

“進化するハードウェア”による有限オートマトンの学習

7D-1

丹羽竜哉 樋口哲也 伊庭斉志
古谷立美 田中敏雄 Hugo de Garis
電子技術総合研究所

1. はじめに

近年, 人工生命 (Artificial Life; 以下 AL) が注目されているが, その研究目的の一つに, 自分自身を環境に適合させることのできる自律的な Animat(人工的な生物) を作ることがあげられる. これについて, 既に我々は遺伝的学習に基づく“進化するハードウェア (Evolvable Hardware; EHW)”を提案している [1][2]. EHW とは, 構造そのものが環境に合わせて変化していくハードウェアのことをいう.

文献 [1][2] では, 我々は EHW が環境に適合して組合せ論理回路 (6 マルチプレクサ) を実現することを示した. 本稿では, 順序回路 (有限オートマトン) についても同様に EHW が環境に適合して実現することを報告する.

2. 進化するハードウェア (EHW)

我々が提案した EHW とは, 環境に対する適合の結果がハードウェアの構造そのもので表現されるものである. つまり, 環境の変化に適合してハードウェアの構造自体が進化する.

EHW の実現のために, 我々はプログラマブル論理デバイス (PLD) を利用する. PLD は, 複数の種類の機能から一つを選択する「論理セル」と, それらの間の「相互接続」から成っており, これらは書き込まれるヒューズボタンによって決定される. すなわち, 特定のヒューズボタンを書き込むことによってハードウェアとしての機能を実現できる. いわば, ヒューズボタンは PLD のプログラムである. EHW とは, このヒューズボタンを染色体として遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) を適用し, 目的の機能との相違に基づく reinforcement 学習を加え, 満足したい機能を実現するようなハードウェアを構成していくものである.

EHW は, 未知の環境, つまりどのような機能のハードウェアを実現すべきかを前もって予測できない環境への適応を前提とする. すなわち, 従来のハードウェア設計手法は用いることができない様な用途を目標としている.

EHW の特徴 特徴として次の二つがあげられる.

- ・環境適応の結果がハードウェア構成そのものであるので, ソフトウェアによる実行に較べて学習結果のシステムの実行速度が極めて速い.
- ・故障や環境の変化に対して再度の適応ができるため, フォールトトレラントなシステムを実現できる.

3. 実験の目的

論理回路は, 組合せ回路と順序回路に大別できるが, 文献 [1][2] では, 組合せ回路 (6 マルチプレクサ) の学習に成功している. しかし, オートマトンのような順序回路の学習については, まだ未確認であった.

一般に順序回路のような記憶を必要とする機能の学習は困難と言われており, 実際, ニューラルネットを用いる場合フィードバックループが必要であり, これの実現は容易ではない [3]. ところが, PLD 中の論理セルは記憶という機能を実現できる様に作られているため, reinforcement 学習によって記憶の機能を選択することさえできれば, EHW によるオートマトンの学習も容易に実現できるものと思われる.

本実験の目的は, この予測の正否を確認するものである.

4. EHW の実現

この章では最初に EHW の実現のためのアルゴリズムを紹介し, 次にこのアルゴリズムに必要な適合値の評価方法について, 今回のオートマトンの学習のための方法を述べる. さらに, 実験のベースとした PLD について説明する.

アルゴリズム 次の 1 と 2 の操作を十分な適合値を持つヒューズボタンが得られるまで繰り返す.

1. PLD にヒューズボタンを書き込み, 与えられた入力に対する応答から適合値を求める. 今回の実験ではこの部分を計算機シミュレーションに置き換える.
2. 1 で求めた適合値をもとに, ヒューズボタンに対してこれを染色体とした GA の操作を行ない, 新たなヒューズボタンを求める.

適合値の評価方法 今回の実験で学習の対象となる有限オートマトンは次のようなものである. ビット列を入力として与えた時, 入力 1 ビット毎に 1 ビットの出力を持ち, さらに内部状態が変化するオートマトンを考える.

適合値は次の様に定義される.

本実験では, ランダムなビット列を与えた時の出力のビット列だけを評価することによって適合値を決める. 内部状態の変化の正誤は評価しない. すなわち, GA によって作り出されたヒューズボタンに対する PLD の機能を計算機上でシミュレートし, それにランダムな入力ビット列を与え, その出力ビット列が何ビット目まで目的のオートマトンに合っているかを数えて, その数を適合値として GA を行なう. (図 1)

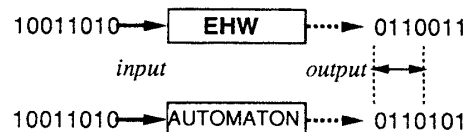


図 1 : 適合値の評価 compare

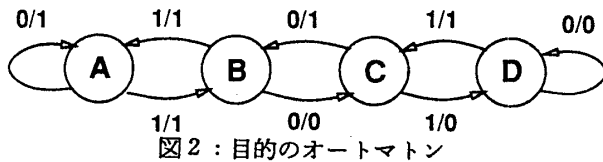
評価のベースとした PLD 今回のシミュレーションにおいて、我々が使用した PLD は GAL 16V8 と呼ばれるものである。この GAL 16V8 は、ヒューズボタンの内容をユーザが自由に電氣的に書換えることができる PLD である。

GAL 16V8 は 8 個の論理セルを持ち、各論理セルは 5 種類の機能の中から書き込まれるヒューズボタンによって一つが選ばれる。さらに、それらの論理セルの間の相互接続も、ヒューズボタンを書き換えることによって変更できる。

5. 実験

ここでは学習の目的関数としたオートマトンと、評価の対象としたヒューズボタン、および評価用のビット列の大きさや GA のパラメータについて述べる。

目的関数 - 有限オートマトン 図 2 に示す 4 状態の有限オートマトンを、今回のシミュレーションで学習させる対象とした。ただし、初期状態は A で、'/' の左側の数字が入力(条件)となったとき右側の数字を出力し、矢印の方に状態遷移することを示す。



ヒューズボタン GAL 16V8 には 8 個の論理セルがあるが、上記 4 状態オートマトンの実現のためには内部記憶用の 2 個と出力計算用の 1 個の合計 3 個あればよい。したがって本実験では 3 個の論理セルに関連する部分のヒューズボタンのみ、すなわち全体のうち 176 ビットのヒューズボタンのみを検索の対象とする。

その他のパラメータ 今回の実験では、一つのヒューズボタンに対しランダムな入力ビット列を 5 回与えて評価を行なう。但し、入力ビット列の長さの上限は 200 とし、適合値は 5 回の値の合計を 1000 で割って正規化する。

また、GA のパラメータは集団サイズが 100、突然変異率が 0.5%、交叉は 20% の確率で発生する一様交叉とした。

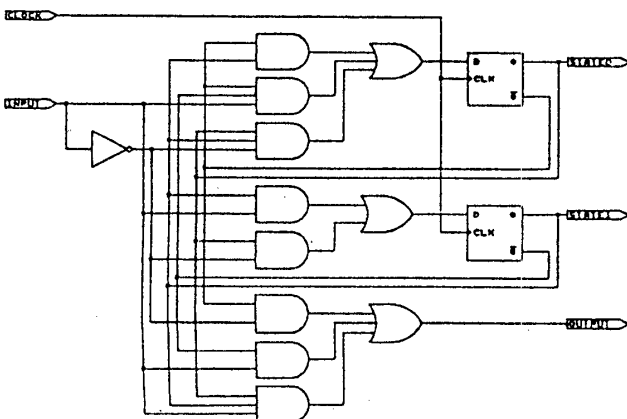


図 3 : 生成された回路

6. 結果と考察

生成されたヒューズボタンによる回路の例を図 3 に、適合値の変化の様子を図 4 に示す。

生成された回路は論理的に冗長ではあるが、正しく動作する回路である。また、内部状態の遷移は評価しなかったが、結果的に正しく遷移する回路が構成されている。

7. おわりに

本実験の結果によって、ニューラルネット等では困難であったオートマトンの学習が、EHW では組合せ論理と同程度の容易さで実現できることが示された。また、本実験ではヒューズボタンをそのまま染色体とし、GA も最も単純なものを使っている。それに関わらず、比較的現実的な世代数でオートマトンの学習に成功している。すなわち、染色体表現を工夫し、EHW に適した特殊な GA を使えば、更に学習の速さが向上し、また更に複雑な関数に対して適応できるものと思われる。

今後は、上記の工夫のほか EHW 用アーキテクチャの提案などを行ない、更に性能を向上させていく予定である。

謝辞 日頃貴重な御意見を下さる計算機構研究室の皆様と、本研究の機会を与えて下さった弓場情報アーキテクチャ部部長をはじめとする多くの方々に、感謝の意を表します。

参考文献

- [1] Higuchi, T., et al., "Evolving Hardware with Genetic Learning: A first step towards building a Darwin Machine", in *Proceedings of SAB 92*, 1992.
- [2] 丹羽, 樋口, 古谷, 遺伝的アルゴリズムを用いたハードウェア進化の模擬実験, 人工知能学会研究会資料 SIG-F/H/K/S/I-9201-10.
- [3] Spofford, J.J., et al., "Evolving sequential machines in amorphous neural network", in *Artificial Neural Network*, Elsevier Science Publishers, 1991.

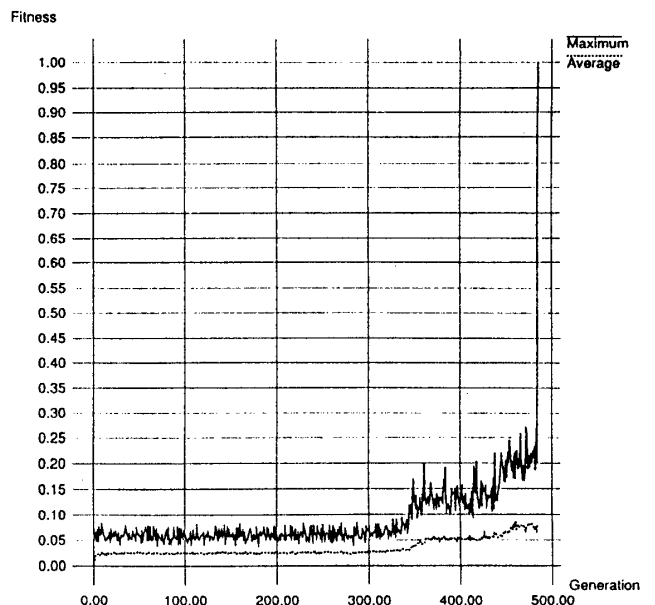


図 4 : 適合値の変化