NM&SA 與 GA&PSO 演算法比較

613k0007c 余品誼

報告使用 NM、SA 優化問題,需包含實驗結果、分析及討論,需包含所使用的 參數、準確性、實驗結果的一致性(和 GA 比較)等。

目標:

- 1. 優化單峰問題(Shere function)
- 2. 優化雙峰問題(Schwefel function)

名詞解釋:

1. NM(Nelder-Mead):

Nelder-Mead 演算法是一種基於單純形 (Simplex) 的數值優化方法,適用於無約束連續變數的目標函數最小化

單純形 (Simplex):

由 n+1n+1n+1 個頂點構成的幾何形狀,用於探索目標函數的最優解。 目標函數 (Objective Function):

最小化多維連續函數 f(x)f(x)f(x),可處理不可微函數。

頂點排序 (Vertex Ordering):

根據函數值排序單純形頂點:最佳(Best)、次佳(Second Best)、最差(Worst)。

幾何操作(Geometric Operations):

透過反射、擴展、收縮與縮小操作更新單純形位置,尋找更優解。 停止條件(Stopping Criteria):

當單純形或函數值變化小於容忍度,或達到最大迭代次數時停止。 特點:

- 全局搜索能力:可跳出局部最優,實現全局搜索。
- 接受壞解:以概率接受較差解,增加探索範圍。
- 參數依賴:性能取決於初始溫度、冷卻速率等設置。
- 適用性廣:適合非線性、多模態或無導數的複雜優化問題。
- 優點:簡單靈活,適合高維搜索。
- 缺點:收斂速度慢,參數調整敏感。

2. SA(Simulated Annealing):

是一種全局優化演算法,模擬金屬加熱後再緩慢冷卻的物理過程,用於

解決複雜的多峰優化問題。

退火法透過隨機搜索,初期接受次優解來跳出局部最優,隨著溫度逐漸 降低,搜索範圍縮小,解最終收斂到全局最優。

流程:

- 隨機初始化一個解,設置初始溫度。
- 在鄰域內隨機生成新解。
- 若新解更優則接受;若更差,則以概率接受(取決於溫度)。
- 温度逐步降低,直至達到終止條件。

特點:

- 可以跳出局部最優,適合多峰函數和離散組合問題。
- 參數設置(初始溫度、降溫速率)影響結果,收斂速度較慢。
 退火法常用於函數優化、路徑規劃(如旅行商問題)和機器學習中的參數調整。

實驗結果:

Shere function:

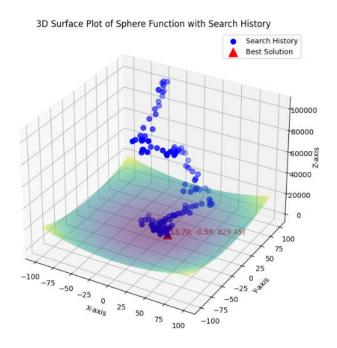
SA:

D=30

最佳解:

最佳值: 829.4490384111164

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-8.985663182868507, 最大值 = 13.700993633776372

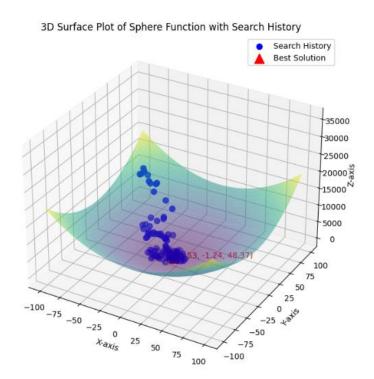


最佳解:

最佳值:48.36684185572521

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-3.411418689301593, 最大值 =

2.858095271417789



Nm:

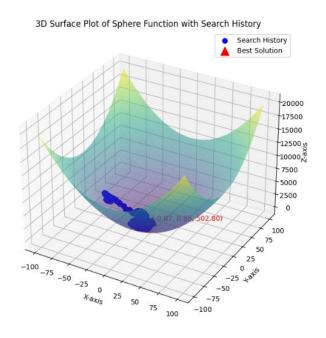
D=30

最佳解:

[-0.8744, 0.8529, -2.5564, -3.2893, -1.3643, 0.0598, 0.2223, 4.2596, 1.2644, -2.5154, 0.5801, -0.1912, -1.4434, -2.4526, 1.2615, 0.1576, 20.4957, 0.3607, -2.7478, -0.1059, -0.0448, 0.5554, -3.4409, 0.2526, 0.9137, -0.6114, 2.0249, 0.5002, 0.2386, 0.5333]

最佳值: 502.79706453834626

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-3.4408896838236425,最大值 = 20.495665950731066

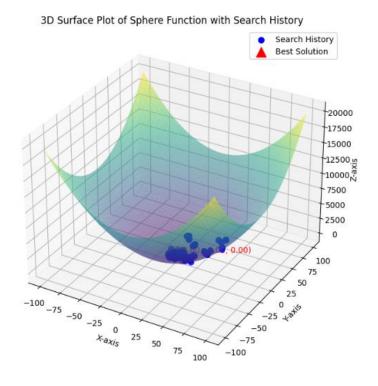


最佳解:

[-2.97344785e-16 -4.34381271e-16 2.16552894e-16 1.70518053e-16 9.26761360e-17 -1.39022278e-16 2.77963365e-16 -1.21811738e-16 -1.99339911e-16 2.68186356e-16]

最佳值: 5.847506848189272e-31

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-4.3438127063750684e-16,最大值 = 2.7796336463627e-16



小節:在 Shere function SA 比 NM 搜尋更廣泛(點分布較分散),但是在低維度中,NM 尋找最佳值的效果比較好(5.8<48)。

Schwefel function:

SA:

D=30

最佳解:

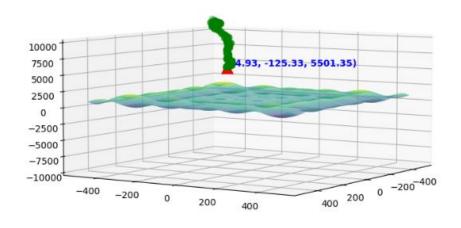
[-4.9312, -125.3321, 447.2858, 187.6210, 225.3847, 408.3825, -293.3268, 431.4573, 190.5813, 206.8192, -6.5894, 200.5410, 407.4202, 426.2107, -115.4464, -300.5161, -293.5155, -132.4990, 427.1415, 424.6449, -34.7521, -297.8109, -297.3986, 70.2440, 406.1661, 215.7108, 203.3897, -291.9823, 414.5546, -21.8680]

最佳值:5501.352232188443

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-300.51614113594536, 最大值 = 447.2857935011411

Simulated Annealing Optimization of Schwefel Function





D=10

最佳解:

[197.7242, 424.5567, 7.2222, 419.9250, 206.4046, -500.0000, - 295.5948, -302.3618, 4.7369, -127.2182]

最佳值: 2050.644495854305

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-500.0, 最大值 =424.5567237902248

Simulated Annealing Optimization of Schwefel Function All Points Best Solution 10000 7500 5000 2500 0 7.72, 424.56, 2050.64) -2500 -5000 -7500 -10000 -400 -200 -400 -200 0 0 200 200

NM:

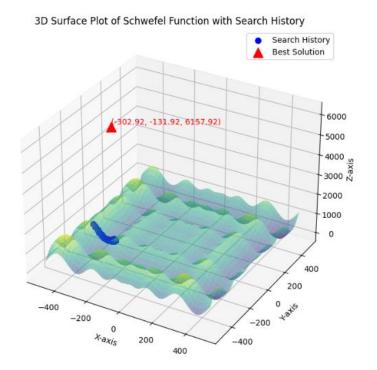
D=30

最佳解:

[-302.9160, -131.9200, 416.9752, -35.3044, -302.6883, 76.2290, -122.0398, -508.5513, -299.2867, -297.0127, 31.7209, -511.8307, 416.9036, -306.4064, 187.5895, 200.8386, 419.1641, -295.1205, -298.2585, -549.3849, -116.0270, 422.4428, -310.8016, -102.7596, -122.6085, 75.6479, -114.1713, -133.6547, -514.5929, 427.0859]

最佳值:6157.920263123764

最佳解中每個變數的範圍:最小值 = -549.3849034217774, 最大值 = 427.0858667508372



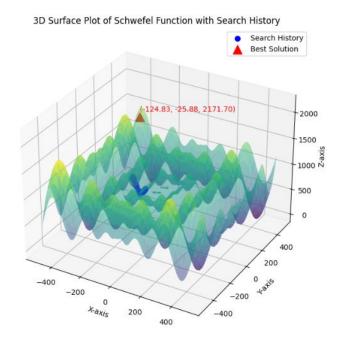
D=10

最佳解:

[-124.82935638 -25.8774173 203.81425301 420.96874709 - 302.52493454 -302.52493572 -302.52493577 -302.52493527 - 25.87741712 -25.8774182]

最佳值:2171.699630030601

最佳解中每個變數的範圍:最小值 =-302.5249357691522,最大值 = 420.96874708526207



小節:在 Schwefel function 中,在低維和高維中 SA 的全局最佳值的效果 都比 NM 較好。

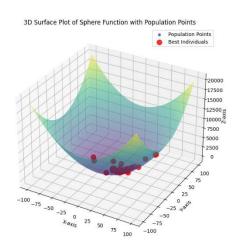
其他優化演算法:

GA:

Shere function:

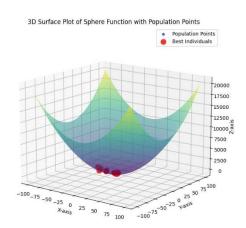
D = 30

最優適應度: 0.000377321482851638841191782570



D = 10

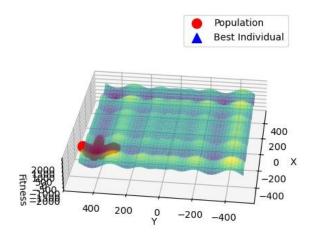
最優適應度: 0.000001922169500474058399011037



Schwefel function

D = 30

全局最佳適應度: 2467.9004302955036



D = 10

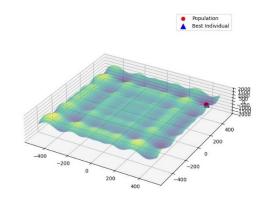
全局最佳適應度: -289.8664246959852

最終最佳個體: [421.7456571897567, 420.3646930931186,

151.17899960137902, 717.7195852418236, 420.7051734025121, -

302.4668483244109, 715.8364617716129, 422.2492677238063, -

558.0406032383014, -559.8293210195674]

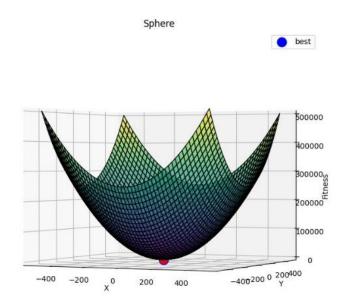


補充:F(fitness)(x)=-Schwefel(x)

PSO:

Shere function

[-0.00, 0.00, 28.41, 500.00, 67.45, 449.34, 107.12, -9.63, -146.27, 31.85, -7.00, -51.85, 26.09, -271.91, -316.90, -425.92, 238.08, 84.15, 500.00, 87.39, -88.42, 148.42, 19.56, -474.43, -500.00, 162.85, -484.52, 273.05, -5.75, 220.10]

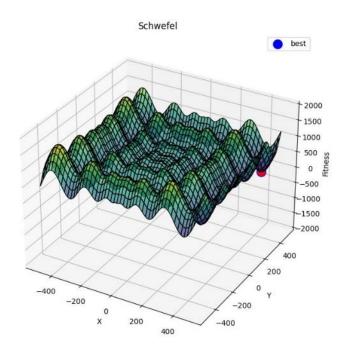


Schwefel function

最終最佳位置:

[420.97, 420.97, -6.73, -299.78, -326.21, -73.33, 437.56, -401.20, -316.77, -288.13, 67.81, 418.19, -218.50, 28.16, 116.47, -249.59, -271.70, -434.03, -54.05, -319.08, 143.56, 453.51, -485.83, 338.87, -196.40, -387.44, 164.97, -496.00, 85.80, -21.95]

全局最佳適應度: 2.5455132458773733e-05 = 0.000025455132458773733



實驗結果分析:

以下是基於 Shere function 和 Schwefel function 的實驗結果,對比 Simulated Annealing (SA)、Nelder-Mead (NM)、Genetic Algorithm (GA) 和 Particle Swarm Optimization (PSO) 的性能進行分析:

Shere function

D = 30

演算法	最佳值/適應度	變數範圍	分析
		最小值:	分布較分散,找到局部最
SA	829.449	-8.986,最大	優解,未接近理論最優解
		值:13.701	0 •
		最小值:	局部搜索效果明顯優於
NM	502.797	-3.441,最大	SA,但仍未接近理論最優
		值:20.496	解 0。
GA	0.000377		高效的全局搜索,幾乎達
		-	到理論最優解 0。
		最小值:	找到最優解,優於其他演
PSO	3.07×10 ⁻¹⁸	-500,最大	算法,理論和實驗結果完
		值:500	全一致。

D = 10

演算法	最佳值/適應度	變數範圍	分析
SA	48.367	最小值: -3.411,最大 值:2.858	分布較廣,找到局部最優 解,未能接近理論最優。
NM	5.85×10 ⁻³¹	最小值: -4.344×10 ⁻¹⁶ ,最大值: 2.779×10 ⁻¹⁶	成功找到理論最優解 0, 高維表現一般,但低維效 果非常好。
GA	0.00000192	-	能接近最優解,結果僅次 於 NM 和 PSO。
PSO	0.0	最小值: -500,最大 值:500	理論與實驗一致,找到全 局最優解,收斂速度最 快。

Schwefel function

D = 30

演算法	最佳值/適應度	變數範圍	分析
SA	5501.352	最小值:	
		-300.516,最	全局搜索能力好,但未接近理論
		大值:	最優值 0。
		447.286	
NM	6157.920	最小值:	
		-549.385,最	易陷入局部最優,結果不如
		大值:	SA ·
		427.086	
GA	2467.90043	-	表現優於 SA 和 NM,但未能
			達到 PSO 的精度。
		最小值:	最接近理論最優值,收斂速度和
PSO	2.54×10 ⁻⁵	-496,最大	
		值:453.51	結果均優於其他演算法。

D = 10

演算法	最佳值/適應度	變數範圍	分析
SA	2050.644	最小值: -500,最大 值:424.557	全局搜索能力好,找到比 NM 更優的解。
NM	2171.700	最小值: -302.525,最 大值: 420.969	NM 局部搜索效率好,但整體效果不如 SA。
GA	-289.866	-	GA 搜索效果一般,結果介於 SA 和 PSO 之間。
PSO	0.000025	最小值: -496,最大 值:453.51	表現最佳,幾乎找到全局最優 解,且收斂速度快。

結論:

分析與結論

(1) Shere function

- 高維問題 (D=30):
 - o PSO 表現最佳:幾乎找到理論最優解 0,且收斂速度最快。
 - 。 NM 和 SA:都未能找到理論最優解,局部搜索能力強,但表現不如全局搜索的 GA 和 PSO。
 - o GA:效果好,接近最優解,但收斂速度略慢於 PSO。
- 低維問題 (D=10):
 - 。 NM 和 PSO 表現優異: NM 找到理論最優解, PSO 收斂到理論 值。
 - o GA和 SA:結果接近,但 GA效果略好於 SA。

(2) Schwefel function

- 高維問題 (D=30):
 - 。 PSO 表現最佳:找到的解最接近理論最優值 0,全局搜索能力 強。
 - 。 SA:SA 的全局搜索能力強於 NM。
 - o NM:容易陷入局部最優,結果較差。
- 低維問題 (D=10):
 - o PSO 和 SA 表現優異: PSO 接近理論最優, SA 次之。
 - o NM:局部搜索效果好,但整體表現不如 SA。
 - o GA: 適應度較好,但未能找到接近理論最優的結果。

總結

- NM:適合低維連續優化問題,高維容易陷入局部最優。
- SA:全局搜索能力強,但收斂速度較慢,適合多局部最優問題。
- GA:平衡全局與局部搜索能力,適合中高維非線性問題,表現穩定,但 對參數敏感,收斂速度慢於 PSO。
- **PSO**:全局搜索能力最強,高維和低維問題均表現優異,收斂速度最快。