
第 2 回 EC ゼミ

ゼミ担当者 : 田中 裕也, 荒久田 博士, 昌山 智
 指導院生 : 青井 桂子, 森 隆史, 米田 真純
 開催日 : 2003 年 5 月 16 日

ゼミ内容: 第 1 回 EC ゼミでは Simulated Annealing(SA), Genetic Algorithm(GA) について説明を行った。そこで第 2 回ではおさらいとして SA と GA の概要を学び、その応用である Temperature Parallel Simulated Annealing(TPSA), Distributed Genetic Algorithm(DGA) について理解を深めることを目的とする。

1 はじめに

Simulated Annealing(SA) は、高温で加熱した金属の温度を徐々に下げて冷やすことによって、もとの金属より欠陥の少ない優れた結晶構造を作る物理プロセス(焼きなまし)に注目して、計算機上で模倣した最適化手法のことである。SA は生成処理、受理判定、状態推移、クーリングのプロセスを繰り返し行うことによって探索を進めるアルゴリズムである。

Genetic Algorithm(GA) は、生物の進化を工学的にモデル化し、また参考にした学習アルゴリズムである。GA では、いくつかの個体を生成し、各個体に対象問題での適合度をつける。そして個体を確率的に選択し、交叉、突然変異を行う。以上のプロセスの繰り返しより最適解を求める。

2 SA と GA の比較

SA と GA を比較する前に SA と GA の特徴を以下に挙げる。

2.1 SA の特徴

- 長所
 - 理論的には真の最適解が得られることが証明されている
 - アルゴリズムが汎用である
 - 目的関数に関する制約がほとんどなく柔軟である
 - 実装が容易である
- 短所
 - 最適解を求めるためには長い計算時間が必要である
 - 温度を制御するパラメータのチューニングが非常に困難である

2.2 GA の特徴

- 長所
 - 適用できる問題の範囲が広い
 - 広域な探索ができる
 - 局所解を持つ問題にも有効である
- 短所
 - 局所探索は不得意である
 - 良い解を求めるには個体数を増やせばよいが、計算量が膨大になる
 - 早熟収束¹によって局所解へ収束してしまうことがある
 - パラメータの設定が複雑である

SA と GA の共通の特徴としては、局所解に陥りにくく、確率的に解探索を行うということが挙げられる。

大きな違いとしては、SA は 1 点探索手法、GA は多点探索手法であることが挙げられる。

SA は 1 つの初期点から出発し、局所探索法を基礎として最適解を探索するため Fig. 1 のような関数を解くのに適している。しかし、Fig. 2 のような起伏が大きい関数に対しては局所解に陥ってしまうという問題が発生する。

それに対し GA ではいくつかの個体(点)から出発し、交叉によって次状態を作り出すため SA では局所解に陥ってしまう Fig. 2 のような関数には有効である。しかし、良い解の近傍における探索が苦手であることが挙げられる。

¹探索序盤に他より極端に適合度の高い個体が存在した場合に、その個体が母集団内に急速に広がり、母集団内の多様性が失われ、局所解に陥ってしまう現象

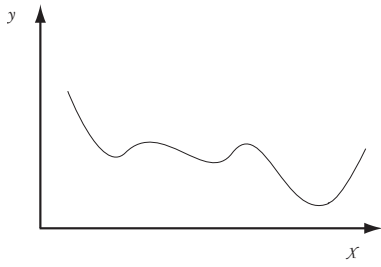


Fig. 1 起伏が小さい関数

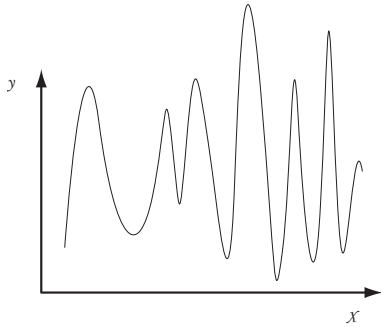


Fig. 2 起伏が大きい関数

3 温度並列シミュレーテッドアニーリング

3.1 SA の並列化

SA は最適化問題を解く有効な手段である。しかし、最適解を得るためには非常に多くの計算量が必要となる。そのため並列計算機の利用が可能となるに連れ、処理負荷の高い SA は並列処理の研究対象となった。

並列処理による SA に望まれるのは「速度の向上」と、「解の品質の劣化が少ないこと」である。これら 2 点を目的とした並列 SA に関する研究は、数多くされてきた¹⁾²⁾。その中の 1 つである温度並列シミュレーテッドアニーリング (Temperature Parallel Simulated Annealing: TPSA) は並列処理との高い親和性と共に、逐次 SA における欠点の 1 つである温度スケジューリングの決定が不要という特徴を持ったアルゴリズムである。

3.2 TPSA の基本アルゴリズム

SA は温度というパラメータによって解探索の効率が大きく異なる。そのため逐次 SA では、温度スケジューリングの決定が課題であった。この課題を TPSA では以下のような処理により、温度スケジューリングの自動化を行うことで解決している。

1. 複数プロセスが一定温度でアニーリングを行う。
2. 一定期間ごとに解の比較を行う。
3. 解交換確率に従い、解の交換を行う。

上記の手順における解の交換が逐次 SA での温度 T を温度 T' へ減少させることに相当する。このような温

度スケジューリングの自動化が TPSA の大きな特徴である。TPSA のアルゴリズムを、以下の Fig. 3 に示す。また、逐次 SA と TPSA のクーリングスケジュールを Fig. 4 および Fig. 5 に示す。

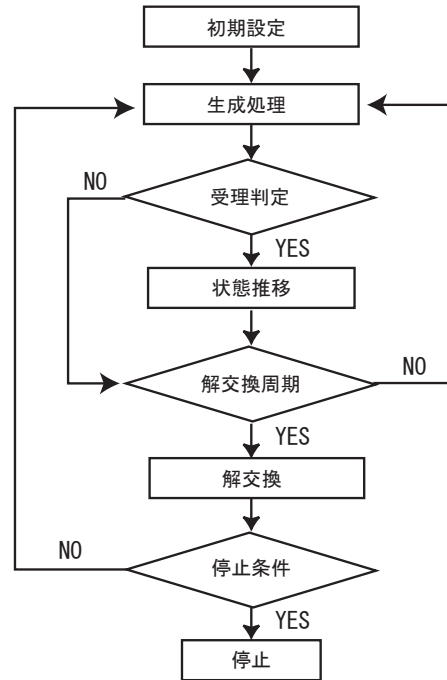


Fig. 3 TPSA のアルゴリズム

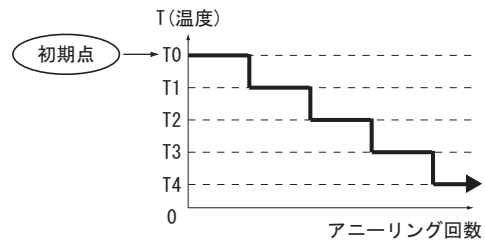


Fig. 4 逐次 SA のクーリングスケジュール

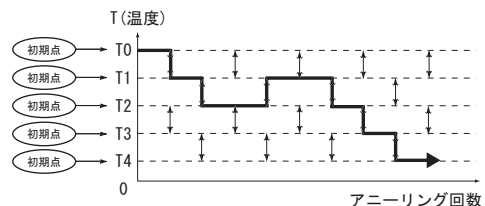


Fig. 5 TPSA のクーリングスケジュール

3.3 解交換確率

TPSA を行うにあたり、各プロセスに互いに異なる温度を与えてアニーリングを行った場合、高温のプロセスでは比較的自由に解空間が探索されて、最適化はあまり進まない。対して低温のプロセスではエネルギー E の減少する方向ばかりに探索が進むため、局所最適解に陥り

やすい。このことは、単にプロセスごとに独立にアニーリングを行っただけでは最低温度のプロセスで最良の解が得られにくいということを意味している。そこで、プロセス間で解の交換を行う必要が出てくる。この解の交換には式 (1) のような解交換確率が用いられる。

$$P_{EX}(T, E, T', E') = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta T \Delta E < 0 \\ \exp\left(-\frac{\Delta T \Delta E}{TT'}\right) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) は、交換相手が低温 (または高温) であるが自分より悪い解 (または良い解) を持っていたら全て交換し、交換相手が低温 (または高温) で自分よりも良い解 (または悪い解) の場合でもある確率で交換するという意味している。

3.4 TPSA の長所

TPSA は逐次 SA と比較して、以下のような利点がある。

- 温度スケジュールの自動化
温度スケジュールを解が自分自身で決定する。
- 処理時間の一様性
時間的に一様なアルゴリズムであるため、任意の時点で終了することが出来る。処理を継続すれば、解の改善を行うことができる。
- 並列処理との高い親和性
各プロセス上で独立に一定温度のアニーリング処理が行われるため、プロセス間通信が必要となるのは解交換の瞬間のみである。

3.5 温度パラメータの決定

TPSA では、温度スケジュールは自動的に決定されるが、プロセスへの温度パラメータである最高温度、最低温度、温度数、温度の振り分けは指定する必要がある。これまでの TPSA の研究で用いられてきた各パラメータは一般的に以下の通りである。

- 最高温度
最大の改悪となる状態推移が 50 % の確率で受理されるような温度とする。
- 最低温度
最小の改悪となる状態推移が解交換周期内で 1 回は受理されるような温度とする。
- 温度数
温度数に関しては実験的に決定する。32 温度が比較的良好的な温度数とされている。
- プロセスへの温度振り分け
プロセスへの温度の振り分けは、最高温度と最低温度の間を等比的に割り当てる方法がある。

4 分散遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) による解探索では、評価のために個体数の分だけ目的関数を計算しなければならない。評価は毎世代行われるため、評価計算回数の合計は (個体数) × (終了までに要した世代) となる。また母集団の中には同じ染色体を持つ個体が複数存在することもある。このため不要な評価計算が多くなり、1 点探索の最適化手法と比較して計算にかかる負荷が大きくなる。この問題点を解決するために、GA の並列化モデルに関する研究がなされている。また、GA のアルゴリズムは優れた並列化特性をもっている。ここでは、並列化モデルである分散遺伝的アルゴリズム (Distributed Genetic Algorithm : DGA) について説明する。

4.1 分散遺伝的アルゴリズムの概要

DGA は、母集団を複数のサブ母集団 (subpopulation) に分割する。サブ母集団は島 (island) とも呼ばれ、各サブ母集団で独立に遺伝的操作が行われる。DGA はサブ母集団で部分解を発見し、その部分解を組み合わせることで解探索を行う。その概要を Fig. 6 に示す。

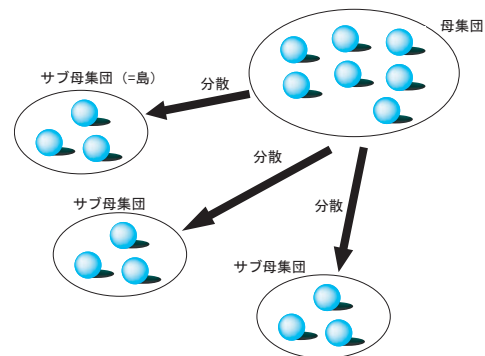


Fig. 6 母集団の分割

そのため、DGA では、一定期間ごとに各サブ母集団間で移住 (migration) と呼ばれる個体の交換操作を行う。移住を行うことにより、各サブ母集団の特徴のある個体が他のサブ母集団に影響を与えるため、サブ母集団内の多様性が保たれ効果的な探索を行うことが可能である。

移住に関するパラメータとして、移住を行う世代間隔を移住間隔 (migration interval)、サブ母集団内における移住個体の割合を移住率 (migration rate) と呼ぶ。DGA の処理の流れを Fig. 7 に、移住の概念を Fig. 8 に示す。

4.2 DGA の特長

DGA の特長として、各母集団の独立した遺伝的操作を 1 台のプロセッサに割り当てることで、容易に並列化が可能であるという点が挙げられる。DGA を実装した

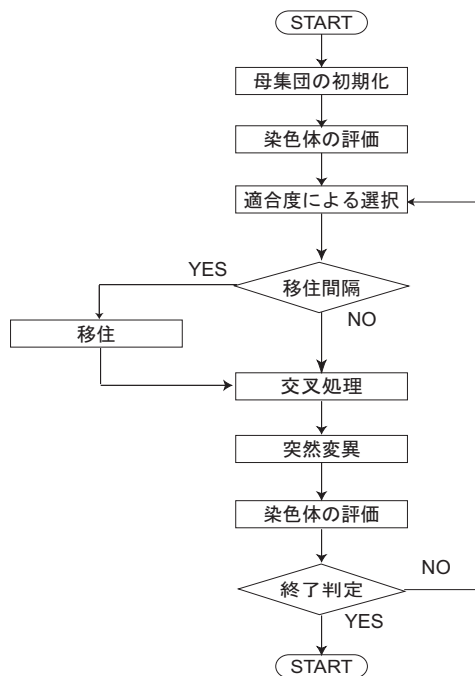


Fig. 7 DGA のアルゴリズム

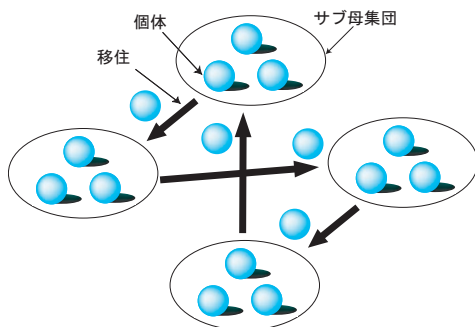


Fig. 8 移住の概念

場合にも、移住による個体の交換以外にプロセス間の通信が発生しないため、通信負荷が低い。

DGA のもう 1 つの特長として、多様性に富んだ探索が可能であることが挙げられる。例えば、単一母集団 GA では早熟収束によって局所解へ陥ってしまうことがある。しかし、DGA では、母集団を分割し各サブ母集団で独立した遺伝的操作を行っており、それぞれ異なった進化が行われるため、探索序盤において極端に適合度の高い個体が存在しても、その個体が影響を及ぼす範囲はサブ母集団内に限られる。そのため、母集団全体の多様性が維持され、早熟収束による局所解への収束を回避することができる。ただし、各サブ母集団は、通常の GA を行っているため、局所解へ陥りやすい。

4.3 DGA の問題点

DGA には、単一母集団 GA と比較していくつかの優れた点があるが、パラメータ設定の複雑さについて新た

な問題点も出てきた。単一母集団 GA にはなかった概念である移住を行うために移住率と移住間隔という新たなパラメータが必要となる。これらのパラメータは他のパラメータと同様に解探索能力に大きな影響を与える。しかし、最適な移住率、移住間隔は対象問題によって異なる。移住回数が少なすぎると効果的な個体の交換が行われないため、解探索が進まない。また、移住回数が多すぎると母集団全体での多様性が十分に保たれず局所解へ収束してしまう。よって、最適なパラメータを設定することは非常に困難となる。

また、単一母集団 GA と DGA では解探索のメカニズムが異なるために、単一母集団 GA に既存に存在したパラメータでも DGA では最適な設定が異なる。このため、既存のパラメータも再設定しなければならない。

参考文献

- 1) 瀧和男, 木村宏一. 時間的一様な並列アニーリングアルゴリズム. Vol.NC90-1. 信学技報. 1990
- 2) 瀧和男, 木村宏一, 小西健三. 温度並列シミュレーテッドアニーリング法とその評価. 第 36 卷 of No.4. 情報処理学会論文誌. 1995
- 3) 伊庭斉志. 遺伝的アルゴリズムの基礎. オーム社. 1994
- 4) 金子美華, 渡邊真也. GA 基礎講座 (2). オーム社. 1998
- 5) 畠中一幸. 卒業論文 遺伝的アルゴリズムの分散並列化. 1998
- 6) 遺伝的アルゴリズムとは - その 1.
<http://www.kuroda.elec.keio.ac.jp/projects/TeamGA/chapter1.htm>.
 慶應義塾大学理工学部 電子工学科 黒田研究室.