

# Gravitational Search Algorithm (GSA): Origen, Funcionamiento y Vigencia en Optimización Metaheurística

David Gutiérrez Marjalizo, Jerónimo de la Cruz de Juan,  
Mario Jiménez Redondo

Diseño de Algoritmos, ESI Ciudad Real - Escuela Superior de Informática  
de UCLM, Paseo de la Universidad, Ciudad Real, 13071, España.

Contributing authors: [David.Gutierrez7@alu.uclm.es](mailto:David.Gutierrez7@alu.uclm.es);  
[Jeronimo.Cruz@alu.uclm.es](mailto:Jeronimo.Cruz@alu.uclm.es); [Mario.Jimenez9@alu.uclm.es](mailto:Mario.Jimenez9@alu.uclm.es);

## Abstract

Este trabajo ofrece un análisis exhaustivo del *Gravitational Search Algorithm* (GSA), algoritmo metaheurístico innovador basado en los principios de la gravitación universal newtoniana. El estudio examina tres dimensiones fundamentales: los fundamentos teóricos que vinculan la física clásica con la optimización computacional, particularmente mediante la analogía masa-fitness y las interacciones gravitatorias entre soluciones candidatas; el marco operativo del algoritmo, detallando su arquitectura matemática, el cálculo adaptativo de masas, el sistema de fuerzas normalizadas y el mecanismo de decaimiento gravitacional para balancear exploración-explotación; y su impacto en el campo de la inteligencia computacional, analizando aplicaciones paradigmáticas en ingeniería y su influencia en el desarrollo de metaheurísticas modernas. El análisis sintetiza contribuciones clave, incluyendo su formulación física rigurosa, versatilidad en dominios de alta dimensionalidad, y casos de éxito en optimización de sistemas reales, estableciendo su relevancia actual como puente entre principios físicos fundamentales y soluciones computacionales avanzadas.

**Keywords:** Gravitational Search Algorithm (GSA), Optimización por enjambre, Metaheurísticas basadas en física, Leyes de Newton, Inteligencia computacional, Algoritmos bioinspirados, Optimización heurística, Inteligencia artificial, Exploración-explotación, Ley de Gravitación Universal, Esmat Rashedi, Optimización multimodal, Algoritmos de optimización, PSO (Particle Swarm Optimization), Algoritmos genéticos (GA), Auto-adaptabilidad, Espacios de búsqueda complejos, Convergencia, Fuerza gravitatoria computacional, Aplicaciones en ingeniería.

# Contents

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>3</b>
1.1	Algoritmos Metaheurísticos basado en Metáforas . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Contexto histórico y creadores</b>	<b>4</b>
2.1	Autores . . . . .	4
2.2	Motivación . . . . .	4
2.3	Contribución clave . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Fundamentos y funcionamiento</b>	<b>6</b>
3.1	Fuerza Gravitatoria entre Partículas . . . . .	6
3.2	Aceleración y Movimiento . . . . .	6
3.3	Decaimiento de la Constante Gravitacional . . . . .	7
3.4	Resumen del Flujo en una Iteración . . . . .	7
3.5	Utilidad del Gravitational Search Algorithm (GSA) . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Situación actual del algoritmo</b>	<b>8</b>
4.1	Vigencia del Algoritmo . . . . .	8
4.2	Legado e Influencia . . . . .	8
<b>5</b>	<b>Bibliografía</b>	<b>9</b>

# 1 Introducción

En el ámbito de la optimización computacional, los problemas complejos (multimodales, no lineales o de alta dimensión) suelen desafiar a los métodos tradicionales. Los algoritmos metaheurísticos han emergido como herramientas poderosas para abordar estos desafíos, inspirándose en fenómenos naturales, físicos o sociales para explorar espacios de búsqueda de manera eficiente [1]. Entre ellos, los basados en metáforas físicas —como el Gravitational Search Algorithm (GSA)— destacan por su elegancia matemática y capacidad para equilibrar exploración y explotación [2].

Este ensayo analiza el GSA desde tres perspectivas: su origen histórico, su mecanismo de funcionamiento y su vigencia actual. El objetivo es proporcionar una comprensión integral de cómo las leyes de Newton fueron reinterpretadas como un algoritmo de optimización, sus ventajas frente a otros métodos [3], y su rol en el desarrollo de metaheurísticas modernas.

## 1.1 Algoritmos Metaheurísticos basado en Metáforas

Los algoritmos metaheurísticos representan una clase de métodos de optimización diseñados para resolver problemas complejos donde las técnicas tradicionales resultan ineficientes o computacionalmente prohibitivas [4]. Estos algoritmos se caracterizan por su capacidad para explorar espacios de búsqueda extensos mediante estrategias inteligentes que evitan el exhaustivo examen de todas las soluciones posibles.

Dentro de la clasificación de metaheurísticas, aquellos basados en metáforas constituyen un grupo particularmente interesante, ya que derivan sus mecanismos fundamentales de la abstracción de fenómenos naturales, físicos o sociales. Esta aproximación ofrece dos ventajas principales:

1. **Fundamentación intuitiva:** Los principios subyacentes son frecuentemente análogos de sistemas bien comprendidos en otras disciplinas.
2. **Eficacia comprobada:** Muchos de estos algoritmos han demostrado excelente desempeño en problemas de optimización complejos y multimodales.

El *Gravitational Search Algorithm* (GSA), objeto central de este estudio, pertenece al grupo de metaheurísticas basadas en física, específicamente en la Ley de Gravitación Universal de Newton. Su particular enfoque modela las soluciones candidatas como partículas masivas que interactúan mediante fuerzas gravitacionales, donde la calidad de cada solución determina su "masa" y, consecuentemente, su capacidad para atraer a otras partículas.

La elección de metáforas físicas como base para algoritmos de optimización ofrece ventajas significativas:

1. Las ecuaciones matemáticas subyacentes suelen estar bien establecidas y comprendidas.
2. Los parámetros del algoritmo frecuentemente tienen interpretaciones físicas claras.
3. El comportamiento emergente del sistema puede analizarse mediante principios físicos conocidos [4].

En el caso específico del GSA, la metáfora gravitacional proporciona un mecanismo natural para balancear exploración y explotación: las fuerzas intensas iniciales permiten una amplia exploración del espacio de búsqueda, mientras que la gradual reducción de la interacción gravitatoria favorece la explotación de regiones promisorias en etapas posteriores.

Esta fundamentación teórica sólida, combinada con la eficacia práctica demostrada en numerosas aplicaciones de ingeniería, hace del GSA un paradigma particularmente interesante dentro del panorama de los algoritmos metaheurísticos modernos.

## 2 Contexto histórico y creadores

### 2.1 Autores

El *Gravitational Search Algorithm* (GSA) fue propuesto en 2009 por el equipo iraní compuesto por:

- **Esmat Rashedi**: Profesor de la Universidad de Ciencia y Tecnología Shahid Bahonar (Kerman, Irán), especializado en inteligencia computacional.
- **Hossein Nezamabadi-pour**: Experto en algoritmos bioinspirados y procesamiento de señales.
- **Saeid Saryazdi**: Investigador en minería de datos y optimización [2].

### 2.2 Motivación

La creación del algoritmo GSA no fue un mero ejercicio académico, sino que surgió de necesidades concretas en el campo de la optimización computacional. Los investigadores identificaron tres desafíos fundamentales que los métodos existentes no resolvían satisfactoriamente:

1. **Limitaciones de los algoritmos predominantes** En el panorama de las metaheurísticas a finales de los 2000, técnicas como el PSO (Optimización por Enjambre de Partículas) y los Algoritmos Genéticos (GA) dominaban el campo. Sin embargo, presentaban un inconveniente crucial: su dependencia de múltiples parámetros que requerían ajuste manual. Por ejemplo, el PSO necesitaba calibrar cuidadosamente los coeficientes de inercia, cognitivos y sociales para cada problema específico. Esta característica limitaba su aplicabilidad en escenarios donde no se disponía de conocimiento experto previo. El GSA surgió como respuesta a esta problemática, proponiendo un marco donde las interacciones entre soluciones se regulaban mediante principios físicos auto-adaptativos, eliminando así la necesidad de configuración manual intensiva [2].
2. **Fundamentación en principios físicos robustos** Los autores encontraron en la mecánica clásica una fuente de inspiración particularmente poderosa. La ley de gravitación universal formulada por Newton en el siglo XVII proporcionaba un modelo matemático elegante y bien comprendido que podía trasladarse al dominio de la optimización. La genialidad del enfoque radicó en conceptualizar las soluciones candidatas como partículas con masa, donde la “calidad” de cada solución (su fitness) determinaba la intensidad con que atraía a las demás. Esta analogía

no solo ofrecía un marco teórico sólido, sino que garantizaba un comportamiento emergente deseable: las mejores soluciones ejercerían mayor influencia, guiando progresivamente la búsqueda hacia regiones prometedoras del espacio de soluciones.

3. **Demandas prácticas en ingeniería y computación** El contexto de aplicación inmediato jugó un papel crucial en el desarrollo del GSA. Problemas cada vez más complejos en áreas como el diseño de redes eléctricas inteligentes o la sintonización de controladores industriales exigían métodos de optimización capaces de manejar no linealidades, alta dimensionalidad y múltiples óptimos locales. Los algoritmos tradicionales mostraban limitaciones en estos escenarios, ya sea por convergencia prematura o por requerimientos computacionales prohibitivos. El GSA se diseñó específicamente para abordar estos retos, ofreciendo un equilibrio natural entre exploración global y explotación local mediante su mecanismo de decaimiento gravitacional controlado [3].

Esta triple motivación - técnica, teórica y práctica - convergió en un algoritmo que no solo superaba limitaciones existentes, sino que abría nuevas posibilidades en el campo de la inteligencia computacional. La elección de la gravitación como metáfora central resultó particularmente acertada, ya que permitió trasplantar a la optimización computacional siglos de conocimiento acumulado en física teórica, dotando al GSA de una fundamentación matemática excepcionalmente robusta desde su concepción.

## 2.3 Contribución clave

El algoritmo GSA introdujo avances significativos en la optimización metaheurística mediante tres contribuciones principales:

- **Modelado físico innovador:** Implementó por primera vez las leyes de gravitación universal como mecanismo de optimización, estableciendo una correspondencia matemática precisa entre masa física y calidad de soluciones [2].
- **Arquitectura auto-adaptativa:** Superó las limitaciones de algoritmos previos al eliminar la necesidad de parámetros manuales, mediante un sistema que ajusta automáticamente las masas según el fitness y reduce progresivamente la influencia gravitacional.
- **Balance dinámico:** Resolvió eficientemente el problema exploración-explotación combinando fuerzas intensas iniciales para búsqueda global con un decaimiento controlado que permite refinamiento local en etapas avanzadas [3].

Estas innovaciones posicionaron al GSA como herramienta efectiva para problemas complejos, demostrando especial eficacia en aplicaciones como optimización de redes neuronales y diseño de sistemas de control, donde superó a algoritmos establecidos como PSO en diversos escenarios. Su principal legado fue demostrar cómo principios físicos fundamentales pueden transformarse en poderosas herramientas computacionales.

### 3 Fundamentos y funcionamiento

Las masas representan la calidad de cada solución y se calculan mediante normalización del fitness inverso:

$$m_i(t) = \frac{1}{f(X_i) + \epsilon} \bigg/ \sum_{k=1}^N \frac{1}{f(X_k) + \epsilon} \quad (1)$$

**Propósito:** Asignar mayor influencia a partículas con mejor fitness (menor valor para minimización) [2].

**Detalles:**

- $\epsilon$  evita división por cero cuando  $f(X_i) = 0$ .
- La suma de todas las masas es 1, es decir,  $\sum m_i = 1$ .

#### 3.1 Fuerza Gravitatoria entre Partículas

La fuerza que la partícula  $j$  ejerce sobre  $i$  en la dimensión  $d$  es:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \cdot \frac{m_i(t) \cdot m_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} \cdot (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (2)$$

**Componentes:**

- **Numerador:** Producto de masas (interacción más fuerte entre soluciones buenas).
- **Denominador:** Distancia euclidiana suavizada ( $\epsilon$  evita singularidades).
- **Dirección:** Vector  $(x_j^d - x_i^d)$  apunta de  $i$  a  $j$ .
- **Constante  $G(t)$ :** Controla el alcance de la interacción (decae con el tiempo) [2].

#### 3.2 Aceleración y Movimiento

La dinámica sigue la Segunda Ley de Newton ( $F = m \cdot a$ ):

**Aceleración:**

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{m_i(t)}, \quad \text{donde} \quad F_i^d = \sum_{j \neq i} \text{rand}_j \cdot F_{ij}^d \quad (3)$$

- $\text{rand}_j \in [0, 1]$ : Aleatoriedad para mantener diversidad.

**Actualización de Velocidad:**

$$v_i^d(t+1) = \text{rand} \cdot v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (4)$$

**Actualización de Posición:**

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (5)$$

Se aplican límites  $(x_{\min}, x_{\max})$  para mantener soluciones válidas.

### 3.3 Decaimiento de la Constante Gravitacional

La constante  $G(t)$  disminuye exponencialmente para balancear exploración/explotación:

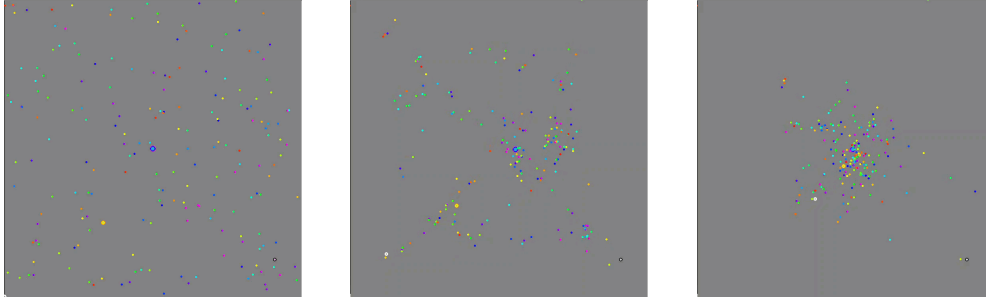
$$G(t) = G_0 \cdot e^{-\alpha t/T_{\max}} \quad (6)$$

- **Alto  $G(t)$  inicial:** Fuerzas grandes permiten exploración global.
- **Bajo  $G(t)$  final:** Fuerzas pequeñas permiten refinamiento local [2].

### 3.4 Resumen del Flujo en una Iteración

1. Evaluar el fitness de cada partícula.
2. Calcular masas normalizadas.
3. Actualizar  $G(t)$  según el número de iteración.
4. Calcular fuerzas gravitatorias entre pares de partículas.
5. Derivar aceleraciones y actualizar velocidades/posiciones.
6. Aplicar restricciones (límites de búsqueda) [2].

Este marco combina principios físicos con optimización computacional, donde las interacciones emergentes entre partículas guían la búsqueda de soluciones óptimas.



### 3.5 Utilidad del Gravitational Search Algorithm (GSA)

El GSA es útil porque equilibra automáticamente la exploración y explotación del espacio de soluciones, sin necesidad de ajustar muchos parámetros manualmente. Su base física le permite encontrar buenas soluciones incluso en problemas complejos y no lineales, especialmente en aquellos con múltiples óptimos locales. La **exploración** busca en diferentes partes del espacio de soluciones, mientras que la **explotación** refina las mejores soluciones encontradas. Los **óptimos locales** son soluciones mejores que las cercanas, pero no necesariamente la mejor globalmente, por lo que el reto es evitar quedarse atrapado en ellos y continuar la búsqueda de la solución óptima global.

## 4 Situación actual del algoritmo

### 4.1 Vigencia del Algoritmo

En el panorama actual de la optimización computacional, el *Gravitational Search Algorithm* (GSA) conserva un nicho importante gracias a sus características únicas. Si bien no es tan popular como otros algoritmos bioinspirados más conocidos, sigue siendo una herramienta valiosa en escenarios específicos donde su fundamentación física ofrece ventajas tangibles. Su principal área de aplicación se centra en problemas de optimización complejos, particularmente aquellos con espacios de búsqueda irregulares o multimodales, donde algoritmos más convencionales suelen quedar atrapados en óptimos locales.

Una de las mayores fortalezas del GSA radica en su mecanismo auto-adaptativo, que le permite mantener un buen equilibrio entre exploración y explotación sin requerir un ajuste exhaustivo de parámetros. Esta cualidad lo hace especialmente útil en dominios como el diseño de redes eléctricas inteligentes o la calibración de modelos de *machine learning*, donde se valoran tanto la eficacia como la consistencia en los resultados.

Sin embargo, el algoritmo enfrenta desafíos en problemas de gran escala, donde su naturaleza computacionalmente intensiva puede volverse una limitación. Además, en contextos donde existen gradientes disponibles, métodos basados en descenso suelen ser más eficientes. A pesar de esto, el GSA sigue siendo una opción robusta para casos donde se prioriza la calidad de la solución sobre la velocidad de convergencia.

### 4.2 Legado e Influencia

El impacto del GSA en el campo de las metaheurísticas va más allá de sus aplicaciones directas. Su principal contribución ha sido demostrar cómo principios físicos fundamentales pueden traducirse en mecanismos de optimización efectivos. Este enfoque inspiró toda una generación de algoritmos que buscan en las leyes naturales modelos para resolver problemas computacionales [3].

Las variantes desarrolladas a partir del GSA original, como la versión binaria para espacios discretos o la incorporación de dinámicas caóticas, testimonian su flexibilidad conceptual. Además, su influencia se manifiesta en cómo replanteó el diseño de metaheurísticas, enfatizando la importancia de los balances automáticos entre exploración y explotación.

Aunque hoy comparte el escenario con técnicas más recientes, el GSA sigue siendo un referente metodológico importante. Su legado persiste no solo en las miles de citas que acumula, sino también en la forma en que continúa siendo usado como punto de comparación para evaluar nuevas propuestas en el campo de la optimización por inteligencia de enjambre [4].



## 5 Bibliografía

### References

- [1] Kennedy, J., Eberhart, R.: Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 4, 1942–1948 (1995) <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- [2] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S.: Gsa: A gravitational search algorithm. Information Sciences **179**(13), 2232–2248 (2009) <https://doi.org/10.1016/j.ins.2009.03.004>
- [3] Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S.: Filter modeling using gravitational search algorithm. Engineering Applications of Artificial Intelligence **24**(1), 117–122 (2011) <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.05.007>
- [4] Mirjalili, S., Lewis, A.: The whale optimization algorithm. Advances in Engineering Software **95**, 51–67 (2016) <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>