

島の移住に注目した IGA SA 法の提案

清水 信行* 益谷 昌宏* 木本 貴裕*
徳丸 正孝* 村中 徳明* 今西 茂*

あらまし 遺伝的アルゴリズム(GA)は最適化問題における有力なアルゴリズムの一つである。GA は、解候補を遺伝子列(個体)にコーディングし、初期個体集団を乱数によって発生させる方法が多く、そこから各個体の交叉・突然変異といった遺伝的操作を繰り返すことにより解を探索している。しかし GA は局所解に陥るなどの問題を生じることがあり、1 回の試行において得られる解は十分に良い解ではない場合がある。一方この問題を解決するために個体集団を幾つかのまとまりに分割して、各個体集団との相補的な関わりにより局所解に陥りにくくする並列 GA の研究もさかんであるが、並列 GA を用いても結局のところ局所解に陥ることもある。

本稿では局所解に陥ってもそこから脱出してさらにより解集団を生成する IGA-SA 法を提案し、シミュレーションを行った結果、IGA の解探索が滞る頃から見られる IGA-SA 法の有効性が確認できた。

The Proposition of the IGA SA of Paying Attention to the Immigration of the Island

Nobuyuki SHIMIZU* Masahiro MASUTANI* Takahiro KIMOTO*
Masataka TOKUMARU* Noriaki MURANAKA* Shigeru IMANISHI*

Abstract Genetic algorithm (GA) is one of the influential algorithm about the optimization problem. In GA, the way of coding and making an initial individual group occur to the gene line (the individual) by the random number in the individual candidacy is most. Then, it is searching an individual by repeating genetic operation such as the crossover and the mutation of each individual. But it causes the problem to fall into the local minimum, and so on, and the individual which is gotten by once attempt is not good sometimes. On the other hand, solving the problem, the study of the parallel GA which divides an individual group into some unification to resist falling into the local minimum is popular, too. But it sometimes falls into the local minimum after all even if using the parallel GA. In this paper, we propose the IGA-SA method which escapes from the local minimum even if it falls into it and generates the better individual group. Then, the result of the simulation, we could confirm the effectivity of the IGA-SA method from the time when the individual search by IGA piles.

1. まえがき

遺伝的アルゴリズムは、生物の進化に見られる過程のいくつかを模倣して構築されたアルゴリズムである。1970 年代初頭に、ミシガン大学のホーランド (John Holland) らが提案したこのアルゴリズムは関数最適化において研究され、ガスパイプラインの配置計画などの応用に至るまで幅広く研究がなされている。そして、このアルゴリズムは、遺伝学を起源に持つことから GA(Genetic Algorithm)と名付けられた^{[1][2]}。GA の流れを図 1 に示す。

現在では GA の拡張手法として GA の並列計算の研究も盛んに行われており、遺伝的アルゴリズムの並列化計算である島モデル GA (Island GA : IGA) では、個体集団が複数の島に分割されていて、各島の部分集団で独立に遺伝的操作が行われる^{[2][3]}。

本研究では、IGA の各島が局所解に陥る目安として島の移住に注目し、局所解に陥ったと判断された場合、そこから抜け出すために SA(Simulated Annealing : 焼きなまし法)処理を施して個体集団を進化させていく IGA-SA を提案する。そして従来の手法と IGA-SA とを比較するために、今回 LSI ゲート配置の一種であるスタンダードセルを用いて各種回路の最適配置を行った。

*関西大学 工学部

* Faculty of Engineering , Kansai University

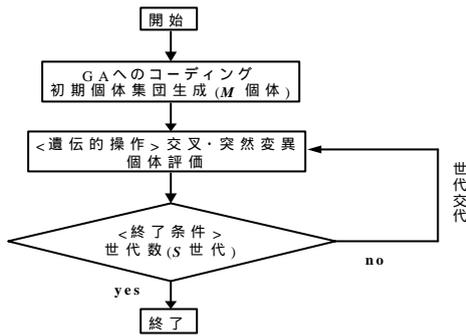


図 1 遺伝的アルゴリズム

Fig.1. Genetic Algorithm

2. 並列 GA

近年、アルゴリズムの並列化 (Parallel GA : PGA) に関する研究が数多く報告されている。これらは、

- (1) 単純並列アプローチ (Standard Parallel Approach)
 - (2) 分解型アプローチ (Decomposition Approach)
- に大別される。

(1) のアプローチは、GA の計算ループの処理を単に並列化するだけのものである。すなわち、複数のプロセッサを用いた並列処理による計算時間短縮が目的であり、各個体の評価 (目的関数値の計算) に多くの計算量を必要とする場合などで有効とされる。

(2) のアプローチでは、個体集団がいくつかの部分個体集団に分割され、それぞれの部分個体集団に対して独立に遺伝的操作が適用される方式 (Island model: 島モデル) が提案されている。島モデルでは並列化による計算時間の短縮のみが目的ではなく、初期収束現象を回避し、個体集団全体としての多様性を高く維持することが目的とされる。

ここで、島モデル GA (Island GA : IGA) では適応度の計算を並列に行うことによって高速性を図ることができ、局所解に陥る危険性を回避できる。複数の島での部分個体集団ごとに、遺伝的操作が並列に行われ、各島は定期的に情報の交換を行う。これを移住という。交換される個体は移民といわれ、移民には各島での最良個体が選ばれることが多い^{[2][4]}。

3. SA (Simulated Annealing: 焼きなまし法)

焼きなまし法 (Simulated Annealing : SA) が離散最適化問題の解法として使われたのは 1980 年代初頭のことであり、SA の基礎となる考え方は

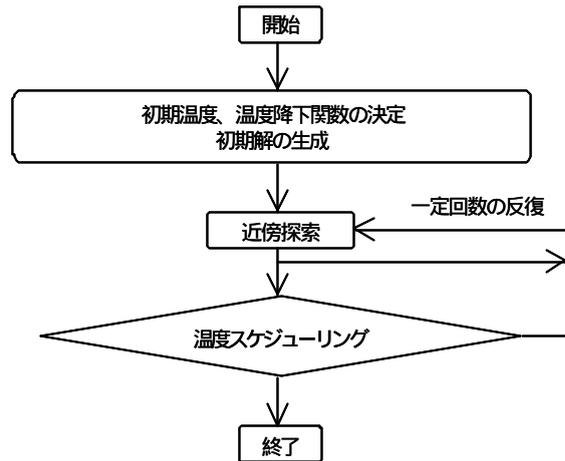


図 2 焼きなまし法 (Simulated Annealing : SA)

Fig.2. Simulated Annealing

Metropolis らが 1953 年に発表した焼きなましとよばれる過熱炉内の固体の冷却過程をシミュレートするアルゴリズムに端を発する^[5]。従来の局所探索法は最小化問題に対し常に改善方向に解が移動するような降下法が用いられるが、この方法は時として現在の解よりも悪い解に進化する場合があるのが特徴である。図 2 に SA の流れを示す。ここで温度スケジューリングにより SA の温度を変化させ、温度が 0 になった時点で処理を終了とする。

本研究ではこの SA の悪い解に進化する特徴を用いて、一旦局所解にはまってしまった IGA の解集団を脱出させてさらによい解集団へと導くアルゴリズムを提案する。

4. IGA-SA 法の提案

IGA が局所解に陥った場合に SA 処理を施して局所解から脱出するアルゴリズムとして IGA-SA 法を提案するわけであるが、そもそもどんな状況をもって局所解に陥ったと判断すべきであろうか? IGA では移住を解集団の進化の起爆剤としており、この移住ステップを行っても解集団が進展しないようならば、その IGA には進化する力が無く局所解に陥っていると判断することにした。つまり一つの移住ステップから次の移住ステップまでの間に各島の準最適解が改良されないならば、その IGA は局所解に陥ったと判断して、各島の個体に SA 処理を施し局所解からの脱出を図る。この SA 処理の対象となる個体は各島それぞれにおいて最も適応度の高い個体である。図 3 に IGA-SA の流れを示す。

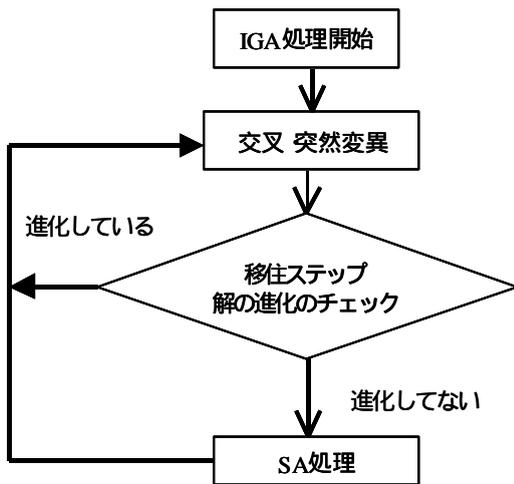


図3 IGA - SA 法
Fig.3. IGA - SA method

5. LSI ゲート配置を用いたシミュレーション

今回提案した IGA - SA を従来の手法と比較するために、図4に示すようなスタンダードセルを用いて、そのスタンダードセル上に8ビット及び16ビットリプル全加算器の配置を行った。まず LSI への GA の適用方法について説明する。

一例として、図5に示す2ビットリプル全加算器を図6に示すスタンダードセルに配置する例を示す。コーディングの方法は、標準セルの数を遺伝子の長さとし、各々のゲートに0から順番に番号を付ける。そして配置されたゲートの番号を左下から右上に順番に並べることにより遺伝子ができあがる。図の場合の遺伝子列は、{0, 2, 1, 8, 7, 6, 13, 9, 12, 3, 5, 11, 4, 16, 15, 10, 17, 14}となる。

今回の比較のためのシミュレーション条件は GA の個体集団を 100 個体として、世代交代数を 30,000 世代とする。IGA, IGA - SA の島の数は 4 島とし、各島が 25 個体ずつ個体を持つものとし、同じく世代

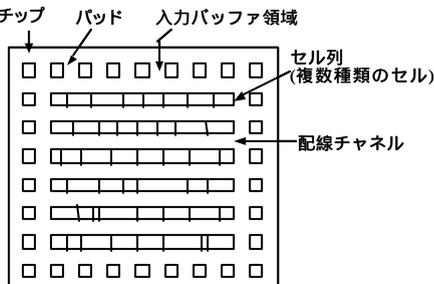


図4 スタンダードセル
Fig.4. Standard Cell

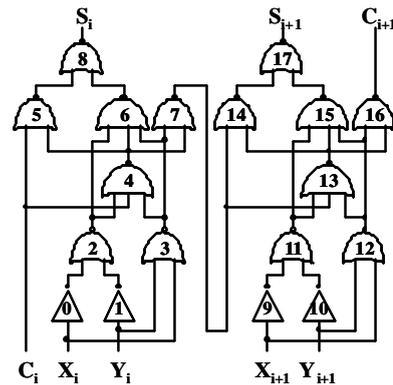


図5 2ビットリプル全加算器
Fig.5. The 2 bits ripple full adder

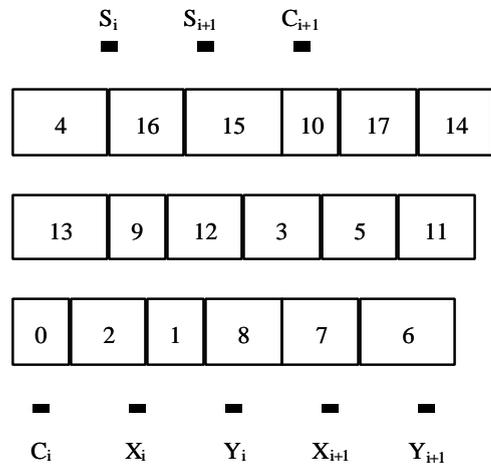


図6 配置例

Fig.6. An arrangement

交代数を 30,000 世代とする。また SA において、新しく生成した解候補が前の解よりも良い解ならば解を置き換え、悪い解であっても

$\exp(-(|\text{評価値の差の絶対値}| / \text{温度}))$ の確率で置き換えるものとする。温度スケジューリングステップでは、初期温度を 100 とし、250 回の反復ごとに 0.5% ずつ減少させる方法を用いる^[6]。

各手法の初期個体はランダムに発生させ、次いで GA, IGA, IGA - SA の交叉ステップでは適応度比例戦略(ルーレット選択)によって交叉させる親を 2 個体選ぶ。このとき、適応度の良い個体ほど親として選ばれやすくなる。交叉方法には、順位交叉を用いる。順位交叉は、まず親 1 に乱数によって交叉点を決定する。次に、交叉点より前の部分をそのまま子 1 に受け継がせる。交叉点以後は、親 2 より親 1 から子 1 に受け継がれたもの以外を親 2 の遺伝子列の順番に受け継いでいく。また、同様の方法で親 2 より子 2 を生成する。突然変異は、遺伝子列上の任

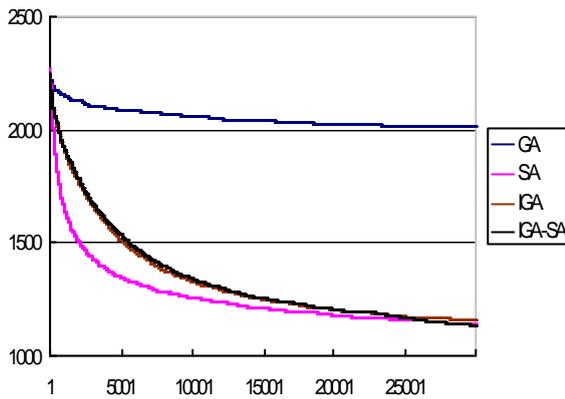


図7 各手法の適応度推移の平均
(8ビット-リップル全加算器)

Fig.7. Average of the change in the adaptation for the 8 bits ripple full adder

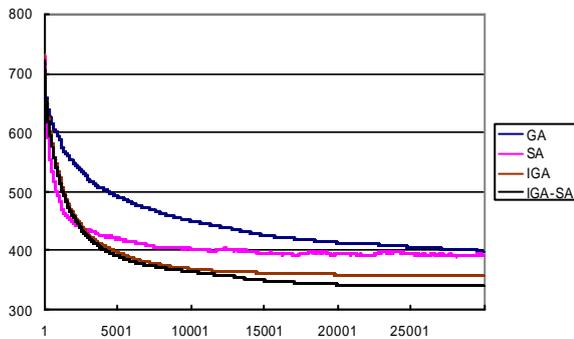


図8 各手法の適応度推移の平均
(16ビット-リップル全加算器)

Fig.8. Average of the change in the adaptation for the 16 bits ripple full adder

意の3点を選び、それぞれの遺伝子座を入れ替える。適応度として、問題の簡略化のためにゲート間の中心間の距離の総和を適応度とする。この総和の値が小さいほど適応度が良いものとする。

8ビットリップル全加算器を用いて各手法20回ずつシミュレーションを行ったときの適応度推移の平均を図7に示す。また、同様に16ビットリップル全加算器での結果を図8に示す。

6. 考察とむすび

本研究では、IGAの重要なステップである移住に着目し、IGA-SAを提案し、スタンダードセルにおけるLSIゲート配置に適用させた。

単純なGAでは、図7および図8を見れば分かる

通り局所解に陥る割合が高くなる。IGAは解集団を複数の島に分割して探索するので、一つの島が局所解に陥っても他の島からの移住によって再び集団内の解の多様性が確保できるから、GAよりも探索能力を向上できる。しかしそれでも最終的には局所解に陥ってしまうことがあるために、そこから抜け出すアルゴリズムが必要であると考えた。

そこで本研究ではIGA-SAを提案し、IGAの探索能力が止まってしまう(局所解に陥ってしまう)場合にそこから脱出して、その結果探索能力が向上することの検証を目的とした。今回スタンダードセルにおけるLSIゲート配置にIGA-SAを適用させたが8ビット・16ビットリップル全加算器の両方においてIGA-SAは従来の手法よりも最終的に良い結果となった。特にIGAの解集団の成長が滞る世代数辺りからIGA-SAは更に成長していることから、本手法の有効性が確認できた。

謝辞 本研究の一部は、平成14年度関西大学重点領域研究助成による。

文献

- [1] Y. ダヴィド著：“遺伝的アルゴリズム”，培風館，東京，(1996)。
- [2] 坂和正敏，田中雅博：“遺伝的アルゴリズム”，朝倉書店，東京，(1995)。
- [3] 小槻善久，今西 茂，徳丸正孝，村中徳明：“IEGAを用いたスタンダードセルにおけるLSIゲート配置”，電気学会電子・情報・システム部門論文誌，Vol.120-C，No.11，(2000-11)。
- [4] 電気学会GA等組合せ最適化手法応用調査専門委員会編：“遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークスケジューリングと組合せ最適化”，コロナ社，(1998)。
- [5] Colin R.Reeves 著：“モダンヒューリスティックス 組合せ最適化の先端手法”，日刊工業新聞社，(1997)。
- [6] 相吉英太郎他：“遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワーク”，電気学会編，コロナ社(1998)。