

文章编号:1673-0291(2008)03-0046-04

基于BP神经网络的行人和自行车交通识别方法

岳昊,邵春福,赵熠

(北京交通大学 交通运输学院,北京 100044)

摘要:研究了基于BP神经网络的行人和自行车识别方法.首先对图像提取4个特征,形成特征向量作为BP神经网络的输入;然后设计BP神经网络的结构,网络输出为对行人和自行车的识别;为了确定BP神经网络合理的隐层神经元数目,分别对不同隐层神经元数目的神经网络进行了实验分析.最后利用实测的数据对BP神经网络进行训练、仿真实验,并对实验结果进行分析;结果表明:最佳网络的正确识别率为84%,行人和自行车的正确识别率分别为89%和71%.

关键词:交通工程;模式识别;行人识别;自行车识别;BP神经网络

中图分类号:U491.116

文献标志码:A

A Study on Pedestrian and Cyclist Recognition Based on BP Neural Network

YUE Hao, SHAO Chunfu, ZHAO Yi

(School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A study on the pedestrian and cyclist recognition based on the backpropagation (BP) neural network is presented in this paper. The binary image of moving object contour is processed by the method presented here. The method first draws four features from the binary image and forms the feature vector as the input of BP neural network. The output of BP neural network is the recognition of pedestrians and cyclists. Secondly, the structure of BP neural network is designed. In order to obtain the reasonable number of the hidden layer neuron, the paper performs experiments with the BP neural network with the different number of the hidden layer neuron. Finally, the BP neural network is trained and simulated by using the data of actual measurement and the experiment results are analyzed. For the best BP neural network, the right recognition ratio, the pedestrian right recognition ratio and the cyclist right recognition ratio are 84%, 89% and 71% respectively.

Key words: traffic engineering; pattern recognition; pedestrian recognition; cyclist recognition; BP neural network

随着智能交通系统的发展,行人和自行车视频检测在交通运输领域得到越来越多的重视和发展.行人和自行车识别属于模式识别的范畴,模式识别一般的处理过程为:数据获取、数据的预处理、特征提取和选择、分类器的设计、分类决策等^[1].在行人识别方面,已经有大量的研究工作.文献[2]给出提

取移动目标的面积、体态比、速度3个特征,利用Fisher线形分类器识别的方法;文献[3-4]提出了利用行人的步伐节奏和频率识别行人的方法,这种方法对行人的速度和步伐频率依赖性很强,当行人跑步前进时不容易识别.文献[5]利用Hough Transform和directed Hausdorff distance合成的方法实现

收稿日期:2006-12-26

资助项目:国家“十五”攻关项目(2005BA414B02);北京交通大学校科技基金资助项目(2005SM085)

作者简介:岳昊(1975—),男,山西平遥人,博士生, email:05114166@bjtu.edu.cn

邵春福(1957—),男,河北沧州人,教授,博士,博士生导师.

自行车交通的识别;文献[6]通过量化的学习向量,区分行人和非机动车;文献[7]提出了一种利用自适应时间延迟神经网络实现行人识别的算法;文献[8]提出了基于模糊神经网络的模糊推理系统实现机动车、自行车和行人的识别.在文献[9]中,作者利用移动目标图像亮度的梯度变化作为神经网络的输入,实现行人识别.

本文作者研究利用BP神经网络识别行人,方法处理的图像为移动目标的轮廓图像,即已经预处理好的黑白二值轮廓图像.方法首先提取图像特征,形成特征向量,并作为BP神经网络的输入,然后利用训练样本集,训练BP神经网络,最后利用训练好的神经网络完成对行人和自行车的识别.该方法特点是提取行人的物理轮廓特征作为特征向量,方法不受行人服装颜色和步伐速度的影响,在可视的范围内,也不受与观测者距离的影响.

1 特征提取

在视频图像处理中,行人的物理特征是实行人检测、跟踪、识别的主要参数.在特征提取前,要完成移动目标的检测,对移动目标图像进行预处理,处理成黑白二值轮廓图像,如图1所示.



图1 移动目标的黑白二值轮廓图像

Fig.1 Binary images of moving object contours

特征提取时,首先把移动目标限定在矩形移动框内,即移动目标移动时占据的空间大小,用一个矩形框表示如图2所示.同时为了便于特征的提取,建立坐标系,其原点在矩形移动框的左上角,水平方向为 J 轴,垂直方向为 I 轴.

本文基于行人和自行车是非刚体的运动目标,而且行人的身体结构具有一定的协调性和比例特征,也就是说行人的肩宽与身高、体积与身高之间都有一定的比例关系.此外,行人是密致性移动目标,在移动的过程中,行人的质心坐标一定符合人体的结构特征.因此本文主要提取4个特征来描述行人的这种特点,分别为:移动矩形框的宽长之比 A_1 、行人像素数与移动矩形像素数之比 A_2 、行人的质心与移动矩形的质心在水平方向和垂直方向的偏移比例 A_3 和 A_4 .其中,用移动矩形框的宽长之比来体现行

人的肩宽与身高的比例;用行人像素数与移动矩形像素数之比来体现人体的总体结构比例;用行人的质心与移动矩形的质心在水平方向和垂直方向的偏移比例来体现行人在移动过程中的质心坐标的变化情况.计算公式如下

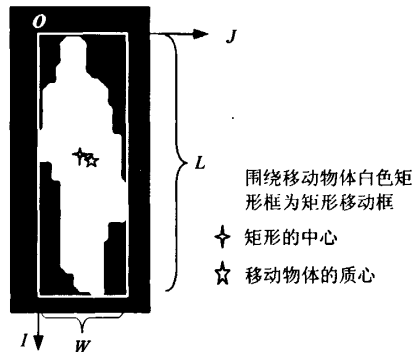


图2 图像的坐标系

Fig.2 Coordinates of binary image

$$A_1 = \frac{W}{L} \quad (1)$$

$$A_2 = \frac{S}{W \times L} \quad (2)$$

$$A_3 = \frac{|G_I - C_I|}{L} \quad (3)$$

$$A_4 = \frac{|G_J - C_J|}{W} \quad (4)$$

式中: W 为矩形移动框的宽度像素数; L 为矩形移动框的长度像素数; S :移动目标的像素总和; G_I 为移动目标在垂直方向的质心坐标^[1]

$$G_I = \frac{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R i \cdot c(i, j)}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i, j)} \quad (5)$$

G_J 为移动目标在水平方向的质心坐标^[1]

$$G_J = \frac{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R j \cdot c(i, j)}{\sum_{i=A}^B \sum_{j=L}^R c(i, j)} \quad (6)$$

C_I 为矩形移动框的垂直方向中心坐标, $C_I = \frac{L}{2}$;

C_J 为矩形移动框水平方向的中心坐标, $C_J = \frac{W}{2}$.

在式(5),式(6)中, $c(i, j) = 1$ 为该像素为移动目标的像素, $c(i, j) = 0$ 为该像素为背景. A, B, R, L 分别为矩形边框的上边,下边,左边,右边.

2 BP神经网络的设计

BP神经网络是一种单向传播的多层前馈神经网络.BP学习算法由Rumelhart等于1986年提出^[10].

BP神经网络是一种具有3层或3层以上的神

经网络,包括输入层、中间层和输出层.各层之间实现全联,而相同层神经元之间无连接.当一对学习样本提供给网络后,神经元的激活值从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输入响应.然后,按照减少目标输出值与实际值误差的方向,从输出层经过各中间层逐层修正各连接权值,最后回到输入层,这种算法称为“误差逆传播算法”,即 BP 算法^[10].

本文设计的 BP 神经网络采用 3 层网络结构:输入层,一个隐层,输出层.输入层含 4 个神经元,接受特征向量的输入,输入特征向量为: $(A_1, A_2, A_3, A_4)^T$. 输出层含 2 个输出神经元,当输入样本为单个行人时,理想输出结果为 $(1, 0)$, 当输入样本为单个自行车时,理想输出结果为 $(0, 1)$. 对输出层的输出结果为 1 的神经元,如果输出结果大于等于 0.95 时,则认为输出结果为 1; 对输出层的输出结果为 0 的神经元,如果输出结果小于等于 0.05 时,则认为输出结果为 0; 当输出层的输出结果介于 0.05 与 0.9 之间时,则认为该输出值不能对行人或自行车做出判断.在传递函数的选择上,必须满足 BP 神经网络的传递函数必须具有可微性的要求^[10]. 隐层节点和输出节点的传递函数都采用 Log-Sigmoid 传递函数.

在隐层神经元数目的确定上,如果隐层神经元的数目太多会导致学习时间过长、误差不一定最佳,也会导致容错性差、不能识别以前没有看到的样本,因此存在一个最佳隐层神经元数目的问题^[10]. 本文参考式(7)^[10]确定隐层神经元的数目.

$$N = \sqrt{n + m} + a \quad (7)$$

式中: N 为隐层神经元的参考数目; n 为输入神经元数; m 为输出神经元数; a 为 $[1, 10]$ 之间的常数. 本文分别对隐层神经元的数目训练 3~12 的神经网络、仿真、比较分析.

3 实验结果和分析

实验数据来自北京交通大学视屏监控系统,对 2005 年 12 月 19 日 08:15 到 08:45 的南门视屏数据进行取样.提取特征前,把样本图像转换为黑白二值的轮廓图像.样本的抽取是在不同的帧之间对单个行人和自行车进行采样,由于行人或自行车是移动的,所以某个行人或自行车在不同的图像帧之间出现时被视为不同的样本,共提取 96 个行人样本和 37 个自行车样本.

训练集共 70 个训练样本,其中 50 个行人,20 辆自行车,利用训练集对神经网络进行训练.然后用 63 个检验样本来进行网络仿真,其中行人 46 个,自行车 17 个,在此基础上评价神经网络.

实验利用 MATLAB6.5 的神经网络工具箱进行训练仿真,训练函数采用默认的训练函数 trainlm 函数,即 Levenberg-Marquardt BP 训练函数;性能函数采用默认的性能函数 mse 即均方误差函数;目标误差设为小于等于 1×10^{-13} . 而且只对性能函数值小于等于 1×10^{-13} 的神经网络进行仿真分析.

在确定隐层神经元的数目时,分别训练隐层神经元的数目从 3 到 12 的神经网络,保留性能函数值小于等于 1×10^{-13} 的 20 个神经网络进行仿真和统计分析;在训练同时,统计各类神经网络训练的总次数.对 20 个满足性能指标的训练结果利用检验样本集进行仿真统计分析,分别计算每类网络仿真的平均正确识别率,同时从每类的 20 个训练结果中,挑选一个最好的仿真结果作为各类网络的最佳仿真结果.并计算各类仿真结果,包括:正确的识别数量、行人的正确识别数量、行人被识别为自行车的数量、不能对行人做出判断的数量、自行车的正确识别数量、自行车被识别为行人的数量、不能对自行车做出判断的数量.训练和仿真结果如表 1 所示.

表 1 实验的训练和仿真结果

Tab.1 Experiment results of training and simulating

类 别	隐层神经元的数目									
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
训练的总次数	35	42	39	35	34	41	39	41	47	38
仿真的平均正确识别率/%	77	77	78	78	78	78	78	78	78	78
正确识别数量	51	50	52	52	52	51	53	51	52	52
行人的正确识别数量	39	38	38	40	40	39	41	39	40	40
行人被识别为自行车的数量	7	5	6	5	6	5	4	6	6	6
不能对行人做出判断的数量	0	3	2	1	0	2	1	1	0	0
自行车的正确识别数量	12	12	14	12	12	12	12	12	12	12
自行车被识别为行人的数量	5	5	3	4	3	5	5	3	5	3
不能对自行车做出判断的数量	0	0	0	1	2	0	0	2	0	2

从以上实验结果可以看出,隐层神经元的数目为5~12的神经网络平均正确识别率为78%,把隐层神经元数目为9,正确识别数量为53的神经网络作为最佳神经网络,其正确识别率为84%,行人和自行车的正确识别率分别为89%和71%。

把自行车错识别为行人的比例(24%)高于把行人错识别为自行车的比例(12%),主要原因是由于在不同的角度对行人进行拍摄时,处理后的行人黑白二值轮廓图的特征变化不大,而在不同的角度对自行车进行拍摄时,其处理后的自行车黑白二值轮廓图像的特征有很大的变化。特别是从正面拍摄时,自行车和行人的黑白二值轮廓图像非常相近。例如,在图3中,(a)为正面的拍摄的自行车,(b)为侧面拍摄的自行车,(c)为正面拍摄行人,很容易把(a)错识别为行人。

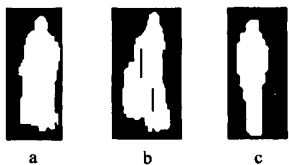


图3 不同角度拍摄的图像

Fig.3 Images from different angle

4 结束语

研究了一种基于BP神经网络对行人和自行车交通进行模式识别的方法,从行人和自行车轮廓形状的角度出发来提取特征作为BP神经网络的输入。该方法的特点是提取行人和自行车的物理轮廓特征作为特征向量,方法不受行人的服装颜色和速度步伐的影响;在可视的范围内,也不受与视频镜头距离的影响。方法首先对图像提取4个特征,形成特征向量作为BP神经网络的输入;然后设计BP神经网络的结构,网络输出为对行人和自行车的识别;最后利用实测的数据对BP神经网络进行训练、仿真实验,并对实验结果进行分析。结果表明:最佳网络的正确识别率为84%,行人和自行车的正确识别率分别为89%和71%。由于行人和自行车交通移动的灵活性和视频镜头安置的角度对行人和自行车的特征值有很大的影响,因此该方法可以作为其他行人识别方法的补充,与其他行人识别的方法混合使用,以提高行人识别的准确率。

参考文献:

- [1] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 第2版. 北京:清华大学出版社,2004.
- [2] BIAN Zhaoqi, ZHANG Xuegong. Pattern Recognition [M]. 2ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [3] 刘勃. 交通流量的视频检测方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2005.
- [4] LIU Bo. Study on the Method of Traffic Flow Detection Based on Vision [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2005. (in Chinese)
- [5] Satoshi Yasutomi, Hideo Mori. A Method for Discriminating of Pedestrian Based on Rhythm[C]//Intelligent Robots and Systems '94. 'Advanced Robotic Systems and the Real World, IROS '94. Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Volume 2, 12-16 Sept, 1994, Page(s):988-995.
- [6] Pai Chiajung, Tyan Hsiaorong, Liang Yuming, et al. Pedestrian Detection and Tracking at Crossroads[J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 1025-1034.
- [7] Dukesherer John, H Smith, Chrstopher E. A Hybrid Hough-Hausdorff Method for Recognizing Bicycles in Natural Scenes[J]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2001, 4: 2493-2498.
- [8] Heikkila J, Silven O. A Real-Time System for Monitoring of Cyclists and Pedestrians[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22 (7): 563-570.
- [9] Wohler C, Anlauf J K. Real-Time Object Recognition on Image Sequences with the Adaptable Time Delay Neural Network Algorithm-Applications for Autonomous Vehicles [J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(9-10): 593-618.
- [10] Zheng Lin, Han Chongzhao, Zuo Dongguang. Moving Object Recognition Based on Multi-Feature Fusion[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(5): 1081-1084.
- [11] Zhao L, Thorpe C E. Stereo and Neural Network-Based Pedestrian Detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2000, 1(3): 148-54.
- [12] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与MATLAB7实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [13] R & D Center of Fei-Si Technology. Theory & Operation of Neural Network in MATLAB7[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005. (in Chinese)