

階層型グラフ構造状プログラム自動生成手法による 自律エージェントの行動獲得

秋本紗矢香 †

長尾智晴 †

† 横浜国立大学 大学院環境情報学府

1 はじめに

本稿では、グラフ構造状プログラムの自動生成手法 Graph Structured Program Evolution (GRAPE)[1] を階層型にすることで、自律エージェントの行動の獲得を行った。あるタスクを複数のタスクに分割し、各層でサブタスクを達成する行動を獲得することで、複数のサブタスクに沿った行動を可能にすることを旨とする。環境の全探索問題に適用し、提案手法の性能評価をした。

2 階層型グラフ構造状プログラム自動生成手法による自律エージェントの行動獲得

ロボットの階層型制御機構に Subsumption Architecture (SA)[2] がある。SA は、非同期にタスクを遂行する行動によって分割されたアーキテクチャである。図 1 に SA の例を示す。このアーキテクチャでは、上位層が下位層の行動を抑制することでロボットの行動を制御する。また、各層は異なるタスクの目的を持ち、上位層が下位層のタスクの目的を包含している。そのため、多数のタスクの目的を達成する行動が可能である。しかし、各層の行動や抑制のタイミングを人手で設計するのは難しい。そこで、各層の行動を GRAPE によって自動的に獲得する手法を提案する。また、上位層が下位層を抑制するタイミングやステップ数も同時に最適化する。

GRAPE は用意されたノードを用いてグラフ構造状プログラムを生成する手法である。エージェント制御では、エージェントの知覚情報で条件分岐する判定ノードと、エージェントが行動するための出力ノードを用意し、これらのノードを組み合わせたグラフ構造を最適化することでプログラムを構築する。提案手法では、各層の目的に沿っ

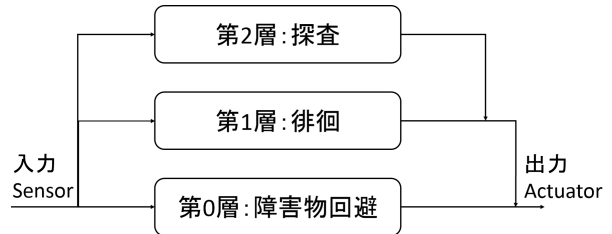


図 1: SA の例

た適応度関数と階層構造全体を評価する適応度関数を設定し、これらの適応度関数を次世代の個体の選択に使用する。また、世代交代モデルは MGG を用いる。次世代の個体の選択時には、階層構造全体の適応度における最良個体と各層の適応度における最良個体を組み合わせた個体の 2 個体を選択する。

3 提案手法の性能評価実験

シミュレーション環境におけるエージェントによる環境の全探索問題を用いて性能評価実験を行った。エージェントは掃除ロボットを想定しており、マップを作成しながら探索を行う。図 2 に実験環境を示す。

提案手法では、階層数は 2 層とし、第 0 層（下位層）はマップの構築、第 1 層（上位層）は環境の探索を目的とした。第 0 層の適応度関数 $fitness_{level0}$ を式 (1) に、第 1 層の適応度関数 $fitness_{level1}$ を式 (2) に、全体の適応度関数 $fitness_{total}$ を式 (3) に示す。

$$fitness_{level0} = \frac{\text{マップを構築した面積}}{\text{環境の面積}} \quad (1)$$

$$fitness_{level1} = \frac{\text{エージェントが探索した面積}}{\text{マップを構築した面積}} + 0.001 \times \frac{\text{エージェントが探索した面積}}{\text{ステップ数}} \quad (2)$$

Action Control of Autonomous Agent using Hierarchical Graph Structured Program Evolution

†Sayaka Akimoto †Tomoharu Nagao

†Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

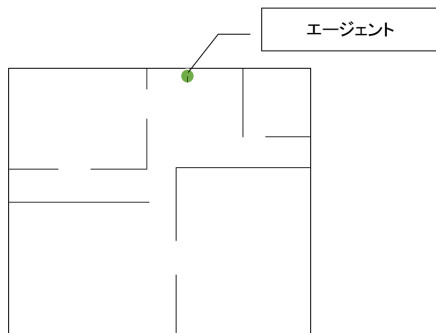


図 2: 実験環境

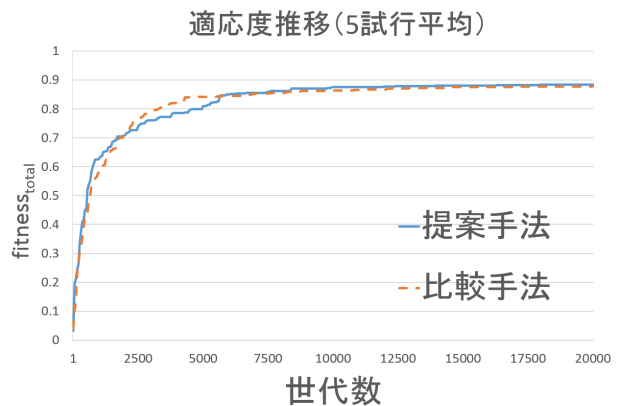


図 3: 適応度推移 (5 試行平均)

表 1: 探索率 (5 試行平均)

探索率 (5 試行平均)	学習環境
提案手法	0.88
比較手法	0.87

$$fitness_{total} = \frac{\text{エージェントが探索した面積}}{\text{環境の面積}} + 0.0001 \times (fitness_{level0} + fitness_{level1})$$

(3)

また、提案手法の全体の適応度関数 $fitness_{total}$ を用いてひとつのグラフ構造を獲得する手法と比較した。

4 実験結果と考察

提案手法と比較手法の適応度推移の 5 試行平均を図 3 に示す。提案手法と比較手法の適応度推移は、ほぼ変わらない結果となった。また、提案手法と比較手法の最良個体の探索率を表 1 に示す。探索率は、環境をどれだけ探索したかという指標である。探索率 S を式 (4) に示す。

$$S = \frac{\text{エージェントが探索した面積}}{\text{環境の面積}} \quad (4)$$

提案手法と比較手法の探索率は、ほぼ変わらない結果となった。

提案手法の結果では、エージェントはほぼ第 1 層からの出力で行動している。そのため、ひとつのグラフ構造で行動している比較手法と大きくかわらないので、提案手法と比較手法でほぼ同等の結果が得られたと考えられる。

獲得できた階層構造は、各層で役割分担ができていない。各層の適応度関数は、環境の最終状態で評価しているので、どの層の行動がうまく働いているのかわからない。各層の行動に対する評価

ができなかったため、各層で役割分担をする行動が獲得できなかったと考えられる。また、各層の目的が似通っているので、各層の目的の設定の検討が必要である。例えば、壁伝い、センサによる探索、マップ情報を利用した探索、電源管理などが考えられる。

5 まとめと今後の課題

本稿では、階層型グラフ構造状プログラム自動生成手法を提案し、環境の全探索問題に適用することで性能を評価した。提案手法と比較手法でほぼ変わらない結果となった。また、階層構造を一度に最適化しようとする、各層で役割分担をする階層構造の獲得が難しいことがわかった。

今後の課題として、各層で役割分担をする階層構造を獲得する方法の検討を行う。一度に階層構造を最適化するのは困難であるため、下位層から順に一層ずつ行動を獲得していく方法を検討する。階層の適応度が一定値に達したら、その階層のグラフ構造を固定し、上位層のグラフ構造を構築する。また、各層の目的が似通っているので、目的の設定の検討が必要である。

参考文献

- [1] Shinichi Shirakawa, Shintaro Ogino, Tomoharu Nagao, " Graph Structured Program Evolution ", Proc. of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2007), Vol.2 pp.1686-1693,2007
- [2] Brooks Rodney, "A robust layered control system for a mobile robot", Robotics and Automation, IEEE Journal of 2.1, pp.14-23, 1986