

# 单通道实现三级 Clipped 模型的 光学神经网络系统\*

路明哲 战元龄 王许明 母国光  
(南开大学现代光学研究所, 天津 300071)

## 提 要

提出并采用单通道光学系统实现了三级 Clipped 模型的神经网络, 并用统计方法计算了三级 Clipped 模型的存储容量, 和 Clipped 模型相比, 三级 Clipped 模型有更强的存储与寻址能力。

关键词 三级 Clipped 模型, 单通道光学系统。

## 1 引 言

自从 Hopfield<sup>[1]</sup> 提出了他的神经网络模型以来, 人工神经网络的研究又重新成为最活跃的研究领域之一。计算机科学、工程科学及生物等各个领域的科学家都对其表现出极大的兴趣<sup>[2~4]</sup>。可以证明, 大脑在进行信息处理时, 是以并行方式, 通过大量神经元的简单互联实现的。光学信息处理系统具有速度快、容量大和并行处理等特点, 因此, 人们一直在寻求用光学方法实现人工神经网络的途径。D. Psaltis 等人<sup>[5]</sup> 首先提出用发光二极管阵列和二进制模板进行矩阵相乘, 实现了光学神经网络系统。P. Lalanne 等人<sup>[6]</sup> 在已有的光学模式识别技术的基础上, 用内积法实现了光学神经网络, 这些系统具有运算速度快等优点, 同时也存在着光学方法所特有的缺陷。随着空间光调制器及非线性光学器件的完善, 光学神经网络的实时输入输出和取阈反馈等问题能够得到解决, 影响网络性能主要是: 光学系统的数值精度低、光学系统中难以表示负值等。为了降低系统的灰度阶, N. Farhat<sup>[7]</sup> 在其光学系统中选用了 Clipped 模型。虽然 Clipped 模型与 Hopfield 模型相比存储容量及寻址能力都有一定程度的下降, 但这种模型无论是用光学方法还是用电子学方法都比较容易实现。已经证明<sup>[4]</sup>, 双极性的 (+1, -1) Hopfield 模型的信噪比是单极性 (1, 0) 的  $\sqrt{2}$  倍。为解决光学中的负值问题, 一般选用双通道光学系统, 正值和负值分别在各自的通道中进行关联运算, 用光学或电子学的方法将两通道的输出结果综合起来。

本文提出了三级 Clipped 模型, 在不增加系统灰度阶的前提下, 使系统的寻址能力和容错能力都有所改善。并引用分布阈值, 用光学单通道实现了双极三级 Clipped 模型的神经网络系统。实验结果表明, 三级 Clipped 模型比 Clipped 模型的寻址能力有所提高, 而且由于降低了灰度阶, 系统有良好的稳定性。

## 2 三级 Clipped 模型

对一组被存储矢量  $V_i^{(m)}$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $m=1, 2, \dots, M$ , ( $N$  为系统的神经元数目,  $M$  为存储的矢量数) 每个矢量元的取值只能为  $+1$  或  $-1$ . 在 Hopfield 模型中, 关联矩阵可写成:

$$\begin{cases} T_{ij} = \sum_{m=1}^M V_i^{(m)} V_j^{(m)}, & i, j=1, 2, 3, \dots, N, i \neq j \\ T_{ii} = 0. \end{cases} \quad (1)$$

Clipped 模型则是对 Hopfield 模型的关联矩阵元取符号函数:

$$\begin{cases} T_{ij} = \text{Sgn} \left( \sum_{m=1}^M V_i^{(m)} V_j^{(m)} \right) & i \neq j, \\ T_{ii} = 0. \end{cases} \quad (2)$$

进行内容寻址时, 输入矢量为  $V_i^{(m_0)}$ , 则输出矢量:

$$u_i^{(m_0)} = \text{N. L.} \left( \sum_j T_{ij} V_j^{(m_0)} \right). \quad (3)$$

在 Hopfield 模型中, 关联矩阵元的取值可为  $(-M, M)$ , 共有  $2M+1$  个值, 在 Clipped 模型中, 关联矩阵元的取值为  $0, \pm 1$  三个值. 神经元之间的互相刺激和抑制是神经网络系统的基本特征. 在 Clipped 模型中, 关联矩阵的对角元素取零, 是为了使系统有更强的容错能力,  $+1$  表示神经元之间的相互刺激,  $-1$  表示神经元之间的相互抑制, 这是阶数最少的关联矩阵.

理论和实验都已证明, Hopfield 模型是一个简单而性能良好的神经网络模型. Clipped 模型是对 Hopfield 模型的一种简化, 使之更易于实现. 在简化过程中, 关联矩阵元  $T_{ij}$  在  $(0, M]$  区域中,  $T_{ij}=1$ ,  $T_{ij}$  在  $[-M, 0)$  区域中,  $T_{ij}=-1$ ,  $+1$  和  $-1$  所对应的区域较大, 可能引起较大的误差. 既然矩阵元最少为三级, 本文提出将  $[-M, M]$  区域三等分, 分别对应  $-1, 0, +1$ , 这样, 在没有增加系统的灰度阶条件下, 使 Clipped 模型更加接近 Hopfield 模型, 本文把这样的模型称作三级 Clipped 模型, 其关联矩阵元的数学描述为:

$$T_{ij} = \sum_{m=1}^M V_i^{(m)} V_j^{(m)},$$

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{当 } T_{ij} > M/3 \\ 0 & \text{当 } M/3 \geq T_{ij} \geq -M/3 \\ -1 & \text{当 } T_{ij} < -M/3 \end{cases} \quad (4)$$

$W_{ij}$  为三级 Clipped 模型的关联矩阵元.

采用统计的方法对 Clipped 模型及三级 Clipped 模型的存储容量及抗噪声能力进行计算. 计算过程中选用了有 100 个神经元的网络系统, 对 1000 个 100 维的随机矢量进行分组存储, 用计算机模拟内容寻址过程. 以输出矢量与存储矢量的重迭度  $q$  来判定网络的存储效果.

$$q = \frac{1}{N} \sum_j V_j^{(\alpha)} V_j^{(\beta)}. \quad (5)$$

统计计算的结果列于图 1, 三级 Clipped 模型的存储容量及抗噪声能力都较 Clipped 模型有了一定的改善。

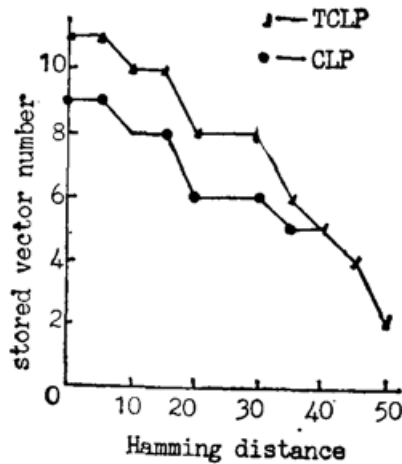


Fig.1 Storage capability of Trinary Clipped Model

### 3 三级 Clipped 模型的单通道实现

当用双极矢量  $V_i^{(m)}|_b$  (取值为  $(+1, -1)$ ) 寻址时, 网络的输出信噪比及寻址能力均有显著提高, 但光学上适合实现的是单极矢量  $V_i^{(m)}|_p$  (取值为  $(1, 0)$ ), 它们之间的对应关系为:

$$V_i^{(m)}|_b = 2 \left( V_i^{(m)}|_p - \frac{1}{2} \right), \quad (6)$$

双极寻址过程可写成:

$$\begin{aligned} u_i^{(m)}|_b &= \sum_j^N W_{ij} V_j^{(m)}|_b \\ &\propto u_i^{(m)}|_p - \frac{1}{2} \sum_j W_{ij} \\ &= u_i^{(m)}|_p - K_i \end{aligned} \quad (7)$$

第一项为单极寻址的输出。取阈过程为:

$$\text{Sgn}(u_i^{(m)}|_b) = \begin{cases} 1 & \text{当 } u_i^{(m)}|_p > K_i \\ -1 & \text{当 } u_i^{(m)}|_p < K_i \\ V_i^{(m)}|_b & \text{当 } u_i^{(m)}|_p = K_i \end{cases} \quad (8)$$

可以看出, 对单极寻址的输出进行  $K_i$  的阈值处理, 可以达到双极寻址的效果。这样就避免了输入矢量中存在负值, 可以用光学单通道系统实现双极性的神经网络互联。对于不同的神经元, 阈值  $K_i$  是不相等的, 本文称之为分布阈值。

### 4 计算机模拟与光学实现

选取五个 20 维的矢量作为存储矢量, 这五个矢量为以:

$$V_1: \{1, 1, -1, -1, 1, -1, 1, -1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, -1\},$$

$$V_2: \{-1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, -1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, -1, 1, -1\},$$

$$V_3: \{-1, -1, -1, 1, 1, -1, -1, -1, 1, 1, 1, -1, 1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1\},$$

$V_4$ : {1, -1, -1, 1, -1, 1, 1, -1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, -1},  
 $V_5$ : {-1, -1, -1, 1, 1, -1, 1, 1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, 1, -1, 1, 1}.

用计算机分别计算出 Clipped 模型和三级 Clipped 模型的关联矩阵, 模拟关联过程, 比较两种模型的收敛速度和收敛范围, 模拟结果列于表 1.

Table 1 Results of computer simulation and optical implement

Clipped Model						Trinary Clipped Model				
HD	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$	$V_1$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$V_5$
0	0	0	0	0	0	0(0)	0(0)	0(0)	0(0)	0(0)
1	1	1	1	1	1	1(1)	1(1)	1(1)	1(1)	1(1)
2	1	1	*	*	1	1(1)	1(1)	1(1)	1(1)	1(1)
3	0s	*	1	*	1	1(2)	2(2)	1(2)	1(2)	1(2)
4	*	1	0s	*	0s	2(2)	1(2)	2(2)	1(2)	1(2)
5	*	*	*	3	*	2(0s)	1(0s)	1(2)	1(3)	1(2)
6	*	*	*	*	*	0s(0s)	0s(0s)	*(*)	0s(0s)	2(3)
7	*	*	*	*	0s	0s(0s)	0s(0s)	*(*)	0s(0s)	*(*)
8	*	0s	*	*	0s	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
9	*	*	0s	*	0s	0s(0s)	$V_1(0s)$	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
10	*	*	*	*	*	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
11	*	*	*	*	0s	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
12	*	*	*	*	*	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
13	*	*	*	*	*	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)	0s(0s)
14	*	*	*	*	0s	0s(0s)	0s(0s)	-3(0s)	*(0s)	0s(0s)
15	*	*	-5	-2	-3	0s(0s)	0s(0s)	-3(-3)	0s(0s)	0s(0s)
16	*	*	-1	*	-1	0s(0s)	0s(0s)	-2(-3)	0s(0s)	-1(-2)
17	-1	*	-1	*	-1	-2(-2)	0s(0s)	-1(-2)	0s(0s)	-1(-2)
18	0s	*	-1	-2	0s	-1(-1)	0s(0s)	-2(-2)	0s(0s)	-1(-1)
19	-1	*	-2	-1	-1	-1(-1)	0s(-1)	-2(-1)	0s(-1)	-1(-1)
20	-0	*	-0	-0	-0	-0(-0)	-0(-0)	-0(-0)	-0(-0)	-0(-0)

The number denotes the times of iteration needed that the output of neural network is one of the stored vectors.

"-" stand for the complementary vector.

"\*" stand for non-stored vector

"0s" stand for oscillatory state.

the result of optical implementation is in bracket.

从模拟结果可以看出, 选用三级 Clipped 模型, 神经网络系统的寻址能力得到了改善.

本文还用光学单通道系统实现了三级 Clipped 模型, 系统如图 2 所示. 计算机监视器作为输入器件, 面积调制的二进制光学模板表示关联矩阵, 输出结果由 CCD 接收, 取阈过程在计算机中完成, 并将迭代结果反馈到输入器件上. 互联矩阵元的取值为 +1, 0, -1, 由于光学模板无法实现负值, 仍采用惯用的方法, 给各矩阵元一个偏置:

$$W_{ij}|_p = W_{ij} - \text{Min}, \quad (9)$$

$W_{ij}|_p$  则为全正矩阵, 这里 Min 是  $\{W_{ij}\}$  中的最小值.

由 (7) 式可得, 具有双极特性的关联过程可以表示为:

$$\begin{aligned}
 u_i^{(m)}|_b &= \sum_j^N (W_{ij}|_p + \text{Min}) V_j^{(m)}|_p - K_i \\
 &= \sum_j^N W_{ij}|_p \cdot V_j^{(m)}|_p \\
 &\quad - \sum_{j=1}^N (-\text{Min}) \cdot V_j^{(m)}|_p - K_i \\
 &= \sum_j^N W_{ij}|_p \cdot V_j^{(m)}|_p + (\text{Max} - K_i) \\
 &\quad - (\text{Max} + \sum_{j=1}^N (-\text{Min}) \cdot V_j^{(m)}|_b). \quad (10)
 \end{aligned}$$

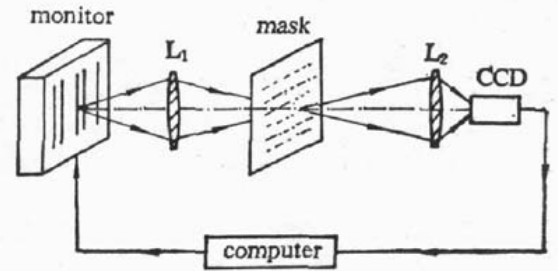


Fig. 2 Single channel optical neural network

Max 为大于  $\{K_i\}$  的最小的正数. 则(10)式中的三项均为正值. 将  $N$  维矢量  $V_j^{(m)}|_p$  扩展成  $(N+1)$  维,  $N \times N$  维矩阵  $W_{ij}|_p$  扩展成  $(N+1) \times (N+1)$  维, 即:

$$\begin{aligned}
 \tilde{V}_j^{(m)}|_p &= V_j^{(m)}|_p \quad j=1, 2, \dots, N, \quad m=1, 2, \dots, M, \\
 \tilde{V}_{N+1}^{(m)}|_p &= 1 \quad m=1, 2, \dots, M, \\
 \tilde{W}_{ij}|_p &= W_{ij}|_p \quad i, j=1, 2, \dots, N \\
 \tilde{W}_{iN+1}|_p &= \text{Max} - K_i \\
 \tilde{W}_{N+1,i}|_p &= (-\text{Min}) \\
 \tilde{W}_{N+1,N+1}|_p &= \text{Max}
 \end{aligned} \quad (11)$$

则  $\{\tilde{V}_i^{(m)}|_p\}$  和  $\{\tilde{W}_{ij}^{(m)}|_p\}$  仍为全正, 令  $\{\tilde{u}_i^{(m)}\} = \{\tilde{V}_i^{(m)}|_p\} \{\tilde{W}_{ij}^{(m)}|_p\}$ , 则第(10)式可以写成:

$$u_i^{(m)}|_b = \tilde{u}_i^{(m)} - \tilde{u}_{N+1}^{(m)}. \quad (12)$$

由第(12)式可见, 双极寻址过程, 可以表示为全正矢量  $\{\tilde{V}_i^{(m)}|_p\}$  与全正矩阵  $\{\tilde{W}_{ij}^{(m)}|_p\}$  相乘, 在相乘得到的矢量中, 第 1~第  $N$  个分量为关联的输出, 第  $N+1$  个分量为阈值.

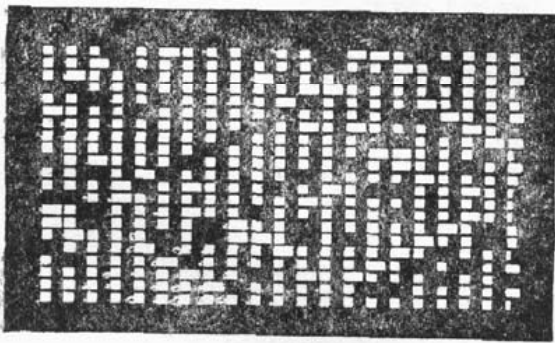


Fig. 3 Binary mask

光学实验中仍选用  $V_1 \sim V_5$  五个 20 维的矢量作为存储矢量, 根据(12)式制成的二进制面积调制光学模板如图 3 所示, 计算机显示器显示的梳状条作为输入, 梳状条的亮暗对应输入矢量元的 1, -1 状态. 经过透镜  $L_1$ , 每一个梳状条成像在模板上, 可以照亮关联矩阵相应的一列. 由 CCD 接收系统输出, 沿关联矩阵每一行对信号求和, 得到信号  $(u_{1 \sim 20})$  和阈值  $(u_{21})$ , 计算机将输出信号和阈值比较后, 将关联结果反馈到计算机显示器上.

光学实验结果列于表 1. 采用 Clipped 模型, 减少光学系统的灰度阶后, 光学实验的结果和计算机模拟的结果十分相近, 而且系统的重复性好, 抗外界干扰能力强.

## 5 结 论

本文提出的三级 Clipped 模型具有较少的灰度阶, 适合于光学神经网络系统的实现, 也易于具有神经网络性能的电子器件的制作, 比以往的 Clipped 模型具有更高的寻址能力. 使用分布阈值时, 还可以在单通道光学系统中实现双极寻址过程.

## 参 考 文 献

- [1] J. J. Hopfield, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. *Proc. Natl Acad Sci. USA*, 1982, **79**: 2554
- [2] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams, Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, 1986, **323** (20): 533
- [3] D. H. Hebb, *The Organization of Behavior*. New York: Wiley, 1949
- [4] R. P. Lipmann, An introduction to computing with neural nets, *IEEE ASSP Mag.*, 1987, **4** (1): 4
- [5] D. Psaltis, N. H. Farhat. Optical information processing based on an associative-memory model of neural nets with thresholding and feedback. *Optics Lett.*, 1985, **10** (2): 98
- [6] P. Lalanne, P. Chavel, J. Taboury, Optical innerproduct implementation of neural networks models. *Appl. Opt.* 1989, **28** (2): 377
- [7] N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata *et al.*, Optical implementation of Hopfield model. *Appl. Opt.* 1985, **24** (10): 1469

## Implementation of trinary clipped model with optical single channel system

LU MINGZHE    ZHAN YUANLING    WANG XUMING    MU GUOGUANG

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

(Received 5 April 1991; revised 16 August 1991)

### Abstract

The neural networks of trinary Clipped model is proposed and realized with single channel optical system. The property of trinary Clipped model is analyzed statistically. Compared with Clipped model, the trinary Clipped model is of greater storage capacity and better content address ability with the same grey levels.

**Key words** trinary Clipped model, single channel optical system.