

遺伝的交叉を用いた 並列シミュレーテッドアニーリング Parallel Simulated Annealing using Genetic Crossover

同志社大学工学部 廣安 知之, 三木 光範, 小掠 真貴

Tomoyuki Hiroyasu, Mitsunori Miki and Maki Ogura

Department of Knowledge Engineering and Computer Science, Doshisha University

Abstract In this paper, we propose Parallel Simulated Annealing using Genetic Crossover. In the proposed algorithm, there are plural processes and the sequential SA is operated in each process. After some steps, the genetic crossover is used to exchange the information between the solutions. This operation reduces the computational cost while SA needs large cost especially in the continuous problems. The proposed algorithm is applied to the continuous test problems. Through the numerical examples, it is found that our algorithm can search the solution effectively, compare to distributed genetic algorithms and sequential SAs.

1 はじめに

シミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing : SA) は最適化問題を解く近似解法の一つであり, 多くの組合せ最適化問題に対して有効な手法である¹⁾. SAの探索は最適解へ収束するという保証を持つが, 解を得るまでの計算量が非常に多いという短所を持つ. 連続最適化問題を対象とした場合は, 特に最適解を得るまでに多くの計算量が必要となり実用的ではない. そのため逐次処理であるSAを並列化し高速化を図る研究がされている²⁾.

本研究では, 並列SAの適用範囲を広げるため, 連続最適化問題を対象とする場合でも, 比較的少ない計算量で良好な解を得ることのできる新たな並列SAアルゴリズムを提案する. 提案する手法は, 並列に複数実行しているSAの解の伝達時に, 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) のオペレータである遺伝的交叉を用いたものである. 局所的な探索が得意なSAに, 大局的な探索が得意かつ部分解の組み合わせで最適解が得られるGAオペレータを取り入れることで, 適用可能な対象問題の範囲を拡張することが可能である. 本研究では, 提案するアルゴリズムをいくつかのテスト関数に適用し, その有効性を検討する.

2 遺伝的交叉を用いた並列シミュレーテッドアニーリング

本手法で提案するアルゴリズムは, 複数のプロセス上でそれぞれSAの操作が並列に行われる. 一定間隔のアニーリングが繰り返された後, 次に示すような遺伝的操作により解の伝達を行う. 本研究ではSAの探索点の総数を個体数, アニーリングステップ (計算繰り返し回数) を世代数と呼ぶこととする.

並列に実行しているSAからランダムに親として2個体を選択し, 設計変数間交叉を行う. もとの親と生成した子との4個体間のうち評価値の高い2個体を選択して, この2個体から次の探索を続ける. この操作はすべての個体に対して行われる. ある設計変数の最適値が

求まっている場合, 遺伝的交叉によってその設計変数の最適値を他のSA探索に伝達することができるため, アニーリングの収束を早めることができると考えられる. 図1にその概念図を示す.

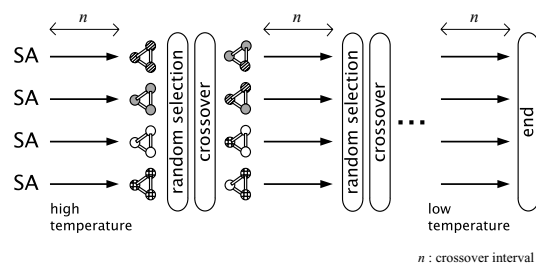


図1: 遺伝的交叉を用いた並列SAの概念図

3 数値実験

3.1 GAオペレータを用いた3種の並列SAとの比較

提案するモデルではGAオペレータである遺伝的交叉を用いている. この有効性を検証するため, 解の伝達方法として遺伝的交叉以外のGAオペレータを用いた3つの並列SAと, 解探索能力を比較した. これらは一定間隔ごとに以下のような方法で解の伝達を行うものである.

- エリート選択を用いた並列SA (elitePSA): 複数個体の中でのエリート個体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並列SA (roulettePSA): 各個体の評価値を基にし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
- エリート保存を含むルーレット選択を用いた並列SA (e-roulettePSA): 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

対象問題として, 2設計変数の Rastrigin 関数と Griewank 関数の2つの連続関数最小化問題を用いた. 個体数は20, 200とした.

それぞれの並列SAの個体数を20としてRastrigin関数を解いた結果を図2に示し、個体数を200としてGriewank関数を解いた結果を図3に示した。横軸は初期温度、縦軸は1個体の持つエネルギー、すなわち解の値であり、結果は10試行の平均値である。

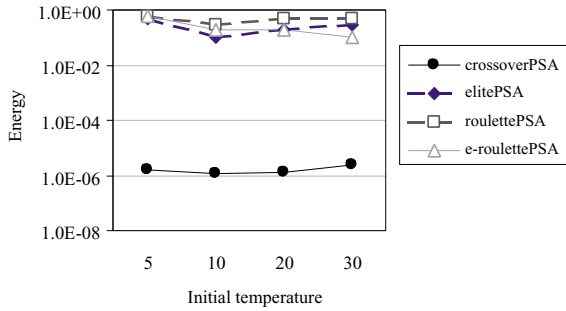


図 2: Rastrigin 関数の結果 (20 個体)

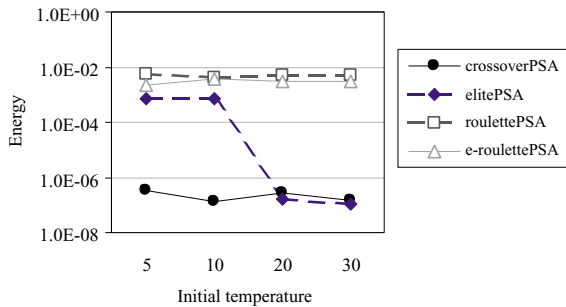


図 3: Griewank 関数の結果 (200 個体)

図 2 からは提案手法と他の手法の結果に大きな違いがあることがわかる。遺伝的交叉を用いた並列SAは初期温度によらずに常に良好な解を求められているが、他の3つの手法ではどのような初期温度でも精度の良い解を求めることができなかった。

各並列SAの個体数を10倍の200としてRastrigin関数を解いた場合には、4つの手法すべてで常に良好な解が求められた。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めたと考えられる。

Griewank関数を20個体で解いた際には、どの手法でも良好な解が求められず有意な差はなかったが、個体数を200としたときには図3に示すように大きな差があった。ルーレット選択を用いた並列SAとエリート保存を含むルーレット選択を用いた並列SAではどの初期温度でも常に得られる解の精度は良くないが、エリート選択を用いた並列SAでは初期温度によって良好な解が求められる場合があることがわかる。遺伝的交叉を用いた並列SAでは初期温度によらず常に良好な解が求められた。

これらの結果から、適用させたテスト関数に対しては、遺伝的交叉を用いた並列SAの解探索能力が最も優れているといえる。またエリート選択を用いた並列SAも比較的優れた解探索能力を示しているが、最適解を求められる確率は遺伝的交叉を用いた並列SAより低い。このためエリート選択を用いた並列SAは、遺伝的交叉を用いた並列SAと比較すると解探索能力は低いといえる。

3.2 遺伝的交叉を用いた並列SAの解探索能力

3.1節の数値実験により、遺伝的交叉を用いた並列SAの解探索能力が優れていることが明らかとなった。本節では、分散GAと逐次SAとの探索能力の比較を行う。

対象問題は10設計変数、30設計変数のRastrigin関数、Griewank関数、Rosenbrock関数である。各手法の評価計算回数を等しくし、終了条件を満たしたときに探索を終了した。遺伝的交叉を用いた並列SAの個体数は400とし、8000世代の探索を行った。逐次SAは3200000世代(8000世代×400個体に相当)の計算を行うもの(表中ではSSA-longとする)、8000世代の計算を独立に400回実行するもの(表中ではSSA-shortとする)の2種類として、並列SAと性能を比較した。また分散GAは20個体×20島の400個体とし、8000世代まで探索を行った、並列SAと2つの逐次SAの初期温度は10に統一した。各手法について試行はそれぞれ10回ずつ行い、10試行中で最適解が得られた回数を表1に示した。ここでの最適解とは評価値が $1.0 \times 10e^{-6}$ 以下のことを示す。

表 1: 逐次SA, 分散GAとの比較

		並列SA	SSA-long	SSA-short	分散GA
Rastrigin	10dimensions	10	0	0	10
	30dimensions	0	0	0	1
Griewank	10dimensions	9	0	0	0
	30dimensions	10	0	0	7
Rosenbrock	10dimensions	10	0	1	0
	30dimensions	10	0	0	0

まず、提案手法と逐次SAとの結果を比較すると、逐次SAと遺伝的交叉を用いた並列SAの評価計算回数は等しいことから、単にSAのアニーリング時間や回数を増加しただけでは結果が向上しないことがわかる。また分散GAとの結果を比較すると、GAでの探索が困難な設計変数間に依存関係のある問題に関しては、特に遺伝的交叉を用いた並列SAの探索が有効であることがわかる。設計変数間に依存関係のない関数を対象としたときも、GAに劣らない探索が行われている。これらの結果から、提案する遺伝的交叉を用いた並列SAの探索能力は有効であるといえる。

4 結論

本研究では、組合せ最適化問題を得意とするSAが連続最適化問題を対象としたときにも、実用的に解を得るための並列アルゴリズムとして、遺伝的交叉を用いた並列SAを提案した。また提案手法をいくつかの連続最適化問題に適用し、その探索能力を逐次SA, 分散GAと比較した。その結果、遺伝的交叉を用いた並列SAはアニーリングの収束が早く、得られる解の品質も良いことが示された。

参考文献

- 1) Bruce E. Rosen, 中野良平. シミュレーテッドアニーリング-基礎と最新技術-. 人工知能学会誌, Vol. 9, No. 3, 1994.
- 2) E. H. L. Aarts, J. H. M. Korst. *Simulated annealing and Boltzmann machines*. John Wiley & Sons, 1989.

