

Adaptive Simulated Annealing の有効性の検討

Examination of the validity of Adaptive Simulated Annealing

昌山 智

Satoru MASAYAMA

Abstract: Adaptive Simulated Annealing (ASA) is a global optimization algorithm that the parameter space can be sampled efficiently. This paper describes the algorithm and validity of ASA. Although one was able to obtain the good result when applied to two object functions, another was not able to obtain a good result.

1 はじめに

様々な物理問題は、 n 次元の設計空間を持つ。そして、異なる設計空間は異なる有限の範囲を持つ。したがって、目的関数への影響度は次元によってことなるため、次元に応じたアニーリングと次元に応じた分布を考えるべきだという観点から Adaptive Simulated Annealing (ASA) は提案された。¹⁾ ASA は、通常のシミュレテッドアニーリング (Simulated Annealing : SA) よりも効率的な探索を行えるアルゴリズムであるとされている。そこで、本研究では ASA を連続関数最適化問題に適用し、解探索能力とその有効性を検証する。

2 ASA の概要

ASA のアルゴリズムを Fig. 1 に示す。

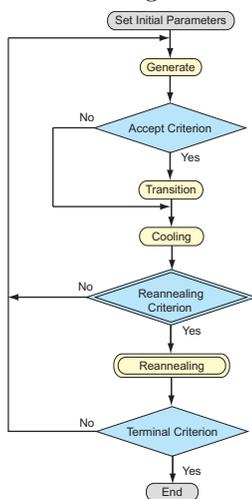


Fig. 1 ASA のアルゴリズム

生成処理では、次元 i での現状態 i_k が設計空間 $[A_i, B_i]$ 内にあるとき、

$$i_{k+1} = i_k + y^i (B_i - A_i), y^i \in \{-1, 1\} \quad (1)$$

によって次状態が生成される。ただし、 i_{k+1} が範囲を越えれば再度試行する。ここで、変数 y^i は式 (2) に示す生成関数からランダムに取られる。Fig. 2 に示すよう

に、式 (2) は温度パラメータ T によってその形状が変化する。

$$G_T(y) = \prod_{i=1}^D \frac{1}{2(|y^i| + T_i) \ln(1 + 1/T_i)} \quad (2)$$

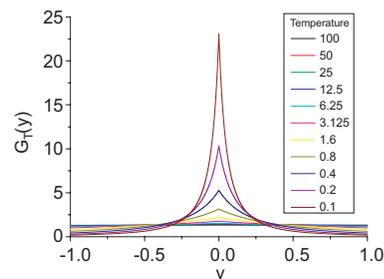


Fig. 2 生成に用いる分布の形状

受理判定では、生成された次状態 i_{k+1} のコスト $C(i_{k+1})$ と現状態 i_k のコスト $C(i_k)$ との差分、および温度パラメータ T_{cost} を用いて次状態へ遷移するか否かを決定する。受理判定の確率には式 (3) の Metropolis 基準が用いられる。

$$\exp[-(C(i_{k+1}) - C(i_k))/T_{cost}] > U, U \in [0, 1] \quad (3)$$

クーリングには、式 (4) に示すような各次元の初期温度 T_{0i} を用いたアニーリングが採用されている。

$$T_i(k_i) = T_{0i} \exp(-c_i k_i^{1/D}) \quad (4)$$

ASA は SA とは異なり、Reannealing によって温度と生成に用いられる分布が探索途中に再設定される。Reannealing は、SA の実行状況を定期的に自己監視して、目的関数に対する影響度 (感度) の高さに応じて、次元ごとに生成の仕方を変える方法である。感度の高い次元では分布の裾野が狭くなるように縮め、低い次元では分布の裾野が広がるように伸ばす。各次元の感度はそれまでの探索での最適点における目的関数の (擬似) 偏微分係数、

$$S_i = \left| \frac{\partial L}{\partial i} \right| \quad (5)$$

で与えられる．各設計変数における感度は S_i であり，
 その中で最大の感度である S_{max} との比で再設定する温
 度を定める．

$$T'_{ki} = T_{ki} \frac{S_{max}}{S_i} \quad (6)$$

$$k'_i = (\ln(T_{0i}/T'_{ik'})/c_i)^D \quad (7)$$

式 (7) からアニーリングステップ数 k'_i を算出し，式
 (4) により温度を再設定する．感度の低い次元では温度
 が相対的に高く再設定される．

3 数値実験

3.1 実験概要

ASA と SA の解探索性能を比較する．対象問題は連続
 最適化問題のテスト関数である Rastrigin 関数，Rosen-
 brock 関数（ともに 2，5，10 次元）とした．実験に使
 用したパラメータを Table 1，Table 2 に示す．

Table 1 ASA のパラメータ

パラメータ	値
Acceptance_Frequency_Modulus	100
Generated_Frequency_Modulus	10000
Initial_Parameter_Temperature	1.0

Table 2 SA のパラメータ

パラメータ	値
総アニーリング数	327680
クーリングステップ数	32
クーリング率	0.80025
最高温度	10.0
最低温度	0.01
近傍	1.0
次元数	2, 5, 10

Table 1 に示した Acceptance_Frequency_Modulus，
 Generated_Frequency_Modulus は，Reannealing される
 周期を表しており，Initial_Parameter_Temperature は各
 次元の初期温度を表している．

3.2 実験結果

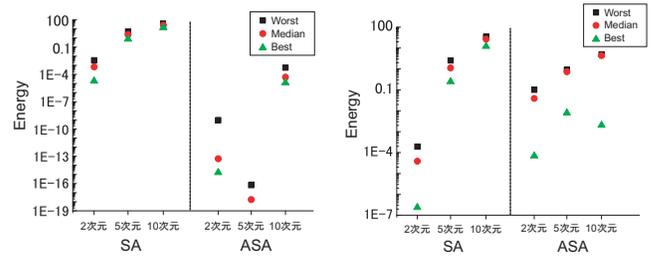
実験結果を Fig. 3 に示す．縦軸はエネルギー値，横
 軸は手法と次元数を示している．

Fig. 3(a) より，Rastrigin 関数において，ASA は良好
 な結果を得ている．しかし，Fig. 3(b) より，Rosenbrock
 関数においては Rastrigin 関数のように良好な結果を得
 ることができなかった．

3.3 考察

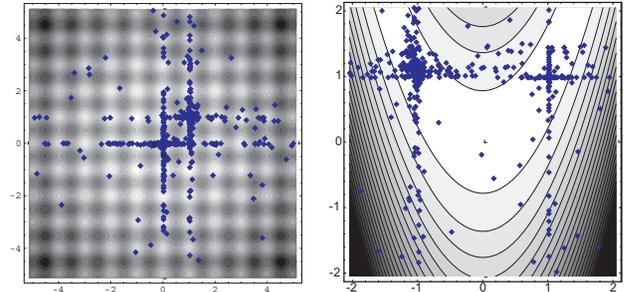
ASA は，Rastrigin 関数においては良好な結果を得る
 ことができたが，Rosenbrock 関数においては良好な結果
 を得ることができなかった．そこで，ASA が生成した
 設計変数値の分布を用いて考察を行う．

Fig. 4 は，ASA を 2 次元の Rastrigin 関数と Rosen-
 brock 関数に適用し，生成したすべての設計変数値を平
 面上にプロットしたものである．



(a) Rastrigin 関数の比較 (b) Rosenbrock 関数の比較

Fig. 3 SA と ASA の性能比較



(a) Rastrigin 関数 (b) Rosenbrock 関数

Fig. 4 生成されたすべての点の分布

Rastrigin 関数は，関数の形状から局所解が格子状に
 存在している．Fig. 4(a) を見ると生成された設計変数
 値の分布は，格子状にプロットされているため局所解に
 沿った効率的な探索が行われ良好な結果を得ていると考
 えられる．Rastrigin 関数が局所解が格子状に存在する
 のに対して，Rosenbrock 関数は最適解へ続く放物線上
 の谷を持つため，効率よく探索を行うためには谷に沿っ
 て探索を行う必要があると報告されている．³⁾ しかし，
 Fig. 4(b) を見ると設計変数値が，水平・垂直に生成さ
 れていることが確認できる．そのため，Rosenbrock 関
 数においては効率的な探索が行われていないため良好な
 結果が得られなかったと考えられる．

4 まとめ

本実験では，ASA と SA の解探索性能比較を行った．
 その結果，Rastrigin 関数において ASA は SA よりも良
 好な結果を得ることができた．しかし，Rosenbrock 関数
 においては Rastrigin 関数ほど良好な結果を示さなかつ
 た．その理由としては，ASA では，設計変数値が水平・
 垂直に生成されることから探索性能が対象問題の形状に
 大きく依存してくると思われる．今後は，ASA をよ
 り多くのテスト関数に適用し，ASA の理解を深める．
参考文献

- 1) L.Ingber, Adaptive simulated annealing(ASA): Lessons learned, Control and Cybernetics, 1995
- 2) Bruce E.Rosen, 中野 良平. シミュレーテッドアニーリング - 基礎と最新情報 - . 人工知能学会誌 Vol.9 No.3. 1994.
- 3) 小野 功, 佐藤 浩, 小林 重信. 単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化 人工知能学会誌 Vol.14 No.6