

# 高い信頼性を実現する故障予防機能を指向した無故障 LSI システムの開発

代表研究者 吉川 雅 弥 名城大学理工学部准教授  
 共同研究者 山内 寛 紀 立命館大学理工学部教授

## 1 はじめに

近年の半導体集積回路の微細化・高集積化の技術の発展により、電子システムを1チップの大規模集積回路(システム LSI)上に実現することが可能となった。このようなシステム LSI は、PDA や携帯電話などの電気通信産業を中心に様々な応用用途がある。一方で、近年のシステム LSI を中心とした電子システムに全面的に依存する社会では、システムの故障は莫大経済的損失を招くばかりか、人的な被害が発生する可能性がある。そのために、電子システムには高い信頼性が求められるようになり、故障に対する技術(フォールトトレランス)が最も重要な技術の1つとなった。

そこで本研究では、次世代の電子システムの基盤技術として、「診断」、「検出」、「治療」、「回復」の4つのフェーズで構成する予防機能を指向した高信頼・無故障 LSI システムを開発する。これにより、自己診断、回路の故障・欠陥の検出、システムの再構成による治療、そして自律回復が可能となり、電子システムの信頼性が飛躍的に向上する。本論文では、この高信頼・無故障 LSI システムにおける〈治療〉の要素技術である自己再生アルゴリズムについて新しく提案する。また、評価実験によりその有効性を検証する。

## 2 自己再生アルゴリズム

高信頼・無故障 LSI システムにおける〈治療〉のフェーズでは、利用可能な資源に基づく自己再生アルゴリズムが必要になる。そこで本論文では、この自己再生アルゴリズムのベースアルゴリズムとして必要になる最適化アルゴリズムとして、(1)免疫アルゴリズム[1]をベースとしたワクチンドリブン免疫アルゴリズム[2]、(2)位置と速度を持つ粒子群をモデル化した粒子群最適化(Particle Swarm Optimization: PSO)[4][5]をベースとした多目的最適化アルゴリズム[6]をそれぞれ新たに考案する。

### 2.1 ワクチンドリブン免疫アルゴリズムとその評価

ワクチンドリブン免疫アルゴリズムでは、遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA) [7][8]に親和度計算を用いた免疫アルゴリズムをベースアルゴリズムとする。

免疫システムでは、病原菌やウィルスなどの抗原が体内に侵入してくると、それらを排除するのに有効な抗体を選択的に産生する。しかし、抗原を排除し、抗体が体内で異常に増えすぎた場合には、その抑制を行う。このように免疫システムを基本とする免疫アルゴリズムは、多点探索による大域探索を基本動作とし、記憶細胞による有効解の記憶、サプレッサー細胞による記憶解の再探索の抑制を行う。

一方で、解の探索能力を向上させるためには、分散化(大域探索)と集中化(局所探索)のバランスをコントロールする必要がある。免疫アルゴリズムは、多数探索アルゴリズムであるため、大域的探索能力が優れている。さらに、「再探索の抑制」のメカニズムを組み込まれているため、分散化に関する能力が優れている。

そこで提案手法では、組合せ最適化問題の基本である巡回セールスマン問題を対象に、集中化と分散化のトレードオフを制御するために、新しくワクチンの投与と階層的な親和度計算手法を導入する。

ワクチンの投与は、集中化に働き、階層的な親和度計算は分散化に働く。ここでは、ワクチンとは、部分最適解を指す。すなわち、ワクチンを投与するとは、ある部分解について、しらみつぶし法を適用することで、局所最適解を求めることである。

図1は、ワクチンの投与例を示しており、具体的なワクチンの投与手順は、以下のとおりである。

**Step1:** ランダムに1つの都市を選択する。この例の場合、都市 B が選ばれている。

**Step2:** そこから  $n$  都市分の部分巡回路を選択する。この例の場合、 $n$  は 5 都市である。

**Step3:** Step2 で選択した 5 都市について、しらみつぶし法で 5 都市についての最適解(部分最適解)を見つける。

Step4: Step3 で求めた巡回路を元の経路に戻す。

Step5: Step1~Step4 を  $m$  回繰り返す。ただし、図2に示すように Step1 と Step2 で求める部分巡回路が重複しないようにする。

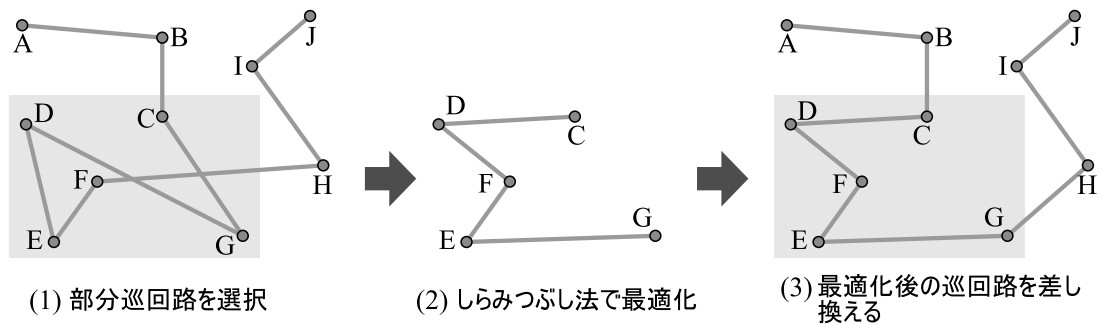


図1 ワクチン投与の方法

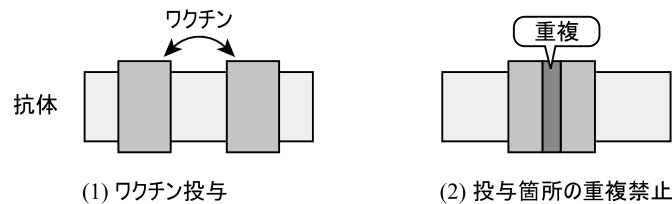


図2 ワクチン投与箇所における制約

次に、階層型親和度計算の方法については、粗粒度と細粒度の2つの粒度の親和度計算方法を新たに導入する。細粒度の親和度計算では、隣接する都市の数を各抗体における類似度とする。つまり、同じ隣接都市の組が全ての抗体の中にいくつあるかを数え、その数を細粒度の親和度とする。図3に3つの抗体を用いた場合の細粒度の親和度計算例を示す。この例では、抗体(a)の親和度を算出している。まず、抗体(a)と抗体(b)の比較では、都市Bと都市Cの隣接都市の組と都市Eと都市Fの隣接都市の組がそれぞれ存在する。同様に、抗体(a)と抗体(c)の比較では、都市Dと都市Eの隣接都市の組と都市Aと都市Bの隣接都市の組がそれぞれ存在する。したがって、抗体群を3つとした場合のこの例では、抗体(a)の親和度は4になる。

このように、隣接都市の組を類似度とすることで、各抗体の局所的類似度を親和度に反映することが可能となる。

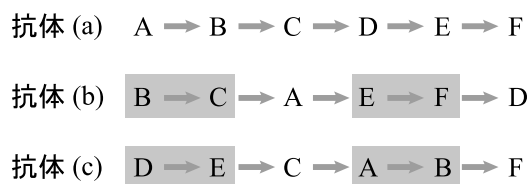


図3 細粒度の親和度の計算例

一方、粗粒度の親和度計算では、部分解 (TSP の場合は、部分巡回路) がいくつあるかを親和度とする。図4に粗粒度の親和度計算の例を示す。この例では、巡回都市数は8とした場合で、対象とする部分巡回路長を3とする。まず、抗体(a)の部分巡回路を都市A,B,Hとする。次に、他の抗体とこの部分巡回路が存在するかどうかを調べる。この例では、抗体(b)に対して、比較を行う。抗体(b)では、6つの部分巡回路(BGE, GED, EDC, DCH, CHF, HFD)が存在する。そして、細粒度の親和度と同様に同じ都市で構成される部分巡回路がいくつあるかを計算し、それを粗粒度における親和度とする。このように、部分巡回路ごとの類似度を導入す

ることで、大域的な類似度を親和度に反映させることができる。

さらに、提案手法では、図5に示すように、世代に応じて、この細粒度と粗粒度の親和度を切り替える。これにより、世代が早い、すなわち、大域的な探索を行っているフェーズでは粗粒度の親和度を、逆に世代が遅い、探索が進んだ状態では細粒度の親和度を用いることができる。

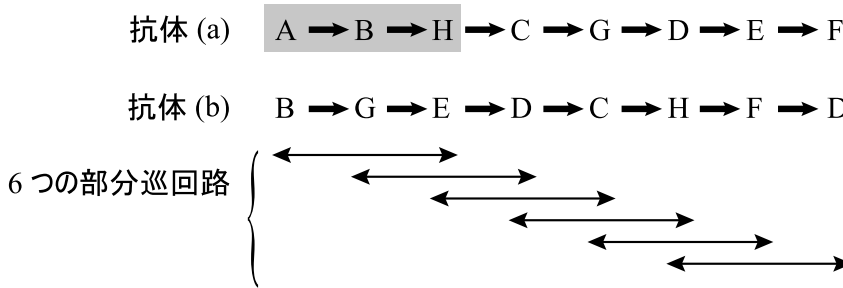


図4 粗粒度の親和度の計算例

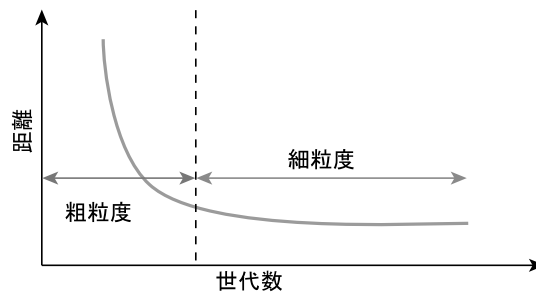


図5 階層的親和度計算の適用方法

まず、階層型の親和度計算の有効性を検証するために、GA との比較実験を行った。図6に実験結果を示す。この実験では、粗粒度の親和度の計算のために、部分経路長3と5の2種類の部分経路を導入した。図6に示すように、細粒度と粗粒度の組み込んだ提案手法は、GA よりも高い解探索能力を示した。次に、親和度計算を切り替える手法の有効性を検証するために比較実験を行った。実験結果を図7に示す。図7で、「細粒度」は全ての世代において細粒度による親和度計算のみを用いたもので、「粗粒度」は全ての世代において粗粒度による親和度計算のみを用いたものである。世代数と解の質のバランスの観点から、提案手法が最も有効性であることが図7から読み取ることができる。

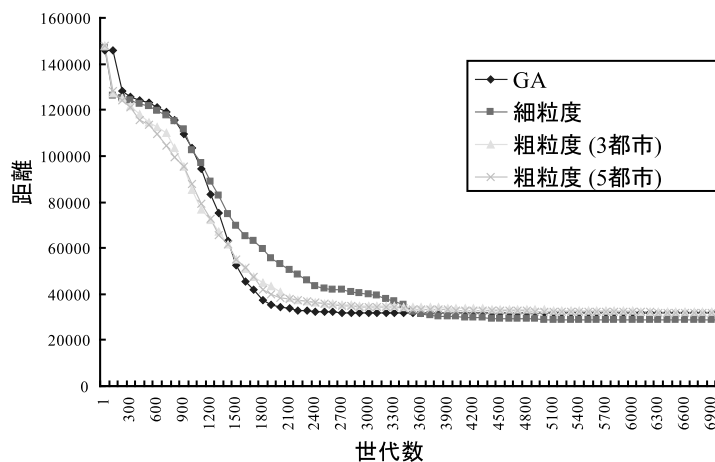


図6 遺伝的アルゴリズムと親和度計算を用いた場合の比較

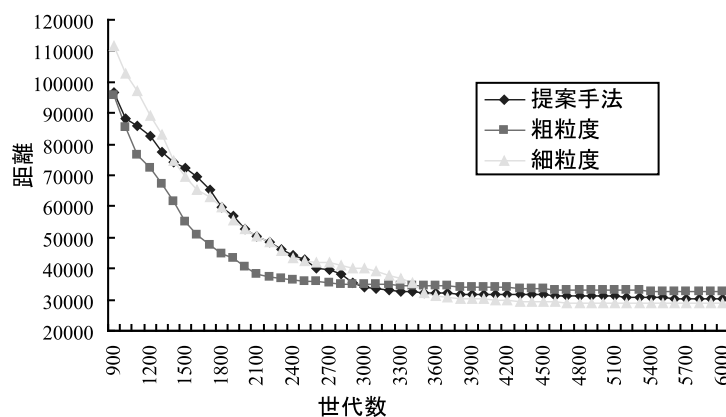


図7 親和度計算の切り替えによる比較

次にワクチンの有効性の検証を行った。表1に実験結果を示す。ワクチンを投与した場合は、投与しない場合と比較して、処理時間を多く要するが、解の探索能力の向上を実現した。さらに、ワクチンの投与の方法については、親和度を基準に対象を決める方法と距離を基準に対象を決める方法を比較した場合、距離を基準にした場合の方が、処理時間・解の精度ともに向上した。

表1 ワクチンの有効性の検証実験

アルゴリズム	対象範囲	ワクチン数	対象	距離	処理時間 (s)
従来手法	N/A	N/A	N/A	47438	3339
IA-1	5	10	類似度	46920	3451
IA-2	10	10	類似度	45141	3432
IA-3	10	250	類似度	47161	5773
提案手法	10	10	距離	41822	3401

## 2.2 PSO をベースとする多目的最適化アルゴリズムとその評価

PSO[5]は、群知能の1つで、鳥や魚などの群れの採餌行動を工学的にモデル化したアルゴリズムである。PSOでは、群の構成要素である個体の情報と、群全体の情報の2つの情報を用いて最適化を行う。本研究では、自律適応システムのベースとなる再構成デバイスのロジックエレメントの配置問題に適用するために、まずは、基本的な問題として施設配置問題[3]への適用を考える。

具体的には、2次元平面上に、起点と終点を設定する。ここで、施設は既に置かれているものとする。また、起点・終点・施設・中継地点の位置は、座標で定義されているものとする。ここでの施設配置問題とは、適切な位置に、適切な数の中継地点を配置して、起点から終点までを結ぶ経路を決定する問題である。ここでは、各施設 $(x_i, y_i)$ と各中継地 $(x_j, y_j)$ との距離が最小になる経路を見つけることを目的とする。

目的関数を式(1)に示す。ただし、式(1)では、施設 $(x_i, y_i)$ に対して、最も近い中継地を $(x_j, y_j)$ とする。

$$f = \sum_{i=1}^n (\alpha_i \times \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}) \quad (1)$$

さらに、本研究では、起点から終点までの総距離Lについて、上限値を設けるものとする。

したがって、総距離Lが上限値以下で、式(1)におけるfの値が最も小さな経路を探索することが、提案アルゴリズムの目的となる。ここで前提条件として、初期状態の中継地の数は施設の数と等しいとする。

また、1つのParticleが1つの解(経路)を表すこととする。そのため、提案アルゴリズムでは、中継地の

数を  $n$  とすると、 $2n$  次元の座標列を使用する。そして、この座標列に対して PSO を適用する。PSO の適用方法を以下に示す。

- Step1: 1 つ目の Particle の経路パターンを起点と終点を結ぶ直線上に配置し、各中継地の座標は、各経路の座標と同じとする。その時の座標の値を  $pbest$  および  $gbest$  とする。
- Step2: 再び各 Particle のランダム配置を行う。
- Step3: 式 (2) に示す速度・位置の更新式[5]を用いて、PSO を実行する。
- Step4: 得られた経路パターンに対して、それぞれの施設に最寄りの中継地を割り当てる。割り当てられなかった中継地は、その近傍の中継地に統合させる (近傍の中継地と同じ座標にする)。
- Step5: 施設と、その施設に割り当てられた中継地間の距離の総和 (目的関数値) を算出し、PSO のアルゴリズムに基づいて  $pbest$  および  $gbest$  を更新する[5]。
- Step6: 終了条件( $k=MAX$ )を満たしたならば、最終解を  $gbest+$  とし、それを元に  $f$  を計算して終了する。そうでなければ、 $k=k+1$  とし、Step3 へ戻る。

$$\begin{aligned}
 v_{ij}^{k+1} &= w \cdot v_{ij}^k + C_1 \cdot rand_1() \cdot (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) \\
 &\quad + C_2 \cdot rand_2() \cdot (gbest_j^k - x_{ij}^k) \\
 x_{ij}^{k+1} &= x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1}
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

ここで、Step4 で、施設を 1 つも割り当てられなかった中継地について、図 8 を用いて具体的に説明する。まず、図 8 (1) では、速度ベクトルによる更新を行う。この例では、図 8 (2) に示すように、中継地 2 が割り当てられていないとする。次に、割り当てられていない中継地 2 の座標を、図 8 (3) に示すように中継地 1 と同じ座標にする。これが、Step4 における「統合」にあたる動作である。そして、速度ベクトルに基づいて中継地の位置更新を行う。この場合、中継地 1 と中継地 2 の速度ベクトルは異なるため、図 8 (4) に示すように、中継地 2 の分裂が起こる場合がある。

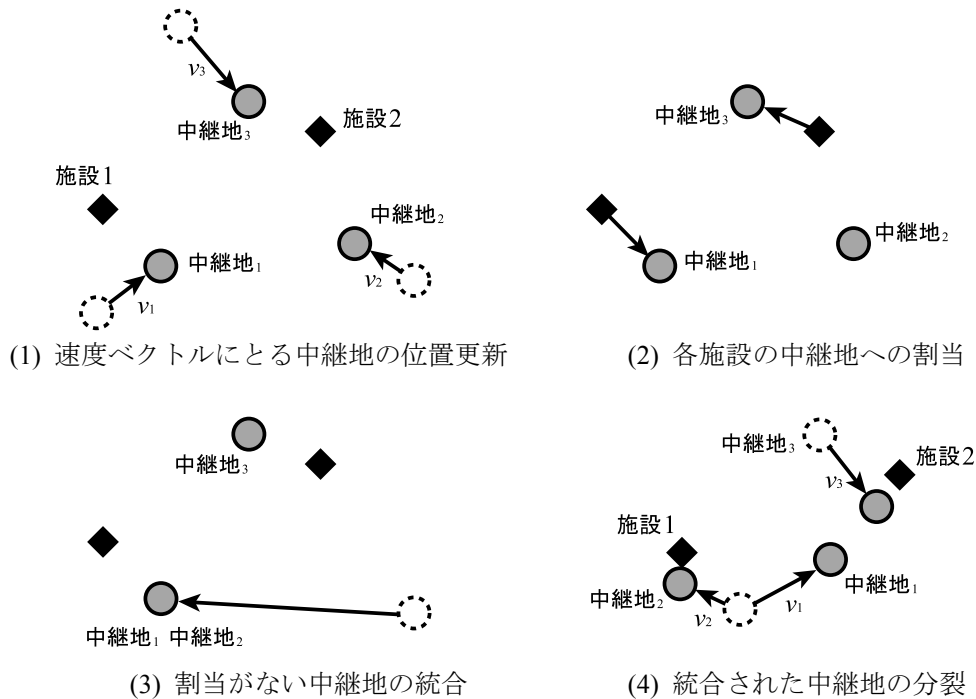


図 8 中継地の統合と分裂の例

さらに、より複雑な多目的最適化問題に適用できるように、中継地と中継地間の距離について制約条件を設定する。つまり、中継地と中継地間の距離に上限値を設ける。提案アルゴリズムではベースアルゴリズムで求めた経路に対して、制約条件を違反した場合にのみ、中継地と中継地間の距離が最大となる区間の midpoint に、中継地を新たに加える。具体的な処理手順を以下に示す。

Step1: ベースアルゴリズムによって経路  $gbest$  を得る。

Step2: 各中継地間の距離をそれぞれ算出する。

Step3: 全ての中継地間の距離が制約条件以下ならば, Step5 へ移動する。

Step4: 中継地が施設の数より少なければ, 最も距離が長い中継地間の midpoint に, 新たに中継地を加えて, Step2 に戻る。

Step5: 最終解を  $gbest+$  とし, それを元に  $f$  を計算して終了する。

次に, 経路を作る場合のコストの観点から, 中継地の数は, 必要最小限に抑える。提案アルゴリズムでは, ベースアルゴリズムの速度更新式を拡張した式 (3) を用いる。ここで,  $gbest2$  には, 式 (1) の  $f$  の値が小さく, 最も中継地の数が少ない経路のパターンを代入する。

$$\begin{aligned} v_{ij}^{k+1} = & w \cdot v_{ij}^k + C_1 \cdot rand_1() \cdot (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) \\ & + C_2 \cdot rand_2() \cdot (gbest_j^k - x_{ij}^k) \\ & + C_3 \cdot rand_3() \cdot (gbest2_j^k - x_{ij}^k) \end{aligned} \quad (3)$$

提案手法の有効性を検証するために, 評価実験を行った。ここで対象とする問題では, 施設の数を 10 とする。また, 実行可能空間 (探索空間) は,  $x$  座標・ $y$  座標とも, 0 以上 10 以下とする。起点を (5,0), 終点を (5,10) とし, 経路の制約条件は, 17 とする。実験結果を表 2 に示す。

表 2 より, 提案アルゴリズムでは, 制約条件を満たした上で, トレードオフ関係にある「中継地と中継地間の距離の削減」と「中継地数の削減」を実現し, かつ, 施設から中継地までの最大の距離も改善した。

表 2 提案手法と従来手法の比較

	従来手法	提案手法
中継地と施設の距離の総和	10.691985	13.372515
経路の総和	17.000000	16.980695
中継地間の距離	3.747844	3.217707
中継地の総数	7	6

### 3 まとめ

本研究では, 次世代の電子システムの基盤技術として, 「診断」, 「検出」, 「治療」, 「回復」の 4 つのフェーズで構成する予防機能を指向した高信頼・無故障 LSI システムにおける「治療」の要素技術である自己再生アルゴリズムに必要な最適化アルゴリズムについて提案した。また, 評価実験を通して, 提案アルゴリズムの有効性を検証した。今後の課題としては, これまで進めてきた独自アーキテクチャのプログラマブルデバイスに, 本研究で提案したアルゴリズムを組み込むことで, 周囲の状況に応じて, 自律的再構成が可能な適応的デバイスの開発が挙げられる。

#### 【参考文献】

- [1] K.Mori, M.Tuskiyama, and T.Fukuda, "Application of an immune algorithm to multi-optimization problems", IEEJ Trans. on electronics, information and system, Vol.177-C, No.5, pp.593-598, 1997.
- [2] M.Yoshikawa, R.Ishiba, and R.Oshiba, "Vaccine Driven Immune Algorithm with Two-Level Hierarchical Affinity", Proc. of Computational Intelligence, pp.98-102, 2009.
- [3] S.Kitayama and K.Yamazaki, "Global Optimization by Generalized Random Tunneling Algorithm", Journal of JSME, pp.970-977, 70-695, 2004.
- [4] J.Kennedy and R.C.Eberhart, "Swarm Intelligence", Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, 2001.
- [5] 安田恵一郎, Particle Swarm Intelligence, メタヒューリスティクスと応用, 電気学会, pp.69-90, 2007.



- [6] M.Yoshikawa and J.Morita, "Particle Swarm Optimization for Location Problem", Proc. of International Conference on Industry, Engineering, and Management Systems, Session-1, Simulation and Modeling, 2010.
- [7] J.Holland, Adaptation in Natural Artificial Systems, the University of Michigan Press (Second edition ; MIT Press)1992.
- [8] D.E Goldberg, Genetic algorithms in search optimization, and machine learning; Addison, Wesley, 1989.

〈 発 表 資 料 〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Vaccine Driven Immune Algorithm with Two-Level Hierarchical Affinity	Proc. of Computational Intelligence, pp.98-102	2009. 8
Particle Swarm Optimization for Location Problem	Proc. of International Conference on Industry, Engineering, and Management Systems	2010. 3