第 15 卷第 5 期
1998 年 10 月

控制理论与应用
CONTROL THEORY AND APPLICATIONS

Vol. 15, No. 5
Oct., 1998

联想记忆的一种随机理论*

西广成
（中国科学院自动化研究所·北京，100080）

摘要：本文提出研究联想记忆的一种随机理论，从数学上证明顺向联想记忆和逆向联想记忆的存在性；给出实现正确联想记忆的充要条件；对于相互干涉项为独立序列和与相关序列和的两种情况均给出正确想起概率与网络容量的关系的解析表达式，与以往的工作[1,2]相比，联想记忆理论通过一种概率途境得到进一步发展.

关键词：联想记忆；相互干涉项；随机理论；中心极限定理

1 引　言

根据人体解剖学原理[3]，神经系统的活动是各种各样的简单或复杂的反射活动.神经系统的基本活动形式是反射.人类大脑皮质的思维活动是在输入神经元和输出神经元之间加入若干中间神经元（隐神经元）所形成的神经网络以及由其产生的神经场共同进行的极为复杂的反射活动，是一个庞大的反射链流.这个庞大的反射链流生存的基础就是“记忆”和“联想”.“记忆”是神经元和突触对信息的存贮，是“联想”赖以进行的根据.“联想”是实现“记忆”的最重要的形式和最重要的途境.在庞大的反射链流中，“联想”和“记忆”是一个在时空中可交换的整体过程，这个过程就是人们常说的“联想记忆”.

本文提出研究联想记忆的一种随机理论，从数学上证明顺向联想与逆向联想的存在性，给出实现正确联想记忆的充要条件；对于相互干涉项为独立序列和与相关序列和两种情况均给出正确想起的概率与网络存贮容量之间关系的解析表述，与以往的工作相比[1,2]，联想记忆理论通过一种概率论途境得到进一步发展.

2 联想记忆的神经网络

记忆是人脑一切活动的基础.联想记忆是人脑实现记忆、进行智能活动的最基本的形式之一.我们在此讨论神经网络上的联想记忆.设有以下实现联想记忆的神经网络模型[1]，见图 1.

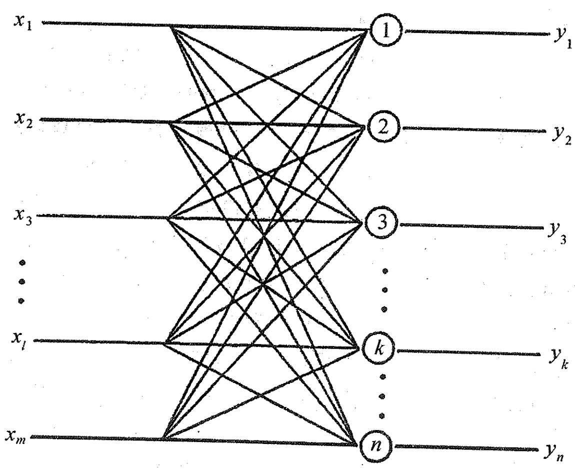

图 1　实现联想记忆的神经网络

图中，第 k 个细胞（神经元）接受输入 x_l 时的结合权重为 w_{kl}. 神经网络上的联想记忆有以下特征[1].

1）分散多重记忆.被记忆的一个输入输出模式组的信息被分散记忆在神经网络的全体突触上，在记忆多数个输入输出模式组时，各输入输出模式的信息被重叠记忆.因此，当神经网络遭到局部破坏时，一个输入输出模式组不从整体记忆中失去.

* 国家自然科学基金（69673002）资助课题.
本文于 1996 年 5 月 22 日收到．1997 年 9 月 23 日收到修改稿.

2）记忆的取出方式是并行的．即使增大记忆的模式组数，为从其中的一个输入模式取出对应的输出模式，各神经元的动作不会增加．

3）由于神经元的阈值作用，以及其他噪声的干扰，使得输入模式变得缺损或不清楚，呈现出随机性和模糊性，这时网络仍然能给出正确的输出模式．

联想记忆是由两个过程组成的．如图1，假定神经网络有 m 个输入，n 个输出．记忆着的模式组为 $((x^{(1)},y^{(1)}),\cdots,(x^{(p)},y^{(p)}))$．其中 $x^{(i)}=(x_1^{(i)},\cdots,x_m^{(i)})^{\mathrm{T}}$，$y_i=(y_1^{(i)},\cdots,y_n^{(i)})^{\mathrm{T}}$，$i=1,\cdots,p$．

1° 记铭过程[1]．假定时刻 t 输入 $x^{(i)}$，各突触按以下方式更新：

$$w_{kl}(t+1)=w_{kl}(t)+\alpha y_k^{(i)}x_l^{(i)},\quad k=1,\cdots,n,\quad l=1,\cdots,m. \tag{1}$$

其中，w_{kl} 定义如前，α 为正的常数．在初始时刻，各突触均为0，p 个输入模式被提供给网络各一次．根据式(1)，有以下突触表达式：

$$w_{kl}=\alpha\sum_{i=1}^{p}y_k^{(i)}x_l^{(i)},\quad k=1,\cdots,n,\quad l=1,\cdots,m. \tag{2}$$

将上式写成矩阵形式如下：

$$W=\begin{bmatrix}w_{11} & \cdots & w_{1m}\\ w_{n1} & \cdots & w_{nm}\end{bmatrix}=\alpha\sum_{i=1}^{p}(y^{(i)})(x^{(i)})^{\mathrm{T}}. \tag{3}$$

这个矩阵 W 就是输入模式及其对应的希望输出模式的相关矩阵．

2° 想起过程[1]．当有输入 $x=(x_1,\cdots,x_m)^{\mathrm{T}}$ 时，各神经元的输出表示为

$$y_k=\sum_{l}w_{kl}x_l,\quad k=1,\cdots,n. \tag{4}$$

用矢量表示，则有

$$y=Wx,\quad x=(x_i,\cdots,x_m)^{\mathrm{T}},\quad y=(y_1,\cdots,y_n)^{\mathrm{T}}. \tag{5}$$

给定记铭的输入模式 $x^{(j)}(j=1,\cdots,p)$，经过式(3)的学习后，输出为

$$\begin{cases} y=\alpha(y^{(j)})(x^{(j)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})+\alpha\sum\limits_{i\neq j}(y^{(i)})(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})\\ \quad=\alpha(y^{(j)})\|x^{(j)}\|^2+\alpha\sum\limits_{i\neq j}(y^{(i)})(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)}). \end{cases} \tag{6}$$

令

$$\alpha=\frac{1}{\|x^{(j)}\|^2}, \tag{7}$$

则有

$$y=y^{(j)}+\frac{\sum\limits_{i\neq j}(y^{(i)})(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})}{\|x^{(j)}\|^2}. \tag{8}$$

当输入模式 $x^{(j)}(j=1,\cdots,p)$ 相互正交，即

$$(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})\begin{cases}\neq 0, & (i=j),\\ =0, & (i\neq j).\end{cases} \tag{9}$$

则有

$$y=y^{(j)}, \tag{10}$$

从而，从模式 $x^{(j)}$ 正确地想起输出模式 $y^{(j)}$．

3 联想记忆的一种随机理论

1）联想记忆的存在性．

在上述实现联想记忆的神经网络中，引入随机动作．第 i 个神经元的状态翻转为1的概率是 $\overline{P}_i$，翻转为0的概率是 $(1-\overline{P}_i)$，

$$\overline{P}_i = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\Delta U_{i/T}}}. \tag{11}$$

其中 ΔU_i 是第 i 个神经元导通状态与断开状态的网络的势函数差，

$$U = -\sum_{k<l} w_{kl}x_kx_l,\quad k,l \in \{1,\cdots,a+m+n\},a\text{ 是隐神经元个数}. \tag{12}$$

$$\Delta U_k = -\sum_l w_{kl}x_l. \tag{13}$$

T 是网络控制参数，相当于普通物理系统的温度. 根据抽象神经自动机理论有关结果[4]，网络达平衡时，状态模式的分布为 Boltzmann 分布，其密度函数可写成

$$P(\omega(x,h,y)) = \frac{1}{Z}\exp(-m\cdot U(\omega)), \tag{14}$$

其中 $\omega(x,h,y)\in\Omega$ 为网络状态，Ω 为状态空间. 输入输出模式定义如前. $h=(h_1,\cdots,h_a)^{\mathrm{T}}$. 所有输入模式的集合用 X 表示，所有输出模式的集合用 Y 表示，所有隐层模式的集合用 H 表示，$h\in H$.

从条件概率理论观点探讨联想记忆可以认为神经网络的"联想记忆机制"主要体现在给定随机变量 $\xi=x$ 的情况下条件概率 $P(\eta|\xi)$ 上，其中随机变量 $\eta=y$. 若 $P(\eta|\xi)$ 存在，就认为 $P(\eta|\xi)$ 可实现，从而可实现联想，即存在联想记忆.

假定环境规律性用概率空间 $(\overline{\Omega},\overline{F},\overline{P})$ 表示，做变换 $\xi:\overline{\Omega}\to X,\eta:\overline{\Omega}\to Y,\zeta:\overline{\Omega}\to H$. 其中 ζ 是隐层上的随机变量. 考虑概率空间 $(X\times Y\times H,B_X\times B_Y\times B_H,P_{\xi\eta\zeta})$. 根据脑的神经生理学知识，$\xi,\zeta,\eta$ 不是独立的，在最简单相关的情况下，不妨认为 ξ,ζ,η 是一个马尔柯夫链，这时有：

$$\begin{aligned}P_{\xi\zeta\eta}(x,h,y) &= P_{\xi\eta\zeta}(x,y,h) = P(h)P(x,y)|h) = P(h)P(x|h)P(y|h)\\ &= P(h)P(x|h(x,y))P(y|h(x,y)) = P(h)P(x|h(y))P(y|h(x))\\ &= P(h)P_{\eta|\xi}(y|x)P_{\xi|\eta}(x|y).\end{aligned} \tag{15}$$

对马尔柯夫神经网络[5](Boltzmann 机类神经网络)学习算法都是 $\Delta w_{ij}=\varepsilon(P_{ij}-P'_{ij})$，对互联想网络，其中 $P_{ij}=\sum_{\xi,\eta}P(\xi)P(\eta|\xi)E[x_ix_j;\xi,\eta]$，$P'_{ij}=\sum_{\xi}P(\xi)E[x_ix_j;\xi]$，因此，神经网络的一个完整的联想记忆过程是通过双向联想记忆实现的：由输入到输出的联想记忆过程和从输出到输入的联想记忆过程. 前者称为顺向联想记忆，后者称为逆向联想记忆，从而可看出，神经网络的完整的联想记忆过程不仅存在着从输出层到最前面输入层的反馈，而且存在着每一级到它的前若干级的逐级反馈. 顺向联想根据现在的信息进行联想，逆向联向根据过去的已在记忆中的信息进行联想，顺向联想与逆向联想同时存在，交互进行，这正是人脑进行学习、进行思维活动的基本形式和基本特点. 公式(15)对这个事实给出一种合乎逻辑的数学描述.

2) 实现正确联想记忆的充要条件.

定理 1 在实现联想记忆的神经网络(如图 1 所示)，引入随机动作(如前所述)，输入模式 $\xi=x$ 和输出模式 $\eta=y$ 都是随机变量. 这时，正确实现联想记忆的充要条件是任意两个输入模式 $x^i,x^j(i\neq j)$ 无关，且至少二者之一为零均值.

证 假定条件概率 $P(\eta|\xi)$ 存在，则 $E(\eta)$ 存在，对式(8)取期望：

$$\begin{aligned}E(y) &= E(y^{(j)}) + E\Big(\frac{\sum_{i\neq j}(y^{(i)})(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})}{\|x^{(j)}\|^2}\Big)\\ &= y^{(j)} + \frac{1}{\|x^{(j)}\|^2}\sum_{i\neq j}y^{(i)}E[(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})]\end{aligned}$$

$$= y^{(j)} + \alpha \sum_{i \neq j} y^{(i)} E[(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})]. \tag{16}$$

现证充分性：

$$E[(x^{(i)})^{\mathrm{T}}(x^{(j)})] = \mathrm{tr}E\{(x^{(i)})(x^{(j)})^{\mathrm{T}}\} = \sum_{l=1}^{m} E\{x_l^{(i)} x_l^{(j)}\}$$

$$= \sum_{l=1}^{m} \mu_{x_l}^{(i)} \mu_{x_l}^{(j)} = [\mu_x^{(i)}]^{\mathrm{T}} \mu_x^{(j)} = 0. \tag{17}$$

其中“tr”是表示矩阵迹的符号；$\mu_{.}$ 表示“.”的期望值.

充分性得证，必要性显然. 证毕.

4 评价联想记忆能力的随机方法

在联想记忆理论中，从输入模式 $x^{(j)}$ 正确想起输出模式 $y^{(j)}$，输入模式 $x^{(i)}$，$x^{(j)}$ 必须正交或无关，否则，(8)式或(16)式右边第二项为非零，它被称为相互干涉项. 这时，须对联想记忆能力做出评价. 联想记忆能力是指在多大程度上去除相互干涉项的能力，或者说，联想记忆能力是指正确想起[1]的能力. 在这篇文章中，用正确想起的概率表示这个能力. 一个可接受的正确想起概率对应的存贮模式数 p 称为相应神经网络的记忆容量. 下面以异联想记忆为例导出正确想起概率与记忆容量之间的关系.

1）相互干涉项为独立序列和的情况.

与已有工作不同[1]，本文直接用中心极限定理实现评价联想记忆能力的目的. 因为这种思路不仅适用于相互干涉项为独立序列和的情况，而且也适用于相互干涉项为相关序列和的情况，这正是在联想记忆的随机理论中评价联想记忆能力时不可避免的.

现假定在离散值模型中，神经元分别以$\frac{1}{2}$概率取值 1 或 −1. 表示想起过程的式(4)可表示如下：

$$y_k = \mathrm{sgn}[\sum_l w_{kl} x_l], \quad k = 1, \cdots, n, \tag{18}$$

其中

$$\mathrm{sgn}[u] = \begin{cases} 1, & (u > 0), \\ 0, & (u = 0), \\ -1, & (u < 0). \end{cases} \tag{19}$$

假定输入模式为 $x^{(j)}$. 令 $u_k = \sum_l w_{kl} x_l$，用式(2)，将 u_k 写成以下形式：

$$u_k = \sum_l w_{kl} x_l = \alpha \sum_{l=1}^{m} (\sum_{i=1}^{p} y_k^{(i)} x_l^{(i)}) x_l^{(r)}$$

$$= \alpha y_k^{(r)} \sum_{l=1}^{m} (x_l^{(r)})^2 + \alpha \sum_{l=1}^{m} \sum_{i \neq r} y_k^{(i)} x_l^{(i)} x_l^{(r)}. \tag{20}$$

考虑到 $x_l = \pm 1$，所以有

$$\| x \|^2 = \sum_{l=1}^{m} (x_l^{(r)})^2 = m,$$

从而有

$$\alpha = \frac{1}{\| x^{(r)} \|^2} = \frac{1}{m}, \tag{21}$$

以及

$$u_k = y_k^{(r)} + [\sum_{l=1}^{m} \sum_{i \neq r} y_k^{(i)} x_l^{(i)} x_l^{(r)}]/m. \tag{22}$$

考虑上式第二项. 令

$$v_c = \frac{y_k^{(i)} x_l^{(i)} x_l^{(r)}}{m}, \quad c = 1, 2, \cdots, n = m(p-1).$$

由上面的假定，v_c 是以概率$\frac{1}{2}$ 取值($\frac{1}{m}$) 或($-\frac{1}{m}$) 的随机变量. 假定 v_c 是独立随机变量序列，则 v_c 的密度矩阵是

$$v_c \sim \begin{bmatrix} \frac{1}{m} & -\frac{1}{m} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}. \tag{23}$$

并且，$E(v_c)=0, D(v_c)=\frac{1}{m^2}$.

令相互干涉项为

$$\eta_n=\sum_c v_c, \quad c=1,2,\cdots,n=m(p-1). \tag{24}$$

从式(19)，若 $y_k=1$ 被正确想起，则 $u_k>0$；又从式(22)，(24) 这时应有 $\eta_n>-1$.

引理 1 (经典 Lyapunov 极限定理)[6].

假定 $x_1,x_2,\cdots,x_n$ 是一独立随机变量序列，令 $\sum_n=x_1+x_2+\cdots+x_n$，并令 $E(x_i)=0$，$E(x_i^2)=b_i, E|x_i^3|=C_i, \sum_1^n b_i=B_n, \sum_1^n C_i=C_n$，于是当

$$\lim_{n\to\infty}\frac{C_n}{B_n^{3/2}}=0, \tag{25}$$

则不等式

$$t_0\sqrt{2B_n}<\sum\nolimits_n<t_1\sqrt{2B_n} \tag{26}$$

的概率一致的收敛于

$$\frac{1}{\sqrt{\pi}}\int_{t_0}^{t_1}\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t. \tag{27}$$

定理 2 在异联想记忆的神经网络中，假定相互干涉项存在并为独立序列和，则正确想起的概率是 $\Phi(\sqrt{\frac{m}{p}})$，其中 m 是输入层神经元数，p 是存贮模式数. $\Phi(u)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{u}\mathrm{e}^{-x^2/2}\mathrm{d}x$，$(u\leqslant 0)$.

证 不难验证，式(25)成立，事实上，

$$\lim_{n\to\infty}\frac{C_n}{B_n^{3/2}}=\lim_{n\to\infty}\frac{mp/m^3}{(p^3/m^3)^{\frac{1}{2}}}=\lim_{n\to\infty}\sqrt{\frac{1}{mp}}=0,$$

其中 $mp=n$.

由引理 1，并注意到

$$\begin{aligned}\mathrm{erf}(x)&=\frac{2}{\sqrt{2}}\int_0^x\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t, \quad (x\geqslant 0)\\ &=1-2\Phi(-\sqrt{2}x),\end{aligned} \tag{28}$$

$$\frac{1}{\sqrt{\pi}}\int_0^x\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t=\frac{1}{2}\mathrm{erf}(x)=\frac{1}{2}-\Phi(-\sqrt{2}x), \tag{29}$$

因为 $\eta_n>-1, t_0\sqrt{2B_n}=-1$，从而 $t_0=-\frac{1}{\sqrt{2B_n}}$，所以有

$$P(\eta_n>-1)=\frac{1}{\sqrt{\pi}}\int_{-\frac{1}{\sqrt{2B_n}}}^{\infty}\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t=\frac{1}{\sqrt{\pi}}\int_{-\frac{1}{\sqrt{2B_n}}}^{0}\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t+\frac{1}{\sqrt{\pi}}\int_0^{\infty}\mathrm{e}^{-t^2}\mathrm{d}t$$

$$= \frac{1}{2} - \Phi(-\sqrt{2}\frac{1}{\sqrt{2}\sqrt{B_n}}) + \frac{1}{2} = 1 - \Phi(-\frac{1}{(p/m)^{\frac{1}{2}}}) = \Phi(\sqrt{\frac{m}{p}}). \tag{30}$$

证毕.

对自联想记忆,用完全同样的方法可得

$$P(\eta_n > -1) = \Phi[(1 + p/m)/(p/m)^{\frac{1}{2}}]. \tag{31}$$

2) 相互干涉项为相关序列和的情况.

引理 2[6] 假定 $x_1, x_2, \cdots, x_n$ 是随机变量序列,当它们的标号 k, i 满足条件 $|k - i| < n^\theta$ 时,其中 θ 是一确定的正数,它们以无论怎样任意的方法彼此相关. 令

$$\sum\nolimits_n = x_1 + x_2 + \cdots + x_n, \tag{32}$$

并令
$$E(x_i) = 0, \quad E(x_i^2) = \beta_i, \quad E|x_i|^3 = \gamma_i,$$
$$E(x_i^4) = \lambda_i, \quad E(\sum\nolimits_n^2) = \beta_n$$

并且 $\beta_i < L^2$, L 是确定的数. 如果 $\frac{B_n}{n^{2\theta}} = t^2$ 无穷增大,并且当 $E[x_1 + x_2 + \cdots x_n]^4 \geqslant n^{2\theta} t = n^\theta \sqrt{B_n}$ 时,存在确定的数 d, 使得

$$\frac{E[x_i + x_{i+1} + \cdots + x_k]^4}{\{E[x_i + x_{i+1} + \cdots + x_k]^2\}^2} < d, \tag{33}$$

则经典 Lyapunov 极限定理适应于 $\sum_n$.

应用引理 2,考虑一种最简单的相关情况,即马尔柯夫链情况. 对于序列 v_c,每次实验或者出事件 $e = \frac{1}{m}$ 或者出事件 $\bar{e} = -\frac{1}{m}$. 假定 $P_i = P(x_i = \frac{1}{m})$, $Q_i = P(x = -\frac{1}{m}) = 1 - P_i$; $P'_{i+1} = P(x_{i+1} = \frac{1}{m} | x_i = \frac{1}{m})$, $P''_{i+1} = P(x_{i+1} = \frac{1}{m} | x_i = -\frac{1}{m})$. 略去对定理逐条件繁杂的验证过程,现求 B_n.

$$B_n = E[\eta_n^2] = E(\sum_{i=1}^n x_i)^2 = E[\sum_{i=1}^n x_i^2] + E[2\sum_{i>k} x_i x_k]$$
$$= \sum_{i=1}^n E(x_i^2) + 2[\sum_{i>k} E(x_i, x_k)].$$

利用公式:当 $i > k$, $E(x_i, x_k) = \delta_i \delta_{i-1} \cdots \delta_{k+1}$,其中 $\delta_i = P'_i - P''_i$, 这时有:

$$B_n = n/m^2 + O(1) = mp/m^2 + O(1) = p/m + O(1)$$
$$= (p + m \cdot O(1))/m = (p + O(1))/m = p/m + O(1)/m.$$

进而有 $\lim\limits_{n\to\infty}(p/m + O(1)/m) = \lim\limits_{mp\to\infty}(p/m + O(1)/m) = p/m$. 至此,应用引理 2,得到以下的

定理 3 在异联想记忆神经网络中,假定相互干涉项存在并以马尔柯夫链形式彼此相关,则正确想起的概率是 $\Phi[(m/p)^{\frac{1}{2}}]$,其中 m 是输入层神经元数,p 是存贮模式数.

也可以直接用一般马尔柯夫链的中心极限定理证明定理 3. 这里,应用引理 2 是想提供一种在相互干涉项是相关序列(可以任意形式相关)之和情况下的求正确想起概率的一般性的方法.

η_n 是相关序列之和的情况适用于联想记忆随机理论中对记忆能力的评价,在联想记忆的随机理论中,定理 3 成立.

根据以上讨论,在满足正确想起的某个概率时,即可确定 m 与 p 的适当比例. 这对于设计神经网络是非常有意义的.

5 结束语

本文提出分析神经网络实现联想记忆的一种随机理论.假定神经网络所有输入模式集合用X表示,所有输出模式集合用Y表示,所有隐层模式集合用H表示."联想记忆机制"主要体现在给定随机变量$\xi = x \in X$的条件下条件概率$P(\eta|\xi)$上的,其中随机变量$\eta = y \in Y$.基于这个 认识,本文主要完成以下工作:1) 根据抽象神经自动机理论的有关结果,网络达平衡时,其状态遵从Boltzmann分布.又根据脑神经生理学知识,可设ξ,ζ,η三者以马尔柯夫链形式相关,从而证明联想记忆的存在性,顺向联想与逆向联想的同时存在性.2) 给出正确实现联想记忆的充要条件.3) 通过中心极限定理理论,对相互干涉项为独立序列和与相互干涉项为相关序列和两种情况均给出正确想起的概率与网络容量关系的解析表达式.这些理论与思想使得联想记忆理论通过一种概率途境得到进一步发展.

参 考 文 献

1 Nakano,K..An introduction to neurcomputing (in Japanese).Corona Publishing co.,LTD.,Tokyo Japan,1990

2 西广成.基于平均场理论逼近的神经网络.电子学报,1995,23(8):62—64

3 北京师大等.人体组织解剖学.北京:高等教育出版社,1981

4 西广成.抽象神经自动机的一个极限定理.自动化学报,1996,22(4):497—500

5 西广成.神经网络系统学习过程初探.自动化学报,1991,17(3):311—316

6 Belushteun SN..Collected Works(5)(in Russian).Moscow:Scientific Publishing House,1964,121—190

A Stochastic Theory of Associative Memory

XI Guangcheng

(Institute of Automation,Chinese Academy of Sciences · Beijing,100080,PRC)

Abstract: This paper presents a stochastic theory of Associative memory. Existence of forward-associ tion and back-association has been proved. Necessary and sufficient condition for correctly realizing associati memory is also given. For two kinds of situation for crosstalk term to be sums of independent sequence ar dependent sequence,respectively,relationship between probability of correctly recalling and storage capaci of the network is all given analytically,and relevant result of research work which is carried out earlier on expanded.

Key words: associative memory; crosstalk term; stochastic theory; central limit theorem

本文作者简介

西广成 1943年生.中国科学院自动化研究所研究员.1980年以来,曾从事复杂系统理论及其应用研究工作.获中科87年度科技进步一等奖,重大贡献奖.1989年以来,主要研究兴趣为学习模型与记忆机制理论研究和神经网络理论研究的随机理论,抽象神经自动机理论以及智能系统理论.