

μ BRAIN : コネクショニスト AI システム

2W-8

- 状態ユニットを持ったニューラルネットワークによる時系列情報の処理 -

古谷立美* 小柳健治** 国分明男*
 *電子技術総合研究所 **相模工業大学

1. はじめに

筆者らは、コネクショニスト AI システム μ BRAIN の開発を行っている [1] [2]。 μ BRAIN の目的は、コネクショニストアプローチと従来の AI アプローチを統合する知能システムの実現であり、その中核となるのが状態ユニットを用いた状態及び時系列データの処理である。本論文では、状態ユニットを持ったニューラルネットワーク (以下 NN と略) の 2 つの時系列情報処理の形態を示す。

2. プロダクションシステムと学習

プロダクションシステムは、if_then_ルールを蓄えるプロダクションメモリとワーキングメモリより成り、人間の認知活動のモデルと考えられている。NN によるプロダクションシステムの実現は、プロダクションメモリを NN で、ワーキングメモリを状態ユニットで置き換えることにより可能である。特に、NN を用いたプロダクションシステムでは、ルールのパーシャルマッチが行われるため、柔軟な推論が自然に行われる。本節では、NN を用いてプロダクションシステムの基本部分を実現し、その学習効果を検討する。ここで扱う例は動物の行動をシミュレートするものである。動物は 3 つの状態 (空腹度、逃げる、餌を捕らえる) ユニットを持ち、外部から入力される 2 つの事実 (敵との距離、餌の位置) と照合を取りながら生き延びるものである。図 1 は、ネットワークの構成であり、行動と次の状態を決める NN と、状態を保持する状態ユニットより成る。このネットワークでは外部から与えられる状況が同じでも、内部状態が異なると行動が異なる様子をシミュレート出来る。本実験では、初め簡単な if_then_ルールだけをバックプロパゲーションで NN に学習させておき、その後実際に敵や餌を登場させて行動の決定をおこなわせ、うまくいった場合はそれをネットワークに再学習させるということを繰り返し能力を高めた。図 2 は、経験を積んだ動物が賢くなり長生きする様子を示したものである。又、同図には NN を用いずに動物を酔歩させた時の値も示しているが、経験度が少な過ぎた場合には酔歩よりも結果が劣る場合も有ることが分かる。この結果、図 1 の枠組みでかなり人間の直観に近い結果が得られることが分かる。

3. 時系列データの認識

状態ユニットを持った NN に時系列データの認識を

学習させた。ここで実現する機能は、n 種類の文字列を識別するものである。ただし、文字列の一部に誤字脱字、余計な字、が有ったりしても正しく認識して欲しい。図 3 は、このための NN であり、1 つの 3 層ネットワークと 2 種類の状態ユニット群よりなる。状態ユニット群 1 (SU1) の各ユニットは各文字列に対応付けられ、状態ユニット群 2 (SU2) の各ユニットは文字列中の文字番号に対応付けられている。今回の実験は、5 種類の文字列 (ishii, ioka, ichihara, sasaki, satou) の認識を試みた。入力には、5 種類の内のいずれかの文字列が 1 文字ずつシーケンシャルに与えられる。もちろん、誤字、脱字、余計な字が含まれる場合もある。SU1 の各ユニットは、それぞれ各文字列に対応し、その活性値が文字列の確からしさを表す。SU2 の各ユニットは入力に与えられる文字が、何文字目かを示す。すなわち、SU2 のユニットは左から順に、1 文字目、2 文字目、... と割り当てられ、その活性値が、入力される文字の番号の確からしさを示す。SU2 の文字番号を確からしさを表すのは、脱字や、余計な字が有る可能性が有るため、入力される字が一意に何文字目と決められないためである。以上の機能を実現するための学習は、3 層ネットワークに対し、バックプロパゲーションで行った。学習入出力パターンは、上記 5 種類の文字列についてそれぞれ、入力文字、文字番号、文字列の活性値を入力パターンとし、次の状態を出力パターンとしている。表 1 はその一部で、(i) は、入力に i が与えられ SU1 の 1 (1 文字目) が "1" なら、SU1 の 1、2、3 ユニット (ishii, ioka, ichihara) を "1" に活性化し、SU2 の 1、2、3 ユニットをそれぞれ 0.5, 1.0, 0.5 に活性化するように指定している。表 1 の (ii) は、SU1 の 2 ユニット目が "1" で、SU2 の 2 が "1" で o が入力されたら、SU1 の 2 を "1" にし、SU2 の 2、3、4 ユニットを 0.5, 1.0, 0.5 にするように指定している。SU2 をこの様にするのは、脱字や余計な字が有ってもよいように、前後の文字番号に冗長度を持たせるためである。図 4 は、このネットワークに様々な文字列を入力した時の SU1 の各ユニットの活性値の推移を求めたのものである。図 4 (a) は、ネットワーク学習に用いた、ishii を入力した時の SU1 の活性値の変化を示している。(b) は、学習していない誤字を含むパターン (ishihara) を入力した時の SU1 のユニットの活性値を示している。(c) は、脱字のある文字列 (asaki) を入力した時の結果である。この結果図 3 のネットワークが時系列データを柔軟に認識していることが分かる。

μ BRAIN: A Connectionist AI System
 Tatsumi FURUYA Kenji KOYANAGI* Akio KOKUBU
 Electrotechnical Laboratory

*Sagami Institute of Technology

4. むすび

状態ユニットを用いた2つの応用を示した。この結果は共に、人間の認知過程と似ている様に思える。今後、学習パターンを変えたり、状態ユニットに活性値の減衰項を導入しシステムの振舞いを見てみたいと思っている。最後に本研究の機会を与えられた棟上情報アーキテクチャ部長に感謝の意を表します。

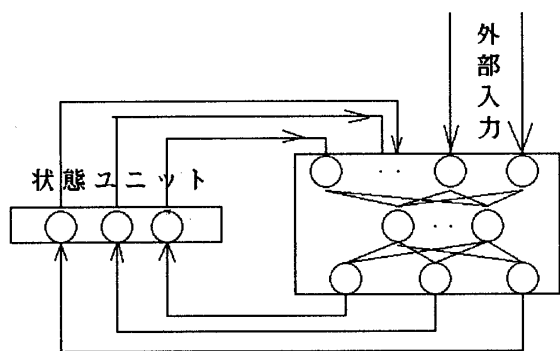


図1 動物の行動モデル

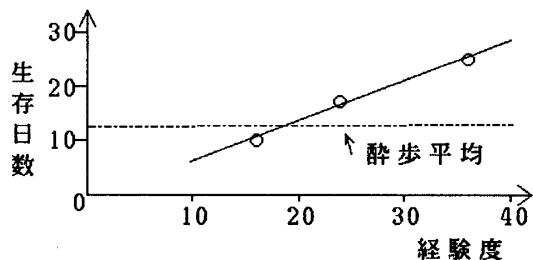


図2 学習の効果

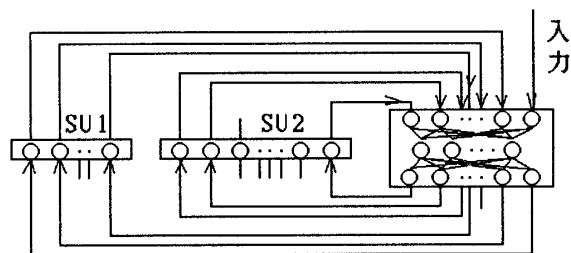
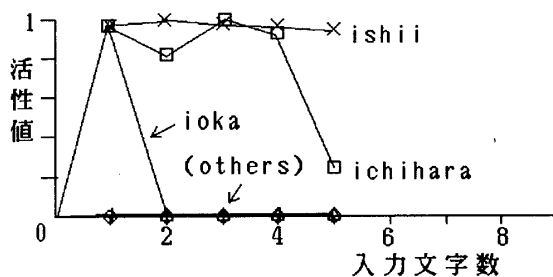


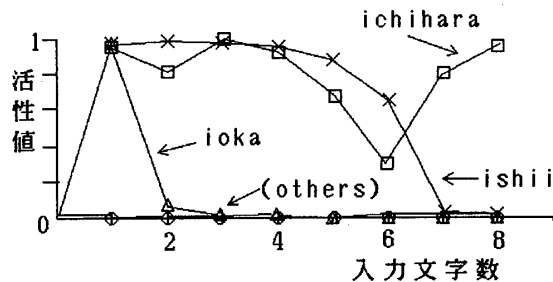
図3 時系列データの認識

文献

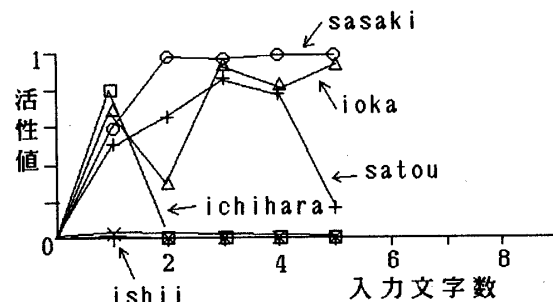
- [1] 古谷他、"μBRAIN:知能体実現のための構造化ニューラルネットワーク"、信学技報MBE 88-8 0,1988-11.
- [2] 古谷他、"NFS:ニューラルネットワークを用いたファジィ推論システム"、情報処理学会論文誌Vol.30, No.6,1989-6.



(a) 入力がishiiの場合



(b) 入力がishiharaの場合



(c) 入力がasakiの場合
図4 SU1の活性値の変化

表1 学習パターン

入力パターン				出力パターン									
	入力文字	文字列候補	現文字番号	新文字列候補	新文字番号								
		1 2 3 4 5	1 2 3 4 5 6 7 8 9	1 2 3 4 5	1	2	3	4	5	6	7	8	9
(i)	i	0 0 0 0 0	1 0 0 0 0 0 0 0 0	1 1 1 0 0	0.5	1.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
(ii)	o	0 1 0 0 0	0 1 0 0 0 0 0 0 0	0 1 0 0 0	0.0	0.5	1.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
:	:	:	:	:	:								