

# 遺伝的アルゴリズムを用いた コンパクトモデルパラメータ抽出システムの開発

新里 昌弘 馬場 俊祐

素子の微細化とLSI設計の高度自動化に伴い、実デバイスと回路シミュレーション結果をつなぐ素子のコンパクトモデルの高精度化が益々重要となっている。これは、回路シミュレーション結果が、実デバイスで構成された回路の特性を正確に予測することが開発期間の短縮につながることによる。そのため、一般にBSIM3で代表されるMOSFETのコンパクトモデルでは、素子特性を回路シミュレーションで正確に再現するために、多くのフィッティングパラメータを導入されている。

従来、BSIM3モデルパラメータの抽出には、一般的な最適化手法として非線形最小2乗法が用いられている。この手法は短時間に解を探索することができる反面、解探索能力が初期値に依存し、探索空間の次元が高くなると探索能力が落ち、多峰性の強い問題では局所解に陥りやすいなどの欠点も持っている。そのため非線形最小2乗法を用いたパラメータ抽出では、パラメータ全部を一度に抽出するのではなく、部分的に分けて段階的に抽出する手法が採用されている<sup>1)</sup>。これはBSIM3モデルが局所解を多く持つ多峰性の強い関数であり、非線形最小2乗法による無手順の自動抽出が困難なためである。そのため、パラメータの抽出には人手が介入する必要があり、設計自動化の課題のひとつとなっていた。

上記の課題を克服することを目的に、半導体先端テクノロジーズを選択テーマにおいて、「遺伝的アルゴリズムを用いたコンパクトパラメータ抽出ソフトの開発」<sup>2)</sup>が行われ、弊社も開発に携わりモデルパラメータ自動抽出ソフトウェアを完成させた。その後、弊社にて開発したソフトを実用化することを目的に、クラスタコンピュータをベースとした実用システムを構築した。本報告では、遺伝的アルゴリズムをコンパクトモデルのパラメータ抽出に適用した場合の性能について述べるとともに、開発した実用システムの性能について報告する。

## 遺伝的アルゴリズムの概要

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA) は、図1に示すように、「選択」・「交叉」・「淘汰」のプロ

セスを繰り返し行うことで最適解を探索する発見的探索手法である。

この手法では、最初に抽出ターゲットとするパラメータセットを個体とし、複数個の個体より構成される母集団をランダムに生成する。そして、生成した母集団を対象とし、「選択」のステップで母集団の中から親個体をランダムに選択する。その後、「交叉」のステップで、選択された親個体より新たに子個体を生成し、生成した子個体の適応度を評価する。ここで、適応度は、抽出ターゲットとするDC特性と、生成した子個体 (パラメータセット) より計算されるDC特性の平均2乗誤差の値を適応度の評価値とし、評価値の小さいものを優秀な個体とした。「淘汰」のステップにおいて、子個体の中から適応度の優秀なものを元の母集団に戻す。GAでは、「選択」・「交叉」・「淘汰」のプロセスを繰り返し行い、所定の回数、もしくは所望の適応度に到達するまで繰り返し世代交代を行う。

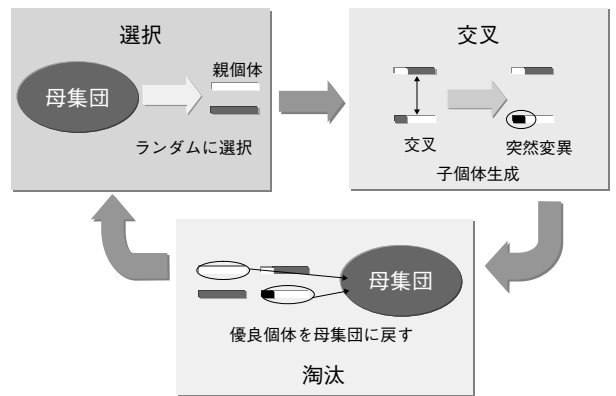


図1 遺伝的アルゴリズムの概要

上に述べたGAのアルゴリズムを直感的に理解するために、移動度としきい値電圧の2つのパラメータの最適値をGAにより探索する場合の例を図2に示す。

図2では、最初に「1. 初期母集団を形成」に示すよう

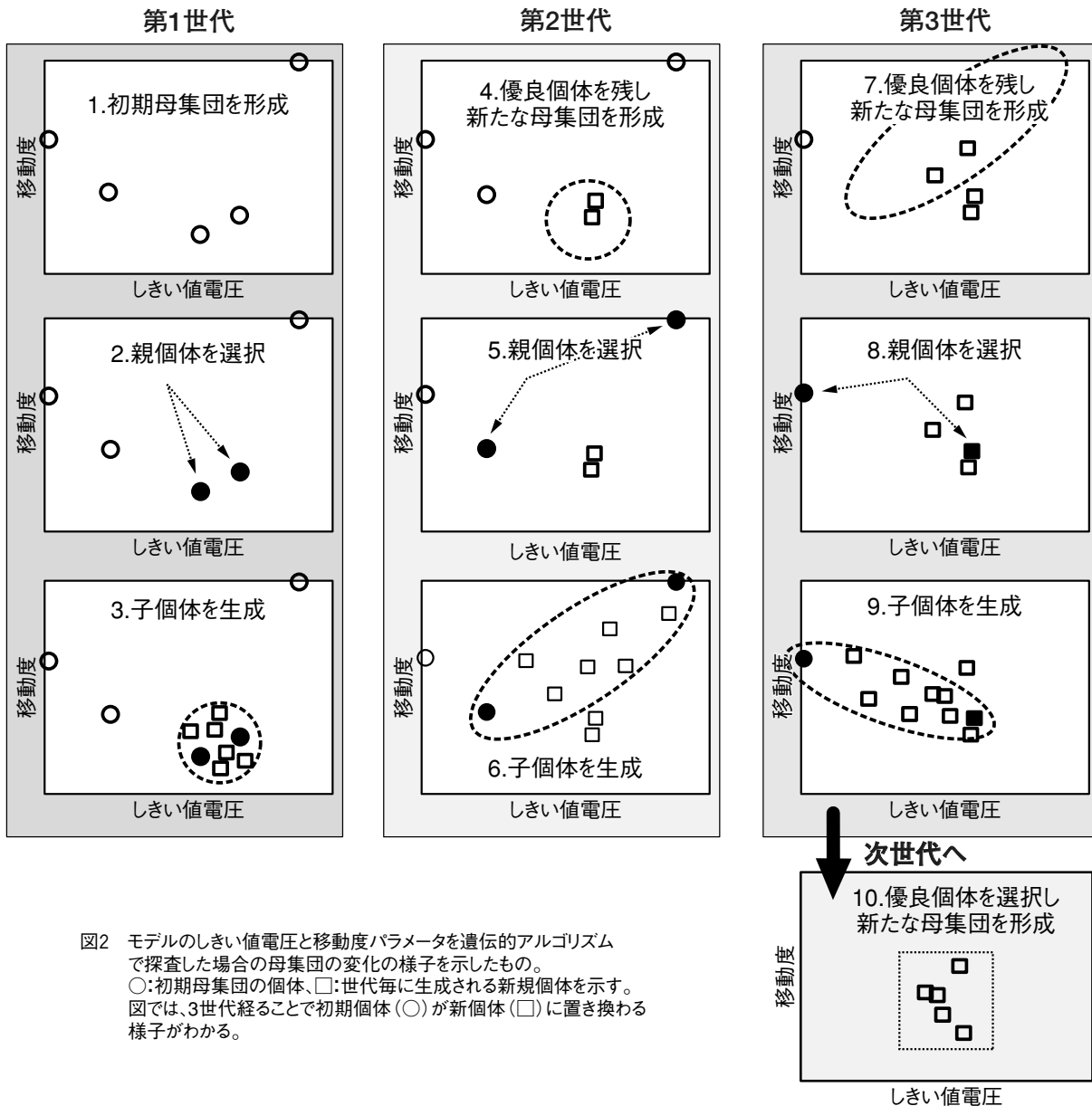


図2 モデルのしきい値電圧と移動度パラメータを遺伝的アルゴリズムで探索した場合の母集団の変化の様子を示したもの。  
 ○:初期母集団の個体、□:世代毎に生成される新規個体を示す。  
 図では、3世代経ることで初期個体(○)が新個体(□)に置き換わる様子が見られる。

に、移動度としきい値電圧の任意の探索範囲により張られる空間に、乱数を用いて任意のしきい値電圧と移動度の値を座標として持つ、任意の個数（この例では5個：図では○で示す）の個体を生成する。

次に「2. 親個体を選択」で、形成した母集団から乱数を用いて2個体（図では●で示される）を選択する。そして、「3. 子個体を生成」において、第2のステップで選択した親個体を基底として形成される任意の部分空間に乱数を用いて新たな個体（図で□で示される）を生成する。新たに生成した子個体全てに関して、その適応度を計算し、優秀なものを2つ選び出し、その部分空間における個

体として再登録する。その結果「1. 初期母集団を形成」で形成された初期の母集団は「4. 優良個体を残し新たな母集団を形成」で示される新たな集団に変化する。「1. 初期母集団を形成」から「3. 子個体を生成」を1つの世代として、それを繰り返し実行した結果、図2の例では、3世代の処理を経過した後に「10. 最優良個体を残し新たな母集団を形成」で示される母集団へと変化する。図をみてわかるとおり、母集団の分布が最初のものに比べ密集していることがわかる。以上のように、GAにおける探索では、初期の段階では選択された探索空間の全域において最適値を探すが、探索の終盤（最適値が見つかる）で

は、最適値付近の部分空間における分布の密度を上げることで、探索解の精度と向上させる挙動を示す。

### GAのパラメータ探索性能の検証

GAによるパラメータ探索能力を評価するために、既知のBSIM3モデルパラメータを用いて計算したDC特性をターゲットとし、GAによりパラメータを探索したものが既知のものに戻るのかを検証した。ここで、SPICEパラメータはUCBのBSIM3のホームページ<sup>3)</sup>で公開されているものを使用した。

ターゲットとしたモデルパラメータはDC特性の計算に関わる公開されている46個 (VTH0, K1, K2, K3, K3B, W0, NLX, DVT0, DVT1, DVT2, DVTOW, DVT1W, DVT2W, U0, ua, ub, uc, VSAT, A0, AGS, B0, B1, KETA, a1, a2, RDSW, PRWB, PRWG, WR, WINT, LINT, DWG, DWB, VOFF, NFACTOR, ETA0, ETAB, PCLM, PDIBLC1, PDIBLC2, PDIBLCB, DROUT, PSCBE1, PSCBE2, PVAG, DELTA) を選択した。ここで、Tox (酸化膜厚)、容量関係のパラメータは対象からは外した。また、BSIM3計算の中で条件によって分岐するパラメータも除外した。ターゲットとしたDC特性は、6デバイス (トランジスタのチャンネル長、チャンネル幅の寸法を変化させたもの) について既知のモデルパラメータを使用し計算したものを対象とした。

図3にGAによる探索性能の評価結果を示す。図では、横軸に世代数をとり、縦軸にはターゲットとした電流値と、各世代における最優秀パラメータから計算された電流値との平均2乗誤差、および各世代の最優秀パラメータと真値との誤差を示す。

図を見てわかるとおり、抽出パラメータの誤差の世代推移と電流値の誤差の世代推移は対応しており、30万世

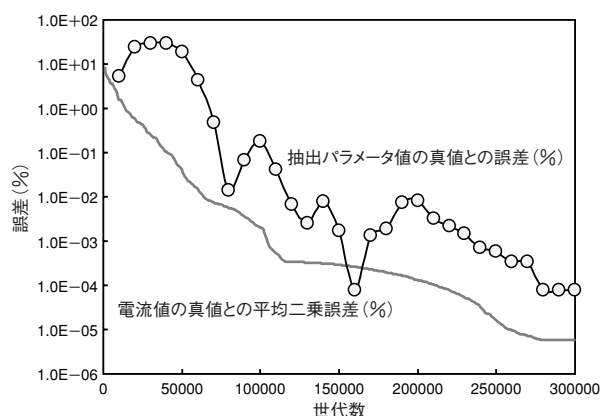


図3 GAによる探索性能の評価結果

代では、電流値、パラメータ値とも真の値から小数点以下5桁目まで一致する結果を得ることができた。この結果は、非線形最小2乗を用いた人手の作業では得ることのできない結果であり、GAの優秀性を示すものである。

ここで、この例の計算に必要な時間は、シングルCPU (動作周波数3GHz程度のCPU) で175時間であった。

### GAの課題

先に述べたモデルパラメータ探索例でわかるとおり、GAの解探索性能はすばらしいものであるが、抽出に多くの時間が必要であるという課題が残る。

GAによるBSIM3モデルパラメータの無手順の抽出では、抽出ターゲットとするパラメータの数、および抽出ターゲットとするターゲットデータ点数が増えると抽出に要する時間が増大する。ここで、GAで必要となる計算時間は、以下のように見積もることができる。

$$\begin{aligned} \text{GAで必要となる計算時間} = & \\ & (\text{母集団の個体数} + \text{世代数} \times \text{子個体数}) \\ & \times \text{ターゲットデータ数} \\ & \times 1 \text{ バイアス点当りのBSIM3モデル関数計算時間} \end{aligned}$$

上式より、GAで必要となる計算時間の削減には、母集団の個体数、解探索世代数、子個体数、ターゲットデータ数のいずれかの削減が必要である。

しかし、いずれの方策もGAの抽出解の信頼性に関わる問題となるため、容易ではない。というのも、BSIM3モデルは、バイアス依存性、寸法依存性を解析式で表現するため、さまざまな付加項を設けることで非常に柔軟性のあるモデル関数として表現されている。その結果、GAを用いてすべてのパラメータを一括無手順抽出する場合、ターゲットデータが粗いとGAは人が想像もしない最適解を抽出するが発生する危険性がある。よって、ターゲットデータ数はなるべく多く設定する必要があり、なおかつターゲットデータはさまざまな素子寸法を持つMOSのDC特性を同時に用いる必要がある。

また、BSIM3のような多くのパラメータを抽出対象とする場合 (図3の例では46個)、母集団の個体数を多くしても、高次元の探索空間では分布は相対的に希薄になるため、母集団の個体数は、なるべく多くする必要がある。

しかし、母集団の個体数を増やすと一回の世代交代で数個の個体しか入れ替わりが起こらないために母集団全体が入れ替わるのに多くの世代数が必要となり計算時間が増大することになる。逆に、母集団の個体数が少なければ少ない世代で母集団の入れ替わりが起こるが、抽出

パラメータ数に対して母集団が小さいと母集団の分布に偏りが生じ探査が粗くなり局所解に陥るという別の課題が生じる。

### 探査時間短縮のために開発したシステム

開発されたソフトウェア<sup>2)</sup>では、GAによる探査時間短縮の対策として、モデル関数計算時の並列処理計算を導入している。図4にGA計算における、各部の計算時間の分布を示す。BSIM3モデルパラメータの探索では、GA全体の計算時間の85%がBSIM3モデル計算に費やされており、この部分を並列化することで実時間の短縮を図れることがわかる。この部分は、抽出ターゲットとするDC特性のバイアス点数が増加すると比率的に増加するが、実デバイスを用いた抽出を行う場合では多くの寸法の素子を必要とするため、並列処理による時間短縮は効果がある。そこでクラスタシステムを構築し、バッチスケジューリングシステムを用いた予約可能なスケジューリング機構を実現した。具体的には、スケジューラインタフェースを利用するAPIを作成し、このAPIを用いて予約機能を持つスケジューラモジュールを実装した。図5に構築したシステム構成図と、図3の例題を並列処理した場合の評価結果を示す。開発システムでは複数人がJOBをヘッドノードに投入すると、ヘッドノードは計算ノードに対し、投入JOB（図では○□△で表現）の分析、分割、割付、並列計算後の処理の管理を行う。

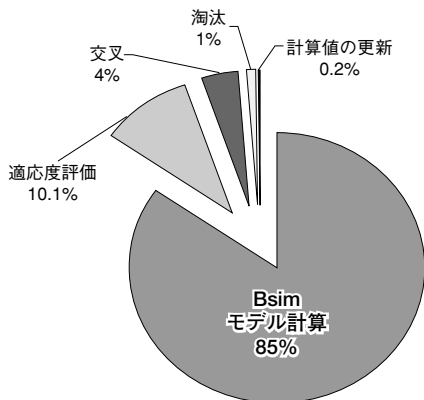


図4 GAの各部分の計算の割合

計算の並列化の効果は、図5に示すようにCPU数には比例しない。これは図4に示すように、並列処理に向かないGA処理の固有部分が存在することによる。この検証では、CPU数が10台以上では大幅な改善効果がみられず、逆に10台のCPUであれば単一のものに比べ1/8~1/10の計算時間の短縮が見込める。今回開発したシステムにより、図3で示す例では、10台のCPUを用いた場合、20時間程

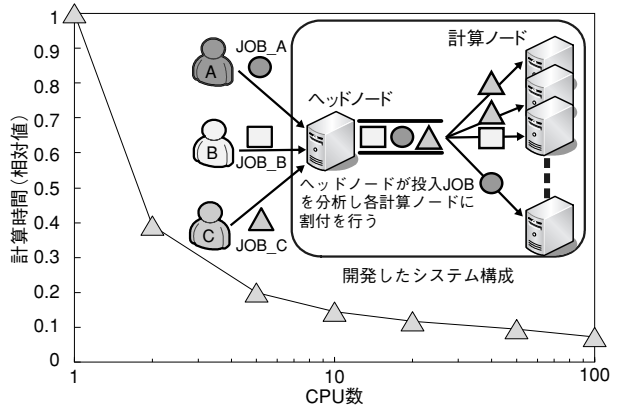


図5 GA計算におけるCPU数と計算時間の関係

度で終了することを確認した。

GAによる探査時間をさらに短縮するには、ゴールとなる誤差精度を実用レベルに設定することで対応できる。実用レベルでは、0.1%程度の誤差で十分高精度であり、時間も1/6以下となり3時間程度で解を得ることができ十分に実用に耐えるものである。

### まとめ

回路シミュレーションのための素子のコンパクトモデルパラメータを自動抽出するシステムを開発した。本システムはクラスタコンピュータ上に形成され、複数のJOBの並列処理を可能にするものである。本システムを用いてパラメータ抽出の性能評価を行った結果、従来の非線形最小二乗法では得られない精度のパラメータを実用時間内に得ることができた。従来、人手で数日必要であったパラメータ抽出作業が自動処理で3時間程度で済み、システムの今後の活用が期待される。◆◆

### 参考文献

- 1) Y.Cheng, and C.Hu : "MOSFET Modeling & BSIM3 User's Guide", Kuwer Academic Publishers, 1999
- 2) 馬場, 行方, 村瀬, 和田, 伊藤, 村川 : "遺伝的アルゴリズムを用いたSPICEパラメータの抽出手法の検討", 第19回回路とシステム軽井沢ワークショップ, 2006年
- 3) BSIM3 Home Page  
www-device.eecs.berkeley.edu/~bsim3

### 筆者紹介

新里昌弘 : Masahiro Niizato. 半導体ビジネスグループ 研究本部 研究第一部  
馬場俊祐 : Shunsuke Baba. 沖エンジニアリング株式会社 信頼性技術事業部