SEMINARIO DE SOLUCION DE PROBLEMAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL I

Vázquez Pérez Ignacio David

218292866

Ingeniería en computación

Algoritmo enjambre de particulas

Implementar y evaluar el rendimiento del algoritmo por enjambre de particulas para las siguientes funciones:

- Sphere
- Rosenbrock
- Rastrigin
- Quartic

Para cada función realizar 5 ejecuciones con 2, 4 y 8 dimensiones, cada ejecución se detendrá a las 2000 generaciones.

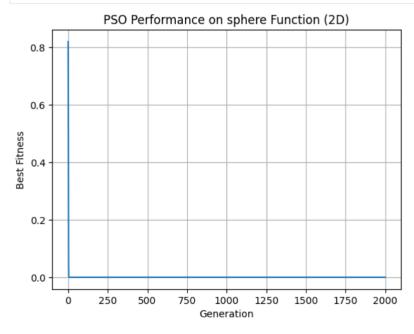
Se deberá graficar el comportamiento del algoritmo; para ello se deberá promediar el valor del mejor fitness de las 5 ejecuciones en la generación 0, 100, 200, ... 2000. Se deberá generar una gráfica para cada dimensión y además una gráfica en la que se incluyan las ejecuciones para 2, 4 y 8 dimensiones, es decir un total de 4 gráficas por función.

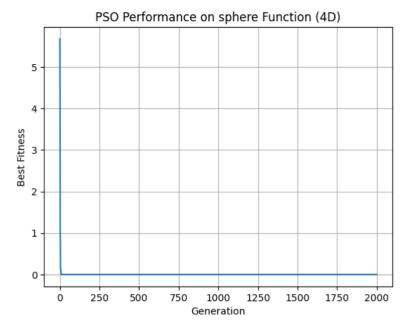
```
In [ ]:
         import numpy as np
         import matplotlib.pyplot as plt
         from scipy.optimize import rosen
In [ ]:
         def sphere(x):
             return np.sum(x**2)
         def rosenbrock(x):
             return np.sum(100*(x[1:] - x[:-1]**2)**2 + (x[:-1] - 1)**2)
         def rastrigin(x):
             return 10 * len(x) + np.sum(x^{**2} - 10 * np.cos(2 * np.pi * x))
         def quartic(x):
             return np.sum(np.arange(1, len(x) + 1) * x**4)
In [ ]:
         class Particle:
             def __init__(self, dim, bounds):
                  self.position = np.random.uniform(bounds[0], bounds[1], dim)
                 self.velocity = np.random.uniform(-1, 1, dim)
                 self.best_position = self.position
self.best_fitness = float('inf')
         class ParticleSwarmOptimization:
             def init (self, func, dim, bounds, num particles=50, inertia=0.5, cognitive=0.5, social=0.5, num runs=5, generati
                 self.func = func
                 self.dim = dim
                 self.bounds = bounds
                 self.num_particles = num_particles
                 self.inertia = inertia
                 self.cognitive = cognitive
                 self.social = social
                 self.num runs = num runs
                 self.generations = generations
                 self.function_name = func.__name__
             def optimize(self):
                 best_fitness_per_generation = np.zeros((self.num_runs, self.generations+1))
                  for run in range(self.num_runs):
                      particles = [Particle(self.dim, self.bounds) for _ in range(self.num_particles)]
                      global best position = None
                      global_best_fitness = float('inf')
                          _ in range(self.generations):
                          for particle in particles:
                              fitness = self.func(particle.position)
                              if fitness < particle.best_fitness:</pre>
                                  particle.best_fitness = fitness
                                  particle.best_position = particle.position
                              if fitness < global best fitness:</pre>
                                  global_best_fitness = fitness
                                  global_best_position = particle.position
                          for particle in particles:
```

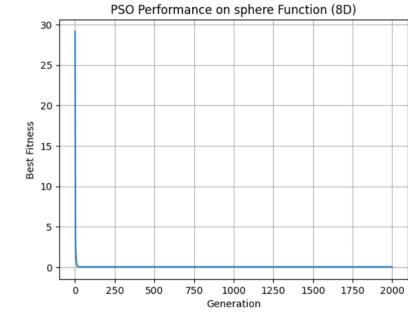
```
particle.velocity = self.update_velocity(particle.velocity, particle.position, particle.best_position)
                 particle.position = self.update_position(particle.position, particle.velocity, self.bounds)
             best_fitness_per_generation[run, _] = global_best_fitness
    avg_best_fitness = np.mean(best_fitness_per_generation, axis=0)
    return avg_best_fitness
def update_velocity(self, velocity, position, best_position, global_best_position):
    cognitive_component = self.cognitive * np.random.rand(self.dim) * (best_position - position)
    social component = self.social * np.random.rand(self.dim) * (global best position - position)
    new velocity = self.inertia * velocity + cognitive component + social component
    return new_velocity
def update_position(self, position, velocity, bounds):
    new_position = position + velocity
    new_position = np.clip(new_position, bounds[0], bounds[1])
    return new_position
def plot(self):
    avg best fitness = self.optimize()
    plt.plot(avg best fitness)
    plt.title(f"PSO Performance on {self.function_name} Function ({self.dim}D)")
    plt.xlabel("Generation")
    plt.ylabel("Best Fitness")
    plt.grid(True)
    plt.show()
```

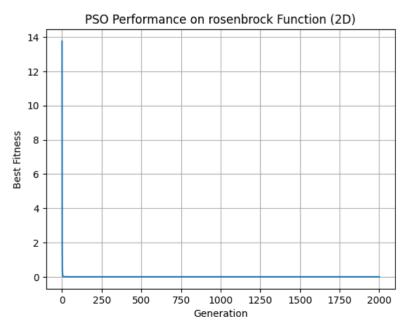
```
functions = [sphere, rosenbrock, rastrigin, quartic]
function_names = ['Sphere', 'Rosenbrock', 'Rastrigin', 'Quartic']
dimensions = [2, 4, 8]
num_runs = 5
generations = 2000
```

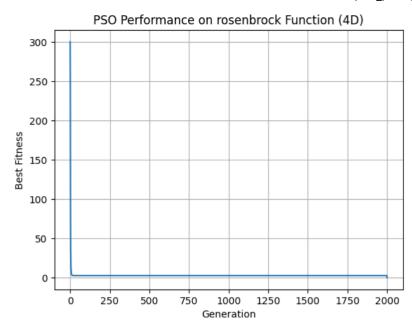
```
In [ ]:
    for func, func_name in zip(functions, function_names):
        for dim in dimensions:
            bounds = (-5.12, 5.12)
            pso_instance = ParticleSwarmOptimization(func, dim, bounds, num_runs=num_runs, generations=generations)
            pso_instance.plot()
```

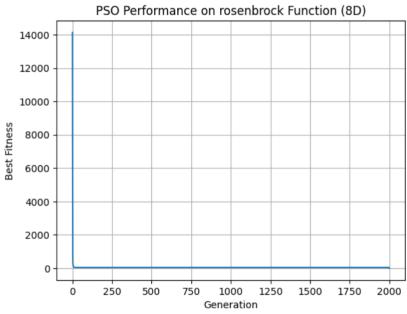


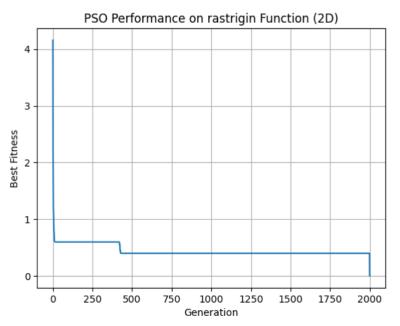


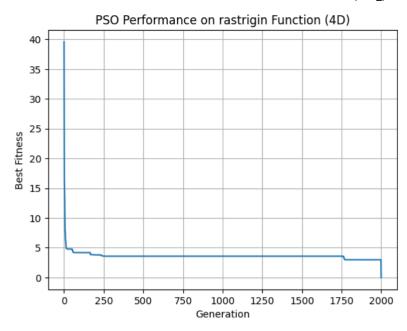


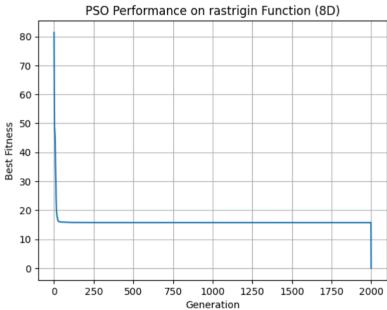


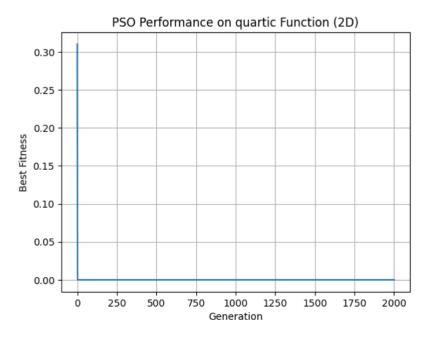


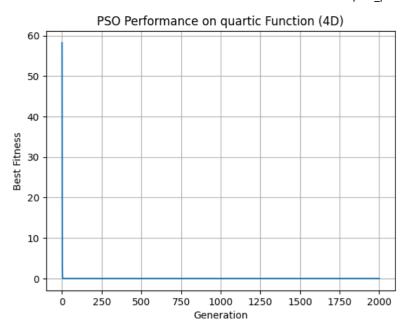


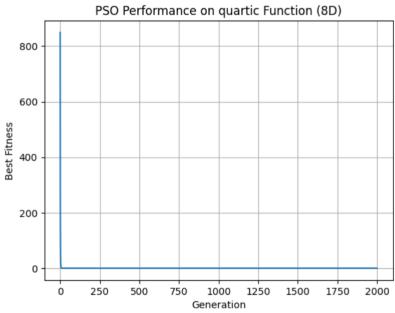












Conclusión

Al probar el algoritmo de enjambre de partículas en diferentes funciones, vimos que funciona bastante bien para problemas simples como calcular la suma de cuadrados o la función cuártica, sin importar la cantidad de dimensiones. Pero cuando las funciones se vuelven más complicadas, como el Rosenbrock o el Rastrigin, el algoritmo puede tardar más en encontrar la solución ideal, especialmente cuando hay más variables involucradas. También notamos que en problemas con más dimensiones, el algoritmo puede tener problemas para encontrar la mejor solución. Esto sugiere que quizás necesitemos métodos más avanzados para lidiar con problemas más difíciles. En general, estos resultados nos muestran que necesitamos tener en cuenta tanto la función que estamos tratando de optimizar como la cantidad de variables cuando elijamos un algoritmo de optimización.