

双极双向联想存储器的单通道光学实现*

王许明 王健水 母国光

(南开大学现代光学研究所, 天津 300071)

提 要

以附加神经元引入附加背景的方式获得将线性离散比极神经元的神经网络在单通道光学矢量-矩阵乘法器内实现的方法,给出了相应的光学系统的修正和非负光学模板的编码形式.以双极神经元的双向联想存储器为例进行了计算机和光电实验模拟.

关键词 神经网络的光学实现, 双极神经元, 双向联想存储器.

1 引 言

光学处理的大并行度为硬件实现神经网络提供了一种可行的途径.虽然光场可以表示复数值,但由于探测方法,环境影响及实用稳定性等方面的限制,光学在表示双极性数值方面有实际的困难.基于光强的运算是迄今所有神经网络光学实现的基本出发点.为了表示双极形式的互联权重,一种方法是将互联矩阵的正负部分在分离的通道内处理,结合电子学或光学方法将结果相减^[1,2];另一种方法是给互联权重一个附加的偏置以形成非负值的互联权重^[3],这样,需对联想输出的期望值施以动态的阈值处理.从光学神经网络的早期开始,光学系统大都采用具有双极互联权重的单极神经元状态,即采用非负的输入刺激,例如以(0,1)表示.使用双极神经元状态,例如引用(-1,+1)表示的输入刺激,可使光学系统的联想性能比使用单极神经元状态时有极大的提高^[4],特别是在存储模式中0和1的分布不均时效果更为明显^[5].包括双极神经元态和双极互联权重两方面的全双极光学神经网络的研究近来受到重视^[6~7],强调神经元状态的双极性对网络性能改善的重要性^[6],或提出用单极数据的运算来完成双极神经网络的预期功能的方式^[6,7].就具体光学实现,只有文献^[7]给出光学实验演示,借助于液晶光阀空间光调制器,以光偏振作为双极神经态表征方式,通过正负分离的双互联全息图实现了全双极的三层光学神经网络.我们在最近的文章中^[8,9]提出一种互联模板的编码和一种互联全息的记录方式,并分别在单一通道内实现了一维和二维双极光学神经网络.这种方法只使用一个互联元件,而且保持了原单极神经元网络的简易性.本文进一步提出前者对广义线性离散神经网络光学实现的推广形式,并给出对双极双向联想存储器进行的计算机和光学实验模拟.

2 广义双极神经网络的单极化处理

线性离散双极神经网络的动态演化过程可以由下式表示

收稿日期:1992年4月13日;收到修改稿日期:1992年7月7日

* 本工作由国家自然科学基金资助.

$$S_i(t+1) = f[\sum_{j=1}^N T_{ij} S_j(t) - \theta_i], \quad (1)$$

这里 $f[\]$ 表示具有阶跃函数或其它 S 型函数形式的非线性阈值处理过程, 其函数值处于 -1 和 $+1$ 之间, θ_i 是第 i 个神经元的阈值偏置水平, T_{ij} 是第 i 个神经元与第 j 个神经元之间的互联权重, 其可以具有任意的实数形式, $S_i(t+1)$ 和 $S_i(t)$ 分别表示第 i 个神经元在 $t+1$ 和 t 时刻的状态, 其值处于 -1 和 $+1$ 之间, N 为神经元的个数. 这里和以后 i, j 的取值都是 $1, 2, \dots, N$. 我们定义

$$V_i(t) = \frac{1}{2}[1 + S_i(t)], \quad (2)$$

并进一步引入两个正的常量 A 和 Max 使

$$W_{ij} = T_{ij} + A \quad (3)$$

$$D_i = \text{Max} - \frac{1}{2}(\sum_{j=1}^N T_{ij} + \theta_i) \quad (4)$$

都成为非负值, 则由(1)式表述的双极神经网络的动态演化过程等效于

$$V_i(t+1) = g[\sum_{j=1}^N W_{ij} V_j(t) - A \sum_{j=1}^N V_j(t) + D_i - \text{Max}], \quad (5)$$

$$g[x] = \frac{1}{2} + \frac{1}{2}f[2x]. \quad (6)$$

可以看出, $V(t)$ 就是单极神经网络所用输入矢的形式, $g[x]$ 是单极神经元网络的相应形式. 如果定义一个所受输入刺激恒为“兴奋”的附加神经元, 相应地给输入矢量一个状态恒定的附加元素 $V_{N+1} = 1$, 则

$$V_i(t+1) = g[\sum_{j=1}^{N+1} W_{ij} V_j(t) - \sum_{j=1}^{N+1} W_{N+1,j} V_j(t)], \quad (7)$$

这里我们给非负互联矩阵定义了一些扩展元素, 即附加神经元与其它神经元的互联权重, 各为

$$W_{i,N+1} = D_i, \quad W_{N+1,j} = A, \quad W_{N+1,N+1} = \text{Max}. \quad (8)$$

这些元素都是非负的. 由于 $V_{N+1} = 1$, (8) 式表示的是附加给其它神经元输出期望值的一个分布背景. 由(7)式可知, 双极神经网络的结果可由对单极神经网络相应结果的适当操作而获得. 给附加的第 $N+1$ 个神经元以恒定的输入刺激, 将其相应的期望输出作为所有其它神经元的阈值水平, 则得到的阈值化输出结果就是双极网络对应的输出结果. 若将 V_{N+1} 置为 0, 则输出结果为单极神经网络的对结果.

在光学实现上, 只需对原单极神经元光学网络的矢量-矩阵乘法器中的元件排布略加改动. 如图 1 所示, 在原单通道矢量-矩阵乘法器中, 增加一个输入矢量维, 一个互联矩阵行和一个互联矩阵列, 并增加一个输出探测单元. 附加探测器的输出值作为阈值电路或光学阈值器件的操作参考, 如控制阈值电路的电压比较基准或光阈值器件的工作偏置电压等.

3 双极双向联想存储器

双向联想存储器^[10]可以对“刺激-响应”模式对进行前后两个方向的联想搜索. 互联矩阵

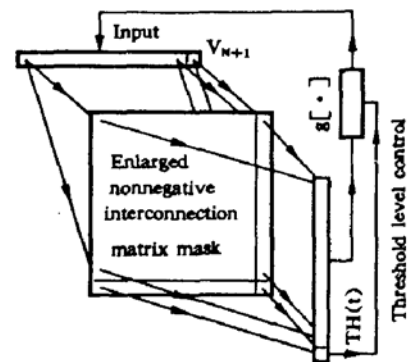


Fig. 1 Optical configuration for the implementation of a bipolar neural network in a vector-matrix multiplier V_{N+1} represents the additional input dimension, and the $(N+1)$ th expected output, $\text{TH}(t)$, serves as the dynamic threshold level

由所要存储的“刺激-响应”模式对的互外积之和构成. 当初始输入与某“刺激”相似时, 此输入矢量与互联矩阵的乘积给出一个与对应的“响应”相似的输出. 将阈值化的输出结果反向输入到系统与互联矩阵的转置矩阵进行乘积, 输出将与该“刺激”更相似. 经过正反多次迭代, 系统会稳定于该“刺激-响应”模式对上. 自反关联存储模型^[11,12]与双向联想存储器有异曲同工之效, 所不同的是, 自反关联存储模型的互联权重是双向联想存储器的互联权重与其转置矩阵的和, 要求“刺激”与“响应”具有相同的维数. 以这样的互联矩阵构成的神经网络是单向反馈型的. 如采用双极输入的自反关联模型, 上节所述的双极模型的单极化处理方式亦适用于此. 在迭代过程中, 奇次迭代和偶次迭代的输出结果分别对应于“响应”和“刺激”.

假设有 M 对二值化(0,1)存储模式对 (U^m, V^m) , 这里 $m = 1, 2, \dots, M$. 依自反关联模型, 互联权重为

$$T_{ij} = \sum_{m=1}^M [(2U_i^m - 1)(2V_j^m - 1) + (2U_j^m - 1)] - 2M\delta_{ij}, \quad (9)$$

这里 δ_{ij} 是 Kronecher δ -函数. 经过(1)-(8)式所示的变换后, 网络的动态演化过程仍由(7)式表出, 初始输入刺激可以是模式 U^m 或 V^m 中的一个或其残缺形式.

4 计算机模拟和光学实验

我们选取阶跃函数作为非线性阈值函数, 即有

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (10)$$

选取两组 25 维的存储矢量对

$$U^1 = (1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1)$$

$$V^1 = (0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0)$$

$$U^2 = (0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1)$$

$$V^2 = (1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1)$$

进行计算机模拟和光学实验演示. 这是四个 5×5 点阵的英文字母 I, H, L, X 的矢量排布. 根据(9)式求出其互联矩阵的构成形式. 取 $A = 4$, 由(3)式构成非负互联矩阵. 在 $\theta_i = 0$ 的条件下, 取 $\text{Max} = 9$ 依(4)式得到 D_i 为

$$D = (9, 10, 4, 5, 9, 3, 14, 4, 5, 3, 3, 5, 10, 0, 3, 3, 14, 4, 5, 8, 9, 10, 9, 10, 18)$$

由(8)式的规则形成 26×26 元素的扩展互联矩阵.

表 1 给出计算机模拟中的输出结果. 其中第一列数字表示初始输入矢与所存储模式的 Hamming 距离, 此距离由顺序翻转该模式的元素得到. 表中数字表示正确的稳定输出模式对所对应的存储序号, F 表示伪存储模式或错误振荡. 由于互补模式对亦为该网络的稳定态, 表中的负号表示互补模式对.

光学演示在一个等价的矢量-矩阵乘法器中进行, 光路按排如图 2 所示. 附加了元素的输入矢以梳状形式显示在显示屏上, 经 L_1 成像透镜投影在扩展的矩阵模板上, 其透射光场经 L_2 透镜成像在 CCD 器件的靶面上. 计算机进行输出阈值化比较, 进而控制

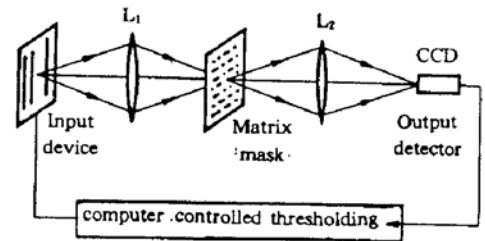


Fig. 2 Schematic drawing of the optical system used for optical experiments. L_1 and L_2 are imaging lenses

显示屏的显示内容以进行迭代演化. 这样的光路是可以输入屏, 矩阵模板和探测器三者的密接触方式进行集成化的^[13]. 光学演示结果列于表 1 的圆括号中, 以便与计算机的模拟结果相比较, 其中 F 表示伪存储模式, 错误振荡或非稳定输出.

可以看到在 Hamming 距离不大于 7 时, 网络可以进行正确的模式识别. 光学演示结果与计算机模拟基本符合. 光学网络的识别性能基本上只受限于所实现的模式的性能, 实验中成像系统的有限畸变及光照不均匀性对结果的影响小. 作为对照, 采用单极神经元态时, 即 $V_{N+1} = 0$, 对本文所选的模式只在 Hamming 距离不大于 1 时才会有正确的联想输出. 可以证明在任何情况下双极神经元的网络均会优于单极神经元的网络.

Table 1 Experimental results for the bipolar bidirectional associative memory

Hamming distance of the input stimulus from U^m or V^m	Results of computer simulations and (optical demonstrations)			
	U^1	V^1	U^2	V^2
0-7	1(1)	1(1)	2(2)	2(2)
8	F(F)	1(1)	1(1)	2(2)
9	F(F)	1(1)	1(1)	F(F)
10	F(F)	1(F)	1(F)	1(1)
11	F(F)	-2(F)	1(F)	1(F)
12	2(F)	-2(F)	1(F)	1(F)
13	1(F)	-2(F)	1(F)	F(F)
14	1(F)	1(F)	1(F)	F(F)
15-16	F(F)	F(F)	F(F)	F(F)
17-18	-1(F)	F(F)	F(F)	F(F)
19	-1(-1)	F(F)	F(F)	F(F)
20	-1(-1)	F(F)	-2(-2)	F(F)
21	-1(-1)	-1(-1)	-2(-2)	F(F)
22-25	-1(-1)	-1(-1)	-2(-2)	-2(-2)

5 结束语

本文给出双极神经网络在单一矢量-矩阵乘法器通道内实现的广义形式, 并给出单层神经网络的双极双向联想存储器相应的光学演示结果. 这种光学实现方法本身可以应用于所有以 (1) 式表达其演化过程的神经网络的实现问题. 其中 $V(t+1)$ 不一定要作为反馈进行迭代演化, 其也可以是多层前馈型网络中某一层神经元的输出对下一层神经元的输入刺激, 这时矢量 $V(t)$ 与 $V(t+1)$ 可以具有不同的维数. 本文所述的广义双极光学神经网络系统原则上适合于任何线性离散的神经网络模型. 当存储模式是具有 $N_1 \times N_2$ 形式的光学图像时, 我们可以对存储模式进行矢量化排布预处理. 如果要把光学图像以其原有的形式存储, 则要涉及记录互联张量的问题, 可以用全息来记录互联张量, 相应地用模式的附加开孔表示附加神经元和记录分布背景.

参 考 文 献

- [1] N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata *et al.*, Optical implementation of the Hopfield model. *Appl. Opt.*, 1985, **24** (10):1469~1475
- [2] B. K. Jenkins, C. H. Wang, Model for an incoherent optical neuron that subtract. *Opt. Lett.*, 1988, **13**(10):892~894
- [3] J. -S. Jang, S. -W. Jung, S. -Y. Lee *et al.*, Optical implementation of the Hopfield model for two-dimensional associative memory. *Opt. Lett.*, 1988, **13**(8):248~250
- [4] J. J. Hopfield, Neural network and physical system with emergent collective computational abilities, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA.*, 1982, **79**:2554~2558
- [5] S. -H. Oh, T. -H. Yoon, J. C. Kim, Associative-memory model based on neural networks; modification of Hopfield model. *Opt. Lett.*, 1988, **13**(1):74~76
- [6] A. J. David, B. E. A. Saleh, Optical implementation of the Hopfield algorithm using correlation. *Appl. Opt.*, 1990, **29**(8):1063~1064
- [7] I. Shariv, O. Gila, A. A. Friesem, All-optical bipolar neural network with polarization-modulating neurons. *Opt. Lett.*, 1991, **16**(21):1692~1694
- [8] X. -M. Wang, G. -G. Mu, Optical neural network with bipolar neural states. *Appl. Opt.*, 1992, **31**:已录用
- [9] X. -M. Wang, G. -G. Mu; V. K. Varadan ed., Holographic associative memory with bipolar features, *Wave Propagation and Scattering in Varied Media I. Proc. SPIE*, 1991, **1558**:518~528
- [10] B. Kosko, Adaptive bidirectional associative memory. *Appl. Opt.*, 1987, **26**(23):4947~4960
- [11] 杨世宁, 光计算中关联存储器的一种新模型. *光学学报*, 1987, **7**(10):911~916
- [12] S. Yang, T. Wang, Y. Li *et al.*, A read time optical neural networks using programmable LCTV spatial light modulator, International Conference on Optoelectronic Science and Engineering '90, *Proc. SPIE*, 1990, **1230**:66~668
- [13] J. Ohta, M. Takahashi, Y. Nitta *et al.*, GaAs/AlGaAs optical synaptic interconnection device for neural networks, *Opt. Lett.*, 1989, **14**(16):844~846

Optical implementation of the bipolar bidirectional associative memory

WANG Xuming WANG Jianshui MU Guoguang

(*Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300071*)

(Received 13 April 1992; revised 7 July 1992)

Abstract

A general approach to implement bipolar neural network in a single channel vector-matrix multiplier is proposed. Bipolar performances are achieved by using unipolar data and introducing an additional neuron into the network. Minor modifications of the optical system and the formation of the enlarged nonnegative memory matrix are presented. Results of computer simulation and optical demonstration in case of bipolar bidirectional associative memory are also provided.

Key words optical implementation of neural network, bipolar neuron, bidirectional associative memory.