

遺伝的プログラミングにおける学習過程について*

荒関 仁志†

日本大学大学院総合社会情報研究科‡

概要

Genetic Programming is used for problem solution of various fields. It is known that Building Block has played the role important for evolution speed. It has been shown in biological evolution that there is a close interaction between evolution and learning. It is called Baldwin effect.

In this paper, in order to improve evolution speed, Genetic Programming with learning process was proposed. The result of our experiment clearly shows that our approach is superior to standard Genetic Programming, because of Baldwin effect.

1 はじめに

遺伝的プログラミング (GP) の応用は、様々な分野に及んでいる。また、GP の進化過程において重要な要素である「Building Blocks」の有効な生成方法や、進化演算処理における「効率的な取り扱い」に関する研究も多数報告されている [1, 2, 4]。

一方、生物学的進化においては、「進化過程」だけではなく「学習過程」も重要な役割をしているとの指摘があり、近年盛んに「Baldwin 効果」についての研究が行われている [5, 6, 7, 8]。Baldwin 効果とは、進化と学習の相互関係を、学習のメリットとコストのバランスで説明するものであり、一般的には以下の2つの過程を経て、学習により獲得された「有効な形質」が、「生得的な性質」へと進化して行くと考えられているものである [5, 8]。

第1段階 学習過程により、有効な構造を獲得した個体 (学習個体) が、多く子孫を残す。

第2段階 学習に掛かるコスト (ペナルティ) により、有効な構造を生得的に獲得している個体 (非学

習個体) が多くの子孫を残す。

ここでは、GP の進化過程における「効率的な Building Blocks の生成による進化速度の向上」を目的に、GP に「学習過程」を導入したモデルを提案する。このモデルは、従来の進化過程によって決定された個体内に、有効な構造が存在するかどうかを検査し、有効な構造 (Building Blocks) が存在した場合、その構造を個体内に固定する「学習過程」を加えることによって「進化速度」の向上を目指すものである。

本モデルを使った学習実験の結果、学習過程を持った GP (LGP: Learning GP) は、一般的な GP (SGP: Standard GP) に比べて進化速度の向上に効果がありことが分かった。さらに「Baldwin 効果」は、進化過程における多様性の維持に重要な役割を果たすことも分かった。

2 LGP モデルの概要

LGP には、SGP の進化過程 (交叉、突然変異、選択) に加え、以下の進化処理 (学習過程) を行う。

- はじめに50%の個体が、学習過程を持つとする。
- 学習過程では、個体内にある部分木数に比例したペナルティ (コスト) が評価値に加算される。
- 学習過程を持った親からは、学習過程を持つ可能性のある子孫が生まれる。ただし、子孫が学習個体になるか、非学習個体になるかは、その評価値によって決定される。
- 学習過程では、個体構造の全ての部分木を評価し、最も評価値が高い部分木を、その個体の評価対象構造 (Building Blocks: exon) とする。その他の部分木は評価対象としない (intron)[3]。
- 学習過程で生成された Building Blocks は、交叉や突然変異によって破壊されない [9]。この Building Blocks が進化演算により非学習個体に存在しても、それ以後の進化演算では破壊されない。

*The role of Learning Process in Genetic Programming

†Hitoshi Araseki

‡Graduate School of Social and Cultural Studies, Nihon University

このLGPを使って、Even-3-Parity問題を学習する実験を行った。ここでの学習実験では、LGPとSGP共に以下のパラメータを採用する。

- 個体数：4000
- 突然変異率：10%
- 選択方法: Minimal Generation Gap モデル [10]

図1に計算結果を示す。SGPは選択方法にMGGを採用したGPである。SGPとLGPの結果は、それぞれ、60回の学習実験の平均値をとったものである。図1では、正解を学習した回数を正解率として表示する。また、学習個体と非学習個体の割合をLearning rateとして表示する。横軸は評価回数を示す。実験の結果、LGPはSGPと比較して進化速

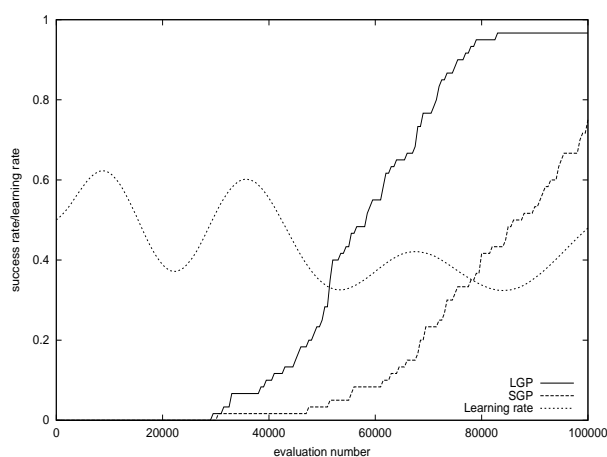


図1: Even-3-Parity 問題

度の向上が顕著に見られる。また、学習個体と非学習個体との比で表される「Baldwin効果」については、進化速度が鈍化した時点で、その都度、学習個体が増加する振舞が見られる。これは、進化速度の高速化に関係すると考えられている多様性を維持するために、学習個体の増加が起こっているものと考えられる。

3 まとめ

遺伝的プログラミングに学習効果を付加した進化システム(LGP)を提案した。本モデルによって、GPの進化計算においても、学習過程が重要な役割を果たすことが分かった。すなわち、従来の進化計算に起こりがちだった、進化速度の停滞(多様性の欠如)における問題点を学習過程が解決する可能性を示していると考えられる。

進化過程における学習過程の役割は、従来考えられていたような単純な振舞ではなく、進化がかなり進んだ時点においても、進化速度の停滞が起こった場合、大きなコストが掛かるにも関わらず学習効果が有効に働くことが分かった。

参考文献

- [1] J. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection.*, MIT Press, 1992
- [2] J. Koza, *Genetic Programming II: Automatic Discovery of Reusable Programs*, MIT Press, 1994
- [3] P. Nordin, F. Francone and W. Banzhaf, *Explicitly Defined Intron and Destructive Crossover in Genetic Programming*, *Advances in Genetic Programming II*, pp.111-134(1996)
- [4] H. Araseki and K. Inoi, *Protect the Effective Object from Destructive Crossover in Genetic Programming*, *Intelligent Autonomous Systems*, IOS Press, pp.735-742(1998)
- [5] G. E. Hinton and S. J. Nowlan, *How learning Can Guide Evolution*, *Complex Systems*, Vol.1, pp.495-502(1987)
- [6] D. Ackley and M. Littman, *Interactions Between Learning and Evolution*, *Artificial Life II*, Vol.X, pp.487-509(1991)
- [7] R. W. Anderson, *Learning and Evolution: A Quantitative Genetics Approach*, *Journal of Theoretical Biology*, Vol.175, pp.89-101(1995)
- [8] 鈴木 麗瑩, 有田 隆也, **進化と学習の相互作用—繰り返し囚人のジレンマゲームにおける Baldwin 効果—**, *人工知能学会*, Vol.15, No.3 pp.495-502(2000)
- [9] 荒関 仁志, **中立説に基づいた進化システムの提案**, *人工知能学会全国大会 (第14回)*, pp.597-590(2000)
- [10] 佐藤 浩, 小野 功, 小林 重信, **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*, Vol.12, No.5, pp.734-744(1997)