

[Original article]

(2006年8月16日 Accepted)

## パターン分析型連想メモリ

時田 洋輔<sup>1</sup>, 三好 弘太郎<sup>2</sup>, 横井 博一<sup>3</sup>

- 1) 早稲田大学・理工学総合研究センター, 2) 船井電機株式会社,  
3) 九州工業大学大学院・生命体工学研究科

**要約:** 従来の連想メモリは、パターンのみで連合を実現している。そのため、記憶容量が小さいことと耐雑音能力が低いという問題点がある。そこで本論文では、連合過程においてパターンだけではなくその分析情報をも用いるパターン分析型連想メモリを提案し、計算機実験により記憶容量と耐雑音能力について階層型の連想メモリと比較し、提案連想メモリの有効性を検討することを目的とした。提案連想メモリでは、連合する二つのパターンそれぞれに関する恒等写像を別々の砂時計型ニューラルネットワークに学習させ、それぞれのパターンを記録しておく。この記録過程で得られた分析情報は連合過程で用いる。計算機実験では、提案連想メモリと改良型階層型連想メモリそれぞれに英大文字パターンの対を26個および52個を連合させた。記録パターンと同じキーパターンをそれぞれの連想メモリに入力した結果、連合させたパターン対の数が52個の場合には、提案連想メモリの方がパターン想起確率が47.7%、要素想起確率が0.2%高くなることが示された。一方、記録パターンに40%の雑音を含ませたキーパターンを入力した結果、提案連想メモリの方がパターン想起確率が20%、要素想起確率が3.7%高くなることが示された。以上のことから、提案連想メモリの有効性が確認された。

**キーワード:** 連想メモリ, パターン分析, 砂時計型ニューラルネットワーク, 記憶容量, 耐雑音能力

## A Pattern Analysis-type Associative Memory

Yosuke TOKITA<sup>1</sup>, Kotaro MIYOSHI<sup>2</sup>, Hirokazu YOKOI<sup>3</sup>

- 1) *Advanced Research Institute for Science and Engineering, Waseda University*  
2) *FUNAI ELECTRIC CO., LTD.*  
3) *Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology*

**Abstract:** Only a pair of patterns are associated with each other for the conventional associative memories. Therefore, those memories have such problems that memory capacity is small and noise tolerance is low. The aim of this paper is to propose a pattern analysis-type associative memory that not only a pair of patterns but also their analyzed information are associated with one another. To examine the effectiveness of the proposed associative memory, computer simulation was performed on memory capacity and noise tolerance. As a result, it was confirmed that memory capacity and noise tolerance of the proposed associative memory were higher than an improved layered-type associative memory.

**Keywords:** *Associative memory, Pattern analysis, Sand-type neural network, Memory capacity, Noise tolerance*

---

Hirokazu YOKOI  
Hibikino 2-4, Wakamatsu, Kitakyushu, 808-0196, Japan  
Phone: +81-93-695-6045, Fax: +81-93-695-6045, E-mail:yokoi@life.kyutech.ac.jp

## 1. はじめに

人間は思考過程において連想を多く用いている。連想とは、長期記憶の中で概念やイメージが互いに連合し、一方の概念あるいはイメージが与えられた時に、もう一方の概念あるいはイメージが想起されることをいう。現在、このような連想をモデル化した連想メモリの研究が盛んである。初期の連想メモリは概念やイメージをパターンで表し、概念やイメージ間の連合をパターン間の相関行列によって実現するものが一般的であった。このような連想メモリとして、Associatron[1], Hopfield 型連想メモリ [2], [3], Human Associative Processor [4], 双方向連想メモリ [5], 多方向連想メモリ(Multidirectional Associative Memory: MAM)[6]などが提案されている。

これらは相関行列を用いているため、第1に記憶容量が極めて小さい。第2に、入力するキーパターンに雑音が含まれている場合、想起能力が著しく低下する。この第2の問題点を解決するために、雑音を除去する砂時計型ニューラルネットワークを MAM に付加した、改良型多方向連想メモリ(Improved Multidirectional Associative Memory: IMAM)が提案された[7]。一方、第1の問題点を解決するため、相関行列の代わりに階層型ニューラルネットワークを用いて連合を実現する階層型の連想メモリが提案された[8] - [10]。本論文では、このような連想メモリを総称して階層型連想メモリ(Layered-type Associative Memory: LAM)と呼ぶ。しかし、この場合でも記憶容量はまだ十分でない。なぜなら、階層型ニューラルネットワークの学習能力は期待したほど高くないからである。筆者の一人は、階層型ニューラルネットワークの学習能力を向上させる一つの方法として、各層間に介在素子を付加することを提案している[11] - [14]。したがって、介在素子を付加した階層型連想メモリ(Layered-type Associative Memory with Intermediate Elements: LAMI)は、大きい記憶容量を持つことが期待される。

ところで、人間の思考過程においては、情報はそのままの形ではなく、何度も分析されて利用される。思考過程で重要な役割を演ずる連想においても、分析が基礎過程として関与し、分析過程で得られる情報が連想過程で積極的に用いられると考えられる。すなわち、概念やイメージだけでなく、概念やイメージに含まれる下位の情報をも連合に含められ、想起時にそれら

べてが利用されるものと推測される。その結果、高い記憶容量と耐雑音能力、また高度な連想機能が実現されると思われる。連想メモリにおいて分析過程を取り入れる方法としては、砂時計型ニューラルネットワークを利用することが一つ考えられる。上木らは、5層の砂時計型ニューラルネットワークに、顔表情に関する恒等写像を学習させることにより、中間層で表情の分析が可能であることを示した[15]。したがって、連想メモリにおいてパターンの分析を行い、分析情報を利用するためには、連合させる二つのパターンそれぞれについて、それらに対応する恒等写像をあらかじめ別々の砂時計型ニューラルネットワークに学習させておけばよい。このようにして二つのネットワークそれぞれにパターンを記録した後、記録したパターンをそれらのネットワークに入力すれば、ネットワークの中間層から、入力パターンの分析情報が得られ、連合や想起過程で利用することが可能となる。

そこで本論文では、砂時計型ニューラルネットワークを付加することにより、入力パターンに含まれる雑音の除去だけではなく、入力パターンの分析が行えるパターン分析型連想メモリ(Pattern Analysis-type Associative Memory: PATAM)[16], [17]を提案する。なお、PATAM で用いるすべてのニューラルネットワークには層間に介在素子を付加する。次に、計算機実験により記憶容量と耐雑音能力について改良型 LAMI(Improved LAMI: ILAMI)と比較し、PATAM において分析情報を用いることの有効性を検討する。以上を本論文の目的とする。なお、ILAMI は、IMAM と同じ構造をしているが、砂時計型ニューラルネットワークの各層間に介在素子を付加させ、さらに相関行列の部分に LAMI に置き換えた連想メモリである。

本論文では、2. で提案連想メモリ PATAM の構成および連想過程についてまず述べる。次に、3. で計算機実験により ILAMI との比較を行い、PATAM の有効性について検討する。最後に、4. で本論文をまとめる。

## 2. 提案連想メモリ PATAM

### 2.1 全体の構成

#### 2.1.1 記録部

提案する PATAM は、記録部1と2、連合部、および再構成部の四つの部分から成る。それぞれの記録部

には、図1に示すように5層の砂時計型ニューラルネットワークを用いる。入力層と出力層の素子数は等しくなっており、第2層と第4層の素子数は入出力層より多く、第3層については他の層に比べて素子数を極めて少なくしている。ネットワークの学習能力を高めるために各層間に介在素子を付加している。図中の大きい丸で表わされた各層の素子は、一般に用いられる基本学習しきい素子[18]である。小さい黒丸で表わされた各層間の介在素子には、ネットワークの学習能力が最も高くなることが示されている基本学習距離素子を用いる[18]。この素子の入出力関係は、式(1)と(2)で表される。

$$\mathbf{u}^{(\tau)} = \|\mathbf{W}^{(\tau)} - \mathbf{X}^{(\tau)}\| \quad (1)$$

$$\mathbf{z}^{(\tau)} = \exp\left[-\left(\rho^{(\tau)} \mathbf{u}^{(\tau)}\right)^2\right] \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{W}$ は基準ベクトル、 $\mathbf{X}$ は入力ベクトル、 $\rho$ は選択度、 $\tau$ は離散時間である。ただし、本論文では選択度は固定とする。

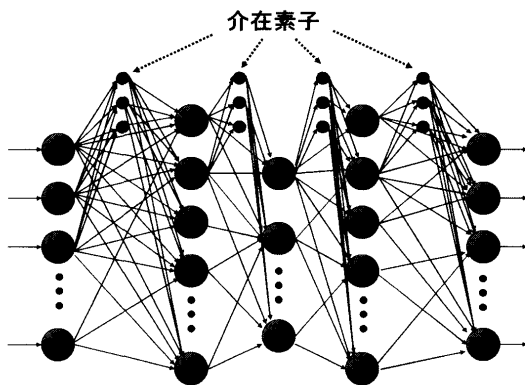


図1 記録部に用いる砂時計型ニューラルネットワーク

図1のネットワークに、入力パターンに関する恒等写像を学習させる。すなわち、入力パターンを入力すると同時にそれを教師として出力層に与えて学習させる。こうしてネットワークに入力パターンの記録を行う。したがって、このネットワーク自体、一種の自己想起方式の連想メモリと考えられる。学習において修正されるパラメータは、各層における各素子の結合荷重としきい値、介在素子の基準ベクトルの各成分である。学習則は、出力層の各素子の出力信号と教師信号の誤差2乗和を評価関数とし、勾配降下法によって導出している[14]。

学習後、このネットワークにパターンを入力すると、第2層と第3層の素子から入力パターンの分析情報が

得られる。この分析情報は、入力パターンと共に記録部の出力として連合部に送られ、連合部での連合に用いられる。

なお、砂時計型ニューラルネットワークは、記録したパターンそのものではなく、それに似たパターンやその一部が欠けたパターンを入力しても、記録パターンが出力される。したがって、このネットワークは入力パターンの修復や復元にも役立つ。また、入力した記録パターンに雑音が多少含まれていても、その雑音が除去されて出力される。したがって、IMAMで用いられたように、連想メモリの雑音耐性を高めることにも役立つ。

## 2.1.2 連合部

連合部には、図2に示すように3層の階層型ニューラルネットワークを用いる。記録部と同様、各層には基本学習しきい素子を、ネットワークの学習能力を高めるための介在素子には基本学習距離素子を用いる。

図2のネットワークに、記録部1の出力を入力すると同時に、記録部2の出力を教師として出力層に与えて学習させる。こうして記録部1と2の出力をネットワーク上で連合させる。したがって、このネットワーク自体、一種の相互想起方式の連想メモリと考えられる。ただし、記録部1と2の出力には、それぞれの記録部に記録されたパターンだけでなく、その分析情報も含まれている。そのため、連合部ではパターンのみを連合するのではなく、一方の分析情報ともう一方のパターン、一方のパターンともう一方の分析情報等、複数の情報の複合的な連合を実現することになる。なお、学習において修正されるパラメータと学習則は、記録部の砂時計型ニューラルネットワークと同じである。

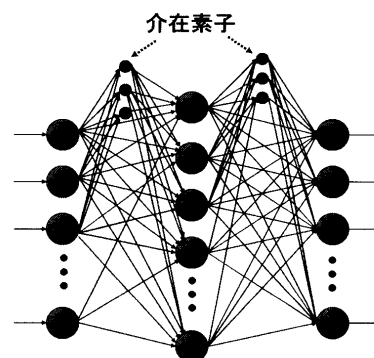


図2 連合部に用いる階層型ニューラルネットワーク

学習後、このネットワークに、記録部1の出力を入力すると、連合させたもう一方のパターンとその分析情報が出力される。この出力は、再構成部に送られ、再構成部での連合に用いられる。

### 2.1.3 再構成部

再構成部には、連合部と同じ階層型ニューラルネットワークを用いる。このネットワークに、連合部の出力を入力すると同時に、記録部2に入力したのと同じパターンを教師として出力層に与えて学習させる。こうして連合部の出力と記録部2への入力パターンをネットワーク上で連合させる。連合部の出力は、記録部2への入力パターンとその分析情報から成る。したがって、再構成部では記録部2への入力パターンとその分析情報に対して、記録部2への入力パターンを連合させることになる。なお、学習において修正されるパラメータと学習則は、連合部のニューラルネットワークと同じである。

学習後、このネットワークに、連合部の出力を入力すると、これと連合させたパターンが出力され、想起が行われる。なお、連合部の出力が、記録部2への入力パターンおよびその分析情報と多少異なっていたとしても、それを再構成部に入力した時、記録部2への入力パターンが出力される。すなわち、再構成部で回復可能である。

## 2.2 連想過程

### 2.2.1 記録過程

PATAMにおける連想過程は、図3から図5に示すように記録過程、連合過程、想起過程の三つに分けることができる。本論文では、連想メモリ上で連合させる二つのパターンをプロトタイプパターン1とプロトタイプパターン2と呼ぶ。また、連合が完了した後、想起過程で連想メモリに入力されるパターンをキーパターン、出力されるパターンを想起パターンと呼ぶ。

まず、プロトタイプパターン1とプロトタイプパターン2の対を複数用意する。記録過程では、図3に示すように2.1.1で示した方法にしたがって、プロトタイプパターン1を記録部1の砂時計型ニューラルネットワーク1に、プロトタイプパターン2を記録部2の砂時計型ニューラルネットワーク2に順番に提示してそれぞれ学習させる。こうしてプロトタイプパターン

1と2を記録する。

### 2.2.2 連合過程

連合過程は、図4に示すように連合部での連合と再構成部での連合の二つの段階がある。第1段階では、プロトタイプパターン1とその分析情報を連合部に入力すると同時に、プロトタイプパターン2とその分析情報を教師として、2.1.2で述べた方法にしたがって学習させる。こうして連合部での連合が実現される。

第2段階では、連合部の出力を再構成部に入力すると同時に、プロトタイプパターン2を教師として、2.1.3で述べた方法にしたがって学習させる。こうして再構成部での連合が実現される。

### 2.2.3 想起過程

想起過程では、図5に示すように、まず記録部1の砂時計型ニューラルネットワーク1にキーパターンを入力する。この時の出力をもう一度ネットワークに入力する。これは、キーパターンの修復や復元、雑音の除去を行うと同時に、キーパターンの分析情報を抽出するためである。

次に、キーパターンとその分析情報を連合部へ入力すると、連合部からプロトタイプパターン2とその分析情報が出力される。これを再構成部へ入力すると、再構成部からプロトタイプパターン2が想起パターンとして出力される。

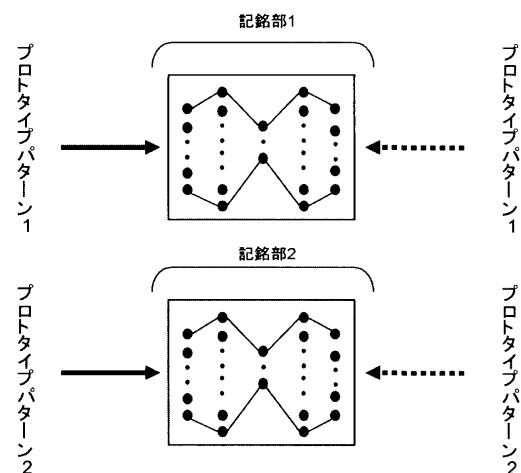


図3 記録過程

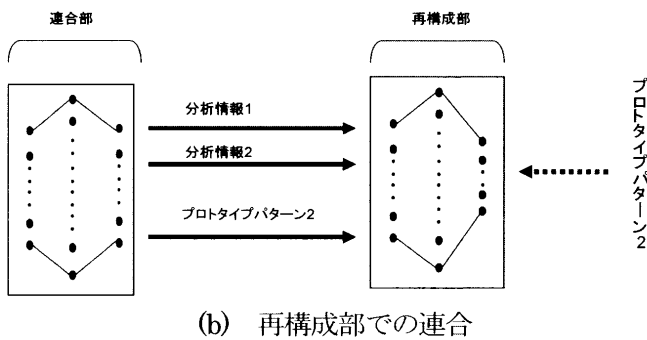
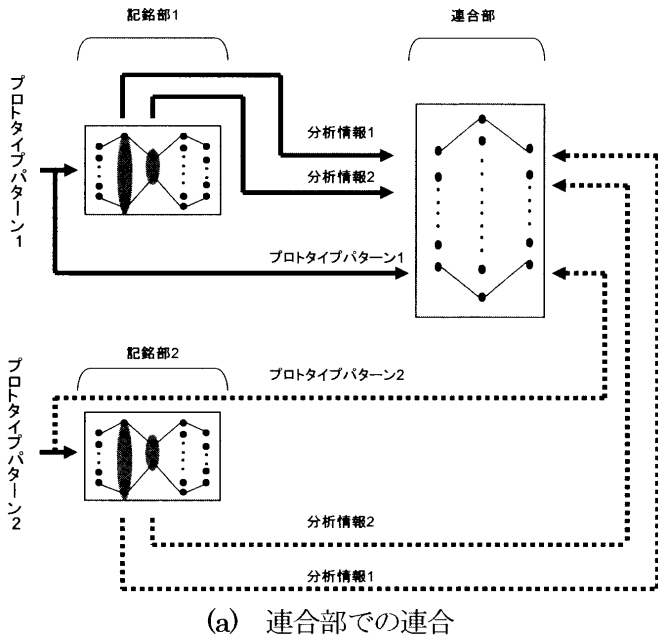
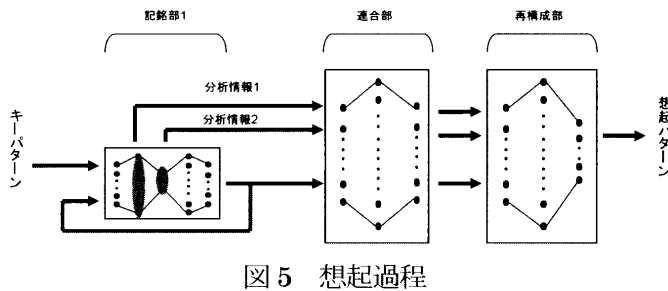


図4 連合過程



### 3. 計算機実験

#### 3.1 方法

2. では提案連想メモリ PATAM の全体の構成と連想過程について示した. ここでは, PATAM の記憶容量および耐雑音能力について検討するために, 計算機実験を行い, ILAMI と比較する.

PATAM における記録部の砂時計型ニューラルネットワーク 1 と 2 の素子数は共に, 入力層と出力層が

100, 第2層と第4層が 150, 第3層が 20, 各層間の介在素子は 10 とする. 連合部の階層型ニューラルネットワークの素子数は, 入力層と出力層が 270, 第2層が 300, 各層間の介在素子は 45 とする. 再構成部の階層型ニューラルネットワークの素子数は, 入力層が 270, 第2層が 300, 出力層が 100, 各層間の介在素子は 45 とする.

これと比較する ILAMI は, PATAM と全く同じ砂時計型ニューラルネットワークから成る二つの記録部と階層型ニューラルネットワークから成る連合部の三つの部分で構成される. 介在素子は PATAM と同様に基本学習距離素子を用いる. 2つの砂時計型ニューラルネットワークは PATAM と全く同じである. 連合を実現する階層型ニューラルネットワークの素子数は, 入力層と出力層が 100, 第2層が 300, 各層間の介在素子は 45 とする.

計算機実験で用いるプロトタイプパターンは, 図6に示すような英大文字パターンである. 連合させるパターン対の数は 26 個および 52 個の 2 通りとする. 前者の場合には英大文字パターンの対とし, 後者の場合には, 前者の場合のパターン対に, 変形した英大文字パターンの対を 26 個加える. 各パターンは 10×10 のドットパターンであり, 白いドット部分を-1, 黒いドット部分を+1 として, 100 次元のベクトルで表わす. なお, パターン対の組合せは, パターン対の数がいずれの場合も, 図7に示すように 10 種類用意する.

このようなプロトタイプパターン対を PATAM と ILAMI それぞれに記録し, 連合する. 両者とも記録過程は全く同じである. 連合部の連合過程についても, 分析情報を用いているかどうかの点を除けば, 全く同じである. なお, PATAM も ILAMI も, 想起能力を上げるため, 記録部 1 と 2 から出力されるパターンの

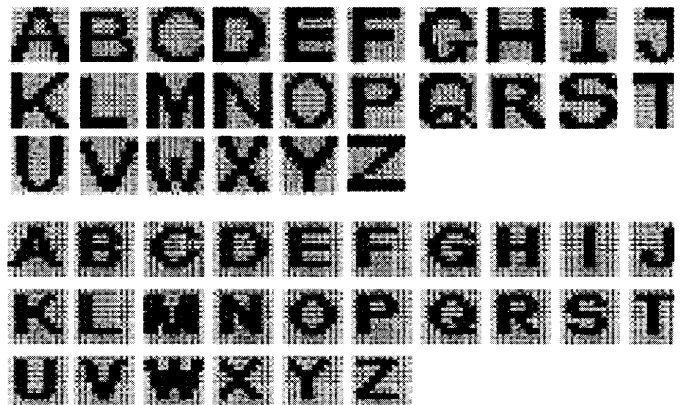


図6 計算機実験で用いるプロトタイプパターン

組合せ 1 : (A, Z), (B, A), ..., (Y, X), (Z, Y)  
 組合せ 2 : (B, Y), (C, Z), ..., (Z, W), (A, X)  
 組合せ 3 : (C, X), (D, Y), ..., (A, V), (B, W)  
 ...  
 組合せ 10 : (J, Q), (K, R), ..., (H, O), (I, P)

図 7 プロトタイプパターン対の組合せの種類

各成分の値が正の場合は+1, 負の場合は-1とし, これを連合部での連合過程に用いる. また, 連合部の出力パターンについても同様に, 分析情報以外の成分は, +1 か -1 のいずれかに変換する. これを PATAM では再構成部での連合過程に用いる. 想起過程においても同様の変換を行う.

ニューラルネットワークの学習においては, すべてのニューラルネットワークに含まれる介在素子の選択度  $\rho$  を 1 とし, ネットワークのパラメータである結合荷重, 基準ベクトルの成分およびしきい値の初期値は -0.3 から +0.3 の範囲の一樣乱数によって与える. 学習サイクルは 30000 サイクルとする. 各ニューラルネットワークの学習定数  $\alpha$  の最適値を求めるために,  $\alpha$  を 0.0001 から 1 まで 97 通り変化させ, それぞれの場合について 30000 サイクル学習後の誤差 2 乗和を求める. ネットワークのパラメータの初期値を 3 回変えて同様なことを行い, それぞれの  $\alpha$  について, 30000 サイクル学習後における誤差 2 乗和の 3 回の平均が最小になる  $\alpha$  の値を求め, これを  $\alpha$  の最適値とみなす.

想起過程では, まず, 記憶容量について比較するため, 連合終了後の両連想メモリにプロトタイプパターンと同じキーパターンを入力する. 次に, 耐雑音能力について比較するために, プロトタイプパターンにランダムな雑音を含ませたキーパターンを作成し, プロトタイプパターン対 26 個が連合された両連想メモリに入力する. ここでランダムな雑音とは, ある確率でプロトタイプパターンのドットを反転させたものである. 雑音量は 5% から 40% まで 5% おきに変化させる. なお, ILAMI では, 最終的な想起パターンは, 記録部 2 からの出力であり, PATAM では再構成部の階層型ニューラルネットワークからの出力である. いずれの出力パターンも想起能力を上げるため, すべての成分を +1 か -1 のいずれかに変換する.

図 8 は雑音を含んだキーパターンの例を示す. キーパターンの雑音量を式(3)で定義する.

$$\text{雑音量} = (\text{反転させたドット数} / \text{パターンの次元}) \times 100[\%] \quad (3)$$

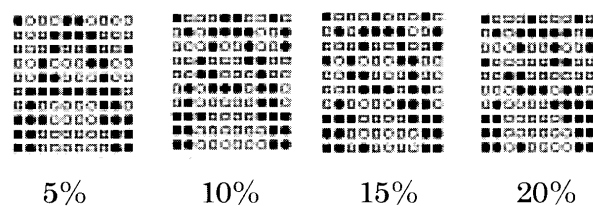


図 8 雑音を含んだキーパターンの例

両連想メモリの記憶容量および耐雑音能力を比較するための評価指標として, 要素想起確率  $P_E$  とパターン想起確率  $P_P$  を用いる. これらは, それぞれ式(4)および (5)によって定義される. パターンを完全に想起できたかを示すのはパターン想起確率である. しかし, この指標では, 正しく想起されなかったパターンにおいて 1 ドットの間違いも 50 ドットの間違いも同様の評価となる. そのため, より細かく評価する指標として要素想起確率も用いる. なお, 両想起確率とも, プロトタイプパターン対の 10 種類の組合せすべてについて計算し, その平均を求める.

$$P_E = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{m_k}{m_2} \times 100[\%] \quad (4)$$

$$P_P = \frac{n_c}{n} \times 100[\%] \quad (5)$$

ここで  $n$  は連合したプロトタイプパターン対の数,  $m_2$  はプロトタイプパターン 2 に含まれる要素の数,  $m_k$  は第  $k$  番目のプロトタイプパターン 2 に対応する想起パターンの中に含まれる正しく想起された要素の数,  $n_c$  は正しく想起された想起パターン数である.

### 3.2 結果と考察

PATAM の記録部 1 と 2, 連合部, および再構成部に用いられる各ニューラルネットワークの  $\alpha$  の最適値はそれぞれ 0.015, 0.024, 0.024 であった. また, ILAMI の 2 つの砂時計型ニューラルネットワークと連合を実現するニューラルネットワークの各  $\alpha$  の最適値は 0.015 と 0.033 であった.

表 1 は, 連合させたプロトタイプパターン対の数が 26 個の場合, 表 2 は, 連合させたプロトタイプパターン対の数が 52 個の場合に, それぞれ連合させたプロトタイプパターンと同じ 26 個と 52 個のキーパター

ンを PATAM と ILAMI に入力した時のパターン想起確率および要素想起確率を示す。前者の場合、2種類とも、パターン想起確率と要素想起確率は 100%であった。つまり、両連想メモリとも、連合させるパターン対の数をさらに大きくすることが可能である。後者の場合には、PATAM が同じく 100%であったのに対し、ILAMI はパターン想起確率が 67.7%、要素想起確率が 99.8%であった。パターン想起確率は PATAM の方が 47.7%高くなった。要素想起確率は PATAM の方が 0.2%高くなった。

以上の結果から、パターン対の増加とともに、両連想メモリの想起確率、特にパターン想起確率の差が大きくなることが示された。PATAM は、パターン対の数が 52 個でも 2 つの想起確率がともに 100%であるので、連合させるパターン対の数をさらに大きくすることが可能である。それに対し、ILAMI は、パターン対の数を 52 個よりも大きくしていくと、どちらの想起確率もさらにいっそう低下すると予想される。そのため、両連想メモリの想起確率の差はますます開くことになる。したがって、PATAM の方が記憶容量は大きいと言える。

表 1 連合させたパターン対の数が 26 の場合の 2 種類の連想メモリの想起確率の比較

連想メモリの種類	評価指標	
	パターン想起確率[%]	要素想起確率[%]
PATAM	100	100
ILAMI	100	100

表 2 連合させたパターン対の数が 52 の場合の 2 種類の連想メモリの想起確率の比較

連想メモリの種類	評価指標	
	パターン想起確率[%]	要素想起確率[%]
PATAM	100	100
ILAMI	67.7	99.8

図 9 は、連合させたパターン対の数が 26 の PATAM と ILAMI に、雑音を含むキーパターンを入力した時のパターン想起確率を示す。この図の横軸は雑音量、縦軸はパターン想起確率を示す。図 10 は同様に要素想起確率を示す。この図の横軸は雑音量、縦軸は要素想起確率を示す。雑音量が 40% の場合、パターン想起確率は PATAM の方が 20.3%高くなった。要素想起

確率は PATAM の方が 3.7%高くなった。また、両者の要素想起確率は雑音量 10%以上で差が広がった。さらに、PATAM の要素想起確率は、ILAMI に比べ緩やかに減少した。

以上の結果から、プロトタイプパターンに含ませる雑音量が増加するとともに、両連想メモリの想起確率の差が大きくなることが示された。両連想メモリの違いは、秒時計型ニューラルネットワークで得られた分析情報を連合に用いるかどうかとこの情報から再構成部でプロトタイプパターン 2 を再構成するかどうかである。以上より、分析情報を連合に用いた結果、連想メモリの耐雑音能力が向上したと結論づけられ、PATAM の有効性が確認された。

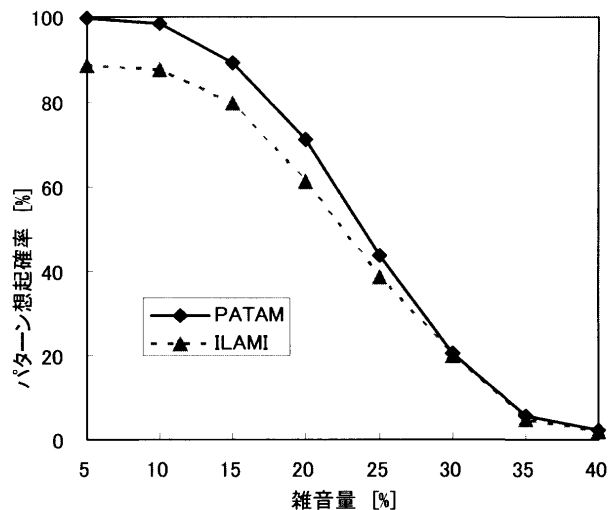


図 9 パターン想起確率の平均

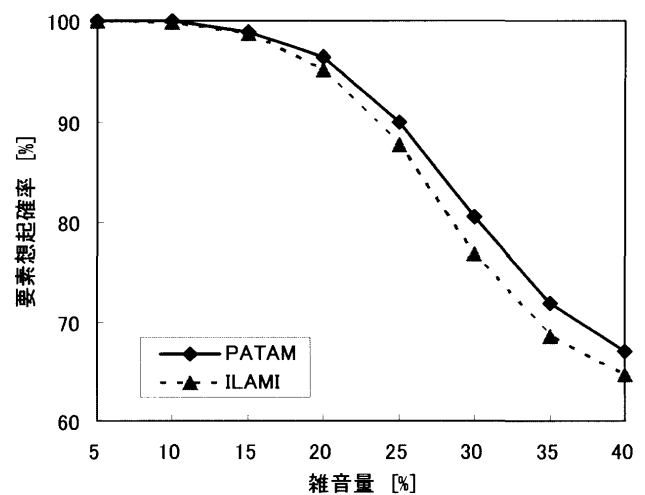


図 10 要素想起確率の平均

記憶容量と耐雑音能力がともに PATAM の方が高かった原因として、パターンのみでなく分析情報を用

いて複数の情報の複合的な連合を実現していることが大きな原因である。すなわち、連合するパターン対の数が大きくなっても、また、プロトタイプパターンに含まれる雑音量が多くなっても、想起過程で手がかりとなる情報が多いため正確な想起が可能となる。連合させるパターン対の数が 52 の場合、2 種類の連想メモリにプロトタイプパターンと同じキーパターンを入力したとき、両者の要素想起確率の差が比較的小さかったのは、連合させたパターン対が英大文字という単純なパターンであったためと考えられる。今後は、漢字などの複雑なパターンを用いることが必要である。

#### 4. むすび

本論文では、連合過程においてパターンだけではなくその分析情報をも用いるパターン分析型連想メモリ PATAM を提案した。計算機実験により ILAMI と記憶容量および耐雑音能力について比較し、PATAM の有効性を検討した。

PATAM は、記録部 1 と 2、連合部、再構成部の四つの部から成る。記録部 1 と 2 は、それぞれ各層間に介在素子を付加した 5 層の砂時計型ニューラルネットワークである。記録過程では、連合させる二つのパターンそれぞれに関する恒等写像をあらかじめ別々の砂時計型ニューラルネットワークに学習させ、それぞれのパターンを記録しておく。学習後に、これらのネットワークにパターンを入力すると、第 2 層と第 3 層の素子から入力パターンの分析情報が得られる。連合過程は、連合部での連合と再構成部での連合の二つの段階がある。これら 2 部は、各層間に介在素子を付加した 3 層の階層型ニューラルネットワークである。まず連合部で、記録部 1 の出力を入力すると同時に、記録部 2 の出力を教師として出力層に与えて学習させ、両者をネットワーク上で連合させる。すなわち、入力パターンだけでなく複数の情報の複合的な連合を実現する。次に、連合部の出力を再構成部に入力すると同時に、プロトタイプパターン 2 を教師として、再構成部での連合を実現する。

計算機実験により PATAM と ILAMI の記憶容量と耐雑音能力とを比較した。両者に連合させるパターン対の数は 26 と 52 の 2 通りとした。記憶容量について比較するために、それぞれに連合させたパターンと同じキーパターンを入力した。その結果、連合させたパ

ターン対の数が 26 の場合、両連想メモリのパターン想起確率と要素想起確率は共に 100%であった。パターン対の数が 52 の場合、PATAM はどちらの想起確率も同じく 100%であるのに対し、ILAMI は、PATAM より要素想起確率が 0.2%、パターン想起確率が 47.7% 低下した。すなわち、PATAM のほうが記憶容量は大きいことが示された。次に、耐雑音能力を比較するために、ランダムな雑音を含んだキーパターンを作成し、連合させたパターン対の数が 26 の両連想メモリに、このキーパターンを入力した。雑音量は 5% から 40% まで 5% おきに变化させ各プロトパターンに含ませた。雑音量 40% を含むキーパターンをそれぞれの連想メモリへ入力した結果、PATAM はパターン想起確率が 20.3%、要素想起確率が 3.7% 高くなることが示された。また、PATAM の要素想起確率は、ILAMI と比べ緩やかに減少した。両連想メモリは、砂時計型ニューラルネットワークで得られた分析情報を用いるかどうかだけが異なっているので、分析情報が連想メモリの耐雑音能力の向上に寄与することが示された。これにより、PATAM の有効性が確認された。

今後の課題は、連合させたパターン対が英大文字という単純なパターンであり、2 つの連想メモリの要素想起確率の差が比較的小さかったため、漢字などの複雑なパターンを用いることである。

#### 参考文献

- [1] Nakano, K. : Associatron—A model of associative memory, IEEE Trans. Syst. Man. & Cybern., Vol.SMC-2, No.3, pp.380 - 388, 1972
- [2] Hopfield, J.J. : Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. National Academy Sciences, Vol.79, pp.2554 - 2558, 1982
- [3] Hopfield, J.J. : Neurons with grabbed response have collective computational properties like those of two state neurons, Proc. National Academy Sciences, Vol.81, pp.3088 - 3092, 1982
- [4] Hirai, Y. : A model of human associative processor(HASP), IEEE Trans. Syst. Man. & Cybern., Vol.SMC-13, No.5, pp.851 - 857, 1983
- [5] Kosko, B. : Bidirectional associative memory, IEEE Trans. Syst. Man. & Cybern., Vol.18, No.1, pp.49 - 60, 1988



[6] Hagiwara, M. : Multidirectional associative memory, Proc. IEEE and INNS Int. J. Conf. Neural Networks, Vol.1, No.3, pp.3-6, 1990

[7] 服部元信, 萩原将文, 中川正雄 : 共通項を含む学習組に対する改良型多方向連想メモリ, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J77-D-II, No.3, pp.591-599, 1994

[8] 大隈智春, 梶浦正浩, 安西祐一郎 : 連想記憶のためのマルチモジュールニューラルネットワーク, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J75-D-II, No.11, pp.1948-1957, 1992

[9] 小澤誠一, 堤一義 : モジュール化ニューラルネットワークモデルの提案とその連想記憶能力の評価, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J77-D-II, No.6, pp.1135-1145, 1994

[10] 小林正樹, 服部元信, 山崎清明 : 隠れ層をもつ多方向連想メモリ, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J84-D-II, No.7, pp.1495-1502, 2001

[11] 横井博一, 木本智幸 : 介在素子を付加した階層型ニューラルネットワーク, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol.1, No.1, pp.87-98, 1999

[12] 猪平栄一, 横井博一 : 距離情報に基づく介在素子の付加による階層型ニューラルネットワークの学習能力の向上, 第20回ファジィシステムシンポジウム講演論文集(CD-ROM版), pp.9-12, 2004

[13] 猪平栄一, 横井博一 : 距離情報に基づく介在素子を持つ階層型ニューラルネットワーク, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol.7, No.1, pp.21-31, 2005

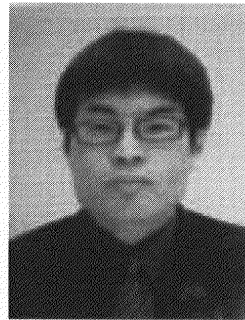
[14] Inohira, E., Yokoi, H. : Multilayer neural networks with adjustable intermediate elements, Biomedical Soft Computing and Human Science, (Accepted)

[15] 上木伸夫, 森島繁生, 山田寛, 原島博 : 多層ニューラルネットワークによって構成された感情空間に基づく表情の分析・合成システムの構築, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J77-D-II, No.3, pp.573-582, 1994

[16] 三好弘太郎, 時田洋輔, 横井博一 : パターン分析型連想メモリ, 第7回日本知能情報ファジィ学会九州支部学術講演会予稿集, pp.63-64, 2005

[17] 小川剛史, 時田洋輔, 横井博一 : パターン分析型連想メモリの改良, 第2回人工頭脳工学シンポジウム講演論文集, pp.60-61, 2006

[18] 横井博一, 染井陽介 : 並列分散処理ネットワーク用基本素子の比較, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol.1, No.1, pp.99-112, 1999



時田 洋輔 (ときた ようすけ)

現職 早稲田大学理工学総合研究センター  
研究員

略歴

平成14年3月, 九州工業大学大学院工学研究科電気工学専攻博士前期課程修了. 平成18年3月, 同大大学院生命体工学研究科生体機能専攻博士後期課程単位取得満期退学. 平成18年4月より現職. 現在に至る.

研究テーマ

ニューラルネットワーク, 連想メモリおよび知識処理に関する研究に従事.



三好 弘太郎 (みよし こうたろう)

現職 船井電機株式会社

略歴

平成18年3月, 同大大学院生命体工学研究科生体機能専攻博士前期課程修了. 平成18年4月より現職. 現在に至る.

研究テーマ

在学中, 短期記憶および連想メモリに関する研究に従事.



横井 博一 (よこい ひろかず)

現職 九州工業大学大学院生命体工学研究科生体機能専攻教授

略歴

昭和49年3月, 名古屋大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了. 昭和60年3月, 東京大学大学院医学系研究科第一基礎医学(生理学)専攻博士課程修了. 医学博士. 工学博士. 平成13年より現職. 現在に至る.

学会活動

日本知能情報ファジィ学会, 電子情報通信学会, バイオメディカル・ファジィ・システム学会, ヒューマンインタフェース学会, 日本動物心理学会の各会員.

研究テーマ

人間型コンピュータおよびヒューマノイドロボットの研究に従事.