

GAによる梯子型ネットワークの動的形成と適応能の分析

3M-9

†磯川 梯次郎 †松井 伸之 ††西村 治彦 †奈倉 理一
 †姫路工業大学 工学部 情報工学科
 ††兵庫教育大学 情報科学研究所

1. はじめに

知能システムにおいては、ニューロンが成長し、対応するセンサと効果器を接続し、最終的には環境での行動を司ることのできる1つのネットワークが形成されるに至ると考えられている^{[1][2]}が、さらに、このネットワークが、非定常的な環境において適応していくためには、そのネットワーク自身がある程度の環境適応可能幅を持っていなければならない。つまりネットワーク自体を構成する要素に冗長性(redundancy)があれば、ある程度の環境の変化に耐えうる頑健性(robustness)を同時に持っていると考えられる。

本研究では、このような冗長性や頑健性を定量的に捉える1つの試みとして、入出力間の配列変換を最も簡単に実現しうる梯子型ネットワークを提案し、設定された入出力間にこのネットワークを想定して、遺伝的アルゴリズム^[3]によって進化させた場合に、形成されたネットワークがどのような冗長性や頑健性を発現しうるのかを調べた結果について報告する。

2. 梯子型ネットワーク

図2(a)に梯子型ネットワークの一例を示す。このネットワークは以下に定められた規則により入力ベクトル \mathbf{X}_i を変換し、出力ベクトル \mathbf{X}_o として出力する。

- ・入力ベクトルのそれぞれの要素は、梯子型ネットワークの縦線の上端の左から入力される。
 - ・それぞれの要素は縦線に沿って下に進む。横線に出会った場合は必ずその線に沿って進む。
- 以上の規則に基づいて変換すると、出力ベクトル \mathbf{X}_o は入力ベクトル \mathbf{X}_i の要素の順序を入れ替えた形となる。

ここで、入力ベクトル \mathbf{X}_i と出力ベクトル \mathbf{X}_o を設定した場合のこの変換を実現する梯子型ネットワークの構成に遺伝的アルゴリズムを用いることを検討する。

梯子型ネットワークを遺伝子型に変形するために梯子型ネットワークを格子に区切り(図2.(a))、その部分の横棒の有無により、0または1の値を設定する(図2.(b))。そしてそれを1次元に並べ替えたものを遺伝子型とする(図2.(c))。

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_o &= (x'_1, x'_2, x'_3, x'_4) \\ &= (x_1, x_2, x_3, x_4)\end{aligned}$$

(a)

(b)

(c)

図1. 梯子型ネットワークとその遺伝子型の決定

これにより評価関数を次のように定義する。

$$fitness(i) = distance(i) + c \cdot density(i) \quad (1)$$

ここで、*distance(i)*は個体*i*の出力と設定した出力ベクトルとの差を、*density(i)*は個体*i*中の横棒の密度を表している。

なお、この定義では*fitness*の値が0に近づくほど優良な個体であることに注意する。

この評価関数を用いて次世代を構成する個体を選択し、遺伝的操作として、突然変異のみを用いる。

以上的方法を用いて設定された入出力関係を達成するネットワークを自動的に生成させる。

3. 計算機シミュレーション

出力ベクトルを決定し、それについてのネットワークの構造を探索することをタスクと定義する。1タスクにつき1000世代探索を行う。1000世代経過後、遺伝子はそのままにし、出力ベクトルだけを変化させ、探索を行う。これを40タスク繰り返し、評価値・梯子本数の変化を観察する。

An Analysis of Dynamic Formation and Adaptivity of Ladder Network by using GA

†Teijiyo Isokawa, †Nobuyuki Matsui, ††Haruhiko Nishimura, †Riichi Nagura

†Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Himeji Institute of Technology

††Department of Information Science, Hyogo University of Teacher Education

2167 Shosha, Himeji, Hyogo 671-22, Japan

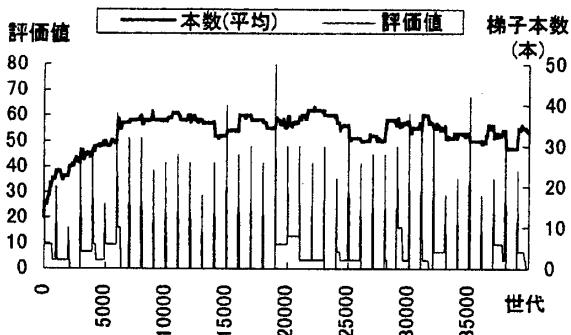


図 2. 梯子数に制限を設けない場合の変化

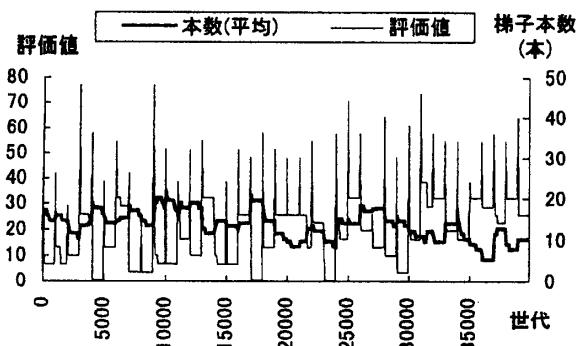


図 3. 梯子数に制限を設けた場合の変化

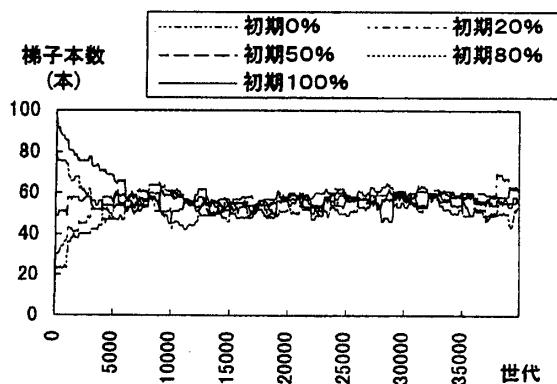


図 4. 初期梯子密度を設定した場合の変化

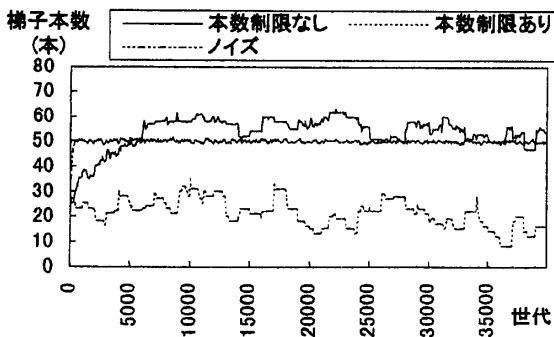


図 5. 選択・淘汰の梯子本数に与える影響

4. 結果

計算機シミュレーションの結果を図2.から図5.に示す。なお、式(1)の定義により、評価値は0に近いほど設定された出力に近いということに注意する。

図2.と図3.にネットワークに含まれる梯子数に制限を設けた場合と設けない場合の評価値の変化と梯子本数の変化を示す。これは式(1)において c の値を1または0に設定したことに対応する。これにより、梯子数に制限を加え冗長性を削除すると、様々なタスクに対応できなくなることが分かる。

図4.に、梯子数に制限を設定せず、初期の個体に含まれる梯子数を変化させた場合の梯子数の変化を示す。含まれる梯子数に制限を与えないにも関わらずどの初期状態に対しても一定の幅を持って変化するのは淘汰圧の影響であるが、これはネットワークの頑健性を示していると考えられる。

図5.に選択・淘汰の梯子本数に与える影響を示しておく。図中のノイズで示される曲線は、遺伝的アルゴリズムとの比較のために計算された淘汰を全く行わない場合の本数の推移である。これはネットワークの構成にランダム探索を用いていることに対応する。この場合、確率的な拡散現象により梯子本数は一定値に保たれる。

5. まとめ

以上の結果より、非常に単純な規則を持つネットワークにおいても冗長性や頑健性という特性が見出されることが明らかになった。

本研究では、梯子型ネットワークという制限されたネットワークにおける動的形成と適応能を調べたが、より現実的な生物モデルへと発展的に調べることが今後の課題である。

参考文献

- [1] Jari Vaario: "Modeling adaptive self-organization", In Brooks and Meas (eds.) Artificial Life IV, MIT Press (1994)
- [2] Jari Vaario: "From Evolutionary computation to computational evolution", Informatica, vol.18, pp.417-434 (1994)
- [3] D.E.Goldberg: "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley (1989)