

**Estudio de metaheurística HHO**

**2024/25**

**Manuel Martínez Cobos**

**DNI: 77449069L**

[**mmartinez13@correo.ugr.es**](mailto:mmartinez13@correo.ugr.es)

Índice

[Introducción 2](#_Toc200298192)

[Inspiración biológica 2](#_Toc200298193)

[Esquema del algoritmo 3](#_Toc200298194)

[Fortalezas del algoritmo 3](#_Toc200298195)

[Limitaciones y oportunidades 3](#_Toc200298196)

[Objetivos de la práctica 4](#_Toc200298197)

[Implementación y adaptación al problema 5](#_Toc200298198)

# Introducción

## Inspiración biológica

El algoritmo Harris Hawks Optimization (HHO) es una metaheurística de optimización basada en poblaciones, inspirada en el comportamiento colectivo y altamente estratégico de los halcones de Harris durante la caza en su hábitat natural. Estas aves rapaces, originarias principalmente del suroeste de Estados Unidos, América Central y algunas zonas de Sudamérica, son conocidas por su capacidad de cazar en grupos cooperativos; lo cual es su principal diferencia con la mayoría de aves rapaces, que son cazadoras solitarias. Durante una cacería, los halcones de Harris coordinan sus movimientos mediante tácticas de asedio, acorralamiento y ataque sincronizado, utilizando estrategias como el salto sorpresa, el vuelo en espiral y la persecución en relevos. Este sofisticado comportamiento ha sido abstraído en términos computacionales para diseñar un modelo de optimización que combine eficazmente fases de exploración y explotación en el espacio de búsqueda.

La propuesta fue desarrollada por Seyedali Mirjalili (autor principal iraní-australiano), junto con Mohammad Heidari, Saptarshi Deb, Zhao Wang y Rami Aliniaee. El trabajo fue publicado en 2019 bajo el título *“Harris Hawks Optimization: Algorithm and Applications”* en la revista *Future Generation Computer Systems*. La aportación de Mirjalili es especialmente destacada dentro del campo de las metaheurísticas, siendo también autor de otros algoritmos conocidos como Grey Wolf Optimizer (GWO) y Whale Optimization Algorithm (WOA).

HHO representa una metaheurística bioinspirada de última generación, concebida para ser sencilla en su estructura, pero potente en su comportamiento adaptativo. Su diseño incorpora un esquema dinámico que simula las interacciones entre halcones (agentes) y su presa (la mejor solución encontrada), alternando entre movimientos aleatorios (exploración) y estrategias de cerco más refinadas (explotación). Esta transición está controlada por un modelo energético no lineal, con el que representamos la fuerza que aún conserva la presa. Este modelo actúa como criterio para determinar cuándo un halcón debe abandonar la búsqueda global e iniciar un ataque más focalizado.

Desde su introducción, HHO ha demostrado ser una técnica competitiva frente a algoritmos más consolidados como Particle Swarm Optimization (PSO), Differential Evolution (DE) o Genetic Algorithms (GA). En evaluaciones comparativas sobre funciones de benchmark y en aplicaciones reales (optimización de funciones continuas, diseño de antenas, planificación energética, entre otros), HHO ha mostrado un equilibrio notable entre eficiencia, simplicidad y capacidad de convergencia.

## Esquema del algoritmo

HHO modela el comportamiento de un grupo de halcones de Harris (agentes) que cooperan para capturar una presa (la mejor solución conocida hasta el momento). Durante el proceso de optimización, el algoritmo alterna entre dos fases principales:

* **Fase de exploración**: los halcones exploran el espacio de búsqueda moviéndose hacia nuevas posiciones, simulando el acecho de la presa.
* **Fase de explotación**: cuando el valor simulado de la energía de escape de la presa decrece (controlado por el parámetro EEE), los halcones activan estrategias de ataque más focalizadas.

Esta transición entre exploración y explotación está controlada por una función no lineal de energía EEE, que decrece con las iteraciones y varía aleatoriamente entre halcones (criterio de caza de cada halcón). En función del valor de EEE y de un factor de probabilidad aleatorio, se simulan cuatro comportamientos de ataque: fuerte o suave, en línea recta o en espiral.

Estas estrategias están formalizadas mediante ecuaciones de actualización de posición, que permiten dirigir cada agente hacia zonas prometedoras del espacio de búsqueda, equilibrando exploración y explotación sin perder diversidad.

## Fortalezas del algoritmo

* **Buen equilibrio exploración/explotación**: Gracias al uso del parámetro de energía y las estrategias de ataque dinámicas.
* **Modelo adaptativo**: La selección de la estrategia depende del entorno y del comportamiento de la presa, permitiendo un ajuste automático del comportamiento.
* **Fácil implementación**: HHO requiere relativamente pocos parámetros, lo que lo hace accesible y fácilmente integrable en problemas reales.
* **Resultados competitivos**: Ha sido probado sobre benchmarks de la competición CEC y en problemas reales (clasificación, optimización de redes neuronales, planificación de energía, etc.) con resultados destacados.

## Limitaciones y oportunidades

A pesar de sus buenos resultados generales, el algoritmo Harris Hawks Optimization (HHO) puede experimentar limitaciones en problemas particularmente complejos, como aquellos con múltiples óptimos locales (multimodales), restricciones severas o espacios de búsqueda de alta dimensión. En estos escenarios, el algoritmo puede perder diversidad prematuramente y converger hacia soluciones subóptimas, especialmente si no se acompaña de mecanismos de refinamiento más precisos.

Por ello, una estrategia habitual para mejorar su rendimiento es combinar HHO con técnicas de búsqueda local, dando lugar a versiones meméticas que aprovechan tanto su capacidad de exploración como una mayor precisión en la explotación. También se han propuesto variantes híbridas o adaptativas que ajustan dinámicamente los parámetros del algoritmo o integran componentes de otras metaheurísticas, ampliando así sus posibilidades de aplicación y su robustez frente a distintos tipos de problemas.

## Objetivos de la práctica

El presente trabajo tiene como propósito:

1. Analizar el algoritmo HHO en profundidad.
2. Adaptarlo a un problema práctico previamente abordado en las prácticas del curso.
3. Diseñar una hibridación memética (HHO + Local Search) para mejorar su rendimiento.
4. Proponer variantes o mejoras del algoritmo y analizar experimentalmente su impacto.

Este enfoque permitirá no solo comprobar la eficacia de HHO en un entorno controlado, sino también explorar cómo enriquecer su comportamiento mediante técnicas híbridas e inteligentes.

# Implementación y adaptación al problema