

マルチエージェントシステム 藤井先生レポート 1

03-230966 河田顕帆

2024 年 1 月 31 日

1 課題 1

私は、PSO のプログラムを作成して、6 つの関数に対して PSO の性能を評価した。以下のサンプル数は幅 10 に対して 100 サンプル取るようにしている。また、次元数は 2 と 20 の 2 種類を試した。step 数はいずれも 500 ステップである。

また、最適解との差は、2 乗ノルムで計算した。

1. Sphere 関数

関数の係数等は以下の設定で行った。

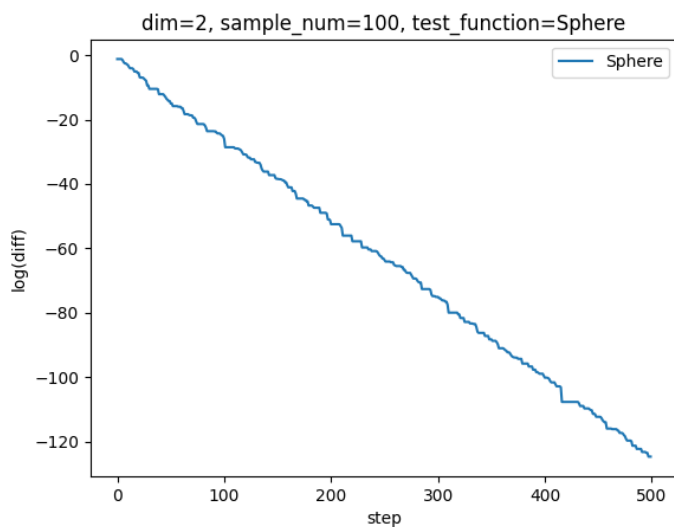
$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, (-5.00 \leq x_i \leq 5.00) \quad (1)$$

この場合、最小値は全次元 0 の x を与えた際の 0 である。

以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との差の対数をプロットしたものである。

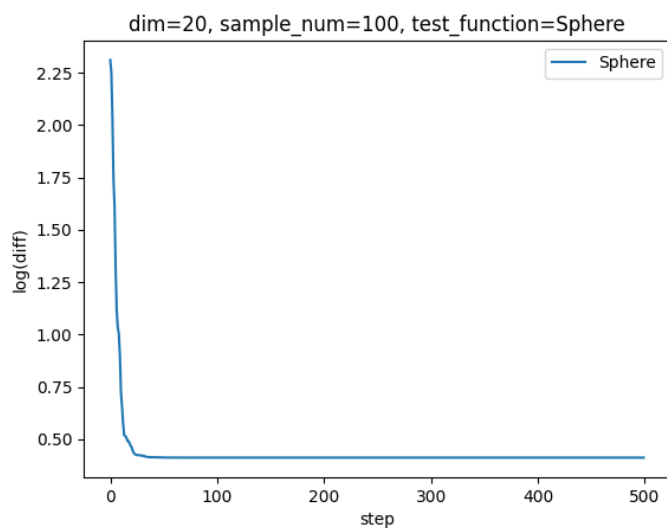
- 次元数: 2, サンプル数: 100, ステップ数: 500

図から分かるようにステップを経るにつれて最適解との差の対数が単調にほぼ一様に小さくなっている。収束した様子は見られず、ステップ数を増加させれば収束した可能性がある。また、非常に最適値と近い値をとっていることがわかる。



- 次元数: 20, サンプル数: 100, ステップ数: 500

図から分かるようにステップを経るにつれて最適解との差の対数が小さくなっているが、次元数が2の場合のようにほぼ一様に減少するのではなく、50step程度までで急激に減少し、その後の減少は緩やかである。ここで収束したものと思われる。



2. Rastrigin 関数関数の係数等は以下の設定で行った。

$$f(x) = 10n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)), (-5.00 \leq x_i \leq 5.00) \quad (2)$$

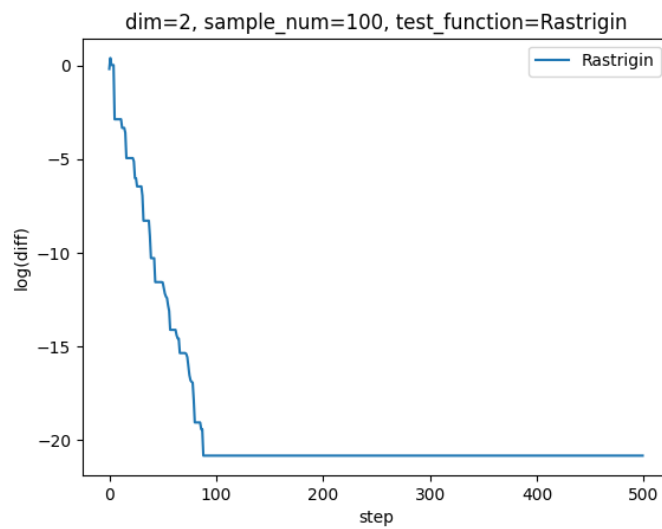
この場合、最小値は全次元0のxを与えた際の0である。

以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との

差の対数をプロットしたものである。

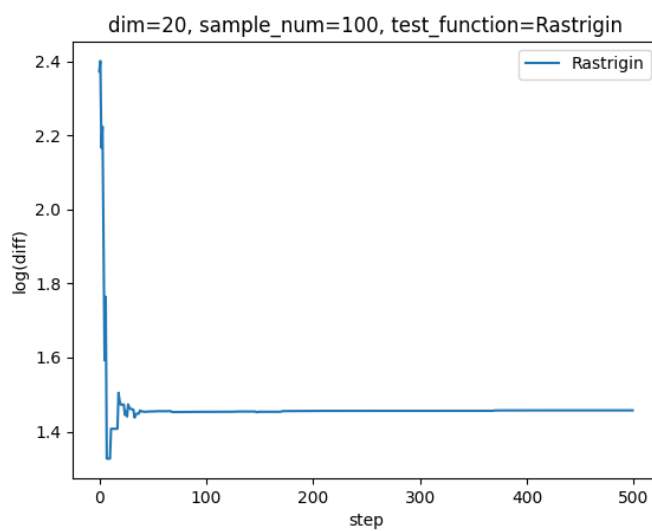
- 次元数: 2, サンプル数: 100, ステップ数: 500

図から分かるようにステップを経るにつれて最適解との差が 100 ステップまでは単調に小さくなっているものの、そこで収束したと思われる。最適値との誤差は非常に小さな点で収束したことがわかる。



- 次元数: 20, サンプル数: 100, ステップ数: 500

一度急速に最適値へと近づいたものの、再び誤差が大きくなってから収束したと思われる。各ステップでの変動幅が大きかったせいで最適値を通り越してしまって局所最小値に陥ったと思われる。



3. Rosenbrock 関数

関数の係数等は以下の設定で行った。

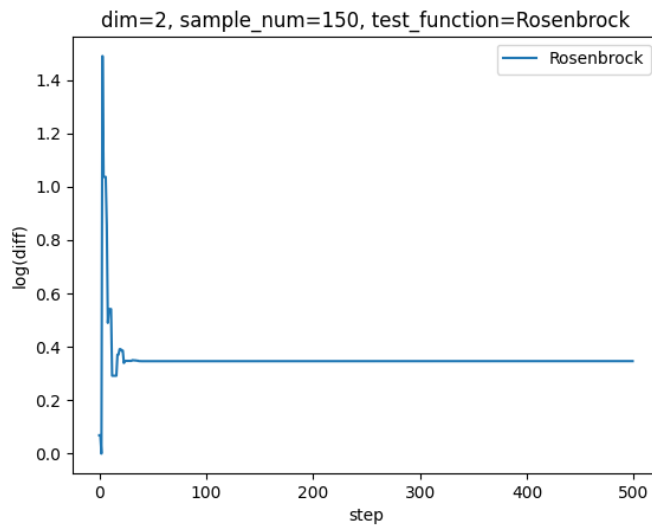
$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2), (-5.00 \leq x_i \leq 10.00) \quad (3)$$

この場合、最小値は全次元 0 の x を与えた際の 0 である。

以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との差の対数をプロットしたものである。

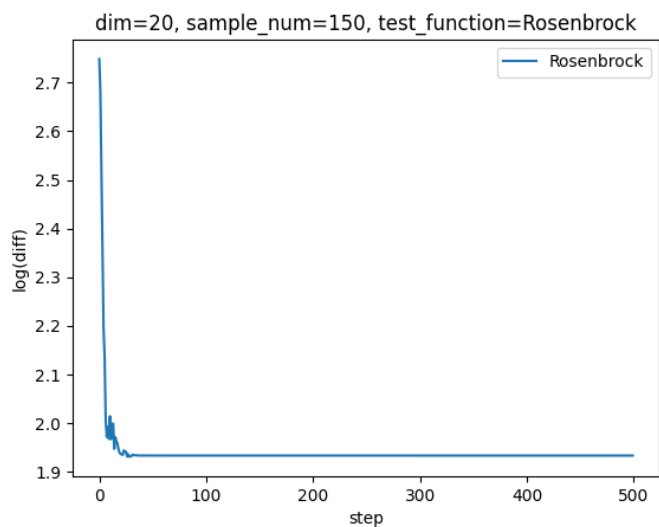
- 次元数: 2, サンプル数: 150, ステップ数: 500

この場合も、一度急速に最適値へと近づいたものの、再び誤差が大きくなってから収束したと思われる。各ステップでの変動幅が大きかったせいで最適値を通り越してしまっって局所最小値に陥ったと思われる。



- 次元数: 20, サンプル数: 150, ステップ数: 500

数十ステップで収束したと思われる。誤差の大きさからすると、誤差が小さいわけではないので、局所最小値に陥った可能性がある。



4. Griewank 関数

関数の係数等は以下の設定で行った。

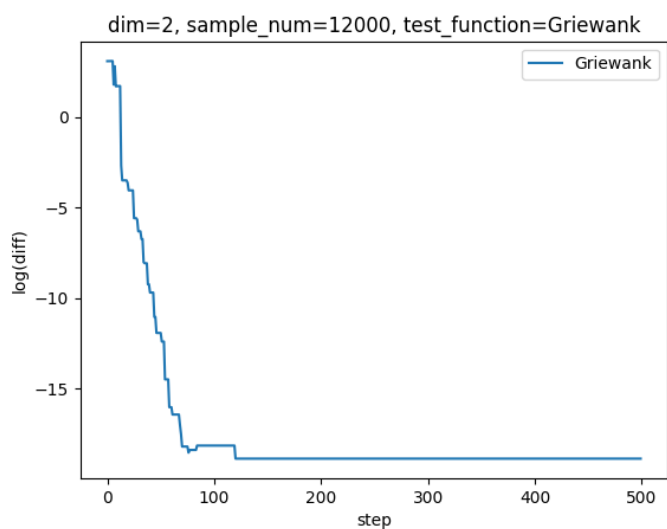
$$f(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, (-600.00 \leq x_i \leq 600.00) \quad (4)$$

この場合、最小値は全次元 0 の x を与えた際の 0 である。

以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との差の対数をプロットしたものである。

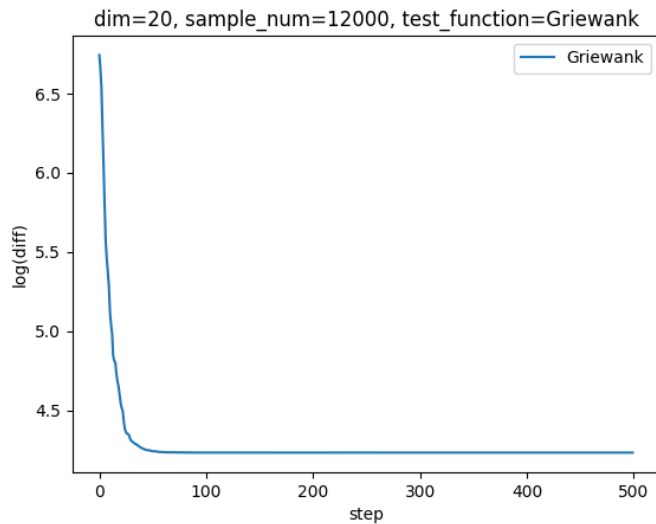
- 次元数: 2, サンプル数: 12000, ステップ数: 500

100 ステップを過ぎたあたりで収束していることが図から分かる。誤差もかなり小さいので、理想的に最適値を求められたと考えられる。



- 次元数: 20, サンプル数: 12000, ステップ数: 500

50 ステップを過ぎたあたりで収束していることが図から分かる。20 次元とはいえ、誤差が小さいわけではないので、局所最小値に陥った可能性がある。



5. Alpine 関数

関数の係数等は以下の設定で行った。

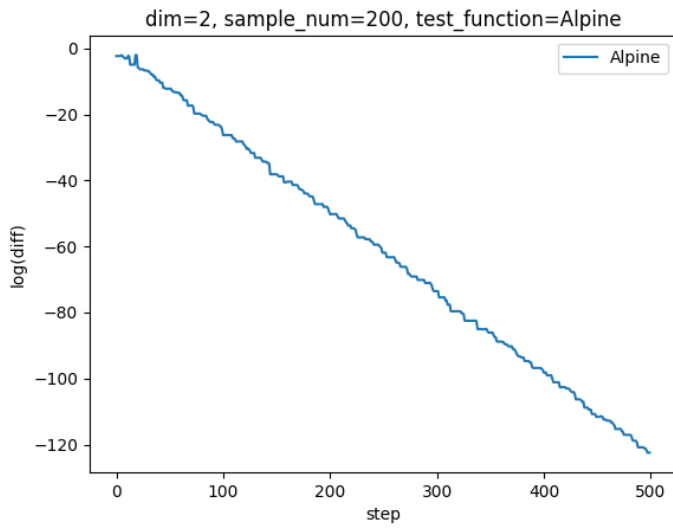
$$f(x) = \sum_{i=1}^n |x_i \sin(x_i) + 0.1x_i|, (-10.00 \leq x_i \leq 10.00) \quad (5)$$

この場合、最小値は全次元 0 の x を与えた際の 0 である。

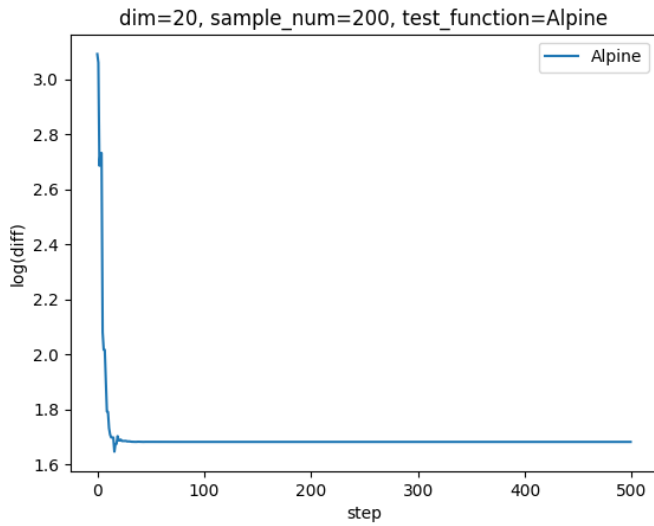
以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との差の対数をプロットしたものである。

- 次元数: 2, サンプル数: 200, ステップ数: 500

図から分かるようにステップを経るにつれて最適解との差の対数が単調にほぼ一様に小さくなっていく。収束した様子は見られず、ステップ数を増加させれば収束した可能性がある。また、非常に最適値と近い値をとっていることがわかる。



- 次元数: 20, サンプル数: 200, ステップ数: 500
数十ステップで収束したと思われる。誤差の大きさからすると、20 次元とはいえ、誤差が小さいわけではないので、局所最小値に陥った可能性がある。



6. 2n-minima 関数

関数の係数等は以下の設定で行った。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i), (-5.00 \leq x_i \leq 5.00) \quad (6)$$

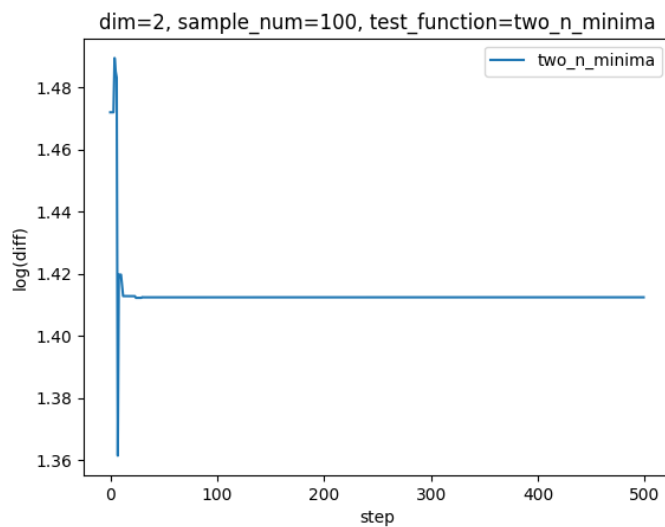
この場合、最小値は全次元 0 の x を与えた際の 0 である。

以下に、次元数とサンプル数を変化させた際の結果を示す。グラフは、各ステップにおける最適解との

差の対数をプロットしたものである。

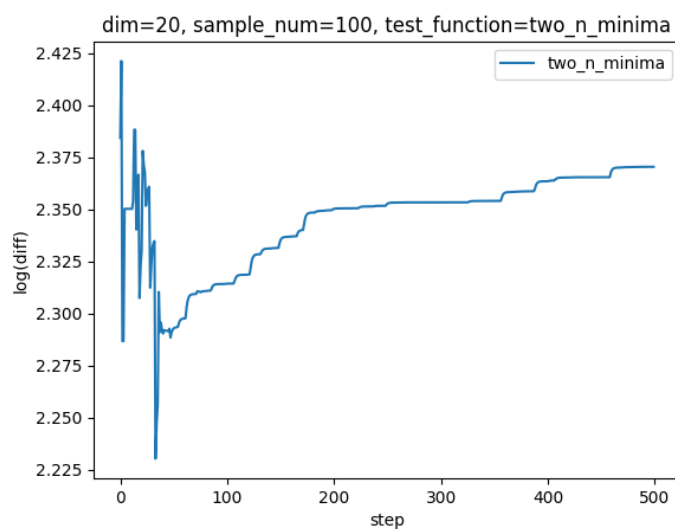
- 次元数: 2, サンプル数: 100, ステップ数: 500

一度急速に最適値へと近づいたものの、再び誤差が大きくなってから数十ステップで収束したと思われる。各ステップでの変動幅が大きかったせいで最適値を通り越してしまって局所最小値に陥ったと思われる。



- 次元数: 20, サンプル数: 100, ステップ数: 500

二度急速に最適値へと近づいたものの、その後は誤差が大きくなり続けて収束しないまま 500 ステップが終了している。ステップ数を増やしても局所最小値で収束する可能性はあるものの、最適値で収束する可能性は低いと考えられる。



2 プログラムコード

プログラムは、pso.py, test_functions.py, main.py の3つのファイルから構成される。pso.py は、PSO のアルゴリズムを実装したものである。test_functions.py は、PSO の性能を評価するための関数を実装したものである。main.py は、PSO の性能を評価するためのプログラムである。main.py は、コマンドライン引数として、設定ファイルのパスを受け取る。設定ファイルは、yaml 形式で記述されている。以下には python のコードのみを示し、設定ファイルに関しては割愛する。

全てのコードは、github にて公開している。

Listing 1 pso.py

```
1  import random
2  from typing import List
3
4  import numpy as np
5
6
7  def update_position(x: np.ndarray, v: np.ndarray) -> np.ndarray:
8      updated_x = x + v
9      return updated_x
10
11
12  def update_velocity(
13      x: np.ndarray,
14      v: np.ndarray,
15      personal_best_position: np.ndarray,
16      global_best_position: np.ndarray,
17      w=0.5,
18      c1=0.14,
19      c2=0.14,
20  ) -> np.ndarray:
21      r1 = random.uniform(0, 1)
22      r2 = random.uniform(0, 1)
23      updated_v = (
24          w * v
25          + c1 * r1 * (personal_best_position - x)
26          + c2 * r2 * (global_best_position - x)
27      )
28      return updated_v
29
30
31  def pso(
32      step_num: int,
33      initial: List[np.ndarray], # 各要素にその点の全次元位置情報が含まれる
```

```

34         criterion,
35     ) -> dict:
36         # initialize
37         num = len(initial)
38         position_list = initial
39         velocity_list = np.zeros((len(initial), len(initial[0])))
40         personal_best_position_list = list(position_list)
41         personal_best_score_list = [criterion(p) for p in position_list]
42         best_particle_idx = np.argmin(personal_best_score_list)
43         global_best_position = personal_best_position_list[best_particle_idx]
44
45         result = {}
46
47         for t in range(step_num):
48             for i in range(num):
49                 x = position_list[i]
50                 v = velocity_list[i]
51                 personal_best_position = personal_best_position_list[i]
52
53                 updated_x = update_position(x, v)
54                 position_list[i] = updated_x
55
56                 updated_v = update_velocity(
57                     x, v, personal_best_position, global_best_position
58                 )
59                 velocity_list[i] = updated_v
60
61                 score = criterion(updated_x)
62                 if score < personal_best_score_list[i]:
63                     personal_best_score_list[i] = score
64                     personal_best_position_list[i] = updated_x
65
66                 best_particle_idx = np.argmin(personal_best_score_list)
67                 global_best_position = personal_best_position_list[best_particle_idx]
68
69                 result[t] = {
70                     "global_best_position": global_best_position,
71                     "global_best_score": min(personal_best_score_list),
72                 }
73
74         return result

```

Listing 2 test functions.py

```

1  import numpy as np
2
3
4  def Sphere(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
5      return np.sum(x**2)
6
7
8  def Rastrigin(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
9      return np.sum(x**2 - 10 * np.cos(2 * np.pi * x) + 10)
10
11
12 def Rosenbrock(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
13     return np.sum(100 * (x[1:] - x[:-1] ** 2) ** 2 + (1 - x[:-1]) ** 2)
14
15
16 def Griewank(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
17     return (
18         np.sum(x**2 / 4000)
19         - np.prod(np.cos(x / np.sqrt(np.arange(1, len(x) + 1))))
20         + 1
21     )
22
23
24 def Alpine(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
25     return np.sum(np.abs(x * np.sin(x) + 0.1 * x))
26
27
28 def two_n_minima(x: np.ndarray) -> np.ndarray:
29     return np.sum(x**4 - 16 * x**2 + 5 * x)

```

```
1  import sys
2
3  import matplotlib.pyplot as plt
4  import numpy as np
5  import yaml
6  from pso import pso
7  from test_functions import Alpine, Griewank, Rastrigin, Rosenbrock, Sphere,
    two_n_minima
8
9
10 def main(config_file_path: str):
11     with open(config_file_path) as file:
12         config = yaml.safe_load(file)
13
14     dim = config["dim"]
15     sample_num = config["sample_num"]
16     low = config["low"]
17     high = config["high"]
18     step_num = config["step_num"]
19
20     initial = []
21     for i in range(sample_num):
22         initial.append(np.random.uniform(low, high, dim))
23
24     test_function = config["test_function"]
25     if test_function == "Sphere":
26         test_function = Sphere
27     elif test_function == "Rastrigin":
28         test_function = Rastrigin
29     elif test_function == "Rosenbrock":
30         test_function = Rosenbrock
31     elif test_function == "Griewank":
32         test_function = Griewank
33     elif test_function == "Alpine":
34         test_function = Alpine
35     elif test_function == "two_n_minima":
36         test_function = two_n_minima
37     else:
38         raise ValueError("test_function is invalid")
39
40     ideal_position = np.zeros(dim)
41
42     print(test_function.__name__)
43     result = pso(step_num, initial, criterion=test_function)
44     global_best_position_list = []
```

```

45     diff_log_list = []
46     for i in range(step_num):
47         global_best_position_list.append(result[i]["global_best_position"])
48         diff_log = np.log(np.linalg.norm(ideal_position - global_best_position_list[
49             i]))
49         diff_log_list.append(diff_log)
50         print(f"step {i}: {diff_log}")
51     plt.plot(diff_log_list, label=test_function.__name__)
52     plt.xlabel("step")
53     plt.ylabel("log(diff)")
54     plt.title(
55         f"dim={dim}, sample_num={sample_num}, test_function={test_function.__name__}
56         )"
57     plt.legend()
58     plt.savefig(
59         f"./result/{test_function.__name__}_N_{dim}.png"
60     )
61     print("-----")
62
63
64     if __name__ == "__main__":
65         main(sys.argv[1])

```
