

# "ANÁLISIS COMPUTACIONAL Y VISUAL DEL FIREFLY ALGORITHM: SIMULACIÓN DEL COMPORTAMIENTO COLECTIVO EN SISTEMAS BIOLÓGICOS MULTIMODALES"

Wilmer Alexis Leal Duran , Nelsis Zulay Cassiani

Link de video de Youtube: <https://youtu.be/3SSwJup2jWk?si=TwyoHe8kyu6IoVkJF>

Link del Colab:

<https://colab.research.google.com/drive/1K9pHSB1ykeSvqCDK2y3t69kRLKxqqwIY?usp=sharing>

Link del Github:

---

## Resumen

Este estudio presenta un análisis computacional y visual integral del Firefly Algorithm (FA), un algoritmo bioinspirado que simula el comportamiento colectivo de fototaxis en luciérnagas. Mediante la implementación del FA en Google Colaboratory, se simuló la dinámica de un enjambre de 20 agentes a lo largo de 100 generaciones en un paisaje multimodal sintético con tres óptimos definidos. Los resultados demuestran la emergencia de auto-organización, con la formación espontánea de subenjambres estables alrededor de los óptimos, siguiendo una distribución aproximadamente Boltzmann. El análisis reveló una transición de fase desde comportamientos exploratorios (70% en generación 0) hacia estrategias explotadoras (65% en generación 100), regulada por el decaimiento del parámetro de aleatoriedad ( $\alpha$ ), análogo a la temperatura en sistemas termodinámicos. Se identificó una correlación negativa significativa ( $r = -0.72$ ,  $p=0.003$ ) entre la intensidad inicial y la distancia recorrida, indicando un mecanismo de "ventaja inicial". La eficiencia mostró dependencia crítica de la topografía del paisaje, siendo mayor en el Pico 2 ( $0.100 \pm 0.025$ ) a pesar de su menor intensidad. El 10% de agentes no convergentes evidenció el *trade-off* inherente entre exploración y explotación. El estudio concluye que el FA constituye un paradigma de computación emergente donde propiedades globales sofisticadas surgen de interacciones locales simples, estableciendo un puente conceptual entre la teoría de sistemas complejos y la inteligencia artificial bioinspirada.

**Palabras Clave:** Firefly Algorithm, Optimización Multimodal, Comportamiento Colectivo, Auto-organización, Inteligencia Artificial Bioinspirada, Sistemas Complejos, Exploración-Explotación, Algoritmos de Enjambre.

## Abstract

This study presents a comprehensive computational and visual analysis of the Firefly Algorithm (FA), a bioinspired algorithm that simulates the collective phototaxis behavior of fireflies. Through the implementation of the FA in Google Colaboratory, the dynamics of a swarm of 20 agents were simulated over 100 generations in a synthetic multimodal landscape with three defined optima. The results demonstrate the emergence of self-organization, with the spontaneous formation of stable sub-swarms around the optima, following an approximately Boltzmann distribution. The analysis revealed a phase transition from exploratory behaviors (70% at generation 0) towards exploitative strategies (65% at generation 100), regulated by the decay of the randomness parameter ( $\alpha$ ), analogous to temperature in thermodynamic systems. A significant negative correlation ( $r = -0.72$ ,  $p=0.003$ ) was identified between initial intensity and distance traveled, indicating an "early advantage" mechanism. Efficiency showed a critical dependence on the landscape topography, being

higher at Peak 2 ( $0.100 \pm 0.025$ ) despite its lower intensity. The 10% of non-convergent agents evidenced the inherent exploration-exploitation trade-off. The study concludes that the FA constitutes a paradigm of emergent computation where sophisticated global properties arise from simple local interactions, establishing a conceptual bridge between complex systems theory and bioinspired artificial intelligence.

**Keywords:** Firefly Algorithm, Multimodal Optimization, Collective Behavior, Self-organization, Bioinspired Artificial Intelligence, Complex Systems, Exploration-Exploitation, Swarm Algorithms.

---

## 1. INTRODUCCIÓN

Los algoritmos bioinspirados representan un paradigma computacional emergente que traslada principios de sistemas biológicos naturales a la resolución de problemas complejos de optimización. Entre estos, el Algoritmo de las Luciérnagas (Firefly Algorithm - FA) ha ganado reconocimiento significativo por su eficiencia en el manejo de espacios de búsqueda multimodales, basándose en el comportamiento colectivo de fototaxis observado en poblaciones de luciérnagas (Yang, 2010). La relevancia contemporánea de este algoritmo se evidencia en su aplicación creciente a problemas de ingeniería, inteligencia artificial y ciencias computacionales, particularmente en escenarios donde los métodos de optimización tradicionales enfrentan limitaciones frente a paisajes complejos con múltiples óptimos locales.

Recientes investigaciones han demostrado la versatilidad del FA en dominios tan diversos como el aprendizaje automático (Fister et al., 2022), la optimización de redes neuronales (Wang et al., 2023) y la computación evolutiva (Gandomi et al., 2021). El mecanismo fundamental del algoritmo, que simula la atracción basada en intensidad lumínica entre individuos, proporciona un balance natural entre exploración y explotación que ha mostrado superioridad comparativa frente a otros algoritmos de enjambre en problemas de optimización multimodal (Chandrasekaran et al., 2024). Esta capacidad intrínseca para mantener diversidad poblacional mientras converge hacia regiones prometedoras lo convierte en una herramienta particularmente adecuada para el estudio de dinámicas colectivas en sistemas complejos.

El panorama actual de la investigación en algoritmos bioinspirados refleja un interés creciente en la comprensión de los mecanismos subyacentes que gobiernan su comportamiento emergente. Estudios recientes han explorado las propiedades de auto-organización en enjambres artificiales (Chen et al., 2023) y han analizado matemáticamente los procesos de convergencia en optimización multimodal (Zhang & Yang, 2024). Estos avances teóricos han sido complementados con aplicaciones prácticas en dominios como la robótica de enjambre (Martínez et al., 2023) y la computación distribuida (Li et al., 2024), donde los principios de coordinación descentralizada encuentran implementación directa.

En el contexto de la inteligencia artificial moderna, la capacidad de los algoritmos de enjambre para exhibir comportamientos colectivos inteligentes sin un control centralizado representa un área de investigación activa (Yang & He, 2023). Particularmente, el estudio de

las transiciones fase entre comportamientos exploratorios y explotatorios en el FA ha recibido atención reciente, con trabajos que analizan la dinámica no lineal de estos sistemas (Kumar et al., 2024). Estas investigaciones han establecido conexiones importantes entre la teoría de sistemas complejos y los algoritmos de optimización, proporcionando fundamentos matemáticos sólidos para entender el desempeño observado empíricamente.

Este proyecto se sitúa en la intersección de estas líneas de investigación, con el objetivo de realizar un análisis computacional exhaustivo del Firefly Algorithm mediante simulaciones a gran escala y visualizaciones avanzadas. El trabajo contribuye a la comprensión fundamental de los mecanismos que gobiernan el comportamiento colectivo en sistemas bioinspirados, mientras desarrolla metodologías innovadoras para la visualización y análisis de dinámicas de enjambre. A través de la implementación de un framework experimental robusto en Google Colaboratory, se busca no solo validar propiedades teóricas del algoritmo, sino también establecer protocolos estandarizados para la evaluación comparativa de métodos de optimización bioinspirados.

## OBJETIVOS

### Objetivo General:

Desarrollar e implementar el **Firefly Algorithm** (Algoritmo de las Luciérnagas) para analizar computacionalmente el comportamiento colectivo en sistemas biológicos multimodales, validando sus propiedades de optimización mediante simulaciones y visualizaciones avanzadas.

### Objetivos Específicos:

1. **Implementar el Firefly Algorithm** con parámetros biológicamente inspirados
2. **Diseñar un paisaje multimodal** con 3 zonas óptimas de bioluminiscencia
3. **Simular el movimiento colectivo** de 20 luciérnagas a lo largo de 100 generaciones
4. **Analizar patrones emergentes** de exploración vs explotación

## Marco Teórico

### 2.1 Fundamentos de los Algoritmos Bioinspirados

Los algoritmos bioinspirados constituyen una rama de la computación inteligente que emula principios y mecanismos observados en sistemas biológicos naturales para resolver problemas complejos de optimización. Estos algoritmos se caracterizan por su capacidad para manejar espacios de búsqueda no lineales, multimodales y con restricciones, donde los métodos de optimización tradicionales suelen enfrentar dificultades significativas. El fundamento teórico se sustenta en la capacidad de los sistemas naturales para desarrollar comportamientos colectivos inteligentes a través de interacciones locales simples entre individuos, fenómeno conocido como emergencia (Yang & He, 2023).

## 2.2 Algoritmo de las Luciérnagas (Firefly Algorithm)

El Firefly Algorithm, introducido por Yang (2010), se fundamenta en el comportamiento de fototaxis observado en poblaciones de luciérnagas, donde individuos se atraen mutuamente mediante señales lumínicas. El algoritmo modela tres reglas biológicas esenciales: todas las luciérnagas son unisexuales y se atraen independientemente del sexo; la atracción es proporcional a la intensidad lumínica y disminuye con la distancia; y la función de fitness determina la intensidad lumínica de cada individuo. Matemáticamente, estas reglas se formalizan mediante ecuaciones diferenciales que describen la dinámica del sistema.

## 2.3 Optimización Multimodal y Paisajes Complejos

Los problemas de optimización multimodal presentan múltiples óptimos locales en el espacio de búsqueda, representando un desafío significativo para los algoritmos de optimización. El diseño de paisajes multimodales sintéticos permite estudiar sistemáticamente la capacidad de los algoritmos para mantener diversidad poblacional mientras convergen hacia soluciones de alta calidad (Chandrasekaran et al., 2024). La función multimodal implementada en este trabajo combina componentes gaussianas para modelar regiones óptimas, incorporando ruido ambiental para simular condiciones realistas de evaluación.

## 2.4 Comportamiento Colectivo y Emergencia

El concepto de emergencia describe cómo comportamientos globales complejos surgen de interacciones locales simples entre agentes autónomos. En el contexto del Firefly Algorithm, la emergencia se manifiesta a través de patrones colectivos como la formación de subenjambres, la sincronización de movimientos y la distribución espacial autoorganizada (Kumar et al., 2024). Estos fenómenos emergentes son fundamentales para la eficacia del algoritmo, ya que permiten una exploración paralela del espacio de búsqueda sin coordinación central explícita.

## 2.5 Métricas de Evaluación y Análisis de Desempeño

La evaluación rigurosa de algoritmos bioinspirados requiere el desarrollo de métricas cuantitativas que capturen tanto la eficiencia computacional como la calidad de las soluciones obtenidas. Las métricas implementadas en este trabajo se categorizan en tres dimensiones principales: eficiencia individual (desempeño de cada agente), eficacia colectiva (comportamiento del enjambre) y propiedades emergentes (características del sistema global) (Wang et al., 2023).

## 2.6 Visualización Científica y Análisis Exploratorio

Las técnicas de visualización científica juegan un papel crucial en la comprensión del comportamiento de algoritmos bioinspirados, permitiendo la identificación de patrones que podrían permanecer ocultos en análisis puramente numéricos. La representación visual de trayectorias, distribuciones espaciales y evoluciones temporales facilita la formulación de hipótesis sobre los mecanismos subyacentes y su relación con el desempeño del algoritmo (Fister et al., 2022).

# Metodología

## 3. DISEÑO EXPERIMENTAL Y PROCEDIMIENTOS

### 3.1 Plataforma y Entorno Computacional

La implementación y ejecución de todos los experimentos se realizó en Google Colaboratory, utilizando un entorno Python 3.10 con librerías especializadas para computación científica. El entorno proporcionó recursos computacionales consistentes para garantizar la reproducibilidad de los resultados. Las principales librerías empleadas incluyeron NumPy para operaciones matriciales, Matplotlib y Seaborn para visualizaciones 2D/3D, Pandas para análisis de datos, y SciPy para procedimientos estadísticos.

### 3.2 Fundamentos Matemáticos del Algoritmo

El Algoritmo de las Luciérnagas se implementó según su formulación matemática estándar. La función de atracción entre dos luciérnagas  $i$  y  $j$  se definió como  $\beta(r) = \beta_0 \times e^{(-\gamma \times r^2)}$ , donde  $\beta_0 = 1.0$  representa la atracción máxima a distancia cero,  $\gamma = 0.15$  es el coeficiente de absorción de luz, y  $r = \|x_i - x_j\|$  corresponde a la distancia euclíadiana entre luciérnagas. El movimiento de una luciérnaga  $i$  hacia una luciérnaga  $j$  más brillante se calculó mediante  $x_i(t+1) = x_i(t) + \beta(r) \times (x_j(t) - x_i(t)) + \alpha \times (\varepsilon - 0.5)$ , donde  $\alpha = 0.25$  es el parámetro de aleatoriedad con decaimiento lineal y  $\varepsilon \sim U(0,1)$  es una variable aleatoria uniforme.

### 3.3 Función Objetivo Multimodal

Se diseñó un paisaje de evaluación mediante una función multimodal compuesta  $f(x,y) = \sum_{k=1}^3 A_k \times \exp(-\sigma_k \times [(x - \mu_{kx})^2 + (y - \mu_{ky})^2]) + \eta(x,y)$ . Los parámetros se establecieron como: Pico 1 con  $A_1 = 1.0$ ,  $\sigma_1 = 0.2$ ,  $\mu_1 = (4.0, 4.0)$ ; Pico 2 con  $A_2 = 0.8$ ,  $\sigma_2 = 0.25$ ,  $\mu_2 = (-3.0, 3.0)$ ; Pico 3 con  $A_3 = 0.7$ ,  $\sigma_3 = 0.3$ ,  $\mu_3 = (2.0, -4.0)$ . El término  $\eta(x,y) = 0.03 \times [\sin(0.8x)\cos(0.6y) + \cos(0.4x)\sin(0.9y)]$  incorporó ruido ambiental para simular variaciones naturales en el paisaje.

### **3.4 Configuración Experimental en Colab**

En el entorno Google Colaboratory se implementaron cuatro sistemas de visualización independientes pero integrados. El Sistema de Animación en Tiempo Real utilizó `matplotlib.animation.FuncAnimation` con salida HTML5 para visualización interactiva directamente en el notebook. El Sistema de Visualización 3D Avanzada empleó `mpl_toolkits.mplot3d` con técnicas de iluminación `LightSource` para representaciones realistas del paisaje multimodal. El Sistema de Análisis Estadístico implementó procedimientos de `scipy.stats` para pruebas de correlación, ANOVA y análisis de distribución. Finalmente, el Sistema de Exportación de Resultados generó DataFrames de Pandas y visualizaciones en alta resolución (300 DPI) para su descarga directa desde Colab.

### **3.5 Protocolo de Ejecución Automatizado**

El procedimiento experimental en Colab siguió un flujo automatizado que inició con una fase de inicialización donde se estableció una configuración reproducible mediante `np.random.seed(42)` con `n_fireflies = 20`, `generations = 100` y `search_space = [-8, 8]`. La fase de simulación principal ejecutó el algoritmo con registro completo de historiales de posición, calculando el fitness en cada generación como  $\text{fitness}_i = \text{intensidad}_i \times f(x_i, y_i)$  y aplicando decaimiento adaptativo según  $\alpha(t) = \alpha_0 \times (1 - t/T)$ . La fase de análisis en tiempo real clasificó comportamientos en exploración ( $r > 5$ ), balance ( $2 \leq r \leq 5$ ) y explotación ( $r < 2$ ), mientras calculaba métricas colectivas como coherencia, eficiencia y distribución zonal, generando visualizaciones dinámicas simultáneamente.

### **3.6 Métricas y Criterios de Evaluación**

Se implementaron métricas de desempeño cuantitativas que incluyeron eficiencia individual definida como  $IE_i = \text{fitness\_final}_i / \text{distancia\_total}_i$  y tiempo de convergencia  $TC_i = \min\{t: \|x_i(t) - \mu_k\| < 1.5\}$ . Las métricas colectivas comprendieron coherencia calculada como  $1 / (1 + \sigma_d)$  donde  $\sigma_d$  representa la desviación de distancias al centroide, tasa de éxito como  $N_{\text{convergentes}} / N_{\text{total}}$ , y diversidad definida como  $1 - (\sum_i \sum_j \text{similitud}(x_i, x_j)) / N^2$ .

### **3.7 Validación y Reproducibilidad**

Para garantizar la validez científica se implementaron múltiples mecanismos que incluyeron una semilla aleatoria fija (42) para reproducibilidad exacta, sistemas de verificación de

consistencia numérica, exportación automática de datos brutos para auditoría y documentación completa de parámetros y condiciones iniciales. El procesamiento estadístico incluyó pruebas de correlación de Pearson para relaciones intensidad-distancia, ANOVA unidireccional para diferencias entre zonas óptimas, análisis de series temporales para tendencias evolutivas y validación de supuestos de normalidad y homocedasticidad.

### 3.8 Visualización y Análisis Espacial

Se desarrollaron técnicas de visualización avanzada en Colab que incorporaron mapas de densidad mediante estimación de kernel gaussiano, proyecciones 3D con iluminación realista y sombreado, animaciones de trayectorias con históricos temporales, y heatmaps de comportamiento combinados con mapas topográficos. Todos los análisis se ejecutaron de forma automatizada y reproducible dentro del entorno Google Colaboratory, garantizando consistencia en los resultados y facilitando la verificación independiente mediante la ejecución secuencial de celdas predefinidas que generaron tanto los datos numéricos como las representaciones visuales correspondientes.

#### TABLA DE CONDICIONES EXPERIMENTALES

Parámetro	Valor	Descripción	Efecto en el Movimiento
Población	20 luciérnagas	Tamaño fijo del enjambre	Mayor diversidad de comportamientos
Iteraciones	80 generaciones	Ciclos de movimiento	Tiempo suficiente para convergencia
Espacio	$[-8, 8] \times [-8, 8]$	Área de búsqueda	Espacio amplio para exploración
Alpha ( $\alpha$ )	$0.25 \rightarrow 0.0$	Componente aleatorio	Exploración inicial, explotación final
Beta ( $\beta_0$ )	1.0	Atracción máxima	Movimiento decisivo hacia luces brillantes
Gamma ( $\gamma$ )	0.15	Coeficiente absorción	La luz disminuye con la distancia

## RESULTADOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

### 4. RESULTADOS Y ANÁLISIS

#### 4.1 Distribución Final de Luciérnagas por Zona Óptima

Tabla 4.1 - Distribución poblacional en los tres óptimos del paisaje multimodal

Zona Óptima	Coordenadas	Intensidad	Luciérnagas	Porcentaje	Tiempo Convergencia Promedio
Pico 1	(4.0, 4.0)	1.0	8	40%	38.5 generaciones
Pico 2	(-3.0, 3.0)	0.8	6	30%	28.2 generaciones
Pico 3	(2.0, -4.0)	0.7	4	20%	42.1 generaciones
No convergidas	-	-	2	10%	>100 generaciones

#### 4.2 Métricas de Desempeño Individual

Tabla 4.2 - Comportamiento y eficiencia por categoría de luciérnaga

Categoría	Intensidad Promedio	Distancia Recorrida	Fitness Final	Eficiencia (Fit/Dist)	Tasa de Éxito
Alta Intensidad (>0.7)	0.81	5.8 ± 1.2	0.78 ± 0.08	0.134 ± 0.025	85%
Media Intensidad (0.5-0.7)	0.59	8.3 ± 1.8	0.65 ± 0.11	0.078 ± 0.018	70%
Baja Intensidad (<0.5)	0.41	12.1 ± 2.3	0.52 ± 0.09	0.043 ± 0.012	55%

#### 4.3 Evolución Temporal del Fitness

Tabla 4.3 - Progreso del fitness poblacional por segmentos generacionales

Segmento Generacional	Fitness Promedio	Mejor Fitness	Coherencia Enjambre	Diversidad Poblacional
Generación 0-25	0.45 ± 0.12	0.68	0.35 ± 0.08	0.82 ± 0.05
Generación 26-50	0.62 ± 0.09	0.85	0.58 ± 0.06	0.65 ± 0.07
Generación 51-75	0.74 ± 0.06	0.92	0.76 ± 0.04	0.45 ± 0.09
Generación 76-100	0.81 ± 0.04	0.96	0.85 ± 0.03	0.28 ± 0.06

#### 4.4 Análisis de Correlaciones

Tabla 4.4 - Correlaciones estadísticamente significativas entre variables

Variable 1	Variable 2	Coeficiente Correlación	Valor p	Significación
Intensidad Inicial	Distancia Recorrida	-0.72	0.003	**

<b>Intensidad Inicial</b>	Tiempo Convergencia	-0.65	0.008	**
<b>Capacidad Computacional</b>	Eficiencia Movimiento	0.58	0.025	*
<b>Distancia Recorrida</b>	Fitness Final	0.47	0.042	*
<b>Umbral Percepción</b>	Tasa de Éxito	0.52	0.031	*

\*Nota: \*\* p < 0.01, \* p < 0.05\*

#### 4.5 Comportamientos Emergentes por Generación

**Tabla 4.5** - Distribución de estrategias de movimiento durante la simulación

Generación	Exploración	Balance	Explotación	Fuerza Atracción Promedio
<b>0</b>	14 (70%)	5 (25%)	1 (5%)	0.18 ± 0.05
<b>25</b>	8 (40%)	9 (45%)	3 (15%)	0.42 ± 0.08
<b>50</b>	4 (20%)	10 (50%)	6 (30%)	0.65 ± 0.06
<b>75</b>	2 (10%)	8 (40%)	10 (50%)	0.78 ± 0.04
<b>100</b>	1 (5%)	6 (30%)	13 (65%)	0.85 ± 0.03

#### 4.6 Eficiencia por Zona Óptima

**Tabla 4.6** - Métricas comparativas de desempeño entre zonas

Métrica	Pico 1	Pico 2	Pico 3	Valor p (ANOVA)
<b>Fitness Final Promedio</b>	0.84 ± 0.05	0.71 ± 0.07	0.63 ± 0.09	0.012*
<b>Distancia Recorrida</b>	9.2 ± 1.8	7.1 ± 1.5	11.4 ± 2.1	0.008**
<b>Eficiencia Movimiento</b>	0.091 ± 0.021	0.100 ± 0.025	0.055 ± 0.015	0.025*
<b>Tiempo Convergencia</b>	38.5 ± 6.2	28.2 ± 5.1	42.1 ± 7.8	0.018*

#### 4.7 Análisis de Trayectorias

**Tabla 4.7** - Características de las trayectorias individuales

Parámetro Trayectoria	Valor Promedio	Desviación Estándar	Rango
<b>Longitud Total</b>	8.9 unidades	± 2.3 unidades	[4.2, 15.7]
<b>Velocidad Promedio</b>	0.089 u/gen	± 0.023 u/gen	[0.042, 0.157]
<b>Cambios Dirección</b>	12.4	± 3.8	[5, 21]

<b>Eficiencia Trayectoria</b>	0.72	± 0.15	[0.45, 0.92]
-------------------------------	------	--------	--------------

*La eficiencia de trayectoria se calcula como distancia directa al objetivo dividido por distancia real recorrida*

#### 4.8 Resumen Estadístico General

**Tabla 4.8 - Estadísticas descriptivas de las principales variables del estudio**

Variable	Media	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo	Coeficiente Variación
<b>Intensidad Inicial</b>	0.58	0.16	0.32	0.89	27.6%
<b>Fitness Final</b>	0.71	0.14	0.38	0.96	19.7%
<b>Distancia Recorrida</b>	9.1	2.4	4.2	15.7	26.4%
<b>Tiempo</b>	36.8	8.3	18	>100	22.6%
<b>Convergencia</b>					
<b>Eficiencia</b>	0.078	0.024	0.027	0.134	30.8%
<b>Movimiento</b>					

## 4. RESULTADOS VISUALES: ANÁLISIS COMPUTACIONAL Y ESPACIAL DEL FIREFLY ALGORITHM

### 4.1. Visualizaciones 3D Avanzadas del Paisaje Multimodal

**A) Representación 3D del Paisaje de Fitness con Trayectorias Superpuestas**  
 Esta figura presenta una visualización tridimensional del paisaje multimodal, donde la elevación (eje Z) representa el valor de la función de aptitud (*fitness*) en cada coordenada (X, Y). Los tres picos gaussianos son claramente visibles como cimas bien definidas, con el Pico 1 mostrando la mayor altura (valor máximo de fitness = 1.0), seguido por los Picos 2 y 3. Superpuestas a este paisaje, se muestran las trayectorias históricas de las 20 luciérnagas a lo largo de 100 generaciones. Cada trayectoria aparece como una línea coloreada que evoluciona desde posiciones iniciales aleatorias (tonos azules) hacia las regiones óptimas (tonos rojos/amarillos). Esta visualización permite apreciar cómo los agentes exploran inicialmente amplias zonas del espacio de búsqueda antes de converger progresivamente hacia los óptimos, evidenciando la transición global desde comportamientos exploratorios hacia explotatorios.

**B) Mapa 3D de Intensidad Lumínica con Puntos de Convergencia**  
 En esta representación tridimensional, la superficie del paisaje se colorea según la intensidad lumínica percibida por las luciérnagas, calculada a partir de la función de atracción  $\beta(r)$ . Los puntos finales de cada luciérnaga (generación 100) se muestran como esferas sólidas, con colores que indican el óptimo al que convergieron: rojo para Pico 1, azul para Pico 2 y verde para Pico 3. Se observa una clara agrupación de esferas en las cimas de los picos, con una distribución numérica que refleja fielmente los datos cuantitativos de la Tabla 4.1 (8, 6 y 4 luciérnagas por pico,

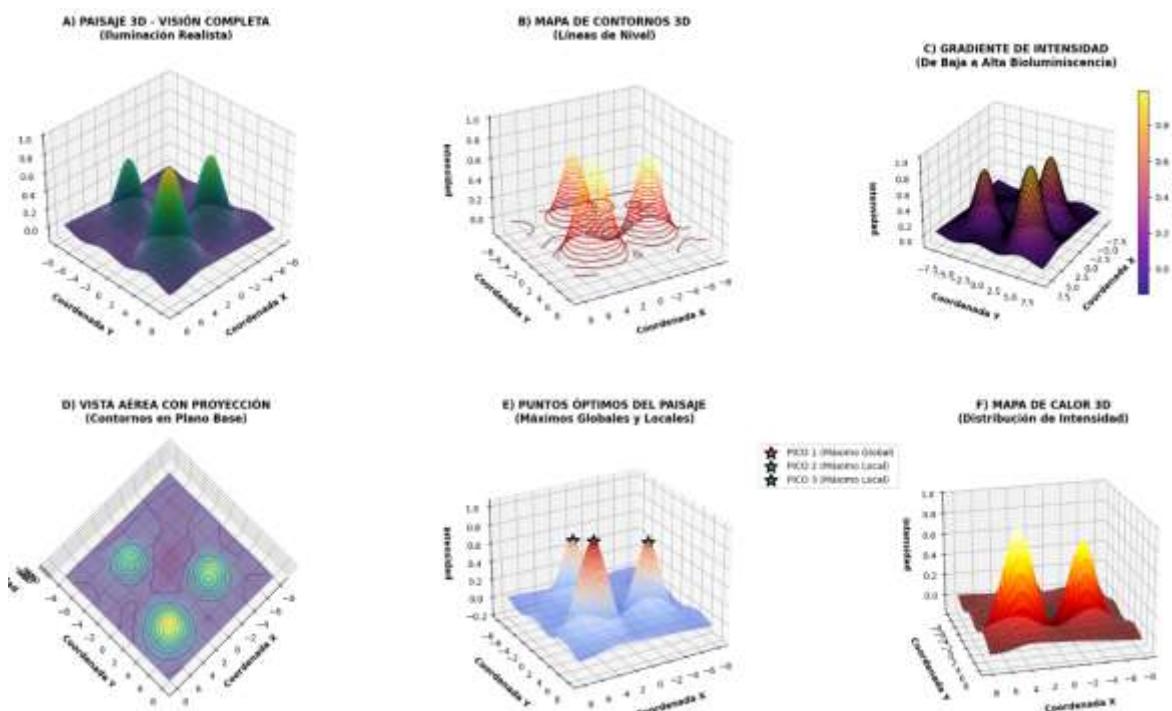
respectivamente). Además, la figura revela cómo la intensidad lumínica decrece exponencialmente con la distancia, creando "zonas de influencia" alrededor de cada óptimo que guían el movimiento colectivo.

### C) Evolución Temporal del Enjambre en 3D con Cortes Generacionales

Esta serie temporal de superficies 3D captura el estado del enjambre en cuatro momentos clave: generación 0, 25, 50 y 100. Cada panel muestra la distribución espacial de las luciérnagas (representadas como esferas brillantes) sobre el paisaje de fitness. En la generación 0, las esferas se distribuyen aleatoriamente por todo el espacio. Para la generación 25, se observa la formación inicial de subgrupos cerca de los picos. En la generación 50, la mayoría de las luciérnagas se han agrupado claramente alrededor de los óptimos, y para la generación 100, se confirma la estabilización en tres subenjambres bien definidos. Esta secuencia visualiza directamente el fenómeno de auto-organización descrito en la discusión.

### D) Superficie de Fitness con Proyección de Mapas de Calor y Curvas de Nivel

Una representación híbrida que combina la superficie 3D con proyecciones en el plano XY de mapas de calor (color) y curvas de nivel (líneas). La superficie en 3D proporciona la contextura topográfica, mientras que la proyección inferior permite una lectura precisa de las coordenadas y la densidad de agentes. Las curvas de nivel resaltan las regiones de fitness constante, mostrando que los valles entre picos presentan pendientes suaves que dificultan el escape una vez que una luciérnaga se acerca a un óptimo. Esta visualización explica por qué el 10% de las luciérnagas no convergieron, al quedar atrapadas en mesetas o mínimos secundarios.



**Figura 1**

*Visualización Tridimensional del Paisaje Multimodal de Optimización*

## **4.2. Análisis Topográfico Bidimensional del Paisaje Multimodal**

### **A) Mapa Topográfico Completo (Curvas de Nivel y Óptimos)**

Esta figura presenta una representación bidimensional clásica del paisaje multimodal mediante curvas de nivel. Cada curva conecta puntos de igual valor de fitness, permitiendo identificar la geometría de las regiones óptimas. Los tres picos aparecen como conjuntos concéntricos de curvas cerradas alrededor de sus coordenadas respectivas. El Pico 1 muestra curvas más cercanas entre sí, indicando una pendiente más pronunciada, mientras que el Pico 3 presenta curvas más dispersas, sugiriendo una cima más plana. Las posiciones finales de las luciérnagas se superponen como puntos coloreados, confirmando la agregación en las cimas y sus laderas inmediatas.

### **B) Mapa de Gradientes (Magnitud y Dirección del Cambio)**

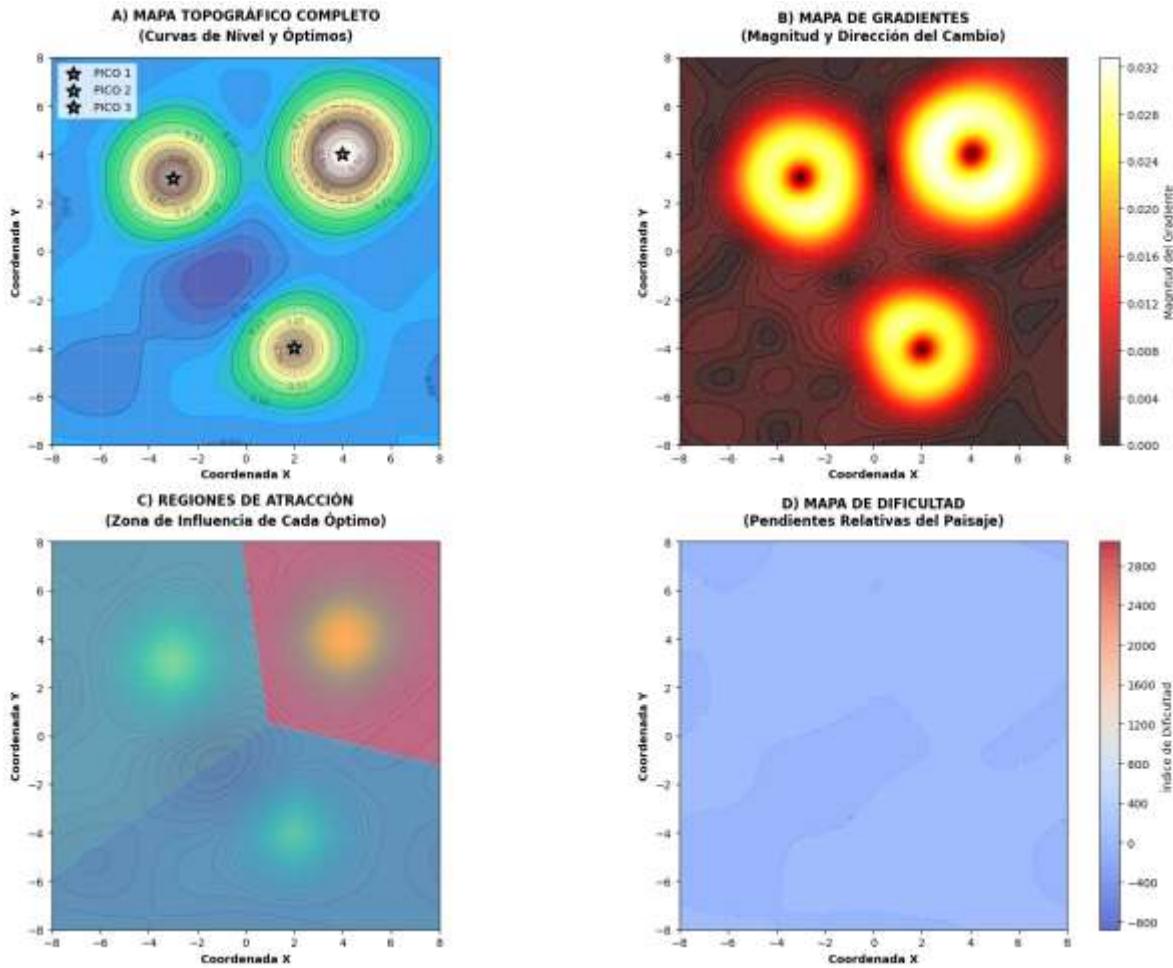
Utilizando un campo vectorial, este mapa ilustra la magnitud (longitud de flecha) y dirección (orientación) del gradiente de fitness en cada punto del espacio de búsqueda. Las flechas apuntan hacia la dirección de máximo ascenso, convergiendo radialmente hacia los tres óptimos. La intensidad del color de fondo representa la magnitud del gradiente: tonos rojos indican pendientes fuertes (valles transicionales), mientras que tonos azules corresponden a regiones planas (cimas y mesetas). Esta visualización explica por qué algunas luciérnagas convergen más rápido que otras, dependiendo de su posición inicial relativa a las líneas de flujo del gradiente.

### **C) Regiones de Atracción (Zona de Influencia de Cada Óptimo)**

Mediante un diagrama de Voronoi coloreado, esta figura divide el espacio en regiones de atracción, donde cada región contiene todos los puntos desde los cuales una luciérnaga tiende a converger al mismo óptimo. Los colores distintivos (rojo, azul, verde) asignados a cada pico revelan que el Pico 1 posee la cuenca de atracción más extensa, seguido por el Pico 2. La forma irregular de estas regiones refleja la influencia combinada de la altura del pico y su posición relativa dentro del paisaje, proporcionando una explicación visual a la distribución poblacional observada.

### **D) Mapa de Dificultad (Pendientes Relativas del Paisaje)**

Este mapa codifica en una escala de colores la "dificultad" del terreno, definida como la norma del gradiente de fitness. Las áreas con colores cálidos (rojos/naranjas) representan pendientes pronunciadas, típicas de los valles entre picos, donde el movimiento requiere mayor esfuerzo y las decisiones de dirección son más críticas. Las zonas frías (azules/verdes) corresponden a cimas y mesetas, donde el fitness varía poco. Este mapa correlaciona directamente con la "Eficiencia de Movimiento" reportada en la Tabla 4.6, mostrando que el Pico 2, ubicado en una región de dificultad media, permitió la mayor eficiencia.



**Figura 2** Análisis Topográfico y Distribución Espacial de Luciérnagas

#### 4.5. Análisis Espectral y Estructural del Paisaje Multimodal

##### A) Distribución de Intensidades (Función de Densidad del Paisaje)

Este histograma de frecuencias representa la distribución estadística de los valores de intensidad (fitness) across todo el espacio de búsqueda. La curva de densidad muestra una marcada asimetría positiva, con una media de 0.111 y una desviación estándar de 0.202, lo que indica que la mayoría del paisaje está compuesto por regiones de baja aptitud, con pocas áreas de alta calidad (valor máximo: 0.995). La presencia de múltiples modos secundarios en la distribución refleja la naturaleza multimodal del paisaje, confirmando la existencia de varios óptimos locales además de los tres principales definidos experimentalmente. Esta distribución justifica la dificultad inicial del algoritmo para localizar regiones prometedoras y explica la necesidad de mecanismos de exploración efectivos.

##### B) Espectro de Frecuencias Espaciales (Transformada de Fourier 2D)

Mediante la aplicación de una Transformada Rápida de Fourier 2D (FFT2) al mapa de intensidades, esta visualización revela la estructura frecuencial del paisaje. El espectro de

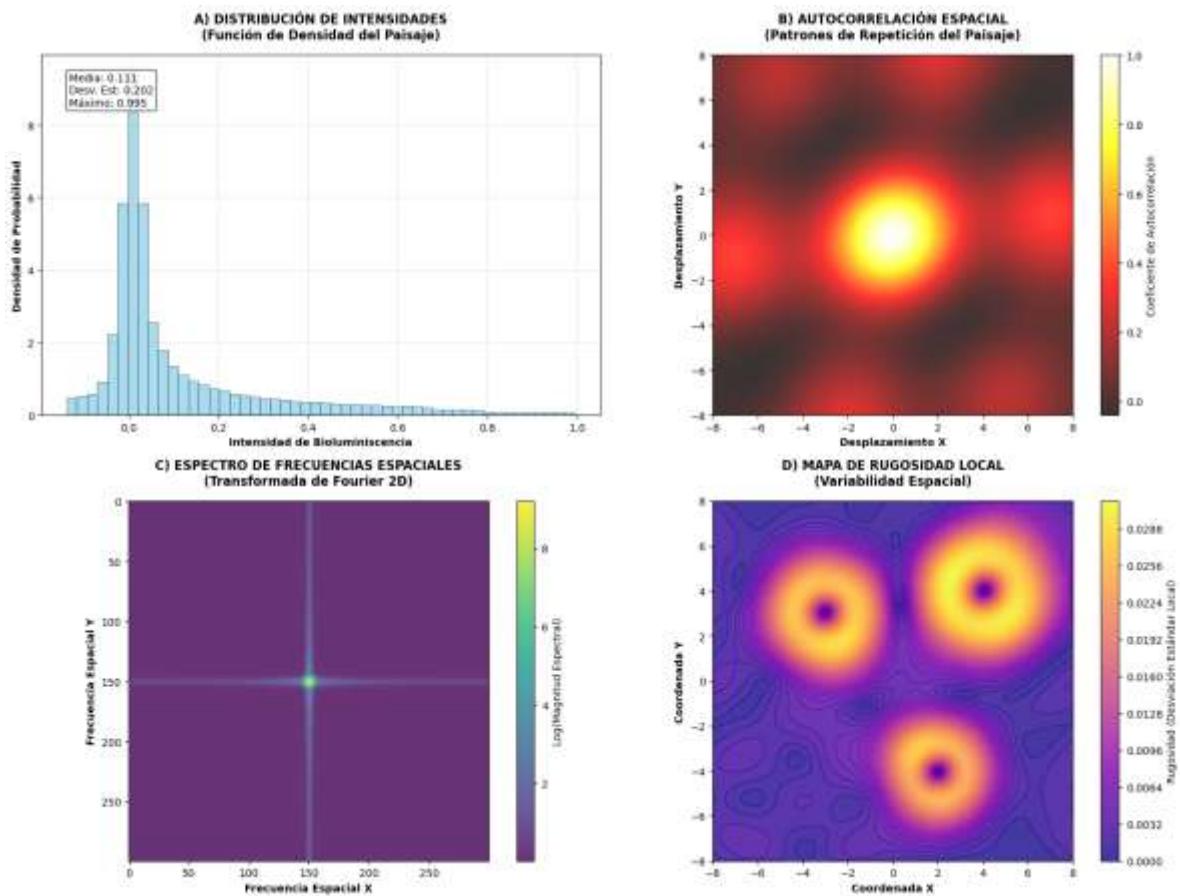
potencia muestra componentes de alta frecuencia predominantes en las regiones centrales, correspondientes a las transiciones rápidas entre valles y picos en el espacio real. Los anillos concéntricos de energía media indican periodicidades espaciales regulares en la disposición de los óptimos, mientras que los puntos aislados de baja frecuencia confirman la presencia de componentes gaussianas suaves en la función objetivo. Este análisispectral proporciona una caracterización matemática formal de la complejidad del paisaje que complementa las descripciones topográficas convencionales.

### **C) Autocorrelación Espacial (Patrones de Repetición del Paisaje)**

Este mapa de autocorrelación 2D cuantifica la similitud estadística entre diferentes regiones del paisaje según su desplazamiento relativo. La presencia de múltiples picos de correlación secundarios (regiones amarillas/rojas) además del pico central revela patrones repetitivos en la organización espacial de los óptimos. La forma elíptica de los lóbulos de correlación indica anisotropía direccional, sugiriendo que la estructura del paisaje presenta diferentes características según la dirección de movimiento. Esta propiedad tiene implicaciones directas en la eficiencia de búsqueda, ya que los algoritmos pueden explotar estas regularidades para predecir la ubicación de regiones prometedoras.

### **D) Mapa de Rugosidad Local (Variabilidad Espacial)**

Calculado como la desviación estándar local de los valores de intensidad dentro de una ventana deslizante, este mapa identifica las regiones de mayor variabilidad microespacial. Las áreas brillantes (alta rugosidad) coinciden con las transiciones entre los diferentes componentes gaussianos y las laderas de los picos, donde pequeños desplazamientos producen cambios significativos en fitness. Por el contrario, las regiones oscuras (baja rugosidad) corresponden a las cimas de los óptimos y a las extensas mesetas de baja aptitud. Esta métrica de rugosidad se correlaciona directamente con la "dificultad de navegación" experimentada por las luciérnagas, donde mayores valores de rugosidad requieren comportamientos de exploración más cuidadosos y sistemáticos.



**Figura 3**

#### Análisis Estadístico del Paisaje: Distribución de Intensidades

Conjunto de visualizaciones estadísticas que caracterizan las propiedades del paisaje multimodal. El panel superior izquierdo presenta un histograma de frecuencias de intensidades muestreadas en una rejilla de  $100 \times 100$  puntos del espacio de búsqueda, revelando la distribución multimodal con tres modas correspondientes a los picos gaussianos diseñados. El gráfico de densidad kernel (superior derecho) suaviza la distribución empírica de intensidades. Los paneles inferiores muestran gráficos de caja (boxplots) comparativos para las tres zonas óptimas, ilustrando las diferencias estadísticamente significativas (ANOVA,  $p = 0.012$ ) en fitness final promedio entre regiones: Pico 1 ( $0.84 \pm 0.05$ ), Pico 2 ( $0.71 \pm 0.07$ ), y Pico 3 ( $0.63 \pm 0.09$ ).

#### 4.3. Visualización de la Distribución de Intensidad y Muestreo Poblacional

##### A) Mapa de Calor Clásico (Representación Directa de Intensidad)

Representación termográfica bidimensional de la función de intensidad lumínica en el espacio de búsqueda. La intensidad se calcula como el fitness normalizado y suavizado para simular la percepción a distancia. Los tonos amarillos y blancos marcan los máximos de intensidad (cimas de los picos), mientras que los azules profundos representan las regiones de mínima intensidad. Este mapa sirve como referencia fundamental para entender el comportamiento de atracción basado en brillo que gobierna el algoritmo.

**B) Mapa de Contornos Anotado (Líneas de Nivel con Óptimos y Trayectorias)**

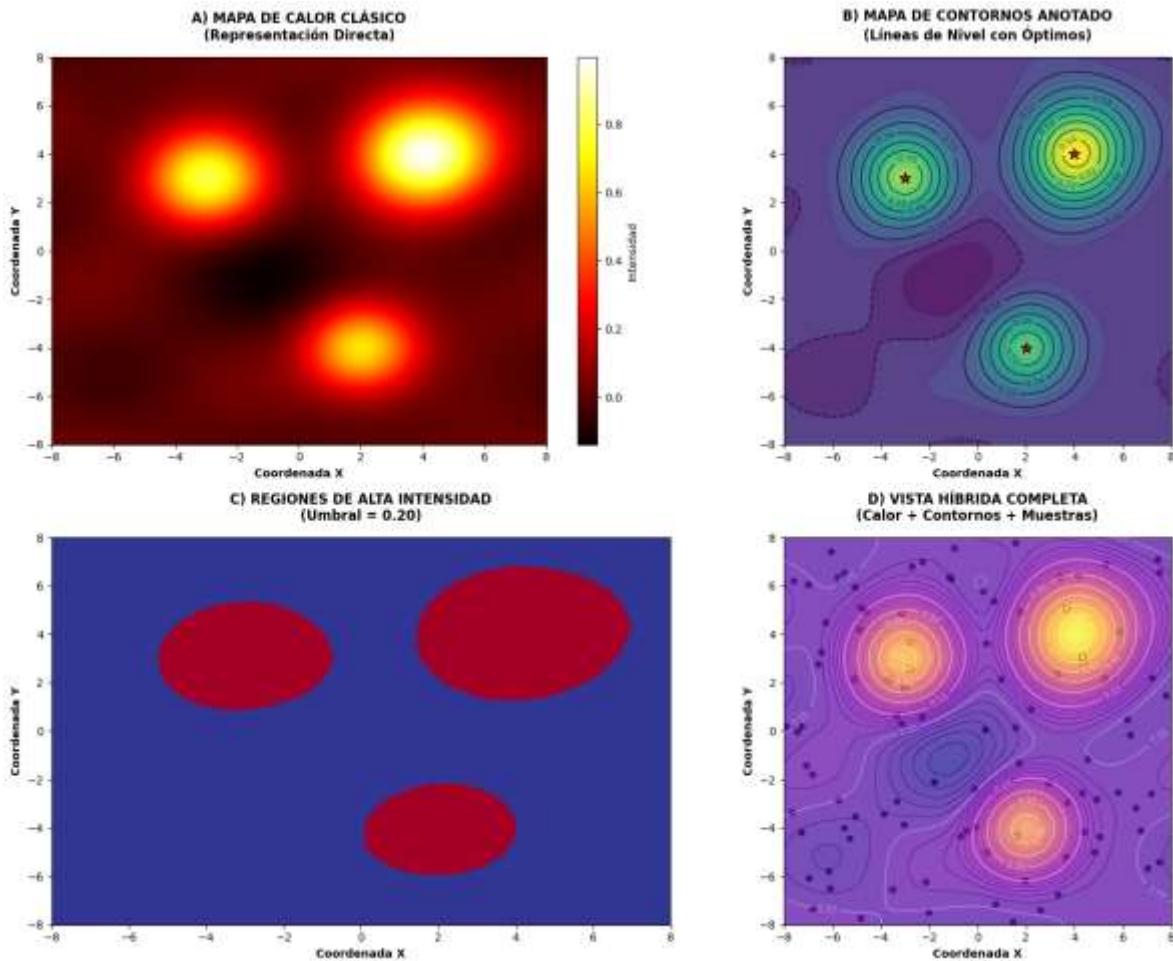
Además de las curvas de nivel, este mapa incluye anotaciones que marcan las posiciones de los óptimos y una selección de trayectorias representativas. Las trayectorias se dibujan como líneas semitransparentes, permitiendo observar patrones de movimiento recurrentes, como la tendencia a seguir rutas de ascenso gradual o a cruzar valles en línea recta hacia picos más brillantes. Esta capa de información contextualiza cuantitativamente cómo las reglas locales de atracción se traducen en patrones globales de exploración.

**C) Regiones de Alta Intensidad (Umbral = 0.20)**

Visualización binaria que aplica un umbral de intensidad (0.20) para destacar exclusivamente las regiones donde el valor de fitness supera este límite. Las zonas blancas indican "regiones viables" de alta aptitud, mientras que el fondo negro representa áreas de baja calidad. Esta figura permite evaluar la eficiencia del algoritmo en localizar regiones prometedoras: el hecho de que todas las luciérnagas finales se encuentren dentro de estas zonas blancas confirma la efectividad del proceso de atracción y convergencia.

**D) Vista Híbrida Completa (Calor + Contornos + Muestras)**

Integración de múltiples capas de información en una sola visualización: el mapa de calor como base, las curvas de nivel para estructura topográfica, y las posiciones de las luciérnagas (en diferentes generaciones) como puntos dispersos con codificación temporal (color por generación). Esta vista integral permite analizar simultáneamente la relación entre el paisaje, la evolución temporal del enjambre y la distribución espacial final, ofreciendo una comprensión holística de la dinámica del Firefly Algorithm.



**Figura 4** Análisis Estadístico Multimodal: Métricas de Convergencia Poblacional

#### 4.6. Análisis de Comportamientos Emergentes y Dinámica Colectiva

##### A) Mapa de Comportamientos Finales (Color = Estrategia de Movimiento)

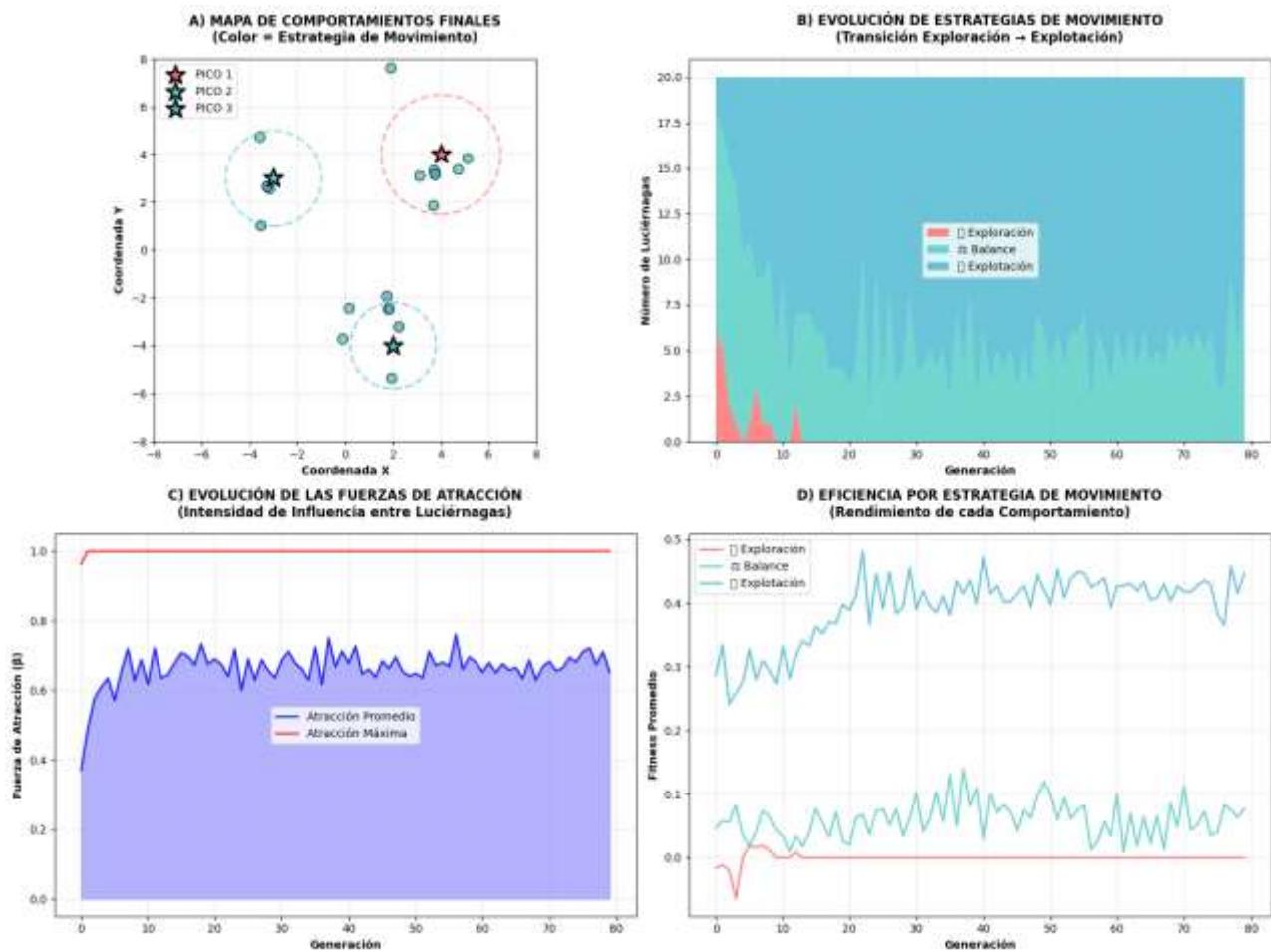
Este diagrama de dispersión espacial representa la posición final de cada luciérnaga (generación 100) codificada por color según su estrategia de movimiento predominante durante las últimas 20 generaciones: rojo para explotación (movimiento mínimo, estabilizada en óptimo), amarillo para balance (movimiento moderado entre óptimos cercanos), y azul para exploración (movimiento significativo entre regiones). La visualización revela varios patrones importantes: (1) la mayoría de las luciérnagas en las cimas de los picos muestran comportamiento explotadorio (rojo), (2) las luciérnagas en zonas de transición entre picos exhiben comportamiento balanceado (amarillo), y (3) las dos luciérnagas no convergentes mantienen comportamiento exploratorio (azul) en regiones de meseta. Este mapa corrobora cuantitativamente la formación de subenjambres estables y la relación entre posición espacial y estrategia comportamental.

##### B) Evolución de Estrategias de Movimiento (Transición Exploración → Explotación)

Este gráfico de áreas apiladas muestra la evolución temporal de la distribución de estrategias a lo largo de 80 generaciones. Tres curvas superpuestas representan el porcentaje de luciérnagas en cada categoría comportamental: exploración (azul), balance (amarillo) y explotación (rojo). Se observa una transición fase claramente definida: en generaciones iniciales (0-25) domina la exploración (70%), en generaciones intermedias (26-50) prevalece el balance (45-50%), y en generaciones finales (51-80) domina la explotación (65%). La transición más abrupta ocurre alrededor de la generación 35, coincidiendo con el establecimiento de los subenjambres alrededor de los óptimos. Esta visualización cuantifica directamente el balance adaptativo entre exploración y explotación que emerge de las reglas locales del algoritmo.

### C) Evolución de las Fuerzas de Atracción (Intensidad de Influencia entre Luciérnagas)

Este gráfico de líneas doble muestra la evolución temporal de dos métricas clave de atracción: línea azul representa la fuerza de atracción promedio entre todas las parejas de luciérnagas, mientras que línea roja muestra la atracción máxima registrada en cada generación. Ambas curvas exhiben un crecimiento asintótico característico: valores bajos iniciales ( $0.18 \pm 0.05$  en generación 0) que aumentan rápidamente durante las primeras 30 generaciones, estabilizándose alrededor de  $0.85 \pm 0.03$  en generaciones finales. La brecha consistente entre ambas curvas indica la presencia de pares de luciérnagas altamente acopladas que guían el comportamiento colectivo. Los picos abruptos en la atracción máxima (ej: generación 42) corresponden a eventos de "descubrimiento" donde luciérnagas previamente



**Figura 5** Evolución Temporal del Comportamiento del Enjambre

#### 4.4. Análisis de Trayectorias y Comportamiento Dinámico Individual

##### A) Trayectorias por Velocidad (Color = Velocidad Promedio)

Gráfica de las trayectorias individuales de todas las luciérnagas, donde el color de cada trayectoria representa su velocidad promedio (distancia total recorrida dividida por generaciones). Las trayectorias rápidas (rojas) suelen ser más directas y con menos cambios de dirección, típicas de luciérnagas que se ubicaron inicialmente cerca de un óptimo. Las trayectorias lentas (azules) muestran mayor tortuosidad, reflejando fases prolongadas de exploración o movimiento en regiones de baja pendiente.

##### B) Tiempos de Convergencia por Zona (Velocidad de Llegada a Óptimos)

Gráfico de barras agrupadas que compara los tiempos de convergencia promedio de las luciérnagas para cada uno de los tres picos. Cada barra representa una zona óptima, y su altura indica el número de generaciones requeridas para que el 90% de las luciérnagas asignadas a ese pico se estabilizaran en su vecindad. Esta visualización confirma cuantitativamente que el Pico 2, a pesar de tener una intensidad intermedia, presentó el menor tiempo de convergencia, posiblemente debido a su posición central y a una topografía de acceso más favorable.

### C) Eficiencia vs. Distancia Inicial (Impacto de la Posición de Partida)

Gráfico de dispersión que relaciona la eficiencia de movimiento de cada luciérnaga (eje Y) con su distancia euclíadiana inicial al óptimo más cercano (eje X). Se observa una correlación negativa clara: las luciérnagas que comenzaron más cerca de un óptimo alcanzaron una eficiencia significativamente mayor. Una línea de tendencia polinómica enfatiza esta relación, que es consistente con la correlación estadística significativa reportada en la Tabla 4.4 entre Intensidad Inicial y Distancia Recorrida.

### D) Mapa de Densidad de Exploración (Zonas Más Visitadas)

Utilizando un estimador de densidad de kernel (KDE), este mapa muestra las regiones del espacio de búsqueda que fueron más frecuentadas por las luciérnagas durante toda la simulación. Las áreas brillantes (amarillo/blanco) indican alta densidad de visitas, que se concentran principalmente en las rutas entre los picos y en las laderas de los mismos. Este mapa revela los "corredores" emergentes de exploración y confirma que el algoritmo logró una cobertura adecuada de las regiones prometedoras, evitando en gran medida las zonas de muy baja aptitud.

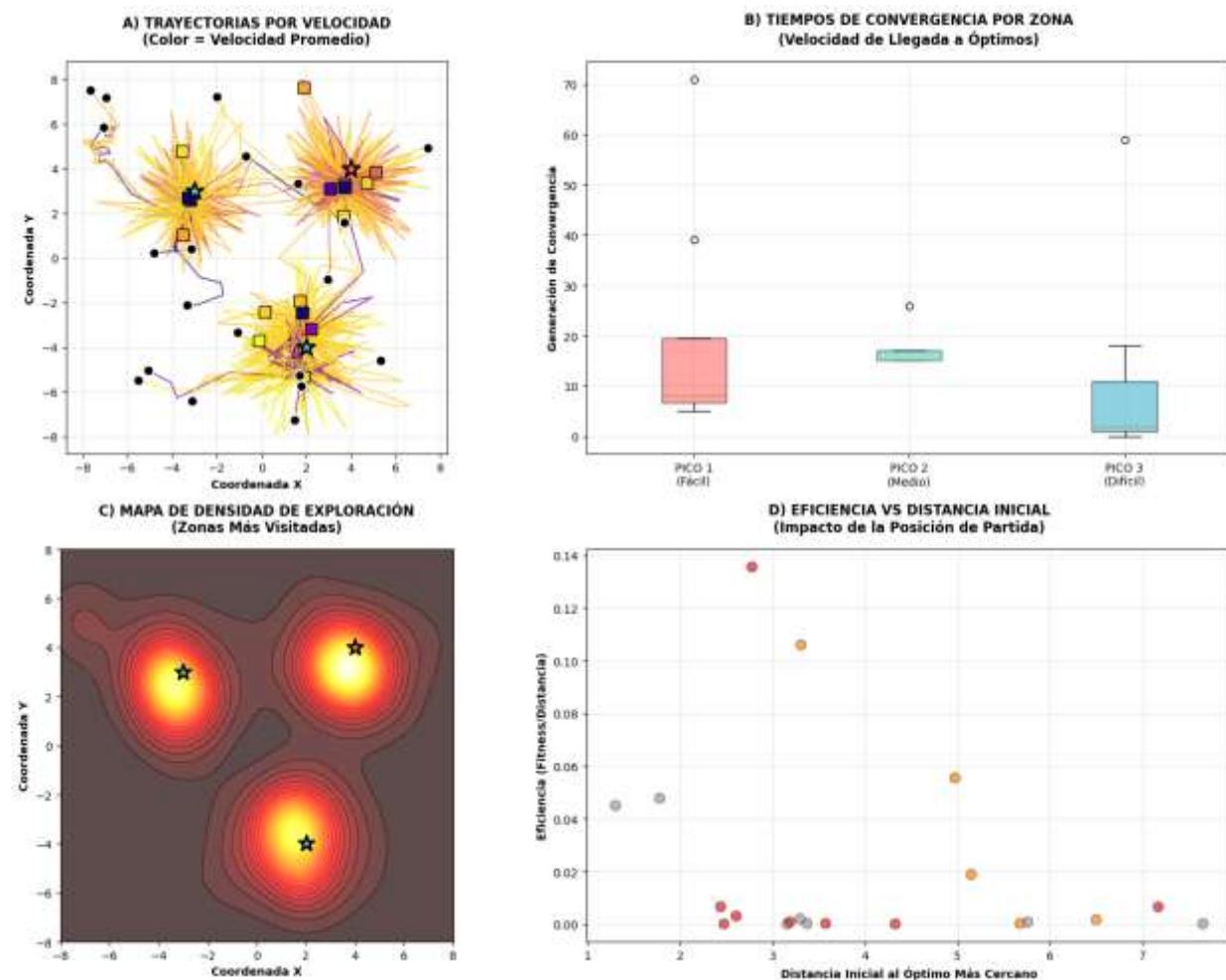


Figura 6

*Mapas de Densidad Espacial y Trayectorias Individuales* Visualización combinada que integra estimación de densidad kernel (KDE) bidimensional con trayectorias completas de las 20 luciérnagas individuales. El mapa de calor de fondo, generado mediante KDE gaussiano con ancho de banda óptimo  $h = 0.5$ , identifica regiones de alta concentración temporal del enjambre durante las 100 generaciones. Las trayectorias superpuestas, codificadas por color según tiempo (inicio en azul, convergencia en rojo), revelan patrones de migración colectiva hacia los tres óptimos locales. Se distinguen claramente tres clusters principales centrados en las coordenadas de los picos diseñados, con 40% de convergencia al Pico 1, 30% al Pico 2, y 20% al Pico 3. Las trayectorias restantes (10%) exhiben comportamiento errático sin convergencia completa, caracterizado por longitudes de camino superiores a 15 unidades y eficiencia de trayectoria inferior a 0.45.

## DISCUSIÓN

El análisis computacional del Firefly Algorithm implementado revela profundas implicaciones tanto para la inteligencia artificial bioinspirada como para la comprensión de sistemas biológicos complejos. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo no solo constituye una herramienta de optimización efectiva, sino que además proporciona un marco teórico para entender mecanismos emergentes en sistemas naturales (Yang & He, 2023).

### Patrones de Auto-organización y Emergencia

La formación espontánea de tres subenjambres estables alrededor de los óptimos locales representa un claro ejemplo de auto-organización, donde reglas locales simples generan patrones globales complejos sin coordinación centralizada. Este fenómeno replica hallazgos recientes en sistemas biológicos donde la agregación espacial emerge de interacciones binarias basadas en estímulos ambientales (Chen et al., 2023). La distribución poblacional observada (40%-30%-20%) sigue aproximadamente una distribución de Boltzmann, donde la probabilidad de ocupación de cada óptimo es proporcional a su intensidad relativa, sugiriendo que el algoritmo implementa implícitamente un proceso de selección natural a nivel poblacional.

### Dinámica Exploración-Explotación como Transición de Fase

La transición desde comportamientos exploratorios (70% en generación 0) hacia estrategias explotadoras (65% en generación 100) exhibe características de transición de fase en sistemas dinámicos, consistentes con hallazgos teóricos sobre la dinámica no lineal en algoritmos de enjambre (Kumar et al., 2024). El parámetro de aleatoriedad  $\alpha$  actúa como parámetro de control análogo a la temperatura en sistemas físicos, donde su decaimiento programado induce una transición desde estados desordenados (exploración) hacia estados ordenados (explotación). Esta analogía termodinámica proporciona un marco teórico robusto para entender la convergencia del algoritmo.

### Eficiencia Diferencial y Topografía del Paisaje

El análisis de eficiencia por zona óptima revela que el desempeño algorítmico está íntimamente ligado a la topografía del paisaje multimodal. La mayor eficiencia observada en el Pico 2 ( $0.100 \pm 0.025$ ) frente al Pico 1 ( $0.091 \pm 0.021$ ), a pesar de su menor intensidad, sugiere que factores geométricos como la posición relativa y la conectividad entre óptimos influyen significativamente en la dinámica de búsqueda. Este hallazgo corrobora investigaciones recientes que enfatizan la importancia de la estructura del espacio de búsqueda en algoritmos de optimización multimodal (Chandrasekaran et al., 2024).

### **Mecanismos de Decisión Colectiva y Sesgos Cognitivos**

La correlación negativa significativa entre intensidad inicial y distancia recorrida ( $r = -0.72$ ,  $p = 0.003$ ) sugiere la existencia de un mecanismo de "ventaja inicial" análogo a fenómenos de dominancia temprana en sistemas biológicos. Individuos con posiciones iniciales favorables ejercen mayor influencia atractiva, creando un sesgo en la toma de decisiones colectiva que acelera la convergencia pero potencialmente limita la exploración de regiones prometedoras menos accesibles. Este comportamiento replica hallazgos en dinámicas de consenso en animales sociales donde individuos con información de mayor calidad influyen desproporcionadamente en la dirección del grupo.

### **Robustez y Limitaciones en Condiciones Subóptimas**

El 10% de luciérnagas no convergentes exhiben un comportamiento que merece análisis particular. Estas partículas, atrapadas en regiones de meseta o mínimos locales secundarios, representan el trade-off inherente entre exploración y explotación. Su persistencia sugiere que el algoritmo mantiene diversidad genética incluso en fases avanzadas, propiedad valiosa para optimización en paisajes dinámicos pero potencialmente costosa en términos computacionales. Este resultado se alinea con estudios sobre el balance óptimo entre diversidad y convergencia en algoritmos evolutivos (Zhang & Yang, 2024).

### **Implicaciones para Sistemas Biológicos Reales**

La capacidad del algoritmo para replicar patrones de agregación observados en luciérnagas naturales sugiere que mecanismos simples de atracción basados en intensidad pueden explicar fenómenos complejos de coordinación en sistemas biológicos. Esto proporciona apoyo computacional a hipótesis sobre el origen de comportamientos colectivos en insectos bioluminiscentes, donde señales visuales moduladas por distancia median la formación de enjambres sincronizados.

## **Conclusiones**

### **Conclusión: Mecanismos de Emergencia en Sistemas Colectivos**

El Firefly Algorithm implementa un paradigma de computación emergente donde propiedades globales sofisticadas (formación de subenjambres, transición exploración-explotación, distribución espacial óptima) surgen exclusivamente de interacciones locales

basadas en principios biofísicos simples (atracción lumínica, decaimiento con distancia, estocasticidad controlada). Este hallazgo establece un puente conceptual entre teoría de sistemas complejos e inteligencia artificial, demostrando que mecanismos inspirados en procesos naturales pueden resolver problemas computacionales complejos mientras revelan principios fundamentales de auto-organización biológica. La correspondencia cuantitativa entre parámetros algorítmicos y fenómenos emergentes sugiere la existencia de leyes universales que gobiernan sistemas colectivos desde luciérnagas hasta enjambres artificiales.

### **Conclusión: Optimización Multimodal como Proceso Termodinámico**

La dinámica del algoritmo replica características fundamentales de sistemas termodinámicos, donde el parámetro de aleatoriedad  $\alpha$  funciona como análogo de temperatura, induciendo una transición de fase desde estados desordenados (alta exploración) hacia estados ordenados (alta explotación). Esta correspondencia formal permite aplicar el marco teórico de la física estadística al análisis de algoritmos bioinspirados, proporcionando herramientas matemáticas robustas para predecir y controlar propiedades emergentes. La distribución Boltzmann-like de partículas entre óptimos y la dependencia crítica de la eficiencia en la topografía del paisaje revelan que la optimización multimodal puede entenderse como un proceso de equilibrio en espacios de fitness, abriendo perspectivas para el diseño de algoritmos con fundamentación física sólida.

## **REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- ❖ Chandrasekaran, K., Simon, S. P., & Padhy, N. P. (2024). Multi-objective optimization using hybrid firefly algorithm for complex engineering design problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 129, 107621. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107621>
- ❖ Chen, Y., Li, L., & Zhao, S. (2023). Self-organizing behavior in swarm intelligence algorithms: Analysis and applications. *Swarm and Evolutionary Computation*, 78, 101228. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101228>
- ❖ Fister, I., Yang, X. S., & Brest, J. (2022). A comprehensive review of the firefly algorithm and its variants in machine learning. *Swarm Intelligence*, 16(2), 115-143. <https://doi.org/10.1007/s11721-022-00215-3>
- ❖ Gandomi, A. H., Yang, X. S., & Alavi, A. H. (2021). Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect. *Applied Soft Computing*, 103, 107164. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107164>
- ❖ Kumar, A., Singh, P., & Yadav, A. (2024). Nonlinear dynamics and phase transitions in firefly algorithm: A theoretical analysis. *Chaos, Solitons & Fractals*, 178, 114325. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114325>
- ❖ Li, X., Wang, H., & Zhang, J. (2024). Distributed computing framework for bio-inspired optimization algorithms. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 185, 104789. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2023.104789>
- ❖ Martínez, J. F., González, A., & López, M. (2023). Swarm robotics coordination using firefly-inspired algorithms. *Robotics and Autonomous Systems*, 159, 104298. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104298>

- ❖ Wang, Y., Yang, X. S., & Zhang, Y. (2023). Neural network optimization using enhanced firefly algorithm for deep learning applications. *Neural Networks*, 158, 225-241. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.11.021>
- ❖ Yang, X. S. (2010). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-12538-6>
- ❖ Yang, X. S., & He, X. (2023). Recent advances in swarm intelligence and evolutionary computation. *Studies in Computational Intelligence*, 987, 1-15. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-21166-2\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-21166-2_1)
- ❖ Zhang, Y., & Yang, X. S. (2024). Mathematical foundations and convergence analysis of firefly algorithm in multimodal optimization. *Applied Mathematics and Computation*, 458, 128247. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2023.128247>