

複数のネットワークを用いた調整ノード付き Genetic Network Programming の改良 Improvement of Genetic Network Programming with Control Node using Multiple Network

田原 裕之
Hiroyuki Tabara
広島市立大学大学院
情報科学研究科

Email: tabara@cm.info.hiroshima-cu.ac.jp

高橋 健一
Kenichi Takahasi
広島市立大学大学院
情報科学研究科

Email: takahasi@hiroshima-cu.ac.jp

Abstract—Recently many methods are proposed for behavior acquisition of agents using Genetic Algorithm(GA), Genetic Programming(GP), and Genetic Network Programming(GNP). Especially, methods using GNP have shown good performance. Also, methods that improve GNP are proposed such as GNP with control nodes(GNP_{CN}) and GNP_{CN} using multiple networks (GNP_{CM}). We propose a method to improve GNP_{CM} introducing the effective network. The efficient network is a network that consists of nodes reached from a control node. We show effectiveness of our method by applying to a garbage collector problem.

はじめに

人工知能の分野において、目的を達成するためのエージェントの判断と行動の規則を自動生成する手法として、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm ; GA) [1], 遺伝的プログラミング (Genetic Programming ; GP) や遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming ; GNP)がある。中でも GNP は GP より性能が良いことが示されている[2]。しかし GNP では開始ノードが一つなので遷移できないノードが生じ、必ずしも個体内の全てのノードが有効活用される訳ではないという問題がある。そのため開始ノードに類似する調整ノードを複数持つ調整ノード付き GNP(以下 GNP_{CN} と呼ぶ)が提案されている[3]。また、GNP では、一つのネットワーク内に多数のノードがあること、通過したことのあるノードを複数回遷移すること、得られる規則の可読性が低くわかりづらい構造となることが短所としてあげられる。そこで GNP に複数のネットワーク構造を持たせることも提案されている[4]。そこではノードを複数のネットワークに振り分けることでネットワークの大きさを小さくして可読性を向上させている。本研究では、複数のネットワークを用いた調整ノード付き遺伝的ネットワークプログラミング (GNP_{CM})に、有効なネットワークという考えを取り入れた手法である GNP_{CM,EN} を提案する。また、従来手法と提案手法をゴミ拾い問題に適用し、提案手法の有効性を示す。

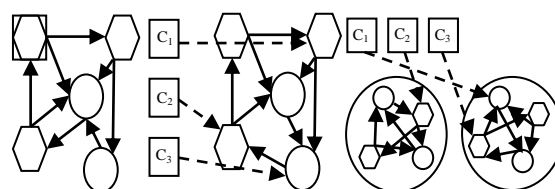


図 1 GNP 図 2 GNP_{CN} 図 3 GNP_{CM}

1. 遺伝的ネットワークプログラミング(GNP)

遺伝的ネットワークプログラミング(GNP)は、遺伝的プログラミングの個体構造をネットワーク構造にした手法である。GNP の個体例を図 1 に示す。GNP におけるノードの種類には、図 1 で四角形で表される開始ノード、六角形で表される判定ノード、丸で表わされる処理ノードがある。遷移は開始ノードから始まる。判定ノードは環境から得られた知覚情報をもとに判定を行う。処理ノードはエージェントが実行すべき処理に対応する。ノードとノードを繋ぐエッジは、エージェントが次に参照するノードへの遷移を表している。GNP の個体のネットワーク内には開始ノードが一つだけ用意され、エージェントは開始ノードから参照を開始する。

1.1. 調整ノード付き GNP(GNP_{CN})

GNP の拡張手法に調整ノード付き GNP(GNP_{CN})が提案されている。GNP(GNP_{CN})の個体構造を図 2 に示す。図 2 では GNP_{CN} が開始ノードに類似する調整ノード (C₁, C₂, C₃)を持つ。エージェントの参照するノードは、番号の小さい調整ノードから参照していきあらかじめ定められたノード数を行動したとき、次の調整ノードが示すノードへと強制的に変更される。ここであらかじめ定められた数を実行可能な処理ノード数(P)とする。なお、最後の調整ノードを参照した後は、最初の調整ノードに戻るものとする。GNP_{CN} において調整ノード数と P は、解決すべき問題の規模によって最適値が異なることが予想される。そこで、最適な調整ノード数 C と実行可能な処理ノード数 P を進化により

獲得する手法 $GNP_{CN(2)}$ も提案されている. C と P の変更可能な範囲を(1)式および(2)式に示す.

$$C = [1, TotalSteps] \quad (1)$$

$$P = [1, TotalSteps/C] \quad (2)$$

ここで $TotalSteps$ はシミュレーションの最大ステップ数である.

1.2. 複数のネットワークを用いた $GNP_{CN}(GNP_{CM})$

GNP_{CM} は, 図3に示すように GNP_{CN} の拡張手法で複数のネットワークの集合と複数の調整ノードの組を個体とする. GNP_{CM} ではエージェントが参照するネットワークを調整ノードによって制御する. また GNP_{CM} では, それぞれのネットワークを独立して進化させる. 個体内に複数のネットワークを持つことにより, 各個体内のノード数が GNP_{CN} と同数の場合, 個体中の各ネットワークの大きさは GNP_{CN} で扱うネットワークの大きさよりも小さくできるので, GNP_{CN} よりも人間が理解しやすい行動規則の獲得が可能であると考えられる. また, $GNP_{CN(2)}$ と同じく調整ノード数(C)と実行可能な処理ノード数(P)の最適値を獲得する手法 $GNP_{CM(2)}$ も提案されている. C と P の変更可能な範囲も(1)式および(2)式の通りである.

2. 提案手法 GNP_{CM_EN}

GNP_{CM} の遺伝操作ではネットワーク内のノードが一定確率で交叉を行う. そのため有効に働いていたネットワークを破壊する可能性がある. そこで, GNP_{CM_EN} では, 有効なネットワークによる考えを取り入れることで, 進化を効率的に行うことを期待する.

2.1 有効なネットワークを用いた交叉

図4に有効なネットワークを用いた交叉の例を示す. 有効なネットワークとは, ある調整ノードから遷移可能なノードによって形成されるネットワークのことである. 例えば図4の親個体Aの調整ノード C_2 における有効なネットワークの例では, 調整ノード C_2 から遷移可能なノード番号1~4および6を含むネットワークが有効なネットワークである. 有効なネットワークを用いた交叉では, まず親個体を2個選ぶ. 次に各親個体から, ランダムにネットワークを1つ選び, そのネットワークを参照している調整ノードをランダムに1つ選ぶ. そして, その調整ノードから有効なネットワークを抽出する. 最後にこの有効なネットワーク同士の交叉を行う. 図4では親個体Aの C_2 と親個体Bの C_3 から成る有効なネットワークを用いた交叉を示している.

2.2 最適な調整ノード数と実行可能な処理ノード数

GNP_{CM_EN} においても最適な調整ノード数(C)と実行可能な処理ノード数(P)を進化で獲得する $GNP_{CM_EN(2)}$ を提案する. 本手法では, ネットワークの交叉を行う際に, 接続されている調整ノードも交叉対象にすること

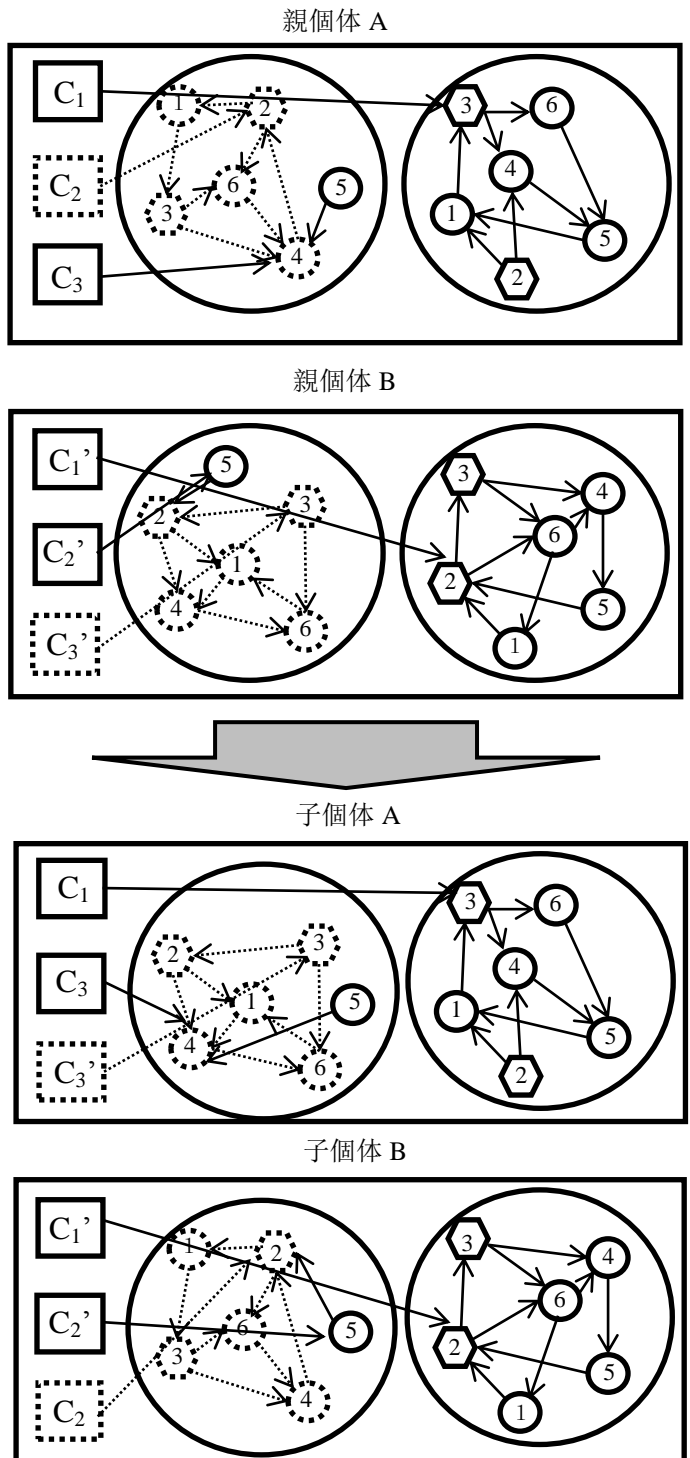


図4 有効なネットワークを用いた交叉の例

で調整ノードの最適な数と接続先を求めていく. また調整ノードから P の最適な値を進化によって獲得する. $GNP_{CM_EN(2)}$ では, 各々のネットワークの P の値を徐々に最適な値に調整する. するために, $GNP_{CM_EN(2)}$ ではネットワークごとに P の値を設定する. P を更新する式を以下に示す.

$$P_i = \begin{cases} P_i + k, & (Fitness \leq Best_Fitness \times \alpha) \\ P_i, & (Fitness > Best_Fitness \times \alpha) \end{cases} \quad (3)$$

ここで Fitness は現世代における個体の適合度, Best_Fitness は前世代における最良適合度, P_i はあるネットワーク i の P の値である. また α は $0 < \alpha < 1.0$ を満たす実数, k は整数である. 適合度が閾値より低かった場合 P が適切でないかと判断し, P_i をある調整幅の範囲内の乱数 k で更新する.

3. 実験および考察

GNP_{CM}, GNP_{CM_EN} 手法及び GNP, GNP_{CN(e)}, GNP_{CM(e)}, GNP_{CM_EN(e)} 手法をゴミ拾い問題に適用し, 比較実験を行う.

3.1. ごみ拾い問題

ごみ拾い問題ではエージェントが環境内の全てのごみを拾い, ごみ収集所に集めることを目標とする. フィールドは, 縦 11×横 11 の二次元格子平面で構成される. フィールド上には, エージェントが 1 体, ごみが 10 個, ごみ収集所が 1 箇所配置されている (図 5). エージェントは, 1 ステップで前方に 1 マス動くか, 左あるいは右に 90 度回転することができる. エージェントはごみのあるマスに到達するとごみを拾うことができ, ごみ収集所のマスに到達するとごみを収集所に廃棄することができる. エージェントは, 設定されたステップ内でできる限り多くのごみを廃棄することを目的とする.

3.2. 適合度

本実験では, 環境を 10 種類用意する. 個体の適合度は(4)式で計算され, エージェントが設定されたステップ (本実験では 250 ステップ) 内でごみ収集所に廃棄することのできたごみの総数とする. N_n は環境 n で廃棄したごみの数である. つまり, 適合度の最大値は 100 となる.

$$\text{Fitness} = \sum_{n=1}^{10} N_n \quad (4)$$

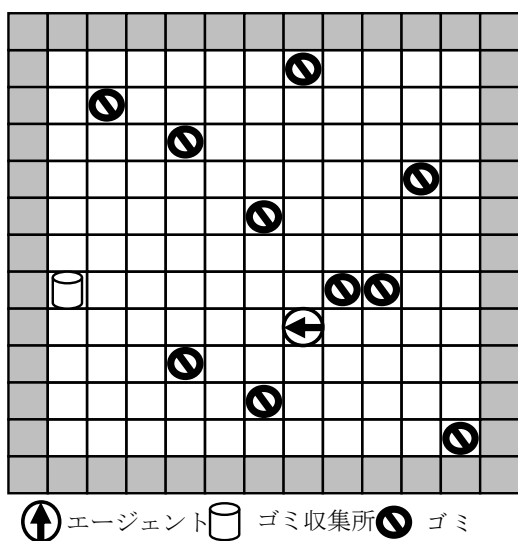


図 5 ゴミ拾い問題

3.3. ノードの機能およびパラメータ

表 1 に実験で使用する判定ノードおよび処理ノードの機能を示す. 表中の括弧内はそれぞれのノードの出力エッジ数を示す. また, 表 2 に本実験のパラメータを示す. ネットワーク数は GNP_{CM}, GNP_{CM_EN} における個体内のネットワークである. 個体内のノード数を等しくするため, GNP, GNP_{CN} のノード数が 18 個に対して, GNP_{CM}, GNP_{CM_EN} のネットワーク数を 2 つとするので, 1 つのネットワークのノード数を 9 個とする. また表 3 に各 GNP の用いた構造をまとめる.

3.4. GNP_{CM_EN} に関する実験および考察

予備実験の結果が良かった $C=10$, $P=25$ および $C=25$, $P=10$ の 2 種類の場合を示す. GNP_{CM}, GNP_{CM_EN} に対してゴミ拾い問題を 10 回行った各種法の最

表 1 判定ノードと処理ノードの機能

種別	機能(出力辺数)
判定	ゴミ収集所までの距離の判定. (3)
判定	エージェントの保持するゴミ数を判定. (3)
判定	エージェントから見た収集所の方向を判定. (8)
判定	エージェントから見た最も近いゴミの方向を判定. (9)
判定	エージェントから見た 2 番目に近いゴミの方向. (9)
処理	前方へ 1 セル進む. (1)
処理	右へ 90 度回転. (1)
処理	左へ 90 度回転. (1)
処理	何もしない. (1)

表 2 GNP のパラメータ

最大世代数	1000
個体数	300
-エリート保存	1
-交叉個体	120
-突然変異個体	179
ノード数	9, 18
ネットワーク数	2
選択	トーナメント
トーナメントサイズ	2
交叉率	0.1
ノード接続変更率	0.01

表 3 各 GNP の構造

		調整ノード	複数のネットワーク	有効なネットワーク
GNP の種類	GNP			
	GNP _{CN}	○		
	GNP _{CM}	○	○	
	GNP _{CM_EM}	○	○	○

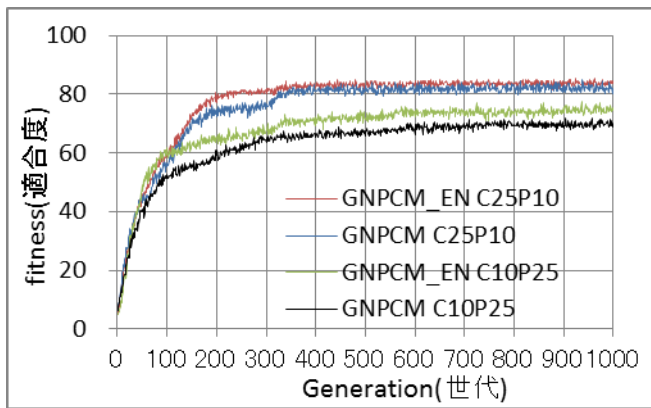


図6 GNP_{CM_EN}に関連する手法の適合度。凡例を最終適合度の高い順に示す。

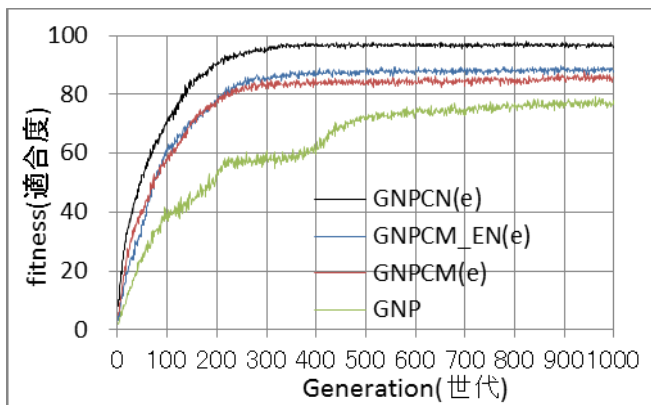


図7 GNP_{CM_EN(e)}に関連する手法の適合度。凡例を最終適合度の高い順に示す。

良適合度の平均値を図6に示す。GNP_{CM}に比べてGNP_{CM_EN}は両方のパラメータにおいてグラフの立ち上がり方が早く適合度が高くなっている。これは有効なネットワークを交叉することで、GNP_{CM}より効率的な進化が行われたためであると考えられる。一方、GNP_{CM}、GNP_{CM_EN}では調整ノード数Cが小さい場合にはあまり適合度が上昇しなかった。理由として、一つ一つの調整ノードから参照されるネットワークが優秀なものとは限らないことが考えられる。調整ノードの数が小さい場合は、性能の悪いネットワークの影響が大きい。一方、調整ノードの数が多き場合は、多少ネットワークの内容が悪くても、残りの多くの調整ノードが補完することができるためGNP_{CM_EN}の適合度の方が高くなったと考えられる。

3.5. GNP_{CM_EN(e)}に関する実験および考察

GNP、GNP_{CN(e)}、GNP_{CM(e)}、GNP_{CM_EN(e)}の4つの手法に対してゴミ拾い問題を10回行った各手法の最良適合度の平均値を図7に示す。またGNP_{CM_EN(e)}では、Pの調整値kを $-5 \leq k \leq 5$ とした。提案手法はGNP_{CN(e)}に比べて低い適合度となった。これはGNP_{CN(e)}では、一つのネットワークに全てのノードがあるのに対

して、GNP_{CM_EN(e)}ではノードが複数のネットワークに分かれており、その結果、多様性が低くなるのが原因だと考えられる。また、GNP_{CM_EN(e)}は、進化初期において、GNP_{CM(e)}より適合度が低くなっている。これは、GNP_{CM(e)}ではPの値を乱数で決定しているため本実験では良くなったと考える。しかしGNP_{CM_EN(e)}では最終的にPの値が最適な値に収束していったため高い適合度となったと考えられる。また、GNPはすべての試行中最も低い適合度となった。

4. おわりに

本研究では、進化を効率的に行うため、GNP_{CM}に有効なネットワークによる交叉を取り入れた手法を提案した。実験結果より、提案手法はGNP_{CM(e)}、GNPより高い適合度となったが、GNP_{CN(e)}より低い適合度となった。GNP_{CM_EN(e)}は各ネットワークを独立して進化させるために、優良な個体を獲得するまでに多くの計算時間が必要となる。したがって、効率良く個体を進化させる遺伝操作を用意することが課題として挙げられる。また、今回の実験ではGNP_{CM}における個体内のネットワーク数を固定して実験した。しかし、一般的に様々な問題をGNP_{CM}に適用する際、最適なネットワーク数を事前に予測することは困難である。そのため、進化の過程で、個体内のネットワーク数を増減させ、最適なネットワーク数を獲得することができるようにすることも重要だと考えられる。さらに、今回はPをネットワークごとに割り当てたが、Pを調整ノードごとに割り当てることも今後の課題の一つである。

謝辞

本研究にあたり、終始適切な助言を賜り、また丁寧に指導して下さい上田祐彰准教授に感謝します。

参考文献

- [1] 伊庭斉志：遺伝的アルゴリズム，医学出版（2002）。
- [2] 平澤宏太郎，大久保雅文，片桐広伸，胡敬煇，村多純一：アリの行動進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較，電子論(c),Vol.121,No.6, pp. 1001-1009（2001）。
- [3] Shinji Eto, Shingo Mabu, Kotaro Hirasawa, Takayuki Huruzuki, Genetic Network Programming with Control Nodes, 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1023~1028, 2007
- [4] 峰崎敏昌：“進化計算を用いた自律エージェントの行動規則獲得手法に対する比較実験”，平成21年度広島市立大学大学院修士論文，2010

問い合わせ先

〒731-3194 広島市安佐南区大塚東 3-4-1
 広島市立大学大学院 情報科学研究科 知能工学専攻
 田原 裕之