

# 目标边缘增强对神经网络性能的改进\*

孙 颖 李豫华 张廷东 母国光

(南开大学现代光学研究所,天津,300071)

**摘要** 对有限灰阶的增量算法进行了进一步的研究和改进,提出用边缘增强的训练样本代替普通样本模式进行互连权重的学习。通过对边缘增强的4种飞行器平面内旋转投影图的识别,证明此方法可使神经网络互连权重的灰阶数目进一步降低,从而更易于光学硬件实现。

**关键词** 边缘增强,增量算法,互连权重,灰度阶。

## 引言

三维目标空间旋转不变性识别是模式识别中引人注目的课题。近年来已提出多种三维目标的识别算法,如综合鉴别函数方法(SDF)<sup>[1]</sup>、锁栓滤波方法<sup>[2]</sup>、串码滤波器<sup>[3]</sup>及神经网络的级联模型<sup>[4]</sup>等。这些算法都是直接对样本模式进行训练和学习,而不是事先提取出样本的某些特征压缩样本信息。因此导致互连权重灰阶数目过高,造成光学实现的困难。以级联模型为例,由于其第一级网络是通过求解线性方程组而获得互连权重,所得权重的灰度阶高达数千个,必须用统计方法压缩后才能在光学上实现。而从光学实现的角度来看,在保证网络识别性能的前提下,互连权重的灰阶数应越小越好。而这一问题无论是用多层网络的BP算法还是SDF方法,都得不到明确的解决。

有限灰阶的增量算法<sup>[5]</sup>虽然有效地控制了互连权重的灰阶数目,但由于该方法并未首先减少样本的信息量,故未能充分压缩互连权重的灰阶数,使其达到尽可能小的程度。

本文提出用边缘增强的样本模式代替一般样本进行互连权重的学习。对于所选取的4类飞行目标,其边缘形状是其二维投影图的重要特征之一。计算机模拟的结果表明,采用边缘增强的训练样本,不仅进一步降低了互连权重的灰阶数,且网络具有良好的识别性能。

## 1 有限灰阶的增量学习算法

我们选取边缘增强的训练样本,并采用有限灰阶的增量学习算法,求解网络的互连权重。对于每种输入目标,网络的理想输出状态都是已知的。设网络输入层神经元数为N,输入神经元状态为{S<sub>j</sub>, j=1, 2, ..., N},输出层理想的输出状态为{C<sub>i</sub>},输入与输出层之间的

\*国家自然科学基金资助项目

本文1994年7月14日收到,修改稿1994年9月20日收到

互连权重为  $W_{ij}$ , 则输出层第  $i$  个神经元的局域场.

$$E_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} S_j. \quad (1)$$

该神经元达到学习稳定状态的条件为

$$C_i E_i = C_i \sum_{j=1}^N W_{ij} S_j > 0. \quad (2)$$

学习过程开始时, 取互连权重的初始值  $W_{ij} = 0$ , 然后从训练样本集中随机地选取一个样本进行学习. 在学习的每一个周期中, 都要根据判别条件修正互连权重. 每个样本学习结束后, 都要对所有样本逐个进行检查. 当所有样本模式都满足以下条件时, 学习过程结束, 即

$$C_i \sum_{j=1}^N W_{ij} S_j \geq T, \quad (3)$$

其中  $T$  为选取的阈值, 适当提高阈值可增强网络的容错性. 例如, 从样本集中随机地选取一个模式  $\mu$  来检验它是否满足条件式(3). 如果对于神经元  $i$  条件式(3)不能满足, 则须对互连权重  $W_{ij}$  进行如下修正:

$$\delta W_{ij} = \alpha C_i S_j \theta [T - C_i \sum_{j=1}^N W_{ij} S_j], \quad i \neq j \quad (4)$$

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

其中  $\theta(x)$  是 Heaviside 函数,  $\alpha$  为学习常数, 可控制每次权重增量的大小. 如果条件式(3)能够满足神经元  $i$ , 则对  $j = 1, 2, \dots, N$ , 保持  $W_{ij}$  不变. 学习过程不断重复, 直到对所有样本条件(3)都能同时满足.

学习过程中, 为减小互连权重的灰阶数目, 我们对互连权重的取值规定一个上限  $a_e$ , 从一个较小的上限  $a_e$  开始学习. 若网络不能收敛, 则逐渐增大  $a_e$ , 并重复学习过程, 直至网络达到稳定状态. 由此可得到具有最小灰阶数目的互连权重.

## 2 计算机模拟

我们选取了图1所示的边缘增强的4种飞行器(轰炸机、战斗机、客机与火箭)做为待识别目标, 用486微机对平面内旋转的情况进行了模拟识别.

### 2.1 样本模式选取

对每种目标, 从零方位开始, 每隔  $15^\circ$  选取一个样本, 则每种目标可获得 24 幅平面旋转投影图. 故 4 种目标共有  $24 \times 4 = 96$  个样本模式. 每个模式具有  $20 \times 20$  个像元, 每个像元取值为 0 或  $\pm 1$ . 4 种目标的特征码如表 1 所示. 根据有限灰阶的增量算法对互连权重进行学习. 迭代时对权重动态范围加以限制, 以控制灰阶数目. 训练过程中发现, 当灰阶数目低于一定值时, 网络不能收敛.

对于以上所选的样本模式, 经学习训练后, 得到的互连权重灰阶数可降低到 6 个. 选取和图 1 相同的 4 种飞行器, 仍按上述方式选取样本模式, 但不进行边缘增强处理, 如图 2 所示. 这

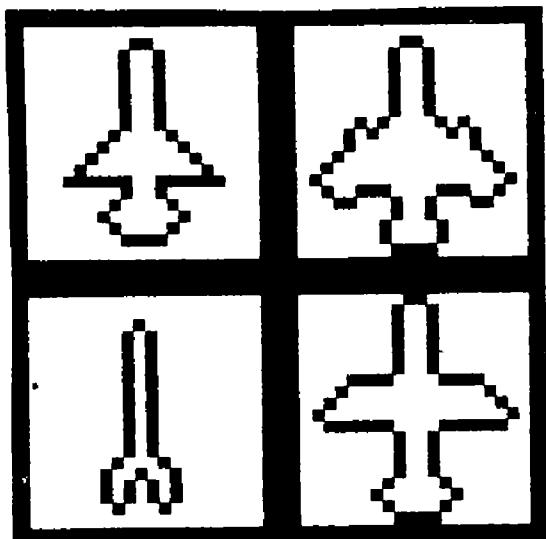


图1 边缘增强的轰炸机、战斗机、客机、火箭4种飞行器

Fig. 1 Four kinds of aircrafts (bomber, fighter, liner and rocket) with edge enhancement

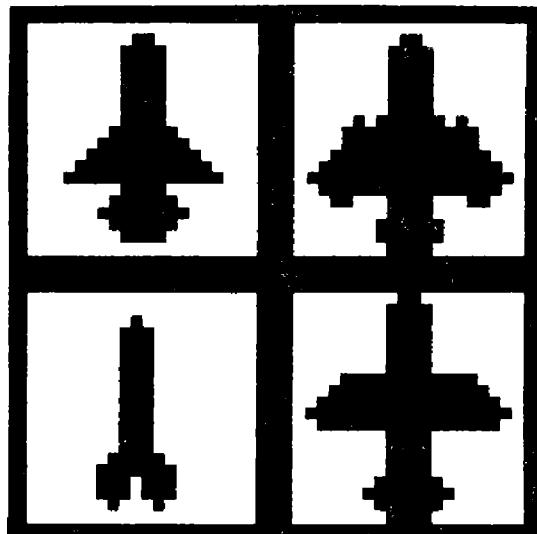


图2 未进行边缘增强的图1所示的4种飞行器

Fig. 2 Four kinds of aircrafts in Fig. 1 without edge enhancement

样训练的结果是互连权重的灰阶数达13个以上。

表1 4种目标的特征码  
Table 1 The feature codes of the four kinds of targets

目标	轰炸机	战斗机	客机	火箭
$m$	1	2	3	4
$C_{m1}$	+1	+1	-1	-1
$C_{m2}$	+1	-1	+1	-1

通过以上比较可知,选用边缘增强的样本模式对网络进行训练,互连权重的灰阶数可比一般情况下降一半以上。因此,这种方法更易于光学硬件实现。

## 2.2 网络识别性能的检验

采用边缘增强的样本模式进行互连权重的学习,如此构成的神经网络具有如下识别特性:(1)网络能够正确识别所有样本模式;(2)对于非样本模式,网络也能给出正确的识别结果;(3)选取了80幅局部遮挡模式做为输入,检验结果表明,当遮挡部分小于5%时,网络正确识别率达98.2%;(4)选取80幅含有噪声的样本模式做为输入,当所含噪声比例小于3.8%时,网络正确识别率为91.5%。

### 3 结论

本文提出用边缘增强的训练样本代替普通样本模式，并利用有限灰阶的增量算法来求解神经网络的互连权重，从而压缩了样本的信息量，使互连权重的灰阶数目进一步下降。对边缘增强的4种飞行器的计算机模拟结果表明，对平面内旋转的学习样本，网络互连权重的灰阶数可下降到6个，且具有良好的识别性能，因此这种方法更适于光学硬件实现。

### 参考文献

- 1 Casasent D. *Appl. Opt.*, 1984, **23**(10):1620
- 2 Schils G F . Sweeney D W. *J. Opt. Soc. Am.*, 1988, **A(8)**:1309
- 3 Yin Sizhuo, Cheng Lu, Mu Guoguang. *Optik*, 1989, **82**(4):129
- 4 Zhang Yanxin, Gao Chengqun, Huang Wuqun, et al. *Optical Computing and Processing*, 1992, **2**(1):3
- 5 Diederich Sigurd, Opper Manfred. *Phys. Rev. Lett.*, 1987, **58**(9):949

## IMPROVEMENT OF THE PERFORMANCE OF A NEURAL NETWORK BASED ON TARGET EDGE ENHANCEMENT\*

Sun Ying Li Yuhua Zhang Yanxin Mu Guoguang

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

**Abstract** The increment algorithm with limited gray-levels is improved. The training set with edge enhancement is proposed to calculate the interconnection weights. The recognition results for four kinds of aircrafts with edge enhancement, which rotate in plane, indicate that this method can reduce the gray-levels of the interconnection weights further and is suitable for optical implementation.

**Key works** edge enhancement, increment algorithm, interconnection weight, gray-level

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