

光学图像模糊关联存贮器

张树群 陈彩生

(厦门大学电子工程系, 厦门 361005)

提要 本文提出一种二维图像模糊关联存贮器的光学实现方法。通过面积编码模糊矩阵, 在多重成像系统下实现了模糊关联存贮器所需的最大-最小合成运算。给出了实验结果。

关键词 光学神经网络, 模糊关联存贮器

1 引 言

自从 Psaltis 和 Farhat^[1] 提出用光学矩阵-向量外积处理器实现了 Hopfield 模型, 提出了多种不同的用于实现各种神经网络模型的光学系统^[2~7], 如双向关联存贮器(BAM)、自适应共振理论(ART)、自组织特征映射等, 但多数光学神经网络都以 Hopfield 模型为主。近几年来出现了许多模糊逻辑理论和神经网络相结合的模式并广泛地应用于模式识别、控制和知识处理等领域。其中由 Kosko^[8] 提出的模糊关联存贮器(FAM)是非常有用的重要模型之一, 它由最大-最小神经元组成, 这样的网络当用模糊 Hebb 规则学习时, 具有子集回想特性。但 FAM 网络的光学实现却比一般的神经网络难, 因为一般的神经网络需要实现的是加法和乘法运算, 光学系统完成这两种运算的技术很成熟, 而 FAM 网络需要完成的是最大-最小合成运算, 本文给出一种实现二维图像 FAM 网络的光学结构。

2 FAM 网络原理

FAM 网络是由 Kosko 提出的一种双层网络。该网络用作异联想分类器, 能存贮 P 个模糊 ($[0, 1]$ 区间值) 模式对 (A_k, B_k) ($k = 1, 2, \dots, P$), 其中第 k 个模式对由向量 $A_k = (a_k^1, a_k^2, \dots, a_k^m)$ 和 $B_k = (b_k^1, b_k^2, \dots, b_k^n)$ 表示。FAM 网络采用模糊 Hebb 规则学习, 用逐点方式表示为

$$T_{ij} = \max_{k=1}^P [\min(a_k^i, b_k^j)], \quad 1 \leq i \leq m, \quad 1 \leq j \leq n \quad (1)$$

其中 T_{ij} 为输入层的第 i 个神经元到输出层的第 j 个神经元的互连矩阵。模糊 Hebb 规则即是用最小运算编码第 k 个模式对 (A_k, B_k) 到中间矩阵 T^k , 然后将各个 T^k 以最大运算组合到单个连接矩阵中。当一个输入模式 A 提供给网络时, 网络用最大-最小合成运算回想出输出模式 B , 即

$$b_j = \max_{i=1}^m [\min(a_i, T_{ij})] \quad (2)$$

网络的回想是双向的, 也可由输入模式 B 回想起输出模式 A

$$a_i = \max_{j=1}^N [\min(b_j, T_{ji})] \quad (3)$$

回想方程虽然是双向的,但与 BAM 模型不同的是,FAM 网络没有反馈,所有信息流都是前馈的。

通常我们希望能存贮 P 个图像对 (A_i^t, B_m^t) ,因此就有必要扩展到二维的情况。这时输入神经元和输出神经元的互连为一个四维张量 T_{ijhl} ,即

$$T_{ijhl} = \max_{k=1}^P [\min(a_{ij}^k, b_m^k)]$$

$$i = 1, 2, \dots, M \quad j = 1, 2, \dots, N \quad h = 1, 2, \dots, H \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

联想方程可写成

$$b_m = \max_{i,j}^{M,N} [\min(a_{ij}, T_{ijm})] \quad (5)$$

和

$$a_{ij} = \max_{h,l}^{H,L} [\min(b_m, T_{hlij})] \quad (6)$$

FAM 网络学习的局限性在于它仅能可靠地存贮一个模糊模式对,然而 Kosko 已证明 FAM 网络能将任意输入映射为已存贮模糊模式集的子集。这使得 FAM 网络在模糊控制、知识推理和模式匹配等方面有潜在的应用前景。

从以上方程可见,最大和最小是实现 FAM 的两种基本运算。下面考虑二维图像 FAM 网络的光学实现系统。

3 光学实现系统

由于存贮图像对的元素都在 $[0, 1]$ 内取值,因此我们首先对每个元素进行空间区域编码^[9],如图 1(a)和(b)。如果整个编码单元的长度为 1,则编码单元内的亮区域长度就分别代表了 a_{ij} 和 T_{ijm} 的值。把两个编码单元叠加在一起,如图 1(c),显然 $\min(a_{ij}, T_{ijm})$ 就得到了实现。为了在二维系统中表示四维张量,我们把互连矩阵 T_{ijm} 分解成 $H \times L$ 个二维子矩阵^[10],如图 2 所示,每个子矩阵大小为 $M \times N$ 。这样就用二维的分布表示了四维的 T_{ijm} 。

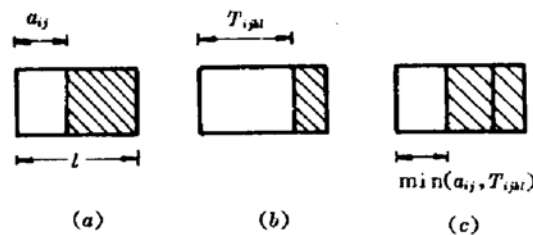


Fig. 1 Area-encoding method for elements of fuzzy matrices

(a) coded a_{ij} ; (b) coded T_{ijm} ; (c) overlay of the coded a_{ij} and T_{ijm}

图 3 是实现 FAM 网络的光学多重成像系统的结构图。输入编码矩阵被针孔数为 $H \times L$ 的针孔阵列多重成像,形成 $H \times L$ 幅输入图像与编码的 $H \times L$ 个子矩阵重叠,完成最小运算 $\min(a_{ij}, T_{ijm})$ 。为了实现子矩阵内各元素的最大运算,我们用 $H \times L$ 个透镜阵列(每个透镜阵列中有 $M \times N$ 个透镜)把各个子矩阵内的各编码单元成像在一起。根据图 1 的面积编码原理,即单元内总的亮区域长度代表的模糊变量值,显然子矩阵内各编码单元的像叠加在一起就完成了它们之间的取最大值运算。我们可用光学阈值器件取出这个最大值,阈值形式见文献[9]。由于现有的非线性器件的性能都比较差,因此常用光电阈值的形式检测结果。即先用光电探测器

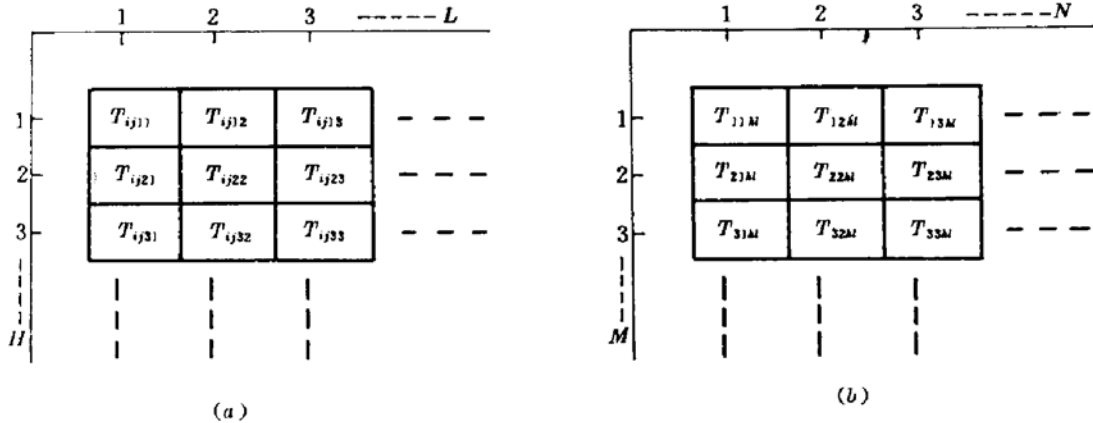


Fig. 2 Representation of a 4-D interconnection T_{ijkl} with a 2-D mask
 (a) $h \times l$ matrix blocks of T_{ijl} ; (b) $i \times j$ matrix cells in each submatrix block

把光强转化为电流,经电子阈值后再显示在光学输入设备上。常用的光学神经网络输入设备有空间光调制器 (SLM)、液晶电视(LCTV)和 LED 阵列等。

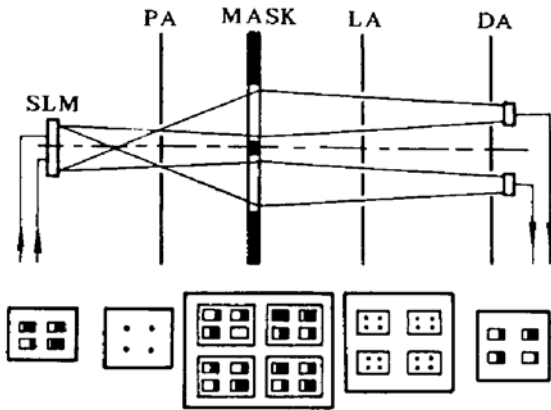


Fig. 3 A multiple-imaging system for implementing image fuzzy associative memory. PA; pinhole array; LA; lens array; DA; detector array

以上实现的是由图像 A_{ij} 回想起 B_M , 对于由 B_M 回想起 A_{ij} 的系统, 四维互连矩阵的二维分布要重新排列, 即 T_{kij} 应分解成 $M \times N$ 个二维子矩阵, 每个子矩阵大小为 $H \times L$ 。

4 数值模拟和实验结果

由于 FAM 网络仅能可靠地存贮一个图像对, 在数值模拟和简单的实验中, 我们仅用一个模糊图像对 (A_{ij}^1, B_k^1) , 数值为

$$A_{ij}^1 = \begin{matrix} 0.2 & 0.0 & 0.5 \\ 0.4 & 0.6 & 0.9 \\ 0.5 & 0.8 & 1.0 \end{matrix} \quad B_k^1 = \begin{matrix} 0.3 & 0.5 & 0.6 \\ 0.7 & 0.6 & 0.5 \\ 0.4 & 0.5 & 0.5 \end{matrix}$$

则四维互连矩阵的二维分布表示为

0.2	0.0	0.3	0.2	0.0	0.5	0.2	0.0	0.5
0.3	0.3	0.3	0.4	0.5	0.5	0.4	0.6	0.6
0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6
0.2	0.0	0.5	0.2	0.0	0.5	0.2	0.0	0.5
0.4	0.6	0.7	0.4	0.6	0.6	0.4	0.5	0.5
0.5	0.7	0.7	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5
0.2	0.0	0.4	0.2	0.0	0.5	0.2	0.0	0.5
0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.4	0.5	0.5
0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

当输入图像的数值 $A_{ij} = A_{ij}^1$ 时, 由方程(5) 可算出联想输出的图像 B_M 的数值为

$$B_M = \begin{matrix} 0.3 & 0.5 & 0.6 \\ 0.7 & 0.6 & 0.5 \\ 0.4 & 0.5 & 0.5 \end{matrix}$$

我们做了一个原理性的实验。由于条件的限制,我们把输入编码图像和互连矩阵预先制成掩模板,如图 4(a)和(b)所示。其中编码单元的大小为 $5\text{ mm} \times 10\text{ mm}$ 。互连矩阵模板中相邻编码子矩阵间距为 5 mm 。与图 3 系统所示不同的是,这些编码单元是紧挨着的而不是分离的。小孔阵列中相邻两个小孔的水平和垂直间距分别是 17.5 mm 和 10 mm 。透镜阵列也由 3×3 个小孔阵列来代替,其中每个小孔阵列中相邻两小孔的水平和垂直间距分别取 6 mm 和 3 mm 。在探测器平面上,一架摄影机用于替代探测器阵列来记录实验结果。图 4(c)是系统输出的图像。实验结果和数值模拟相符。

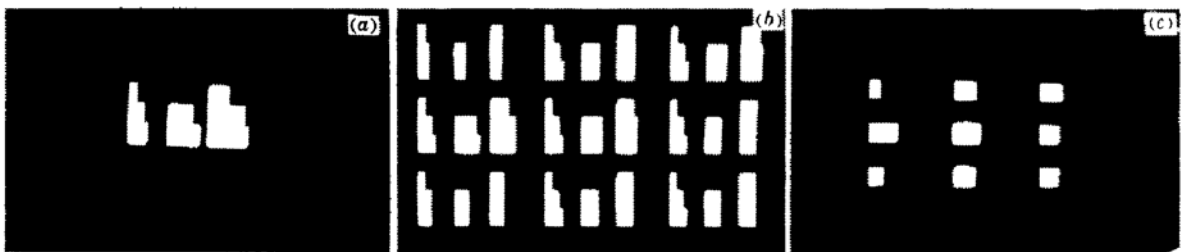


Fig. 4

(a) Pattern of input image A_{ij} ; (b) Mask of weight T_{ijM} ; (c) Pattern of B_M obtained in the experiment

参 考 文 献

- 1 D. Psaltis, N. Farhat. *Opt. Lett.*, 1985, **10**: 98
- 2 T. Lu, S. Wu *et al.*. *Appl. Opt.*, 1990, **29**: 35
- 3 B. Kosko. *Appl. Opt.*, 1987, **26**: 4947
- 4 C. C. Guest, R. Tekolste. *Appl. Opt.*, 1987, **26**: 5055
- 5 N. H. Farhat. *Appl. Opt.*, 1987, **26**: 5093
- 6 G. A. Carpenter, S. Grossberg. *Appl. Opt.*, 1987, **26**: 4919
- 7 A. T. Smith, J. F. Walkup. *Opt. Eng.*, 1991, **30**: 1522
- 8 B. Kosko. *Fuzzy associative memories in Fuzzy Expert system*, A. Kandel, ed., Addison-Wesley, Reading, MA, 1987
- 9 L. Liu. *Opt. Commun.*, 1989, **73**: 183
- 10 S. Lin, L. Liu. *Opt. Commun.*, 1989, **73**: 268

Optical Image Fuzzy Associative memory

Zhang Shuqun Chen Caisheng

(Department of Electronic Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract An optical method is proposed to implement 2-D image fuzzy associative memory. By spatially area-encoding fuzzy matrices, the max-min composed operation needed by fuzzy associative memory is realized in a multiple-imaging system. The experimental results are also given.

Key words optical neural network, fuzzy associative memory