

多重编码的三维多目标光学模式识别研究*

李豫华 孙颖[√] 张廷忻

(南开大学现代光学研究所, 天津, 300071)

0235

A **摘要** 利用 Kohonen 抑制制自组织神经网络算法和改进的增量算法, 对三维多目标识别中的同一目标不同训练样本由单一编码改为多重编码, 减轻了多层级联神经网络中第一级网络权重的学习负担, 在不降低网络识别目标正确率的条件下, 使权重学习的收敛性及收敛速度得到较大改善。

关键词 多目标识别, 多层级联网络, 多重编码, 权重收敛速度.

模式识别

引言

⑤ 三维多目标识别是模式识别的一个重要研究方向, 由于其广泛的应用前景而倍受重视, 并已从诸多方面进行了深入研究^[1~9]. 光学系统的大信息量及高度并行性等特性, 使光电混合多层级联神经网络实现三维多目标实时识别成为可能. 但与通用的计算机模式识别相比, 光学计算与测量的精度成为用光学方法实现多目标识别的主要困难之一^[4, 9]. 因此, 光学互连模板灰度阶二值化为人们所关注^[6]. 但在过去的研究中, 由于对同一目标的不同状态皆要求赋予同一编码, 使得在保证互连灰度阶二值化的条件下计算互连权重非常困难, 并且当训练样本增加时极易出现不收敛情况。

我们分析其原因主要是对多层级联网络中光学互连要求过高, 从而造成其负担过大所致, 但这并非必要. 因此, 为解决这一困难, 我们提出用多重编码替代原来的单一编码, 即对同一目标的不同样本子集赋予不同的编码, 并在后面的级联网络中进行校正, 从而减轻了多层级联神经网络中第一级网络权重的学习负担, 在保证级联网络识别率不降低的条件下, 其网络权重收敛性及收敛速度都可得到较大的改善。

1 网络结构及多重编码

1.1 网络结构及目标识别

我们采用的级联神经网络结构如图 1 所示, 它由四层三级连接而成. 其中第一、二层组成的第一级网络构成异联想聚类映射网络, 它完成对输入模式的不变性编码. 也就是将过去的单一编码改为多重编码, 既增加了网络的容错能力, 又减少网络权重的学习时间. 由第二、三层组成的第二级网络完成对第一级网络输出模式与存储模式的相似度判断, 由于为多重编码(即同一目标具有多个存储模式), 要求对第二级网络的权重也进行学习, 以便使同一目标的不同编码在同一输出端具有最大的相似度. 由第三、四层构成的第三级网络(即胜者全

* 国家自然科学基金和攀登计划资助项目

本文 1995 年 9 月 1 日收到, 修改稿 1996 年 1 月 19 日收到

取(Winner-Take-All)网络)完成对输入模式的分类并输出对该目标的识别结果.

从以上目标识别过程可知,多重编码方法是以加大第二级网络的学习负担来改善第一级网络权重收敛性和收敛速度的,但由于第一层网络的神经元数目 N_1 远大于第二层神经元数目 N_2 ,因此,整体的网络收敛性得到改善.

1.2 样本聚类及多重编码方法

为改善网络的收敛性和收敛速度,我们需对同一目标的多个训练样本赋予不同的编码.为简单起见,我们首先用 Kohonen 侧抑制自组织神经网络^[7,8]对同一目标的多个训练样本依据样本本身的空间拓扑结构进行聚类,并由此构成多个样本子集,然后进行多重编码的权重学习,其步骤如下:(1) 从每一目标的多个子集中选取任一子集的样本赋予一套编码进行权重学习,其中学习算法采用修改的增量算法^[9],即每次迭代步长为 1,而权重的截取值为 ± 1 ,即权重取值为 $-1, 0, +1$,这样就保证了权重矩阵的二值化条件.(2) 再用另一子集所有样本来检验由步骤(1)得到的权重矩阵,将计算结果取阈,并由此确定第二套编码,要求第二套编码与第一套编码进行 Hamming 距离比较时同一目标的编码比较接近,而与不同目标编码相差较大.(3) 对上述 2 个子集的样本同时赋予相应的 2 套编码,并同样采用修改的增量算法进行权重的第二次学习,由于第二套编码是由第二子集样本检验取阈的结果而得,故第二次权重学习速度较快.(4) 选取另一子集的训练样本重复步骤(2)和(3),但这里用来检验样本的权重矩阵是由步骤(3)得到的,以此类推,在进行下一组权重学习时,再增加另一子集和相应的一套编码.(5) 完成全部目标的所有子集样本的学习后,得到最终的二值化权重矩阵,退出循环.

对于同一目标的训练样本,由于自组织网络的输出拓扑排序特性使得在同一子集的样本的空间拓扑结构相近.当对第一子集的所有样本赋予第一套编码经系统学习后,其余子集的样本编码均等于或接近其本身的检验运算取阈后的结果,而与同一目标中不同子集样本的相似度无关,故对学习要求不高,因此网络的收敛性和收敛速度都会得到较大的改善,并且网络容错能力增强,如图 2 所示.

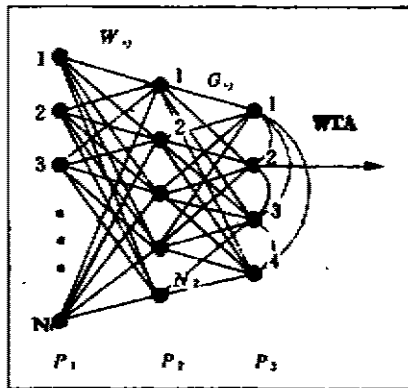


图 1 级联模式神经网络示意图
Fig. 1 Schematic diagram of cascaded model neural network

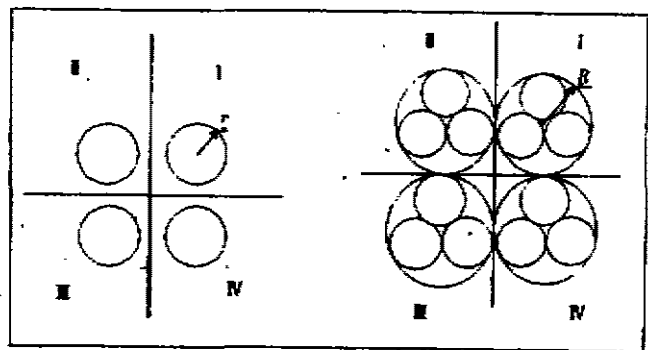


图 2 不同编码方式的网络容错半径示意图
Fig. 2 Schematic diagram of error-tolerance radius of network in different encoding methods

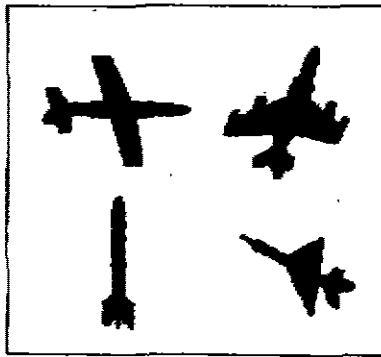


图3 4种飞行器
Fig. 3 The four kinds of aircraft

2 计算机模拟结果

2.1 样本选取与多重编码

我们对4种飞行器(轰炸机、战斗机、客机及火箭,如图3)的三维空间旋转投影图像进行了计算机模拟.目标的训练样本选取方式如下:在坐标系 (x, y, z) 中,令 (α, β, γ) 分别表示目标绕 x, y, z 轴的旋转角度,当 $\beta=0, \gamma=0$,而 α 每变化 20° 时(即面内旋转)每一目标选取一个投影图像,共 $4 \times 10 = 40$ 个($0^\circ \leq \alpha \leq 200^\circ$);当 β, γ 分别等于 $10^\circ, 20^\circ$ 时, α 每变化 20° (即空间旋转, $0^\circ \leq \alpha \leq 200^\circ$)时再选取 $4 \times 4 \times 10 = 160$ 个,共

200个样本进行权重学习.另外,部分选取与训练样本的 α 相差 10° (β, γ 不变时)的投影图像作为检验样本,共选取 $4 \times 25 = 100$ 个.

首先用Kohonen侧抑制自组织神经网络对每一目标选取的50个训练样本分别进行聚类运算,聚类点为9个,运算次数为30,000次,结果如表1.

表1 样本聚类各点的样本数
Table 1 The number of samples at every assemble point

聚类点	一	二	三	四	五	六	七	八	九
轰炸机	9	3	7	4	6	4	5	4	8
战斗机	8	5	7	3	5	4	6	4	8
客机	6	5	5	5	6	6	6	4	8
火箭	9	4	6	3	6	3	6	4	9

在此,选取聚类点一、二、三的本为第一子集;点四、五、六为第二子集;点七、八、九为第三子集.而这3个子集所相对应的3套编码如表2(a)、(b)和(c)所示.

采用以上3套编码和上述学习步骤,可得到级联网络的第一级网络的二值化权重 W_{ij} 分布.同时,由于多重编码对于同一目标编码的Hamming距离都为2,而不同目标之间编码的Hamming距离至少大于4,这样的编码方法为后面网络的目标识别提供了便利,第二级网络的权重 G_{ij} 仅需将3套编码的对应项相加即可得到,其权重分布如表3.

2.2 计算机模拟检验结果

我们对由上述方法得到的级联神经网络进行了计算机检验,其结果如下:(1)对于所有训练样本(共200个),4层级联网络能够全部正确识别.(2)对于检验样本4类目标(共100个),其误判个数为19个,正确识别率为81%,高于单一编码的识别率(80.5%),并且其收敛速度大大加快.

3 结语

本文提出用多重编码替代原来的单一编码,即对同一目标赋予若干不同编码的方法,并

在后面的级联网络中进行识别校正,从而减轻了多层级联神经网络中第一级网络权重的学习负担,在保证其权重二值化分布及级联网络识别率不降低的条件下,其第一级网络权重在收敛性及收敛速度上都得到较大的改善,为光学实现奠定了基础。

表 2(a) 第一套编码(码长 8 位)

Table 2(a) The first encoding

码 位	1	2	3	4	5	6	7	8
轰炸机	+1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	-1
战斗机	+1	-1	-1	+1	+1	+1	-1	-1
客机	-1	+1	-1	+1	+1	-1	+1	-1
火箭	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

表 2(b) 第二套编码(码长 8 位)

Table 2(b) The second encoding

码 位	1	2	3	4	5	6	7	8
轰炸机	-1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	+1
战斗机	-1	+1	+1	+1	-1	-1	-1	+1
客机	+1	-1	-1	+1	-1	+1	+1	-1
火箭	+1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	+1

表 2(c) 第三套编码(码长 8 位)

Table 2(c) The third encoding

码 位	1	2	3	4	5	6	7	8
轰炸机	-1	+1	+1	+1	-1	+1	-1	-1
战斗机	-1	+1	+1	+1	-1	+1	-1	-1
客机	-1	+1	+1	-1	+1	-1	+1	-1
火箭	-1	-1	-1	-1	+1	-1	-1	+1

表 3 第二级网络 G_{ij} 权重分布Table 3 The weights G_{ij} of the second layer network

G_{ij}	1	2	3	4	5	6	7	8
第一点	-1	+3	+3	+3	-3	-1	-3	-1
第二点	+3	-3	-3	+1	+1	+3	+1	-3
第三点	-3	+1	+1	+1	+3	-3	+3	-3
第四点	-1	-3	-3	-3	-1	-3	-3	+1

其中横向点为第二层网络,纵向为第三层网络

参考文献

- 1 Sugimoto A, et al. SPIE Image Modeling, 1993, 1904, 183~195
- 2 Casasent D P. Opt. Eng., 1994, 33(7): 2264~2271
- 3 Shashua A. IEEE Trans. Pattern Anal., 1994, 16(8): 778~790
- 4 Casasent D. Appl. Opt., 1990, 29(17): 2604~2614
- 5 Mu Guoguang, et al. Opt. Memory and Neu. Net., 1993, 2(3)
- 6 孙 颖, 等. 红外与毫米波学报, 1995, 14(1): 67~70
- 7 Kohonen T. Bio. Cyber., 1982, 43: 59~69
- 8 胡德文, 中国神经网络 1993 年学术大会, 西安, 1993: 349~353
- 9 Sigurd D. Phys. Rev. Lett., 1987, 59(9): 949

STUDY OF OPTICAL PATTERN RECOGNITION OF 3-D MULTIPLE-TARGETS BASED ON MULTI-ENCODING METHOD *

Li Yuhua Sun Ying Zhang Yanxin

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

Abstract The Kohonen self-organized neural network and the improved increment algorithm were used in multi-encoding to replace single encoding for different training sets of the same targets in 3-D multi-target pattern recognition. It reduces the first layer's learn-intensity and learn-time for multi-layer cascaded network. The result of computer simulation indicated that the weight's convergence speed can be improved in the condition that the recognition ratio of this neural network is not reduced.

Key words multi-target recognition, multi-layer cascaded neural network, multi-encoding, convergence speed of weights.

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