



Simulación de la producción del camarón para la identificación de riesgos

RENATO LUIS CONFORME ROSADO

renato_conforme@javeriana.edu.co

AUTOR

FRANCISCO CARLOS CALDERÓN BOCANEGRA, PhD.

calderonf@javeriana.edu.co

DIRECTOR

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PRESENTADO A LA PONTÍFICE UNIVERSIDAD
JAVERIANA PARA OPTAR AL TÍTULO DE MAGISTER EN INGENIERÍA
ELECTRÓNICA
JULIO 2020



ÍNDICE GENERAL

Índice general	1
Índice de figuras	2
Índice de tablas	4
Introducción.....	5
Objetivos	7
Objetivo general.....	7
Objetivos específicos	7
1 Marco teórico.....	8
1.1 Acuicultura.....	8
1.1.1 Granja.....	8
1.1.2 Generalidades del cultivo	8
1.1.3 Parámetros físicos-químicos.....	10
1.2 Autómatas celulares.....	11
1.3 Algoritmos genéticos	12
1.4 Lógica difusa.....	12
2 Estado del arte.....	15
3 Descripción.....	17
3.1 Aplicando algoritmos genéticos	18
3.1.1 Definición de cromosoma	18
3.1.2 Métodos de selección	19
3.1.3 Método de reproducción.....	20
3.2 Aplicando autómatas celulares	21
3.2.1 Reglas de interacción	21
3.2.2 Simulación del olfato	22
3.2.3 Movimiento exploratorio.....	23
3.2.4 Comportamiento emergente	24
3.3 Aplicando lógica difusa	25
3.3.1 Operaciones difusas	25
3.3.2 Reglas difusas	28
3.3.3 Sistema de razonamiento difuso	29
4 Análisis de resultados.....	30
4.1 Disposición del riego de alimento	30
4.2 Datos.....	30

4.3	Experimentos.....	32
4.4	Resultados	34
4.5	Análisis global.....	40
5	Conclusiones.....	46
6	Recomendaciones.....	47
	Agradecimiento	48
	Referencias	48

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Posición de la simulación en la aplicación real.....	5
Figura 2	Muestra de un estanque para el cultivo	8
Figura 3.	Morfología externa de un camarón en vista lateral (Adaptado de Pérez-Farfante & Kensley, 1997).....	8
Figura 4	Ciclo de vida del camarón <i>Penaeus vannamei</i> y <i>P. Stilirostris</i>	9
Figura 5.	Ubicación de post-larva en estanque.....	9
Figura 6.	Niveles letales del pH para el camarón	11
Figura 7.	Triángulo de Sierpinski	12
Figura 8.	Proceso de evolución en el algoritmo genético.....	12
Figura 9.	Funciones de membresía de los conjuntos difusos Ad, Bd y Cd	14
Figura 10.	Un ejemplo hipotético de la distribución de la biomasa y la atracción por los arrecifes. 15	
Figura 11.	Proliferación de bacterias bajo microscopia fluorescente.....	16
Figura 12.	Diagrama del funcionamiento general de la simulación.....	18
Figura 13.	Estructura del cromosoma para el camarón.	19
Figura 14.	Cálculo del fitness	20
Figura 15.	Selección del fitness de los subgrupos.	20
Figura 16.	Descripción del cruce de los cromosomas con mejor fitness.....	20
Figura 17.	Fragmento de la simulación.....	22
Figura 18.	Simulación del olfato.....	23
Figura 19.	Descripción del movimiento del agente camarón hacia el agente alimento	23
Figura 20.	Descripción del movimiento exploratorio del agente camarón.....	24
Figura 21.	Comportamiento emergente de la simulación.....	24
Figura 22.	Conjuntos universo del parámetro pH.	26
Figura 23.	Funciones de membresía de los parámetros, oxígeno disuelto, potencial de hidrogeno y temperatura, en orden descendente respectivamente.	27
Figura 24.	Esquema del sistema difuso.....	28
Figura 25.	Defusificación a partir de los valores obtenidos de las salidas del sistema difuso.....	29
Figura 26.	Configuración de dos zonas de alimentación.....	30
Figura 27.	Parte del registro. Control de crecimiento de la piscina 13 de la camaronera Gambalit . 31	
Figura 28.	Regresión lineal de los datos históricos y los datos simulados. Aproximación al tiempo total del cultivo	32
Figura 29.	Descripción de la combinación en los experimentos, la disposición del alimento va de una a tres zonas de alimentación más una distribución uniforme.	33

Figura 30. Diagrama del funcionamiento general de la simulación. Etapa de pre-experimentación	34
Figura 31. Experimento 1. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	34
Figura 32. Experimento 2. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	35
Figura 33. Experimento 3. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	35
Figura 34. Experimento 4. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	35
Figura 35. Experimento 5. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	36
Figura 36. Experimento 6. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	36
Figura 37. Experimento 7. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	36
Figura 38. Experimento 8. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	37
Figura 39. Experimento 9. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	37
Figura 40. Experimento 10. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	37
Figura 41. Experimento 11. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	38
Figura 42. Experimento 12. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	38
Figura 43. Experimento 13. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	38
Figura 44. Experimento 14. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	39
Figura 45. Experimento 15. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	39
Figura 46. Experimento 16. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y.....	39
Figura 47. Análisis del grupo 1 sobre la figura 30, 3 zonas de alimentación.	41
Figura 48. Comparación de los grupos 1, 2 y 3 donde se observa el aumento de la frecuencia en los tamaños en una de población. Corresponde a las figuras 30, 31 y 32 de izquierda a derecha respectivamente. Las zonas de disposición del alimento corresponden respectivamente a (3, 2 y 1)	41
Figura 49. Análisis de los resultados en función de la densidad intensiva (I) y la densidad semi – intensiva (S.I)	43
Figura 50. Análisis de los resultados en función de la alimentación alta (A) y alimentación (N)....	43
Figura 51. Comparación de la configuración de distribución uniforme contra distribución de 2 y 1 zona de alimentación. Correspondientes a las figuras 37, 31 y 32 de izquierda a derecha respectivamente	44

Figura 52. Análisis de los resultados en función de la distribución uniforme (U). Se observa que en la distribución uniforme el error aumenta, pero las interacciones disminuyen 45

Figura 53. Representación de los resultados en desviación estándar y épocas. Se observa que las configuraciones de distribución uniforme presentan los mejores resultados. 45

Figura 54. Presentación del funcionamiento de la simulación. Derecha: código QR para acceso al video..... 46

Figura 55. Experimento 8 con el menor número de épocas 47

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Rangos de concentración de oxígeno disuelto y consecuencias ecosistémicas frecuentes. 10

Tabla 2. Condiciones de los parámetros para cada uno de los estados del agente camarón..... 25

Tabla 3. Análisis de los resultados por agrupaciones en función de la distribución del alimento 40

Tabla 4. Nomenclaturas de las configuraciones para lectura de resultados..... 41

Tabla 5. Resultados obtenidos, la nomenclatura de la columna de configuración esta descrita en la Tabla 4 42

INTRODUCCIÓN

La simulación en los procesos de producción resume toda la teoría relacionada con el desarrollo de un flujo, en las cuales se sustituyen situaciones reales por otras creadas artificialmente, lo que permite identificar, causas, factores y condiciones que pueden influir o afectar a un proceso o un producto, estas situaciones artificiales coadyuvan al desarrollo de productos o su mejora. La simulación toma una posición de bajo riesgo en los procesos de aplicación real (Ver Figura 1). En consecuencia, ha llegado a ser una herramienta necesaria y oportuna de apoyo para el aumento del desempeño en los procesos industriales y el sector acuícola no es la excepción.

La simulación de procesos puede lograr:

- Facilitar la comprensión sobre cómo opera un sistema en la industria.
- Disminuir los costos de experimentación en un sistema real.
- Reducir el riesgo de error.

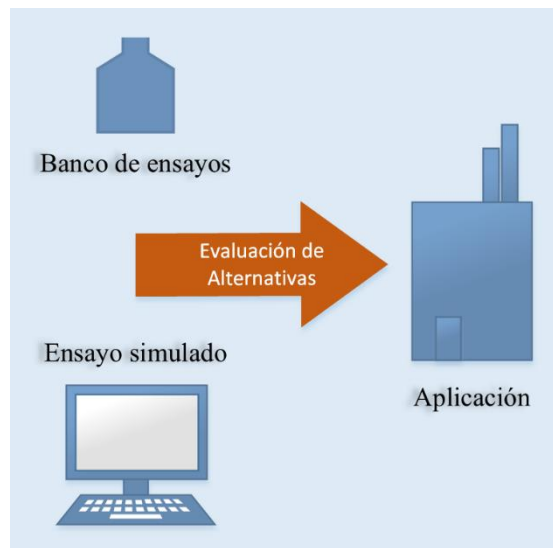


Figura 1. Posición de la simulación en la aplicación real.

Como toda empresa en crecimiento, el sector camaronero requiere de constante actualización en los procesos de la producción, mejoras que se están presentando y que productores líderes en este mercado aplican sin mayor dificultad. Para el pequeño productor de la industria camaronera esto resulta ser un riesgo que no pueden asumir, ya que cualquier mejora o rediseño implica inversión con resultados que podría representar pérdidas.

La acuicultura presentó un crecimiento entre los años 1985 y 2002 de 7,603 por ciento, mostrándose como una actividad económica promisoriosa y altamente contribuyente hacia el futuro de la producción total colombiana. El cultivo camaronero es un área representativa de la acuicultura y en países vecinos como Ecuador su producción alcanza las 120.000 toneladas

con 180.000 hectáreas para el cultivo, en Colombia con 2.000 hectáreas produce 8.000 toneladas incluida la pesca de captura [1].

Uno de los procesos que más gastos representa en la producción total es la alimentación, el alimento del animal llega hasta un 30% del costo total de una cosecha. El riego excesivo del alimento afecta a la calidad del agua, lo que a su vez está afectando al desarrollo del animal, de la misma forma perjudica si el riego es inferior. Entonces cualquier modificación que se realice en algún proceso del cultivo, afectará positiva o negativamente a la cosecha.

Los estanques que se construyen para el cultivo del camarón son de volumen variable en el tiempo, es decir, que el estanque que se construyó inicialmente con largo, ancho y una profundidad definidas, cambiará a causa de dos tipos de interacciones. La primera interacción, debido al camarón. El camarón, como método de autoprotección a las temperaturas altas o en busca de alimento, escarba ablandando el suelo. La segunda interacción debido al acuicultor; cuando el agua escasea de oxígeno, el acuicultor aplica un recambio de agua. Entonces al realizar el cambio de agua la corriente disuelve el suelo blando donde escarbó el camarón, en consecuencia, la profundidad del estanque cambia. Teniendo un estanque para el siguiente cultivo de diferente volumen porque su profundidad ha cambiado.

De tal manera que da espacio para concluir que antecedentes como la profundidad del estanque y el costo del alimento no son conocidos hasta el final del cultivo, donde es necesario establecer una solución predictiva para esta problemática, de tal manera que se pueda elegir la mejor combinación de procesos, sin tener que ensayar en un cultivo real, así se asume los riesgos y se disminuye la posibilidad de que las cosechas sean afectadas por procedimientos no efectivos.

La existencia de una herramienta que ayude a mitigar los riesgos involucrados en la producción sería de considerable utilidad, ya que sus consecuencias no son medidas en la realidad sino en un ambiente simulado, de tal manera que en la realidad se podrían aplicar procesos que ya de antemano se conoce su riesgo y que se asumen porque se tiene un resultado de una previa simulación.

En el transcurso de este documento se expondrá de forma amplia los conceptos aplicados. Adicionalmente, se dará a conocer la interacción emergente de los agentes como representación de un cultivo. Este documento está dividido en los siguientes capítulos:

1. **Marco Teórico**, presenta la definición de acuicultura, su propósito y generalidades del cultivo. Además, se repasa los temas básicos aplicados en el desarrollo del prototipo, como: autómatas celulares, algoritmos genéticos y lógica difusa.
2. **Estado del arte**, este capítulo presenta antecedentes relacionados con el objeto de estudio de la presente investigación.
3. **Descripción**, en este capítulo se da a conocer los métodos utilizados para alcanzar los objetivos planteados, las condiciones y como se obtuvo la información.
4. **Análisis de resultados**, se presentan los resultados obtenidos en el desarrollo de la investigación y posterior su análisis.

5. **Conclusiones**, se exponen las conclusiones de todos los hallazgos obtenidos en el desarrollo de este trabajo.
6. **Recomendaciones**, se revela efectos adversos presentados en la investigación con sus posibles correcciones y mejoras.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Diseñar un sistema de simulación por software aplicando inteligencia artificial a partir de autómatas celulares, para identificar los riesgos en la disminución de biomasa que implica la aplicación de nuevas técnicas de alimentación en el proceso del cultivo de camarón.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Dimensionar un modelo para el hábitat del camarón que cuente con los parámetros; oxígeno disuelto en el agua, pH y temperatura, alimento acumulado, definidos como conjuntos difusos para establecer la entrada del sistema.
- Diseñar las entidades de la simulación bajo el concepto de autómatas celulares con un comportamiento de manada para la simulación del camarón y el alimento que interactúan en el hábitat.
- Establecer las reglas de sobrevivencia para la interacción entre las entidades del camarón, alimento y hábitat, a partir de los registros históricos usando un algoritmo de optimización de parámetros como algoritmos genéticos.
- Comparar los resultados de la interacción de los entes camarón y alimento con su hábitat, contra los registros históricos de una cosecha del cultivo de camarón, utilizando modelos matemáticos para determinar su precisión a partir de la correlación, desviación estándar, error cuadrático medio y raíz del error cuadrático medio.

1 MARCO TEÓRICO

1.1 ACUICULTURA

La acuicultura es una técnica para dirigir y fomentar la reproducción de peces, moluscos y algas de agua dulce o salada. La acuicultura consiste en la cría de peces para uso personal o lucro, a veces se le llama para este caso cultivo de especies acuáticas [2].

1.1.1 Granja

La granja en este documento, hará referencia a un terreno en el cual se ejerce la agricultura, la cría de ganado o acuicultura. Una granja incluye diversas estructuras, dedicadas a la producción y gestión de alimentos, fibras y combustibles. Es la base en la producción de alimentos.

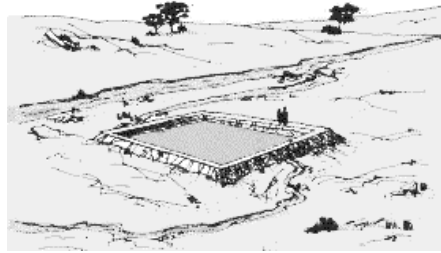


Figura 2 Muestra de un estanque para el cultivo

Fuente: http://www.fao.org/tempref/FI/CDrom/FAO_Training/FAO_Training/General/t0581e/Index.htm

Las granjas pueden estar operadas por un solo individuo, por una familia, comunidad, corporación o una empresa. Una granja (Ver Figura 2) puede tener cualquier tamaño, desde una fracción de hectárea, a varios miles de hectáreas. La especie común de camarón para el consumo humano es, *Litopenaeus vannamei*.

1.1.2 Generalidades del cultivo

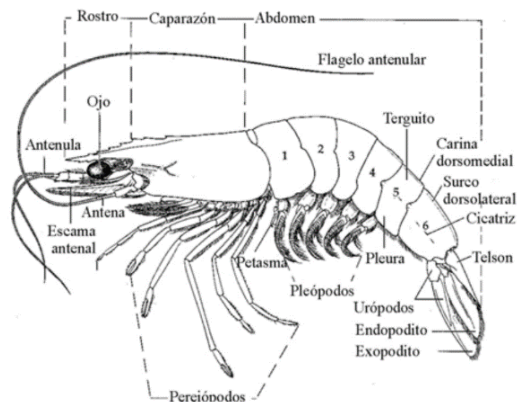


Figura 3. Morfología externa de un camarón en vista lateral (Adaptado de Pérez-Farfante & Kensley, 1997)

Fuente: https://www.researchgate.net/figure/Figura-5-Morfologia-externa-de-un-camaron-peneideo-en-vista-lateral-Adaptado-de_fig1_279455799

El ciclo de vida de los camarones *Litopenaeus vannamei* puede ser dividido en dos fases: La marina y la estuarina, o en término de industria, pre-larva y post-larva (Ver Figura 4). Los animales pasan a través de un número de estadios larvales que son: Nauplio, Protozoa, Mysis y Megalopa, antes de alcanzar el estadio juvenil o de post-larva.

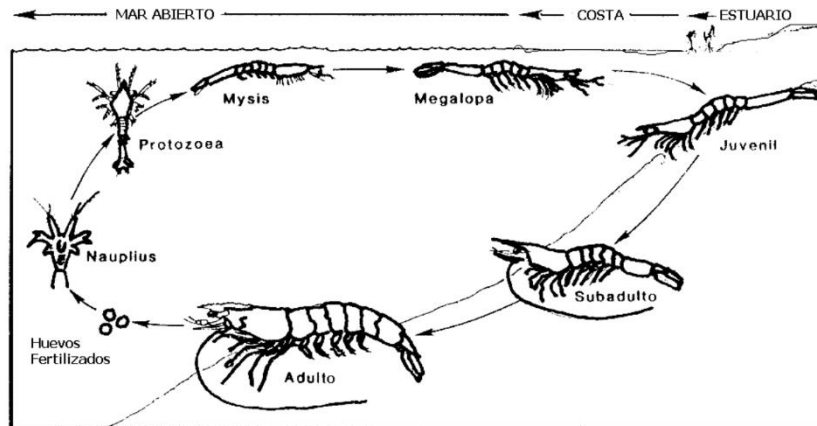


Figura 4 Ciclo de vida del camarón *Penaeus vannamei* y *P. Stilirostris*.

<http://sinat.semarnat.gob.mx/dgiraDocs/documentos/sin/estudios/2008/25SI2008PD109.pdf>

Después las post-larvas se transforman en camarones juveniles, manteniéndose en los estuarios de los ríos durante un lapso de 3 a 4 meses. En esta etapa la acuicultura considera que el camarón puede estar ubicado en un estanque artificial, para la parte final del cultivo y finalmente para su cosecha. (Ver Figura 5)

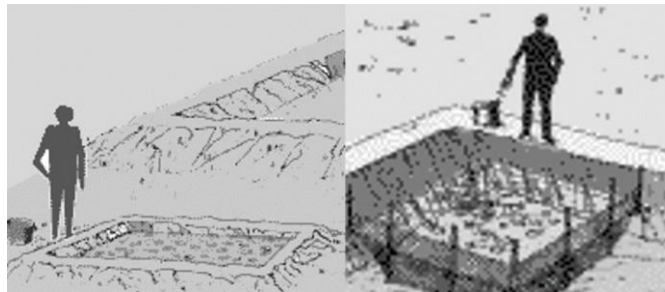


Figura 5. Ubicación de post-larva en estanque

Fuente: http://www.fao.org/tempref/FL/CDrom/FAO_Training/FAO_Training/General/t0581e/Index.htm

El número de huevos por hembras puede variar entre 150.000 y 350.000. La vida normal del camarón es de 12 meses aproximadamente, debido a la abundancia en la reproducción por cada hembra, resulta ser una práctica rentable, con los cuidados adecuados.

El sector acuícola aplica diferentes metodologías en la producción del camarón, así como fases. Generalmente existen dos fases:

- Cultivo de huevos, este proceso se lleva a cabo de manera aislada en un laboratorio químico, donde se tiene un espécimen macho con varias hembras. Cuando una hembra está germinada, es puesta en cuarentena donde pondrá los huevos. De estos huevos emergen larvas que estarán bajo cuidado riguroso hasta que tengan el tamaño adecuado para ser sembrados en un estanque ya expuesto a un ambiente externo.
- Cultivo de larvas, este proceso inicia justo después de que las larvas en cuarentena son aclimatadas para ser sembradas en el estanque donde se llevará a cabo todo su desarrollo, este proceso es conocido como “cultivo”. Una vez alcanzada su madurez, el camarón es cosechado, esto quiere decir que es recogido para los procesos previos a su comercialización.

1.1.3 Parámetros físicos-químicos

El estanque donde se cultiva al camarón, denominado hábitat, tiene inmersos parámetros físicos que según su variación afectan a su calidad. Para el desarrollo de la investigación se eligieron 3 parámetros: temperatura, oxígeno disuelto y pH en el agua del estanque [3].

La temperatura en el agua es dependiente de la temperatura en el ambiente, sin embargo, la putrefacción del agua hace que la temperatura sea mayor comparada con el agua estuviera en otras condiciones.

El oxígeno disuelto en el agua se ve afectado por las siguientes razones:

- Consumo de oxígeno por parte de los animales.
- Si aumenta la temperatura, los niveles de oxígeno bajan.
- La presencia de agentes como algas y bacterias que consumen oxígeno.
- El recambio de agua que aumenta los niveles de oxígeno.
- Aireadores: las aspas de estos al golpear la superficie del agua aumentan los niveles de oxígeno.
- El riego excesivo de alimento y las heces del animal producen putrefacción reduciendo los niveles de oxígeno.

[OD] mg/L	Condición	Consecuencias
0	Anoxia	Muerte masiva de organismos aerobios
0-5	Hipoxia	Desaparición de organismos y especies sensibles
5-8	Aceptable	[OD] Adecuado para la vida de la gran mayoría de especies de peces y otros organismos acuáticos.
8-12	Buena	
>12	Sobresaturada	Sistemas en plena producción fotosintética.

Tabla 1. Rangos de concentración de oxígeno disuelto y consecuencias ecosistémicas frecuentes.

El pH en el agua determina los niveles de alcalinidad o de acidez en determinada sustancia (Ver Figura 6), las siglas significan potencial de hidrogeno, en un cultivo de camarones éste se ve influenciado por:

- La cantidad de animales por metro cúbico, es decir, la densidad.
- La temperatura.
- Los niveles de oxígeno en el agua.
- El riego excesivo de alimento y las heces del animal que producen putrefacción.
- El recambio de agua nivela el pH.

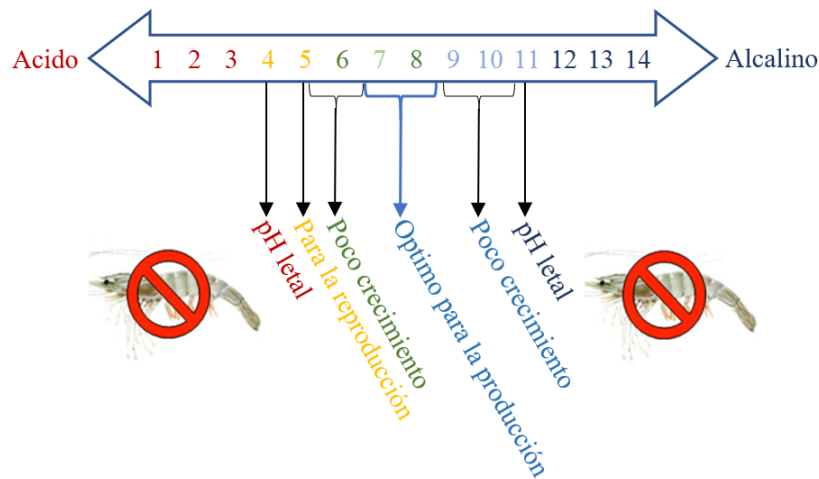


Figura 6. Niveles letales del pH para el camarón

1.2 AUTÓMATAS CELULARES

Los autómatas celulares son herramientas computacionales que nos permiten modelar sistemas dinámicos a través del tiempo. Por lo cual son ideales como herramientas de simulación [4].

Un autómata celular es un modelo matemático para un sistema dinámico que evoluciona en pasos discretos. Es adecuado para modelar sistemas naturales que puedan ser descritos como una colección masiva de objetos simples que interactúen localmente unos con otros.

Los autómatas celulares pueden ser usados para modelar numerosos sistemas físicos que se caractericen por un gran número de componentes homogéneos y que interactúen localmente entre sí, ejemplo de esto es el triángulo de Sierpinski (Ver Figura 7). De hecho, cualquier sistema real al que se le puedan asociar los conceptos de "vecindad", "estados de sus componentes" y "función de transición" es candidato para ser modelado por un autómata celular.

Las características de los autómatas celulares harán que dichos modelos sean discretos en tiempo, espacio o ambos, dependiendo de la variante de la definición de autómata celular que se use.

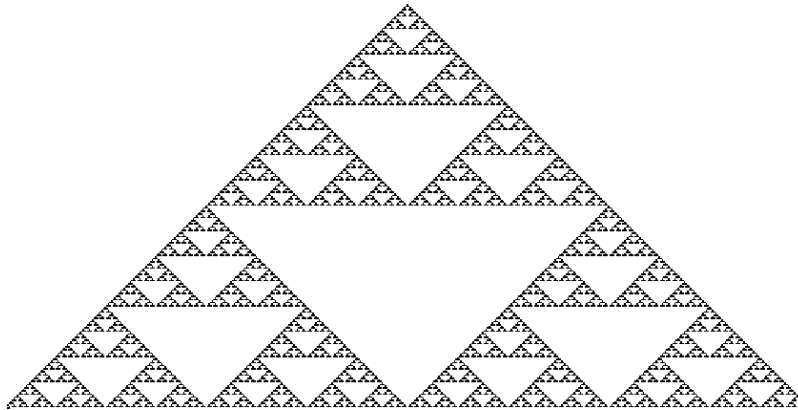


Figura 7. Triángulo de Sierpinski

1.3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos evolutivos basan su funcionamiento en un mecanismo análogo a los procesos evolutivos naturales, con el objetivo de resolver problemas de búsqueda y optimización. En el caso de los Algoritmos Genéticos, durante el proceso se mantiene una población de soluciones que evolucionan de acuerdo con operaciones de selección, reproducción, reemplazo y mutación, siguiendo la idea de la supervivencia de los individuos más aptos. El grado de adaptación de un individuo se evalúa de acuerdo con el problema a resolver, mediante una función de evaluación [5]. Los individuos seleccionados se someten a un método de reproducción con el que se obtendrá una nueva población. (Ver Figura 8)

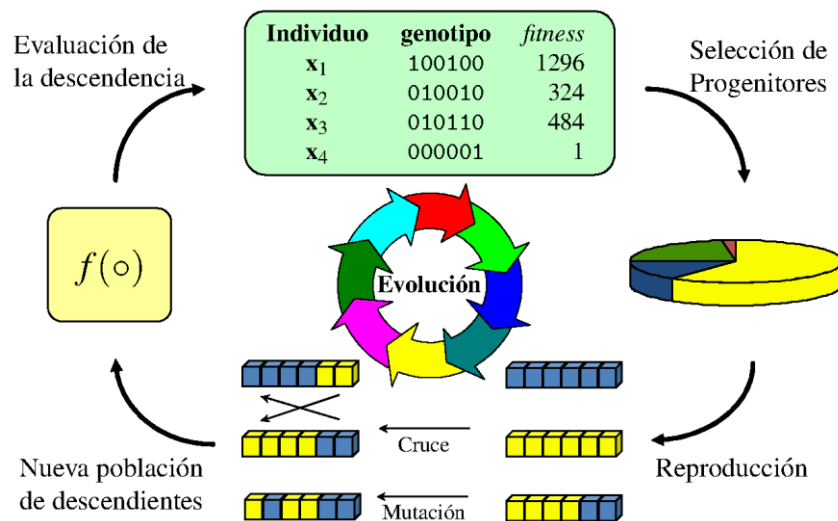


Figura 8. Proceso de evolución en el algoritmo genético
Fuente: <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=65>

1.4 LÓGICA DIFUSA

La lógica clásica asigna a las proposiciones solamente dos posibles valores de verdad, verdadero (1) o falso (0). La lógica difusa, en cambio, permite que los valores de verdad estén

comprendidos entre 0 y 1. En otros términos: mientras que en la primera una proposición es absolutamente verdadera o falsa, en la segunda pueden darse proposiciones que sean verdaderas o falsas en cierta medida. Según la teoría clásica de conjuntos, un elemento del universo pertenece o no, a uno o más conjuntos, en cambio, la teoría de conjuntos difusos permite que un elemento del universo pertenezca a uno o más conjuntos con distintos grados de certidumbre de pertenencia. A partir de esta manera de entender los conjuntos se construye todo el andamiaje de conceptos que constituye la estructura fundamental en que se apoya la lógica difusa [6].

La lógica difusa o borrosa es una técnica que permite tratar la incertidumbre y la vaguedad que presenta en la mayoría de los problemas del mundo real. Ésta se puede utilizar para proporcionar flexibilidad a un esquema basado en máquinas de estados.

Las **variables lingüísticas** son expresiones de sentido común usadas para describir situaciones o condiciones.

Como ejemplo considérese una prenda de vestir que está secando. En términos de variables lingüísticas pueden definirse tres conjuntos:

A: Mojado

B: Húmedo

C: Seco

Los tres conjuntos contienen elementos x del universo U y son porcentaje en el intervalo 0 a 100%, es decir: $U[0,100]$. Según la teoría clásica, los tres conjuntos pueden definirse como:

$$A_c = \{x \in U \mid x = 100\% \}$$

$$B_c = \{x \in U \mid x = 50\% \}$$

$$C_c = \{x \in U \mid x = 0\% \}$$

El subíndice c se utiliza para indicar que estos conjuntos están definidos según la teoría clásica.

Así definidos estos conjuntos discretos, cada uno admite solamente un valor para el porcentaje de líquido contenido en la prenda. Una posible representación como conjuntos difusos es:

$$A_d = \{x \in U \mid \mu_A(x) > 0 \}$$

$$B_d = \{x \in U \mid \mu_B(x) > 0 \}$$

$$C_d = \{x \in U \mid \mu_C(x) > 0 \}$$

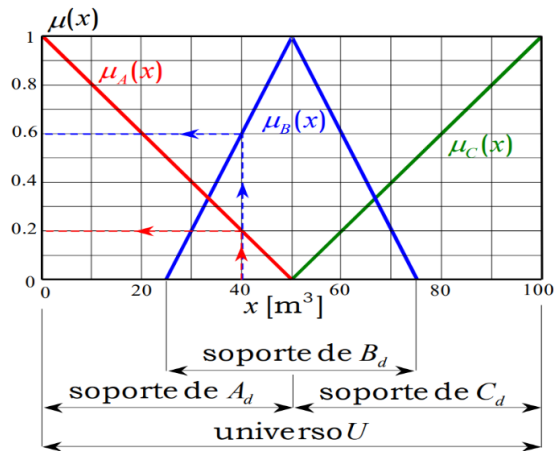


Figura 9. Funciones de membresía de los conjuntos difusos A_d , B_d y C_d
Fuente: Principios de Lógica Difusa

En la Figura 9, donde $\mu_A(x)$, $\mu_B(x)$ y $\mu_C(x)$, son las funciones de membresía o pertenencia de los conjuntos A_d , B_d y C_d , respectivamente. El subíndice d se emplea para denotar que se tratan de conjuntos difusos. Una función de pertenencia o membresía (membership function) es una relación que asocia cada elemento de un conjunto difuso con el grado de certidumbre de pertenencia a ese conjunto. Estas funciones pueden representarse en forma continua o discreta.

El grado de pertenencia o membresía es una medida de la certidumbre o seguridad de que un elemento del universo pertenece a un conjunto difuso, asumiendo el valor 1 para la certidumbre total y 0 para certidumbre nula (incertidumbre total). Esto no debe entenderse en términos probabilísticos, la lógica difusa trabaja con posibilidad y no con probabilidad.

2 ESTADO DEL ARTE

El presente trabajo investigativo desde el punto de vista metodológico está orientado al análisis de la producción de una especie en su cultivo. Y así, tener una definición exacta del sistema biológico que se desea simular. Es necesario realizar un análisis con el fin de:

- Determinar las restricciones del sistema.
- Las variables que interactúan dentro del sistema, verificar los parámetros físicos químicos involucrados en la producción.
- Las medidas de efectividad que se van a utilizar para definir los resultados que serán evaluados.

El desarrollo de este trabajo tiene como fin un alcance exploratorio, descriptivo y correlacional. A manera de simulación por software empleando múltiples agentes, que al interactuar logren un comportamiento que está correlacionado con el escenario real, de acuerdo con el estado de arte la simulación de interacciones biológicas se puede abordar a partir de una gran cantidad métodos [7].

En Smith, Lowry y Suthers [8], presentan un modelo numérico que simula el efecto de redistribución de la biomasa, a causa de un arrecife artificial. Las propiedades de este modelo fueron comparadas con las predicciones de muchos años atrás sobre los factores que aumentan el riesgo o el daño por la atracción. Las simulaciones revelaron que la atracción no siempre es perjudicial, ya que no siempre aumenta la densidad máxima de la biomasa, lo que facilitaría su captura. Por el contrario, la atracción de los peces a los arrecifes dispersa la biomasa en función de la cantidad de arrecifes artificiales. En la Figura 10 se observa como los peces pasan de los arrecifes naturales al arrecife artificial y la biomasa se redistribuye entre todos los arrecifes.

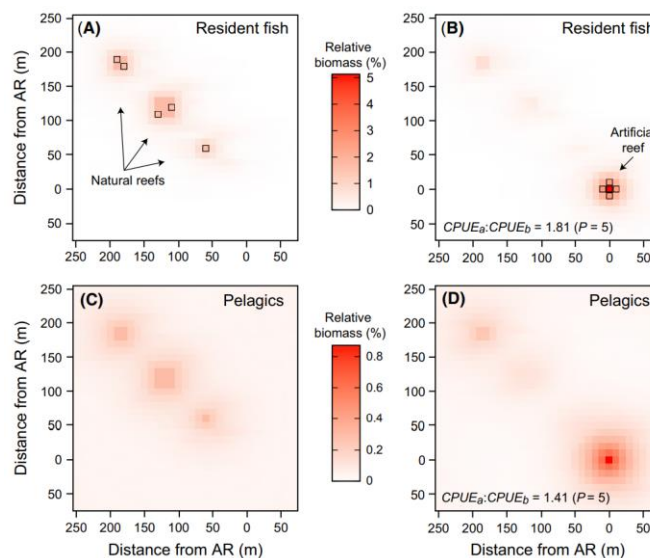


Figura 10. Un ejemplo hipotético de la distribución de la biomasa y la atracción por los arrecifes
Fuente: Smith, Lowry y Suthers [8]

Por otro lado, Lloyd y Allen [9], mencionan que la competencia por espacio es ubicua en la ecología, e introducen un modelo de un sistema bacteriano en la que los factores que influyen en la competencia por el espacio durante la colonización de un hábitat están inicialmente vacíos.

En un escenario real utilizan microscopía de fluorescencia para rastrear el crecimiento de células bacterianas que son sometidas a la competencia de expansión (la carrera para ser los primeros en colonizar un territorio hasta entonces vacío), y más adelante a medida que compiten en los límites entre los territorios.

Estos experimentos se complementan con simulaciones por ordenador. Nos encontramos con que tanto la competencia de expansión, que se manifiesta como las diferencias en los tiempos de retardo de células individuales, y la competencia de límites; se manifiestan como efectos de la geometría de la celda vecina, pueden desempeñar un papel en el éxito de colonización, sobre todo cuando los linajes se expanden exponencialmente (Ver Figura 11).

Este trabajo proporciona una base para la investigación sobre cómo las interacciones ecológicas afectan la colonización del espacio por las poblaciones de bacterias, y destaca el potencial de los sistemas bacterianos modelo para el ensayo y el desarrollo de la teoría ecológica.

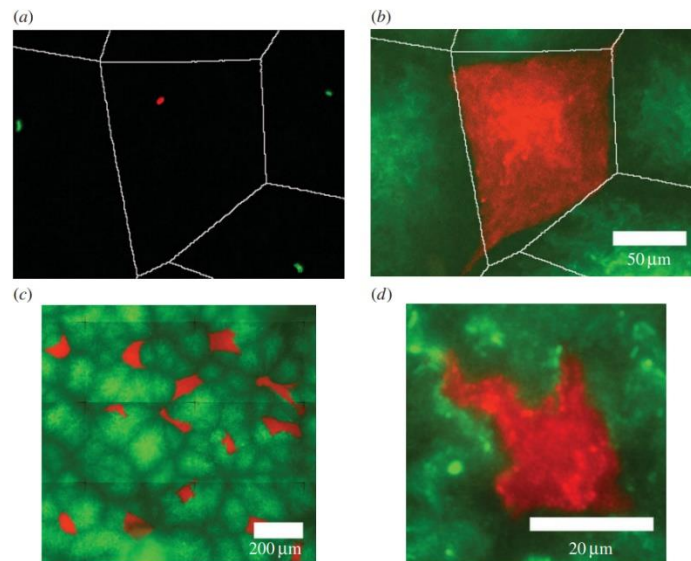


Figura 11. Proliferación de bacterias bajo microscopía fluorescente.
Fuente: Lloyd y Allen [9]

Una indagación del estado del arte no revela la existencia de métodos específicamente aplicados a la producción del camarón. Basado en las teorías de comportamiento de grupos y el estado del arte anteriormente citado. Se toma una variedad de conceptos de aplicaciones con respecto al comportamiento de la biomasa, El modelado de la producción de camarones es un candidato para ser simulado con sistemas de múltiples agentes y algoritmos genéticos.

3 DESCRIPCIÓN

En este capítulo se describe cómo se desarrolló la simulación por software de un cultivo de camarón, desde lo general hacia lo específico, aplicando los conceptos mencionados en el marco teórico.

Los conceptos de inteligencia artificial que mejor se adaptan a esta investigación son: Lógica difusa, autómatas celulares con “*flocking*” y algoritmos genéticos. La combinación de estas técnicas, es decir, sistemas híbridos, se integran en un solo sistema [10] [11].

El desarrollo de cada agente y sus características serán implementadas bajo el concepto de “*flocking*” [12] [13] [14] [15]. La implementación de los agentes será independiente uno del otro, lo que le permite ser replicados las veces que sean necesarias, como lo es en el caso del agente camarón.

El presente trabajo está desarrollado en un solo contenedor, es decir, no será un sistema distribuido aplicando sistemas multiagentes [16]. Los agentes cobran vida sobre una plataforma que le proporciona servicios de entrega de mensajes. La plataforma está compuesta de un contenedor, el agente hábitat hará las veces de contenedor, quiere decir que es el responsable de la comunicación entre los agentes.

El desarrollo de la simulación se estructura en tres etapas.

Para la primera etapa se aplica el concepto de algoritmos genéticos [10] [11] [17] como filtro para mejorar la población y garantizando que dicha población sea diversificada pero además mejora la tolerancia al ambiente.

Luego en la segunda etapa se tiene autómatas celulares que representan a los camarones, alimento y ambiente, donde los agentes camarones se desplazan, compiten y desarrollan en el agente ambiente además de alimentarse de los agentes alimentos.

Finalmente, la etapa de lógica difusa en la cual los parámetros ambientales como entradas son evaluados y su salida afecta al estado de los agentes camarones lo que impacta directamente a su desarrollo.

La simulación inicia con una muestra de la población real, ya que el costo computacional es muy alto. Esto quiere decir que todo el sistema está en una escala de 1:8000. La población es homogénea inicialmente, es decir, todos los agentes camarón tienen el mismo código genético y a medida que avanza en las generaciones, esta población se va diversificando mediante el uso de un algoritmo genético. En el modelo del algoritmo genético, los agentes interactúan usando tres reglas principales: Alimentarse, explorar y tolerancia al ambiente, esta última es evaluada por lógica difusa.

Al final de cada época se cuestiona si se alcanzó el promedio de biomasa esperado, si es así, se acumula los datos de esa última generación, hasta que se cumpla el máximo de generaciones. Si se da el caso contrario y no se cumple con el número de generaciones esperado, se hereda a una nueva generación las características de la población con mejor rendimiento y tolerancia al ambiente. El proceso se repetirá hasta que, se alcance el número

de generaciones con el promedio de biomasa esperado. Finalmente se elige la generación con menor tasa de error como se muestra en la Figura 12.

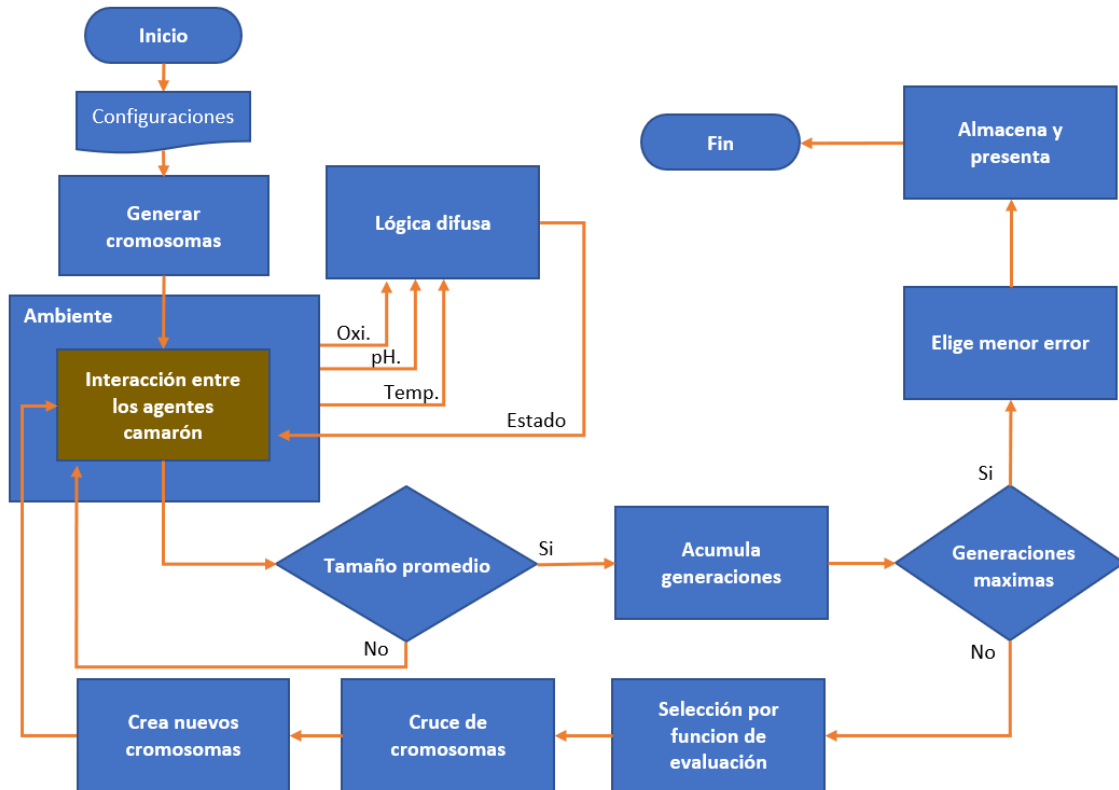


Figura 12. Diagrama del funcionamiento general de la simulación

3.1 APLICANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Este apartado describe la capa externa de la simulación que es la adaptación de un algoritmo genético para elegir una población diversificada que permita a la simulación ser un reflejo de la realidad. Si se eligiera que todos los agentes camarones estén en perfectas condiciones, no sería una realidad ya que los históricos de una producción revelan que no toda la población tiene un tamaño estándar sino distintos grupos en distintos tamaños. Por otro lado, si se elige una población aleatoria, para el final de cada simulación la curva de resultados será totalmente distinta, y tendría datos incoherentes y menos confiables para una comparación con una curva real en el cultivo.

3.1.1 Definición de cromosoma

Antes de que un algoritmo genético pueda trabajar en un problema, se necesita un método para codificar las soluciones potenciales del problema, de forma que el propio algoritmo pueda procesarlas aplicando las operaciones que le permiten mejorar en cada generación.

El cromosoma es una representación de la especie, la cual contiene una cadena de valores cuantitativos de las características, propiedades, atributos, habilidades o la combinación de todas las anteriores para dicha especie. Para la representación del camarón en un cromosoma se combinó la tolerancia al ambiente, habilidades y atributos del camarón. Como se muestra en la Figura 13, el cromosoma está compuesto por dos cadenas de valores, la tolerancia al ambiente y las propiedades.

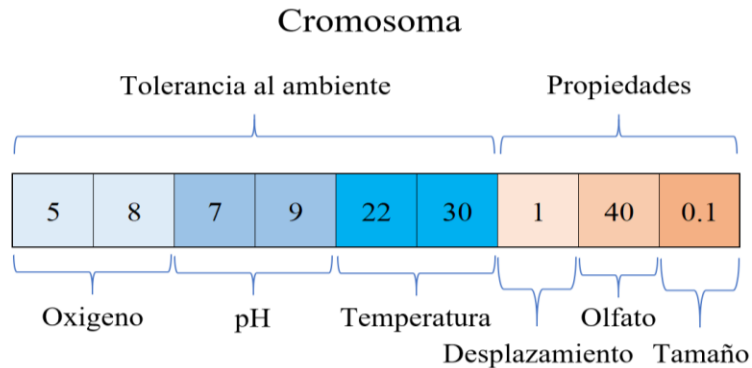


Figura 13. Estructura del cromosoma para el camarón.

La primera cadena está formada por los parámetros físicos-químicos. Que son: oxígeno, pH y temperatura. Cada parámetro posee dos campos, un mínimo y un máximo tolerados por la especie ubicados de izquierda a derecha respectivamente. La diferencia entre estos campos da el valor de tolerancia a la variación de los parámetros en el ambiente simulado.

La segunda cadena está compuesta por el desplazamiento, olfato y tamaño, estas propiedades no serán sometidas a modificación genética en el método de reproducción explicado más adelante. Esta se trata de las ganancias obtenidas por los camarones en la simulación o dicho de otra manera, su desarrollo; su principal aportación es la capacidad de adaptación al ambiente simulado.

3.1.2 Métodos de selección

Un algoritmo genético puede utilizar muchas técnicas diferentes para seleccionar a los individuos que deben copiarse hacia la siguiente generación. El principal valor para la elección de estos individuos es la función de evaluación o “*fitness*”, esta es una representación cuantitativa que le aporta valor y permite la evaluación de dicho cromosoma.

Para obtener la función de evaluación primero se obtiene las diferencias entre los máximos y mínimos de cada parámetro físico-químico luego se suma con los valores de las propiedades y con este valor el cromosoma se somete a selección. Un ejemplo de esto puede verse en la Figura 14.

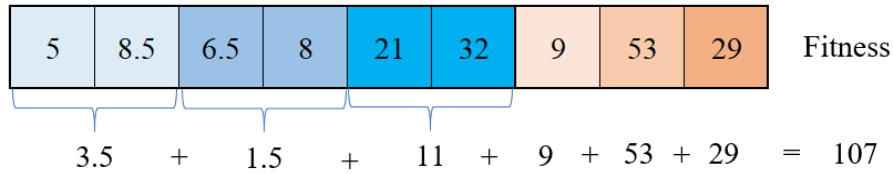


Figura 14. Cálculo del fitness

Para este trabajo se eligió el método de selección por torneo, este consiste en hacer subgrupos al azar de individuos de la población como se muestra en la Figura 15; se elige los miembros de mayor fitness de cada subgrupo y estos son denominados padres para la reproducción.

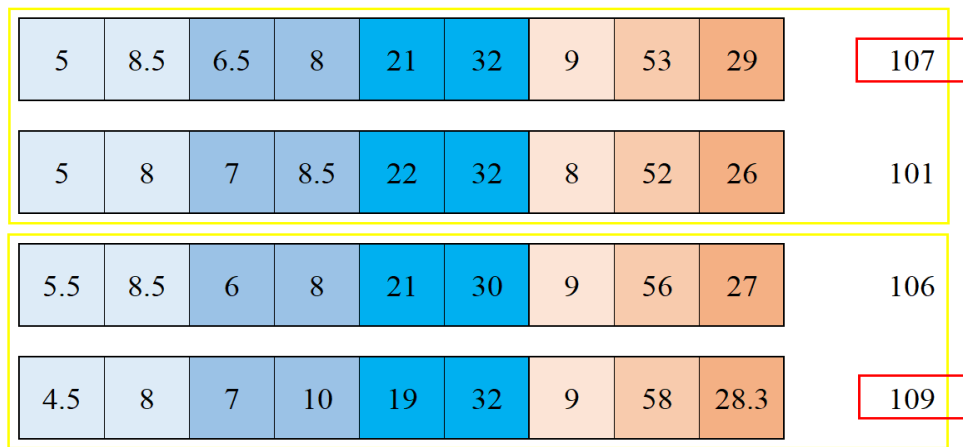


Figura 15. Selección del fitness de los subgrupos.

3.1.3 Método de reproducción

En este método los cromosomas padres son sometidos a un proceso de mejoramiento como lo es el cruzamiento, este consiste en seleccionar a dos individuos para que intercambien segmentos de su código genético o cromosoma, produciendo una "descendencia" artificial cuyos individuos son combinaciones de sus padres.

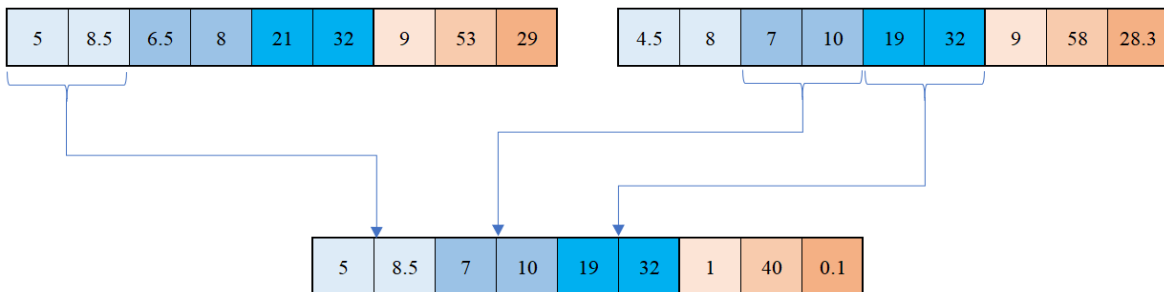


Figura 16. Descripción del cruce de los cromosomas con mejor fitness.

Esta combinación solo ocurre en el primer segmento del cromosoma y de a pares, respetando la secuencia de cada parámetro tal como se muestra en la Figura 16. Este método es el que mejor se adapta a la aplicación, ya que se toma los mejores valores de cada padre para la combinación de estos parámetros y hace posible la reproducción al tratarse de cromosomas de la misma especie.

3.2 APLICANDO AUTÓMATAS CELULARES

Para lograr tener una interacción en la simulación los agentes poseen unas reglas condicionales que resulta en un comportamiento masivo emergente. Los agentes camarones como autómatas celulares tienen la capacidad de elegir entre alimentarse, explorar y la tolerancia al ambiente. El agente camarón tiene dos movimientos. El movimiento exploratorio donde el realiza movimientos en direcciones aleatorias frente al estado del ambiente, el cual influye sobre la dirección que va a tomar. El segundo movimiento es el de cacería; es cuando el agente camarón detecta comida por medio del olfato, en este caso ignora las condiciones del ambiente para moverse hacia el agente alimento y alimentarse.

3.2.1 Reglas de interacción

El agente camarón toma principalmente dos tipos de decisiones, alimentarse o no alimentarse y decidir la dirección en la que explora. Estas decisiones dependen directamente de dos eventos ocasionados por el agente alimento y el agente ambiente respectivamente.

3.2.1.1 Ambiente

El estado del ambiente está en función del número de agentes camarones por área, es decir, la densidad, a mayor densidad menor la calidad del ambiente en dicha área. Se dividió en cuatro niveles de calidad: Bueno, medio, tolerable y malo. Para la visualización en la simulación se los representa con los colores: Blanco, verde, amarillo y rojo respectivamente, como se presenta en la Figura 17.

Cuando la condición del ambiente varía, específicamente cuando su calidad baja, éste afecta a la dirección del movimiento exploratorio del agente camarón; cabe recalcar que dicho movimiento es posible por la no existencia del agente alimento.

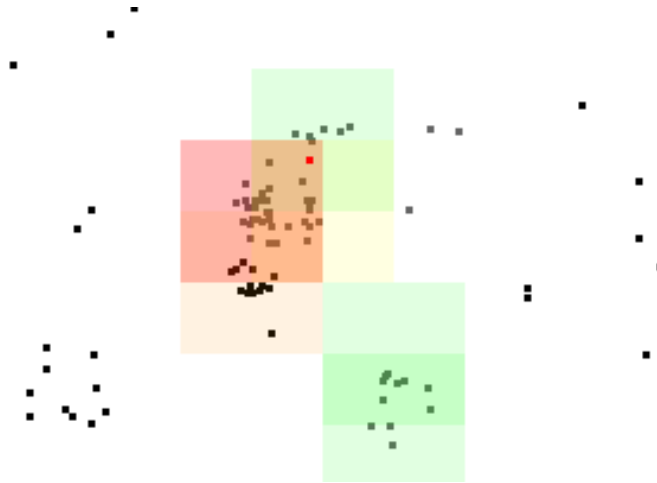


Figura 17. Fragmento de la simulación

3.2.1.2 *Alimento*

El agente alimento como tal, es un agente estático que no interactúa con el ambiente, pero lo afecta indirectamente, ya que su presencia ocasiona la aglomeración por parte del agente camarón, en consecuencia, los niveles de calidad del ambiente bajan.

El alimento se riega periódicamente y está distribuido en tres zonas de la piscina. Se lo realiza de esta manera imitando las técnicas más comunes de riego actuales. En condiciones experimentales de la simulación, el riego del alimento es distribuido de diferentes maneras para comprobar su eficiencia en el desarrollo del agente camarón.

3.2.1.3 *Camarones*

El agente camarón, como se mencionó con anterioridad, tiene dos estados, uno pasivo y otro activo, estos estados se refieren a la condición de movilidad. El estado activo depende directamente de su capacidad de olfato, quiere decir que puede detectar un alimento y una vez detectado se mueve hacia él, caso contrario, su estado es pasivo y su movimiento es exploratorio.

Además, el agente camarón es afectado por el ambiente. Cuando la calidad del ambiente baja, se reduce la capacidad de desplazamiento y olfato, cumpliendo con la representación del estrés del camarón en la simulación. Específicamente, cuando al camarón le afectan las condiciones ambientales y se reducen las oportunidades de alimentarse.

3.2.2 **Simulación del olfato**

El estado activo del agente camarón es consecuente de la propiedad de olfato, en otras palabras, que el camarón detecte el alimento más cercano para moverse hacia él. El olfato es simulado con la distancia mínima entre dos puntos. Cada agente camarón tiene un radio de alcance para su olfato y calcula la distancia entre todas las comidas detectadas dentro de su

radio de cobertura, donde D es la distancia entre el agente alimento y el agente camarón (ver Figura 18); finalmente elige la comida con la menor distancia.

$$D = \sqrt{(lat_alim - lat_cam)^2 + (lon_alim - lon_cam)^2}$$

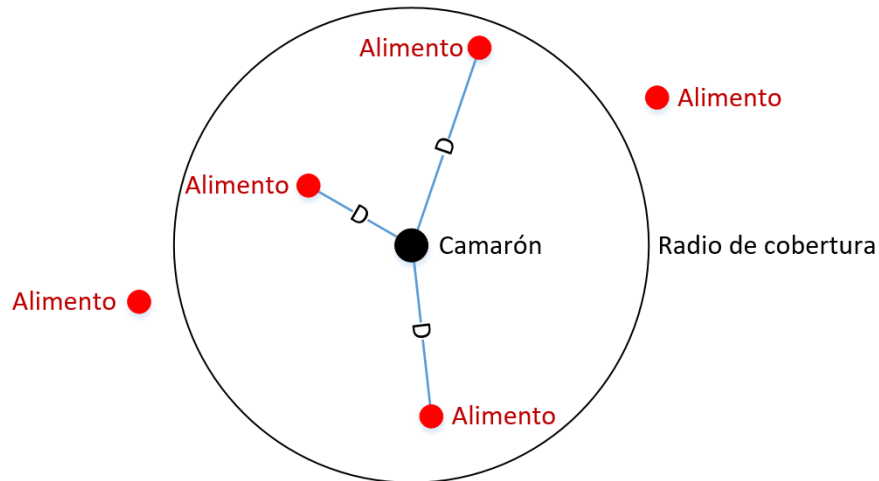


Figura 18. Simulación del olfato

Una vez el agente camarón eligió el alimento a cazar, se desplaza hacia él, restando o sumando su posición actual en cada una de las coordenadas según la orientación hasta que su posición sea la misma del agente alimento (ver Figura 19); es aquí cuando se suprime la existencia del agente alimento y se suma el contador de alimentación para el agente camarón.

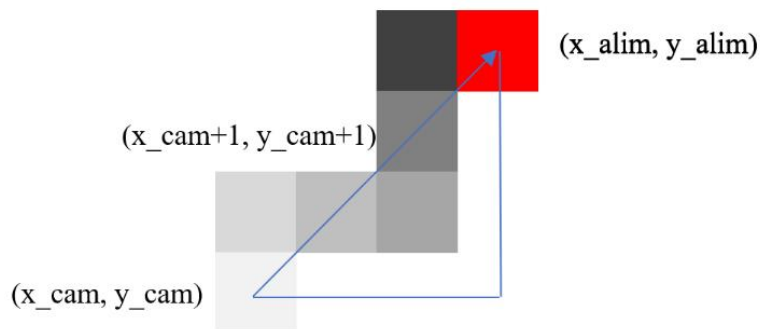


Figura 19. Descripción del movimiento del agente camarón hacia el agente alimento

3.2.3 Movimiento exploratorio

Para el agente camarón el movimiento exploratorio es donde realiza movimientos en direcciones aleatorias, si el estado del ambiente cambia a parámetros no tolerados por el agente camarón, este modifica su sentido en dirección opuesta a la zona afectada.

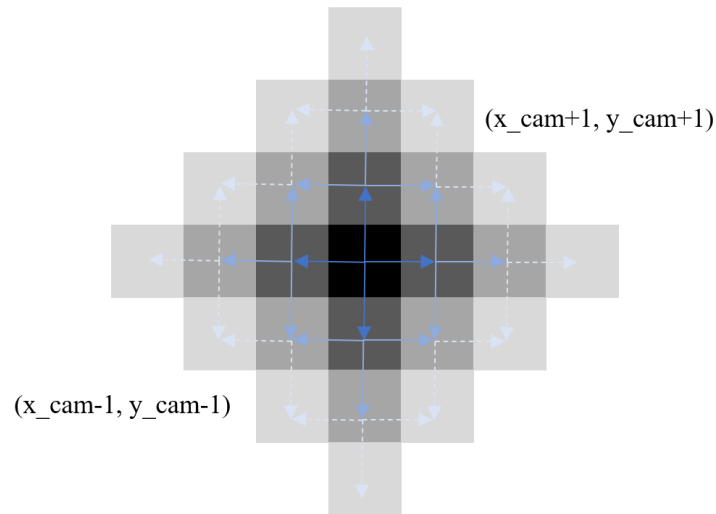


Figura 20. Descripción del movimiento exploratorio del agente camarón

El movimiento exploratorio es el cambio de posición del agente camarón en sentido horizontal o vertical pero no en diagonal. Por medio de una función aleatoria se elige en qué dirección se va a mover, sea derecha, izquierda, arriba o debajo de la posición inicial, siempre se mueve en una unidad de espacio (ver Figura 20).

3.2.4 Comportamiento emergente

El comportamiento emergente se obtiene de la interacción de los agentes camarones con el agente ambiente, los agentes alimento y en función de las reglas de interacción antes mencionadas. Este comportamiento en la simulación es similar a un sistema biológico real en un cultivo de camarones.

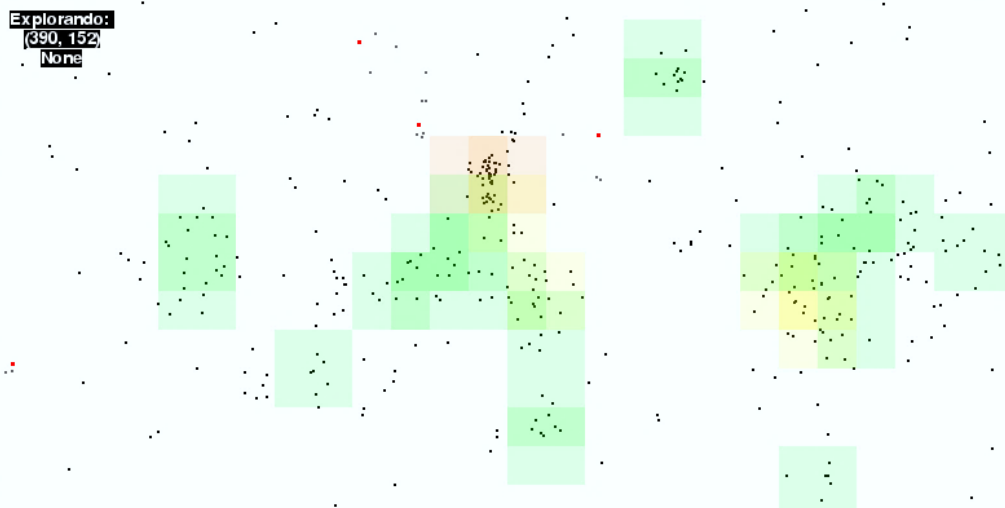


Figura 21. Comportamiento emergente de la simulación

3.3 APLICANDO LÓGICA DIFUSA

Definir estados físicos de entornos biológicos es una tarea de alto costo computacional ya que estos estados son complejos y variables, desde el punto de vista tecnológico no es ideal representar las consecuencias de un entorno biológico sobre un agente camarón con simples condiciones donde su estado solo se estimula entorno a determinados valores cerrados y de baja resolución. La afectación de los parámetros físicos-químicos sobre la especie se define mediante lógica difusa, ya que esta técnica permite discretizar valores entre un estado y otro.

Para el caso del agente camarón se definen tres estados: Normal (N), tolerable (T) y malo (M), existe un cuarto estado que no se está representando en la simulación, la muerte. Con respecto a la tolerancia del agente camarón a los parámetros físico-químicos, se determina como optima tolerancia y mala tolerancia. Ya definido los estados entonces se pueden crear las reglas para el proceso de fusificación. (Ver Tabla 2)

Estado	Oxi.	pH	Temp.
N	Optimo	Optimo	Optimo
T	Optimo	Optimo	Malo
T	Optimo	Malo	Optimo
T	Malo	Optimo	Optimo
M	Malo	Malo	Optimo
M	Malo	Optimo	Malo
M	Optimo	Malo	Malo
-	Malo	Malo	Malo

Tabla 2. Condiciones de los parámetros para cada uno de los estados del agente camarón

3.3.1 Operaciones difusas

En un mismo entorno ocurren diferentes fenómenos físicos y químicos donde todos los parámetros afectan en conjunto al agente camarón. No se divide un entorno solo para la temperatura y otro para el oxígeno disuelto, todos los parámetros afectan simultáneamente a donde esté ubicado el agente camarón.

El área de evaluación es la misma área de la simulación y ésta consiste en una rejilla donde cada cuadro contiene información de los tres parámetros físico-químicos. El área de evaluación es afectada por la presencia de los agentes camarón y alimento. De acuerdo con lo mencionado antes sobre como los parámetros afectan en conjunto, los tres parámetros son evaluados con la operación difusa de la intersección. Para cada parámetro se escoge un criterio con la finalidad de diferenciarlos o clasificarlos.

3.3.1.1 Conjuntos difusos

Cada universo tiene dos conjuntos de pertenencia de acuerdo con la Tabla 2 son optimo (o) y malo (m). Entonces el universo de los conjuntos difusos (Ver Figura 22) de cada parámetro ambiental se establece de la siguiente manera:

- Oxígeno disuelto, su universo son los números reales entre 0 y 14 partes por millón “ppm”.
 $A = \{X \in \mathbb{R} \mid X = [0 - 14]\}$
 $A_o = \{x \in [x \geq 5 \wedge x \leq 12]\}$
 $A_m = \{x \in [x < 5 \wedge x > 12]\}$
- Potencial de Hidrógeno o pH, su universo son los números reales entre 0 y 14 dados por el logaritmo negativo de la actividad de los iones de hidrógeno.
 $B = \{Y \in \mathbb{R} \mid Y = [0 - 14]\}$
 $B_o = \{y \in [y \geq 6.5 \wedge y \leq 8.5]\}$
 $B_m = \{y \in [y < 6.5 \wedge y > 8.5]\}$
- Temperatura, su universo son los números reales entre 18 y 36 grados Celsius.
 $C = \{Z \in \mathbb{R} \mid Z = [18 - 36]\}$
 $C_o = \{x \in [x \geq 22 \wedge x \leq 30]\}$
 $C_m = \{x \in [x < 22 \wedge x > 30]\}$

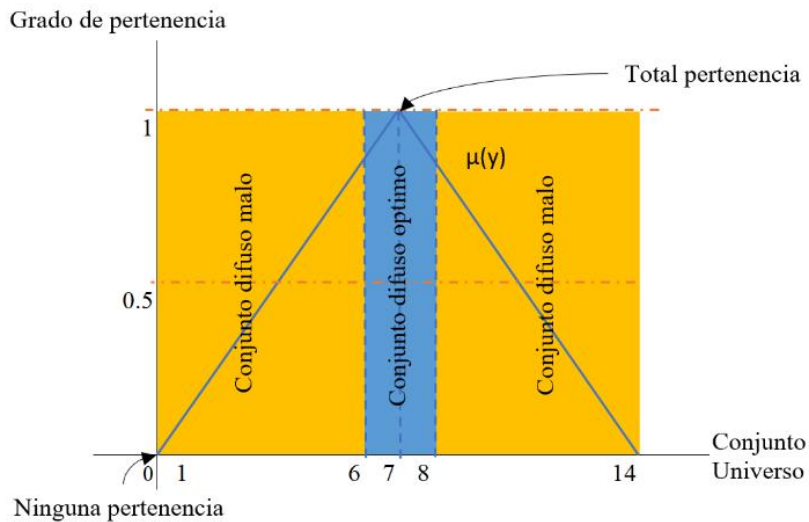


Figura 22. Conjuntos universo del parámetro pH.

3.3.1.2 Función de membresía

La función de membresía representa al conjunto difuso y su notación es $\mu(x)$, $\mu(y)$, $\mu(z)$ para sus conjuntos difusos respectivamente (Ver Figura 23). Sus dominios son; $x \in X$, $y \in Y$, $z \in Z$ y para el rango está definido entre los valores 0 a 1, es decir; $\mu \in [0 - 1]$, donde 0 quiere decir que no hay pertenencia del elemento al conjunto y 1 que hay total pertenencia.

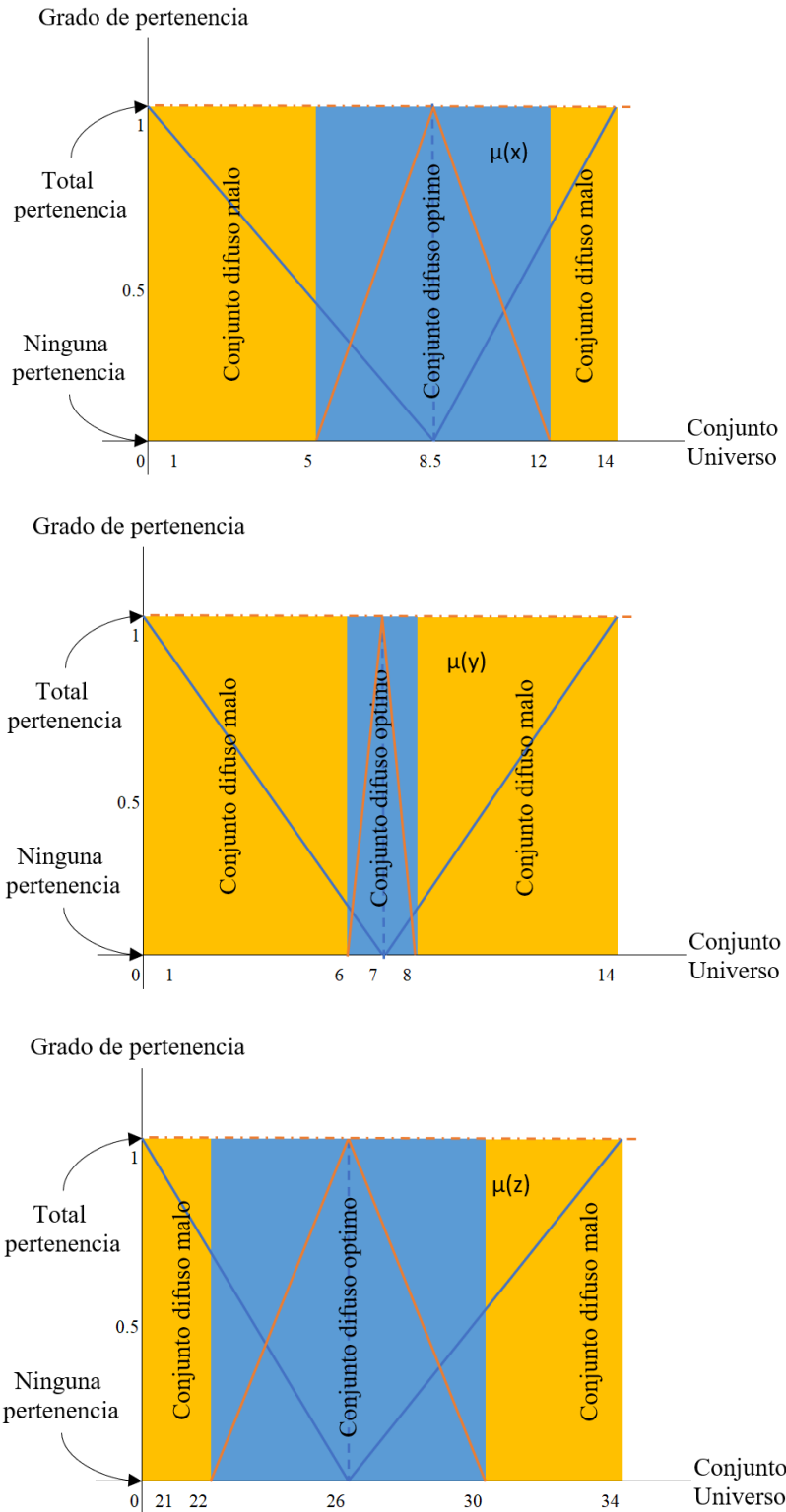


Figura 23. Funciones de membresía de los parámetros, oxígeno disuelto, potencial de hidrogeno y temperatura, en orden descendente respectivamente.

3.3.2 Reglas difusas

Reglas difusas lingüísticas para el sistema difuso con respecto a la calidad de los parámetros son las siguientes:

R₁: Si el oxígeno disuelto es óptimo, el pH es óptimo y la temperatura es óptima entonces el estado del agente camarón es normal.

R₂: Si el oxígeno disuelto es óptimo, el pH es óptimo y la temperatura es mala entonces el estado del agente camarón es tolerable.

R₃: Si el oxígeno disuelto es óptimo, el pH es malo y la temperatura es óptima entonces el estado del agente camarón es tolerable.

R₄: Si el oxígeno disuelto es malo, el pH es óptimo y la temperatura es óptima entonces el estado del agente camarón es tolerable.

R₅: Si el oxígeno disuelto es malo, el pH es malo y la temperatura es óptima entonces el estado del agente camarón es malo.

R₆: Si el oxígeno disuelto es malo, el pH es óptimo y la temperatura es mala entonces el estado del agente camarón es malo.

R₇: Si el oxígeno disuelto es óptimo, el pH es malo y la temperatura es mala entonces el estado del agente camarón es malo.

R₈: Si el oxígeno disuelto es malo, el pH es malo y la temperatura es mala entonces el agente camarón muere.

La regla número ocho en la que el agente camarón deja de existir en el ambiente no está contemplada en la simulación. El proceso mostrado en las reglas responde, a un esquema de modelado que permite manipular reglas de inferencia sobre conjuntos difusos, y que puede ser resumido como se presenta en la Figura 24.

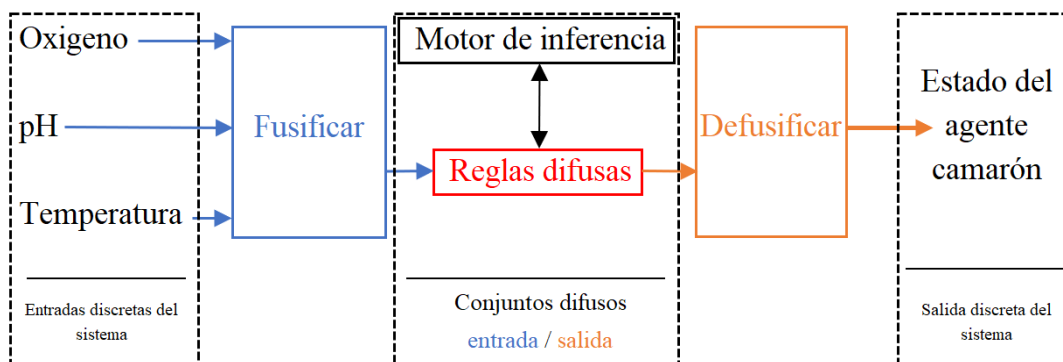


Figura 24. Esquema del sistema difuso

3.3.3 Sistema de razonamiento difuso

Una vez elegida la operación difusa e identificada las reglas, se puede obtener los valores fusificados en función de la calidad del ambiente, es decir, el grado de pertenencia. Luego estos valores son evaluados con las reglas difusas y se obtienen valores entre 0 y 1 con el cual se hará el proceso inverso, defusificar. Finalmente se toma un valor correspondiente a la escala del estado del agente camarón. Por ejemplo, si en la salida al sistema difuso se obtiene un valor de 0.2 de pertenencia, entonces su reflejo en el conjunto universo será estado malo. (Ver Figura 25)

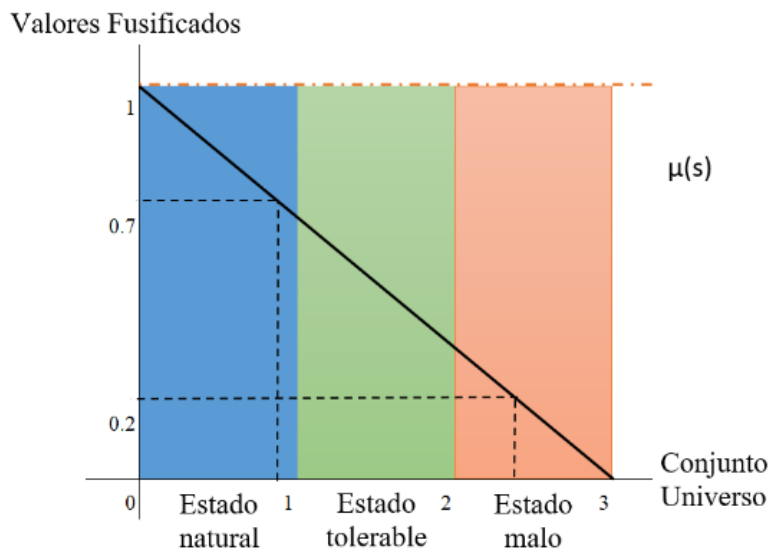


Figura 25. Defusificación a partir de los valores obtenidos de las salidas del sistema difuso.

4 ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para el análisis de resultados se toma a la raíz del error cuadrático medio, el error cuadrático medio, el coeficiente de determinación y la desviación estándar como variables de comparación entre los experimentos con respecto al crecimiento principalmente para filtrar las mejores generaciones. Luego se establece cual es el experimento con la mejor configuración de combinaciones para una posible aplicación.

4.1 DISPOSICIÓN DEL RIEGO DE ALIMENTO

El riego del alimento se distribuye de dos maneras: Manual y automática. La distribución representada en el prototipo de simulación es la automática y esta tiene diferentes configuraciones. La disposición no es más que la ubicación del equipo, sobre o a los límites de la piscina del cultivo. Los acuicultores normalmente disponen de 1 a 3 equipos dependiendo del tamaño del cultivo, ubicados de manera equidistantes y centrados en la piscina de cultivo (Ver Figura 26).

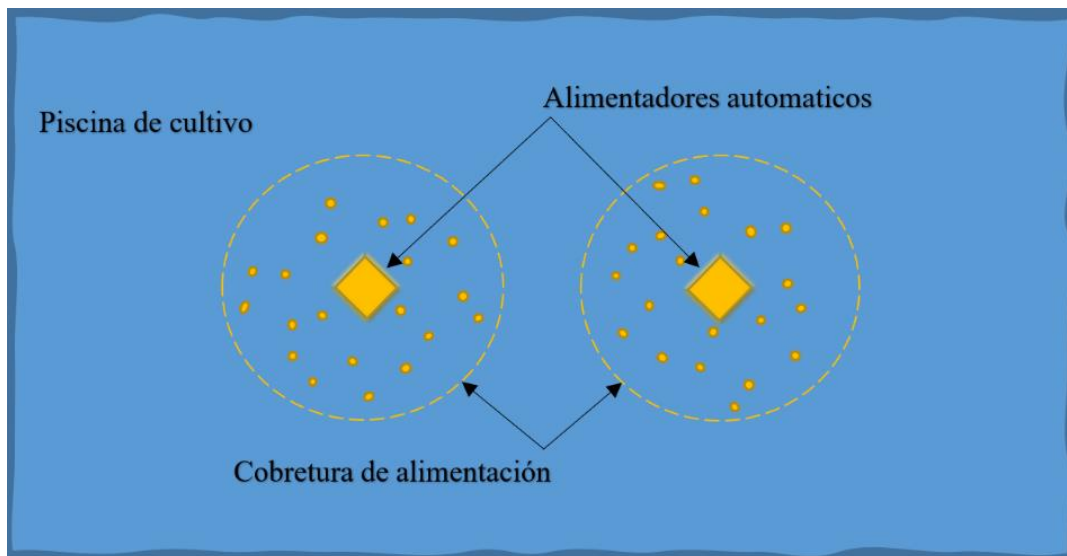


Figura 26. Configuración de dos zonas de alimentación

4.2 DATOS

Los datos son obtenidos del cultivo de camarones de la Isla Mondragón en Ecuador, estos registros son del control de crecimiento de 21 piscinas con alimentadores automáticos entre mayo del 2018 a marzo del 2020, con un total de 2215 registros por 22 columnas. Para el tratamiento de datos se tomó en cuenta solo 7 columnas como se muestra en la Figura 27, lo que nos deja una matriz de 2215x7. Los datos sin tratamiento estaban ordenados por semana e incluían el control de todas las piscinas. Entonces se procedió a ordenar por piscina, de tal manera que estuvieran todos los crecimientos en orden ascendente.

La base de expertos para la creación de las reglas de comportamiento de los agentes se obtuvo de entrevistas con profesionales del campo de la acuicultura, como lo fueron dos biólogos marinos, un ingeniero agrícola, un ingeniero industrial y un gerente productor de camaronera, además de la investigación que respalda al presente prototipo de simulación.

PISCINA	POBLACION	DENSIDAD	Semana	DIAS	X	NC	I/G	CAM/L	% SB	V	E	F	R	LEC	SOYA	BAL/SEM	KG/SEM		ACUMUL	Oxigeno	Temp
13	3,825,000	369,920	1	6											40	0	0	40		5.62	26.40
13	3,825,000	369,920	2	13	0.1										90	0	0	90		5.59	27.10
13	3,825,000	369,920	3	21	0.4	0.3	0.18								90	1650	750	840	3300	5.57	26.50
13	3,825,000	369,920	4	28	0.7	0.4	0.18	365/3							90	1650	750	840	3300	5.54	27.20
13	3,825,000	369,920	5	34	1.6	0.9		300/2				0.3	5.6		90	2145	975	1065	4895	5.52	27.25
13	3,825,000	369,920	6	41	3.0	1.4		360/3				0.6			90	3465	1575	1665	8360	5.40	27.43
13	3,825,000	369,920	7	48	3.8	0.8		379/2						0.5	60	4125	1875	1935	12485	5.17	27.61
13	3,825,000	369,920	8	55	4.5	0.7		379/3						0.5	60	3685	1675	1735	16170	4.81	27.79
13	3,825,000	369,920	9	62	6.0	1.5		295/3			0.8	1.7	1.1		0	5390	2450	2450	21560	4.79	27.97
13	3,825,000	369,920	10	69	8.3	2.3		365/3						0.3	0	4510	2050	2050	26870	4.76	28.15
13	3,825,000	369,920	11	76	9.1	0.8		227/2							0	5060	2300	2300	31930	4.74	28.33
13	3,825,000	369,920	12	83	11.8	2.7	0.99	295/3							0	6600	3000	3000	38530	4.72	27.25
13	3,825,000	369,920	13	90	12.8	1.0	0.99	332/2	16.0						0	4840	2200	2200	42570	4.69	27.43
13	3,825,000	369,920	14	97	14.1	1.3	1.01	240/2							0	5060	2300	2300	47630	4.67	27.61
13	3,825,000	369,920	15	104	16.2	2.1	1.09	222/2	17.0						0	7040	3200	3200	54670	4.64	27.79
13	3,825,000	369,920	16	111	17.4	1.2	1.10	258/3	17.0						0	5720	2600	2600	60390	4.62	27.43
13	3,825,000	369,920	17	118	18.4	1.0	1.09	240/3							0	5225	2375	2375	65615	4.59	27.34
13	3,825,000	369,920	18	125	19.0	0.6	1.06	240/3					0.2		0	7480	3400	3400	73095	4.57	27.25
13	3,825,000	369,920	19	132	21.0	2.0	1.06	222/3							0	4895	2225	2225	77990	4.54	27.16
13	3,825,000	369,920	20	139	22.3	1.3	1.12	248/3							0	4950	2250	2250	82940	4.52	27.07
13	3,825,000	369,920	21	146	23.1	0.8	1.34	161/3							0	7755	3525	3525	90675	4.50	26.98
13	3,825,000	369,920	22	153	23.5	0.4	1.41								0	1045	475	475	91740	4.47	26.89

Figura 27. Parte del registro. Control de crecimiento de la piscina 13 de la camaronera Gambalit

Una vez integrado todo el sistema, la simulación inicia sus pruebas para comparar la curva de los datos reales con los datos históricos. En la Figura 28 se presenta la regresión lineal de los datos históricos y de los datos de la simulación. Se simula con una configuración similar a la realidad, es decir con parámetros como la densidad de biomasa, la distribución del alimento y la cantidad de alimento.

Para llevar un control del crecimiento y determinar cuándo cosechar un cultivo de camarones, los expertos toman muestras de distintos puntos de la piscina semanalmente y promedian su tamaño. Una generación en la simulación se detiene cuando el tamaño promedio de los agentes camarón llega a 24gr. Este criterio de parada es un aproximado de los promedios cosechados en los cultivos reales.

El tratamiento de datos permite la ubicación de la simulación en términos de escala del tiempo. El criterio de parada por tamaño promedio permite hacer una relación entre la simulación y la realidad. Entonces 21 semanas en la realidad son aproximadamente 272 épocas en la simulación como se muestra en la Figura 28.

El error cuadrático medio, tanto en la simulación como en los datos reales, está medido con el crecimiento en el tiempo y las épocas respectivamente con respecto a la regresión lineal de cada uno de estos conjuntos de datos. Para el caso de la desviación estándar también es calculada con los datos de crecimiento.

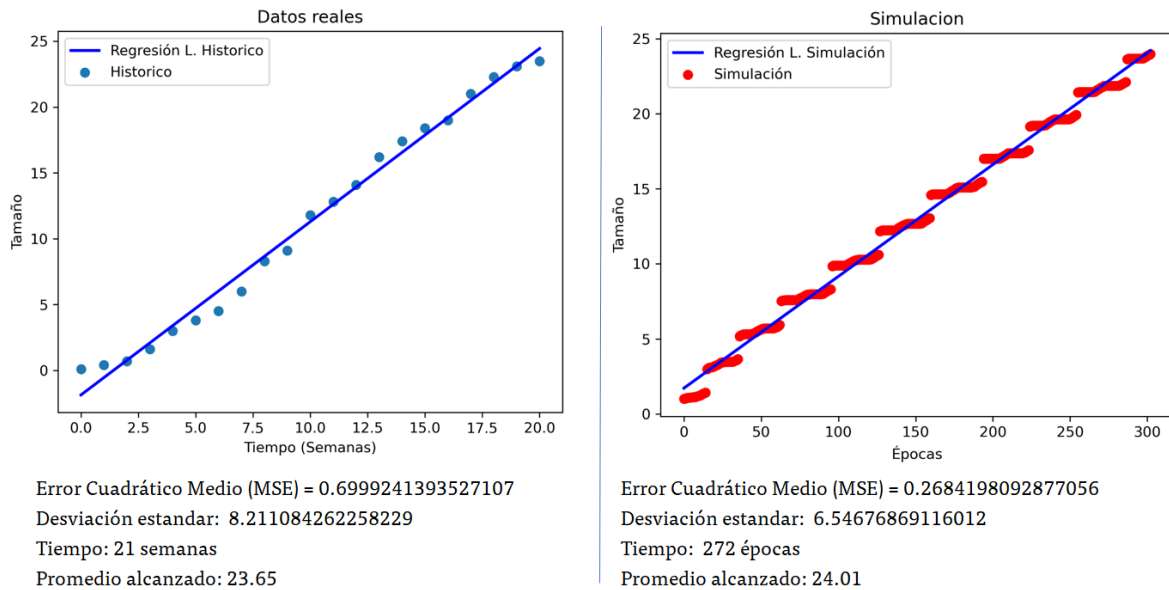


Figura 28. Regresión lineal de los datos históricos y los datos simulados. Aproximación al tiempo total del cultivo

4.3 EXPERIMENTOS

Se busca mejorar los procesos de producción, prueba de ello es la evolución de los métodos de alimentación. Como se mencionó en el apartado anterior, hay varias configuraciones en función del área del cultivo para la distribución del alimento.

El crecimiento del camarón va de 0.1 hasta 38 gr. Que son valores continuos, pero no se simula valores continuos, sino que se discretiza el tamaño en un rango de 1 a 38 gr. en pasos de 1gr. Un sembrío de camarones lo hacen a razón de millones de unidades, un cultivo contiene una media de 4'000.000 de ejemplares y en la simulación un agente representa a 8.000 camarones en la realidad esto es una escala muestral de 1:8.000, es decir, los 4 millones de camarones en la realidad son representados por 500 unidades en la simulación. La simulación experimenta con una, dos y tres zonas de alimentación para el análisis del crecimiento, revelando la cantidad de grupos formados de acuerdo con el tamaño del camarón, esto se representa con histogramas.

La cantidad de alimento es un porcentaje fijo de acuerdo con la escala. Presenta en la simulación dos metodologías de alimentación: Alimentación normal y alimentación alta, una difiere de la otra en un 20% adicional de alimento. La alimentación alta se usa cuando se quiere que el camarón tenga un crecimiento acelerado. Finalmente tenemos la densidad poblacional sobre un área y que está estrechamente relacionada con el tipo de cultivo si es semi intensivo o intensivo.

















No. Exp.	Disposición de la distribución del alimento	Modo de alimentación	Densidad poblacional	No. Exp.	Disposición de la distribución del alimento	Modo de alimentación	Densidad poblacional
1		Normal	Semi - Intensiva	9		Normal	Intensiva
2		Normal	Semi - Intensiva	10		Alta	Intensiva
3		Normal	Semi - Intensiva	11		Alta	Intensiva
4		Alta	Semi - Intensiva	12		Alta	Intensiva
5		Alta	Semi - Intensiva	13		Normal	Semi - Intensiva
6		Alta	Semi - Intensiva	14		Alta	Semi - Intensiva
7		Normal	Intensiva	15		Normal	Intensiva
8		Normal	Intensiva	16		Alta	Intensiva

Figura 29. Descripción de la combinación en los experimentos, la disposición del alimento va de una a tres zonas de alimentación más una distribución uniforme.

Con este preámbulo se pueden crear 16 configuraciones entre la disposición de la distribución del alimento, modo de alimentación y densidad poblacional, (Ver Figura 29), donde se considera las variaciones de:

- Disposición de la distribución del alimento, que va de una a tres zonas de alimentación como se maneja en la actualidad además de una última que es una distribución uniforme sobre toda la piscina.
- Modo de alimentación con dos valores, normal y alta.
- Densidad poblacional con dos valores, semi – intensiva e intensiva.

La simulación inicia con la configuración según la combinación de parámetros presentados en la Figura 29, posterior se genera la población según los cromosomas. Luego se levanta el ambiente en el que cobran vida los agentes e interactúan. Según la posición de los agentes camarones, este provoca un cambio en el ambiente. Dicho cambio es evaluado por lógica difusa y su resultado afecta directamente al estado del agente camarón. (Ver Figura 30)

En la simulación existen dos criterios de parada: El criterio de parada para la generación y el criterio de parada para la pre-experimentación. El criterio de parada de cada generación es el tamaño, es decir cuando el promedio del tamaño de los agentes camarón llega en este caso a 24 gr.

Cada una de las 16 configuraciones es usada como entrada al algoritmo genético en una etapa de pre-experimentación (Ver Figura 30). El criterio de parada de la pre-experimentación es un número fijo, y se determinó con experimentaciones aleatorias donde a partir de la 12va generación presentaron datos incoherentes o sin cambios, entonces se establecieron 10 generaciones como número fijo. Entre las 10 generaciones es seleccionado el experimento con menor error usando el MSE. Y esto da un total de 160 experimentos.

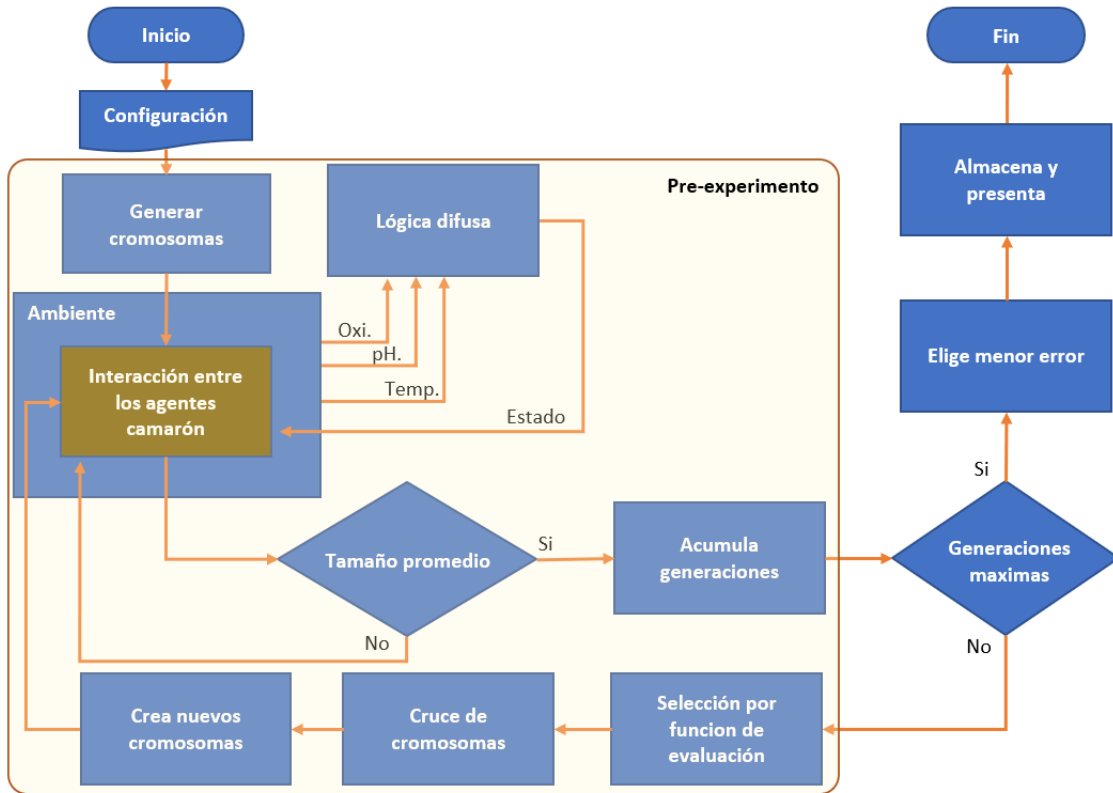


Figura 30. Diagrama del funcionamiento general de la simulación. Etapa de pre-experimentación

4.4 RESULTADOS

Como resultado de los 160 experimentos, se presentan a continuación los histogramas de barras de la población en función de las agrupaciones por tamaño.

- Experimento No. 1:

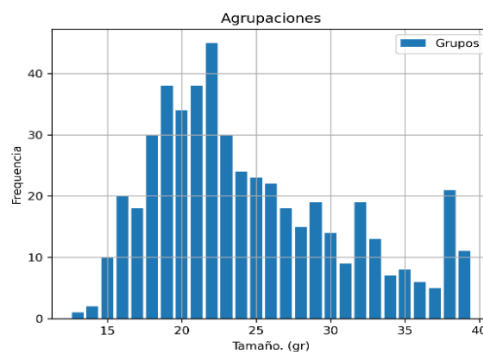


Figura 31. Experimento 1. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 2:

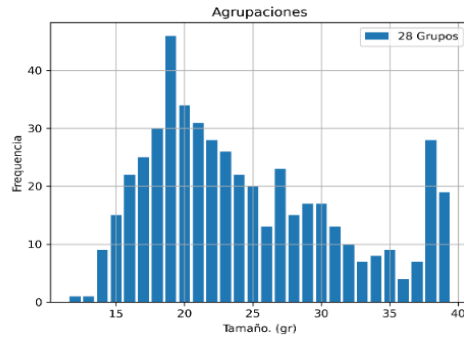


Figura 32. Experimento 2. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 3:

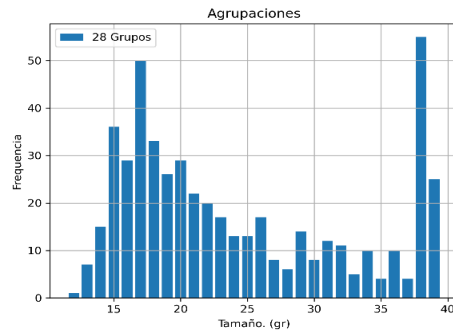


Figura 33. Experimento 3. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 4:

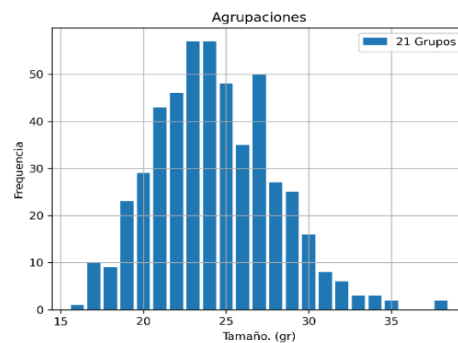


Figura 34. Experimento 4. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 5:

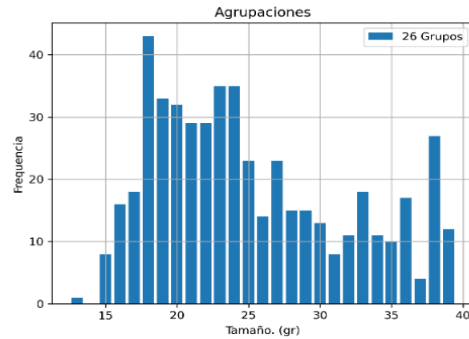


Figura 35. Experimento 5. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 6:

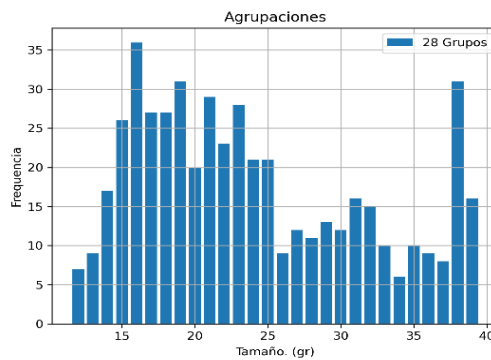


Figura 36. Experimento 6. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 7:

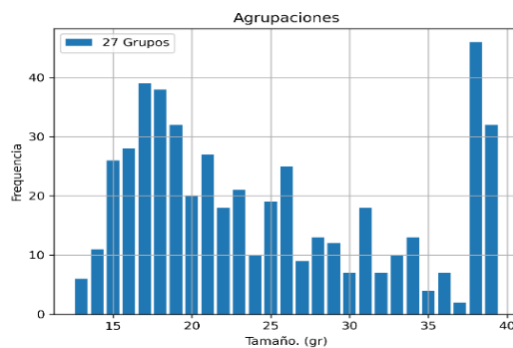


Figura 37. Experimento 7. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 8:

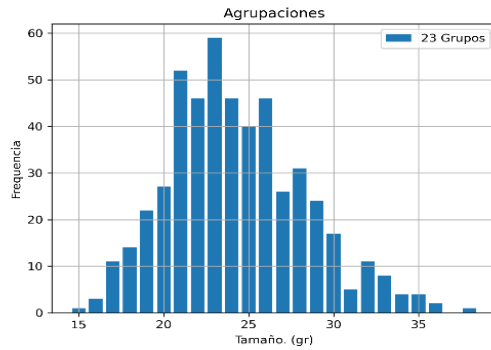


Figura 38. Experimento 8. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 9:

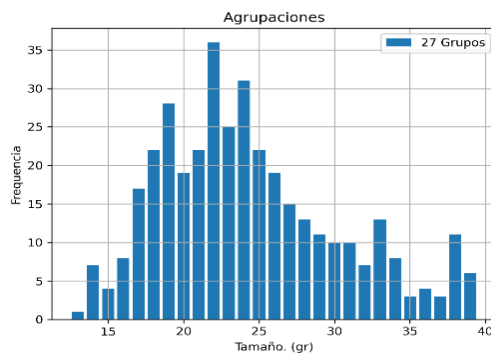


Figura 39. Experimento 9. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 10:

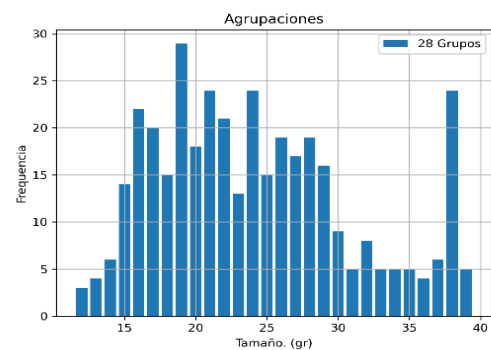


Figura 40. Experimento 10. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 11:

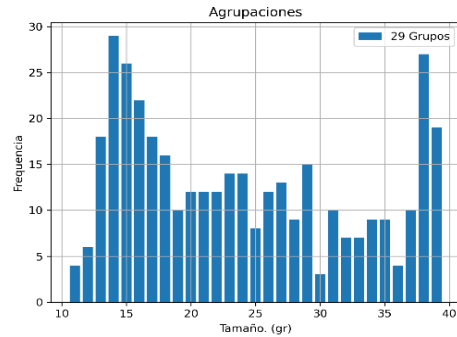


Figura 41. Experimento 11. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 12:

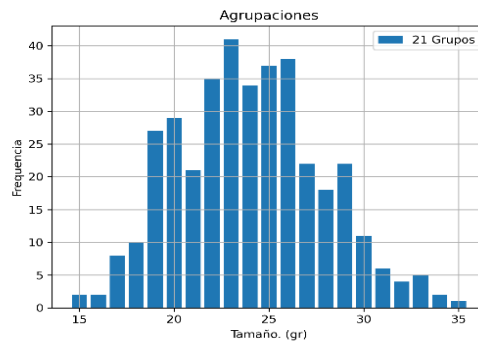


Figura 42. Experimento 12. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 13:

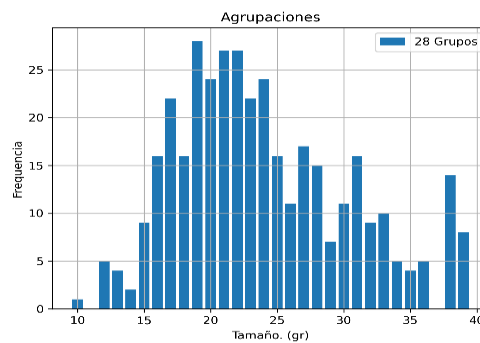


Figura 43. Experimento 13. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 14:

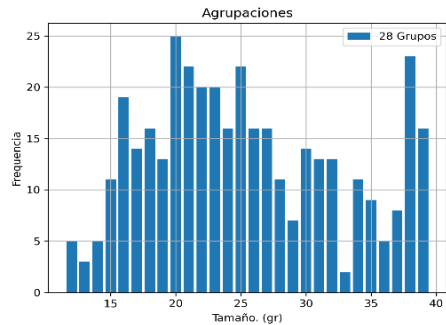


Figura 44. Experimento 14. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 15:

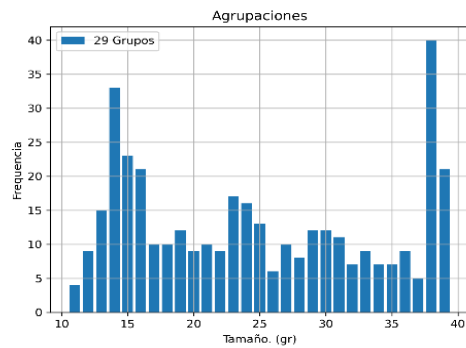


Figura 45. Experimento 15. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

- Experimento No. 16:

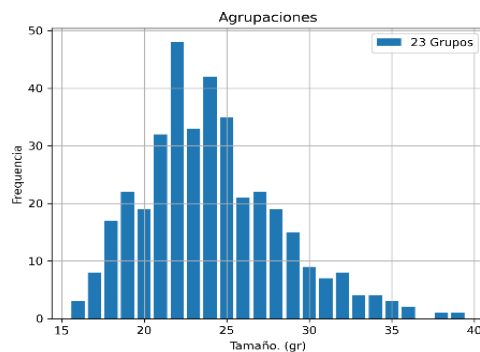


Figura 46. Experimento 16. Histogramas de la frecuencia de tamaños, para la muestra final en la simulación. Los histogramas se realizan con 40 cajas en el eje y

4.5 ANÁLISIS GLOBAL

Para facilidad del análisis de los histogramas se divide los 16 experimentos por la disposición del alimento, es decir, cuatro grupos de cuatro experimentos, como se muestra en la Tabla 3.

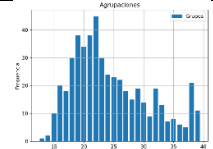
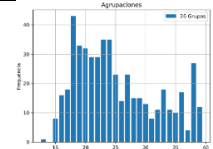
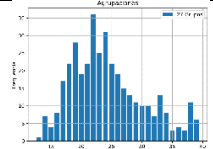
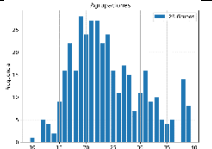
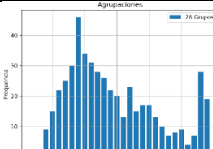
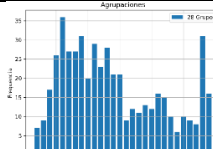
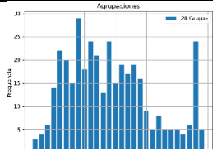
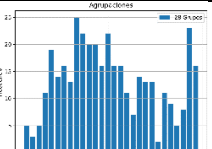
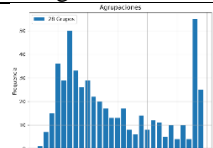
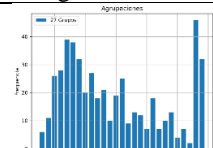
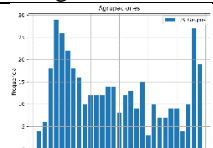
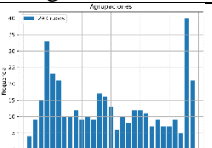
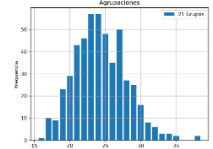
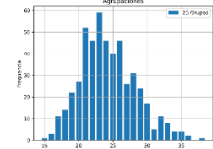
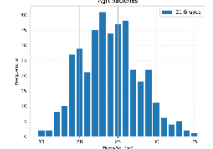
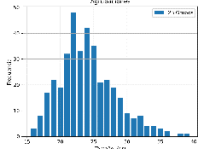
Clasificación	Normal / Intesa	Alta / Intesa	Normal / Semi	Alta / Semi
Grupo 1, donde el alimento se distribuye en 3 zonas de alimentación	 <p>Figura 31 Sigma=7.0449</p>	 <p>Figura 35 Sigma=6.9950</p>	 <p>Figura 39 Sigma=6.9803</p>	 <p>Figura 43 Sigma=7.0054</p>
Grupo 2, donde el alimento se distribuye en 2 zonas de alimentación	 <p>Figura 32 Sigma=6.8514</p>	 <p>Figura 36 Sigma=6.7423</p>	 <p>Figura 40 Sigma=7.7511</p>	 <p>Figura 44 Sigma=7.4279</p>
Grupo 3, donde el alimento se distribuye en 1 zona de alimentación	 <p>Figura 33 Sigma=7.0752</p>	 <p>Figura 37 Sigma=7.1941</p>	 <p>Figura 41 Sigma=6.9122</p>	 <p>Figura 45 Sigma=6.8862</p>
Grupo 4, donde el alimento se distribuye uniformemente por el área de cultivo	 <p>Figura 34 Sigma=6.8357</p>	 <p>Figura 38 Sigma=6.5372</p>	 <p>Figura 42 Sigma=6.6342</p>	 <p>Figura 46 Sigma=6.7284</p>

Tabla 3. Análisis de los resultados por agrupaciones en función de la distribución del alimento

Analizando los histogramas, puede verse que cada uno de los 4 grupos organizados por filas en la Tabla 3. Para el Grupo 1 donde el alimento se distribuye en tres zonas de alimentación, se nota un pico de crecimiento en los tamaños más grandes de la población como se muestra en la Figura 47, esa agrupación en rojo, corresponde los agentes camarones que están más cerca del área de distribución del alimento y que fueron favorecidos por la fortuna de estar dentro de esa área.

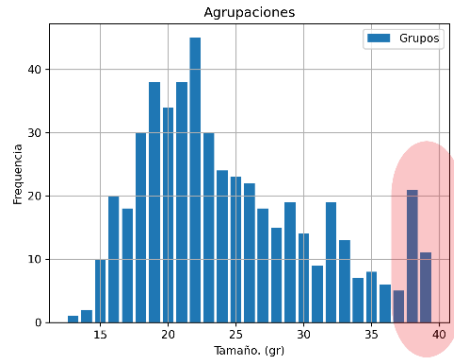


Figura 47. Análisis del grupo 1 sobre la Figura 31, 3 zonas de alimentación.

Lo mismo ocurre con los grupos 2 y 3, la cantidad de camarones de mayor tamaño aumenta conforme disminuye las zonas de alimentación. Como se puede ver en la Figura 48.

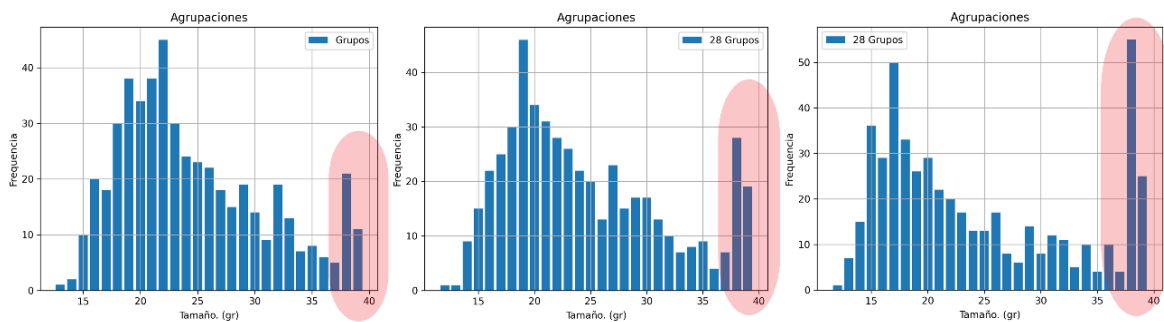


Figura 48. Comparación de los grupos 1, 2 y 3 donde se observa el aumento de la frecuencia en los tamaños en una de población. Corresponde a la Figura 31, Figura 32 y Figura 33 de izquierda a derecha respectivamente. Las zonas de disposición del alimento corresponden respectivamente a (3, 2 y 1)

Se estableció una nomenclatura descrita en la Tabla 4, definiendo la combinación de los experimentos para facilitar la lectura de los resultados.

Configuración	Nomenclatura	Descripción
Disposición de alimento	3Z	3 zonas de alimentación
	2Z	2 zonas de alimentación
	1Z	1 zona de alimentación
	U	Alimentación Uniforme
Modo de alimentación	N	Normal
	A	Alta
Densidad	I	Intensiva
	S.I	Semi - Intensiva

Tabla 4. Nomenclaturas de las configuraciones para lectura de resultados

A continuación, se presentan los 16 mejores resultados, en los que se agregó el número de épocas, el tiempo de ejecución de la simulación en segundos, el número de grupos formados de acuerdo con el tamaño que tengan por lo menos un camarón en el histograma, el mínimo tamaño y el máximo tamaño obtenidos en cada experimento.

No. Exp/Fig.	Config.	RMSE	MSE	R2	STD	Tamaño promedio	Tamaño Máximo	Tamaño Mínimo	No. Grupos	T. de simulación (Seg.)	Épocas
1/Figura 31	3Z-N-I	0.4765858	0.2271341	0.9952055	7.0449050	24.598	40	13	27	163.643021	289
2/Figura 32	2Z-N-I	0.6076724	0.3692657	0.9917589	6.8514030	24.542	40	12	28	163.036212	291
3/Figura 33	1Z-N-I	0.5461398	0.2982687	0.9937579	7.0752589	24.358	40	12	28	163.074103	315
4/Figura 34	U-N-I	0.6986677	0.4881365	0.9890561	6.8357831	24.334	38	16	21	181.839385	233
5/Figura 35	3Z-A-I	0.5586888	0.3121331	0.9933171	6.9950605	25.21	39	13	26	164.041673	261
6/Figura 36	2Z-A-I	0.6056283	0.3667856	0.9915472	6.7423158	24.024	39	12	28	149.463625	263
7/Figura 37	1Z-A-I	0.5710939	0.3261482	0.9933981	7.1941213	24.834	39	13	27	164.132421	274
8/Figura 38	U-A-I	0.8885304	0.7894863	0.9806468	6.5372958	24.308	38	15	23	185.958229	183
9/Figura 39	3Z-N-SI	0.4545381	0.2066049	0.9955579	6.9803808	24.394	39	13	27	146.556918	318
10/Figura 40	2Z-N-SI	0.4455156	0.1984841	0.9954378	6.7511674	24.224	39	12	28	146.081570	318
11/Figura 41	1Z-N-SI	0.4886975	0.2388253	0.9947634	6.9122697	24.008	39	11	29	146.257458	326
12/Figura 42	U-N-SI	0.6375620	0.4064853	0.9903246	6.6342321	24.0053	35	15	21	165.541900	251
13/Figura 43	3Z-A-SI	0.4965284	0.2465405	0.9947372	7.0054940	24.0106	39	10	28	138.803192	277
14/Figura 44	2Z-A-SI	0.4915909	0.2416616	0.9954115	7.4279973	25.424	39	12	28	146.076829	283
15/Figura 45	1Z-A-SI	0.6283184	0.3947840	0.9912783	6.8862375	24.8186	39	11	29	147.067316	288
16/Figura 46	U-A-SI	0.7328251	0.5370327	0.9875729	6.7284968	24.08	39	16	23	166.679328	205

Tabla 5. Resultados obtenidos, la nomenclatura de la columna de configuración esta descrita en la Tabla 4

La tasa de error en este punto del análisis ya no es un criterio de selección. Hay que recordar que cada configuración tuvo 10 experimentos y el experimento seleccionado es el que tiene menor tasa de error. Para este análisis el criterio de selección está dirigido a las épocas y a la desviación estándar.

Las épocas son las acciones entre los cambios de un estado S a un estado S+1 en la simulación, en términos informáticos son los estados o ciclos de una sentencia repetitiva y en esta investigación se asocia el total de estas épocas en la simulación al tiempo total del cultivo en la realidad. Con esta base se juzga como las mejores, a las configuraciones que tengan menor número de épocas y la desviación estándar más cerrada.

Ahora el siguiente análisis está enfocado en la configuración de densidad que es cuando se tiene dos configuraciones en base al tipo de cultivo, si es intensivo o semi intensivo. Se dice que un cultivo es semi intensivo cuando la densidad poblacional es inferior a 200.000 animales por hectáreas e intensivo cuando es superior [18].

No. Exp.	Config.	MSE	STD	No. Grupos	Épocas
1	3Z-N-I	0.2271341	7.044905	27	289
2	2Z-N-I	0.3692657	6.851403	28	291
3	1Z-N-I	0.2982688	7.0752589	28	315
4	U-N-I	0.4881366	6.8357831	21	233
5	3Z-A-I	0.3121332	6.9950606	26	261
6	2Z-A-I	0.3667856	6.7423159	28	263
7	1Z-A-I	0.3261482	7.1941213	27	274
8	U-A-I	0.7894864	6.5372959	23	183
9	3Z-N-SI	0.206605	6.9803808	27	318
10	2Z-N-SI	0.1984842	6.7511674	28	318
11	1Z-N-SI	0.2388253	6.9122697	29	326
12	U-N-SI	0.4064853	6.6342322	21	251
13	3Z-A-SI	0.2465405	7.0054941	28	277
14	2Z-A-SI	0.2416617	7.4279973	28	283
15	1Z-A-SI	0.3947841	6.8862376	29	288
16	U-A-SI	0.5370327	6.7284968	23	205

Figura 49. Análisis de los resultados en función de la densidad intensiva (I) y la densidad semi – intensiva (S.I)

Observando la Figura 49 se pueden dividir los experimentos en 2 grupos, un grupo de densidad intensiva (I) y otro grupo de densidad semi intensiva (S.I), visto de esta manera se puede observar que los experimento de densidad semi intensiva demoran más, es decir tienen mayor cantidad de épocas, mientras que los experimentos de densidad intensiva llegan al criterio de parada más rápido. Esto se debe al comportamiento emergente de enjambre o “flocking”. Cuando un alimento se esparce no solo un agente lo detecta, sino todos los agentes que están alrededor de él. Entonces cuando es semi intensiva hay menor población distribuida, hay mayores distancias o vacíos entre los grupos que se alimentan, por ende, más tiempo en encontrar el siguiente alimento. A diferencia de la densidad intensiva donde hay una mayor población y una distribución equilibrada de esta población en el ambiente.

No. Exp.	Config.	MSE	STD	No. Grupos	Épocas
1	3Z-N-I	0.2271341	7.044905	27	289
2	2Z-N-I	0.3692657	6.851403	28	291
3	1Z-N-I	0.2982688	7.0752589	28	315
4	U-N-I	0.4881366	6.8357831	21	233
9	3Z-N-SI	0.206605	6.9803808	27	318
10	2Z-N-SI	0.1984842	6.7511674	28	318
11	1Z-N-SI	0.2388253	6.9122697	29	326
12	U-N-SI	0.4064853	6.6342322	21	251
5	3Z-A-I	0.3121332	6.9950606	26	261
6	2Z-A-I	0.3667856	6.7423159	28	263
7	1Z-A-I	0.3261482	7.1941213	27	274
8	U-A-I	0.7894864	6.5372959	23	183
13	3Z-A-SI	0.2465405	7.0054941	28	277
14	2Z-A-SI	0.2416617	7.4279973	28	283
15	1Z-A-SI	0.3947841	6.8862376	29	288
16	U-A-SI	0.5370327	6.7284968	23	205

Figura 50. Análisis de los resultados en función de la alimentación alta (A) y alimentación (N)

Estos dos mismos grupos, intensiva (I) y semi - intensiva (SI) los vemos desde la perspectiva de la configuración “modo de alimentación” que son alta (A) y normal (N). Como ya se había mencionado antes, la diferencia entre estos modos consiste en si se requiere un crecimiento acelerado o no; y esto se confirma en los resultados presentados en la Figura 50, donde se observa que los experimentos de alimentación alta alcanzan el criterio de parada en menos épocas que los experimentos de alimentación normal.

De la misma manera que se hizo con las figuras de histogramas, se forman 4 grupos de 4 experimentos, solo que en esta ocasión en función de la configuración de la disposición del alimento. Se observa que en cada grupo los experimentos 3, 7, 11 y 15, donde la configuración por disposición de alimento es de solo una zona de alimentación tienen el mayor número de épocas entre todos los experimentos, este fenómeno tiene sentido ya que el alimento está distribuido en una sola zona de la piscina, entontes para que el agente camarón llegue al criterio de parada le toma más interacciones para crecer. Esto se debe a que el agente camarón que esta fuera del alcance de la zona de alimentación le toma más tiempo desarrollarse por su limitada alimentación. Entre las configuraciones de dos y tres zonas de alimentación no existen muchas variantes y esto se acerca a la realidad ya que son las más utilizadas en los cultivos camaroneros.

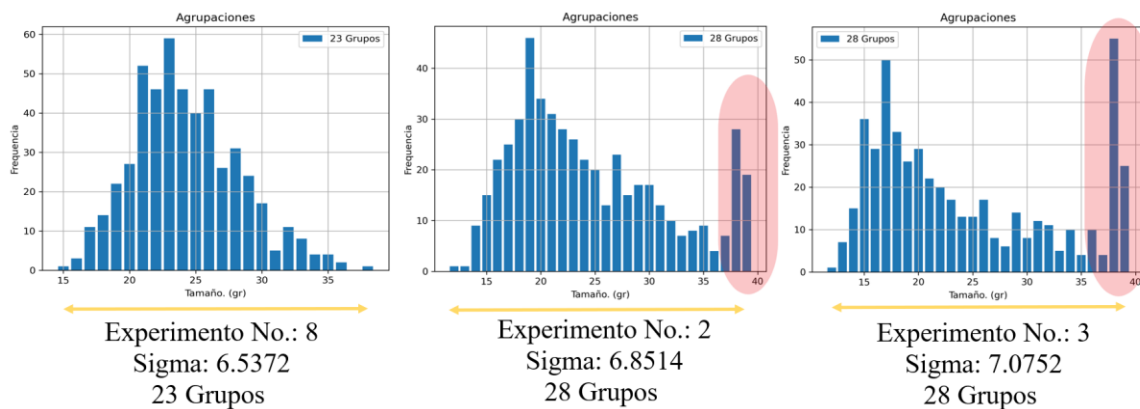


Figura 51. Comparación de la configuración de distribución uniforme contra distribución de 2 y 1 zona de alimentación. Correspondientes a las figuras 37, 31 y 32 de izquierda a derecha respectivamente

Para concluir se dirige la atención a la configuración de disposición del alimento, específicamente en la distribución uniforme. Dicha configuración es el caso extremo de la distribución del alimento y causa del desarrollo de esta investigación. En la Figura 52 se observa los experimentos 4, 8, 12 y 16 que tienen de hecho el error más alto entre todos los experimentos, pero hay que recordar que ese ya no es el criterio de selección en este punto del análisis, sin embargo, esto tiene una explicación, retornando a los histogramas se observa que el comportamiento en la configuración de distribución uniforme del agente camarón es totalmente diferente.

No. Exp.	Config.	MSE	STD	No. Grupos	Épocas
1	3Z-N-I	0.2271341	7.044905	27	289
2	2Z-N-I	0.3692657	6.851403	28	291
3	1Z-N-I	0.2982688	7.0752589	28	315
4	U-N-I	0.4881366	6.8357831	21	233
5	3Z-A-I	0.3121332	6.9950606	26	261
6	2Z-A-I	0.3667856	6.7423159	28	263
7	1Z-A-I	0.3261482	7.1941213	27	274
8	U-A-I	0.7894864	6.5372959	23	183
9	3Z-N-SI	0.206605	6.9803808	27	318
10	2Z-N-SI	0.1984842	6.7511674	28	318
11	1Z-N-SI	0.2388253	6.9122697	29	326
12	U-N-SI	0.4064853	6.6342322	21	251
13	3Z-A-SI	0.2465405	7.0054941	28	277
14	2Z-A-SI	0.2416617	7.4279973	28	283
15	1Z-A-SI	0.3947841	6.8862376	29	288
16	U-A-SI	0.5370327	6.7284968	23	205

Figura 52. Análisis de los resultados en función de la distribución uniforme (U). Se observa que en la distribución uniforme el error aumenta, pero las interacciones disminuyen

El agente camarón no recorre mayor distancia para obtener el alimento, baja el nivel de competencia por el alimento, se reduce la población de agentes camarones que se sobre desarrollan (Ver Figura 48) y dejan sin alimento al agente pequeño, los parámetros físicos químicos del contenedor son estables por lo que el agente no entra en conflicto por si alimentarse o no, si el alimento está en la misma área del ambiente de mala calidad. Cuando todo esto ocurre, el número de interacciones para alcanzar el criterio de parada se reduce drásticamente en cualquiera de las configuraciones. No solo eso sino también se reduce las agrupaciones por tamaño lo que significa que su promedio es menos disperso. (Ver Figura 51)

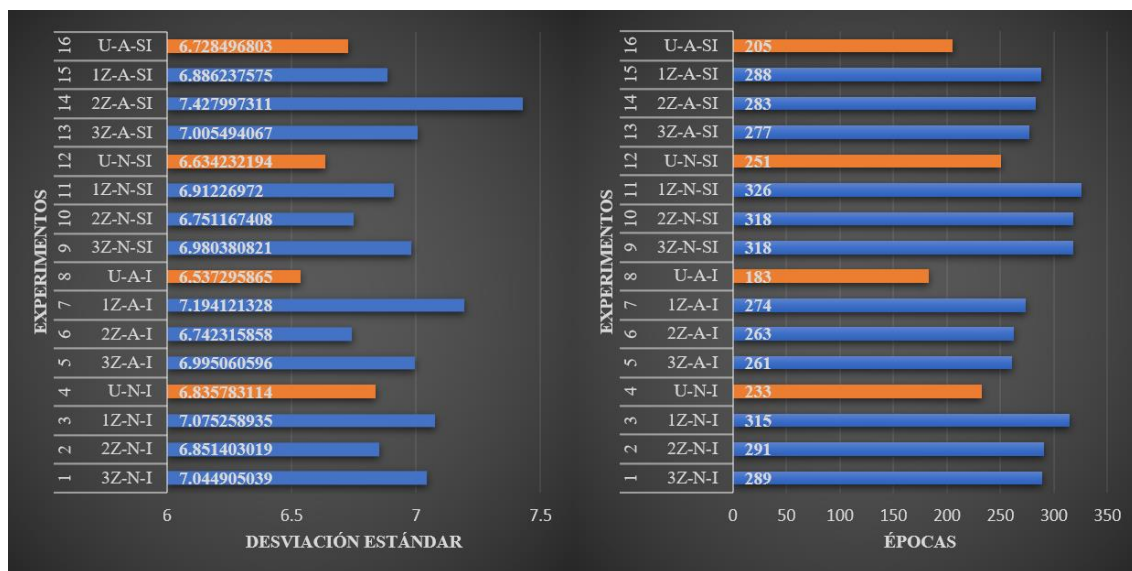


Figura 53. Representación de los resultados en desviación estándar y épocas. Se observa que las configuraciones de distribución uniforme presentan los mejores resultados.



Figura 54. Presentación del funcionamiento de la simulación. Derecha: código QR para acceso al video

Fuente: <https://youtu.be/giIXnfRA7Pw>

5 CONCLUSIONES

Al inicio de la investigación se decidió implementar en el prototipo tres parámetros físicos químicos para simular la calidad del ambiente, en el desarrollo se llegó a considerar que eran insuficientes, pero ya en la implementación y con pruebas preliminares en lógica difusa la toma de decisiones de los agentes cumplió con el comportamiento esperado. Cabe destacar que lógica difusa puede manejar como entrada todas las variables que intervienen en la calidad del ambiente, con más reglas, más posibilidades de cubrir una extensa variedad de comportamientos.

La configuración de una sola zona de alimentación no es común en la práctica, a diferencia de las configuraciones de dos a tres zonas de alimentación. Esto se ajusta a los resultados sintetizados en la Figura 49. Con esto se ratifica y justifica la razón del no uso de una sola zona de alimentación. Existe una excepción a la regla, que es cuando las dimensiones de la piscina son muy pequeñas, es decir menor a 1ha.

De cada grupo formado para facilitar el análisis, se observa que cada configuración tiene su mejor opción. En base a esto se concluye que la mejor configuración es (Ver Figura 53): Una distribución uniforme con una alimentación alta y una densidad intensiva. Se confirma esto en el experimento número 8 donde se llega al criterio de parada en el menor número de épocas. (Ver Figura 55)

Promediando las épocas en las configuraciones de dos y tres zonas de alimentación se tiene un valor de 287,5 épocas, que representan a 22 semanas de cultivo. Con lo que se dice que el experimento numero 8 con 183 épocas corresponde en la simulación a 14,0034 semanas. Es decir 7,9966 semanas menos que la producción normal.

No. Exp.	Config.	MSE	STD	No. Grupos	Épocas
8	U-A-I	0.7894864	6.5372959	23	183

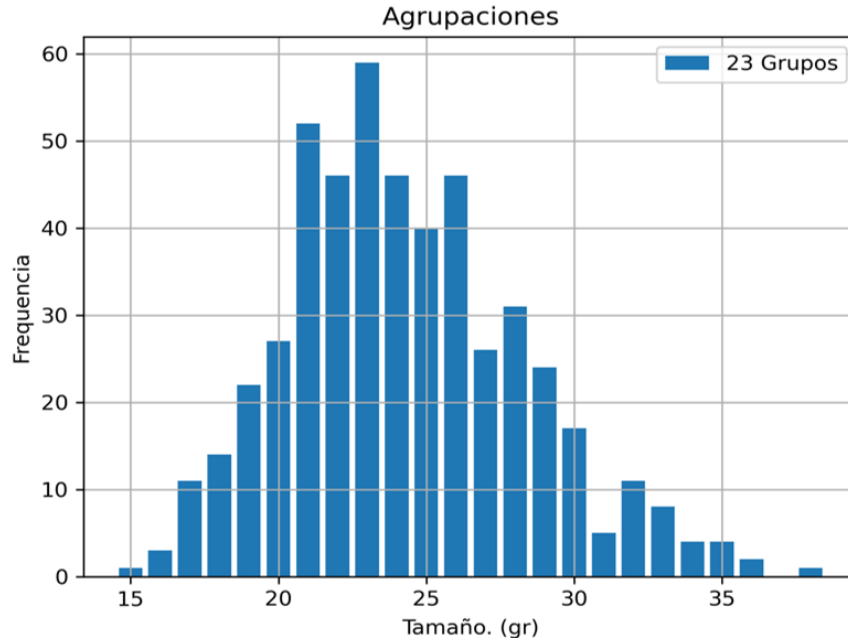


Figura 55. Experimento 8 con el menor número de épocas

Como resultado de las simulaciones realizadas, puede considerarse que si se desarrolla una tecnología que permita una distribución uniforme del alimento, deberá estudiarse si los costos que implican la implementación de esta técnica de distribución del alimento, se compensan con el 16.41% de mejora simulada que se obtendría en la producción.

La combinación de algoritmos genéticos, lógica difusa y multiagentes hizo posible que la presente investigación abarcara más allá de los objetivos establecidos inicialmente, no solo llegando a una comparación del prototipo de una realidad simulada con los registros históricos, sino se llegó a comparar escenarios reales contra una posibilidad no estudiada en la realidad por su alto grado de dificultad como lo es la distribución uniforme del alimento.

6 RECOMENDACIONES

El camarón como entidad posee características tanto individuales como colectivas, esto convierte en un desafío lograr imitar su comportamiento. El diseño de esta entidad contiene características bases de su comportamiento colectivo, como alimentación, factor de crecimiento, estado y desplazamiento. El diseño de las características individuales es un reto que se puede asumir en futuras investigaciones.

AGRADECIMIENTO

Se reconoce a las instituciones IFTH y SENESCYT por la gestión del sistema de becas del Gobierno Ecuatoriano del cual una de ellas hizo posible el desarrollo de la presente investigación. Agradecimiento por la asesoría al Biólogo Roberto Conforme Delgado además del respaldo por parte del Ingeniero Francisco Calderon Bocanegra. Especial afecto al Ingeniero Attilio Castano Baquerizo, CEO de las compañías Apracom S.A. y Gambalit S.A. por ceder datos de producción y permitir entrevistas con los profesionales del área acuícola. Gracias a la familia, compañeros y profesores por su compañía en el proceso académico.

REFERENCIAS

- [1] A. Quintero, «www.portafolio.co,» El tiempo, 01 08 2017. [En línea]. Available: <http://www.portafolio.co/negocios/empresas/este-es-el-nuevo-gigante-pesquero-del-pais-508320>.
- [2] FAO, «www.fao.org,» 2018. [En línea]. Available: http://www.fao.org/fishery/countrysector/naso_colombia/es#tcN70019.
- [3] Vides, «Acuicultura Hoy,» 11 Marzo 2013. [En línea]. Available: <http://consideraciones-acuicolas2.webnode.com.co/news/parametros-fisico-quimicos/>.
- [4] S. M. Fernández Fraga y J. Rangel Mondragón, «Autómatas Celulares y su Aplicación en Computación,» *Asociación Mexicana de Mecatrónica A.C.*, pp. 13-21, 2014.
- [5] S. Nesmachnow, «Evolución en el diseño y clasificación de Algoritmos Genéticos Paralelos,» *Conferencia Latinoamericana de Informatica, CLEI*, 2002.
- [6] C. Feltan y A. L. Caballero, «Principios de Lógica Difusa,» *Researchgate*, p. 28, 2016.
- [7] J. A. JIMÉNEZ BUILES, D. A. OVALLE CARRANZA y J. F. OCHOA GÓMEZ, «MULTI-AGENT ROBOTIC SYSTEM,» *Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal*, 2008.
- [8] J. A. Smith, M. B. Lowry y I. M. Suthers, «Fish attraction to artificial reefs not always harmful: a simulation study,» *Ecology and evolution*, vol. 5, pp. 4590-4602, 2015.
- [9] D. P. Lloyd y R. J. Allen, «Competition for space during bacterial colonization of a surface,» *Journal of the Royal Society*, vol. 12, n° 110, p. 0608, 2015.
- [10] J. Palma Méndez y R. Marín Morales, *Ineligencia Artificial*, España: Interamericana de España, 2008.
- [11] P. Rodríguez Marín, V. Tabares Morales, D. Ovalle Carranza y N. Duque Méndez, «Modelo multi-agente para recomendación híbrida de objetos de aprendizaje,» *Revista Virtual*, p. 15, 2013.
- [12] A. Serrato, A. López-López y G. Rodríguez, «Multitarget Flocking for Constrained Environments,» *Springer*, vol. 155, 2012.
- [13] H. Espitia y J. Sofrony, «Revisión sobre modelos de enjambres de partículas con características de vorticidad,» *Ingenium: Revista de la facultad de ingeniería*, vol. 17, n° 34, p. 162, 2016.
- [14] A. SERATO BARRERA, «Modelado y simulación de movimiento colectivo coordinado para seguimiento multiobjetivo en ambientes con obstáculos,» INAOE, Tonantzintla, Puebla, 2011.
- [15] R. Olfati-Saber, «Flocking for Multi-Agent Dynamic Systems,» *IEEE*, p. 38, 2004.

- [16] J. Gómez, «Metodologías para el desarrollo de sistemas multi-agente,» *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, 2003.
- [17] A. ALARCÓN-PAREDES, A. FELICIANO-MORALES, R. CUEVAS-VALENCIA, A. CATALÁN-VILLEGAS y G. ALONSO, «ANÁLISIS DE LAS TENDENCIAS Y PERSPECTIVAS DE LAS HERRAMIENTAS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINA ACTUALES,» de *CICOM 2017 XVII Jornada Académica en Inteligencia Artificial*, 2017.
- [18] B. Pradillo, «iagua,» 12 septiembre 2016. [En línea]. Available: <https://www.iagua.es/blogs/beatriz-pradillo/parametros-control-agua-potable>.
- [19] L. Massaut, «Congreso Ecuatoriano de Acuicultura & Aquaexpo,» *Aquacultura*, p. 3, 2012.
- [20] H. Mejía y M. Vásquez, «Aplicación de software de simulación como herramienta en el rediseño de plantas de producción en empresas del sector de alimentos,» Universidad Autonoma del Caribe, diciembre 2008. [En línea]. Available: <http://repositorio.uac.edu.co/bitstream/handle/11619/1375/Aplicaci%C3%B3n%20de%20software%20de%20simulaci%C3%B3n%20como%20.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- [21] N. Hernández, F. Soto y A. Caballero, «Modelos de simulación de cultivos. Características y usos,» *Scielo*, 2009.
- [22] E. Zuleta, A. González, J. Lopez y I. Calvo, «Simulación basada en SMA de sistemas originalmente representados con EDO,» *Elsevier*, p. 11, 2011.
- [23] M. Quintana y I. Fraga, «Mejora en la eficiencia del flujo en piscinas destinadas a la cría de peces,» *Jurnal of Integrative Agricultura*, p. 2, 2017.
- [24] D. Mostaccio, R. Suppi y E. Luque, «Simulación Distribuida de Modelo Orientados al Individuo utilizando MPI,» *CICYT*, p. 12, 2001.
- [25] L. Zlajpah, «Simulation in robotics,» *Science Direct*, p. 19, 2008.
- [26] A. Cano y Á. Rojas, «Autómatas celulares y aplicaciones,» *Revista Iberoamericana de la educación matemática*, n° 46, p. 16, 2016.
- [27] F. Bellifemine, A. Poggi y G. Rimassa, «Developing multi-agent systems with a FIPA-compliant agent framework,» *Software: Practice and Experience*, 2000.
- [28] A. Delgado, «Robótica inteligente,» *Revista de la Facultad de Medicina*, vol. 47, n° 1, pp. 32-34, 1999.
- [29] C. Feltan y A. L. Cabal, «Principios de Lógica Difusa,» *Researchgate*, p. 28, 2016.
- [30] L. Izquierdo, D. Olaru, S. Izquierdo, S. Purchase y G. Soutar, «Fuzzy Logic for Social Simulation using NetLogo,» *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, p. 31, 2015.
- [31] FAO, «<http://www.fao.org>,» FAO, [En línea]. Available: http://www.fao.org/tempref/FI/CDrom/FAO_Training/FAO_Training/General/t0581e/Index.htm. [Último acceso: 2 2020].