

具有期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的设计方法

杨国为^{1),2)} 王守觉²⁾ 李卫军²⁾

¹⁾(青岛大学自动化工程学院 山东 青岛 266071)

²⁾(中国科学院半导体研究所神经网络实验室 北京 100083)

摘 要 联想记忆的综合问题是目前没有很好解决的难题. 文中用作者提出的通用前馈网络和排序学习算法, 提出了一种设计具有期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的方法. 该方法一般性地解决了信息空间上联想记忆的综合难题, 使设计出的联想记忆模型具有任意期望的记忆样本容错域.

关键词 神经网络; 联想记忆; 容错域; 模型; 设计

中图法分类号 TP18

DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.00124

A Design Method of Ahead Masking Associative Memory Model with Expecting Fault-Tolerant Field

YANG Guo-Wei^{1),2)} WANG Shou-Jue²⁾ LI Wei-Jun²⁾

¹⁾(College of Automation Engineering, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071)

²⁾(Laboratory of Artificial Neural Network, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083)

Abstract The synthesis problems of associative memory models are not better solved until now. A design method of ahead masking associative memory model with expecting fault-tolerant field is proposed by use of the general feed-forward network and sequential learning algorithm given by authors. The method better solves the difficult synthesis problems of associative memory models. The ahead masking associative memory model designed by the method have any expecting fault-tolerant fields about the samples.

Keywords neural network; associative memory; fault-tolerant field; model; design

1 引 言

联想记忆的研究有很长的历史^[1-2]. 1961年Steinbuch提出了学习矩阵的概念; 1972年Kohonen建立了关联矩阵存储器, 接着Nakano提出了联想机; 1988年Kosko给出双向联想存储器模型; 1990年Jeng提出指数双向联想记忆模型; 1998年

Lee给出实现了一种多值模式联想记忆^[3]. 2000年, Wu等给出一种三层前向双向联想记忆模型^[4-5]; 2001年, Wu等又在去掉一些约束条件下, 改进了前面的工作^[6]; 2003年, Chang和Cho提出了具有极大吸引域的二阶非对称双向联想神经网络^[7]; 2003年, Costantini, Casali和Perfetti提出了一种用于储存灰度图像联想记忆神经网络方法^[8]; Muezzinoglu等人分别在2003年和2004年提出复

收稿日期: 2007-08-31; 最终修改稿收到日期: 2008-12-03. 本课题得到国家自然科学基金(60673101, 60375014)、国家“八六三”高技术研究发展计划项目基金(2006AA01Z123, 2006AA04Z110)、中国博士后科学基金项目(2005038111)、山东省自然科学基金项目(Y2007G30)和山东省科技攻关项目(2007GG3WZ04016)资助. 杨国为, 男, 1964年生, 博士, 教授, 研究领域为人工神经网络、模式识别、人工智能、人工生命, E-mail: ygw_ustb@163.com. 王守觉, 男, 1925年生, 研究员, 中国科学院院士, 研究领域为半导体超高速电路、人工神经网络、仿生模式识别. 李卫军, 男, 1975年生, 博士, 副研究员, 研究方向为模式识别、智能信息处理、嵌入式系统.

值多状态 Hopfield 联想记忆新设计方法和二进制联想记忆设计的 Boolean Hebb 规则^[9-10]. 2005 年至 2007 年联想记忆研究成果也不断涌现^[11-13]. 国内内地近十年张铃、张钊、梁学斌、陈松灿、陶卿、危辉、杨国为等学者做出了一序列有意义的研究工作^[14-19], 发展了联想记忆研究.

联想记忆分为异联想记忆和自联想记忆. 异联想记忆是映射式的(前馈型), 通过构造一定的映射(变换), 使输入直接映射为所需的输出, 如多层网络、感知器等均属于此类(注: 部分异联想也可通过网络动力演化来实现). 自联想记忆过程一般是一种动力学系统的演化过程, 待识别的模式作为网络的初始状态, 网络按一定的动力学规律演化, 最终状态即为联想结果. 作为网络输出, 基于 Hopfield 型网络属于此类. 不过这类联想记忆网络形成需要较长时间, 有时这类联想记忆网络在可忍受时间内也形成不了(演化收敛不了), 即该种网络模型联想记忆速度慢.

联想记忆研究取得了丰硕成果, 但到目前为止给出的联想记忆模型的样本容错域(吸引域)大小、位置都不是完全以设计者的意志而转移, 都达不到想要样本容错域是怎样, 而结果设计出来的联想记忆模型样本容错域就是怎样的要求, 甚至有的联想记忆的样本容错域大致是怎样都不清楚, 只是理论上存在^[1-18]. 联想记忆模型这样的缺陷严重影响了其应用范围和效果.

例 1. 若用文献[4-6, 12]中的模型去联想记忆九宫格的两个模式(如图 1), 那么这两个模式的 Hamming 距离为 2. 从而两模式的容错域半径都为 1, 两样本容错域中只有样本本身一个点. 因此只要有噪声这两种模式就不能正确联想(分类或识别), 也即模型应用于该两种模式分类识别, 效果不能保证. 然而我们看到两模式差距很大, 区别明显, 理应都有较大容错域, 容易分类识别.

-1	1	1
1	1	1
1	1	1

1	1	1
1	1	1
1	1	-1

图 1 九宫格两差距较大模式

我们知道, 联想记忆模型的研究包括联想记忆模型系统的分析与综合. 分析是要看看系统有哪些功能, 而综合是要建立系统使系统具有预定功能. 所以联想记忆存在以上不足, 主要是因为: (1) 传统联想记忆模型设计采用“先设计联想记忆模型, 然后

找到样本容错域或证明样本容错域存在”方式. 此种设计理念是“系统分析方法”, 能知道设计出来的系统有什么联想记忆功能, 但不能保证系统一定有预想功能, 如不能保证某样本有某种容错域; (2) “先设计样本容错域, 再构建出有这种容错域的联想记忆模型”是一个没有解决的系统综合难题.

本文提出一种先设计样本任意期望容错域, 再根据样本容错域(学习点的集合), 通过学习建立了一种期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的方法. 该方法使设计出来的联想记忆模型不仅能联想记忆已知样本, 而且能保证样本容错域如预先设计的大小和位置. 从而达到了我们想要样本容错域是怎样, 结果设计出来的联想记忆模型样本容错域就是怎样的要求. 模型设计方法易操作, 算法在有限步完成.

2 前向掩蔽联想记忆模型的样本任意期望容错域(吸引域)设计

考虑 n 维信息空间 $D^n = \{(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)^T \mid x_i = 1 \text{ or } -1\}$. 设 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^p, Y^p)$ 为 D^n 中的 p 个要联想记忆的互不相同的样本对, $X^1 = (x_{11}, x_{21}, \dots, x_{n1})^T, \dots, Y^1 = (y_{11}, y_{21}, \dots, y_{n1})^T, \dots, p \leq 2^n$.

设有 p 个非空集合 $C_j \subseteq D^n, j = 1, 2, \dots, p$, 若 $C_j \cap C_i = \emptyset, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, p, \bigcup_{j=1}^p C_j = D^n$, 则称 C_1, C_2, \dots, C_p 是 D^n 的一种 p 块划分. 由排列组合知 D^n 有 p 块划分方式多种. 而要求 $X^1 \in C_1, X^2 \in C_2, \dots, X^p \in C_p$ 的划分方式也可计算出来. 记第二类 stirling 为 $\left\{ \begin{matrix} m \\ r \end{matrix} \right\}$, 它表示 m 个元素的集合划分成 r 个不相交的非空子集的数目, 则 $\left\{ \begin{matrix} m \\ r \end{matrix} \right\} = r \left\{ \begin{matrix} m-1 \\ r \end{matrix} \right\} + \left\{ \begin{matrix} m-1 \\ r-1 \end{matrix} \right\}$. 那么 D^n 有 p 块划分方式, 有 $\left\{ \begin{matrix} 2^n \\ p \end{matrix} \right\}$. 而要求 $X^1 \in C_1, X^2 \in C_2, \dots, X^p \in C_p$ 的划分方式为 p^{2^n-p} .

用数学知识可证明下面定理.

定理 1. 若令 $d_i = \min \{d_H(X^i, X^j) \mid i \neq j\}$, d_H 表示 Hamming 距离, 记

$$\begin{aligned} D(X^i) &= \{X \mid d_H(X^i, X) < d_i/2\}, X \in D^n, \\ i &= 1, 2, \dots, p-1, \\ D(X^p) &= \{X \mid d_H(X^i, X) \geq d_i/2\}, X \in D^n, \\ 1 &\leq i \leq p-1, \end{aligned}$$

则 $D(X^1), D(X^2), \dots, D(X^p)$ 是 D^n 的一个 p 块划分, 此划分的特色是 X^i 是 $D(X^i)$ 的中心, $D(X^i)$ 的半径就平均意义来说达到了最大值.

现假定 $X^1 \in C_1, \dots, X^i \in C_i, i = 1, 2, \dots, p$, 且 C_1, C_2, \dots, C_p 是 D^n 的一个划分. 作映射

$$f: D^n \rightarrow D^n,$$
$$(f_1(X), \dots, f_n(X)) = f(X) = \begin{cases} Y^1, & X \in C_1 \\ \vdots & \vdots \\ Y^i, & X \in C_i \\ \vdots & \vdots \\ Y^p, & X \in C_p \end{cases} \quad (1)$$

若有一神经网络 NN 精确实现 f , 那么该网络 NN 就是 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^p, Y^p)$ 的一个联想记忆模型, 且 C_i 就是 X^i 的容错域. 特别, 当 $X^1 = Y^1, X^2 = Y^2, \dots, X^p = Y^p$ 时, 该网络 NN 就是 $X^1,$

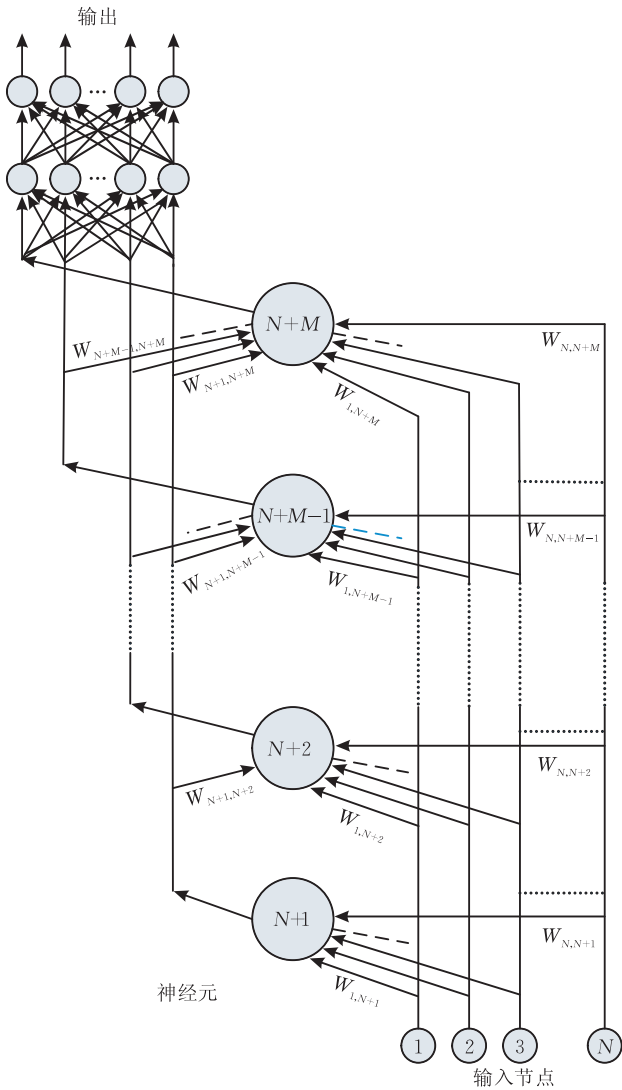


图 2 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型拓扑结构

X^2, \dots, X^p 的一个自联想模型, 且 C_i 就是 X^i 的容错域(吸引域). 上面说明 $C_i (i = 1, 2, \dots, p)$ 有多种设计方法, 就不同问题需要, 我们可把 C_i 设计的特殊些, 如定理 1 中设计.

下面我们设计一个期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型来精确实现映射 f .

3 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型拓扑结构

期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型拓扑结构如图 2 所示, 该网络是由一个有 n 个输入接点的通用前馈网络^[20] (如图 3 所示) 外接一双层前馈神经网络(每层都包含 n 个神经元, 同层神经元没有连接, 如图 4 所示)而成.

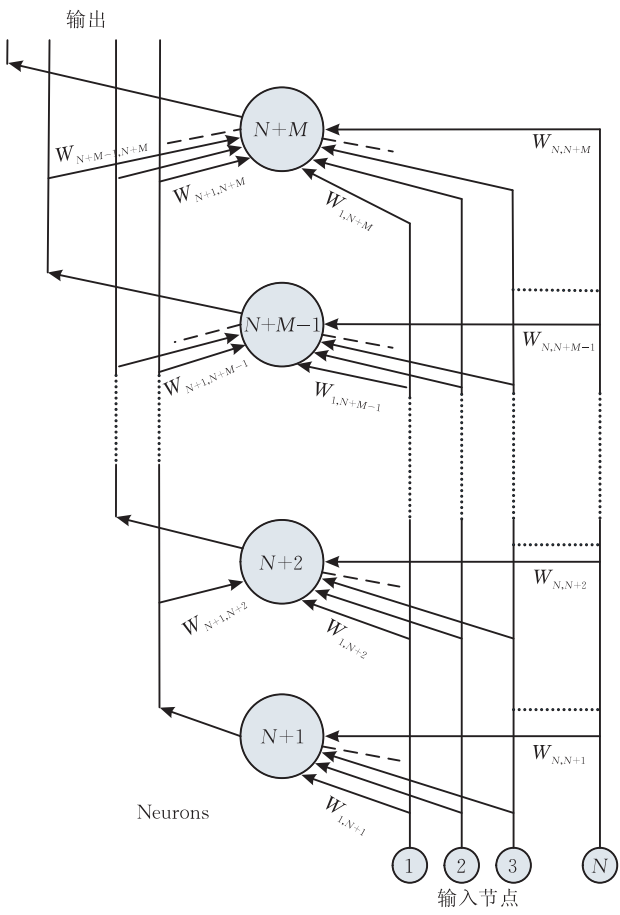


图 3 通用前馈网络 GFFN 结构模型

通用前馈网络 GFFN(不存在闭合回路)是一种除输入接点(可视为神经元)外的所有神经元是有编号顺序的一种神经网络:输入接点到所有神经元有连接,排在前面的神经元到后面的所有神经元有连接,神经元到自身没有连接,后面的神经元到前面的神经元没有连接。

对于前馈网络,设神经网络具有 N 个输入节点(编号为 $1 \sim N$)和 M 个神经元(编号为 $N+1$ 至 $N+M$), W_{ij} ($i=1, 2, \dots, N, j=N+1, N+2, \dots, N+M$) 为由输入节点至神经元的连接权值。而

$$W_{ij} \quad (i=N+1, N+2, \dots, N+M, \\ j=N+1, N+2, \dots, N+M)$$

为神经元至神经元之间的连接权值。若以 $W_{ij}=0$ 表示 i 至 j 无连接,则该神经网络的拓扑结构可用 $W_{ij}=0$ 的 i 与 j 的条件来描述。

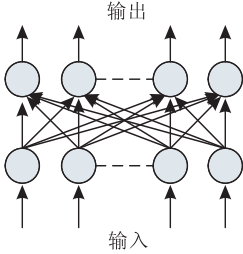


图4 双层前馈神经网络结构图

因此通用前馈网络 GFFN(其网络拓扑结构图见图2)的充要条件是

$$W_{ij}=0, \text{ 当 } j \leq N \text{ 或 } i \geq j \quad (2)$$

单层感知器的充要条件是

$$W_{ij}=0, \text{ 当 } i > N \text{ 或 } j \leq N \quad (3)$$

单隐层分层前馈网络(隐层神经元数量为 a , $a < M$, 其网络拓扑结构图见图3)的充要条件是

$$W_{ij}=0, \text{ 当 } \begin{cases} j \leq N \\ \text{或 } i \leq N, j > N+a \\ \text{或 } i > N, j \leq N+a \end{cases} \quad (4)$$

而三层感知机(即二隐层分层前馈网络,其二层隐层的神经元数量分别为 a 和 b , $a+b < M$)的充要条件是

$$W_{ij}=0, \text{ 当 } \begin{cases} j \leq N \\ \text{或 } i \leq N, j > N+a \\ \text{或 } i > N, j \leq N+a \\ \text{或 } N+a \geq i > N, j > N+a+b \\ \text{或 } i > N+a, j \leq N+a+b \\ \text{或 } i > N+a+b \end{cases} \quad (5)$$

显然通用前馈网络(GFFN)是最广泛的前馈网

络模型,任何分层前馈网络都是它的一种特例。而上述 GFFN 的条件,即式(2)则是前馈网络的基本条件。

4 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型确定的排序学习算法

期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型确定(包括拓扑结构、连接权值和域值确定)包括3部分工作,第1部分是模型中的通用前馈网络(GFFN)模型确定(排序学习算法),第2部分是模型中的通用前馈网络(GFFN)输出神经元到双层前馈网络的第一层的连接权值(矩阵)确定,第3部分是双层前馈网络模型确定。

4.1 通用前馈网络(GFFN)模型确定

(排序学习算法)

设 C_1, C_2, \dots, C_p 是 $D^n = [1, -1]^n$ 的一种 p 块划分,且 $X^1 \in C_1, X^2 \in C_2, \dots, X^p \in C_p$ 。

设输入空间为 n 维空间 R^n ,神经元在学习时使用线性输出,即输出 $= \sum WI$;神经元在识别时使用硬限幅台阶激励函数:

$$f(Z) = \begin{cases} 1, & Z \geq 0 \\ 0, & Z < 0 \end{cases}$$

神经元的激励阈值为 W_0 ;神经元输入最大联结数量为 $n+a$ ($a=1, 2, \dots$, 为神经元序号),其中 n 个联接来自 n 个输入节点, $a-1$ 个联接来自序号 $< a$ 的神经元输出,1个联接为激励阈值输入 $-W_0$ 。

设输入样本空间为 $D^n = [1, -1]^n = C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_p$,输入样本数量共 $S=2^n$ 个,其中 S_1 个样本被指定属 X_1 类(样本属于 C_1), S_2 个样本被指定属 X_2 类(样本属于 C_2), S_3 个样本被指定属 X_3 类(样本属于 C_3), \dots , 由此类推, $S=S_1+S_2+\dots+S_p$ 。

先将神经元与神经元之间的联接强度全部设为零(无联接),将神经元输出激励函数设为线性,即输出

$$出 = \sum_{i=1}^n M_i I_i$$

1. 计算原点到 $D^n = [1, -1]^n = C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_p$ 中各点的单位方向向量,其集合记为 M 。

2. 从 M 中随机选 α 组向量作为 α 个未排序神经元的输入权值,将 $C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_p$ 中所有样本按顺序通过输入节点同时送往各未排序神经元进行计算(α 为自定义学习参数)。

3. 将每个未排序神经元的各输入样本的计算结果 $\sum WI$ 逐个神经元分别按大小排队,从排队结果找出每个神经元对某一类样本计算结果由大到小可分隔的同类样本个

数(其可分隔的定义是分隔两侧不同类样本计算结果的最近距离大于某定值 D , 所设定 D 值的大小将影响需用神经元的总数和网络泛化能力)。

4. 找出可分隔样本数最多的未排序神经元, 记录下其有关权值和分隔处的值 $W_0 = \sum W_0 I_0$ (注: 神经元的阈值取为该值时, 该神经元能分隔出同类样本最多, 这些分出的同类样本的 $\sum WI$ 值大于或等于该值 $\theta W_0 = \sum W_0 I_0$, 而其它所有样本的 $\sum WI$ 值都小于 $W_0 = \sum W_0 I_0$) 时作备用, 如果可分隔样本数大于上一次记录情况, 则覆盖上一次数据。

5. 从进一步增加可分隔样本数和拉大分隔距离的方向, 即从单位方向向量 M 中另选 α 组向量作为 α 个未排序神经元的输入权值, 调整一次各未排序神经元权值, 再将各神经元重复计算一次。

6. 重复步 2~步 4, 经过 β 遍。以所记录分隔最多的神经元作为已排序神经元以外, 紧接排序的神经元(或开始排序的神经元), 并记录该神经元分隔开样本的编号和分隔出的 $\sum W_0 I_0$ 值。并将此神经元标以所分隔样本的类别 (X_1 或 X_2 或 $X_3 \cdots$ 等)。

7. 将该神经元分隔开的样本从原样本集中撤掉, 剩下的作为新的样本集。

8. 重复步 2~步 7, 直至样本集中只剩下一类样本为止。

9. 以另一神经元, 排序为已排序神经元外紧接排序的神经元(也将是该神经网络排序最大的一个神经元, 其排序号就是模式分类器所需神经元的总数), 以所剩下样本计算得的 $\sum WI$ 中最小的值减去 D 作为该神经元的分隔值, 并标以这类样本的类别。

10. 将各排序神经元的激励函数均改为硬限幅台阶函数, 并使各神经元的阈值设定为

$$W_0 = \text{记下的分隔处} \sum W_0 I_0 \text{ 值。}$$

11. 以上述输入节点至神经元间权值绝对值的最大值, 乘以输入节点总数 N 作为 W_{\max} , 从排序小的神经元输出联接至排序大的神经元的权值分别用 $\pm W_{\max}$ 表示, 对两端神经元标志为同一类的情况, 其间联结权值用 $+W_{\max}$, 对两端神经元标志为不同类情况, 其间联结权值用 $-W_{\max}$ 。

执行完以上学习排序前向掩蔽算法, 通用前馈网络模型确定工作就已完成。其标志为某一类 (X_1 或 X_2 或 $X_3 \cdots$ 等) 的神经元中排序号最大的神经元即为该类的输出神经元, 当输入样本属于该类时此神经元输出为 1, 否则为 0。必须指出, 一个神经元联接至排序较大的神经元的联结权值数量, 最多需要不超过分类类别的总数。因为对于排序较大的某一个类别的神经元如果有几个, 只要选择其中排序最小的一个神经元作为联结对象就够了。这个神经元将对前面的(即排序更大的)神经元继续起掩蔽

作用。

4.2 通用前馈网络到双层前馈网络的连接权确定

把通用前馈网络输出神经元中标为 X_1 类的排号最大的神经元到双层前馈网络第 1 层的第 1 个神经元的连接权值置为 1; 把通用前馈网络输出神经元中标为 X_2 类的排号最大的神经元到双层前馈网络第 1 层的第 2 个神经元的连接权值置为 1; \cdots ; 把通用前馈网络输出神经元中标为 X_p 类的排号最大的神经元到双层前馈网络第 1 层的第 p 个神经元的连接权值置为 1; 其它通用前馈网络输出神经元到双层前馈网络第一层神经元的所有权值置为 0。

4.3 双层前馈网络模型确定

设 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \cdots, (X^p, Y^p)$ 为 D^n 中的 p 个要联想记忆的互不相同的样本对, $X^1 = (x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{n1})^T, \cdots, Y^1 = (y_{11}, y_{21}, \cdots, y_{n1})^T, \cdots$ 。设置双层前馈网络每层都包含 n 个神经元, 设置双层前馈网络的第 1 层神经元到第 2 层神经元的连接权矩阵为

$$\begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1p} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} & \cdots & y_{np} \end{pmatrix}_{n \times p}$$

做完以上 3 件工作后, 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型就得到确定。关于该模型有以下定理。

定理 2. 令 $D^n = \{(x_1, \cdots, x_i, \cdots, x_n) \mid x_i = 1 \text{ or } -1\}$ 。设 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \cdots, (X^p, Y^p)$ 为 D^n 中的 p 个要联想记忆的互不相同的样本对, $X^1 = (x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{n1})^T, \cdots, Y^1 = (y_{11}, y_{21}, \cdots, y_{n1})^T, \cdots$ 。设 C_1, C_2, \cdots, C_p 是 $D^n = [1, -1]^n$ 的一种 p 块划分, 且 $X^1 \in C_1, X^2 \in C_2, \cdots, X^p \in C_p$ 。那么由以上方法确定的期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型能精确实现式 (1) 映射 f , 从而能联想记忆 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \cdots, (X^p, Y^p)$, 且样本 X^k 的容错域为

$$D(X^k) = C_k, \quad k=1, 2, \cdots, p \quad (6)$$

满足

$$\bigcup_k D(X^k) = D^n = C_1 \cup C_2 \cup \cdots \cup C_p \quad (7)$$

当 $X^k = Y^k (k=1, 2, \cdots, p)$ 时, 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型就成为一种自联想记忆模型。

例 2. 在例 1 中两模式的容错域 $D(X^k) = C_k (k=1, 2)$ 可分别预先设置为含有 2^{q-1} 个不同模式的集合。按照以上设计期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的方法可得相应地期望容错域的前向掩蔽自联想记忆模型, 平均来说该模型的两样本模式的

容错域 $D(X^k) = C_k (k=1, 2)$ 达到最大. 实验表明, 稍微有些噪声时, 该自联想记忆模型都能正确联想记忆(分类或识别)九宫格的两个不同模式.

例 3. 根据应用目的不同, 有时候要求所有样本容错域都尽量大, 例如, 联想输入法中样本容错域应该设置得充分大, 以便所有样本快速地人机交互输入. 实验表明, 用本文提出的联想记忆模型设计方法容易设计出具有所有样本容错域都尽量大的模型. 如

令 $d_i = \min \{d_H(X^i, X^j) \mid i \neq j\}$, d_H 表示 Hamming 距离, 记

$$A(X^i) = \{X \mid d_H(X^i, X) < d_i/2, X \in D^n\},$$

$$i=1, 2, \dots, p,$$

B_1, B_2, \dots, B_p 是 $D^n - \bigcup_{i=1}^p A(X^i)$ 的任意一个 p 块划分,

$$D(X^k) = C_k = A(X^k) \cup B_k, \quad k=1, 2, \dots, p,$$

则样本容错域 $D(X^1), D(X^2), \dots, D(X^p)$ 的特色是 X^i 是 $A(X^i)$ 的中心, $A(X^i)$ 的半径就平均意义来说达到了最大值, 而且容错域 $D(X^i)$ 的补充部分 B_i 的大小可根据需要设置. 到目前为止没有见到用传统方法设计出有如此特性的样本容错域的联想记忆模型.

例 4. 根据应用目的不同, 有时候希望所有样本容错域恰到好处, 例如, 地铁自动购票系统(认证识别)中样本容错域应该设置得恰到好处, 使得系统能正确识别输入的真钱币, 包括有点磨损、污损的真钱币, 拒识假钱币和磨损、污损严重的真钱币, 不误识任何钱币. 实验表明, 用本文提出的联想记忆模型设计方法容易设计出具有所有样本容错域小到恰到好处的自动购票系统. 如

令 $d_i = \min \{d_H(X^i, X^j) \mid i \neq j\} \geq 10$, d_H 表示 Hamming 距离, 记

$$D(X^i) = \{X \mid d_H(X^i, X) \leq 2, X \in D^{100}\},$$

$$i=1, 2, \dots, p-1,$$

$$D(X^p) = D^{100} - \bigcup_{i=1}^{p-1} D(X^i), \quad (X^1, Y^1),$$

$$(X^2, Y^2), \dots, (X^p, Y^p) \text{ 中 } Y^p = \text{拒识},$$

则样本容错域 $D(X^1), D(X^2), \dots, D(X^p)$ 的特色是: 钱币 $X^i (i=1, 2, \dots, p-1)$ 的容错域 $D(X^i) (i=1, 2, \dots, p-1)$ 的半径只有 2 (容错域恰到好处), 且 X^i 与 $X^j (i \neq j, i, j=1, 2, \dots, p-1)$ 的距离 $d_i = \min \{d_H(X^i, X^j) \mid i \neq j\} \geq 10$, 拒识钱币 X^p 的容错域 $D(X^p)$ 特别大. 到目前为止没有见到用传统方法设计出有如此特性的样本容错域的联想记忆模型.

例 5. 根据应用目的不同, 有时候期望一部分样本容错域比较大, 一部分样本容错域比较小, 例如, 联想搜索中重要的样本容错域应该设置得比较大, 而不重要的样本容错域应该设置得比较小, 使重要的样本信息容易搜索, 不重要的样本信息要用比较精确的输入信息才能联想搜索出来. 实验表明, 用本文提出的联想记忆模型设计方法能设计出具有有一部分样本容错域比较大, 一部分样本容错域比较小的模型. 如

令 $d_i = \min \{d_H(X^i, X^j) \mid i \neq j\} \geq 10$, d_H 表示 Hamming 距离, 记

X^i 是重要信息的编码, $i=1, 2, \dots, m$,

X^i 是不重要信息的编码,

$$i=m+1, m+2, \dots, 10000,$$

$$A(X^i) = \{X \mid d_H(X^i, X) \leq 9, X \in D^{100}\},$$

$$i=1, 2, \dots, m,$$

$$D(X^i) = \{X \mid d_H(X^i, X) \leq 1, X \in D^{100}\},$$

$$i=m+1, m+2, \dots, 10000,$$

$$B_1, B_2, \dots, B_m \text{ 是 } D^{100} - \left(\bigcup_{i=1}^m A(X^i) \right) \cup$$

$$\left(\bigcup_{i=m+1}^{10000} D(X^i) \right) \text{ 的任意一个 } m \text{ 块划分},$$

$$D(X^k) = C_k = A(X^k) \cup B_k, \quad k=1, 2, \dots, m,$$

则样本容错域 $D(X^1), D(X^2), \dots, D(X^{10000})$ 的特色是: 重要信息的编码 $X^i (i=1, 2, \dots, m)$ 的容错域 $D(X^i) (i=1, 2, \dots, m)$ 特别大, 而不重要信息的编码 $X^i (i=m+1, m+2, \dots, 10000)$ 的容错域 $D(X^i) (i=m+1, m+2, \dots, 10000)$ 的半径只有 1 (容错域恰到好处地小). 到目前为止不曾见到用传统方法设计出有如此特性的样本容错域的联想记忆模型.

推论 1. 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型(网络)不存在伪吸引子.

证明. 由于 $D^n = \bigcup_{k=1}^p D(X^k)$, 即所有要记忆样本的容错域(吸引域)之并充满 R^n , 因此期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型(网络)不存在伪吸引子.

证毕.

网络容量是指在一定条件的联想出错概率容限下, 网络能够存储的最大模式样本数. 一般定义为所存储的样本数 M 与样本矢量维数 n 的商

$$\frac{M}{n} \quad (8)$$

静态法联想记忆网络的最大存储容量为 $1^{[21]}$. 根据网络容量定义, 我们立即得以下推论.

推论 2. 期望容错域的前向掩蔽联想记忆模

型(网络)容量为 $\frac{p}{n}$ ($p \leq 2^n$) 的任何正整数, n 为输入空间维数, 是一固定整数。

注. (1) 当不希望 p 个样本 X^1, X^2, \dots, X^p 的容错域太大, 不希望它们充满 D^n 时, 也可以预先设置较小容错域 $D(X^k) = C_k$ ($k=1, 2, \dots, p$). 取定一点对 (X^0, Y^0) , 要求 $X^0 \in D^n - \bigcup_{k=1}^p D(X^k), Y^0 \neq Y^1, Y^2, \dots, Y^p$, 设 X^0 的容错域为 $D^n - \bigcup_{k=1}^p D(X^k)$. 然后关于 $(X^0, Y^0), (X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^p, Y^p)$ 按所给方法构造出期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型. 这样所得的联想记忆模型的容错域也能如所希望的情形。

(2) 当遗忘 (X^i, Y^i) 时, 要设计新的期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型, 只需把原模型中所有标有 X^i 类的神经元及与之连接都去掉即可. 不需要重新从头建立联想记忆模型. 也就是说, 设计期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的方法实现遗忘十分方便。

(3) 当要扩充记忆, 增加记忆联想 (X^{p+1}, Y^{p+1}) 时, 设 $X^{p+1} \in D(X^k) = C_k$, 那么可把 $D(X^k) = C_k$ 分成两个新集合 C'_k 和 $D(X^{p+1}) = C_{p+1}$, 其中 $X^k \in C'_k, X^{p+1} \in D(X^{p+1}) = C_{p+1}$. 相应地要建立联想记忆模型可保留标 X^k 类的最小编号神经元前面的所有神经元和连接, 然后对没有分隔出的样本, 针对 $(X^1, Y^1), (X^2, Y^2), \dots, (X^p, Y^p), (X^{p+1}, Y^{p+1})$ 联想记忆, 按照设计期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型方法继续做下去就可得要求的联想记忆网络, 实现记忆扩充. 因此记忆扩充时也可以用原来的模型作为基础, 不需要从头建立联想记忆模型。

5 结束语

“先设计样本容错域, 再构建出有这种容错域的联想记忆模型”是人们一直试图解决的联想记忆研究的综合难题。

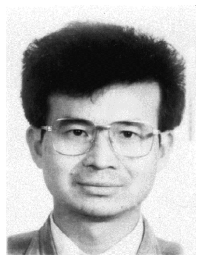
本文提出了一套在二值信息空间上(注: 可推广到有限值信息空间上)设计期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型的方法. 使得按这种方法设计出来的联想记忆网络具有设计者预先希望的任意容错域功能. 实际上能做到联想记忆模型的样本容错域(吸引域)大小、位置完全以设计者的意志而转移. 达到想要样本容错域是怎样结果设计出来的联想记忆模型样本容错域就是怎样的要求。

从宏观上看, 本文解决了“先设计样本容错域, 再构建出有这种容错域的联想记忆模型”难题, 从微观上看, 本文还没有彻底地解决, 因为还不知道设计期望容错域的前向掩蔽联想记忆模型所用神经元是否是最少, 不知道网络的拓扑结构是否可进一步优化。

参 考 文 献

- [1] Yang Guo-Wei. Models of Artificial Life. Beijing: Science Press, 2005 (in Chinese)
(杨国为. 人工生命模型. 北京: 科学出版社, 2005)
- [2] Tu Xu-Yan et al. Theory of Biologic Control. Beijing: Science Press, 1980 (in Chinese)
(涂序彦等. 生物控制论. 北京: 科学出版社, 1980)
- [3] Lee Dong-Liang, Wang Wen-June. A multivalued bidirectional associative memory operating on a complex domain. Neural Networks, 1998, 11(9): 1623-1635
- [4] Wu Ying-Quan, Pados D A. A feedforward bidirectional associative memory. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(4): 859-866
- [5] Wu Ying-Quan, Batalama S N. An efficient learning algorithm for associative memories. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5): 1058-1066
- [6] Wu Ying-Quan, Batalama S N. Improved one-shot learning for feedforward associative memories with application to composite pattern association. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 2001, 31(1): 119-125
- [7] Chang Jyh-Yeong, Cho Chien-Wen. Second-order asymmetric BAM design with a maximal basin of attraction. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A, 2003, 33(4): 421-428
- [8] Costantini G, Casali D, Perfetti R. Neural associative memory storing gray-coded gray-scale images. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(3): 703-707
- [9] Müezzinoğlu Mehmet Kerem, Güzelis Cüneyt, Zurada Jacek M. A new design method for the complex-valued multistate hopfield associative memory. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(4): 891-899
- [10] Müezzinoğlu Mehmet Kerem, Güzelis Cüneyt. A Boolean Hebb rule for binary associative memory design. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(1): 195-220
- [11] Zhang Yu, Sun Ji-Tao. Stability of impulsive neural networks with delays. Physics Letters A, 2005, 348(1): 44-50
- [12] Zhao Hong-Yong. Exponential stability and periodic oscillatory of bidirectional associative memory neural network involving delays. Neurocomputing, 2006, 69(4): 424-448
- [13] Chen Liang, Tokuda Naoyuki, Nagai Akira. Capacity analysis for a two-level decoupled Hamming network for associative memory under a noisy environment. Neural Networks, 2007, 20(5): 598-609

- [14] Zhang Ling, Wu Fu-Chao, Zhang Bo, Han Jiu. Study of multilayer feedforward neural network and synthetic algorithm. *Journal of Software*, 1995, 6(7): 440-448(in Chinese)
(张铃, 吴福朝, 张钹, 韩玖. 多层前馈神经网络的学习和综合算法. *软件学报*, 1995, 6(2): 440-448)
- [15] Liang Xue-Bin, Wu Li-De, Yu Jun. An effective learning algorithm of associative memory neural network. *Journal of Automation*, 1997, 23(6): 721-727(in Chinese)
(梁学斌, 吴立德, 俞俊. 联想记忆神经网络的一个有效学习算法. *自动化学报*, 1997, 23(6): 721-727)
- [16] Zhang Dao-Qiang, Chen Song-Can. The expanding multi-value index bi-directional associative memory model and application. *Journal of Software*, 2002, 14(3): 97-702(in Chinese)
(张道强, 陈松灿. 推广的多值指数双向联想记忆模型及其应用. *软件学报*, 2002, 14(3): 697-702)
- [17] Tao Qing, Cao Jin-De, Sun De-Min. Associative memory neural network model base on linear programming. *Chinese Journal of Computers*, 2001, 24(4): 377-381(in Chinese)
(陶卿, 曹进德, 孙德敏. 基于线性规划的联想记忆神经网络模型. *计算机学报*, 2001, 24(4): 377-381)
- [18] Wei Hui. The autoassociate memory model of auto-mapping base on structure learning and iterating. *Journal of Software*, 2002, 13(3): 438-446(in Chinese)
(危辉. 基于结构学习和迭代自映射的自联想记忆模型. *软件学报*, 2002, 13(3): 438-446)
- [19] Yang Guo-Wei, Tu Xu-Yan, Wang Shou-Jue. A time-varying fault-tolerant field perceptive associative memory model and the realization algorithms. *Chinese Journal of Computers*, 2006: 29(3): 431-440(in Chinese)
(杨国为, 涂序彦, 王守觉. 时变容错域感知联想记忆模型及其实现算法. *计算机学报*, 2006, 29(3): 431-440)
- [20] Wang Shou-Jue, Chen Xiang-Dong, Zeng Yu-Juan et al. In general neural network hardware neuron basic mathematical model discussion. *Journal of Electronics*, 2001, 29(5): 577-582(in Chinese)
(王守觉, 陈向东, 曾玉娟等. 通用神经网络硬件中神经元基本数学模型的讨论. *电子学报*, 2001, 29(5): 577-582)
- [21] Huang De-Shuang. *Theory of Neuron Network Mode Recognition System*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1996(in Chinese)
(黄德双. *神经网络模式识别系统理论*. 北京: 电子工业出版社, 1996)



YANG Guo-Wei, born in 1964, Ph.D., professor. His current research interests include artificial intelligence, artificial life, artificial neural network, pattern recognition, innovative and creative design, etc.

WANG Shou-Jue, born in 1925, professor, member of Chinese Academy of Science. His current research interests include super speed electrocircuit of semiconductor, neural network artificial, biomimetics pattern recognition, etc.

LI Wei-Jun, born in 1975, Ph.D., associate researcher. His current research interests include pattern recognition, intelligent information processing, embedded system, etc.

Background

The paper studies the synthesis problems of associative memory models. Many results about synthesis and analysis of associative memory have been obtained, but the synthesis problems of associative memory models are not better solved until now. In this paper, a design method of ahead masking associative memory model with expecting fault-tolerant field is proposed by use of the general feed-forward network and sequential learning algorithm given by authors. The method better solves the difficult synthesis problems of associative memory models.

“A Design Method of Ahead Masking Associative Memory Model with Expecting Fault-Tolerant Field” is a subsidiary one of the project “Study on New Neural Network Models of Information Processing of Artificial Brain” sponsored by National Nature Science Foundation of China. The major research interests of this group are artificial intelligence, artificial life and artificial neural network, and so on. In the project, the authors have proposed many neural network models of artificial life for information processing, especially associative memory models, and then improved some existing information processing neural network models of artificial life. Most of the works can be found in book “Yang Guo-Wei, Models of Artificial Life. Beijing: Science Press, 2005”.