

分散シミュレーテッドアニーリングの解探索能力の比較

Comparison The Ability to Search The Energy of Distributed Simulated Annealings

小掠 真貴 (知的システムデザイン研究室)

Maki OGURA (Intelligent Systems Design Laboratory)

Abstract There are many kinds of parallel simulated annealings, but only a few method that transmit the value of the energy to all processor in same time is. So, I study four distributed SAs (DSAs) that applied selection-operator or crossover-operator. This paper reports comparison the ability to search the energy of four DSAs.

1 はじめに

最適化問題を解く有効な手段であるシミュレーテッドアニーリング (SA) は、マルコフ連鎖をたどる処理であるため、本来強い逐次性があり並列化は容易ではない。しかし計算の効率化と解品質の向上を図るために、SAを並列化する研究が盛んに行われている。並列 SA には、独立な近傍解を生成し受理した解を伝達する並列 SA、逐次 SA を独立に複数走らせる並列 SA、互いに異なる一定温度で同時並列的にアニーリングを行う温度並列 SA (TPSA) などがある。しかし、複数の SA を実行し、ある一定間隔ごとに同期をとって解をすべての個体に伝達するといった手法はあまりない。

そこで本研究では、多点探索を行う分散 SA (DSA) の解の伝達時に、エリート選択、ルーレット選択、エリート保存ルーレット選択、交叉というオペレータをそれぞれ適用した 4 つの手法について、それぞれの解探索能力を調査し比較を行った。

2 DSA の解の伝達方法

本研究で探索能力を比較した 4 つの DSA は、一定間隔ごとに以下のような方法で解の伝達を行う。

- エリート選択を用いた DSA (eliteDSA) : 1 つのエリート個体の解を他のすべての個体の新たな探索点とする
- ルーレット選択を用いた DSA (rouletteDSA) : ルーレット選択によりすべての個体の新たな探索点を決定する
- エリート保存ルーレット選択を用いた DSA (e-rouletteDSA) : エリート保存を用いたルーレット選択によりすべての個体の新たな探索点を決定する

- 交叉を用いた DSA (crossoverDSA) : 交叉によって親から子を生成し、親と子の 4 個体のうち上位 2 個体を新たな探索点とする

3 対象問題と実験の概要

2 節で述べた 4 つの DSA の探索能力を比較するための対象問題として、2 設計変数の Rastrigin 関数と Griewank 関数を用いた。各 DSA を同じ条件下で比較するため、パラメータの値を表 1 のように固定した。計算はそれぞれの手法について 10 回行い、平均値を結果とした。

表 1: DSA のパラメータ

parameter	value
個体数	32,320
初期温度	5,10,20,30
指数型アニーリングのクーリング率	0.93
解伝達の間隔	32
近傍範囲を変化させる世代間隔	8

4 DSA の解探索能力

4.1 Rastrigin 関数の計算結果

図 1 は、それぞれの DSA の個体数を 32 として Rastrigin 関数を解いた結果であり、横軸は初期温度を、縦軸は 1 個体の持つエネルギーつまり解の値を示している。図 1 から 4 つの DSA の結果に大きな違いがあることがわかる。解の伝達時にルーレット選択をする rouletteDSA は、どのような初期温度でも最適解を求めることができていない。一方、交叉を用いる crossoverDSA では常に最適解を求められている。eliteDSA と e-rouletteDSA

は初期温度に影響され、常に最適解を求めることはできない。

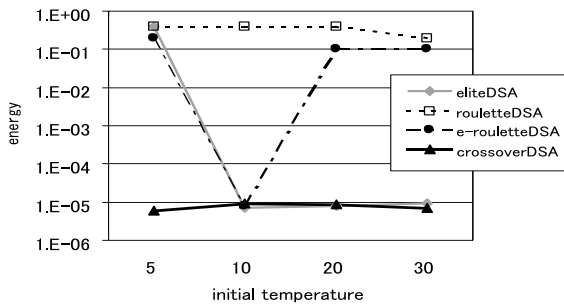


図 1: 32 個体での Rastrigin 関数の計算結果

各 DSA の個体数を 10 倍の 320 としたときは解の伝達方法による結果の差はなく、4 つの手法すべてで最適解が求められた。個体数を増加させても各個体の繰り返し計算回数あまり変わらなかったために全体の計算回数が増え、すべての手法で解が求まったと考えられる。

4.2 Griewank 関数の計算結果

図 2 はそれぞれの DSA の個体数を 32 としたとき、図 3 は 320 としたときの Griewank 関数を解いた結果である。図 2 を見ると比較的 crossoverDSA の解が良いが、どの手法でも最適解は求められず有意な差があるとはいえない。しかし 320 個体としたときは結果に大きな差があった。rouletteDSA と e-rouletteDSA ではどの初期温度でも最適解は求められなかったが、eliteDSA は初期温度によっては最適解を求められ、また crossoverDSA では初期温度によらず常に最適解が求められた。

Griewank 関数は全体的な景観はなだらかであるが細かく見ると局所解が多数あるため、個体数の少ないときには局所解にはまってしまい、最適解を求めることができない。個体数を増やすことで最適解にたどり着く可能性が上がったものと考えられる。

4.3 解探索能力の比較

これらの結果から、交叉を用いた crossoverDSA は他の手法よりも解探索能力があることがわかる。2 個体から新たな 2 個体を生成して 4 個体のうちの上位 2 個体を選ぶため、解の多様性を確保しながら改善されることが理由として考えられる。図 4 は Griewank 関数を 320 個体の crossoverDSA で解いたときのエネルギー履歴であるが、交叉が適用されたところでエネルギー値の大幅な減少が見られる。またこの図からは、交叉は特にアニーリングの終盤において、局所解からの脱出に有効であることがわかる。

一方 eliteDSA も、エリートを新たな探索点とすることで最適解に達することがあるが、crossoverDSA と比較するとその確率は多少低いといえる。また rouletteDSA、

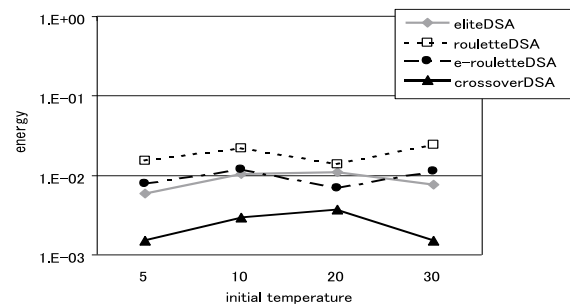


図 2: 32 個体での Griewank 関数の計算結果

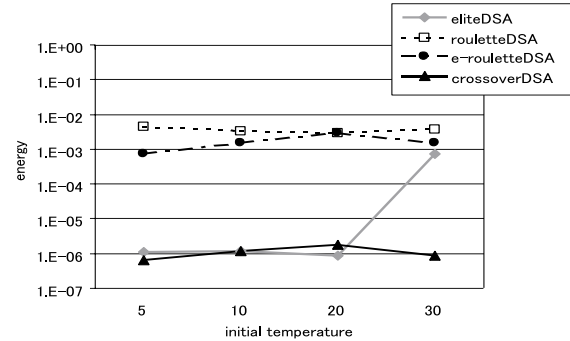


図 3: 320 個体での Griewank 関数の計算結果

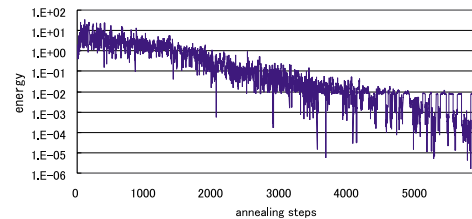


図 4: crossoverDSA のエネルギー履歴

e-rouletteDSA は 10 試行中の何試行かで最適解が求められていたがその確率は低く、解探索能力があるとはいえない。

5 おわりに

連続最適化問題を対象に、DSA の解の伝達方法の違いによる解探索能力の比較を行った。DSA の解の伝達には、交叉が特に有効であった。またエリート選択も有効であるといえる。

参考文献

- [1] 池内智悟: 連続設計変数空間における温度並列シミュレーテッドアニーリングの応用; 同志社大学工学部知識工学科卒業論文 (1999)
- [2] 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司: 遺伝アルゴリズムと最適化; 朝倉書店 (1998)