

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201612041



采用 HOG 特征和机器学习的 行人检测方法

陈丽枫^{1,2}, 王佳斌^{1,2}, 郑力新^{1,2}

(1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;

2. 华侨大学 工业智能化技术与系统福建省高校工程研究中心, 福建 泉州 362021)

摘要: 针对基于方向梯度直方图(HOG)/线性支持向量机(SVM)算法的行人检测方法中存在检测速度慢的问题,提出一种将 HOG 特征与 Adaboost-BP 模型相结合的行人检测方法.利用边缘检测技术快速检测出行人候选区域,提取出多尺度多方向的 HOG 特征,利用 Adaboost 算法训练多个反向传播神经网络用于构建强分类器,实现对测试样本图像的检测识别.结果表明:文中方法具有更高的检测率、更低的误报率和漏检率,具有较好的检测效果.

关键词: 行人检测; 行人候选区域; 梯度方向直方图; 反向传播神经网络; Adaboost 算法

中图分类号: TP 391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2018)05-0768-06

Pedestrian Detection Using HOG Feature and Machine Learning

CHEN Lifeng^{1,2}, WANG Jiabin^{1,2}, ZHENG Lixin^{1,2}

(1. Engineering Institute, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

2. Industrial Intelligent Technology and System Fujian University Engineering Research Center,
Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: The pedestrian detection method based on the histogram of oriented gradient (HOG) feature and linear support vector machines (SVM) exists a problem with low detection speed. To solve this problem, a pedestrian detection method based on HOG feature and Adaboost-BP model is proposed. Edge detection technology is used to detect pedestrian candidate region rapidly and get multi-scale and multi-direction HOG feature. Adaboost algorithm is used to train multiple back propagation neural network to build strong classifier to realize the detection and recognition of test sample image. Experimental results show that the proposed method has higher detection rate, lower false positive rate and false negative rate has better detection effect.

Keywords: pedestrian detection; pedestrian candidate region; histogram of oriented gradient; back propagation neural network; Adaboost algorithm

近年来,行人检测被广泛应用于智能监控、人体行为分析、车辆辅助驾驶等领域,日渐成为计算机视觉领域中的关键问题.由于行人外观易受多种因素影响,长久以来,行人检测都是计算机视觉研究的热点和难点^[1-2].目前,较为主流的行人检测方法大都包括特征提取和机器学习两个部分.Zhao 等^[3]用神经网络和强梯度特征描述了一个分类器算法.Viola 等^[4]提出一种将 Haar-like 特征及级联 Adaboost 算法结合使用的行人检测方法,由于该方法使用积分图加快特征的有关计算,在很大程度上,行人检测

收稿日期: 2016-12-21

通信作者: 王佳斌(1974-),男,副教授,主要从事嵌入式系统、物联网的研究. E-mail: fatwang@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(61505059); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目(1400222001)

器的性能得到有效的提高. Papageorgiou 等^[5]将多尺度的 Haar 小波特征和线性支持向量机(SVM)学习算法组合在一起进行行人检测. 针对传统的方向梯度直方图(HOG)/线性 SVM 算法存在的漏检、误检情况及检测速度慢的问题, 本文利用边缘检测技术迅速定位, 提取行人候选区域, 将 HOG 特征与 Adaboost-BP 模型相结合, 运用反正传播(BP)神经网络强分类器的优势对行人候选区域进行检验.

1 行人候选区域

边缘是图像中局部强度变化最明显的地方, 它存在于不同目标、不同区域、不同颜色及目标与背景之间. 边缘检测是利用目标与背景在某一图像特征上的不同实现的, 体现了图像局部特征的不连续性. 边缘检测包括微分算子法、小波检测法、样板匹配法等多种方法. 目前, 微分算子法中常用的微分算子有 Sobel 边缘算子、Canny 边缘算子、Prewitt 边缘算子等.

文中将使用边缘检测技术中的 Canny 边缘算子对图像不同区域的边缘进行判断和检测, 并提取出行人对象和背景之间的交界线, 具体有以下 5 个步骤:

- 1) 采用高斯滤波器消除噪声, 平滑图像;
- 2) 计算滤波后的图像中每个像素的梯度大小和方向;
- 3) 通过应用非极大值控制梯度大小, 并获得其中的局部最大值;
- 4) 将其他非局部最大值点置为零, 得到细化的图像边缘;
- 5) 采用双阈值法检测图像的边缘, 并进行连接.

此外, 还将采用灰度化、腐蚀、膨胀等操作用于提取更加准确的行人候选区域.

2 HOG 特征

常用的行人特征包括底层特征、基于学习的特征及混合特征 3 个类别. 其中, 梯度、颜色、轮廓、纹理等基本图像特征属于底层特征的范畴^[6-8]. HOG 特征是基于梯度的特征, 其基本原理是利用待测图像中梯度或边缘方向的密度分布描述图像中物体的外观或形状.

为了提取 HOG 特征, 首先, 对图像进行 Gamma 空间和颜色空间的标准化, 计算待检测窗口中每个像素的梯度幅值及其方向; 其次, 将待检测窗口分成多个 Cell, 在每个 Cell 中按照设定好的梯度方向与量化间隔统计梯度方向直方图, 应用梯度的幅值进行投票; 然后, 将相邻的 Cell 组成一个 Block, 对相邻 Block 之间的重叠部分进行直方图归一化处理; 最后, 将待检测窗口中所有 Block 中的梯度方向直方图组成特征向量, 并通过分类器判断当前所检测的对象是目标, 还是非目标.

虽然 HOG 特征与其他特征有相似之处, 如 SIFT 特征, 但 HOG 特征能够通过部分重叠区域进行计算及归一化处理, 从而提高精确度^[9-11]. 由于它对光照变化、阴影等噪声具有较好的鲁棒性, 并且能够产生良好的检测效果, 因此, HOG 特征成为目前使用较为广泛的一种图像特征.

3 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈网络^[12-13], 包括学习期和工作期两个阶段. 当处于学习期时, BP 神经网络的工作包括输入信息的正向传播和误差的反向传播. 当处于输入信息的正向传播阶段时, 输入信息将被逐层处理, 且每层神经元的状态仅影响到下一层神经元的状态. 当从 BP 神经网络的输出结果与预期不一致时, BP 神经网络将进入误差的反向传播阶段, 即误差将输出层开始沿原路返回, 并按照误差梯度下降的方式逐层修改各层的权值.

BP 神经网络的拓扑结构图, 如图 1 所示. 在工作期中, BP 神经网络只实现输入信息的正向传播过程, 且该过程的计算将以之前确定的各层神经元之间的连接权值为根据进行. 因此, 学习期的误差反向传播将成为 BP 神经网络计算的

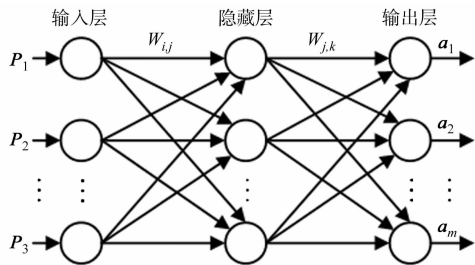


图 1 BP 神经网络拓扑结构图
Fig. 1 BP neural network topology diagram

关键. BP 神经网络一般包括输入层、隐藏层和输出层. 输入层神经元的个数取决于训练样本的特征维度, 隐藏层神经元的个数根据试验情况而定, 输出层神经元的个数为样本的分类个数. 由于隐藏层神经元个数的选取没有明确的理论指导, 因此, 隐藏层神经元个数的选取可以结合前人经验和实验的具体需求来确定.

4 Adaboost-BP 模型

Adaboost 算法生成强分类器 $H(x)$ 的过程, 如图 2 所示. Adaboost 算法在最开始时会为每个训练样本赋予相同的权值, 通过训练, 将会产生一个基本分类 $h_l(x)$. 在 $h_l(x)$ 中, 分类错误的样本会增加相应的样本权重, 分类正确的样本则会减少相应的样本权重. 通过多次迭代, Adaboost 算法对训练样本进行 n 次训练后, 即可获得 n 个基本分类器及其对应的权重, 将其按相应的权重进行累加, 可获得最终的强分类器 $H(x)$.

为了获得强分类器, 利用 Adaboost 算法的思想对 BP 神经网络进行反复训练^[14]. 基于 Adaboost 算法训练 BP 神经网络的实现流程, 如图 3 所示.

在 Adaboost 算法中, 训练样本之间的差异性越大, 训练分类器的难度也随之增大, 同时, 所产生的分类器的检测能力也得到进一步提高. 除此之外, 若在训练过程中, 不断更新训练所用的样本源, 则最终产生的强分类器将对环境变化具有很好的适应性和鲁棒性.

5 实验部分

在一台 3.3 GHz CPU, 4 GB 内存的计算机上进行训练和测试. 行人检测数据库为 CUHK01, INRIA 和 MIT. 其中, CUHK01 共包含 1 552 张行人图片, 主要捕获行人的正面、背面和侧面图像; INRIA 包含多种不同的衣着、不同的姿态、各式各样的背景和遮挡下的图片, 是一个相当复杂的静态行人检测数据库; MIT 共包含 924 张行人图片, 未区分训练集和测试集.

采用 3 层 BP 神经网络作为弱分类器, 图像经过缩放, 正负样本大小均为 64 px×128 px. 文中方法的整体实现流程图, 如图 4 所示. 在 INRIA 行人检测数据库上, 对 Haar 特征、局部二值模式(LBP)特征及 HOG 特征进行对比实验. 3 种不同特征的特征提取时间和检测率的比较结果, 如表 1 所示. 表 1 中: t 为特征提取时间; η 为检测率. 由表 1 可知: HOG 特征的检测率接近于 LBP 特征的检测率, 且提取 HOG 特征所花费的时间开销小于 Haar 特征和 LBP 特征, 具有一定的优势. 因此, 通过提取图片中行人的 HOG 特征进行行人检测.

利用文献[15]中的评价方法, 记录所有测试样本在不同分类器下的漏检率(FNR)和误报率(FPR), 获得可用于描述不同分类器性能的检测错误权衡图(DET)曲线. FNR 和 FPR 的计算公式见文献[9]. Adaboost-BP, RBF-SVM, 线性 SVM 等 3 种分类器在不同数据库上的性能曲线, 如图 5 所示.

由图 5 可知: 文中方法所产生的分类器在 MIT

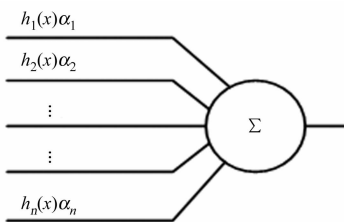


图 2 Adaboost 算法原理图
Fig. 2 Schematic diagram of Adaboost algorithm

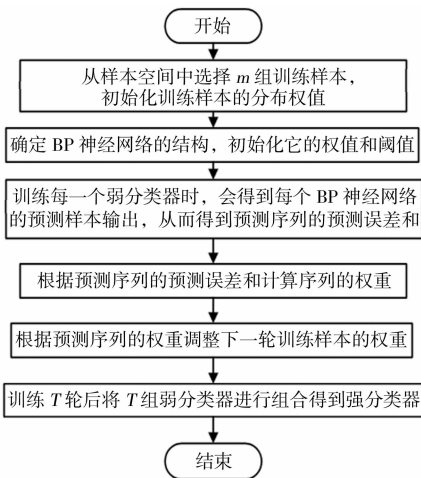


图 3 Adaboost-BP 神经网络模型的实现流程图
Fig. 3 Implementation flow chart of Adaboost-BP neural network model

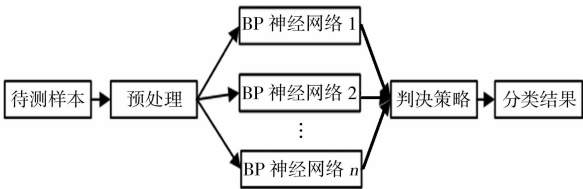


图 4 整体实现流程图
Fig. 4 Integral implementation flow chart

表 1 3 种不同特征的特征提取时间的比较结果
Tab. 1 Comparison results of feature extraction time with three different features

特征	待测图片数量	t/s	$\eta/\%$
Haar	300	5.18	90.4
LBP	300	3.40	96.1
HOG	300	1.90	95.3

行人检测数据库上,性能达到最佳,在 INRIA 行人检测数据库上,性能达到次好;在 CUHK01,INRIA, MIT 行人检测数据库上,文中方法的分类器性能一直优于 HOG/线性 SVM 算法的分类器性能,且文中方法的分类器性能在 CUHK01 行人检测数据库上高于 HOG/RBF-SVM 算法的分类器性能,在 INRIA,MIT 行人检测数据库上接近于 HOG/RBF-SVM 算法的分类器性能. 因此,文中方法的分类器性能在一定程度上有所提升.

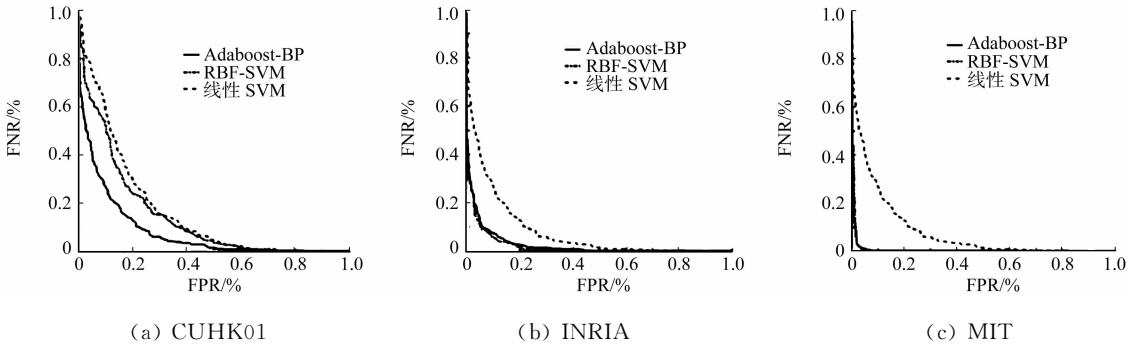


图 5 3 种分类器在不同数据库上的 DET 曲线

Fig. 5 DET curves of three classifiers on different databases

HOG/线性 SVM,HOG/RBF-SVM,文中方法在不同数据库上的比较结果,如表 2 所示. 由表 2 可知:当测试样本源于 CUHK01 行人检测数据库时,文中方法的检测率均高于其他两种算法的检测率,误报率和漏检率均低于其他两种算法,且文中方法的检测率随测试样本数量的增加而有所提升,误报率和漏检率则有所下降. 因此,文中方法对测试样本的数量变化具有较强的适应能力.

表 2 3 种方法在不同数据库上的比较结果

Tab. 2 Comparison of three methods on different databases

数据库	方法	待测图片数量	$\eta/\%$	FPR/%	FNR/%
CUHK01	HOG/线性 SVM	500	71.2	2.0	28.8
	HOG/RBF-SVM		82.0	2.4	18.0
	文中方法		87.8	0.8	12.2
	HOG/线性 SVM	1 000	74.2	2.6	25.8
	HOG/RBF-SVM		81.2	2.8	18.8
	文中方法		93.2	0.4	6.8
INRIA	HOG/线性 SVM	500	94.8	4.8	5.2
	HOG/RBF-SVM		97.6	2.8	2.4
	文中方法		96.8	0.4	3.2
	HOG/线性 SVM	1 000	94.0	7.2	6.0
	HOG/RBF-SVM		98.2	1.4	1.8
	文中方法		96.6	0.4	3.4
MIT	HOG/线性 SVM	500	93.2	0.8	6.8
	HOG/RBF-SVM		97.6	0.8	2.4
	文中方法		97.8	0.4	2.2
	HOG/线性 SVM	1 000	95.4	0.8	4.6
	HOG/RBF-SVM		98.0	0.4	2.0
	文中方法		98.4	0.2	1.6

当测试样本源于 INRIA 行人检测数据库时,文中方法的检测率高于 HOG/线性 SVM 算法的检测率,接近于 HOG/RBF-SVM 算法的检测率,漏检率低于 HOG/线性 SVM 算法的漏检率,接近于 HOG/RBF-SVM 算法的漏检率,且文中方法的误报率总是最低,且数值较为稳定. 因此,文中方法相较于其他两种算法具有较好的稳定性. 当测试样本源于 MIT 行人检测数据库时,文中方法的检测率均高于其他两种算法的检测率且大于 97%,误报率和漏检率随着测试样本数量的增加而降低,一直低于其他两种算法的误报率和漏检率. 因此,文中方法的检测性能相较于其他两种算法有了较大的提升.

实验结果表明:文中方法具有较高的检测率、较低的误报率和漏检率,且在测试样本发生变化时,依

旧保有稳定的检测精确度. 因此, 文中方法不仅具有良好的检测能力, 还具有较好的适应性及稳健性. 文中方法在 CUHK01, INRIA, MIT 行人检测数据库上的部分检测结果, 如图 6~8 所示. 为了测试文中方法对多位行人的检测效果, 在 INRIA 行人检测数据库上进行实验. 文中方法对多位行人的部分检测效果, 如图 9 所示.



图 6 文中方法在 CUHK01 上的部分检测结果

Fig. 6 Partial test results of proposed method in CUHK01



图 7 文中方法在 INRIA 上的部分检测结果

Fig. 7 Partial test results of proposed method in INRIA



图 8 文中方法在 MIT 上的部分检测结果

Fig. 8 Partial test results of proposed method in MIT



图 9 多位行人的部分检测结果

Fig. 9 Partial detection results of multiple pedestrians

6 结束语

提出一种将 HOG 特征和 Adaboost-BP 模型结合使用的行人检测方法. 该方法采用边缘检测技术提取行人候选区域, 减少了大量非行人窗口的计算量. 通过分析 BP 神经网络的工作原理及相关参数, 确定所需 BP 神经网络的基本结构. 利用 Adaboost 算法核心思想对 BP 神经网络进行迭代训练, 最终构

造了分类能力较强的强分类器.将 HOG 特征与 Adaboost-BP 模型相结合,不仅提高了行人检测的检测效率,而且有效减少了误报率和漏检率,提高了行人检测的性能.

参考文献:

- [1] 苏松志,李绍滋,陈淑媛,等.行人检测技术综述[J].电子学报,2012,40(4):814-820. DOI:10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.031.
- [2] ENZWEILER M,GAVRILA D. Monocular pedestrian detection: Survey and experiments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2009,31(12):2179-2195.
- [3] ZHAO Liang,THORPE C E. Stereo-and neural network-based pedestrian detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2000,1(3):148-154. DOI:10.1109/6979.892151.
- [4] VIOLA P,JONES M J,SNOW D. Detecting pedestrian using patterns of motion and appearance[J]. International Journal of Computer Vision,2005,63(2):153-161.
- [5] PAPAGEORGIOU C,POGGIO T. A trainable system for object detection[J]. International Journal of Computer Vision,2000,38(1):15-33. DOI:10.1023/A:1008162616689.
- [6] 姚雪琴,李晓华,周激流.基于边缘对称性和 HOG 的行人检测方法[J].计算机工程,2012,38(5):179-182. DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2012.05.055.
- [7] WALK S,MAJER N,SCHINDLER K,*et al.* New features and insights for pedestrian detection[J]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2010,119(5):1030-1037. DOI:10.1109/CVPR.2010.5540102.
- [8] 孙锐,陈军,高隼.基于显著性检测与 HOG-NMF 特征的快速行人检测方法[J].电子与信息学报,2013,35(8):1921-1926. DOI:10.3724/SP.J.1146.2012.01700.
- [9] 饶钦,谢刚,钦爽.基于颜色自相似性和 HOG 特征的行人检测[J].小型微型计算机系统,2014,35(11):2582-2585. DOI:10.3969/j.issn.1000-1220.2014.11.040.
- [10] SERMANET P,KAVUKCUOGLU K,CHINTALA S,*et al.* Pedestrian detection with unsupervised multi-stage feature learning[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland:IEEE Press,2013:3626-3633. DOI:10.1109/CVPR.2013.465.
- [11] 田仙仙,鲍泓,徐成.一种改进 HOG 特征的行人检测算法[J].计算机科学,2014,41(9):320-324. DOI:10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.062.
- [12] 刘琳,耿俊梅,顾国华,等.轮廓特征与神经网络相结合的行人检测[J].光电工程,2014,41(7):50-56. DOI:10.3969/j.issn.1003-501X.2014.07.009.
- [13] 岳昊,邵春福,赵熠.基于 BP 神经网络的行人和自行车交通识别方法[J].北京交通大学学报,2008,32(3):46-49. DOI:10.3969/j.issn.1673-0291.2008.03.010.
- [14] 曹建芳,陈俊杰,李海芳.基于 Adaboost-BP 神经网络的图像情感分类方法研究[J].山西大学学报(自然科学版),2013,36(3):331-337. DOI:10.13451/j.cnki.shanxi.univ(nat.sci.).2013.03.002.
- [15] DALAL N,TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2005,1(12):886-893. DOI:10.1109/CVPR.2005.177.

(责任编辑:钱筠 英文审校:吴逢铁)