

实时光学模糊关联记忆神经网络

冯文毅 温志庆 严瑛白 金国藩
(清华大学精密仪器系,北京,100084)

摘要 构建了实时光学模糊关联记忆神经网络系统,采用空间面积编码实现了光学模糊逻辑,提出了分时处理技术,为实现更多神经元的网络提供了一条有效途径;并进一步论证了网络作为灵活实时互连功能模块的可行性;给出了模拟运算和实验结果.

关键词 神经网络, 模糊逻辑, 关联记忆, 光互连.

引言

模糊逻辑和神经网络都基于对人脑思维的模拟,有其固有的相似性^[1,2]. 理论分析表明^[3]:任一连续的多层前馈网络都可以用一个(离散的)模糊输出系统来无限趋近;任一连续的(离散的)模糊输出系统都可以用一个3层前馈网络来无限趋近. 模糊理论的引入为光学人工智能和神经网络的研究开辟了一条蹊径,然而利用光学技术实现模糊逻辑和运算尚无成熟的器件和方法. Mada 等人用液晶光阀实现了连续值逻辑^[4],刘立人基于多重成像系统,用空间编码后取阈的方法实现了光学模糊逻辑^[5]. 最近,刘树田、张树群等人分别利用光电子混合和阴影投射法实现了模糊逻辑7种基本运算^[6,7]. 这些研究为模糊理论在光学领域的应用提供了有益的借鉴. 在此基础上,本文以液晶电视为主体构造了一个实时光学模糊关联记忆神经网络系统,着重探讨了网络的联想功能、互连功能和分时处理技术.

1 模糊关联记忆模型

模糊关联记忆(FAM)是由 Kosko 提出的一种能存储任意 $[0,1]$ 间模糊值模式对 (A, B) $A = (a_1, a_2, \dots, a_n), B = (b_1, b_2, \dots, b_m)$ 的神经网络^[8],其拓扑结构如图 1. 图中 A, B 分别构成输入和输出模式的模糊特征集, W 为互连权重矩阵.

网络的学习和联想是由模糊 Hebb 规则完成的. 互连权重矩阵 $W = [w_{ij}]_{n \times m}$ 由下式确定:

$$w_{ij} = a_i \wedge b_j = \min(a_i, b_j), \quad i=1, 2, \dots, n; \quad j=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

该网络具有双向联想特性,既可由 A 联想出 B ,也可由 B 联想出 A . 联想方程为:当以

A 联想 B 时,

$$B = A \circ W, \quad (2)$$

即 $b_j = \bigvee_{i=1}^n (a_i \wedge w_{ij}) = \max_{i=1}^n [\min(a_i, w_{ij})], \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$

当以 B 联想 A 时,

$$A = B \circ W^T, \quad (4)$$

即 $a_i = \bigvee_{j=1}^m (b_j \wedge w_{ij}) = \max_{j=1}^m [\min(b_j, w_{ij})], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$

W^T 为 W 的转置矩阵.

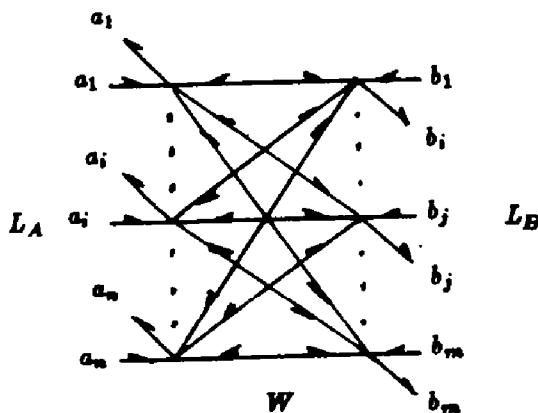


图 1 FAM 的拓扑结构

Fig. 1 The topological structure of FAM

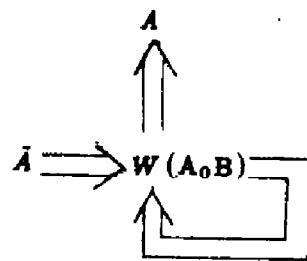


图 2 异联想实现自联想示意图

Fig. 2 The feature of autoassociation realized by heteroassociation

网络还具有一定的容错能力. 联想方程(2)与模糊关系方程 $B = X \circ W$ 具有相同的形式, 其中 X 与 A 等价. 模糊理论表明^[9]: 求解所得的 X 值通常在一定范围内均满足关系方程. 解的范围越大, 意味着吸引域越大, 容错和联想能力越强. 网络既可实现异联想($A \neq B$), 也可实现自联想($A = B$). 由于 FAM 网络具有双向联想特性和一定的容错能力, 可以采取反馈方式用异联想实现自联想.

若输入模式 \tilde{A} 是 A 的畸变或残缺模式, $W_{(A \circ B)}$ 是由 (A, B) 模式对决定的互连权重矩阵, 则联想过程为 $\tilde{A} \rightarrow W_{(A \circ B)} \rightarrow B \rightarrow W_{(A \circ B)} \rightarrow A$, 如图 2, 该过程等效于自联想 $\tilde{A} \rightarrow W_{(A \circ A)} \rightarrow A$.

以上讨论的仅有贮 1 对一维模糊矢量 (A, B) 的情形可以推广到二维模糊模式对. 一种方法是先将二维模式转化为一维矢量表示, 经一维网络处理后, 将输出结果转换回二维模式; 另一种方法是对二维模式直接以矩阵形式输入, 相应的互连权重则由二维矩阵变为四阶张量, 输入与权重经三维互连后, 获得矩阵形式的输出.

当模糊关联记忆网络中存入多对模糊模式 $\{(A^k, B^k) | A^k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k), B^k = (b_1^k, b_2^k, \dots, b_m^k), k = 1, 2, \dots, p\}$ 时, 每一对 (A^k, B^k) 的关联记忆矩阵 W^k 按式(1)规则确定, 将各个 W^k 按模糊“并”运算合成后, 即可获得网络最终互连权重矩阵 $W = [w_{ij}]_{n \times m}$, 即

$$w_{ij} = \bigvee_{k=1}^p w_{ij}^k = \bigvee_{k=1}^p (a_i^k, b_j^k), \quad i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

其联想方程与式(2)和(4)相同.

2 模糊关联记忆的光学实现

模糊关联记忆中的取大-取小运算比普通神经网络中的积-和运算更难以光学方法实现. 图 3 是本文提出的基于空间面积编码并以液晶电视为主体构成的实时光学模糊关联记忆神经网络系统.

由于模糊特征值均在[0,1]之间,因此可采用图 4(a)所示的空间面积编码来表示,即令编码单元的总长度为 1,则透光部分的长度便为相应的模糊值. 若将图 4(a)所示的模糊值 X 和 Y 的编码单元重叠,并以平行光照射,则透光部分长度即为 X, Y 的取小运算 $X \wedge Y$ (见图 4(b)). 若以平行光分别照射 X 和 Y 的编码单元,并使两者的透射部分在输出像面重叠,则非全暗区长度即为 X, Y 取大运算 $X \vee Y$ (见图 4(c)).

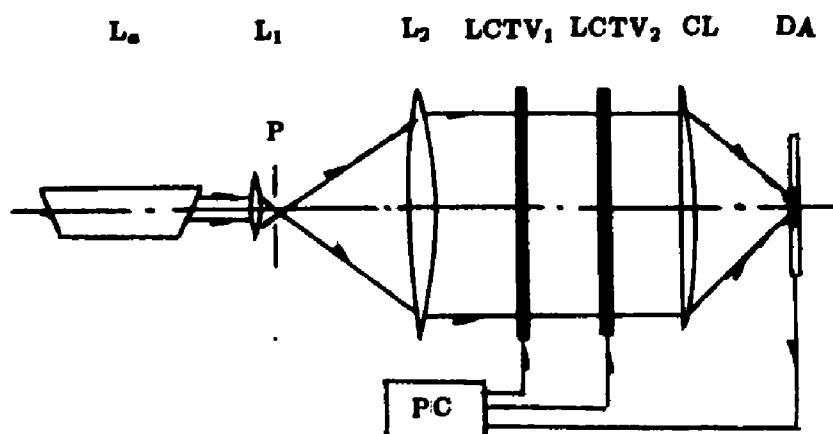


图 3 实时光学模糊关联记忆神经网络光学系统

La:激光器,L:透镜,P:针孔,LCTV:液晶电视,CL:柱面透镜,DA:探测器阵列

Fig. 3 An optical system for real-time FAM neural network

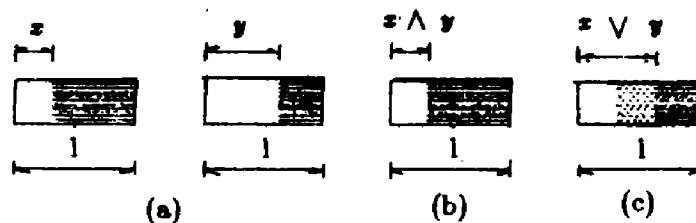


图 4 (a)空间面积编码,(b)取小运算,(c)取大运算

Fig. 4 (a)spatial area-encoding,(b)min operation,(c)max operation

在图 3 系统中,激光经扩束、滤波、准直后,投射到两个平行放置的液晶电视 LCTV1 和 LCTV2 上,两者分别作为输入矢量和互连权重矩阵的空间面积编码显示器件. 为了充分利用液晶电视的二维可编程特性,将输入的一维矢量 A^t 直接展宽并输入 LCTV1. 平行光依次穿过 LCTV1 与 LCTV2,即实现取小运算, $a_i \wedge w_{ij}, i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,m$. 后经柱面

镜 CL 单向会聚, 则可在输出面 DA 上实现取大运算, $\bigvee_{i=1}^m (a_i \wedge w_{ij})$, $j=1, 2, \dots, m$. 探测器阵列 DA 的各输出编码经单位编码元比较后获得输出矢量, 从而完成了联想过程. 两个液晶电视的编码输入和探测阵列的比较输出均由一台 PC 机控制.

在我们的实验中, 网络系统存贮了一对模糊模式 (A, B) , 即 $A = (0.8, 0.4, 0.3, 0.6)$, $B = (0.8, 0.4, 0.6, 0.4)$. 则网络的互连权重矩阵 W 为

$$\begin{bmatrix} 0.8 & 0.4 & 0.6 & 0.4 \\ 0.4 & 0.4 & 0.4 & 0.4 \\ 0.3 & 0.3 & 0.3 & 0.3 \\ 0.6 & 0.4 & 0.6 & 0.4 \end{bmatrix}.$$

当以模式 A 输入时, 可联想到模式 B . 当以 A 的相似模式 $\tilde{A} = (1.0, 0.4, 0.3, 1.0)$ 输入系统时, 仍能联想到 B . 图 5 给出了具体实验结果(输出图像在稍离焦面处拍摄), 验证了 FAM 算法与本实验系统的可行性.

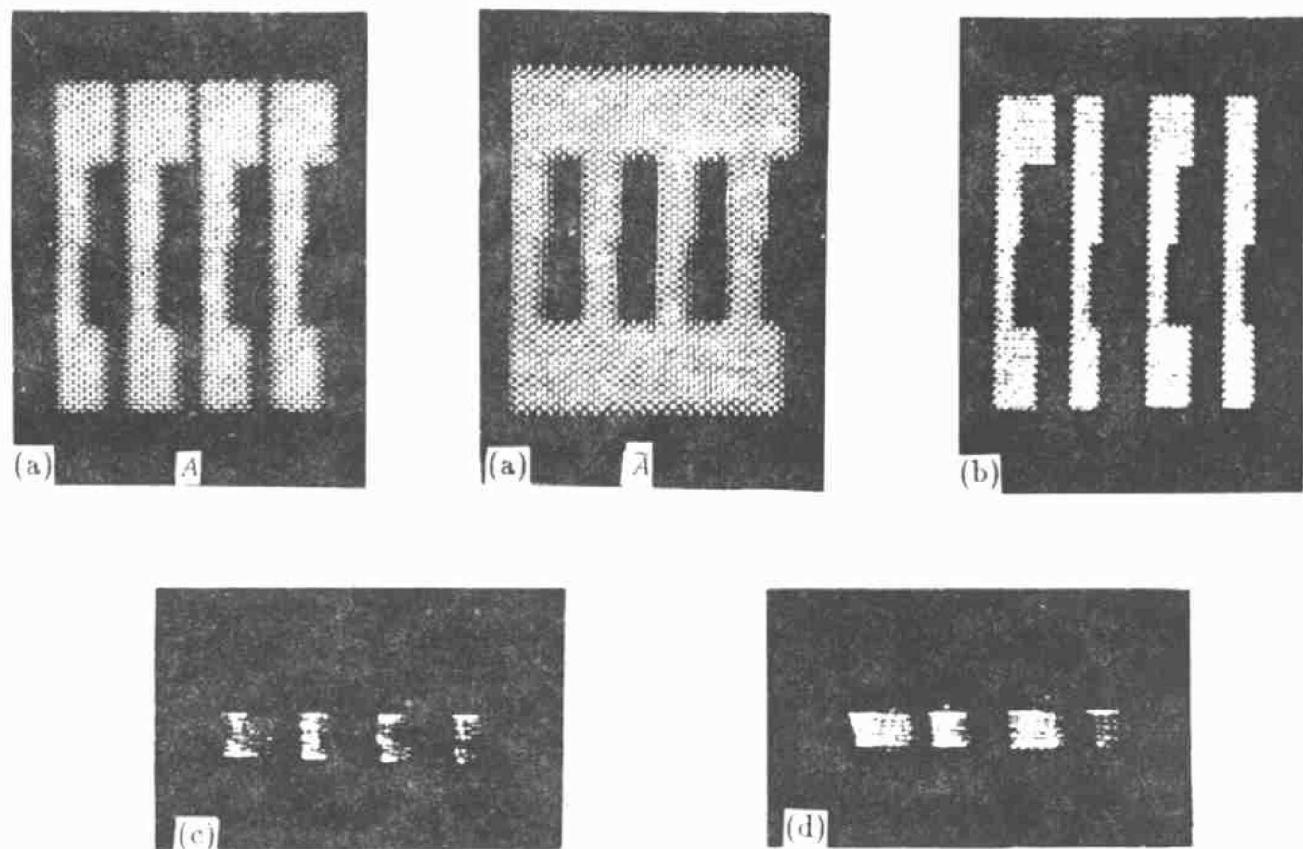


图 5 实验结果

(a) 输入模式 A 和 \tilde{A} , (b) 权重矩阵 W , (c) A 模式的相应输出模式, (d) \tilde{A} 模式的相应输出模式

Fig. 5 The experimental results

(a) pattern of input image A and \tilde{A} , (b) weight matrix W , (c) output image of A , (d) output image of \tilde{A}

该系统充分利用了光的高速并行性,但模糊值的面积编码及送入液晶电视过程仍耗费较长时间,影响了系统的整体处理速度.

3 模糊关联记忆的分时处理技术

要构建一个一维(N)模糊关联记忆网络,需要二维 $N \times N$ 的互连权重矩阵,而构建一个二维($N \times N$)网络,将需要更大规模的光互连.现有的空间光调制器(SLM),如液晶电视(LCTV)等,还不能满足光互连的过高要求.为了解决网络存贮容量与器件之间的矛盾,本文提出并采用了一种分时处理技术.

如图3所示,在LCTV1和LCTV2上分别输入一维矢量 A 的列向展宽矩阵和互连权重矩阵 $W_{m \times n}$,令

$$L_1 = [A_{n \times 1}, A_{n \times 1}, \dots, A_{n \times 1}] = \begin{bmatrix} a_1 \dots a_1 \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ a_n \dots a_n \end{bmatrix}_{n \times m}, \quad L_2 = W_{n \times m}.$$

由矩阵代数,对 L_2 进行如下分割,每一个元素都是 $n_i \times m_j (i=1, \dots, L; j=1, \dots, k)$ 维矩阵,即

$$\begin{bmatrix} W_{n_1 \times m_1} \dots W_{n_1 \times m_k} \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ W_{n_L \times m_1} \dots W_{n_L \times m_k} \end{bmatrix}_{n \times m}. \quad n_1 + n_2 + \dots + n_L = n, \quad m_1 + m_2 + \dots + m_k = m$$

对应于 L_2 ,对 L_1 进行同样形式的分割,

$$\begin{bmatrix} A_{n_1 \times m_1} \dots A_{n_1 \times m_k} \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ A_{n_L \times m_1} \dots A_{n_L \times m_k} \end{bmatrix}_{n \times m}. \quad n_1 + n_2 + \dots + n_L = n, \quad m_1 + m_2 + \dots + m_k = m$$

运算过程中的“取小”即对应子矩阵之间的“取小”,各列间“取大”亦即子矩阵按列“取大”后的诸结果再“取大”.数学表述为

$$\begin{aligned} AoW &= \bigvee_{\text{列}} (L_1 \wedge L_2) = \bigvee_{\text{列}} \left[\begin{array}{c} \bigvee_{\text{列}} (A_{n_1 \times m_1} \wedge W_{n_1 \times m_1}) \dots \bigvee_{\text{列}} (A_{n_1 \times m_k} \wedge W_{n_1 \times m_k}) \\ \vdots \\ \vdots \\ \bigvee_{\text{列}} (A_{n_L \times m_1} \wedge W_{n_L \times m_1}) \dots \bigvee_{\text{列}} (A_{n_L \times m_k} \wedge W_{n_L \times m_k}) \end{array} \right] \\ &= \bigvee_{\text{列}} \left[\begin{array}{c} A_{n_1 \times m_1} o W_{n_1 \times m_1} \dots A_{n_1 \times m_k} o W_{n_1 \times m_k} \\ \vdots \\ \vdots \\ A_{n_L \times m_1} o W_{n_L \times m_1} \dots A_{n_L \times m_k} o W_{n_L \times m_k} \end{array} \right] = \bigvee_{\text{列}} \left[\begin{array}{c} B_{1 \times m_1}^1 \dots B_{1 \times m_k}^1 \\ \vdots \\ \vdots \\ B_{L \times m_1}^L \dots B_{L \times m_k}^L \end{array} \right]_{L \times m} \\ &\stackrel{*}{=} (b_1, b_2, \dots, b_m) = B. \end{aligned}$$

由此可知对应子矩阵之间运算与矩阵相同.对原矩阵进行适当分割后,仍用原光路完成

各子矩阵运算，并将其结果依次存于计算机中。待所有矩阵处理完毕，将结果再次编码送入 LCTV2 中，同时使 LCTV1 全通，即可获得联想输出。当输入特征元素在一次分时处理后，其子矩阵的存贮结果仍庞大时，可在“*”等式前再次进行分割和分时处理，但无需进行取小运算，而只按列取大。模拟运算如下：设网络存贮一对模糊模式 (A, B) ，即 $A = (0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8)$, $B = (0.1, 0.5, 0.2, 0.6, 0.3, 0.7, 0.4, 0.8)$ ，分时处理过程如图 6 所示。

0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1	0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1	0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1
0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2	0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2	0.1 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2 0.2
0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3	0.1 0.3 0.2 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3	0.1 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3
0.4 0.4 0.4 0.4 0.4 0.4 0.4 0.4	0.1 0.4 0.2 0.4 0.3 0.4 0.4 0.4	0.1 0.4 0.2 0.4 0.3 0.4 0.4 0.4
0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5	0.1 0.5 0.2 0.5 0.3 0.5 0.4 0.5	0.1 0.5 0.2 0.5 0.3 0.5 0.4 0.5
0.6 0.6 0.6 0.6 0.6 0.6 0.6 0.6	0.1 0.6 0.2 0.6 0.3 0.6 0.4 0.6	0.1 0.5 0.2 0.6 0.3 0.6 0.4 0.6
0.7 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7	0.1 0.6 0.2 0.6 0.3 0.7 0.4 0.7	0.1 0.6 0.2 0.6 0.3 0.7 0.4 0.7
0.8 0.8 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7	0.1 0.6 0.2 0.6 0.3 0.7 0.4 0.8	0.1 0.6 0.2 0.6 0.3 0.7 0.4 0.8

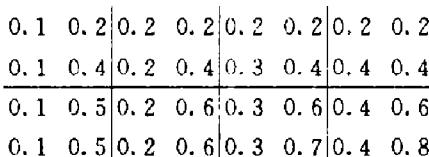
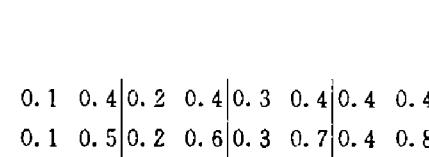
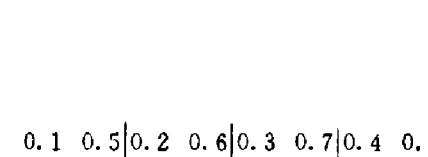
(a)	(b)	(c)
		
(d)	(e)	(f)

图 6 分时处理模拟运算结果

(a) L_1 , (b) L_2 , (c) $L_1 \wedge L_2$, (d) 一次分割结果, (e) 二次分割结果, (f) 三次分割结果(输出模式)

Fig. 6 The simulated results of time-division processing method

(a) L_1 , (b) L_2 , (c) $L_1 \wedge L_2$, (d) the result of first division,

(e) the result of second division, (f) the result of third division(output image)

设图元个数为 2^N ，则进行 N 次分割（子矩阵为 2×2 ）分时处理，即可得到联想结果，而光路中只需 2×2 个编码单元实现互连，这种分时处理算法在一定程度上类似于快速傅立叶变换(FFT)。当然这种方法是以牺牲运算速度为代价的，但在目前缺乏大容量实时空间光调制器的情形下，仍不失为一种较好的途径。

4 模糊关联记忆的可编程互连功能

图 3 所示实时模糊关联记忆神经网络系统不仅具有较强的联想功能，而且具有灵活的互连特性，尤其是对混洗操作方式，通常的混洗光路只能按一定规则进行固定互连，而基于 FAM 的实时系统则可按多种规则进行任意互连。其理论依据为：如果存贮的模糊模式对 (A, B) 中的 A 是 B 经任意次序重排后的矢量，则异联想 $A \Leftrightarrow B$ 总可以正确进行。对这一命题可作如下证明：令 $A = (a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n)$ ，经任意次序重排后，得 $B = (b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_n)$ ，设 A 中任一元素 a_i 重排后放置在 B 中任一位置 b_j 上，即 $a_i = b_j$ (i, j 取 $1 \sim n$ 中

任意值)由 Hebb 规则,权重矩阵为

$$W = \begin{bmatrix} a_1 \wedge b_1 & a_1 \wedge b_2 \dots a_1 \wedge b_j \dots a_1 \wedge b_n \\ \vdots & \vdots \\ a_i \wedge b_1 & a_i \wedge b_2 \dots a_i \wedge b_j \dots a_i \wedge b_n \\ \vdots & \vdots \\ a_n \wedge b_1 & a_n \wedge b_2 \dots a_n \wedge b_j \dots a_n \wedge b_n \end{bmatrix}.$$

由 $A \rightarrow B$ 的联想过程为

$$AoW = (a_1, a_2 \dots a_i \dots a_n) o \begin{bmatrix} a_1 \wedge b_1 & a_1 \wedge b_2 \dots a_1 \wedge b_j \dots a_1 \wedge b_n \\ \vdots & \vdots \\ a_i \wedge b_1 & a_i \wedge b_2 \dots a_i \wedge b_j \dots a_i \wedge b_n \\ \vdots & \vdots \\ a_n \wedge b_1 & a_n \wedge b_2 \dots a_n \wedge b_j \dots a_n \wedge b_n \end{bmatrix}.$$

考察第 j 个输出元素, $\vee (a_1 \wedge (a_1 \wedge b_j) \dots a_i \wedge (a_i \wedge b_j) \dots a_n \wedge (a_n \wedge b_j))$, 即

$$\vee (a_1 \wedge (a_1 \wedge b_j) \dots b_j \dots a_n \wedge (a_n \wedge b_j)),$$

显然有 $a_k \vee (a_k \wedge b_j) \leqslant b_j$ ($k = 1, 2, \dots, n$), 必有 $\vee (a_1 \wedge (a_1 \wedge b_j) \dots b_j \dots a_n \wedge (a_n \wedge b_j)) = b_j = a_i$. 由于 a_i 为 A 中任一元素, b_j 为 B 中任一位置, 故原命题成立.

实时 FAM 互连网络较固定互连方式有较大优越性. 首先, 它具有灵活的可编程互连特性. 对一输入序列, 若想获得任意次序重排后的互连输出, 只需将输入和输出模式离线学习获得的互连权重矩阵送入液晶电视. 该过程不改变光路, 只编程改变互连权重矩阵, 因此具有较大的灵活性. 其次, 该网络可采用分时处理技术, 提高了互连总数, 以适应大规模互连的要求. 其三, 网络具有较强的联想功能和处理模糊信息的能力, 从而使互连系统具有一定的容错性和鲁棒性, 在外界干扰和器件制造误差等不确定因素引起的模糊性影响下, 仍能保证互连的正确性.

5 结语

模糊理论和神经网络的结合是当前最引人注目的动向之一, 本文研究的特性初步展示了这种结合的优越性. FAM 网络是最具代表性的一种模糊神经网络, 其光学实现具有一定的开拓性. 本文在其关联记忆的基础上开发的互连功能, FAM 互连网络灵活可靠, 经小型化、集成化后, 可以获得一个可编程模糊互连功能模块, 缓解了模糊光学硬件缺乏的矛盾, 具有较为广泛的应用前景.

参考文献

- 1 Witold Pedrycz. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, 56(1) : 1
- 2 李晓钟. 模糊系统与数学, 1990, 4(2) : 53
- 3 Buckley James, et al. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, 53(2) : 129

- 4 Mada H. In: *Technical Digest of the 1990 International Topical Meeting on Optical Computing*, Japan, 1990
- 5 Liu L. *Opt. Comunn.*, 1989, **73**: 183
- 6 刘树田, 等. *中国激光*, 1992, **19**(4): 310
- 7 张树群, 等. *中国激光*, 1993, **20**(7): 520
- 8 Kosko B, Kande A eds. *Fuzzy Expert Systems Reading*, MA: Addison-wesley, 1987: 299
- 9 汪培庄. *模糊集合论及其应用*, 上海: 上海科学技术出版社, 1983

REAL-TIME OPTICAL FUZZY ASSOCIATIVE MEMORY NEURAL NETWORK*

Feng Wenyi Wen Zhiqing Yan Yingbai Jin Guofan

(Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract A real-time optical system for fuzzy associative memory (FAM) neural network was set up. The spatial area-encoding method was used to implement optical fuzzy logic. A time-division processing approach is presented, which offers an effective way to realize neural network with a large amount of neurons. Furthermore, the feasibility of programmable interconnection is also discussed. Simulated calculation and experimental results are given.

Key words neural network, fuzzy logic, associative memory, optical interconnection.

*The project supported by the National Natural Science Foundation of China and the Fund of High Tech. Program of China