

## 自组织神经网络在样本优选中的应用\*

李豫华 孙颖<sup>N</sup> 张延新

(南开大学, 现代光学研究所, 天津, 300071)

**A** 摘要 本文利用 Kohonen 侧抑制自组织神经网络在特征映射过程中, 其样本内部拓扑性保持一致的特性, 对三维多目标识别中的训练样本进行了合理优化选择, 并用增量算法进行验证. 结果表明: 由减少的训练样本训练网络后, 网络的样本识别率仍能达到较高水平, 从而实现了减少训练样本和网络训练时间, 而神经网络的识别率及泛化性不受影响的良好效果.

关键词 特征映射, 样本优化选择, 网络识别率, 泛化性.

神经网络

TP18  
0235

## 引言

模式识别在人工神经网络的模型研究、学习算法及硬件实现等方面取得了巨大进展<sup>[1~3]</sup>, 但对各种具体模型, 要使网络具有识别、分类及容错功能, 必须首先进行训练样本的学习, 通过各种算法调整网络权重, 使网络达到较高的识别率. 训练样本的合理选择对于神经网络的研究至关重要, 因为训练样本过多或过细会使网络的训练时间过长, 收敛速度减慢, 训练样本太少又影响到网络的推广性. 过去人们一般采取经验方法(如随机或均匀方法)选取训练样本, 缺少理论依据和指导性, 有时会出现上述问题. 模式识别中的一些算法考虑到样本优化问题, 例如最近邻算法<sup>[4]</sup>就能通过运算压缩样本数, 但由于它的样本分类初型选择仍依赖于经验, 并与具体的决策规则有关, 所以不具备通用性.

本文介绍一种利用 Kohonen 侧抑制自组织神经网络选择压缩训练样本的方法, 它是依据样本本身的空间拓扑排列进行样本的优化选取, 而与模式识别的网络模型无关, 因此能比较合理的选取训练样本, 从而使网络的学习、训练及泛化能够有机地统一.

## 1 样本优选的基本原理及优选方法

## 1.1 自组织网络的特性

自组织网络作为一种无导师学习神经网络<sup>[5,6]</sup>, 可以自主地对输入模式实现特征拓扑映射. 当外部输入模式时, 网络的神经元会在外界刺激下同时运作, 而网络则采用竞争机制, 在输出最强的地方选出一激活的神经元, 并在其周围形成一个 Bubble, 然后网络的神经元权重矢量会自动调节直到与输入模式的某一最大主分量方向重合为止. 此网络的输出具有两大特性<sup>[7]</sup>: 首先是网络具有自组织排序性质, 网络在相近的输入模式激励下, 通过竞争合作机制选出的神经元在网络空间中的次序是相近的, 并且它所形成的聚类中心能映射到一个曲面或平面上, 而保持拓扑结构不变; 同时, 它具有自组织概率分布特征, 即网络能够根据样

\* 国家自然科学基金和攀登计划基金资助项目  
本文 1995 年 3 月 17 日收到, 修改稿 1995 年 10 月 9 日收到

本出现在输入空间的概率分布密度,自组织地形成与这个概率密度相对应的神经元的空间分布密度关系,使样本出现得最频繁区域的神经元数目也最为集中.这两个特性为我们合理优化选择样本提供了理论依据.

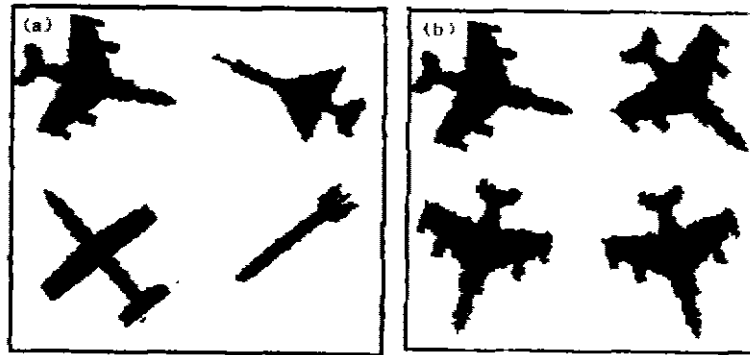


图1 (a)四种飞行器,(b)不同角度的轰炸机样本  
Fig. 1 Four kinds of aircraft (a) and bombers in different perspective view (b)

### 1.2 增量算法基本原理<sup>[8]</sup>

增量算法是一种可有效降低网络权重灰度阶的算法,其基本原理为:设输入层的神经元数目为  $N$ ,第  $j$  个神经元状态为  $X_j$ ,输出层的神经元数目为  $K$ ,第  $i$  个神经元与输入层第  $j$  个神经元之间的互连为  $W_{ij}$ ,则输出层第  $i$  个神经的局域场为

$$E_i = \sum W_{ij} * X_j \quad (1)$$

神经元状态稳定的条件为

$$C_{pm} * E_i = C_{pm} * (\sum W_{ij} * X_j) > 0, \quad (2)$$

其中  $C_{pm}$  为目标编码,  $P=1\sim 4$  表示 4 类飞行器,  $n=1\sim k$  表示有  $K$  位码.

设用于学习的所有样本个数为  $M$ ,  $M = \sum M_p$ ,学习过程开始时  $W_{ij} = 0$ ,随机从所有样本中选取一个训练样本进行学习,每个学习循环结束后对样本逐个检查,当所有样本  $M$  都满足

$$C_{pm} * (T_i - \sum W_{ij} * X_j) > 0 \quad (3)$$

时,学习过程结束.式(3)中  $T_i$  为阈值门限,适当调整  $T_i$  值可提高网络的容错能力.不满足式(3)时,对  $W_{ij}$  进行如下修正:

$$\delta W_{ij} = a * [C_{pm} * X_j * \theta(T_i - \sum W_{ij} * X_j)], \quad (4)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \delta W_{ij}, \quad (5)$$

其中,  $\theta$  是 Heaviside 函数,  $a$  是学习步长.

为控制互连权重灰度阶的动态范围,引入控制因子  $a_c$ ,  $a_c$  取 1, 2, 3... 等正整数.  $a_c$  从 1 开始,相应得到使网络收敛的有限阶互连矩阵,可进一步检验网络的性能.

### 1.3 训练样本的优选及检验方法

我们采用自组织特征映射法对三维多目标识别中的训练样本进行优化选择,即去掉一些空间结构相近的训练样本,压缩样本数目,减少模式识别网络权重的训练时间.具体做法是:设识别目标数为  $K$ ,每种目标输入样本数为  $M$ ,样本空间维数为  $P$ .我们采用 Kononen 一维自组织网络进行样本优化压缩,其网络的神经元个数为  $N$ ,一般  $N \geq M$ ,选  $N = 2 * M$ .

我们把各个目标的训练样本分别代入一维自组织网络,并依据输出运算结果进行样本的优化,其步骤如下:(1)从  $K$  类识别目标中选取任一类目标的全部训练样本  $M$  个.(2)随机选取权重初值  $W_{ij}^k(0)$  ( $i=1, \dots, N; j=1, \dots, M; k=1, \dots, K$ ). (3)从第  $k$  类目标的  $M$  个样本中任选一样本  $T_i^k$  ( $i=1, \dots, N$ ) 送入一维自组织网络,按照其自组织网络学习规则调整网络权重,即

$$W_{ij}^k(t+1) = \begin{cases} W_{ij}^k(t) + a(t) * [T_j^k(t) - W_{ij}^k(t)], & i \in N_c \\ W_{ij}^k(t), & i \notin N_c \end{cases} \quad (6)$$

其中  $a(t)$  是学习步长,它随时间  $T$  的变化逐渐线性减小到零,  $N_c$  为选取 Bubble 所占区域.(4)送进下一个样本,转入(3)进行下一轮学习,直到所有输入样本达到规定的学习次数,输出结果.(5)依据上述输出结果,对此目标的训练样本进行优化处理,设  $\gamma = M/N = 0.5$  作为平均密度,对于分布密度大于  $\gamma$ ,即较为近邻的样本,由于它们空间结构也邻近,可只选取其中一些具代表性的样本作为训练样本,反之,对于分布密度小于  $\gamma$  的,可在此适当增加部分训练样本,这样选择训练样本的方法可使其在空间分布的密度大致相同.(6)选取另一类目标样本重复(2)以后各步骤,一直到所有  $K$  类目标的全部样本优化完成.(7)采用增量算法,以优化后得到的模式为样本集进行网络权重计算,并用求得的权重检验优化过程中删去的样本输出码,得到网络的识别率,从而检验了样本的优化结果.

由于以上样本优化是依据其空间拓扑结构进行的,从而在一定程度上避免了由于训练样本选择的盲目性带来的一些问题.

## 2 计算机模拟及结果

我们用计算机对图 1(a)和(b)所示 4 种飞行目标(轰炸机、战斗机、客机及火箭)的空间旋转投影图像进行了优化选取模拟,其中样本的像元数(即维数)  $P = 20 \times 20 = 400$ ,相邻两个投影图像之间的旋转角度为  $10^\circ$ ,自组织网络的神经元个数为每种目标输入样本数的两倍,计算次数为输入样本数的 1000 倍. Bubble 区域  $N_c$  开始时为网络神经元个数的 80%,以后随计算次数增加按平方根减小到零.步长  $a$  开始取 0.5,以后随计算次数增加而线性减小到零.

采用上述学习过程对 4 类目标的训练样本进行优化处理,其具体做法和结果如下:(1)首先选取任一类目标的全部样本送入一维自组织网络.(2)设网络权重初值为  $[0, 1]$  之间的随机数,因为样本是由 0,1 分布的二维图像,这样选取权重初值会使网络收敛速度加快.(3)按照上述的自组织网络规则来学习和调整网络权重,直到该目标的全部样本达到足够的学习次数后,即可输出结果,此结果是依据神经元的顺序排列输出的.(4)依据网络输出结果压缩此种目标的训练样本,因为样本数密度为 0.5,所以对此采用每 3 个相邻的神经元为一数组,每一数组选取一个样本,而对不存在样本的数组,则从其邻近的数组中选择一样本替

表1 4类目标的二位编码

Table 1 The two-symbol coding for four kinds of aircraft

目 标	$C_{p1}$	$C_{p2}$
轰炸机	+1	+1
战斗机	+1	-1
客机	-1	+1
火箭	-1	-1

表2 4类目标的四位编码

Table 2 The four-symbol coding for four kinds of aircraft

目 标	$C_{p1}$	$C_{p2}$	$C_{p3}$	$C_{p4}$
轰炸机	+1	+1	+1	+1
战斗机	+1	-1	-1	+1
客机	-1	+1	-1	+1
火箭	-1	-1	-1	-1

表3 计算机模拟结果

Table 3 The computer simulation results

次 数	输入样本	计算次数	去掉样本	压缩率	编码位数	误判断	识别率
1	50×4	50,000	14×4	28%	2	4	98.00%
2	50×4	50,000	17×4	34%	2	17	91.50%
3	50×4	30,000	15×4	30%	2	19	90.50%
4	50×4	30,000	12×4	24%	4	9	95.50%
5	50×4	30,000	15×4	30%	4	8	96.00%
6	36×4	36,000	12×4	33%	2	12	91.66%
7	36×4	36,000	10×4	27%	4	8	94.44%
8	36×4	36,000	12×4	33%	4	9	93.75%
9	72×4	36,000	20×4	27%	4	13	95.49%

代,总体完成后,再在分布较大处适当加些训练样本以保证样本数密度均匀,一般压缩率为24%~34%,如表3所示。(5)选取另一类目标的全部样本重复(1)及以后各步骤,直到4类目标全部完成样本优化压缩为止。(6)用增量算法对压缩后的全部目标的训练样本进行编码的网络训练,可选择两位码(表1)和四位码(表2)两种方式,编码位数越高,识别的准确度越好。(7)用训练后的网络对压缩前的全部目标样本进行验证,结果如表3,可以看出网络的识别率大于90%。

### 3 结论

本文得出结论:由减少训练样本训练网络后,网络的样本识别率仍能达到较高的水平,从而实现了减少训练样本和网络训练时间、而神经网络的识别率和泛化性不受影响的良好效果。

## 参考文献

- 1 Hopfield J J. *Proc. Natl Acad. Sci. U. S. A.*, 1982, **79**:2554
- 2 Jayanta Basak, *et al. IEEE Trans. on Neural Network*, 1993, **4**(2):
- 3 Anoop K. Bhattacharjya, *et al. IEEE Trans. on Neural Network*, 1994, **5**(1):83~95
- 4 周冠雄. 计算机模式识别. 武汉: 华中工学院出版社, 1984
- 5 Kohonen T. *Biol. Cybern.*, 1992, **43**:59~69
- 6 郑君里. 人工神经网络. 北京: 高等教育出版社, 1992
- 7 胡德文. 中国神经网络 1993 年学术大会, 西安, 1993:349~353
- 8 Sigurd D, Manfred O. *Phys. Rev. Lett.*, 1987, **58**(9):949

## THE APPLICATION OF SELF-ORGANIZED NEURAL NETWORK THE OPTIMAL SELECTION OF TRAINING SET\*

Li Yuhua Sun Ying Zhang Yanxin

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

**Abstract** Kohonen self-organized neural network was used in optimal selection of training set in pattern recognition. The increment algorithm was used to test the results. Computer simulation indicated that although fewer training samples were adopted, the recognition ratio and the generalization of this neural network was high enough.

**Key Words** feature mapping, optimal selection, recognition ratio, generalization.

---

\* The project supported by the National Natural Science Foundation and the Climbing Plao Foundation of China