

General Relativity Search Algorithm (GRSA)

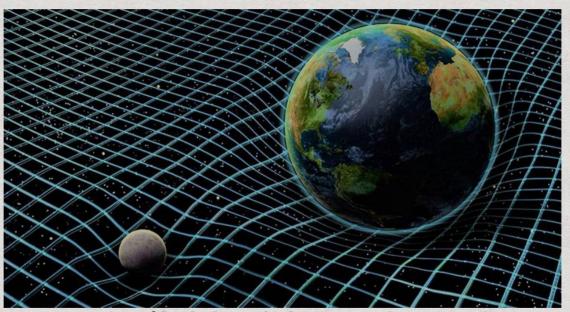
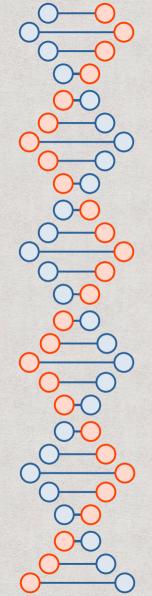
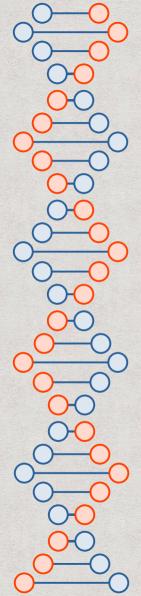


Imagen extraída de la web de National Geographic



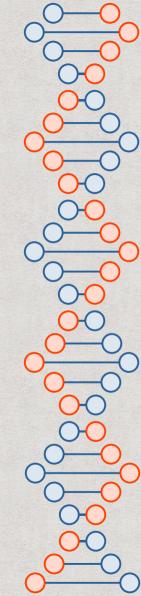
Motivación

- Varios algoritmos de búsqueda basados en gradientes tienen limitaciones para obtener óptimos globales en:
 - Problemas no lineales.
 - Problemas con funciones discontinuas.
 - Restricciones.



Motivación

- Varios algoritmos de búsqueda basados en gradientes tienen limitaciones para obtener óptimos globales en:
 - Problemas no lineales.
 - Problemas con funciones discontinuas.
 - Restricciones.
- Soluciones propuestas: Algoritmos basados en la naturaleza (algoritmos genéticos, AG, optimización por colonia de hormigas, ACO, algoritmo de búsqueda gravitacional, GSA,...).



Motivación

- Varios algoritmos de búsqueda basados en gradientes tienen limitaciones para obtener óptimos globales en:
 - Problemas no lineales.
 - Problemas con funciones discontinuas.
 - Restricciones.
- Soluciones propuestas: **Algoritmos basados en la naturaleza** (algoritmos genéticos, AG, optimización por colonia de hormigas, ACO, algoritmo de búsqueda gravitacional, GSA,...).
- ¡La Relatividad General describe parte de la naturaleza!

Beiranvand H, Rokrok E. General Relativity Search Algorithm: A Global Optimization Approach. International Journal of Computational Intelligence and Applications. 4 2015;14(3); p. 1–29



Elementos del algoritmo

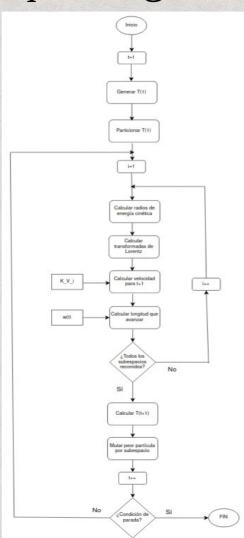
- **Partícula:** Elemento básico del problema. Representa una posible solución. Abstracción de un cuerpo en la realidad, ya sea un planeta o un neutrón.
- Espacio-tiempo: Conjunto de partículas. El algoritmo separa aleatoriamente este conjunto en pequeños espacios-tiempo con el objetivo de representar fielmente la interacción entre partículas más cercanas (por ejemplo, si tenemos un espaciotiempo con el Sol, la Tierra, el exoplaneta K2-18 b y la estrella fría K2-18, es normal suponer que el Sol tendrá mayor interacción con la Tierra y la estrella K2-18 con el exoplaneta, pero como no tenemos esta información en el problema, se hace de forma aleatoria).
- Geodésicas: Camino que sigue una partícula. Tres tipos:

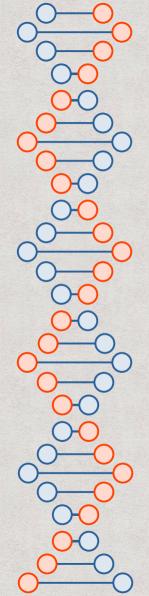
Temporal: Partículas con masa. Se fija el tiempo y se mueve en el espacio.

Espacial: Partículas con masa. Se fija el espacio y se mueve en el tiempo.

Nula: Para partículas sin masa. Esto se traduce en aleatoriedad: si no se 5 mueve en el espacio y/o tiempo, se mueve según esta geodésica.

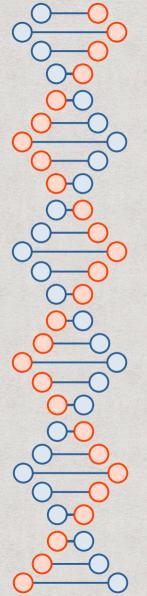
Esquema general





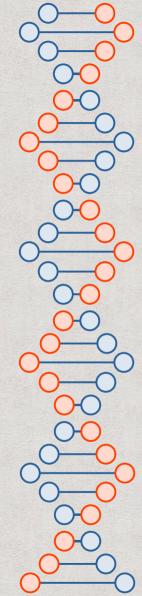
Exploración vs Explotación

- Estrategias de **exploración**:
 - Inicialización con soluciones aleatorias: Población diversa para explorar distintas soluciones.
 - **Movimiento** en torno al resto de partículas según partición: Exploración (**limitada**) del espacio de búsqueda.



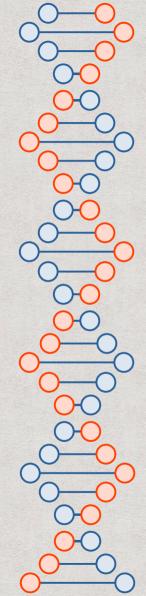
Exploración vs Explotación

- Estrategias de **exploración**:
 - Inicialización con soluciones aleatorias: Población diversa para explorar distintas soluciones.
 - Movimiento en torno al resto de partículas según partición: Exploración (limitada) del espacio de búsqueda
- Estrategias de explotación:
 - Interacción local una vez hecha la partición: Llevar las partículas **lo más** cerca posible al punto de mayor potencial (óptimo).
 - Bajo cierta probabilidad, un óptimo es el global..



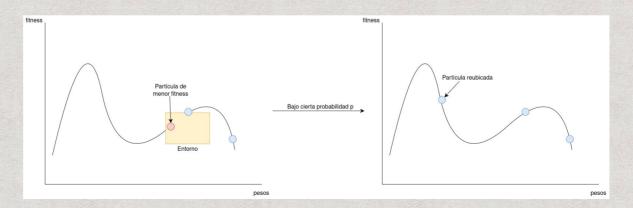
Exploración vs Explotación

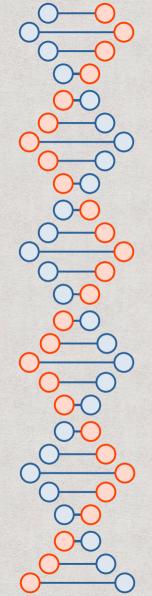
- Estrategias de exploración:
 - Inicialización con soluciones aleatorias: Población diversa para explorar distintas soluciones.
 - **Movimiento** en torno al resto de partículas según partición: Exploración (**limitada**) del espacio de búsqueda.
- Estrategias de explotación:
 - Interacción local una vez hecha la partición: Llevar las partículas **lo más cerca posible** al punto de mayor potencial (**óptimo**).
 - Bajo cierta probabilidad, un óptimo es el global.
- Conclusión: GRSA favorece ligeramente la explotación sobre la exploración (una vez hecha la partición, la exploración es pobre en comparación a la intención 9 de llevar partículas al óptimo). Sin embargo, es un algoritmo equilibrado.



Mejora propuesta

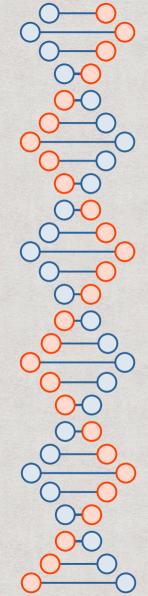
- Hipótesis: "Si una partícula de menor fitness está en el entorno de otra con mayor fitness, convergerá al mismo óptimo".
- Propuesta: Eliminar partículas de menor fitness en el entorno (según una norma) de otra de mayor fitness. Bajo cierta probabilidad puede que si ese óptimo fuese local, la reubicación haga que converja a uno global. Aumenta la exploración de soluciones.
- Parámetros: Norma y radio del vecindario.





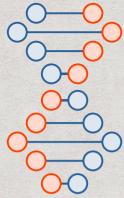
Hibridación

- Intención: Añadir mayor exploración en el espacio de soluciones.
- Propuesta: Aplicar búsqueda local cada 10 generaciones.
- Analogía a la realidad: Universo en constante evolución, por lo que conjuntos de planetas (partículas que interactúan localmente) también se mueven según la mencionada evolución.



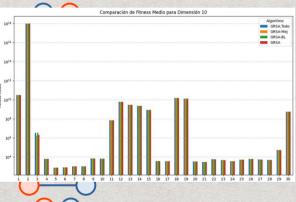
Hibridación

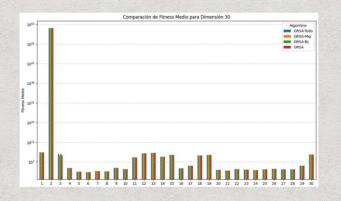
- Intención: Añadir mayor exploración en el espacio de soluciones.
- Propuesta: Aplicar búsqueda local cada 10 generaciones.
- Analogía a la realidad: Universo en constante evolución, por lo que conjuntos de planetas (partículas que interactúan localmente) también se mueven según la mencionada evolución.
- Dos propuestas:
 - GRSA-BL: Algoritmo GRSA al que cada 10 generaciones se aplica búsqueda local a todas las partículas.
 - GRSA-Todo: Algoritmo GRSA con la mejora propuesta que cada 10 generaciones aplica búsqueda local a todas las partículas.

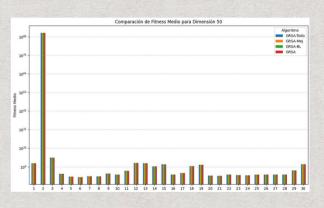


Resultados

Fitness medio



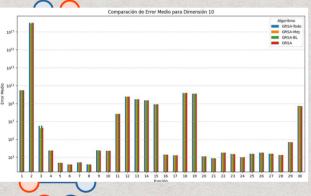


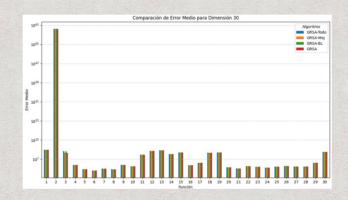


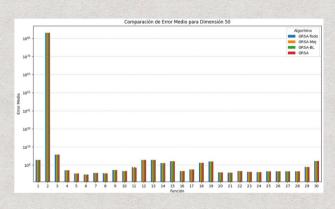
- **Mejora muy leve** respecto al algoritmo básico. Carácter de aproximación al óptimo global de GRSA.

Resultados

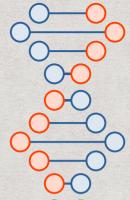
Error medio





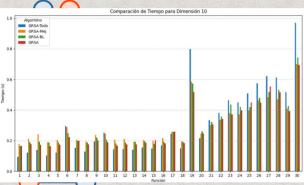


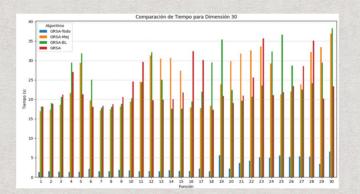
- **Mejora muy leve** respecto al algoritmo básico. Carácter de aproximación al óptimo global de GRSA.

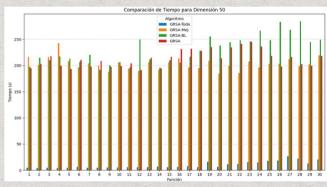


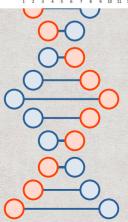
Resultados

Tiempo medio (segundos)

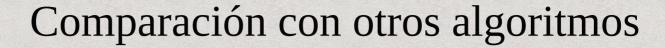






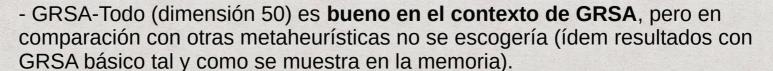


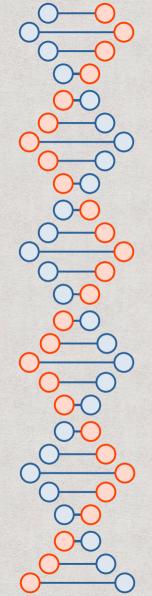
- **Gran convergencia en alta dimensión** de GRSA-Todo (hibridación+mejora propuesta). Posible causa: el elevado número de evaluaciones tanto en búsqueda local como en la mejora.



Web: Tacolab

	1	2	3	5	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
AEC	6,7666	7 8,9	9,96667	11,2	12,1333	12,6667	12,7333	12,7667	12,8	12,8	12,8667	12,9333	12,9333	12,9
DE	12,966	7 13,0667	12,6333	11,6	10,7667	10,2	10,2667	10,2	10,0333	9,93333	9,83333	9,7	9,5	9,36667
DYY	PO 7,9	9,63333	10,0667	10,4667	9,86667	8,53333	7,43333	7,1	7	7,43333	7,63333	7,83333	7,86667	8
⊘ with	CM 11,533	9,9	9,26667	8,56667	7,26667	5,86667	5,7	5,26667	4,71667	4,61667	4,15	3,21667	3,11667	2,8
ADE_	12,	11,7	10,8667	9,4	7,63333	5,56667	4,8	3,7	2,38333	1,85	1,81667	1,83333	1,91667	2,26667
₄RSA-	Tod _{14,833}	14,9	14,9667	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15
GSK	A 4,3666	7 4,6	4,7	5,2	6,36667	8	8,53333	8,63333	8,7	8,73333	8,7	8,7	8,86667	8,83333
(MM_	OED _{9,2333}	7,3	6,93333	5,7	4,73333	3,53333	2,93333	3,36667	3,5	2,86667	3,01667	3,45	3,45	4,01667
MO	1,8333	3 2,36667	2,6	2,43333	3,1	4,96667	6,1	6,86667	7,76667	8,06667	8,03333	8,06667	8,2	8,2
PPS	6,3666	5,63333	5,33333	5,23333	5,36667	5,96667	6,83333	7,2	7,56667	7,73333	8,1	8,23333	8,3	8,33333
PSC	10,066	11,4667	12	12,7333	13,0667	12,9667	12,9	12,8	12,7667	12,7333	12,7333	12,7333	12,7333	12,7333
₽OP-	CM▶ 2,8	2,6	2,53333	2,63333	2,33333	3,1	3,23333	3,33333	3,65	3,98333	4,16667	4,33333	4,3	4,45
SSI	4,8666	5,43333	5,83333	6,73333	8,46667	9,86667	10,4333	10,8333	11,0333	11,1	11,2667	11,4333	11,5333	11,5
TLBO	-FL 3,9	3,9	4,16667	4,5	5,4	6,66667	7,23333	7,6	7,86667	8,13333	8,36667	8,53333	8,6	8,66667
jsc	10,133	8,6	8,13333	8,6	8,5	7,1	5,86667	5,33333	5,21667	5,01667	4,31667	4	3,68333	2,93333





Conclusiones

- En el contexto de GRSA, se aproxima a un óptimo global.
- GRSA-Todo mejora levemente GRSA, pero en cuanto al tiempo la mejora es sustancial, por lo que dentro de GRSA, es una buena mejora.
- Bueno en ciertos contextos, pero en otros es preferible usar otras metaheurísticas como GSKA.