高次相関行列を用いる連想記憶

市川 惇 信*・小林 重 信*・八 木 崇*

Higher-Order Correlation Matrix Associative Memory

Atsunobu ICHIKAWA*, Shigenobu KOBAYASHI* and Takashi YAGI*

High-order correlation matrix associative memory (HCMM) is proposed and examined in this paper.

The conventional correlation matrix associative memory (CMM) so far studied utilizes only the second-order correlation involved in the signals and is not concerned with the third and higher order correlations which might be quite effective for association if utilized. This causes the major draw-back of the CMM, that is, the accuracy of the recall decreases considerably when the signals are linearly dependent. Thus, the memory capacity of the CMM is limited not by the number of the memory cells but by the dimension of the signals. This is the great inconvenience in the practical use of the associative memory.

The HCMM is introduced to dissolve the drawback of the CMM. Examinations of the HCMM's principle, the correct recall rate to random signals, the memory efficiency and the robustness of the memory for a partial break-down make clear the following preferable properties of the HCMM:

As the order of correlation increases;

- the accuracy of recall increases when the signals are linearly dependent,
- the memory capacity, increases while keeping the same accuracy of recall.
- the memory capacity per cell decreases,
- the robustness of the memory for a partial break-down increases.

1. はじめに

本論文において、これまでの相関行列型連想記憶を相関の次数の意味において一般化した、高次相関行列を用いる連想記憶の一方式を提案すると共に、この型

の連想記憶方式の諸性質を検討した結果を報告する。

連想記憶は、画像・言語などの自然情報処理、データベース検索、学習機械など、計測制御に関連する情報処理の多くの分野においてその実用化が待望されている。加えて、記憶素子の高密度集積化の技術の進展は、連想記憶の効率の悪さを克服して、その実用化の途を拓きつつある。

連想記憶の形式としては、内容読み出し型¹⁾、ホログラフィー型²⁾ および相関行列型^{3)~6)} が提案されている。このうち、Kohonen^{3),4)}、中野^{5),6)} らによって提唱された相関行列型は、記銘・想起のアルゴリズムが簡単で、ハードウェア化が容易であり、連想の構造が柔軟でかつ概念形成など学習機能の実現と関連づけられるなどの特徴を有しており、有望な形式の一つとされている。

しかしながら、相関行列型には二つの改善すべき点が存在する。第1は、記憶すべきベクトルが互いに線形独立でない限り、想起に誤りが伴う可能性があることである。記憶すべきベクトルの次元および独立性という、記憶すべき対象の属性によって記憶容量が制約され、記憶素子の増加に意味がないことは、改善を要する点である。第2は、相関行列型が記憶すべきベクトルがもつ規則性のうち、2次相関のみを抽出して記憶していることである。画像・言語などの自然情報には、より高い次数の相関によって表現されるような規則性がしばしば存在し、人間がこのような高度の規則性を抽出して、連想、概念形成、学習を行っていることはよく知られている。相関行列型連想記憶をこのような自然情報処理に用いるためには、これに高次の相関による規則性を取り扱う能力をもたせる必要がある。

これらの観点から、われわれは、連想記憶に高次相関行列を用いることを試み、記銘・想起特性、想起率、記憶素子の利用効率、記憶の部分破壊に対する頑健性などの諸性質を検討した。

* 東京工業大学大学院総合理工学研究科 横浜市緑区長津田町 4259

* Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology, Yokohama
(Received November 12, 1980)
(Revised May 29, 1981)

2. 相関行列型連想記憶の問題点

まず、これまでの相関行列型連想記憶（以下、2次相関記憶という）がもつ問題点を検討し、本研究の意義と目的を明らかにする。

2次相関記憶にはいくつかの型があるが、いずれも同一の原理に基づき、本質的に同一の問題点をもつので、ここでは中野の分類⁶⁾による自己想起部分線形想起型について検討する。

記憶すべきベクトルは、成分が1または-1の値をとる n 次元ベクトル、 $x^{(k)}$ 、であり、記憶すべきベクトルの数は p とする。

$$x^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T \quad (1)$$

$$x_i^{(k)} \in \{1, -1\}, i \in I = \{1, 2, \dots, n\} \\ k \in K = \{1, 2, \dots, p\}$$

ここで添字 T はベクトルの転置を表わす。

これらのベクトルは、相関行列

$$M = \sum_{k \in K} x^{(k)} x^{(k)T} \quad (2)$$

として記憶される。

記憶からの読み出しは、 $s, 0 < s \leq n$ 、個の成分が $x^{(k)}$ のそれと一致し、残りの成分が不明（0と置く）のベクトル $y^{(k)}$ を入力することにより行われる。一般性を失うことなく、

$$y^{(k)} = (y_1^{(k)}, y_2^{(k)}, \dots, y_s^{(k)}, 0, 0, \dots, 0)^T \quad (3)$$

$$y_i^{(k)} = x_i^{(k)}, i \in J = \{1, 2, \dots, s\} \subset I, k \in K$$

となる。この $y^{(k)}$ を入力ベクトル、 $y_i^{(k)}, i \in J$ をそのキー成分という。

$y^{(k)}$ によって読み出される出力 $z^{(k)}$ は、

$$z^{(k)} = \phi(My^{(k)}), k \in K \quad (4)$$

として与えられる。ここで $\phi(\cdot)$ は、

$$\phi_i(u_i) = \begin{cases} 1 & \text{for } u_i > 0 \\ 0 & \text{for } u_i = 0 \\ -1 & \text{for } u_i < 0 \end{cases} \quad i \in I$$

を要素とするベクトル量子化関数である。

(2)式による相関行列 M の生成を記録、(4)式による読み出しを想起という。

2次相関記憶において、想起された $z^{(k)}$ と読み出した $x^{(k)}$ との関係は、(2)式を(4)式に代入して計算することにより、つぎのように求められる。

$$z^{(k)} = \phi(sx^{(k)} + \sum_{i \in K - \{k\}} \alpha_{ik} x^{(i)})^T, k \in K \quad (5)$$

ここで、

$$\alpha_{ik} = x^{(i)T} y^{(k)}, i \in K - \{k\}, k \in K \quad (6)$$

である。

$x^{(i)}, i \in K - \{k\}$ のすべてが $y^{(k)}$ に直交しているときには、 $\alpha_{ik} = 0, i \in K - \{k\}$ であり、 $z^{(k)} = x^{(k)}$ と

して正確な想起が行われる。 $x^{(i)}, i \in K - \{k\}$ の一部または全部が $y^{(k)}$ と直交していないときには、(5)式第2項の寄与に基づく想起の誤りが発生する可能性がある。簡単な例を示す。

【例1】記憶すべきベクトルを

$$x^{(1)} = (1, -1, 1, -1)^T, x^{(2)} = (1, 1, -1, -1)^T,$$

$$x^{(3)} = (-1, 1, 1, -1)^T, x^{(4)} = (1, -1, -1, 1)^T$$

入力ベクトルを $x^{(1)}$ に対応する入力ベクトルを

$$y^{(1)} = (1, -1, 1, 0)^T$$

とする。 $\{x^{(k)}\}$ は互いに線形独立ではなく、また、

$$x^{(2)T} y^{(1)} = -1, x^{(3)T} y^{(1)} = -1, x^{(4)T} y^{(1)} = 1$$

であり直交してはいない。

記録によって得られる相関行列は

$$M = \begin{bmatrix} 4 & -2 & -2 & 0 \\ -2 & 4 & 0 & -2 \\ -2 & 0 & 4 & -2 \\ 0 & -2 & -2 & 4 \end{bmatrix}$$

となり、読み出された出力は、

$$z^{(1)} = \phi(4, -6, 2, 0)^T$$

$$= (1, -1, 1, 0)^T$$

$$\neq x^{(1)}$$

となり、想起に誤りが伴う。（例1終）

$x^{(i)}, i \in K - \{k\}$ と $y^{(k)}$ が直交していないときに発生する想起の誤りを避ける方法として、Kohonen⁷⁾は一般逆行列を用いて直交化することを提案し、そのアルゴリズムを与えているが、直交化するためには、 $x^{(k)}, k \in K$ が互いに線形独立でなければならない。したがって、記録できるベクトルの数は、ベクトルの次元 n を超えることができなくなる。実際には、 $x^{(k)}$ が互いに線形独立でないとき直ちに想起を誤るわけではなく、(5)式の第1項と第2項の寄与の大小から、ある程度まで正確な想起が可能であり、これが相関記憶の特長ともなっている。

しかし、連想機能を利用しようとする規則性のある世界では、互いに線形独立でないことはむしろ普通であり、記憶すべきベクトルの数の増大と共に、正確な想起が得られる割合は低下することとなる。正確に想起できる割合を規定したとき、記憶できるベクトルの数を記憶容量と呼ぶこととする。2次相関記憶においては、記憶容量は記憶素子の数によって制約されるのではなく、ベクトルの次元と独立性という記憶すべき対象の属性によって制約される。これは実用上大きな不便を与えるので、記憶容量の増加が記憶素子の増加によって実現できる方策を与える必要がある。

2次相関記憶が(2)式で表わされる2次相関のみを記憶していることは、連想能力に強い制約を与えてい

る。たとえば、 x_i と x_j が同符号のとき x_k が1であるという規則性は、連想にとってきわめて有効であるが、この規則性は3次の相関であり、2次相関記憶では捨てられている。さらに高次の相関についても同様である。相関行列型連想記憶に、高次の相関を取り扱える能力を付与する必要がある。

以上の考察から、連想記憶に高次相関行列を用いることが自然に着想される。

3. 高次相関行列型連想記憶

記憶すべきベクトル、および入力ベクトルは2次相関記憶の場合と同じく、(1)、(3)式で表わされるものとする。

N 次相関行列型連想記憶(以下、 N 次相関記憶という)とは、 N 次元行列 M の $(l1, l2, \dots, lN)$ 要素の値を

$$m(l1, l2, \dots, lN) = \sum_{k \in K} x_{l1}^{(k)} x_{l2}^{(k)}, \dots, x_{lN}^{(k)} \quad (7)$$

として記録が行われ、入力ベクトル $y^{(k)}$ に対する想起が

$$z_{l1}^{(k)} = \phi \left(\sum_{l2 \in J} \sum_{l3 \in J} \dots \sum_{lN \in J} m(l1, l2, \dots, lN) y_{lN}^{(k)} y_{l(N-1)}^{(k)} \dots y_{l2}^{(k)} \right)^T \quad l1 \in I \quad (8)$$

によって行われる記憶方式をいう。(7)式にみられるように、ベクトルの N 次相関を記憶するところから名付けられている。

【例2】例1で用いた記憶すべきベクトルおよび入力ベクトルに対し、3次相関記憶を構成する。

(7)式の3次相関行列はつぎのようになる(注1)。

$$M(1) = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & -2 \\ 0 & 2 & -2 & 0 \\ 0 & -2 & -2 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 2 \end{pmatrix},$$

$$M(2) = \begin{pmatrix} 0 & 2 & -2 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & -2 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$M(3) = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & -2 & 0 \end{pmatrix},$$

$$M(4) = \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & -2 \end{pmatrix},$$

(注1) $M(i)$, $i=1, 2, 3, 4$ は3次元行列 $M = \{m(i, j, k)\}$ において、第1成分 i を、それぞれ $i=1, 2, 3, 4$ に固定して得られる2次元行列を示す。

想起される $z^{(1)}$ は、

$$\begin{aligned} z^{(1)} &= \phi \left(\sum_{j,k=1}^3 m(1, j, k) y_k^{(1)} y_j^{(1)}, \right. \\ &\quad \sum_{j,k=1}^3 m(2, j, k) y_k^{(1)} y_j^{(1)}, \\ &\quad \sum_{j,k=1}^3 m(3, j, k) y_k^{(1)} y_j^{(1)}, \\ &\quad \left. \sum_{j,k=1}^3 m(4, j, k) y_k^{(1)} y_j^{(1)} \right)^T \\ &= \phi(10, -8, 8, -6)^T \\ &= (1, -1, 1, -1)^T \\ &= x^{(1)} \end{aligned}$$

であり、正確な想起が行われている。(例2終)

N 次相関記憶において想起される $z^{(k)}$ と読み出そうとした $x^{(k)}$ との関係は、(8)式に(7)式を代入して計算することにより、つぎのように求められる。

$$\begin{aligned} z_{l1}^{(k)} &= \phi \left(s^{N-1} x_{l1}^{(k)} + \sum_{i \in K - \{k\}} \alpha^{N-1} x_{ik} x_{l1}^{(i)} \right) \quad (9) \\ &= \phi \left(x_{l1}^{(k)} + \sum_{i \in K - \{k\}} (\alpha_{ik}/s)^{N-1} x_{l1}^{(i)} \right) \quad (10) \end{aligned}$$

ここで α_{ik} は(6)式で与えられるものである。

(10)式と(5)式を比較すれば、 N 次相関記憶において、次数 N の増加が、想起の正確さの向上に効果をもつことは明らかである。 α_{ik} は s より大ではないので $(\alpha_{ik}/s)^{N-1}$ は N の増加に従って減少し、それに伴って(10)式第2項の寄与が減少するからである。

4. 記録・想起特性

記憶したベクトル $x^{(k)}$ に対応した入力ベクトル $y^{(k)}$ によって $z^{(k)}$ を想起したとき、 $z^{(k)}$ の第 h 成分、 $1 \leq h \leq n$ が $x^{(k)}$ のそれと一致する確率、 $P_r(z_h^{(k)} = x_h^{(k)})$ を想起率という。想起率は、記憶すべきベクトルがもつ規則性に依存するから、一般的な形でその表現式を求めることはできない。上坂、尾関⁹⁾は、記憶すべきベクトルがランダムなときの想起率を2次相関記憶の各種の形について求めている。ランダムなベクトルについての想起率は、規則性のあるベクトルについてのものよりも低い値をもつが、下限についての目安を与えるという意義がある。ここでも、高次相関記憶のランダムなベクトルに対する想起率を検討する。

4.1 想起率

記憶すべきベクトルは、その成分がランダムに確率 $1/2$ で1または -1 の値をとる n 次元ベクトルであるとする。

(9)式に示されるように、 $y^{(k)}$ が入力されたときの

想起出力 $z_{11}^{(k)}$ には, $x_{11}^{(k)}$ は重み s^{N-1} で, $x_{11}^{(i)}$ $i \in K - \{k\}$ は重み α_{ik} で寄与している. 一般性を失うことなく(注 2), $z_{11}^{(k)} = 1$ が正確な想起であるとする. また計算の簡単のため, p および s は奇数とする. (9)式から明らかなように, $s^{N-1} + \sum_{i \in K - \{k\}} \alpha_{ik} x_{11}^{(i)}$ であれば正確な想起が行われることとなる. 一般に,

$\sum_{i \in K - \{k\}} \alpha_{ik} x_{11}^{(i)} = U$ となる確率は, $\alpha_{ik} x_{11}^{(i)} > 0$ となる

x_{11} の数を β_i , $\alpha_{ik} x_{11}^{(i)} < 0$ となる $x_{11}^{(i)}$ の数を γ_i とするとき,

$$U = \sum_{i \in L} l^{N-1} (\beta_i - \gamma_i), \quad L = \{1, 3, 5, \dots, s\}$$

で与えられる U に対し, つぎのように求められる.

$$P_r\left(\sum_{i \in K - \{k\}} \alpha_{ik} x_{11}^{(i)} = U\right) = (p-1)! \prod_{l \in L} \beta_l! \gamma_l! \times \prod_{l \in L} \left(\frac{1}{2} P_l\right)^{(\beta_l + \alpha_l)} \quad (11)$$

ここで, P_l , $l \in L$ は $\alpha_{ik} = \pm l$ となる確率であって,

$$P_l = \frac{1}{2^{s-1}} C_{(s-1)/2}, \quad l \in L \quad (12)$$

として求められる.

$z_{11}^{(k)}$ が正確に想起できる確率を求めるには, (11), (12)式を用いて $P_r(U > -S^{N-1})$ を計算すればよい.

4.2 想起率近似式

(11)式はこれ以上簡単化できないので, p , s が十分に大きい場合の近似式を求める.

$x_j^{(i)} y_j^{(k)}$ は確率 $1/2$ で 1 または -1 をとるから, $\alpha_{ik} = \sum_{j \in J} x_j^{(i)} y_j^{(k)}$ の分布の平均値と分散はつぎのよう

に求められる.

$$E(\alpha_{ik}) = 0$$

$$V(\alpha_{ik}) = \sum_{j \in J} (j - (s-j))^2 C_j \left(\frac{1}{2}\right)^j \left(\frac{1}{2}\right)^{s-j} = s \quad (13)$$

s が大きいとき, この分布は正規分布 $N(0, s)$ に漸近する. よって, $\sigma_{ik}/\sqrt{s}$ の分布は $N(0, 1)$ に漸近する. この結果を用いて, $(\alpha_{ik}/\sqrt{s})^{N-1} x_k^{(i)}$ の分布はつぎのように導かれる.

$$f(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{N-1} u^{\frac{N-2}{N-1}} e^{-\frac{u^{2/(N-1)}}{2}} \quad (14)$$

ここで, $u = (\alpha_{ik}/\sqrt{s})^{N-1} x_k^{(i)}$ である.

この分布の平均と標準偏差はつぎのようになる.

$$E(u) = 0$$

$$\sigma = \left(2^{N-1} \Gamma\left(\frac{2N-1}{2}\right) / \sqrt{\pi}\right)^{1/2} \quad (15)$$

ここで, $\Gamma(\cdot)$ はガンマ関数である.

(注 2) $x_{11}^{(k)}$ は確率 $1/2$ で 1 または -1 をとるから, $z_{11}^{(k)} = -1$ が正確な想起であるとしても同じ結果を得る.

Fig. 1 Correct recall rate for large values of p and s

この結果を用いて, (9)式から,

$$z_k^{(k)} = \phi\left(s^{(N-1)/2} \sqrt{p-1} \sigma \left(\frac{s^{(N-1)/2}}{\sqrt{p-1} \sigma} x_k^{(k)} + \frac{\sum_{i \in K - \{k\}} \left(\frac{\alpha_{ik}}{\sqrt{s}}\right)^{N-1} x_k^{(i)}}{\sqrt{p-1} \sigma}\right)\right)$$

を得る. この式の第 2 項は $(\alpha_{ik}/\sqrt{s})^{N-1} x_k^{(i)}$ を $p-1$ 個集めて $\sqrt{p-1} \sigma$ で除したものであるから, その分布は, p , s が大きくなると中心極限定理により $N(0, 1)$ に漸近する. また p が大きいときには, $p-1 \approx p$ としてよいから, 結局, p , s が十分大きいときの想起率近似式として,

$$R = P_r(z_k^{(k)} = x_k^{(k)}) = \Phi\left(\frac{N-1}{s^2} \sqrt{p} \sigma\right), \quad s < h \leq n \quad (16)$$

$$\Phi(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\xi^2/2} d\xi \quad : \xi \text{ は積分変数}$$

が得られる.

なお(16)式は, 2次相関記憶について上坂, 尾関が求めた近似式⁸⁾を, $N=2$ の場合として含んでいる. (16)式の関数形から, 想起率 R は次数 N の増加と共に増加することがわかるが, そのようすを数値的に確かめるため, $s=100, 200$ の場合について(16)式を計算した結果を Fig. 1 に示す. $R=1.0$ は完全に正確な想起を, $R=0.5$ の最も不正確な想起を意味する. 相関の次数 N の増加に従って想起率は改善される. したがって, 想起率をある値に保証したときに記憶できるベクトルの数, すなわち, 記憶容量が次数 N の増加と共に大幅に増加している. この計算例において,

Fig. 2 Correct recall rate for small values of p and s

相関の次数が 1 増加するごとに、記憶容量がほぼ 50 倍に増加していることは 2 次相関記憶がもつ記憶容量の制約を高次相関記憶が原理的には克服していることを示唆している。

4.3 p, s が小さいときの想起率

ランダムシミュレーションによって、 p, s が小さいときの想起率を見積る。シミュレーションの条件は、 $n=19, N=2, 3, 4, 5, s=5, 9, 13, 17$ である。 $z_h^{(k)}$ が $x_h^{(k)}$, $h=s+1, \dots, n$ に一致する割合を求めそれを記憶したベクトル p 個について平均したものを平均想起率とする。シミュレーション結果を Fig. 2 に示す。次数 N の増加と共に想起率が改善され、記憶容量が増加することは、 p, s が大きい場合

と同様である。次数 N の増加が想起率の改善に及ぼす効果は、入力ベクトルのキー成分の数 s により異なる。 s が小さいときには、想起率の増加は N の比較的小さいところで飽和する。 s が大きいときには飽和する次数が高くなる。このことは、 s が小さい場合には、記憶したベクトルのうち、入力とキー成分が一致するものの数が多くなり、たとえ、その一つを正確に想起したとしても、終りのベクトルについては想起の誤りとして取り扱われることによるものと考えられる。

以上に述べた想起率の検討の結果から、高次相関記憶が、記憶すべきベクトルの高次の相関をとらえて想起率を高め、それに伴って記憶容量を増大していることが確かめられた。

5. 考 察

ここでは、想起率以外のいくつかの性質を検討する。

5.1 記憶素子の利用効率

N 次相関記憶は、次数が 1 増加するごとに n 倍の記憶素子を必要とする。一方、次数の増加によって記憶容量も増加する。よって、ここでは記憶素子 1 個あたり記憶できるベクトルの数を基準として、記憶素子の利用効率を考える。

解析的に検討が進められるよう、 p, s が大きい場合の想起率近似式を用いる。

ある s に対し、想起率 θ を保証する N 次相関記憶の記憶容量を $p(s, \theta, N)$ とする。2 次相関記憶を基準にとって、 N 次相関記憶の利用効率を

$$\eta = \frac{p(s, \theta, N)/n^N}{p(s, \theta, 2)/n^2} \quad (17)$$

で定義する。

(16) 式の $\Phi(\cdot)$ は 1 価関数であるから、等しい θ を与える変数の値を比較して、

$$\eta = \left(\frac{s}{n} \right)^{N-2} / \sigma^2 \quad (18)$$

を得る。(15) 式によって $\sigma > 1$ であり、 $s \leq n$ であるから (18) 式は、記憶素子の利用効率が次数 N の増加と共に低下することを示している。

このことは、高次相関行列の構成からも理解できる。相関の次数が高くなるにつれ、相関の存在は稀になるので、相関行列におけるゼロ要素の割合が増加する。ゼロ要素は記憶・想起に役立つしないので、次数の増加に従って記憶素子の利用効率が低下することとなる。

例 1 と例 2 の比較からも、このことは直観的に理解できよう。この現象は、記憶すべきベクトルがラン

Fig. 3 Robustness of memory for partial break-down

ダムの場合に最も著しく起るので(18)式は利用効率の下限を与えていることとなる。ベクトルに高次の相関で表現されるような規則性が存在する場合には、利用効率は高くなっている。

この考察に基づいて、規則性のあるベクトルを記録するにあたって、相関の存在する項のみを逐次生成記録していく、学習的な高次相関記憶の記録法を考えることができる。この場合には利用効率は1になる。この学習的な高次相関記憶については、他の観点からの検討を加えて別報で述べる。

5.2 記憶の部分的破壊に対する頑健性

相関記憶は、ベクトルに含まれる規則性を分散して記憶しているため、記憶の部分的破壊に対してアドレス型記憶よりも頑健であるとされている。高次相関記憶においては、次数 N の増加に従って頑健性も増加することが期待される。このことを、ランダムシミュレーションによって確認する。

4章3節と同じ条件のもとでベクトルを記録させたのち、ある割合で、ランダムに記憶個所を選んでその内容をクリアしたのち、想起率を求めた結果が Fig. 3 である。ここで破壊率とは、総記憶素子数 n^N に対する、クリアされた記憶個所の割合である。Fig. 3 では、次数による記憶容量の相違を配慮して、破壊前の想起率が等しくなるよう、記憶させるベクトル数を次数 N によって変えてある。次数の増加が、記憶したベクトル数が増加しているにもかかわらず、頑健性の増加をもたらしていることは明らかであろう。

6. む す び

本論文で提案された高次相関行列を用いる連想記憶

は、つぎのような特徴をもつ。

(1) 相関の次数の増加によって、互いに線形独立でないベクトルの記録・想起の正確さが改善される。

(2) したがって、等しい想起率を保証したとき、記憶できるベクトルの数(記憶容量)は、次数の増加と共に増大する。このことは、高次相関行列型連想記憶によって、2次相関行列型連想記憶がもつ記憶容量の制約を、少なくとも原理的に克服できることを示している。

(3) 記憶素子の利用効率は、次数の増加によって低下する。

(4) 記憶の部分的破壊に対する頑健性は、次数の増加と共に増大する。

本論文で検討した高次相関記憶は、2次相関記憶でいえば自己想起部分線形想起型に対応するものである。相互想起型および非線形想起型についても、同一の原理に基づいて、高次相関記憶を定義することができる。また、2次相関記憶にならって、高次相関記憶を神経回路網によって表現することも可能である。

本研究の一部は、文部省科学研究費、課題番号 403040 によったものであることを付記する。

参 考 文 献

- 1) S.S. Yau and H.S. Fung: Associative Processor Architecture-a Survey, Computing Survey **9-1**, 3/27 (1977)
- 2) D. Gabor: Associative Holographic Memory, IBM Journal Research and Development, **13-2**, 156/159 (1969)
- 3) T. Kohonen: Correlation Matrix Memories, IEEE Trans., Computers, **C-21-4**, 353/359 (1972)
- 4) T. Kohonen: Associative Memory, Springer-Verlag (1977)
- 5) K. Nakano: Associatron, A Model of Associative Memory, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, **SMC-2-3**, 380/388 (1972)
- 6) 中野 馨: アソシアトロン, 連想起憶のモデルと知的情報処理, 昭晃堂 (1979)
- 7) T. Kohonen: An Adaptive Associative Memory Principle, IEEE Trans., Computers, **C-23-4**, 444/445 (1974)
- 8) 上坂吉則, 尾関和彦: 連想起憶の二, 三の性質, 電子通信学会誌, **55-D-5**, 323/330 (1977)