

多目的戦略を用いた GP の Tree Size Control と 移動ロボットの行動制御への適用

Tree Size Control in Genetic Programming with Multi-Objective Strategy and
Its Application to Behaviour Control for a Mobile Robot

辻 康孝*¹
Tsuji Yasutaka

橋本 学*²
Hashimoto Manabu

近藤 英二*¹
Kondo Eiji

早田 浩二*¹
Hayata Kouji

*¹九州大学大学院 工学研究院

Graduate School of Engineering, Kyushu University

*²パナソニックコミュニケーションズ株式会社

Panasonic Communications Co., Ltd.

Genetic programming (GP) has a tendency to create programs with unnecessarily large size. This problem in GP is called *code growth* (or *bloat*) and increases computational efforts. In this paper, we introduce a multi-objective optimization technique to GP as a mean of controlling code growth, where a program size is treated as an independent objective besides another objective (fitness) and the modified dominance relation is used in evolutionary Pareto optimization. The proposed method is applied to evolutionary learning of a mobile robot with GP. The effectiveness of proposed method is demonstrated through the simulation and the real-world experiment using Khepera robot.

1. はじめに

遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) [Banzhaf 98] は、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [Goldberg 89] の遺伝子型をプログラムなどの構造的な表現を扱うことができるように拡張したものであり、システム同定、知識獲得、ロボットの行動制御 [Koza 92, 片上 01] などの様々な問題に応用されている。GP では木構造などの可変長の遺伝子型が用いられるため、進化の過程で個体の遺伝子長が次第に複雑化していき、個体評価の際の計算コストが増大することが知られている。特に、適応度の改善もなく個体群の遺伝子長が急激に増大する現象のことをブloatと呼ぶ [伊庭 01]。そのため、GP の適用に際してはプログラムサイズの成長を適切に制御する必要がある。一般には、遺伝子型のサイズ (ノード数や深さ) にあらかじめ上限を設けることで、過剰なサイズの増大を防ぐ方法が採られる。しかし、上限の与え方や、探索が進むにつれてほとんどの個体が上限に近いサイズにまで成長してしまい、個体群の多様性が失われるなどの問題がある。

本研究では、GP のプログラムサイズの成長を制御する手法として、問題を適応度とプログラムサイズを最小化する多目的問題に変換し、修正した優越関係に基づいてパレート最適化を行うという多目的戦略を提案する。また、簡単なロボットの行動制御問題に適用し、シミュレーション及び実機実験により提案手法の有効性を検証する。

2. 多目的最適化による Tree Size Control

2.1 関連研究

ここでは、GP のプログラムサイズの成長を制御する方法として、多目的最適化を用いた研究について述べる。

最も単純な方法として、プログラムサイズをペナルティ項として適応度関数に加えることで、個々の個体のプログラムの成長を抑制する方法 (Parsimony Pressure) が提案されている [Soule 98]。一般に、プログラムサイズに対する重み係数は一

定とされるが、この方法では重み係数を適切に設定する必要がある。

また、適応度の最適化とプログラムの成長とのバランスを図ることを目的として、進化的計算手法による多目的最適化 (Evolutionary Multi-Objective Optimization: EMOO) [Deb 01] の枠組みを GP に拡張する手法が研究されている。この方法では、プログラムサイズを最適化すべき目的関数の一つとして取り扱い、個体間の優越関係 (パレート最適性) に基づいて個体が評価される。しかし、EMOO の枠組みを直接適用した場合、過度に小さなサイズで適応度の低い個体への収束が問題となる [Rodríguez 97, De Jong 03]。サイズの小さな個体への収束を避けるために、優越関係の評価にサイズに対する閾値を設定する方法 [Ekárt 01]、個体間の距離を目的に加えて三目的に拡張する方法 [De Jong 03] など、様々な方法が試みられている。

2.2 提案手法

プログラム x に対する適応度関数を $f_1(x)$ 、プログラムサイズ (ノード数) を $f_2(x)$ とする。二目的最小化の場合の優越関係は次のように定義される。

$$\begin{aligned} \forall k \in \{1, 2\} : f_k(x^1) \leq f_k(x^2) \\ \wedge \exists k \in \{1, 2\} : f_k(x^1) < f_k(x^2) \end{aligned} \quad (1)$$

トレードオフ面上での個体分布を考えた場合、プログラムサイズは離散値、適合度は連続値であることから、いくつかの木のサイズに対して個体が一列に並ぶ傾向が強くなる。また、式 (1) の定義では、適応度が同じでサイズが異なる個体が複数ある場合、それらは最もサイズの小さな個体に優越される。そのため、パレート最適個体の数が極端に少なくなり、サイズの小さな個体が次世代の個体に選ばれる可能性が高くなる。そこで本研究では、できるだけ多様なサイズの個体を生成するために、優越関係を次のように修正する。

$$f_1(x^1) < f_1(x^2) \quad \wedge \quad f_2(x^1) \leq f_2(x^2) \quad (2)$$

これにより、多様なサイズのパレート最適個体を次世代に残すことができ、また進化の初期段階で個体群がサイズの小さな個体へ収束するのを避けることが期待できる。提案する多目的 GP の具体的なアルゴリズムを以下に示す。世代 t における個

連絡先: 辻康孝, 九州大学大学院 工学研究院 知能機械システム部門, 〒 812-8581 福岡市東区箱崎 6-10-1, e-mail: tsuji@mech.kyushu-u.ac.jp

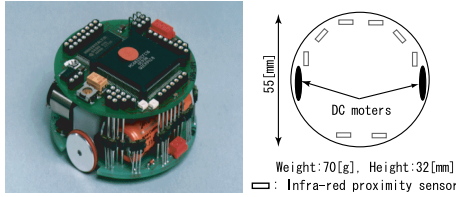


図 1: Khepera の概観

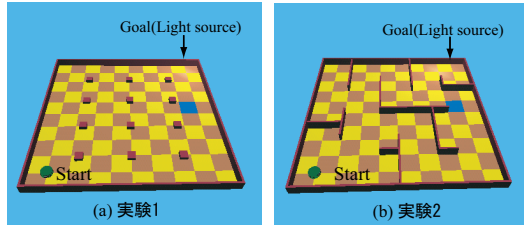


図 2: シミュレーション環境

体群を $P(t)$ と記す．また，個体のランク評価は Goldberg のランキング法 [Goldberg 89] を用いた．

Step 1(a) 世代数を $t := 0$ にセットする．ランダムに N 個の個体を生成し初期個体群 $P(0)$ とする．ただし，初期個体では木の最大深さに上限を設ける．

Step 1(b) $P(0)$ の各個体の適合度 f_1 と木のサイズ f_2 を計算し，個体を評価する．

Step 2 適合度に比例して， $P(t)$ から一定の数の個体ペアを選択し，交叉・突然変異を適用する．生成された個体と同じ個体がすでに $P(t)$ 中に存在する場合には，さらに突然変異を適用する．その個体も $P(t)$ 中に存在するならば，その個体を破棄する．新しく生成された子の個体群を R とする．

Step 3 子の個体群 R の各個体を評価する．

Step 4 式 (2) の優越関係に基づいて，親と子をあわせた個体群 $R \cup P(t)$ の各個体のランクを評価する．

Step 5 パレート最適な (ランクが 1 の) 個体をすべて次世代 $P(t+1)$ に保存し，残りはランクの小さな個体から順にランダム選択により補充する．

Step 6 $t := t + 1$ とする． t が最終世代ならば終了し，そうでなければ Step2 に戻る．

3. 移動ロボットの行動制御への適用

適用例として，移動ロボットに障害物を回避させながら目標地 (光源) に到達させるタスクを考える．本研究では，移動ロボットは赤外線近接センサ・光センサを搭載した Khepera (図 1 参照) を想定し，シミュレータには Webots を用いた．GP の終端記号，非終端記号についてはそれぞれ表 1, 2 のようなものを設計した．目的関数は式 (3) のように，適合度関数 f_1 とプログラムサイズ (ノード数) f_2 の二目的とする．適合度関数は文献 [片上 01] を参考に，光の強さ，障害物との遠近，光源との距離を示す項の加重和として定義する．また，個体のプログラムは光源に到達するまで，与えられた最大回数まで繰り返し実行される．

$$\left. \begin{aligned} f_1 &= \sum_{k=1}^{\text{Maxstep}} \{ \alpha s_{light}^k + \beta s_{ir}^k + \gamma \cdot \text{Dist}(P^k, T) \} \\ f_2 &= \text{tree size} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

表 1: GP の終端記号

非終端記号	意味
go_forward	320ms 間前進する．
turn_left	64ms 間に約 20 度左に回転する．
turn_right	64ms 間に約 20 度右に回転する．

表 2: GP の非終端記号

非終端記号	引数の数
if_wall_is_front, if_wall_is_back, if_wall_is_left, if_wall_is_right	2
if_light_is_front, if_light_is_back, if_light_is_left, if_light_is_right	2
prog3	3

表 3: GP のパラメータ

Population size	100
Number of generation	100 / 200
Probability of crossover	0.9
Probability of mutation	0.3
α, β, γ	1.0, 0.8, 1.0
Maxstep	50 / 200
Maximum tree size	150
Initial tree depth	7

ここで，式 (3) の s_{light}^k, s_{ir}^k はそれぞれプログラムの k 回目評価時での光センサの最小値及び赤外線近接センサの最大値であり， $\text{Dist}(P^k, T)$ は， k 回目評価終了時点での Khepera の位置 P^k と光源位置 T との距離を表している．ただし，それぞれの値は適当な値で正規化あるいは標準化している． α, β, γ は重み係数，Maxstep はプログラムの最大繰返し数である．また，シミュレーションの高速化のため， n 回目の評価終了時点での適合度の値が，前世代の個体群の平均適合度の値よりも悪化している場合には，その時点で評価を中断しペナルティを付加する．

4. 実験

実験は図 2 に示す二つの環境に対して行った．環境の広さは $1\text{m} \times 1\text{m}$ である．シミュレーションでは Khepera の出発位置は固定とするが，出発角度はランダムに与える．なお Webots では， $\pm 10\%$ の幅の車輪すべり及びセンサノイズが付加されるように設定されてある．GP のパラメータを表 3 のように設定してそれぞれ実験を行った．

4.1 実験 1

実験 1 では，周囲を壁で囲い等間隔に障害物を配置した環境に対して提案する多目的 GP (Multi-Objective GP: MOGP) を適用する．また比較のため，従来の GP (Standard GP: SGP) とサイズペナルティを用いた GP (Constant Parsimony Pressure: CPP) についても実験を行った．CPP については試行錯誤の結果，重み係数を 0.28 とした．各手法で生成された個体の平均サイズと最良個体の適応度の推移を，それぞれ図 3 と図 4 に示す．なおこれらの図は，10 回の試行を行った結果の平均値と標準偏差を示したものである．SGP では，最良個体の適応度の改善は速いが，個体の平均プログラムサイズは 20 世代あたりから急激に増大し，最終的には限界サイズ付近まで成長している．一方，MOGP と CPP は平均サイズが SGP の $1/3$ 程度に抑えられている．また，CPP は探索の初期段階で平均プログラムサイズが一定となってしまう，最良個体の適応度の成績が最も悪くなっている．MOGP の方は徐々に成長している分，最終的には SGP と同程度まで改善できている．

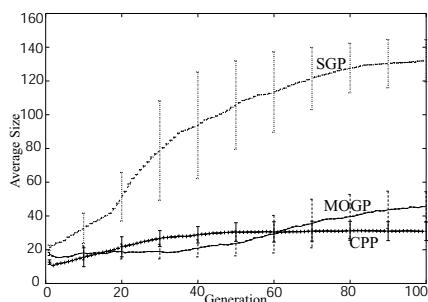


図 3: 個体の平均プログラムサイズの推移

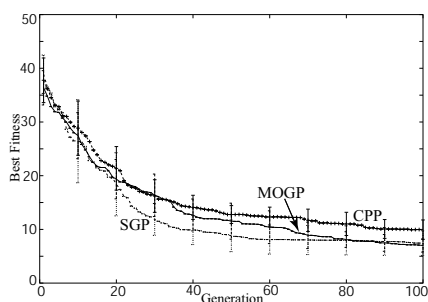


図 4: 最良個体の適応度の推移

4.2 実験 2

実験 2 は迷路状の環境である。GP のパラメータのうち、Maxstep を 200, 最大世代数を 200 に変更して最適化を行った。提案する GP により生成されたプログラムの中で、ロバスト性が高く、かつサイズの小さな個体を選んで、移動ロボットの軌道をシミュレーションで求めてみた。5 回の試行の結果を図 5 に示す(出発方向は図中の矢印方向に固定)。出発点付近で上方への移動が見られるが、5 回の試行すべてにおいて適切に障害物を回避し、確実に光源まで到達できている。

4.3 実機実験

次に、提案した GP により獲得されたプログラムが実環境下でも有効に機能するかどうか検証するために実機実験を行った。実機実験は実験 2 で用いた環境とほぼ同様のものを再現し、図 5 のシミュレーションで用いたプログラムを実機 Khepera に実装して行った。数回の試行を行ったが、出発点付近で異なる挙動を示したものの、図 5 に示されているような特徴的な経路をたどって光源に到達することが多かった。

5. おわりに

本研究では、GP の適用上問題となるプログラムサイズの急激な増大を制御する手法として、目的関数にプログラムサイズを加えて問題を多目的問題に変換し、さらに修正した優越関係に基づいてパレート最適化を行うという多目的戦略を提案した。また、提案手法を簡単な移動ロボットの行動制御問題に適用し、シミュレーション及び実機実験によりその有効性を確認した。今後は、マルチエージェント、回路設計 [村尾 01] などのより実用的な問題への適用を予定している。

参考文献

[Banzhaf 98] Banzhaf, W., Nordin, P., Keller, R. E. and Francone, F. D.: Genetic Programming - An Introduction; On the Automatic Evolution of Computer

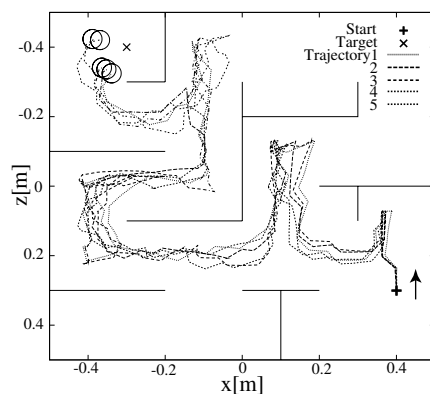


図 5: シミュレーション結果 (5 試行)

Programs and Its Applications, Morgan Kaufmann, (1998).

[Goldberg 89] Goldberg, D. E.: Genetic Algorithms in Search Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, (1989).

[Koza 92] Koza, J. R.: Evolution of Subsumption Using Genetic Programming, *Proc. the First European Conf. on Artificial Life*, pp.110-119, (1992).

[片上 01] 片上大輔, 山田誠二: ノード使用頻度に依存した交叉による進化ロボティクスの高速化, *人工知能学会誌*, vol.16, no.4, pp.392-399, (2001).

[伊庭 01] 伊庭斉志: 遺伝的プログラミング入門, 東京大学出版会, (2001).

[Soule 98] Soule, T. and Foster, J. A.: Effects of Code Growth and Parsimony Pressure on Populations in Genetic Programming, *Evolutionary Computation*, vol.6, no.4, pp.293-309, (1998).

[Deb 01] Deb, K.: Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, JOHN WILEY SONS, LTD, (2001).

[Rodríguez 97] Rodríguez-Vázquez, K. and Fleming, P.J.: Multiobjective Genetic Programming : A Nonlinear System Identification Application, *Late Breaking Papers at the Genetic Programming 1997 Conference*, pp.207-212, (1997).

[De Jong 03] De Jong, E. D., and Pollack, J. B.: Multi-Objective Methods for Tree Size Control, *Genetic Programming and Evolvable Machine*, vol.4, no.3, pp.211-233, (2003).

[Ekárt 01] Ekárt, A. and Németh, S. Z. : Selection Based on the Pareto Nondomination Criterion for Controlling Code Growth in Genetic Programming, *Genetic Programming and Evolvable Machines*, no.2-1, pp.61-73, (2001).

[村尾 01] 村尾元, 古田成, 玉置久, 北村新三: 多目的 GP によるフィルタ回路の設計法, 第 11 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp.247-250, (2001).