

多值神经网络改进模型及其光学实现*

朱伟利

陈岩松

(中央民族学院物理系, 北京 100081)

(中国科学院物理研究所, 北京 100080)

提 要

本文提出一种改进的光学神经网络模型, 并利用空间光调制器 PROM 构成的光学系统实现了这种模型的联想记忆运算。计算机模拟和实验结果表明, 改进模型提高了光学神经网络的识别能力, 并在一定程度上提高了存储容量。

关键词: 神经网络, 光计算, 空间光调制器。

一、引 言

自本世纪80年代初 Hopfield 提出他的神经网络物理模型^[1]以来, 对这种算法模型的研究日趋广泛深入, 它可用于解决那些含有特大信息量的计算问题^[2], 并且也可用来模拟人脑的联想记忆功能, 当记忆数量限于神经元总数的15%时^[1], 检索识别的结果十分准确。1985年 Farhat 和 Psaltis 首次成功地用光学方法实现了 Hopfield 神经网络模型的运算功能^[3], 开创了神经网络计算学科的新分支——光学神经网络。

由于目前已有的光学元器件性能方面的限制, 实现 Hopfield 模型的多值和负值还有相当困难。为此人们不得不将模型的互连矩阵归一化(以下简称“归一化模型”)以适应掩膜、声光或电光调制器、液晶空间光调制器等器件的二元特性, 并且以增加器件的数量或尺寸为代价来解决负值问题^[3]; 有人则用内积算法取代外积算法以避免负值的出现^[4]。上述种种改进模型都难免影响到网络的识别能力及收敛性。

本文提出一种改进的光学神经网络模型: 正补态模型, 对于提高网络的识别能力有一定益处, 尤其在存储量增加时效果较为明显。文中首先叙述了正补态模型的理论表述, 继而对其识别能力进行了分析评估, 然后介绍了这种模型的光学实现方法, 最后给出实验结果并进行了分析。

二、正补态模型理论表述及识别能力评估

设有 M 个长度为 N 位的单极二元矢量 $V^m (m=1, 2, \dots, M)$, 将它们以外积方式存储于网络中, 构成正补态模型的互连矩阵:

收稿日期: 1991年1月7日; 收到修改稿日期: 1991年8月13日

* 国家自然科学基金与 TWASRG MP890-035 支持的课题。

$$T_o(i, j) = \sum_{m=1}^M [V_i^m V_j^m + (1 - V_i^m)(1 - V_j^m)], \quad (i, j = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中方括号内第一项是存贮矢量的外积矩阵, 第二项则是它们的补矢量的外积矩阵。显然矩阵 T_o 的所有元素均是非负的、多值的。用一个 N 维二元矢量 V^* 输入网络进行检索, 得到的输出估算值为

$$\hat{V}_i^{m_0} = [\sum_{j=1}^N T_o(i, j) V_j^*]_{th}, \quad (2)$$

式中 $[]_{th}$ 表示神经元的阈值操作。经多次反复迭代后, 输出将稳定于矢量 V^{m_0} 上。一般说来, V^{m_0} 应是输入矢量 V^* 的 Hamming 距离最小的一个存贮矢量, 即它与 V^* 最相似。

针对本文所采用的单极二元矢量情况, 参照 Farhat 和 Psaltis 提出的分析方法^[5], 可对正补态模型的识别能力作如下评估:

为数学推导简便起见, 不妨令: $V^* = V^{m_0}$, 将(1)式代入(2)式, 经推导可得:

$$\hat{V}_i^{m_0} = \frac{N}{2} V_i^{m_0} + \sum_{m \neq m_0}^M a_m V_i^m + b_{i_0} \quad (3)$$

由此得到一次迭代的输出信噪比为:

$$S = \frac{N}{2 \sum_{m \neq m_0}^M a_m V_i^m} \cdot V_i^{m_0}, \quad (4)$$

其中:

$$a_m = 2 \sum_{j=1}^N V_j^m V_j^{m_0} - \frac{N}{2}.$$

为进行对比, 推导相同条件下用 Hopfield 模型进行计算的结果

$$\hat{V}_i^{m_0} = [\sum_{j=1}^N T(i, j) V_j^{m_0}]_{th_0} \quad (5)$$

$$T(i, j) = \sum_{m=1}^M (2V_i^m - 1)(2V_j^m - 1) - M\delta_{ij}, \quad (6)$$

式中含 δ_{ij} 函数的项可使 $T_{ii} = 0$ 的条件得到满足, 其定义为 $\delta_{ij} = 1 (i = j)$ 或 $0 (i \neq j)$ 。将预设条件 $V^* = V^{m_0}$ 和(6)式代入(5)式并经推导得:

$$\hat{V}_i^{m_0} = (N - M) V_i^{m_0} + 2 \sum_{m \neq m_0}^M a_m V_i^m + c_{i_0} \quad (7)$$

一次叠代输出的信噪比为:

$$S = \frac{N - M}{2 \sum_{m \neq m_0}^M a_m V_i^m} \cdot V_i^{m_0}. \quad (8)$$

比较(4)式与(8)式可见, 正补态模型的收敛速度比 Hopfield 模型要快, 它受 M 的直接影响要小得多。只有在满足条件 $M < N/4 \ln N$ ^[5] 时, 两者差别小些。但当 M 数增大时, Hopfield 模型的信噪比将急剧下降, 造成计算的迭代次数增加, 并使识别能力下降而使存贮矢量不能全部被识别出来。由此看来, 正补态模型所允许的存贮量相对地要高一些, 这一点将在后面的实验中得以验证。(3)式与(7)式中的 b_i 和 c_i 均是常数项, 其值与 M 、 N 有关, 将影响阈值的选取, 但不影响信噪比。

三、正补态模型的光学实现

利用图 1 所示的光学系统实现了光学神经网络正补态模型的模拟计算, 它的实验装置照片示于图 2 中, 图 1 中 G 和 R 分别为绿色和红色光发射二极管阵列, 前者为二维阵列, 用于对系统输入存贮矢量的外积矩阵, 在空间光调制器 PROM 上逐步建立正补态互连矩阵 T_0 ; 后者为一维阵列, 用于矢量 V^* 的光学输出, 以对网络进行联想识别检索; P 和 A 分别为起偏器和检偏器; 用 CCD 接收检索结果, 借助计算机系统实现阈值运算。为简明起见, 图中省略了光学成像元件。

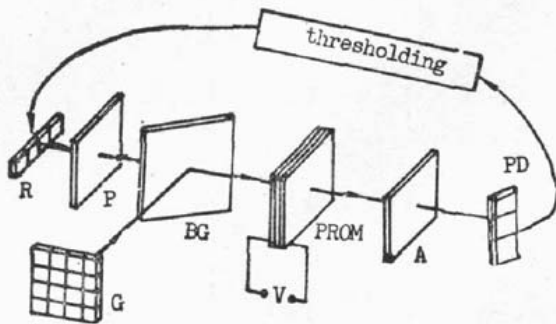


Fig. 1 A scheme of optical system for implementing neural network

R : red LED array, G : green LED array, P : polarizer, A : analyzer, BG : beam splitter, V : DC electrical power



Fig. 2 A photo of arrangement for optical neural network

由于 PROM 器件有较宽的线性曝光区^[6], 因而可以通过多次曝光实现光学矩阵的累加运算。每次利用 G -LED 阵列曝光时仅存入某一个存贮矢量(或补矢量)的外积矩阵, 经 $2M$ 次曝光后得到它们的和矩阵, 即(1)式所示的正补态互连矩阵 T_0 。利用 R -LED 阵列输入矢量 V^* 对系统进行联想识别检索, 在 PROM 上实现矩阵 T_0 与矢量 V^* 的相乘运算。将 CCD 上接收到的光信号输入计算机系统, 进行阈值运算, 然后反馈至输入端进行下一次迭代操作。

由于每一个存贮矢量(或补矢量)的外积矩阵都是单极二元矩阵, 因而用 G -LED 的开和关状态便足以用来表达矩阵元素的 1、0 两个值, 而互连矩阵 T_0 的多值性则依赖于 PROM 器件的光学累加特性。另外, PROM 器件的实时性加之正补态模型的特殊算法结构均有助于增加系统的灵活性, 这对建立动态光学神经网络是有益的。

四、实验结果及分析

利用正补态模型在 $N=35$ 的神经网络上进行计算机模拟, 存贮量由 $M=6$ ($M/N=0.17$) 增至 $M=12$ ($M/N=0.34$)。按照前一节所述条件, 依次用存贮矢量对网络进行检索 ($V^*=V^{m_0}$)。计算结果表明, 用正补态模型 PCM 计算时, 所有存贮矢量百分之百均能被识别出来。而用 Hopfield 模型 HM, 这一比率由 100% 下降至 75%, 且叠代次数明显增加, 这与前面的理论估计相符。当用归一化模型 CM 计算, 这一比率将由 $M=6$ 时的 100% 下降至 $M=12$ 时的 33%。

用图 2 所示光学系统对正补态模型进行光学模拟, 网络的尺寸为 $N=8$, 存贮矢量数 M 由 2 增加至 4, 采用 V^* ($\neq V^{mo}$) 进行检索。表 1 列出了对应于 $M=4$ 的光学模拟结果, 其中 0 表示准确识别, F 表示检索失败。为便于对比分析, 表中还列出了同样情况下对 Hopfield 模型和归一化模型进行计算机模拟的结果。

Table 1 The searching results produced by computer simulation and by optical neural network ($M=4$)

stored vector V^m	input vector V^*	Hamming distance between V^* and V^{mo}	expected value V^{mo}	result		
				POM	HM	CM
$V^1=11110000$	11110001	1, 5, 5, 3	V^1	0	F	F
	00101010	5, 5, 1, 5	V^3	0	0	0
	10110000	1, 5, 3, 5	V^1	0	F	F
	11000001	3, 3, 5, 1	V^4	0	F	F
	11001101	5, 1, 5, 3	V^2	0	F	F
$V^2=11001100$	10101000	3, 3, 1, 5	V^3	0	0	F
	11011100	3, 1, 5, 5	V^2	0	F	F
$V^3=10101010$	10111010	3, 5, 1, 5	V^3	0	F	F
	11111000	1, 3, 3, 5	V^1	0	F	F
$V^4=11000011$	01100000	2, 4, 4, 4	V^1	0	F	F
	10000100	4, 2, 4, 4	V^2	0	F	F
	00000111	7, 5, 5, 3	\bar{V}^1	0	F	F
	00111000	3, 5, 3, 7	\bar{V}^4	0	F	F
	00010011	5, 7, 5, 3	\bar{V}^2	0	F	F

计算机模拟和光学实验结果均表明:

- (1) 正补态模型在一定程度上提高了网络的识别能力, 当存贮量增加时尤为明显;
- (2) 正补态互连矩阵采用非负元素, 尤其适合于用光学神经网络计算;
- (3) 利用实时空间光调制器作为存贮和计算元件, 不仅可实现多值互连矩阵的存贮功能, 还可增加光学神经网络系统的灵活性。

值得说明的是, 本文涉及的计算问题均采用正交性较好的存贮矢量和较理想的输入矢量(即它与某一存贮矢量无差别或差别很小)。在计算机模拟中已经发现, 当采用正交性较差的存贮矢量以及畸变较大的输入矢量时, 网络的识别能力将相应降低。另外, 利用正补态模型计算时, (2)式计算中所要求的阈值水平较其它模型高。

作者感谢中国科学院物理所李德华给予了编制计算机程序的帮助, 以及郑师海、李明同志的帮助。

参 考 文 献

- [1] J. J. Hopfield; *Proc. Natl. Acad. Sci. (USA)*, 1982, **79** (Apr), 2554~2558.
[2] M. Takeda, J. W. Goodman; *Appl. Opt.*, 1986, **25**, No. 18 (Sep), 3033~3046.
[3] N. H. Farhat *et al.*; *Appl. Opt.*, 1985, **24**, No. 10 (May), 1469~1475.
[4] R. A. Athale *et al.*; *Opt. Lett.*, 1986, **11**, No. 7 (Jul), 482~484.
[5] N. H. Farhat, D. Psaltis; in *«Optical Signal Processing»*, (J. L. Horner, Ed. Academic Press, San Diego, 1987), 131~135.
[6] 朱伟利, 陈岩松, *«物理学报»*, 1990, **39**, No. 11 (Nov), 1791~1795.

Modified multivalue neural network model and the optical implementation

ZHU WEILI

(Dept. of Phys., Central Institute of Nationalities, Beijing 100081)

CHEN YANSONG

(Institute of Physics, Academia Sinica, Beijing 100080)

(Received 7 January 1991; revised 13 August 1991)

Abstract

In this paper, a modified model of optical neural network is presented. And a optical system with spatial light modulator PROM is designed to implement associative memory with the model. The results produced by computer simulation and by the experiment show that the searching identification of neural network is improved by the new model, and to a certain extent, its storage capacity is increased.

Key words: neural network, optical computing, spatial light modulator.