

進化プログラミングによるカオスニューロの研究

旭川工業高等専門学校 ○大沼麻子, 戸村豊明, 古川正志

要旨

イカの軸索や人の嗅覚細胞の応答にはカオス素子によるニューラルネットワークが見られる。しかし、これらの現象はいまだに十分に解明されているとは言いがたい。本研究では、カオス素子によるニューラルネットワークの挙動を明らかにするため、進化プログラミング(EP)による学習を行い、その数値計算結果を報告する。

1. はじめに

カオス現象¹⁾は、自然界に多数存在し、生物や人間の神経回路網にもカオス素子が存在することが知られている。実際に Freeman²⁾らは、ウサギの嗅覚反応が脳に入れた電極の反応からカオスニューロであることを確認し、そのモデルを提案している。しかしながら、カオスニューロの挙動はいまだに未知な部分が多く、十分に解明されているとは言えないのが現状である。

本研究ではカオスニューロの工学的な実用化を図るために、その基礎研究として、相互結合カオスニューラルネットワーク(MCCNN)を対象とし、MCCNNのストレンジアトラクタによるカオスの確認と進化プログラミングによる相互結合シナプシス決定を排他的論理和の学習により実施する。

2. カオスニューラルネットワーク

ニューロンに対する入力外部入力とフィードバック入力の二種類であるとする、カオスニューロのダイナミクスは次式のように表現される。

$$x_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^M V_{ij} \sum_{r=0}^t k^r A_j(t-r) + \sum_{j=1}^N W_{ij} \sum_{\gamma=0}^t k^\gamma h(x_j(t-\gamma)) - \alpha \sum_{\gamma=0}^t k^\gamma g(x_i(t-\gamma)) - \theta_i\right) \quad (1)$$

- $x(t+1)$:ニューロンの出力
- $A(t)$:外部入力
- $h()$:フィードバック関数
- $g()$:自己フィードバック関数
- k :減数定数
- V, W, α :各シナプスのウェイト

式(1)において関数 $f()$ を内部状態 $y(t+1)$ と定義し、計算機上での演算を簡単化するために、関数 h 及び g を恒等関数、関数 f をロジスティック関数と仮定する。さらに、入力を時間により一定とすると、(1)式は、

$$y_i(t+1) = ky_i(t) + \sum_{j=1}^N W_{ij} x_j(t) - \alpha x_i(t) + a_i$$

$$x_i(t+1) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{y_i(t+1)}{\epsilon}\right)} \quad (2)$$

と書ける。但し、

$$A_j = A_j(t)$$

$$a_i = \sum_{j=1}^M V_{ij} A_j - \theta_j(1-k) \quad (3)$$

とする。

本研究では、式(2)をカオスニューロとして適用した。なお、このカオスニューロを使用した 2 個の相互結合ニューラルネットワークを作成すると、ある一定条件でストレンジアトラクタが発生することが確認された。得られたストレンジアトラクタを図 1 に示す。

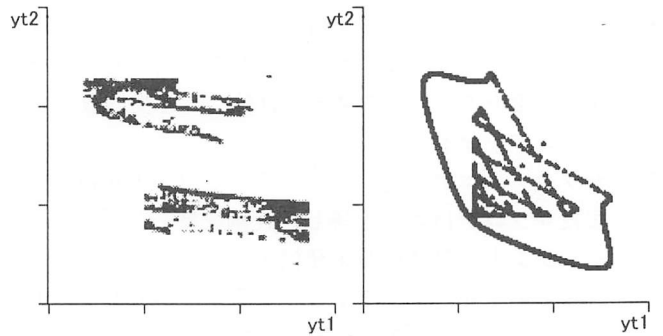


図 1 二つのニューロンの相互結合ネットワークによるストレンジアトラクタ

3. ネットワークモデル

3 つの相互結合及び自己帰還を行うカオスニューロンを使用し、2 入力、1 出力の排他的論理和(EX-OR)をネットワークに学習させる。(図 2)

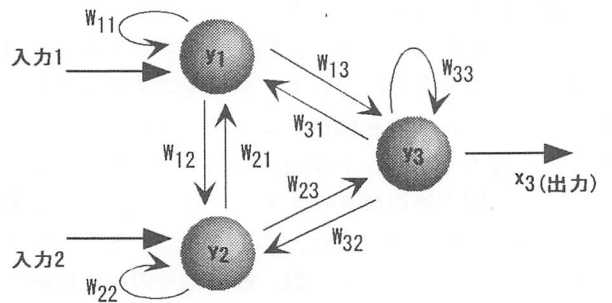


図 2 カオスネットワーク

各シナプスのウェイト $W_{11} \sim W_{33}$ 及びニューロンの内部状態 $y_1 \sim y_3$ を進化プログラミング(EP)³⁾により決定する。なお、自己帰還のウェイト(W_{11}, W_{22}, W_{33})は、式(2)では各ニューロンに限らず一定(α)であるが、本実験ではそれぞれ異なる値にし制御した。

4. 進化プログラム(EP)

遺伝アルゴリズム(GA)と進化プログラム(EP)はどちらも解の候補の集合(population)を用意し、突然変異により次世代の集合を決定し、最適化を実施する点では類似している。しかし、遺伝アルゴリズムは遺伝子にビットを扱い突然変異のほかに交差を行うが、進化プログラムは実数を扱い交差を行わないという点で、大きく異なる。本研究では、シナプスのウェイトやニューロンの内部状態に実数を用いるため、これらの決定に EP を採用した。

以下に、そのアルゴリズムのフローチャートを記す。

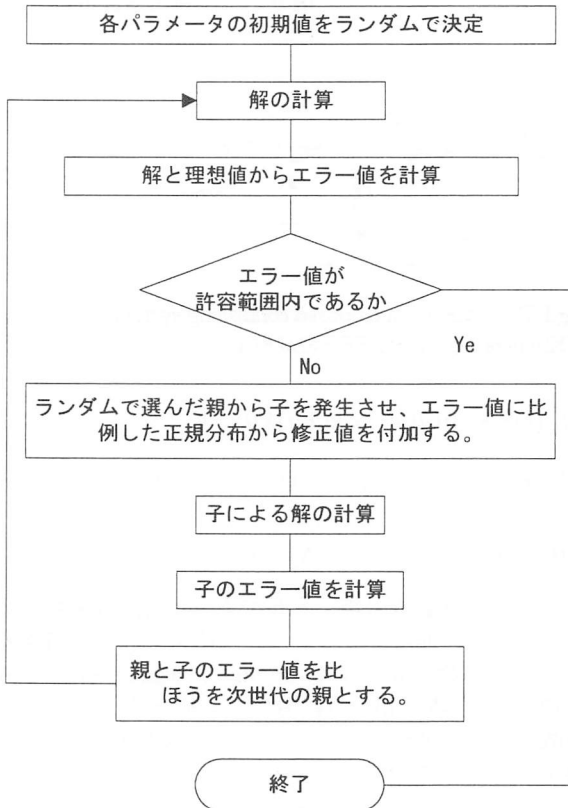


図3 EPアルゴリズム

5. 数値計算実験

EP を適用し、図 1 で示されるカオスニューラルネットワークに排他的論理和を学習させる数値計算実験を実施した。EP の実験条件は下記のように設定した。

- 繰り返し回数 : 1000 回
- 解の集合 : 20 個
- 突然変異する解の数 : 12 個
- 突然変異により変更される変数の数 : 1 個

EP によって得られた学習の誤差曲線を図 4 に示す。

また、出力が排他的論理和(表 1)を出力するように収束した時の各変数の値を表 1 に示す。Y1~Y4 及び X1~X4 は 4 種類の入力に対し、それぞれの値が取られる。ウェイト等の値は入力によって変化しない共通の値である。

表 1 排他的論理和

入力		出力
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0

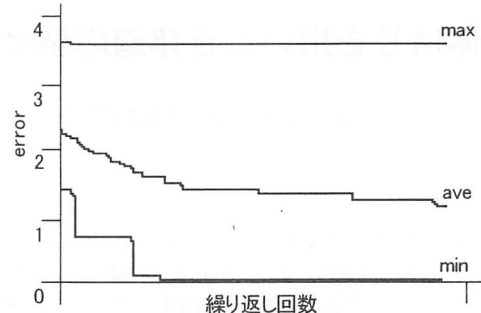


図 4 誤差曲線

表 2 各変数の値

要素	値	要素	値
K	0.104770	Y2(入力 2)	1.186503
E	0.006040	Y2(入力 3)	-0.062224
A1	-1.781520	Y2(入力 4)	0.088166
A2	0.680255	Y3(入力 1)	0.382096
A3	-0.527395	Y3(入力 2)	1.925613
W11	0.090954	Y3(入力 3)	0.144932
W12	-0.934123	Y3(入力 4)	0.394167
W13	0.485537	X1(入力 1)	0.978872
W21	-0.699239	X1(入力 2)	-2.158521
W22	0.143363	X1(入力 3)	0.273010
W23	-0.710559	X1(入力 4)	1.608046
W31	1.518024	X2(入力 1)	-0.282148
W32	-1.412189	X2(入力 2)	-1.736367
W33	0.274026	X2(入力 3)	1.504746
Y1(入力 1)	-0.528855	X2(入力 4)	0.295458
Y1(入力 2)	0.356242	X3(入力 1)	0.288434
Y1(入力 3)	-0.471725	X3(入力 2)	0.346683
Y1(入力 4)	-0.301520	X3(入力 3)	0.310434
Y2(入力 1)	1.441396	X3(入力 4)	1.511223

なお、(2)式では a1~a2 が入力となっているが今回のプログラムでは別個に入力値を付加し、a1~a2 は EP によりコントロールしている。

6. おわりに

本研究では時刻を固定して、カオスニューラルネットワークの学習を設定した。実験からパーセプトロン(2 層バックプロパゲーションニューラルネットワーク)で実現できない EX-OR を 3 素子のカオスニューロで実現可能なことが示された。今後、ネットワークに時系列を導入し時刻により変化する入力に対するネットワークの応答について研究する。

参考文献

- 1) 合原一幸 編著, : “カオス カオス理論の基礎と応用”, サイエンス社, 1990
- 2) Philip D. Wasserman 著, : 嘉数侑昇, 古川正志, 森川一訳”ニューラル・コンピューティング上級編”, 森北出版株式会社
- 3) David B. Fogel : “Asymptotic Convergence Properties of Genetic Algorithms and Evolutionary Programming : Analysis and Experiments”, Cybernetics and Systems: An International Journal, Vol. 25, pp. 389-407, 1994.