

基于神经网络的汽车车型图象自动识别

王 年 任 彬 黄 勇 汪炳权

(安徽大学电子工程与信息科学系, 合肥 230039)

摘 要 提出了一种利用前向三层神经网络及计算机视觉技术对汽车车型进行自动识别的方法,包括汽车车型图象的分割、特征提取以及基于前向三层神经网络的自动识别和分类。文中的所有算法均在 586/133 微机实现,识别和分类效果良好。

关键词 图象分割 特征提取 神经网络 自动识别

0 引 言

近年来,随着我国国民经济的不断发展,交通运输越来越繁忙,对交通管理提出了新的要求。目前我国交通管理主要是人工管理,需要投入大量的人力、物力和财力,而且越来越不适应现代化的要求。因此,如何对公路、城市交通、各类车辆收费站、大型停车场等实现现代化管理,具有重要的意义。

在现代化交通管理中,自动识别汽车类型、自动监控、报告汽车流量、自动记录及积算费用等乃是大量减轻劳动强度、实现现代化管理的主要内容。本文主要介绍作者提出并实现的一种利用前向三层神经网络及计算机视觉技术对汽车车型进行自动识别和分类的方法。

1 车型图象分割及特征提取

我们在摄取图象时先摄取一幅背景图象,然后在同一背景下摄取一幅车辆图象,如图 1 所示。为了实现汽车车型的自动识别和分类,首先必须对车型图象进行分割和特征提取,具体的处理过程为:

- (1) 对背景图象和车辆图象分别进行边缘增强;
- (2) 然后对两幅边缘图象进行一种特殊的“相减”运算,剔除车辆图象与背景图象中共同的边缘,得到一幅边缘相减图象;
- (3) 再经过滤波、二值化、填充、边缘提取等一系列处理,最终得到一幅完整的车辆轮廓图象,以便于特征抽取。



(a) 原始背景图象



(b) 原始汽车图象

图 1 原始图象

1.1 边缘增强

由于原始图象往往含有噪声,而常用的边缘检测 Laplace 算子对噪声比较敏感,这就给真正的边缘检测带来了困难。为了提高抗干扰能力,得到位置

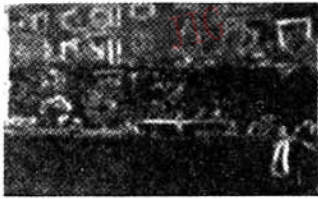
正确、较平滑连续的边缘,一般都需要对原始图象作某种方式的平滑。文中把平滑过程揉合进二阶导数的算法之中,即用平面去逼近一个小邻域,再求这个面的二阶导数代替点二阶导数,既可以突出界线,又可以减少噪声的影响,只是线条稍粗一些,对文中所

感兴趣的车辆轮廓没有大的影响,无碍于特征抽取。

具体的算法为:对于灰度图象 f , 计算以像素 $f(i, j)$ 为中心的 9×9 区域同图 2 所示的 9×9 模板的加权和, 得到边缘图象 g 的像素值 $g(i, j)$, 经图象增强后的图象称之为边缘图象, 如图 3(a)、(b) 所示。

			+1	+1	+1			
			+1	+1	+1			
			+1	+1	+1			
+1	+1	+1	-4	-4	-4	+1	+1	+1
+1	+1	+1	-4	-4	-4	+1	+1	+1
+1	+1	+1	-4	-4	-4	+1	+1	+1
			+1	+1	+1			
			+1	+1	+1			
			+1	+1	+1			

图 2 9×9 模板



(a) 背景边缘图象



(b) 汽车边缘图象

图 3 边缘图象

1.2 车辆边缘图象与背景边缘图象的“相减”运算

设 $g_1(x, y)$ 和 $g_2(x, y)$ 分别为车辆边缘图象与背景边缘图象, $h(x, y)$ 为相减后的图象, ZERO 代表暗点灰度值, 则

$$h(x, y) = \begin{cases} g_1(x, y) - g_2(x, y) & g_1(x, y) > g_2(x, y) \\ ZERO & g_1(x, y) \leq g_2(x, y) \end{cases}$$

通过此“相减”运算, 一方面可获得如图 4 所示的边缘相减图象, 另一方面可克服由于摄像机位置轻微移动和光线微弱变化所带来的影响。



图 4 边缘相减图象

1.3 二值化

边缘相减图象还要进行二值化, 才能将车辆边缘提取出来。在边缘相减图象中, 边缘只占整个边缘相减图象的一小部分, 在直方图中体现为两个峰值, 即背景与边缘, 这两个峰值在大小上区别很大, 而传统的直方图最频值法是通过将图象进行水平和垂直两次扫描, 判断水平和垂直相邻象素灰度级是否处于两个灰度带, 来确定阈值进行图象分割的, 主要应用在图象的直方图具有明显峰谷的场合。而对于本文所处理的边缘

相减图象, 应用此方法很难找到理想的分割阈值, 为此我们采用微分直方图法进行二值化, 即: 先对边缘相减图象进行一次八领域 Laplace 运算, 将运算值较高的点提取出来统计直方图, 根据这些点的直方图而不是根据整个边缘相减图象的直方图确定阈值。

Laplace 运算相当于对边缘相减图象再提取一次边缘——车辆图象边缘的边缘, 处在边缘的点是灰度级突变的区域, Laplace 运算值较高。在这些点中, 不是亮点(灰度值较高的点)就是暗点(灰度值较低点), 中间值的点很少, 亮点和暗点的数量大致相当, 因此这些点组成的直方图形状上要比整个图象的直方图较为对称, 有两个高度基本相当的峰值和一个深而陡峭的谷, 这就提供了一个很自然的位置作为图象分割的阈值, 对这一图象应用直方图阈值法求阈值就比较容易, 生成的二值化图象如图 5 所示, 效果良好。



图 5 二值化图象

1.4 二值图象处理

由于二值图象存在孤立点, 且车辆边缘断线较多, 轮廓不连续, 这就需要对二值图象作进一步处理, 具体算法如下:

(1) 消除孤立点和孤立线;

(2) 填充: 先进行横向填充, 从左向右找到一个像素值为 255 的亮点, 记下此位置 (i_1, j_1) , 再在同一行从右向左找到一个像素值为 255 的亮点, 记下此位置 (i_2, j_2) , 把这两点间的所有像素值改为 255; 再进行纵向填充, 从上向下找到一个像素值为 255 的亮点, 记下此位置 (i_3, j_3) , 再在同一列从下向上找到一个像素值为 255 的亮点, 记下此位置 (i_4, j_4) , 把这两点间的所有像素值改为 255。

(3) 对填充后的图象进行修匀, 给定 4 个经验参数 d_1, d_2, l_1, l_2 , 从上、下、左、右 4 个方向分别判断图象上一条横线或一条竖线的长度大小, 若其值小于上述给定参数, 则对整条亮线的所有像素值置 0, 否则保留。

(4) 对经过修匀后的填充图象进行边缘提取, 最终得到我们所希望的连续车辆边缘轮廓图象, 如图 6 所示。

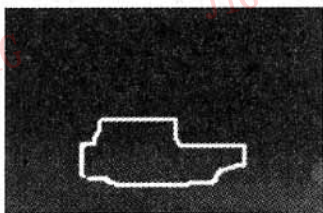


图 6 汽车边缘轮廓

1.5 特征提取

目前汽车种类繁多, 不甚枚举。需要抽取哪些特征来进行车型识别和分类是难点也是重点。特征提取的好坏, 关系到识别和分类的速度和准确度。

通常各类汽车的车身侧视图可提供整个车长、顶蓬位置、顶蓬长度及车辆高度等信息, 由于我们在拍摄图象时, 镜头与车辆间的距离、角度都是随机的, 因此造成同一车辆, 在两次拍摄图象时, 上述各参数的绝对大小不相等, 这就限制了我们不能用绝对长度或绝对高度等绝对参数来作为识别特征。

本文所选取的特征是: 顶蓬长度与车辆长度之比, 称之为顶长比; 顶蓬长度与车辆高度之比, 称之为顶高比; 以顶蓬中垂线为界, 前后两部分之比, 称之为前后比。可见我们提取的特征简单、量少, 这样构成具有分类功能的 BP 网络也就简单, 便于硬件实现。

2 前向多层神经网络处理器

我们建立的人工神经网络是基于 BP 算法的前向三层神经网络, 结构如图 7 所示。文中选用了两个结构简单的 BP 网络, 输入为二, 输出也为二, 在进行前向多层神经网络的学习时, 不断调整隐层节点数, 实验表明隐层节点数分别为 4 和 5 时, 学习的迭代次数最少, 网络收敛, 即一个采用 2-4-2 结构, 用于将客车分为一类, 轿车和货车分为另一类; 另一个采用 2-5-2 结构, 用于将轿车和货车各分为一类。因此该网络训练算法也简单, 其具体步骤如下:

- (1) 网络初始化;
- (2) 输入学习模式;
- (3) 计算隐层单元的输出;
- (4) 计算输出层单元的输出;
- (5) 计算输出层单元的误差;
- (6) 误差合乎要求网络收敛, 训练结束, 否则按顺序进行;
- (7) 调整中间层到输出层的连接权值和输出层单元的偏置值;
- (8) 调整输入层到中间层的连接权值和中间层单元的偏置值;
- (9) 学习模式更新;
- (10) 学习模式结束转(12)步, 否则更新学习次数;
- (11) 学习次数小于上限值转(2), 否则按顺序进行;
- (12) 训练结束, 网络不收敛。

该网络训练成功后, 其权值即确定下来。在对未知应变进行识别时, 神经网络由于具备并行运算、自学习、自组织等特点, 可以快速地计算应变值, 给出正确的识别结果。

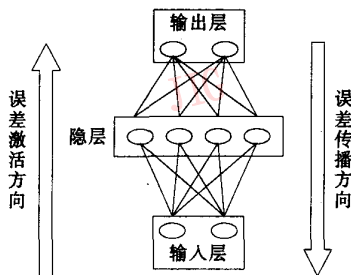


图7 前向三层网络结构

3 实验结果

对于轿车、货车和客车的分类,我们选取的特征为顶长比和顶高比,其部分样本的数据如表 1 所示。

从表 1 可以看出客车的顶长比较大,接近于 1,最小也在 0.5 以上;而轿车和货车的顶长比较小,为

零点几,最大也不超过 0.5;对于顶高比客车也是较大,而轿车和货车则较小,两者相差比较明显。所以我们选用这两个特征作为车辆分类的 BP 网络输入,通过对 1128 个样本进行训练,可得到一组相应的权值分布,用这个网络对实际汽车车型图象识别可把客车分为一类,轿车和货车分为另一类。

对于轿车、货车的识别,选取的特征为顶长比和前后比,其部分样本的数据如表 2 所示。

表 1 客车、轿车与货车样本特征数据

	顶长比	顶高比	顶长比	顶高比	顶长比	顶高比	顶长比	顶高比
客 车	0.8645	2.3053	0.8329	1.9963	0.9498	2.4015	0.8735	2.4342
轿 车	0.3962	0.7500	0.3687	0.8138	0.4444	1.0000	0.2921	0.9845
货 车	0.1473	0.4372	0.1526	0.4592	0.3421	1.0000	0.3164	0.9250
客 车	0.9340	2.8712	0.8819	2.3588	0.9112	2.4393	0.9740	2.5451
轿 车	0.3319	1.0754	0.3745	1.3827	0.2747	0.9566	0.3331	1.1811
货 车	0.2311	0.9459	0.1534	0.5280	0.1154	0.6312	0.1874	0.8576
客 车	0.7797	1.5103	0.8805	1.5903	0.7453	1.3771	0.8456	1.7366
轿 车	0.3282	1.1258	0.4578	1.4347	0.3095	1.0331	0.2675	0.8109
货 车	0.4334	1.0677	0.3227	0.7238	0.3005	0.8357	0.3926	1.0277

表 2 轿车与货车样本特征数据

	顶长比	前后比	顶长比	前后比	顶长比	前后比	顶长比	前后比
轿 车	0.3962	1.5238	0.3687	2.8823	0.4444	2.1818	0.3878	2.3000
货 车	0.2137	0.3926	0.2175	0.4154	0.4334	0.5166	0.3473	0.5000
轿 车	0.2747	1.4878	0.3051	1.3600	0.3595	1.8750	0.3331	1.5531
货 车	0.2100	0.2628	0.1624	0.2272	0.2024	0.2980	0.3466	0.3965
轿 车	0.3067	1.4528	0.3742	1.3414	0.3046	1.3225	0.2516	1.4148
货 车	0.1627	0.5172	0.2147	0.3207	0.1473	0.5666	0.1526	0.4588
轿 车	0.4218	1.9600	0.3091	1.6000	0.4399	1.7777	0.4578	1.8372
货 车	0.3164	0.1875	0.2311	0.1306	0.3156	0.1874	0.2069	0.1154

从表 2 可以看出,轿车的前后比较大,一般都大于 1,而货车的前后比较小,只有零点几,最大也不超过 0.5;这一点差别是我们区分轿车和货车的主要依据,同时轿车和货车的顶长比也有一定的差异,轿车的顶长比一般要比货车的顶长比略大一些。所以选用这两个特征作为轿车和货车分类的 BP 网络输入,通过对 825 个样本训练,可得到另一组相应的权值分布,再用这个网络对实际汽车车型图象进行识别,可以把轿车和货车进行分类。这样就达到了把汽车分为客车、轿车、货车三类的目的。

运用上面训练好的两个 BP 网络对我们在公路

上所采集的 280 幅汽车车型图象进行识别和分类,能正确识别 263 幅汽车车型图象。结果表明,采用本文所提出的算法,车辆的识别率可达到 94%。

4 结 论

本文利用计算机视觉、模式识别等理论方法,结合先进的神经网络技术开展了汽车车型图象自动识别的研究工作,在车型的有效特征提取与分类识别方面进行了深入的理论方法研究,并提出了一种利用前向三层神经网络及计算机视觉技术对汽车车型

图象进行自动识别与分类的具体方法,为后续的应用开发奠定了坚实的理论基础和实用开发平台。其研究成果将应用于高速公路、路桥、各类车辆收费站及大型停车场等自动收费系统。因此,本文的研究工作在智能化交通管理中具有重要的理论意义和广泛的应用前景。

参 考 文 献

1 李月景,许伟明. 利用模糊集隶属原理自动识别汽车类型. 人工

王 年 1986年于安徽大学无线电系获工学学士学位,1998年获安徽大学电子工程与信息科学系电路与系统专业硕士学位。主要从事计算机视觉及图象处理与识别等教学研究工作。



黄 勇 1988年于安徽大学电子工程与信息科学系获工学学士学位,1997年获安徽大学电子工程与信息科学系电路与系统专业硕士学位。主要从事计算机视觉及图象处理与识别等教学研究工作。

智能学报,1982,4:113~122.

2 刘健庄. 基于二维熵的图象阈值选择快速算法. 模式识别与人工智能,1991,9:46~52.

3 陶云刚,周洁敏等. 神经网络在智能结构中的应用研究. 模式识别与人工智能,1997,9:238~242.

4 Ma L, Gang H. Artificial intelligence applications. Journal of Zhengzhou Institute of Light Industry, 1995,10,3:67~72.

5 Kamel M, Zhao A. Extraction of binary character graphics image from grayscale document images. Graphics Models and Image Processing, 55,1993,203~217.



任 彬 1987年于安徽大学无线电系获工学学士学位,1995年获安徽大学电子工程与信息科学系电路与系统专业硕士学位。主要从事计算机视觉及图象处理与识别等教学研究工作。

汪炳权 1959年毕业于安徽大学物理系,现为安徽大学电子工程与信息科学系教授,中国图象图形学学会理事,中国电子学会高级会员。主要研究方向为图象识别和计算机视觉应用。发表论文数10篇,曾获安徽省科技进步三等奖2项。

Car Model Image Automatic Recognition

Wang Nian, Ren Bin, Huang Yong and Wang Bingquan

(Department of Electrical Engineering & Information Science, Anhui University, Hefei 230039)

Abstract This paper presents a method using feed-forward three layers neural networks and computer vision technology to recognize automobile models. It includes automobile model image segmentation, character abstraction, automatic recognition and classification based on feed-forward three layers neural networks. All algorithms in this paper are verified at 586/133 computer and experimental results are efficient for recognition and classification.

Keywords Image segmentation, Character abstraction, Neural network, Automatic recognition