

出生前淘汰による遺伝的アルゴリズムの効率化

武藤 敦子 中村 剛士 加藤 昇平 伊藤 英則
名古屋工業大学

遺伝的アルゴリズムは組合せ最適化問題を解くための有効な手法の1つである。しかし問題によっては適応度計算に多大な時間がかかるものがある。今までに提案されている世代交代モデルの中の一つには、「子との競争に勝った親のみが生存を許される戦略」を採用しているものがあり、ある程度の効果をあげているが、探索を進めるにつれ個体適応度の改善される割合が少なくなり計算時間に見合う適応度が獲得できないという問題点がある。そこで本稿では、ニューラルネットワークを用いた出生前診断を導入することで、適応度計算時間の短縮を試みる手法を提案する。さらにこれを実問題へ適用し、提案手法の有効性を示す。

An Efficient Genetic Algorithm using Prenatal Selection

Atsuko Mutoh Tsuyoshi Nakamura Shohei Kato Hidenori Itoh
Nagoya Institute of Technology

Genetic algorithm is an effective method to solve combinatorial optimization problems, on the other hand it required a lot of execution time to calculating fitness. This paper proposes a novel approach to acquire the high-fitness individuals as fast as possible by prenatal diagnosis using neural network. In the experiments the proposed method had higher fitness than the conventional method.

1 はじめに

遺伝的アルゴリズム(GA)は広範な問題に適用できるという長点を持つ反面、多数の探索点に対して評価計算を反復して行うため、計算コストが高いという欠点がある。GAの高い計算負荷を解消するために解を早い世代で見つける、すなわち進化を加速させる様々な手法が提案されている。さらにGAの工学的応用を考えた場合、その計算時間の大部分が適応度の計算に費やされる場合が多い。既提案の進化加速手法に加え、適応度計算時間を短縮できれば大幅な計算負荷の解消が期待できる。適応度計算時間の短縮に着目した研究はまだ少なく、実評価の代わりに適応度を推論するものなどがあるが[1]、少ない評価回数で高い適応度獲得を実現しているものの、進化速度については従来手法と比べ大きく劣っている。

近年、遺伝子解析技術の発展により出生前診断が可能となり注目されている。出生前診断では胎児の段階で遺伝子疾患についての診断が行われ、その診断結果によっては出生前に淘汰される場合がある。

本稿ではGAに出生前診断の概念を導入することにより、悪いと判断された子を事前に排除することで適応度計算を回避し計算時間を削減する方法を提案する。出生前診断では、過去の情報を基に、生成される子の遺伝子配列からニューラルネットワーク(NN)を用いて適応度を予測する。NNにより適応度を予測する手法については、[2][3]などで提案されているが、これらは適応度予測をインタラクティブGAにおける人間への負荷軽減のために提案してお

り、工学的応用において重要となる適応度計算時間の短縮については述べられていない。我々の提案する手法は、出生前に適応度を予測することにより、適した個体だけを生存選択するものであり、学習に基づいて適応度を予測することで進化速度を損なうことなく適応度計算を軽減し、GAの計算時間の短縮を目指すものである。

評価実験として、Switched Reluctance Motor(SRM)最適制御パラメータ探索問題に本手法を応用し提案手法の実問題における有効性を示す。

2 既存の世代交代モデルと出生前淘汰

2.1 世代交代モデル

GAにおける世代交代モデルの代表的なものに、多様性の観点からSGAに対して改善を行なったIGS,SS,CHC,ER,MGGがある[4]。これらのモデルには、「世代交代の連続化」を目的として子を生成した親個体にも生存の機会を与える戦略が採用されている。IGS,SSでは親は無条件で残るのに対し、CHC,ER,MGGでは、子との競争に勝った親のみが生存を許される戦略であり、本研究では後者に着目し改良を行った。次にCHC,ER,MGGの概要を述べる。

世代交代の一般的な枠組みとして、図1上に示すような2種類の選択、すなわち複製選択と生存選択があり、CHC,ER,MGGのいずれも複製選択はランダムに非復元抽出であるが、生存選択がそれぞれ異なる。CHCの生存選択は、親子2世代の中から適応度の高い順に集団サイズ分の個体を次世代に残す

という方法, ERは各家族(親2個体, 子2個体)の中から最良2個体を次世代に残すという方法, MGGはERを発展させたもので, 各家族の中から最良1個体とルーレット選択により選ばれた1個体を次世代に残すという方法である. それぞれの方法は問題により向き不向きがあるとされている.

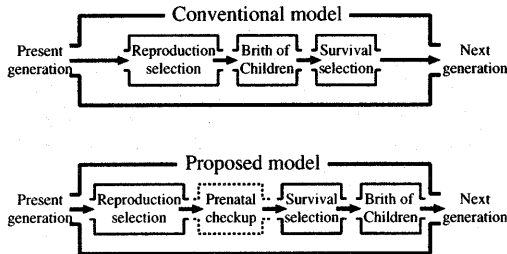


図1: 世代交代モデルの概念図(上: 従来手法, 下: 提案手法)

2.2 親生存率と出生前診断

CHC, ER, MGGでは, 優秀な親は子との競争に勝てば生存することを可能としたが, 探索が進むにつれ子の生成による適応度の改善は少なくなり, 1世代当たりの親が子との戦いに勝ち生存する割合(以後, 親生存率[†]と呼ぶ)が高くなると予想される. その事例として, 図2にERによるSRM最適制御パラメータ探索における親生存率の推移を示す.

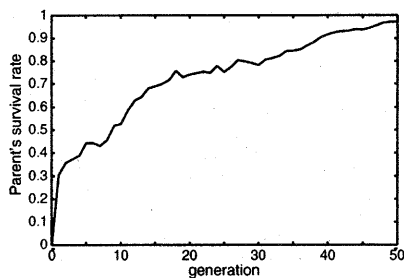


図2: 親生存率の推移

探索の進行に伴って親生存率が増加することは, 適応度計算に費やした時間の割には適応度上昇が見込めなくなるものと考えられる. また世代を重ねるにつれ, 母集団の中には同一または類似した遺伝子を持つ個体が複数存在することが多いため, 無駄な評価計算が多くなり計算にかかる負荷が大きくなる.

[†] 親生存率 = $\frac{\alpha_g}{p}$ (p : 母集団数, α_g : g 世代の親生存数)

そこで本稿では, CHC, ER, MGGを対象とし, 適応度上昇を見込める子のみを生成し適応度を計算する手法を提案する. 具体的には, 子を生成する前に適応度の予測をすることによって出生前診断を行い, その結果に基づいた生存選択を実施し, 生き残った子のみを生成し実際の適応度計算をする(図1下). これにより出生直後に親との競争に負けて淘汰される子の適応度計算時間を省略する.

3 適応度の予測による出生前診断

3.1 出生前診断アルゴリズム

図3に提案手法のフローチャートを示す. 本手法を導入するには, 適応度を予測するための学習データ取得が必要である. さらに, GAの開始直後は, 親生存率は低く生前淘汰をするメリットが少ない. よって, まず従来手法で探索を始め, 親生存率が閾値 $h(0 < h < 1)$ 以上になった時点で提案手法に切替える. また, 適応度の予測は[5]で提案した, 入出力を遺伝子配列および適応度値としたNNを用いる方法で行う. より正確に適応度を予測するにはNNが高精度であることが必要となるが, NNの予測精度を上げることはそのための学習および認識時間の増加を伴うため, 問題に合わせて適切な予測精度の設定が必要となる.

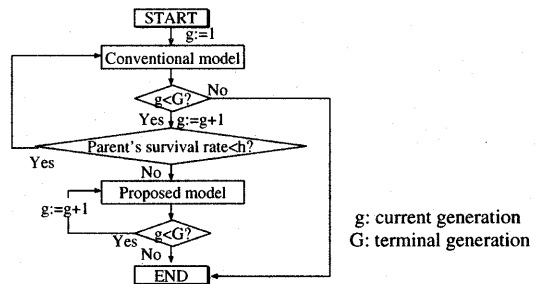


図3: 提案手法のフローチャート

3.2 計算時間の比較

GAの中で最も計算時間を費やすのが適応度算出である. よって, ここではGAの計算時間を適応度計算時間のみで近似して考える. 1個体の適応度計算時間の平均を E とすると m 個体群での従来手法によるGAの g 世代目の計算時間 T_{c_g} は, 以下の式で表せる.

$$T_{c_g} \approx m \cdot E \quad (1)$$

提案手法では適応度計算時間に加えてNNの学習時間と認識時間, すなわち適応度予測時間を考慮に入れてGAの計算時間を見積もる. 学習時間および適応度予測時間の平均をそれぞれ L, P とすると, g 世

代目の計算時間 T_{p_g} は以下の式で表される。

$$T_{p_g} \approx m \cdot P + (m - \beta_g) \cdot E + \frac{1}{S} \cdot L \quad (2)$$

ただし、 β_g は g 世代における出生前淘汰数、 S は学習更新間隔 (世代数) であり、 S の値が小さいほど最新のデータが学習に反映されやすくなるが、NN の学習時間が増すというデメリットがある。

ここで、 $T_{c_g} > T_{p_g}$ となる場合には、適応度の予測誤差が 0 であるという前提のもとで提案手法が有効といえる。本研究が対象としている GA の工学的応用においては、適応度の計算コストが膨大になるような問題が比較的多い。この場合 $E \gg P$ から以下の近似式が成立する。

$$\frac{P}{E} \approx 0 \quad (3)$$

このような問題のもとでは、以下の条件を満足する場合に本手法は有効に働く。

$$\beta_g \cdot E > \frac{1}{S} \cdot L \quad (4)$$

式 (4) の条件は、1 世代あたりの学習時間よりも出生前淘汰により回避できる計算時間が長いことを意味している。

4 評価実験

構造設計段階で形状寸法が定められた Switched Reluctance Motor (SRM) に対し、その最大出力性能と対応する最適制御パラメータを GA を用いて探索する研究が行なわれている [6]。探索に GA を適用することで全探索と比較して大幅な計算時間削減を実現しているが、1 回の適応度計算に時間がかかるため、依然として計算時間削減の余地が残っている。提案手法を本問題へ適用することで性能を評価する。

4.1 SRM モータ最適制御パラメータ探索

本問題は、指定された運転条件下での SRM の最適制御パラメータを探索する問題であり、具体的には、1 個体は SRM の電圧制御パラメータである順電圧印加開始角 θ_0 、逆電圧印加開始角 θ_c 、PWM 時間指令 T^* の 3 パラメータからなる計 24 ビットを染色体としており、トルク/アンペア² 比を最大かつ速度脈動率を最小とするパラメータを探索する。

4.2 適応度計算

本問題の適応度は、まず入力された制御パラメータ T^* 、 θ_0 、 θ_c より瞬時電流波形および瞬時トルク解析シミュレーションを行い、電流波形 $i(\theta)$ 、トルク波形 $\tau(\theta)$ を算出し、それらの値をもとに式 (5) より求める。適応度が大きいほど優秀な個体とされる。

$$F(T^*, i(\theta), \tau(\theta)) = \begin{cases} -T^* & ; \text{if } i(\theta) > 30A \\ -\left| \frac{\tau^* - \tau_{ave}}{\tau^*} \right| & ; \text{else if } \left| \frac{\tau^* - \tau_{ave}}{\tau^*} \right| > 0.02 \\ \frac{\tau_{ave}/I^2}{(\tau_{ave}/I^2)_{max}} + k_{rip} \frac{(\omega_{rip})_{min}}{\omega_{rip}} & ; \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

ただし、

$$\begin{aligned} \tau^* &= 14.7[N \cdot m] \times 0.8 \\ k_{rip} &= 1.0 \\ \omega_{rip} &= \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{\omega^*} \times 100 \\ \omega^* &= 100 \times \frac{2\pi}{60} \\ \omega &= \frac{1}{J} \int (\tau_{ave} - \tau(\theta)) d\theta \\ J &= 1.258 \times 10^{-2} [kg \cdot m^2] \\ I &= \sqrt{\int i(\theta)^2 d\theta} \end{aligned}$$

4.3 計算時間

評価実験の前に、本問題が提案手法の導入に適しているかを調べた。適応度計算時間、適応度学習時間、適応度予測時間の平均値はそれぞれ $E = 0.35(sec)$ 、 $L = 6.9(sec)$ 、 $P = 0.0005(sec)$ となり、式 (3) と近似できることが確認できた。また、図 2 より親生存率の上昇も確認されている。なお、この結果は NN の入力ユニット数を遺伝子長と同じ 24、出力ユニット数を 1、中間ユニット数を 2、学習二乗誤差値を 0.1、学習データ数を 20~60 で行なった実験に基づいている。

5 実験結果と考察

20 個体群、一様交叉、突然変異率 3% の実験環境において実験を行い比較を行った。予備実験として、CHC、ER、MGG の各世代交代モデルにおいて実験を行ったところ、本問題に関しては、ER が最も優れた適応度を得ることができたため、本稿では ER に提案手法を導入した実験結果を示し考察を行う。

評価実験での NN の各種パラメータは 4.3 節に示した値で行い、学習更新間隔は $S = 10$ で行った。提案手法への切替え決定をする親生存率 h が最も重要なパラメータと考えられるため、本実験では $0.5 \leq h \leq 0.9$ の間で変化させて比較を行った。

5.1 提案手法導入時期による比較

図 4 に、 h を変化させた場合の単位時間あたりの獲得適応度を実線で示す。なお、破線で示すのは従来手法によるものである。 $0.5 \leq h \leq 0.9$ のいずれの場合においても、提案手法の方が単位時間あたりの獲得適応度が高くなっていることが分かる。また、 h の値により提案手法の単位時間あたりの獲得適応度に変化が見られる。本実験問題に関しては、 $h = 0.7$ において提案手法の単位時間あたりの獲得適応度が最も高くなっており、出生前淘汰が効果的に働いているものと考えられる。 h の値を 0.7 より上げるにすが、提案手法は従来手法の適応度推移に近づくため獲得適応度が高くなるが、適応度計算回数が増すことにより単位時間あたりの獲得適応度は減少してしまう。逆に、 h の値 0.7 より下げた場合には、親生存率が低いために生前淘汰はあまり起こらず提案手法の効果がない。

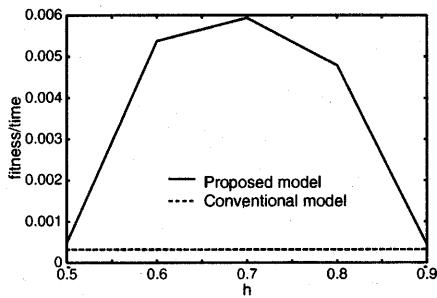


図 4: 単位時間あたりの獲得適応度

5.2 適応度と評価回数

一定世代で得られる適応度を比較することにより、提案手法がどの程度適応度を予測できるかが分かる。提案手法の適応度の予測誤差が 0 ならば、従来手法の適応度推移と一致するはずであり、従来手法との適応度推移の誤差を適応度の予測の誤差と見積もることができる。

前節より、本実験環境では $h = 0.7$ 付近において、最も効果的にに出生前淘汰が働いていると考察した。図 5 に $h = 0.7$ の時の提案手法を実線で、従来手法を破線で、50 世代までの適応度推移の 50 回の実験の平均値を示す。提案手法の世代毎の適応度の上昇は、出生前淘汰を行っていない従来手法に比べやや劣るものの、誤差は ± 0.02 の範囲内におさまっていることが分かる。

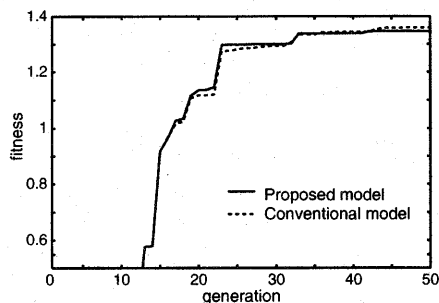


図 5: 適応度推移

次に評価回数について考察する。本稿における有効な評価とは生成された子が生存選択において淘汰されずに生き残ることと考え、一世代の処理において生き残った子の数を有効評価回数と呼ぶ。提案手法の適応度予測が正しければ、提案手法の総評価回数は有効評価回数に近づくと考えられ、予測誤差の一つの指標になると考えられる。

図 5 の実験における評価回数の平均値を表 1 に示す。50 世代後の提案手法の獲得適応度の誤差はわずか 0.0059 であるにもかかわらず、総評価回数は従来手法と比べ 57% 減少している。さらに、提案手法では無駄な評価が省かれ、総評価回数が有効評価回数に近くなった。

表 1: 評価回数

従来手法	総評価回数	1000.0
	有効評価回数	535.7
提案手法	総評価回数	569.7

6 おわりに

本手法を導入することにより GA における出生前淘汰を実現し、従来手法に近い適応度推移で進化をさせつつ計算時間を短縮することができた。しかしながら、GA の短所の一つに、パラメータが多数存在することがあり、本手法の導入によりパラメータ数が増加した。これについては、問題に応じたパラメータ設定の自動化を実現することで対応したいと考えている。また、出生前診断の適応度予測には NN 以外の方法もいくつか考えられ、今後、それらについての検討や、様々な問題を用いた実験を行なう予定である。

参考文献

- [1] 花木 康, 橋山 智訓, 大熊 繁, 2001, 適応度の推論による進化的アルゴリズムの計算時間の短縮, 電気学会論文誌 C, Vol.120-C, No.1, pp.123-129.
- [2] B. Johanson, R. Poli, 1998, *GP-Music: An Interactive Genetic Programming System for Music Generation with Automated Fitness Raters*, Genetic Programming 1998: Proceedings of the Third Annual Conference, pp.181-186, Morgan Kaufmann Publishers.
- [3] 大崎 美穂, 高木 英行, 1998, 対話的 EC 操作者の負担低減—評価値予測による提示インタフェースの改善, 人工知能学会誌, vol.13, no.5, pp.712-719.
- [4] 佐藤 浩, 小野 功, 小林 重信, 1997, 遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価, 人工知能学会誌, Vol. 12, No. 5, pp.734-744.
- [5] 武藤 敦子, 中村 剛士, 伊藤 英則, 2001, 適応度評価を導入した拡張二分決定グラフの進化手法, 情報処理学会研究報告「数理モデル化と問題解決」, 35 号, pp. 5-8.
- [6] 雪吹 晋吾, 小坂 卓, 松井 信行, 2001, 非線形運転特性解析と GA による SRM の最適制御パラメータ探索, 平 13 電気学会回転機研究会資料, RM-01-51, pp.13-18.