de las ciencias computacionales [FCCTAC, 2018]. Ese comportamiento que expresa inteligencia y raciocinio se ha logrado en gran medida con algoritmos basados en las redes neuronales biológicas, trasladando su comportamiento a las Redes Neuronales Artificiales. También se han desarrollado infinidad de agentes para el reconocimiento de lenguaje y de imágenes, así como otros para el aprendizaje automático o Machine Learning [Torra, 2019].

Las redes neuronales artificiales son utilizadas para identificar el parámetro de la densidad de la biomasa del camarón presente en los esteros o estanques de las granjas de camarón. En la búsqueda de una RNA adecuada se realizaron diferentes

experimentos y pruebas, de las cuales se optó por utilizar la arquitectura Feed-Forward emparejada con el algoritmo de entrenamiento Back-Propagation, la Figura 5 muestra la estructura general de estas RNA seleccionadas.



Fuente: elaboración propia.

Figura 5 Estructura general de las RNA seleccionadas.

En la Tabla 1 se muestra una comparativa entre las RNAs entrenadas que obtuvieron el mejor desempeño. Para llegar al mejor desempeño, previamente se entrenaron una gran cantidad de RNAs, con diferentes funciones de activación en las capas ocultas y en la capa de salida, así como también variando la cantidad de capas escondidas.

Tabla 1 Características de las diferentes RNA entrenadas.

Parámetros	Redes		
	Red1	Red 2	Red 3
Número de Entradas	10	10	10
Capas Ocultas	100	10	100
Función de Activación de la Entrada	logsig	logsig	tansig
Función de Activación de la Salida	purelin	satlin	purelin

Fuente: elaboración propia.

Sistema de lógica difusa

Un sistema difuso es un sistema basado en conocimiento o basado en reglas. La base de un sistema difuso es un conocimiento interpretado en forma de las llamadas reglas IF-THEN (sí-entonces). Se dice que una regla difusa IF-THEN es una instrucción en la que algunas palabras son caracterizadas como funciones de membresía. Las funciones de membresía evalúan el grado de pertenencia de una variable del mundo real a un conjunto difuso y estas son funciones continuas [Vidal, 2023]. Un conjunto difuso está conformado por un universo de discurso X , que se define como una colección de objetos con las mismas características, cuyos

elementos de este mismo universo se pueden representar como x y pueden ser discretos, enteros, o números reales [LSE, 2025]. Hay una variedad de tipos de sistemas difusos, dentro de los cuales se seleccionó el Mamdani, tipo de sistema difuso que fue diseñado por Mamdani y Asslian en 1975, para controlar una máquina de vapor [Matlab help center, 2025; Stepanenko, 2023].

Diseño del sistema de lógica difusa

Para esto se tomaron en consideración algunas especificaciones proporcionadas por parte de los expertos en el ámbito de la producción acuícola. Algunos de los datos proporcionados por la gente experta en el ámbito acuícola, fueron el tiempo de encendido del alimentador con respecto a la cantidad de camarones. El sistema difuso propuesto fue del tipo Mamdani, utilizando tanto en la salida como en la entrada, se tienen tres conjuntos difusos.

En la Figura 6, se muestra en bloques el sistema difuso con sus respectivas variables, tanto de entrada como de salida. Se tiene una sola entrada que es la densidad de los camarones, mientras que en la parte de la salida se tiene de igual manera una sola variable, el cual es el tiempo de encendido del alimentador. Para el proceso de la defusificación, se decidió utilizar el método del centro de gravedad.



Fuente: elaboración propia.

Figura 6 Diagrama a bloques del sistema difuso.

Funciones de membresía

Para el diseño de las funciones de membresía se consultó con expertos acerca de los ajustes de tiempo de alimentación en relación con la densidad de camarones. La entrada del sistema difuso está conectada a la salida de la red neuronal. La salida del sistema difuso se conecta directamente con el temporizador de encendido del alimentador. En la Figura 7, se observan las funciones de membresía de la entrada

Densidad de Camarones, en las cuales se tienen tres, dos de ellas del tipo trapezoidal y una triangular.

Las funciones de membresía trapezoidales se ubican en los extremos mientras que la función del centro es la triangular, con un universo de discurso de 0 a 200 camarones. Con rojo se tiene la función de membresía Poca, con azul la función de membresía Mediana y con verde la función de membresía Alta; los parámetros de cada función de membresía de entrada son: $Poca = [-600 - 600 0 100]$, $Mediana = [0 100 200]$, $Alta = [100 200 600 600]$. En las Figuras 7 y 8 las funciones trapezoidales no aparecen completas debido al rango seleccionado en el universo de discurso.



Fuente: elaboración propia.

Figura 7 Funciones de membresía de la entrada.



Fuente: elaboración propia.

Figura 8 Funciones de membresía de la salida.

Para la salida, al igual que en la entrada, se tienen tres funciones de membresía y con la misma selección de funciones, dos trapezoidales ubicadas en los extremos y una triangular, ubicada en el centro del universo de discurso. En la Figura 8, se observa la función de membresía *Tiempo de encendido*, con un universo de discurso de 0 a 120 s. Con color rojo se representa la función de membresía Bajo, en color azul se tiene la función de membresía Medio y finalmente en color verde se tiene la función de membresía Demasiado. Los rangos de cada función de

membresía de salida son: *Bajo* = $[-600 - 600 \ 0 \ 60]$, *Medio* = $[0 \ 60 \ 120]$, *Demasiado* = $[60 \ 120 \ 600 \ 600]$.

La relación que se encontró entre la *densidad de camarones* y el *tiempo de encendido* del alimentador (Tabla 2) muestra que entre menor sea la *densidad de camarones*, menor será el *tiempo de encendido* del alimentador; mientras que, si la actividad del camarón es alta, el *tiempo de encendido* del alimentador será mayor, con un límite de 120 s.

Tabla 2 Relaciones para la base de reglas difusas.

Densidad	Tiempo
Poca	<i>Bajo</i>
Mediana	<i>Medio</i>
Alta	<i>Demasiado</i>

Fuente: elaboración propia.

Prototipo final

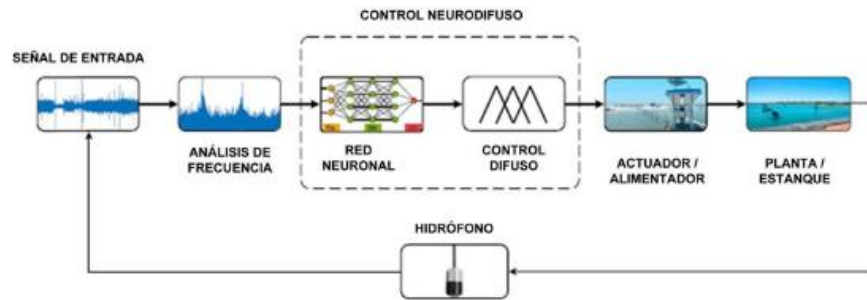
Se utilizó un microcontrolador de la familia *Teensy* para implementar físicamente todo el sistema neurodifuso y se elaboraron programas teniendo en consideración la placa de desarrollo que se observa en la Figura 9. Algunas características del microcontrolador *Teensy* 4.1 son: Procesador ARM cortex M7 de 600 MHz, 55 puertos de entrada/salida, 18 entradas analógicas de 12 bits, 8 megabytes de memoria flash, compartimiento para memoria SD, 8 puertos seriales, puerto Ethernet, puerto USB y más. Respecto al entorno de programación, en resumen, se tiene que los diferentes programas elaborados para el funcionamiento de cada parte del sistema todos fueron desarrollados y compilados en el entorno de programación Arduino, y que para poder implementar dichos programas se utilizó la placa de desarrollo *Teensy* 4.1.

En la Figura 10, se puede observar un diagrama a bloques del sistema alimentador completo, en el cual se muestra paso a paso todo el proceso que se lleva a cabo y las etapas por las que pasa la señal obtenida por el hidrófono. También se puede observar cómo existe una realimentación del estanque justamente por el hidrófono para volver a transformar la señal y realizar de nueva cuenta todo el proceso necesario.



Fuente: elaboración propia.

Figura 9 Placa de desarrollo del microcontrolador *Teensy* versión 4.1.



Fuente: elaboración propia.

Figura 10 Sistema neurodifuso aplicado a un alimentador para granjas de camarón.

Método propuesto

El método propuesto para resolver el problema de ¿cuánto alimento se debe proporcionar?, dependiendo de la cantidad de los camarones por metro cúbico en los estanques de crianza, se resuelve en este trabajo de una forma elegante y eficiente. La estimación de la densidad de la biomasa de los camarones se realiza mediante un sensor hidrófono, el cual proporciona la señal de sonido que producen los camarones en su actividad de alimentación. Los datos son transformados del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. Después, mediante el uso de herramientas estadísticas y redes neuronales se infiere la biomasa presente. En la etapa final, un sistema de lógica difusa con funciones de pertenencia y reglas difusas es ajustado, con base en el conocimiento y experiencia de personas dedicadas a esta labor. Así es como finalmente se obtiene el tiempo que se debe activar la tolva del alimentador.

3. Resultados

Se ha usado el software Matlab para realizar el entrenamiento de las diferentes redes utilizadas. Los parámetros empleados para las 3 RNAs son los siguientes respectivamente: No. de capas, Función de activación, No. de entradas y Función

de activación de salida, para la RED1 100, *logsig*, 10, *pureline*; para la RED2 10, *logsig*, 10, *satlin* y para la RED3 100, *tansig*, 10, *pureline*. Para las pruebas reales de desempeño se han empleado datos de sonido tomados con el hidrófono conectado al circuito amplificador y de diferentes estanques, con diferentes densidades de camarón. El lenguaje utilizado por el microprocesador *Teensy* es el popular lenguaje Arduino.

Con la finalidad de obtener resultados objetivos del desempeño del sistema se toman los resultados de los errores que existen entre los valores estimados en la cantidad de camarones por la red neuronal y los valores reales. Dado que sería poco práctico ir midiendo cada valor estimado y comparándolo de forma individual con su valor real, se utilizó la fórmula del error cuadrático medio (Ecuación 6) para obtener un solo valor más global del desempeño de cada una.

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|^2} \quad (6)$$

Donde N es el número total de muestras y n es el número de elemento.

Al observar los resultados (Tabla 3), hay que señalar que los valores menores son los que se están buscando, y es así como se puede establecer que la que mejor comportamiento tuvo fue la Red 3, puesto que esta es la que presenta dos de los mejores desempeños de los 4 escenarios ante los cuales fueron probadas. Para poder llegar a la conclusión de cuál red neuronal tiene mejor desempeño, se realizó un análisis de los errores de las salidas obtenidos de los diferentes escenarios, por medio de la fórmula del valor RMS para señales discretas que se calcula con la Ecuación 6. Todas las unidades de los errores mostrados son *camarones/m³*.

Tabla 3 Valores RMS de desempeño de las RNA en 4 escenarios diferentes.

Criterio	Red 1	Red 2	Red 3
Escenario 1	9.364	12.4147	7.4464 *
Escenario 2	13.6713	8.4673 *	9.8917
Escenario 3	23.1501	27.6967	18.0865 *
Escenario 4	16.0183 *	23.3719	26.3322

Fuente: elaboración propia.

Para poder obtener los gráficos de los errores de la salida de las diferentes redes entrenadas, se requirió de otro vector similar de pruebas y con el cual se realizó la verificación del funcionamiento. En la Tabla 3 se observa claramente que los menores valores de error RMS los tiene la Red 3 en el escenario 1 y 3, además que en la suma total de los valores también el menor es el de la Red 3, al hacer la sumatoria por columnas. Además, sobre los resultados obtenidos se infiere una reducción del Factor de Conversión Alimenticia (*FCA*), lo cual implica una mejora en la eficiencia de la alimentación y a la vez se producen menos residuos orgánicos en los estanques de cultivo.

4. Discusión

La disminución del desperdicio de alimento es clave para atenuar el impacto ambiental de la acuicultura, ya que reduce la acumulación de materia orgánica en el fondo de los estanques, disminuyendo la demanda bioquímica de oxígeno y el riesgo de eutrofización de los cuerpos de agua circundantes.

La eutrofización es la contaminación de las aguas dulces debido al aumento de nutrientes inorgánicos principalmente nitrógeno y fósforo, debido a actividades humanas, que producen una sobrepoblación de fitoplancton, reduciendo los niveles de oxígeno en el agua y perjudicando la supervivencia de los seres vivos que lo necesitan.

Al analizar los resultados presentados en la Tabla 3, el escenario con mayor error presentó una desviación del 13.84% respecto a la *densidad de camarón* en el estanque, mientras que el escenario con menor error (Escenario 1) solo mostró un 7.44% de desviación, lo que representa un incremento significativo en la precisión del sistema.

Los sistemas alimentadores de donde se obtuvieron las muestras para el entrenamiento de las Redes Neuronales Artificiales (RNA) provinieron de granjas artificiales que emplean aireadores para la oxigenación del agua, con una densidad aproximada de 300 camarones por metro cuadrado.

Este tipo de tecnología no solo optimiza el proceso de alimentación, sino que también contribuye a la sostenibilidad del cultivo al mejorar la calidad del agua y

reducir el impacto de los desechos. Para consolidar una mayor aplicabilidad del sistema desde una perspectiva ambiental y de desarrollo tecnológico, es necesario entrenar nuevas RNA considerando diferentes características en las granjas de camarones, más variaciones en las condiciones físicas de producción, comportamiento y tipo del aireador, las dimensiones del estanque, la biomasa y etapa de crecimiento. Además, la validación del sistema en una granja en tiempo real permitirá evaluar su desempeño y eficiencia en entornos naturales y su potencial para reducir la huella ecológica de la acuicultura intensiva.

5. Conclusiones

El principal propósito de este documento es presentar un diseño de un sistema para la estimación de la biomasa de camarón presente en estanques determinando la cantidad de alimento que se debe proporcionar, aplicable al proceso de la alimentación en granjas de cultivo de camarón, basado en técnicas de control moderno, como lo son las RNA y el control difuso. Se obtuvo un resultado positivo al realizar el proyecto debido a que el sistema fue capaz de capturar el sonido generado por los camarones, por medio de un hidrófono, acondicionando las señales para que el microcontrolador lo pudiera leer y procesar para poder encontrar las diferentes frecuencias que el camarón emite, y el cual indica la actividad.

Con los resultados obtenidos, se espera bajar el FCA, debido a que el escenario que tiene mayor error solo representaría un error del 13.84% con respecto a la *densidad de camarones* que hay en el estanque, mientras que el escenario con menor error fue el Escenario 1, con un error del 7.44%. Al final el sistema alimentador se entrenó bajo condiciones diversas tales como, diferentes tipos de granjas, con y sin aireadores, condiciones de temperatura, diferentes densidades y tamaño de camarones.

Agradecimientos

Al Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de la Laguna, a la red RICCA, al SECIHTI, al PRODEP, y a la empresa ACUICULTEC por su apoyo parcial para la conclusión de este trabajo.

6. Referencias y Bibliografía

- [1] Bjornsdottir, R., Oddsson, G.V., Thorarinsdottir, R.I., Unnthorsson, R., Taxonomy of Means and Ends in Aquaculture Production—Part 1: The Functions. *Water*, 8, 319, 2016.
- [2] Blahut RE., *Fast Algorithms for Signal Processing*. Cambridge University Press, 2010.
- [3] Bohnenstiehl, D., Lillis, A., & Eggleston, D., The Curious Acoustic Behavior of Estuarine Snapping Shrimp: Temporal Patterns of Snapping Shrimp Sound in Sub-Tidal Oyster Reef Habitat. *Plos One*, 2016.
- [4] CONAPESCA, (2024). Se Posiciona México como el Segundo Mejor Productor de Camarón en Latinoamérica. Comisión Nacional de Acuacultura y Pesca, 26 de enero de 2024, Obtenido de <https://www.gob.mx/conapesca/prensa/se-posiciona-mexico-como-el-segundo-mejor-productor-de-camaron-en-latinoamerica?idiom=es-MX>.
- [5] Cooley, J., & Tukey, J., An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series. *Mathematics of Computation*. Vol. 19, No. 90, pp. 287-301, 1965.
- [6] FCCTAC, *Inteligencia Artificial*. Oficina de Información Científica y Tecnológica para el Congreso de la Unión, INCyTU, México, marzo 2018.
- [7] Gasmi, A., (2022). What is Fast Fourier Transform? Hal Science Ouverte, Obtenido de <https://hal.science/hal-03741810>.
- [8] GISI, (2018). *Acervo para el Mejoramiento del Aprendizaje de Alumnos de Ingeniería en Inteligencia Artificial*. UNAM Cuautitlán, México, Obtenido de: https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/?page_id=997#:~:text=La%20I%C3%B3gica%20difusa%2C%20es%20una,de%20informaci%C3%B3n%20ambigua%20o%20imprecisa.
- [9] Hanna, (2023). *Factor de conversión alimentaria y su aplicación en la acuicultura*. Hana Instruments, Colombia, Obtenido de: <https://www.hannacolombia.com/aqua/blog/item/factor-de-conversion-alimentaria-y-su-aplicacion-en-la-acuicultura>.

- [10] IBM, (2025). ¿Qué son las redes neuronales? IBM Think, Fecha de consulta 8 de diciembre 2025, <https://www.ibm.com/mx-es/topics/neural-networks>.
- [11] LSE, (2025). ¿Qué son los conjuntos difusos? Learn Statistic, Fecha de consulta 8 de diciembre 2025 <https://es.statisticseasily.com/glosario/%C2%BFQu%C3%A9-son-los-conjuntos-difusos%3F-Entendiendo-la-l%C3%B3gica-difusa/>.
- [12] Matlab help center, (2025). Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference Systems. Matlab, R2025b, Obtenido de: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/types-of-fuzzy-inference-systems.html>.
- [13] Modern-Physics, (2025). Transformada Rápida de Fourier: Velocidad, Precisión y Aplicaciones. Modern Physics Insights: Discover, Understand, Innovate, Obtenido de: <https://modern-physics.org/transformada-rapida-de-fourier-velocidad-precision-y-aplicaciones/>.
- [14] SAGARPA, (2017). Memoria y Prospectiva de las Secretarías de Estado. Secretaría de Agricultura, Ganadería, Desarrollo Rural, Pesca y Alimentación, Obtenido de: <https://inehrm.gob.mx/recursos/Libros/SAGARPA.pdf>.
- [15] Stepanenko, M., (2023). Control Difuso y sus Aplicaciones en la Robótica. Masterhacks Blog, Obtenido de: <https://blogs.masterhacks.net/ingenieria/senales-y-sistemas/control-difuso-y-sus-aplicaciones-en-la-robotica/>.
- [16] Torra, V., (2019). Qué es la Inteligencia Artificial. Universitat Oberta de Catalunya, FUOC, openaccess, Obtenido de: <https://openaccess.uoc.edu/bitstream/10609/148039/3/QueEsLaInteligenciaArtificial.pdf>.
- [17] Trujillo, L. G., (2022). La Transformada de Fourier. Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería Campus Hidalgo, Obtenido de: https://luisgerardo2204.github.io/senales_sistemas/Transformada_de_fourier.html.
- [18] Vidal, S., (2023). ¿Qué es la lógica difusa? Tecnobits, Obtenido de: <https://tecnobits.com/que-es-la-logica-difusa/>.