

# 全双极 WTA 模型的改进及其实现\*

申金媛 张延焯 母国光

(南开大学现代化光学所, 天津, 300071)

**摘要** 提出了一种相似度的新定义, 使双极 WAT 模型的实现更加简洁明了. 增加一个阈值使系统能判别非存储模式或因其信息量过低而无法鉴定的输入模式, 阈值的大小与要求的容错能力有关. 双极相似度及阈值通过光学方法实现, 阈值的光学实现使系统仍具有照明不变性. 通过电路实现取阈及 WTA 网络的迭代运算.

**关键词** WTA 神经网络模型, 双极神经元状态, 模式识别, 阈值.

## 引言

模式识别是神经网络应用中的一个主要方面, 已提出了很多种模型<sup>[1]</sup>, WTA 神经网络模型是其中之一. 此模型具有很多的优点<sup>[2~6]</sup>. 在我们曾报道过的用相干光系统实现的单极和全双极 WTA 模式识别系统<sup>[6,7]</sup>中, 即使输入模式与存储模式有很大的差别, 系统都将输出与输入模式具有最大相似度的记忆模式或其异联想模式, 这在有些情况下是不正确的. 而采用气体激光器作为光源使系统体积较大, 不便实用. 本文提出了一种新的全双极 WTA 神经网络模型, 其中新的相似度使得模型简洁明了, 容易实现. 这种模型不仅具有原全双极模型的优点, 还能够将与存储模式相差过大的输入模式判别出来. 例如, 一个输入模式与所有的存储模式的相似度都超出了容错能力, 原先的模型总是将它识别为与它具有最大相似度的那个存储模式, 而在改进了的模型中, 则不会有输出或仅输出一个符号, 告诉我们输入模式不是记忆模式之一, 或是输入模式信息太少, 不足以被正确地识别出来. 这一改进是通过增加一阈值完成的. 阈值的大小与所要求的容错能力有关, 容错能力大则阈值小, 反之则大. 双极相似度及阈值通过光学方法实现, 阈值的光学实现使得系统仍然具有照明不变性. 取阈以及 WTA 的功能是通过电路来实现的. 对 WTA 模型的这一改进为系统自学习奠定了基础.

## 1 双极 WTA 神经网络模型的改进

WTA 神经网络模型是带有 WTA (Winner-Take-All, 意译为“胜者全取”) 中间层

\* 国家攀登计划和国家教委博士点基金资助项目  
本文 1993 年 10 月 11 日收到

的三层神经网络模型<sup>[2~4]</sup>. 输入层与中间层神经元之间的互连为  $W_{hljk}$ , 中间层神经元间的互连为  $T_{hljk}$ , 中间层第  $hl$  个神经元与输出层第  $jk$  个神经元的互连为  $W'_{hljk}$ . 当  $W_{hljk}$  与  $W'_{hljk}$  相等时, 网络实现内容寻址自联想, 否则异联想. 输入模式按  $W_{hljk}$  加权求和, 得到它与每一存储模式之间的相似度, 此相似度即为中间层神经元的输入值. 若取  $W_{hljk}$  为第  $hl$  个存储模式的第  $jk$  个神经元的分量  $X_{jk}^{hl}$  时, 输入模式与存储模式间的相似度为它们的内积, 即中间层第  $hl$  个神经元的输入为第  $hl$  个存储模式与输入模式的内积. 在双极神经元状态和双极互连情况下, 相似度为输入模式与存储模式中对应神经元具有相同状态的神经元数. 若取  $W_{hljk} = X_{jk}^{hl}$  ( $X_{jk}^{hl} = +1$  或  $-1$ ), 则输入模式与第  $hl$  个存储模式间的相似度即中间层第  $hl$  个神经元的输入值为

$$\begin{aligned} \mu_{hl} &= \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K X'_{jk} \odot X_{jk}^{hl} \\ &= \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (X'_{jk} X_{jk}^{hl} + \overline{X'_{jk}} \overline{X_{jk}^{hl}}) / 2 \\ &= \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (V'_{jk} V_{jk}^{hl} + \overline{V'_{jk}} \overline{V_{jk}^{hl}}). \end{aligned} \quad (1)$$

式中  $h=1, 2, \dots, H, l=1, 2, \dots, L, H \times L = M$  表示一个存储模式在  $H \times L$  阵列中的位置,  $M$  是存储模式的数目;  $k=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, J, J \times K = N$  表示一个存储模式为一个  $J \times K$  的矩阵,  $N$  是一个存储模式中的神经元数目;  $X'_{jk}$  为输入模式,  $X_{jk}^{hl}$  为第  $hl$  个存储模式,  $V'_{jk}$ 、 $V_{jk}^{hl}$  分别为  $X'_{jk}$  和  $X_{jk}^{hl}$  对应的正单极模式, 且  $X'_{jk} = 2V'_{jk} - 1$ ,  $X_{jk}^{hl} = 2V_{jk}^{hl} - 1$ ;  $\overline{V'_{jk}}$ 、 $\overline{V_{jk}^{hl}}$  分别为  $V'_{jk}$  和  $V_{jk}^{hl}$  的互补模式, 且  $\overline{V'_{jk}} = 1 - V'_{jk}$ ,  $\overline{V_{jk}^{hl}} = 1 - V_{jk}^{hl}$ ,  $X'_{jk} \odot X_{jk}^{hl}$  表示异或非,  $\overline{X'_{jk}}$  表示  $X'_{jk}$  的非逻辑. 由式 (1) 可知双极 WTA 模型中间层神经元的输入值可取为对应的输入模式与存储模式的正单极模式及正单极模式的互补模式的内积之和.

但由 WTA 的功能可知, 即使输入一个与所有记忆模式有很大差别的非存储模式, 经过中间层 WTA 神经元间的侧抑制作用和迭代, 都将输出一个与输入模式具有最大相似度的记忆模式和它的异联想模式. 为使系统具有识别非记忆模式的能力, 我们增加一阈值  $\Theta$ , 即当  $\mu_{hl}$  大于  $\Theta$  时, 中间层神经元的输入值  $\rho_{hl}$  为  $\mu_{hl} - \Theta$ , 否则,  $\rho_{hl}$  为零, 即

$$\rho_{hl} = g(\mu_{hl} - \Theta) = \begin{cases} \mu_{hl} - \Theta, & \mu_{hl} - \Theta > 0 \\ 0, & \mu_{hl} - \Theta \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中  $h=1, 2, \dots, H, l=1, 2, \dots, L, H \times L = M$ . 前面我们已经提起,  $\Theta$  与系统所要求的容错能力  $\varepsilon$  有关,  $\varepsilon$  越大,  $\Theta$  就越小, 反之,  $\varepsilon$  越小,  $\Theta$  就越大. 本文取  $\Theta = N \times (1 - \varepsilon)$ . 如果我们定义输入模式与存储模式 (记忆模式) 间的偏差率为

$$\varepsilon_{hl} = \frac{N - \mu_{hl}}{N} \times 100\% = \frac{\overline{\mu_{hl}}}{N} \times 100\%, \quad (3)$$

这里  $\overline{\mu_{hl}} = N - \mu_{hl} = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (\overline{V'_{jk}} V_{jk}^{hl} + V'_{jk} \overline{V_{jk}^{hl}})$  为输入模式与第  $hl$  个记忆模式的不相似度, 由此可得

$$\rho_{hl} = g[N \times (\varepsilon - \varepsilon_{hl})] = \begin{cases} N \times (\varepsilon - \varepsilon_{hl}), & \varepsilon - \varepsilon_{hl} > 0 \\ 0, & \varepsilon - \varepsilon_{hl} \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

即中间层第  $hl$  个神经元的输入值  $\varepsilon_{hl}$  可由输入模式与记忆模式的偏差率和系统所要求的容错能力表示. 输入模式与所有记忆模式的偏差率  $\varepsilon_{hl}$  都大于系统的容错能力, 说明输入模式是一个未学习过的模型, 或输入信息太少, 无法识别.

得到中间层神经元的输入值后, 通过中间层神经元之间的互连  $T_{hlrs}$  的作用完成 WTA 操作. 第  $hl$  个神经元的输出  $Y_{hl}$  为

$$Y_{hl} = f(\rho_{hl} - \rho), \quad (5)$$

若  $\rho = \text{Max}(\rho_{rs}), r=1, 2, \dots, H, s=1, 2, \dots, L$ , 则有

$$Y_{hl} = \begin{cases} 1, & \rho_{hl} - \rho = 0 \\ 0, & \rho_{hl} - \rho < 0 \end{cases} \quad (6)$$

然后通过中间层与输出层之间的互连  $W'_{hljk}$ , 得到自联想或异联想输出. 显然, 当  $Y_{hl} = 0 (h=1, 2, \dots, H, l=1, 2, \dots, L)$  时没有输出, 它表示输入模式为新的学习模式, 或输入模式的信息太少不能够被正确识别.

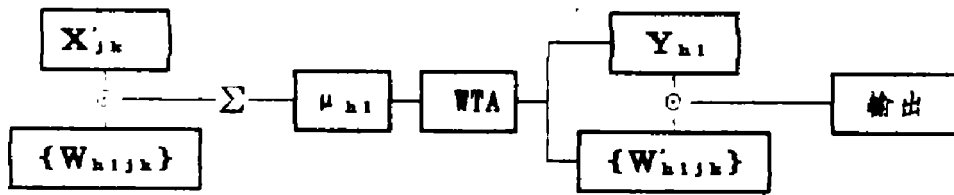
如果我们将阈值  $\theta$  表示为中间层的一个输入值  $\mu_{HL}$ , 并通过输入模式按互连  $W_{HLjk}$  加权求和得到

$$\begin{aligned} \mu_{HL} = \theta &= \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K X'_{jk} \odot W_{HLjk} \\ &= \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{K'} |X'_{jk}| \\ &= J \times (1 - \varepsilon)K = N \times (1 - \varepsilon), \quad (K' = (1 - \varepsilon)K) \end{aligned} \quad (7)$$

$$W_{HLjk} = \begin{cases} 1, & k = 1, 2, \dots, (1 - \varepsilon)K; j = 1, 2, \dots, J \\ 0, & k = (1 - \varepsilon)K, (1 - \varepsilon)K + 1, \dots, K; j = 1, 2, \dots, J \end{cases} \quad (8)$$

由式 (7) 可知, 阈值  $\theta$  可以和输入模式与记忆模式的相似度同时通过输入模式加权求和获得, 这样获得阈值, 虽然存储容量减少一个, 但其优点是保持了系统的照明不变性. 同时, 不经过取阈得到  $\rho_{hl}$ , 而是将相似度  $\mu_{hl}$  与阈值  $\theta$  一起全部输入到对应的中间层神经元进行 WTA 操作, 简化了处理过程, 如果  $Y_{hl} = 0 (h=1, 2, \dots, H; l=1, 2, \dots, L)$ , 则没有输出或没有稳定的输出, 表示输入模式不是记忆模式或输入的信息太少, 不能被识别; 如果  $Y_{HL} = 1$ , 则表示输入模式是新的学习模式. 不稳定的输出是由于噪声造成的, 如果

是理想系统则不存在这种情况. 这样, 当系统输出一特殊符号或没有稳定输出及没有输出时, 表示输入的模式不是记忆模式 (存储模式), 或输入信息不足, 或噪声太大. 这样我们可以进一步改进系统来实现修改后的模型, 它可以按以下框图实现.



其中  $h=1, 2, \dots, H; l=1, 2, \dots, L$ , 这样, 取阈和 WTA 操作同时由 WTA 电子网络完成, 模型的实现得到进一步的改进和简化.

## 2 硬件系统实现

根据以上分析, 改进后的双极模型是易于实现的, 其相似度为对应的正单极与负单极输入模式与存储模式的内积和, 阈值也对应于一相似度. 为方便起见, 我们假设存储模式数为  $M-1$  个, 第  $M$  个也即第  $HL$  模式是为实现阈值而计算的互连权重, 输入模式以  $W_{HLjk}$  加权求和就得到阈值. 互连权重的排列方式如图 1, 输入模式的排列如图 2.

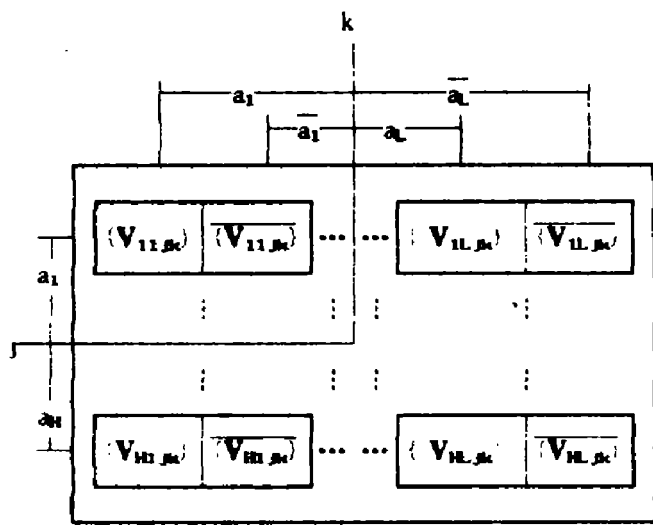


图 1 输入层与中间层神经元间的互连权重排列方式

Fig. 1 The form of input-layer-to-hidden-layer interconnection weights

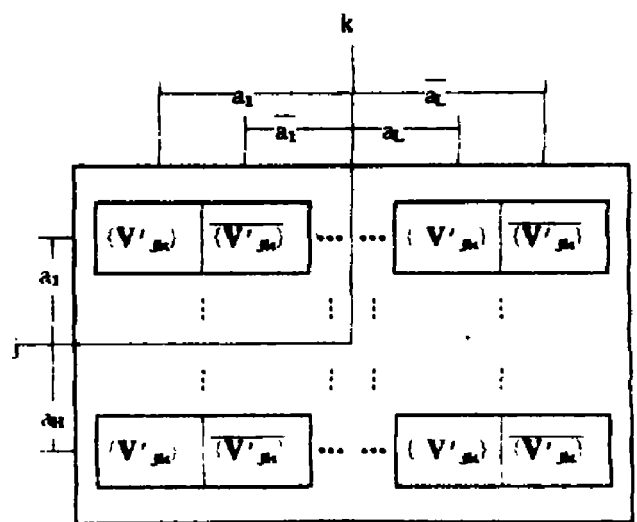


图 2 输入模式排列形式  
Fig. 2 The form of input pattern

用白光光源代替激光可以消除相干噪声, 减小体积, 便于实用. 但用白光光源时, 不可能采用多通道全息片作为互连权重和完成输入模式的加权求和, 我们用一模板和一透镜列阵来代替全息片, 模板作为互连权重, 透镜列阵完成输入模式的加权求和. 硬件实现系统如图 3 所示:  $P_1$  平面为输入平面,  $L_2$  为成像透镜, 互连掩膜放在  $P_2$  平面, 它是  $P_1$  平面的像平面.  $P_1$ 、 $P_2$  平面与透镜  $L_2$  间的距离分别为  $2f$ ,  $f$  为透镜  $L_2$  的焦距. 紧靠  $P_2$  平面后放置一透镜列阵, 小透镜焦距为  $f'$ .  $P_3$  平面处放一光电二极管列阵, 它到  $P_2$

平面的距离为  $d$ .  $d$ 、 $f'$  和  $f$  满足成像关系.

设第  $hl$  个存储模式对的连续形式为  $\{S_{hl}(j-a'_l, k-a_h)\} = \{V_{hl}(j-a_l, k-a_h) + \overline{V}_{hl}(j-\overline{a}_l, k-a_h)\}$ ,  $V_{hl}(j-a_h, k-a_l)$  为第  $hl$  个正单极存储模式  $\{V_{jk}^{hl}\}$  的连续形式, 它在  $P_2$  平面位于坐标  $(\overline{a}_l, a_h)$ ,  $\overline{V}_{hl}(j-\overline{a}, k-a_h)$  为其反模式, 在  $P_2$  平面位于坐标  $(a_l, a_h)$ ,  $a'_l = (a_l + \overline{a}_l)/2$ . 在  $P_1$  平面输入模式  $\{S'(j-a'_l, k-a_h)\} = \{V'(-j-a_l, -k-a_h) + \overline{V}'(-j-\overline{a}_l, -k-a_h)\}$ , 在  $P_2$  平面后的辐照度为

$$I(\alpha, \beta) = \sum_{h=1}^H \sum_{l=1}^L I_0 [S'(-\alpha - a'_l, -\beta - a_h) * h_i(\alpha, \beta)] S_{hl}(-\alpha - a'_l, -\beta - a_h), \quad (9)$$

这里  $h_i(\alpha, \beta)$  为系统的辐照脉冲响应函数.

信号  $V'(jk)$  的空间频率响应是在该光学系统的空间频率响应的极限范围之内, 则空间脉冲响应可近似为  $\delta$  函数, 这样,  $P_2$  平面背后的辐照度近似为

$$\begin{aligned} I(\alpha, \beta) &= cI_0 \sum_{h=1}^H \sum_{l=1}^L [S'(\alpha - a'_l, \beta - a_h) S_{hl}(\alpha - a'_l, \beta - a_h)] \\ &= cI_0 \sum_{h=1}^H \sum_{l=1}^L [V'(\alpha - a_l, \beta - a_h) V_{hl}(\alpha - a_l, \beta - a_h) \\ &\quad + \overline{V}'(\alpha - \overline{a}_l, \beta - a_h) \overline{V}_{hl}(\alpha - \overline{a}_l, \beta - a_h)]. \end{aligned} \quad (10)$$

通过透镜阵列的求和作用, 在  $P_3$  平面的坐标  $(\frac{d(a_l + \overline{a}_l)}{2f'}, \frac{da_h}{f'})$  处可以得到输入模式与第  $hl$  个存储模式之间的似然度, 其中第  $HL$  个似然度为阈值. 即

$$\begin{aligned} I_{hl}(\zeta, \eta) &= cI_0 \iint [S'(\alpha - a'_l, \beta - a_h) S_{hl}(\alpha - a'_l, \beta - a_h)] \\ &\quad \exp \left\{ c' \left[ \left( \zeta - \frac{da'_l}{f'} \right) \alpha + \left( \eta - \frac{da_h}{f'} \right) \beta \right] \right\} d\alpha d\beta \\ &= cI_0 \iint \left\{ [V'(\alpha - a_l, \beta - a_h) V_{hl}(\alpha - a_l, \beta - a_h) \right. \\ &\quad \left. + \overline{V}'(\alpha - \overline{a}_l, \beta - a_h) \overline{V}_{hl}(\alpha - \overline{a}_l, \beta - a_h)] \right. \\ &\quad \left. \exp \left\{ c' \left[ \left( \zeta - \frac{d(a_l + \overline{a}_l)}{2f'} \right) \alpha + \left( \eta - \frac{da_h}{f'} \right) \beta \right] \right\} \right\} d\alpha d\beta. \end{aligned} \quad (11)$$

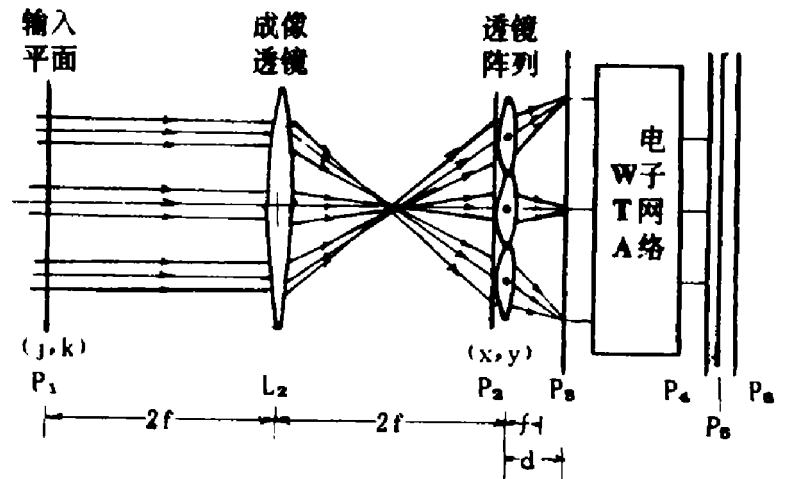


图3 非相干光实验系统  
Fig. 3 Schematic diagram of the incoherent experimental system

光电二极管将各似然度强度及其阈值转换为电压值输入到中间层神经元, 通过中间层 WTA 网络的作用, 具有最大似然度的神经元输出 1, 其它则为 0, 然后通过互连  $W'_{hljk}$  的作用输出自联想或异联想. 若第  $HL$  个神经元  $Y_{HL}$  为 1 或所有神经元  $Y_{hl}$  均为 0, 则表示输入模式不是记忆模式或没有稳定输出 (同样表示输入模式不是一个记忆模式).

### 3 实验结果

图 4 是本实验采用的互连模板. 图 5 是系统的识别结果, (a) 是输入模式, (b) 是实验结果. 当输入某个存储模式 (有噪声或部分模式) 时, 输出自联想和异联想, 当输入一个非存储模式时, 输出符号 NO. 本实验中  $\epsilon = 50\%$ .

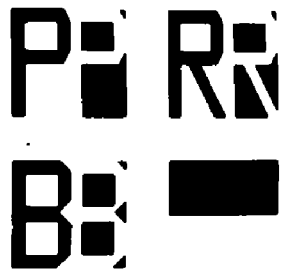


图 4 实验系统中采用的互连模板  
Fig. 4 Interconnection weights of the experimental system

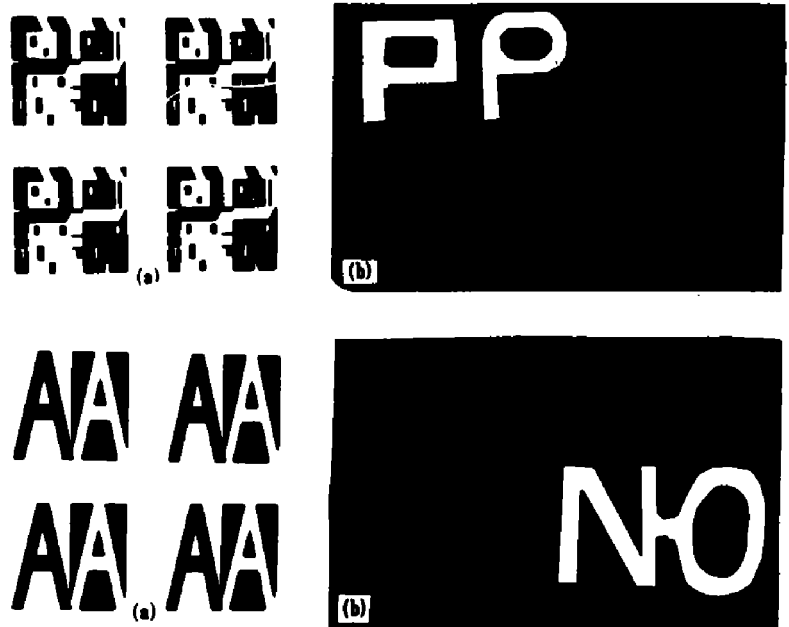


图 5 系统的部分实验结果  
Fig. 5 Some experimental results of the system

### 4 结语

理论分析和实验皆表明全双极 WTA 模型具有更大的存储容量和寻址能力, 它不仅能实现自联想, 而且能实现互联想, 同时它具有照明不变性和灰度不变性, 这是由于中间层神经元的输出仅与相对值有关而与绝对值无关. 如果在系统前增加某种预处理, 存储的参考模式用对应的不变特征来代替, 则系统可具有其它不变性, 如面内外旋转、尺度、平移等不变性. 通过增加一阈值, 使得系统具有识别输入模式是否是记忆模式的功能, 为系统的进一步改进并使之具有自学习能力奠定了基础.

通过本文及过去的工作, 可以看到 WAT 模型不仅可以通相干技术实现, 还可以通过非相干技术实现. 而且利用非相干光缩小了系统的体积, 提高了光源的利用率, 使系统趋于实用化.

系统存储容量的限制主要来自系统的空间带宽积和元件性能, 后者如光电器件的不均匀性、集成运放的不理想等等.

### 参考文献

- 1 Lippmann. R.P. *IEEE Trans. Acoust. Speech Sig.*, 1987,5(4):4~22
- 2 Arsenault H.H, Macukow B. *SPIE*,1989,960:206~216
- 3 Arsenault H.H. *Opt. Eng.*, 1989,2(5):506~512
- 4 张延焯, 等. *模式识别与人工智能*. 1992,5(1):1~7
- 5 Song Q.W, et al. *Opt. Eng.*, 1989,28(5):533~536
- 6 Zhang Y.X, et al. *SPIE*, 1991,1469:303~307
- 7 申金媛, 张延焯, 等. *电子学报*. 1992,20(10):69~75

## IMPLEMENTATION OF MODIFIED BIPOLAR WTA NEURAL NETWORK\*

Shen Jinyuan Zhang Yanxin Mu Guoguang

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

**Abstract** A new definition of similarity for the bipolar WTA neural network model and its implementation are presented. A threshold is added to the system for distinguishing input patterns that are not one of the memory patterns or do not have enough information to be recognized. The threshold value is related to the requirement of error tolerance.

**Key words** WTA neural network model, bipolar neural state, pattern recognition, threshold.

---

\*The project supported by the Climbing Program of China and the Fund of Doctoral Base of State Education Committee of China