

記憶容量の制約下での追加学習を目的とする新しい連想記憶システムの提案

芳澤 伸一[†] 道木 慎二[†] 大熊 繁[†]

A New Associative Memory System for Supplemental Learning under Restriction of Memory Capacity

Shinichi YOSHIZAWA[†], Shinji DOKI[†], and Shigeru OKUMA[†]

あらまし 記憶すべきパターンが事前に与えられない状況では、提示された入力パターンから逐次的に記憶学習する必要がある。そのため追加学習の問題が生じる。実装を考慮すれば、追加学習は記憶容量の制約を考慮する必要がある。筆者らは、記憶容量の制約下での追加学習を実現するため、記憶パターンの信頼度という尺度を導入したシステムを提案した。このシステムでは、記憶パターンの信頼度を入力パターンの提示回数で決定している。そのため、提示回数を重ねた場合、すべての記憶パターンに対する信頼度が増加し、新しい重要なパターンが記憶できないという問題が生じた。そこで本論文では、新たに、入力パターンの提示頻度を考慮した記憶パターンの信頼度を定義し、上記の問題を解決する。次に、記憶パターンの信頼度の特性を解析し、提案システムに用いるパラメータの設定指針を与える。更に、信頼度の特性が追加学習に有効に働くことを示す。

キーワード 連想記憶システム、逐次学習、ニューラルネットワーク、Oja 則、追加学習能力

1. ま え が き

記憶すべきパターンが事前に与えられない状況では、提示された入力パターンから逐次的に学習する必要がある。逐次学習を行う場合、今までに記憶されたパターンを保持しつつ、新たに重要なパターンを記憶するという追加学習能力が求められる [1], [2]。加えて、実装を考慮すれば、追加学習は記憶容量の制約を考慮する必要がある [3]。

記憶容量の制約下で追加学習を実現するため、記憶パターンの信頼度という尺度を導入したシステムが筆者らにより提案され、その有効性が示された [3]。このシステムでは、入力パターンの提示回数により決定された上記の尺度に基づき、記憶パターンの差別化を行う。そして、信頼度の低い記憶パターンを新たに入力された重要なパターンに置き換えて記憶することで、信頼度の高い記憶パターンを優先的に保持することが可能となり、記憶容量の制約下での追加学習の問題を解決している。しかし、このシステムにおいて、入力

パターンの提示を重ねた場合、提示頻度が少なく重要でない入力パターンに対しても、信頼度は単調増加していく。このため、最終的にすべての記憶パターンの信頼度が高くなってしまふ。その結果、記憶容量に空きがなくなり、新たな重要な入力パターンが提示されても、そのパターンを追加記憶できない状況に陥った。

そこで本論文では、入力パターンの提示回数ではなく、提示頻度に基づく記憶パターンの信頼度を新たに定義し、入力パターンの提示を続けた場合においても、適切な記憶を実現する連想記憶システムを提案する。次に、新たに定義した記憶パターンの信頼度の特性を解析し、記憶パターンの信頼度を求めるためのパラメータの設定指針を与える。更に、信頼度の特性が追加学習に有効に働くことをシミュレーションを用いて示す。

以下、2. で、本システムの有効性を明確にするため、文献 [3] で提案した連想記憶システムの概略を述べ、その問題点を明確にする。3. では、新しい連想記憶システムを提案する。そして、新しく定義した記憶パターンの信頼度の特性を解析し、パラメータ設定に関する検討を行う。更に、信頼度が追加学習能力の改善に有効に働くことを示す。4. では、追加学習能力に

[†] 名古屋大学大学院工学研究科, 名古屋市
Nagoya Univ. Grad. School of Eng., Furo-cho, Chikusa-ku,
Nagoya-shi, 464-8603 Japan

ついてシミュレーションを行い、本システムが有効に働くこと示す。5. はまとめである。

2. 提示回数によるシステムと問題点

従来の提示回数により決定される記憶パターンの信頼度を利用した連想記憶システム（以下、提示回数によるシステムと呼ぶ）の概要とそのシステムの問題点を述べる。

2.1 提示回数によるシステムのアルゴリズムの概要

提示回数によるシステムは、図 1 に示すように、入力層（input layer）、競合層（competitive layer）の 2 層の階層型ニューラルネットワークで構成する。そして、記憶処理と想起処理の 2 種類の処理モードが存在する。記憶処理では、提示回数により決定された記憶パターンの信頼度を用い、角度しきい値 θ_{max} を通して、入力パターンを記憶する層間重みを決定することで、追加学習性の問題を解決する。

2.1.1 記憶処理

2 段階の処理を繰り返すことで記憶処理を行う。第 1 段階では、記憶パターンの信頼度を用いて、入力パターンを記憶する層間重みを決定する。第 2 段階では、第 1 段階で決定した層間重みを更新し、入力パターンをシステムに記憶する。同時に記憶パターンの信頼度の更新を行う。

はじめに、入力パターンをベクトル表現し、ベクトルの大きさで正規化した入力パターンベクトル（input pattern vector） \vec{h}^0 を以下の式に従い入力層から競合層に伝搬する。

$$V_i^0 = h_i^0, V_j^1 = h_j^1 \quad (1)$$

$$h_j^1 = \sum_i W_{ji} V_i^0 \quad (i = 1, 2, \dots, n_0 \quad j = 1, 2, \dots, n_1) \quad (2)$$

ここで、 h_i は i ユニットの入力値、 V_j は j ユニットの出力値、肩の添字の 0, 1 はそれぞれ入力層、競合層を表し、 n_0, n_1 はそれぞれのユニット数を表す。また、 W_{ji} は入力層 i ユニットから競合層 j ユニットへの層間重みを表す。

第 1 段階として、入力パターンを記憶する層間重みを決定する。図 1 のように競合層ユニットに結合している層間重みを重みベクトル（weight vector）として表現する。各重みベクトルは角度しきい値 $\theta_{max,j}$ ($j = 1, 2, \dots, n_1$) をもち、しきい値内の入力パ

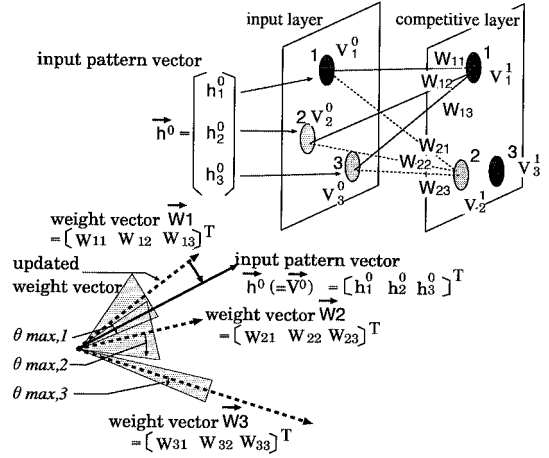


図 1 提示回数によるシステム ($n_0 = 3, n_1 = 3$)
Fig. 1 System based on presentation times.
($n_0 = 3, n_1 = 3$)

ターンベクトルを記憶することが可能であるとする。入力パターンを記憶する重みベクトル \vec{W}_j^* のことを更新重みベクトル（updated weight vector）と呼び、以下のアルゴリズムに従い決定する。

- (1) 入力パターンベクトル \vec{h}^0 との内積が最大である重みベクトル \vec{W}_j ($0 \leq j \leq n_1$) を選択する。
- (2) 入力パターンベクトル \vec{h}^0 と重みベクトル \vec{W}_j のなす角が角度しきい値 $\theta_{max,j}$ の範囲内であれば \vec{W}_j を更新重みベクトル \vec{W}_j^* とする。範囲外の場合はその重みベクトルを除いた重みベクトルの中で (1), (2) の操作を繰り返し、更新重みベクトルを決定する。図 1 の例では \vec{W}_1 が更新重みベクトルである。

ここで、追加学習の問題を解決するため、角度しきい値 $\theta_{max,j}$ ($j = 1, 2, \dots, n_1$) を図 2 に示すような、記憶パターンの信頼度 R_i ($i = 1, 2, \dots, n_1$) の関数とする。

重みベクトル \vec{W}_j ($j = 1, 2, \dots, n_1$) が表す記憶パターンの信頼度 R_j ($j = 1, 2, \dots, n_1$) は以下の式により計算される。

$$R_j = |\vec{W}_j| \quad (j = 1, 2, \dots, n_1) \quad (3)$$

すなわち、重みベクトルの大きさが記憶パターンの信頼度を表現する。

記憶パターンの信頼度が低いときに角度しきい値を大きくとり、記憶パターンの信頼度が高いときに角度しきい値を小さくとる。信頼度が高い記憶パターンは、信頼度が低い記憶パターンと比較して小さな角度しき

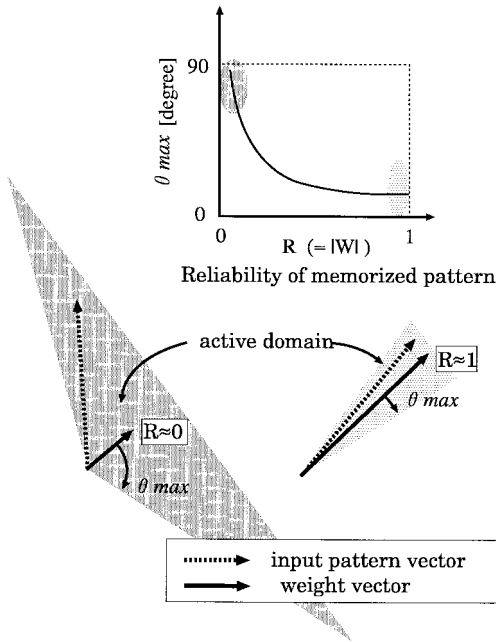


図2 記憶パターンの信頼度 R 角度しきい値 θ_{max}
 Fig.2 Reliability of memorized pattern R and threshold θ_{max} .

い値をもつため、新しい入力パターンに対して影響を受けにくくなり頑健になる。そして、信頼度が低い記憶パターンで新たに重要な入力パターンを記憶することとなり、追加学習の問題が解決される。

第2段階として、入力パターン \vec{h}^0 を更新重みベクトル \vec{W}_{j^*} に記憶すると同時に、記憶パターンの信頼度 R_{j^*} の更新を式 (4) により行う。Oja 則 [5], [6] を用いて、重みベクトルと入力パターンベクトルのなす角を記憶学習を行うごとに小さくし、入力パターンを更新重みベクトルに記憶する。すなわち、重みベクトルの向きで入力パターンを記憶する。

$$R_{j^*} = |\vec{W}_{j^*}|$$

$$= \sqrt{W_{j^*1}^2 + \dots + W_{j^*i}^2 + \dots + W_{j^*n_1}^2}$$

であり、変化分 ΔW_{j^*i} は

$$\Delta W_{j^*i} = \eta_1 V_{j^*}^1 (V_i^0 - V_{j^*}^1 W_{j^*i})$$

$$(i = 1, 2, \dots, n_0) \quad (4)$$

となる。ここで、 j^* は更新重みベクトルに結合している競合層ユニット番号であり、 η_1 は学習係数である。

文献 [3] の図 3 に示した実験結果より、重みベクトルの大きさは、重みベクトルが更新されるごとに増加

し、記憶パターンの信頼度 $R_j (j = 1, 2, \dots, n_1)$ は増加する。すなわち、記憶パターンの信頼度は、記憶パターンが表す入力パターンの提示回数に対応した値となる。

2.1.2 想起処理

記憶パターンの信頼度の尺度を利用することで、信頼度の高い記憶パターンを優先的に想起することが可能となる。具体的には、競合層で大きな出力値をもつユニット j^* を選択し、想起パターン y_i を以下の式に従い生成する。

$$y_i = W_{j^*i} \quad (i = 1, 2, \dots, n_0) \quad (5)$$

2.2 提示回数によるシステムの問題点

上記のシステムでは、入力パターンの提示回数で記憶パターンの信頼度を決定する。このため、入力パターンを繰り返し提示し続けた場合、提示頻度の少ない、システムの置かれた環境を余り反映しないと考えられる入力パターンに対しても、その記憶パターンの信頼度が単調増加し、最終的には高い信頼度をもつ記憶パターンとなる。その結果、すべての記憶パターンの信頼度が高くなり、新しい重要な入力パターンが提示されても、そのパターンを追加記憶できないという問題が生じる。記憶容量の制約下では、限られた記憶容量を効率良く利用することが重要となるため、上記の問題を解決することは極めて重要である。

3. 提案する連想記憶システム

前章で示した問題点を解決し、記憶容量の制約下での追加学習を実現するため、新しい連想記憶システムを提案する。

提案システムは、筆者らが先に提案した、提示回数によるシステムに改善を加えたものであり、入力パターンの提示回数に加え、提示頻度も考慮して記憶パターンの信頼度を定義する。また、新しく定義した記憶パターンの信頼度は、Oja 則を修正し決定するため、提示頻度に対して動的特性をもつ。ここで、動的特性とは、記憶パターンの信頼度が、過去に提示されたパターンの提示頻度に応じて、時間的に変化することを意味する。この特性を利用することで、現在の環境において提示頻度が等しく、現在の提示頻度からでは重要度の差別化を図ることが困難な入力パターンに対しても、過去の履歴から重要度の差別化が可能となる。そして、記憶容量の制約のもとで、重要度の高いパターンから優先的に記憶として保持することが可能

となり、追加学習能力の向上が図られる。

3.1 記憶パターンの信頼度の新しい定義

追加学習能力の改善を図るため、入力パターンの提示頻度を考慮して、記憶パターンの信頼度を新たに定義する。

提示回数によるシステムでは、記憶パターンの信頼度を式 (4) を用いて Oja 則により直接決定しているため、記憶パターンの信頼度が単調増加することが問題となり、追加学習能力が不十分であった。

そこで、提案システムでは、すべての重みベクトルに対して、入力パターンが提示されるごとに重みベクトルの大きさを一定量 R_{red} 減少させるという新たな処理を導入し、Oja 則を修正する。この処理により、記憶パターンの信頼度の単調増加を防ぎ、追加学習能力の改善が図られる。獲得された信頼度は、入力パターンの提示頻度を反映した値となる。

具体的には、記憶処理の第 2 段階での Oja 則での重みベクトルの更新式 (4) に加えて以下の処理を追加する。この処理は、入力パターンが提示されることに行う。

$$\vec{W}_j = \frac{|\vec{W}_j| - R_{red}}{|\vec{W}_j|} \vec{W}_j \quad (6)$$

$$\text{if } |\vec{W}_j| < R_{min}, \text{ then } \vec{W}_j = \frac{R_{min}}{|\vec{W}_j|} \vec{W}_j \quad (j = 1, 2, \dots, n_1) \quad (7)$$

ここで、 R_{red} は、入力パターンが 1 回提示されたときの重みベクトルの大きさ（記憶パターンの信頼度）の減少量であり、 R_{min} は重みベクトルの大きさ（記憶パターンの信頼度）の下限である。式 (6) により、入力パターンが提示されるごとに重みベクトルの大きさは減少する。そのため、更新重みベクトルに選択されない重みベクトルの大きさは、提示回数の増加に伴い減少し続け、下限値 R_{min} を下回ることになる。このとき、式 (7) により重みベクトルの大きさは下限値 R_{min} にセットされる。重みベクトルの大きさ（記憶パターンの信頼度）は、式 (4) による重みベクトルの大きさの増加の頻度と式 (6), (7) による重みベクトルの大きさの減少の頻度により決定される。

また、Oja 則の修正により、信頼度は提示頻度に対して動的特性をもつ。この特性は追加学習能力の改善に有効に働く。このことに関して、3.3 で詳細に述べる。

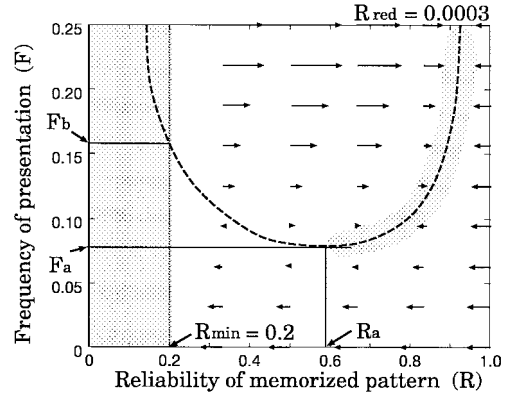


図 3 入力パターンの提示頻度 (F) と記憶パターンの信頼度 (R) の関係

Fig. 3 Relation between frequency of presentation of input pattern (F) and reliability of memorized pattern (R).

3.2 パラメータ R_{red} , R_{min} と角度しきい値 θ_{max} の決定方法

記憶パターンの信頼度の計算に用いるパラメータ R_{red} , R_{min} の意味と決定方法について述べ、次に、追加学習能力の改善に重要な役割を担う角度しきい値 θ_{max} の決定方法について述べる。

3.2.1 パラメータ R_{red} , R_{min} の決定方法

新たに定義した信頼度の動的特性を図 3 に示す。図 3 は、信頼度と提示頻度の関係を表し、 $R_{red} = 0.0003$ とした場合である。図中の矢印は、ある提示頻度をもつパターンにおける、記憶パターンの信頼度の増減を表す。矢印の長さは、入力パターンが 200 回提示されたときの信頼度の増減量である。図中の破線は、信頼度の増減の境界を表している。ただし、この図は、重みベクトルと入力パターンベクトルの向きをそろえて学習したときのものである。この動的特性を解析し、パラメータ R_{red} , R_{min} の設定指針を与える。

はじめに、パラメータ R_{red} の意味と決定方法について述べる。図 3 より、提示頻度が F_a 以下の入力パターンは、最終的に信頼度が下限値 R_{min} まで減少することがわかる。逆に、提示頻度が F_a 以上の入力パターンは、信頼度が R_a より高くなると、信頼度の流れの壁が存在するため、信頼度は R_a 以下には下がらず保持される。提示頻度 F_a はパラメータ R_{red} により決定されるため、 R_{red} は、記憶として保持するために必要な提示頻度の下限を決定するパラメータとなる。 R_{red} を変化したときの、信頼度と提示頻度の関

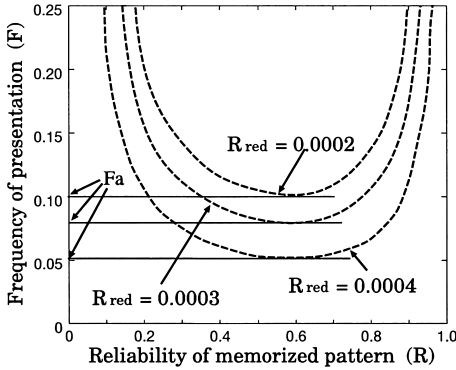


図4 パラメータ R_{red} と提示頻度 F_a の関係
Fig. 4 Relation between parameter R_{red} and frequency of presentation F_a .

係を図4に示す．図中の破線は信頼度の増減の境界を表す．図4より， R_{red} が大きいほど，グラフは上へ推移し F_a が大きくなる傾向があることがわかる．この傾向を利用して，適用対象の仕様に適した提示頻度 F_a を R_{red} を通して決定することが可能となる．本論文では， $R_{red} = 0.0003$ とした．

次に，パラメータ R_{min} の意味と決定方法について述べる． R_{min} は信頼度が増加するために必要な入力パターンの提示頻度の下限を決定するパラメータである．図3より，提示頻度が F_b 以下の入力パターンを記憶している記憶パターンの信頼度は増加しないことがわかる．すなわち， F_a は，信頼度を増加して記憶パターンの頑健性を増加するパターンと，ノイズパターンとみなして頑健性を低く維持するパターンとを区別する提示頻度を決定する．提示頻度 F_b は R_{min} により決定され，適用対象の仕様に合う F_b を決定することができる．本論文では， $R_{min} = 0.2$ とした．

上述の議論は，重みベクトルと入力パターンベクトルの向きを揃えた場合に対するものであるが，向きがそろっていない場合に対しても上述の考え方に従ってパラメータを決定すれば十分であることを以下に付け加える． R_{red} の決定について，次項で述べる角度しきい値の設定で， R_a のときの角度しきい値（分解能）を十分小さくするため，重みベクトルと入力パターンベクトルの向きはほとんどそろっており，上述の議論に対する影響は十分小さいと考えられる．また， R_{min} の決定について，重みベクトルと入力パターンベクトルの向きがそろっていない場合，図3のグラフは全体的に上昇する．そのため，向きがそろっていると仮定

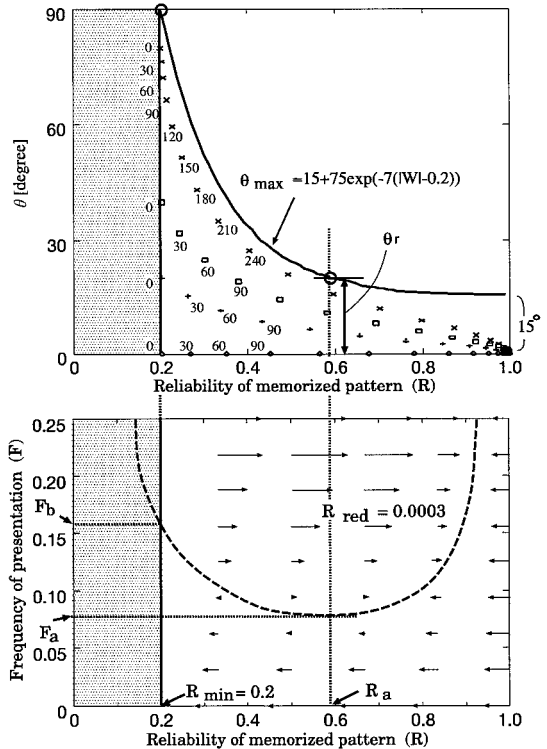


図5 角度しきい値 θ_{max} の決定
Fig. 5 Decision method of threshold θ_{max} .

して決定した F_b 以上の提示頻度の入力パターンに対して，信頼度が増加せず， F_b の意味が変わるように思える．しかし，学習回数を重ねると，重みベクトルと入力パターンベクトルの向きはそろうため，最終的には信頼度は増加し，図3が利用可能となる．

3.2.2 角度しきい値 θ_{max} の決定方法

角度しきい値は，信頼度と提示頻度の関係と，Oja則の性質を考慮することにより決定される．図5の上図に信頼度と角度しきい値の関係とOja則での学習結果を示し，図5の下図に信頼度と提示頻度の関係を並べて示す．Oja則の学習結果として，入力パターンベクトルと重みベクトルのなす角の初期値を $\theta_0 = 0, 20, 40, 80 [^\circ]$ とした場合の，学習回数に対する，重みベクトルの大きさ（信頼度）の変化と，入力パターンベクトルと重みベクトルのなす角の変化の関係を図示した．図中の数字は学習回数を表しており，30[回]ごとにプロットした．

はじめに，信頼度の最小値 $R_{min}(= 0.2)$ のときの角度しきい値を90度とする．これより，信頼度が低

くなった記憶パターンは、提示されたパターンすべてに反応することが可能となり、記憶容量を有効利用することが可能となる。

次に、信頼度 R_a のときの角度しきい値を、記憶パターンを区別するための分解能 θ_r に設定する。ここで分解能とは、区別せず同一のパターンとしてまとめて記憶する角度幅のことを意味する。 θ_r は適用対象に合わせて設定する。本論文では約 15 度とした。また、信頼度が R_a より大きい記憶パターンの角度しきい値を、分解能と同じ値として、 R_a 以上の信頼度に対して差別化を行わない。

最後に、 R_{min} と R_a の間の角度しきい値を Oja 則の性質を考慮して決定する。重みベクトルを更新するとき、重みベクトルの大きさが増加し角度しきい値が小さくなる。このとき、提示されているパターンを継続的に記憶できるように角度しきい値の減少量を十分小さくする。

本論文では角度しきい値を $\theta_{max} = 15 + 75 \exp(-7|W| - 0.2)$ とした。

提案システムでは、 R_{min} と R_a の間の信頼度を追加学習能力の改善のために利用する。

3.3 記憶パターンの信頼度の動的特性と追加学習能力

本節では、新しく定義した信頼度のもつ動的特性が追加学習能力の改善に有効に働くことを、シミュレーションにより具体的に示す。

シミュレーション条件として、初期重みベクトルを $|W| = 0.2$, 角度しきい値を $\theta_{max} = 15 + 75 \exp(-7|W| - 0.2)$ とし、 $R_{red} = 0.0003$, $R_{min} = 0.2$, $\eta_1 = 0.01$ とした。入力パターンを図 6 に示す。環境 1.1 と環境 1.2 の 2 種類の環境を用意し、学習回数が、 $N = 0 \sim 1500$ [step] のとき環境 1.1 を、 $N = 1500 \sim 10000$ [step] のとき環境 1.2 を提示した。図中の数字は入力パターンの提示頻度を表しており、例えば 60/110 は 110 回中 60 回そのパターンが提示されることを示す。図中の括弧の中の角度は、その入力パターン (D, E) と他の入力パターン (A, B, C) とのなす角であり、入力パターン D と A, B, C はなす角が 53 度で、入力パターン E と A, B, C はなす角が 71 度であることを示す。ここで、1 [step] とは、入力パターンが提示され、更新重みベクトルを決定し、式 (4), (6), (7) を用いて重みを更新する一連の操作のことをいう。入力パターンとして 15×15 次元 ($n_0 = 225$) のものを用いた。ドットが存在する画

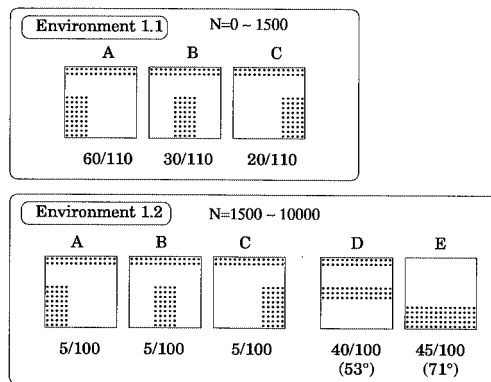


図 6 入力パターン：環境 1.1, 環境 1.2

Fig. 6 Input patterns: environment 1.1 and 1.2.

素の濃度値は 1, 存在しない画素の濃度値は 0 である。提示する入力パターンは、この提示頻度に従いランダムに選択することとする。記憶容量を $n_1 = 3$ とした。

環境 1.2 をみると、パターン D, E の提示頻度 (D: 40/100, E: 45/100) は他のパターンと比較して多く重要なパターンであることがわかる。したがって、環境 1.2 では、記憶容量 3 個のうち 2 個で、入力パターン D, E を記憶することは妥当である。ここで問題となるのが残り 1 個の記憶容量の利用方法である。パターン A, B, C はいずれも 5/100 と同じ提示頻度であるため、どのパターンを優先的に記憶すべきかを判断することは困難である。そこで、過去の環境 1.1 での提示頻度が重要となり、記憶パターンの信頼度の動的特性が重要となる。

図 7, 図 8 にシミュレーション結果を示す。図 7 に記憶パターンと信頼度 R の推移が示されている。各画素のドットの大きさは、重みベクトルの各成分の大きさを信頼度 R で正規化した値を表している。図 8 の上図に、学習回数に対する記憶パターンの信頼度の推移を示し、図 8 の下図に、学習回数に対する角度しきい値の変化を示す。図中の数字は記憶パターンの番号を示す。

はじめに、記憶パターンの信頼度の動的特性により、追加学習能力の改善が行われることを、シミュレーション結果を用いて示す。

図 7 より、環境 1.1 の $N = 1500$ [step] で 3 種類の入力パターン A, B, C が記憶パターンとして記憶されている。このとき、記憶パターンの信頼度は提示頻度を反映した値となり、提示頻度が多いほど高い信

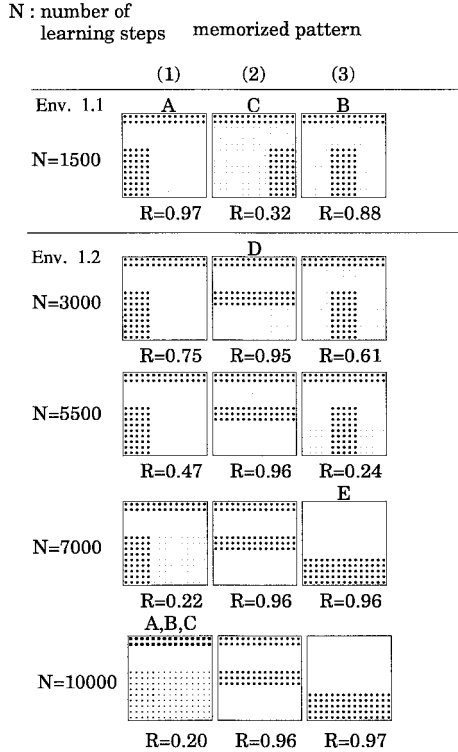


図7 記憶パターンの推移
Fig. 7 Memorized patterns.

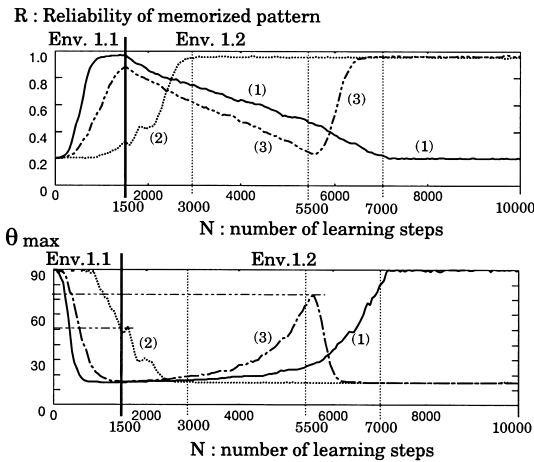


図8 記憶パターンの信頼度と角度しきい値 θ_{max} の変化
Fig. 8 Change of Reliability of memorized patterns and threshold θ_{max} .

信頼度となる．次に環境 1.2 へ移る． $N = 3000$ [step] で、記憶パターン (2) は、環境 1.1 での提示頻度が 1 番低い入力パターン C に代わり、環境 1.2 で提示頻

度の多い入力パターン D に置き換わっている．また、 $N = 7000$ [step] で、記憶パターン (3) は、環境 1.1 での提示頻度が 2 番目に低い入力パターン B に代わり、提示頻度の多い入力パターン E に置き換わっている．この現象は、新しく定義した信頼度のもつ動的特性により生じた結果である．このように、現在の環境からだけでは、その重要性が区別できない場合において、信頼度の動的特性より、過去の環境での提示頻度が利用可能となり、重要度の高いパターンが優先的に記憶として保持され、追加学習能力の向上が図られる．

次に、記憶パターンの信頼度の動的特性について図 8 の結果を用いて考察を行う．図 8 は、信頼度の動的特性により生じた結果である．

図 8 で、 $N = 1500$ [step] の環境 1.2 に変化したところをみると、提示頻度の少ない入力パターン C を記憶している記憶パターン (2) の信頼度は低く維持され、角度しきい値 θ_{max} は 53 度と大きくなっている．入力パターン C と新しく記憶する提示頻度の多い入力パターン D のなす角は 53 度であるため、信頼度の低い記憶パターン (2) で入力パターン D を記憶することが可能となり、記憶パターンの入替えが生じる．また、 $N = 5500$ [step] をみると、提示頻度の少なくなった入力パターン B を記憶している記憶パターン (3) の角度しきい値が 70 度近くまで上昇していることがわかる．角度しきい値が 71 度になった時点で記憶パターン (3) の入替えが生じ、入力パターン B に代わり提示頻度の多い入力パターン E が記憶される．また、学習回数が $N = 10000$ [step] と多くなった場合、環境 1.1 の影響力は小さくなるため、入力パターン A, B, C の重要度が等しくなる．この場合、記憶容量が残り一つという制約のもとでは、入力パターン A, B, C の共通特徴を抽出して記憶パターンとして残すことが妥当である．図 7 をみると、記憶パターン (1) で入力パターン A, B, C の共通特徴を記憶していることがわかる．式 (4) の学習係数 η_1 により、どれくらい以前の環境まで反映させるかを調節することが可能である．

最後に、信頼度のもつ動的特性の特徴をまとめ、追加学習能力の改善に有効に働くことを示す．

提案システムにおいて、追加学習能力の改善には R_{mim} と R_a の間の信頼度が重要となるため、上記の範囲について考える．図 3 より、記憶パターンの信頼度のもつ動的特性の特徴として、(1) 同じ信頼度するとき、提示頻度が多いパターンほど記憶パターンの信頼度の増加率が大きく (信頼度の減少率が小さく) な

ること、(2) 同じ提示頻度のとき、記憶パターンの信頼度が高いほど信頼度の増加率が大きく（信頼度の減少率が小さく）なること、(3) 信頼度が R_a 以上のパターンで、提示頻度 F_a 以上のパターンは、信頼度が R_a 以上に維持されること、(4) 提示頻度 F_b 以下のパターンに対して、信頼度が R_{min} と低く維持されること、が挙げられる。

特徴 (1), (2) について考察する。特徴 (1) より、信頼度が同じ記憶パターンに対して、提示頻度の大きさにより、信頼度の差を素早く大きくすることが可能となる。図 8 の上図より、環境 1.1 で、入力パターンの提示頻度の差により、提示頻度の多いパターン A (記憶パターン (1)) の信頼度が急激に増加し、少ないパターン C (記憶パターン (2)) の信頼度の増加率は少なく、信頼度の差が大きくなっていることがわかる。また、特徴 (2) より、提示頻度が同じで、信頼度の差がわずかな記憶パターンに対して、素早く信頼度の差を大きくすることが可能となる。図 8 の上図の $N = 3000 \sim 5500$ [step] より、記憶パターン (1) と (3) の信頼度の差が大きくなっていくことがわかる。追加学習能力の改善で重要となるのは、記憶パターンの重要度を素早く見極めることであるので、上記の特徴は追加学習能力の改善に有効に働く。

特徴 (3), (4) について考察する。特徴 (3) より、提示頻度が極めて多く信頼度が高くなった重要なパターンは信頼度が高く維持されるため、積極的に保持することが可能となり、追加学習能力の改善につながる。また、特徴 (4) より、提示頻度の極めて少ないパターンの信頼度を低く維持することで、重要なパターンを素早く記憶することが可能となり、追加学習能力の向上につながる。

更に上記の特徴の他に、意味のないあいまいな記憶パターンを作成しないことが本システムの特徴として挙げられる。図 7 の $N = 5500$ をみると、記憶パターンの入替えが起こる直前まで、以前の記憶パターン (入力パターン B) がはっきりと記憶されていることがわかる。

4. 記憶容量の制約下での追加学習能力

本章では、2. で指摘した入力パターンの提示を重ねた場合においても、提案システムにより、記憶容量の制約下での追加学習が実現されることをシミュレーションにより示す。また、提案システムの有効性を明確にするため、従来の提示回数によるシステムのシ

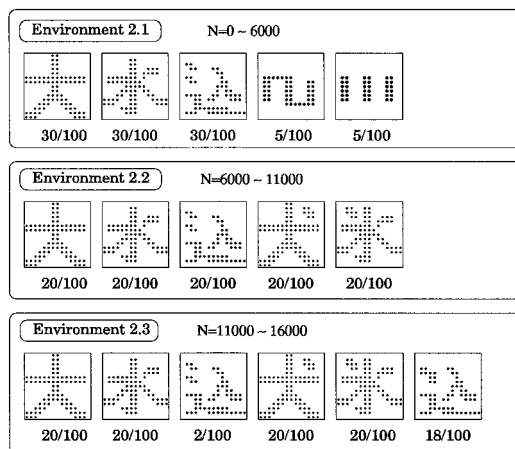


図 9 入力パターン：環境 2.1，環境 2.2，環境 2.3
Fig. 9 Input patterns: environment 2.1, 2.2 and 2.3.

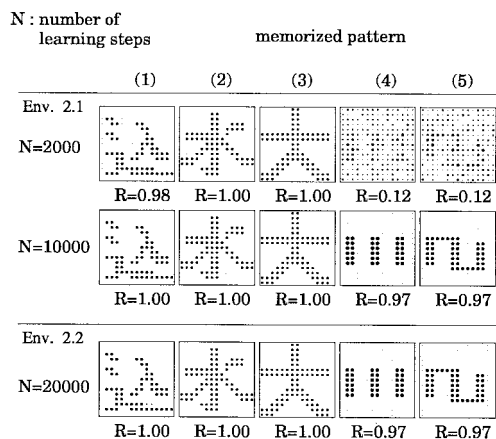


図 10 提示回数によるシステムの問題点
Fig. 10 Problem in the system based on presentation times.

ミュレーション結果を併せて示す。

シミュレーション条件として、提示回数によるシステムにおいては、文献 [3] と同様な条件とし、提案システムにおいて、前章のシミュレーションと同様な条件を用いた。入力パターンを図 9 に示す。環境 2.1～環境 2.3 の 3 種類の環境を用意し、学習回数が、 $N = 0 \sim 6000$ [step] のとき環境 2.1 を提示し、 $N = 6000 \sim 11000$ [step] のとき環境 2.2 を提示し、 $N = 11000 \sim 16000$ [step] のとき環境 2.3 を提示した。記憶容量を $n_1 = 5$ とした。

図 10 に提示回数によるシステムによる結果を示し、図 11, 図 12 に提案システムによる結果を示す。図 10

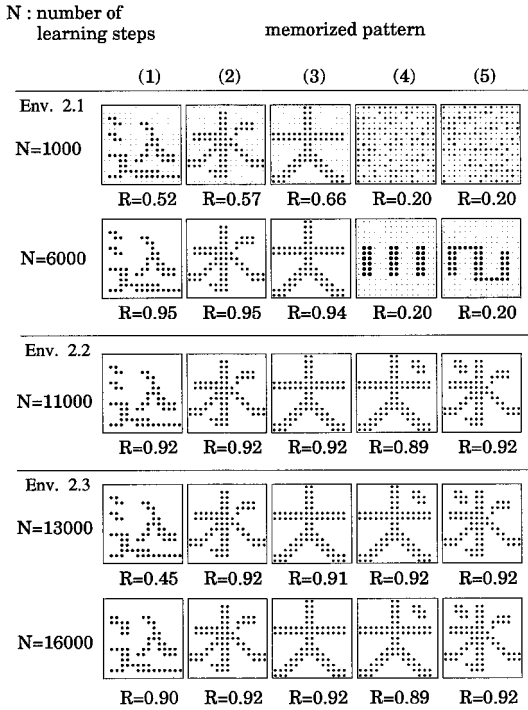


図 11 提案システムによる記憶パターンの推移
Fig. 11 Memorized patterns using proposed system.

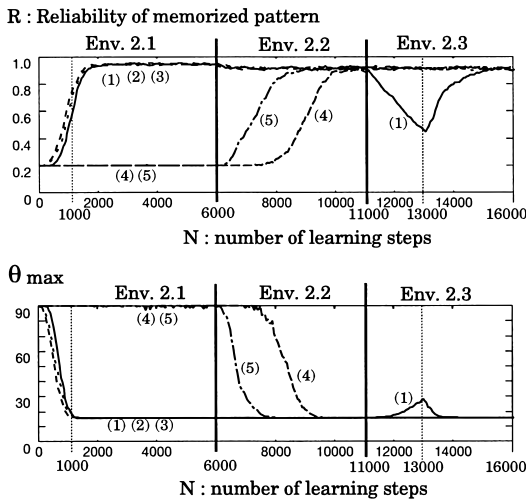


図 12 提案システムによる記憶パターンの信頼度と角度しきい値 θ_{max} の変化
Fig. 12 Change of reliability of memorized patterns and threshold θ_{max} using proposed system.

と図 11 に記憶パターンと信頼度 R の推移が示されている．図 12 の上図に，学習回数に対する記憶パター

ンの信頼度の変化を示し，図 12 の下図に，学習回数に対する角度しきい値の変化を示している．図中の数字は記憶パターン番号を示す．

はじめに，提示回数によるシステムの問題点を明確にする．

環境 2.1 では，2 個の記号パターン（図 9 の Env.2.1 の右 2 個）は提示頻度が 5/100 と他のパターン（「大」，「水」，「込」の旧字体）と比較して少なく重要度も低い．しかし，図 10 の $N = 10000$ [step] では，重要度の低い記号パターンの信頼度が $R = 0.97$ と高くなっていることがわかる．これは，記憶パターンの信頼度を入力パターンの提示回数により決定しているため，提示回数を重ねた場合，提示頻度が少なくても信頼度が単調増加するためである．そして，環境が環境 2.1 から環境 2.2 へと変化し，新しく「犬」，「氷」の重要なパターンが提示されてもすべての信頼度が高いため，記憶することができない．

ここで，提案システムにより，従来のシステムの問題点が解決され，記憶容量の制約下での追加学習が実現されることを示す．

図 11 より，環境 2.1 が提示されたとき，提示頻度の多い「大」，「水」，「込」の旧字体が素早く記憶されることがわかる（ $N = 1000$ ）．また，記憶パターンの信頼度も素早く上昇している（図 12）．そのとき，記憶容量に余裕があるため，提示頻度の少ない記号パターンも十分に提示された後には記憶され（ $N = 6000$ ），記憶容量の有効利用が図られる．記憶容量すべてを積極的に利用して記憶パターンを作成する点は，本システムの特徴の一つとなっている．ただし，提示頻度の少ないパターン（記号パターン）の信頼度は $R = 0.20$ と低い．

環境 2.2 に移る．環境 2.2 では，記号パターンの代わりに，新しく「犬」，「氷」が提示される．図 11 の $N = 11000$ より，信頼度の低い記号パターンに代わり「犬」，「氷」という重要なパターンを素早く記憶していることがわかる．この結果から，信頼度の高い記憶パターンを保持しつつ，新たな重要なパターンを信頼度の低いパターンに代わり記憶し，追加学習能力の向上が図られていることがわかる．従来システムでは，記号パターンの信頼度が増加したため，新しい「犬」，「氷」が追加記憶できなかったが，提案システムでは，この問題点が解決されていることがわかる．また，図 12 上図で「犬」と「氷」の信頼度の上昇の仕方に差が生じている．これは，記憶の入替えが起こる前に蓄積していた記憶パターンと入力パターンの近さ

(なす角)の差により生じたものであり,近い(なす角の小さい)パターンほど信頼度は素早く上昇し頑健な記憶パターンとなるためである.記憶として蓄積されたパターンは環境を反映したパターンであるため,そのパターンに近いパターンは重要であると考えられ,それらを素早く記憶することは重要な操作である.

環境 2.3 に移る.環境 2.3 では,今まで提示頻度が多かった「込の旧字体」の提示頻度が大幅に減少し,代わりに「込」が新たに提示される.環境 2.3 に移った段階で記憶容量はすべて使われている.この場合は,提示頻度の多いパターンを優先的に記憶すべきである.提示回数によるシステムでは,このような状況では,新しい入力パターンの追加記憶学習は不可能であり問題となる.しかし,提案システムでは「込の旧字体」に代わり「込」が記憶されていることがわかる.これは,記憶パターンの信頼度を入力パターンの提示頻度により決定するため,提示頻度の少なくなった「込の旧字体」の信頼度が減少するからである.図 12 より「込の旧字体」を記憶している記憶パターン (1) の信頼度が減少し角度しきい値が上昇していることがわかる.この結果「込」を記憶することが可能となり,提示頻度の多い「込」が提示頻度の少ない「込の旧字体」の代わりに記憶パターンとして蓄積されていくこととなる.

以上の結果より,従来のシステムの問題点が解決され,記憶容量の制約下での追加学習が実現されていることがわかる.

5. む す び

本論文では,記憶容量の制約下での追加学習を実現するため,新たに,入力パターンの提示頻度を考慮した記憶パターンの信頼度をもつ連想記憶システムを提案した.そして,本システムにおいて,提示パターンを繰り返し提示し続ける場合においても,適切な連想記憶が可能であることを示した.また,新たに定義した記憶パターンの信頼度の特性の解析を行い,記憶パターンの信頼度を計算する際に用いるパラメータの設定指針を与えた.更に,信頼度のもつ動的特性により,追加学習能力の改善が図られることを示した.最後に,本システムの有効性をシミュレーションにより検証した.

文 献

- [1] 香田敏行,丸野 進,小島良宏,阪上茂生,山本浩司,木泰治,“適応増殖量子化ニューロンによるニューラルネットの追加学習性” 信学技報,NC91-52,1991.
- [2] 荒井正之,奥田健三,渡辺博芳,宮道壽一,“追加学習が可能な大規模ニューラルネット “Honeycomb ネット III” ?

信学論(D-II),vol.J80-D-II, no.7, pp.1955-1963, July 1997.

- [3] 芳澤伸一,道木慎二,大熊 繁,“逐次記憶学習を目的とした連想記憶システムへの「記憶パターンの信頼度」の利用” 信学論(D-II),vol.J81-D-II, no.7, pp.1647-1655, July 1998.
- [4] G.A. Carpenter and S. Grossberg, “The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network,” IEEE Computer, vol.21, no.3, pp.77-88, 1988.
- [5] 松岡清利,河本 満,“反ヘブ則を用いた線形ニューラルネットの学習” 信学論(D-II),vol.J78-D-II, no.4, pp.661-669, April 1995.
- [6] J. ハーツ, A. クロー, R.G. バルマー 著, 笹川辰弥, 呉 勇訳, “ニューラルコンピュータ: 統計物理学からのアプローチ” トップラン, 1994.

(平成 10 年 8 月 19 日受付, 12 月 17 日再受付)

芳澤 伸一 (学生員)



1994 名大・工・電気卒. 1996 同大学院博士課程前期課程了. 現在, 同大学院博士課程後期課程に在学中. ニューラルネットワークに関する研究に従事. 電気学会, 計測自動制御学会各会員.

道木 慎二 (正員)



1995 名大大学院工学研究科博士課程後期課程電子機械工学専攻了. 同年 4 月同助手, 現在に至る. 博士(工学). 主として, 制御理論のモータドライブへの応用, 記憶・認識システムに関する研究に従事. IEEE, 電気学会, 計測自動制御学会各会員.

大熊 繁



1972 名大大学院修士課程電気工学専攻了. 1974 ケース・ウエスタン・リザーブ大学大学院修士課程システム工学専攻了. 1977 名古屋大学大学院博士課程電気工学専攻了. 同年, 名古屋大学工学部電気学科助手, 講師, 助教授を経て 1990 同教授, 現在に至る. 主としてロボティクス, パワーエレクトロニクス, 創発型ソフトコンピュータに関する研究に従事(工博). 1992 IEEE IECON Best Paper Award, 1994 精密工学会論文賞, 1995 電気学会論文賞をそれぞれ受賞. 電気学会, システム制御情報学会, 日本機械学会, 日本ロボット学会, IEEE 各会員.