基于 PCA 降维的多特征级联的行人检测

甘 玲 邹宽中 刘 肖

(重庆邮电大学计算智能重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘 要 在行人检测中,针对梯度方向直方图(HOG)冗余信息过多、检测速度慢等不足,提出了运用 PCA 降维的多特征级联的行人检测。首先利用 PCA 对 HOG 特征进行降维,其次将 HOG 特征和 Gabor 特征、颜色特征级联作为行人检测的特征,最后使用 SVM 的径向基(RBF)核函数进行分类。在 INRIA 行人库上的实验表明,该方法不但提高了分类的速度,而且提高了检测的准确率。

关键词 行人检测,梯度方向直方图,径向基核函数(RBF)

中图法分类号 TP391

文献标识码 A

DOI 10. 11896/j. issn. 1002-137X. 2016. 6. 061

Pedestrian Detection Based on PCA Dimension Reduction of Multi-feature Cascade

GAN Ling ZOU Kuan-zhong LIU Xiao

(Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract In pedestrian detection, Histogram of oriented gradient (HOG) has the defects of too much redundant information, low detection speed, this paper proposed features cascading pedestrian detection based on PCA dimensional reduction. Firstly, we used PCA to reduce the dimension of HOG features, then took HOG features, Gabor features and color features as the features of pedestrian detection. Finally we used SVM radial basis (RBF) kernel function to classify. Experiments on INRIA pedestrian database show that this method not only increases the speed of classification, but also improve the accuracy of detection.

Keywords Pedestrian detection, Histogram of oriented gradient (HOG), Radial basis kernel function (RBF)

1 引言

行人检测在智能视频监控^[1]、智能交通、车辆辅助驾驶^[2,3]等领域有着广泛的应用,是计算机视觉和模式识别中重要的研究方向。行人的身材、穿着、光照强度的变化、人体站立姿势的不同、观察视角的不同、复杂的背景场景等都是行人检测问题的难点。如何快速、准确地从复杂的视频或者图像中找出行人,是研究的热点及难点。

当前的行人检测的主要方法分为两类:第一类是基于形状模板匹配的方法^[5],但该方法设计模板比较复杂,需要人工标定,准确率比较低。基于形状模板匹配的方法又分为两类:整体模板的行人检测方法和局部模板的行人检测方法^[4]。整体模板的行人检测方法是把人体作为一个整体进行检测,需要人工标定模板,边缘受背景的影响较大,检测率比较低;而局部模板的行人检测方法是把人体分为几部分,能够有效地处理遮挡,但检测速度比较慢。第二类是基于统计特征描述的方法^[5],此方法通过提取行人的特征进行分类和定位^[6]。最具代表性的是 2005 年 Dalal 等^[6]提出的基于梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)的特征描述行人的方法。在单一特征的情况下, HOG 特征是最优秀的^[7],

HOG+SVM 成为目前行人检测的经典方法[8]。

将 HOG 特征、Gabor 特征、颜色特征进行级联作为行人的联合特征,对行人进行检测。首先,提取 HOG 特征,由于 HOG 特征的维度较高,采用 PCA 对 HOG 特征进行降维,其次提取 Gabor 和颜色特征,最后联合以上 3 种特征作为行人检测的特征描述子,利用 SVM 进行分类检测。

2 算法理论及特征提取

2.1 HOG 特征提取过程

2.1.1 颜色空间归一化

首先对输入图像进行归一化处理,以减小光照对图像的影响。Gamma=1/2压缩公式:

$$I(x,y) = I(x,y)^{Gamma} \tag{1}$$

2.1.2 计算梯度

式(2)、式(3)中的 $G_x(x,y)$ 表示图像中(x,y)处的水平方向的梯度值, $G_y(x,y)$ 表示图像中(x,y)处的垂直方向的梯度值。

$$G_x(x,y) = H(x+1,y) - H(x-1,y)$$
 (2)

$$G_{y}(x,y) = H(x,y+1) - H(x,y-1)$$
 (3)

式(4)、式(5)分别为 HOG 特征的梯度的幅值与方向:

到稿日期:2015-05-27 返修日期:2015-08-22 本文受国家自然科学基金项目(61272195)资助。

甘 玲(1966—),女,教授,硕士生导师,主要研究方向为计算机图形图像等,E-mail: ganling@cqupt. edu. cn;**\$\\$\partit{\sigma}\partit{\sigma}\pha**

$$M(x,y) = \sqrt{(G_x(x,y))^2 + (G_y(x,y))^2}$$
 (4)

$$O(x,y) = \arctan^{-1}(G_x(x,y)/G_y(x,y))$$
(5)

2.1.3 串联每个块的特征向量

检测窗的大小采用 64×128,块的大小采用 16×16,每个块划分为 4个 4×4 大小的 cell,对于每个块,要计算它内部的 4个 cell 的梯度方向直方图。每个 cell 用一个 9 维特征向量表示,一个块就用一个 36 维特征向量(9×4=36)表示,这样就得到了 105 个块。把每个块串联起来就构成了窗口的特征向量,因此 HOG 特征的特征向量为 105×36=3780 维。如图 1 所示,(b)是提取的图像(a)的 HOG 特征。





(a)原图像

(b)提取的 HOG 特征图

图 1 提取的 HOG 特征

2.2 Gabor 特征

由于 Gabor 小波是在多个尺度、多个方向提取人体目标的局部灰度变化信息,能够更加精确地描述目标,因此把 Gabor 特征作为其中一种特征描述子。其中,Gabor 滤波变换如下;提取的 Gabor 特征的数量为 64 维,这 64 维分别是四频率 (0.5,0.25,0.125,0.1),8 个方向 $(0/8,\pi/8,2\pi/8,3\pi/8,4\pi/8,5\pi/8,6\pi/8,7\pi/8)$,每组分别提取两个特征(均值、标准差)组成的。如果选择 4 种尺度和 8 个方向,这样将采用 32 个Gabor 小波滤波器对图像进行卷积操作。

2.2.1 Gabor 特征的提取

图像 I(x,y)的 Gabor 特征为图像 I(x,y)与 Gabor 滤波器 $g(x,y,\lambda,\theta,\phi,\sigma,\gamma) = \exp(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}) \exp(i(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \phi))$ 的卷积:

$$Q(x,y) = I(x,y) * g(x,y,\lambda,\theta,\psi,\sigma,\gamma)$$

其中, $x'=x\cos\theta+y\sin\theta$, $y'=-x\sin\theta+y\cos\theta$; λ 为正弦函数波长; θ 为 Gabor 核函数的方向; ϕ 为相位移动; σ 为高斯函数的标准差; γ 为空间的高宽比。提取的图像特征向量分别为滤波后的均值、滤波后的标准差。图 2显示了对图 1(a)进行的四频率(0.5,0.25,0.125,0.1)、8 方向(0/8, π /8,2 π /8,3 π /8,4 π /8,5 π /8,6 π /8,7 π /8)相位变换后得到的滤波图像。



图 2 四尺度八方向二维 Gabor 值

2.3 颜色特征

颜色特征是计算机视觉领域中最常见的一种特征提取方法。在目标识别中,颜色是非常重要的信息,因为颜色特征不仅能够很好地表征目标本身的大小尺寸、运动方向等属性,而且其计算方法简单,易于实现,且具有良好的鲁棒性,所以本

文选取颜色特征作为其中一种特征的描述子。主要提取了 RGB颜色特征中的空间特征值、颜色特征的均值及标准差等 特征,以及 HSI 颜色特征中的空间特征值、颜色特征的均值 及标准差等特征。

3 本文方法

3.1 PCA 降维

HOG 特征向量的维度比较高,且存在大量的冗余信息,这些冗余信息会降低分类的速度,有些维度信息降低了识别的精度。利用 PCA 对 HOG 特征向量进行降维^[9]。实验表明利用 PCA 算法对 HOG 特征降维的效果比较明显,在不低于最低分类识别率的情况下,HOG 特征的维度从 3780 维降至 20 维^[9]。

假设 HOG 特征矩阵为 $Z(x_1,x_2,x_3,x_4,\cdots,x_i,\cdots,x_n)$, 其中第 i 个 HOG 特征向量为 $x_i \in R^n$;m 个 HOG 特征向量样本组成训练样本矩阵 $Z = \{x_1,x_2,x_3,\cdots,x_m\}$,其中的每一列代表一个样本维度。首先需要一个 N 个维度的投影向量 $W = (w_1,w_2,w_3,\cdots,w_N)$,将 Z 中的每一个行向量转换成为一个新的 HOG 特征维度向量 $Y = (y_1,y_2,y_3,\cdots,y_N)$,即:

$$Y_i = W^T Z_i \tag{6}$$

通过该方式可以使得 Y 尽可能地从 Z 中获取最大的方差。其中,Y,表示投影后的矩阵,Z_i \in R^m。假设 n 为投影向量 W 目标子空间的一个映射方向,映射后的均方差为:

$$\psi(W) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m} (W^{T}(U_{j} - \bar{x}))^{2}$$
 (7)

其中,m 为样本的个数, U_j 为第 j 个样本的特征向量,x为 m 个样本的平均特征向量,本文中 HOG 特征的平均特征向量 为 3780 维。对于 W 的求解,可以得到如下优化目标函数:

$$\xi = \operatorname{argmin} \psi(w')$$
 (8)

$$Y_{HOG\text{-}PCA} = W^{\mathrm{T}} Z_{HOG} \tag{9}$$

其中, Z_{HXG} 表示 HOG 特征向量, $Y_{HXG-PCA}$ 表示 HOG-PCA 特征向量,最优的 W 是由协方差矩阵的前 k 个最大特征值的特征向量组成,Z 的原始维度降低到C k 维。

3.2 最佳维度选择

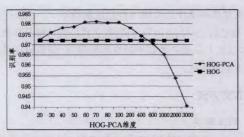
识别率和时间是衡量一个模型的重要指标,对 HOG 特征进行 PCA 降维,如表 1 所列。对 HOG 维度从 20-3000 维度做了 14 次实验,在满足划定最低识别率的情况下,选择出最低时间的维度,如图 3(b) HOG-PCA 维度与时间的关系,即采用 HOG-PCA 的最佳维度为 20 维,虽然比 70 维分类识别率有所降低,但是时间效率提高了 2.64 倍。

本实验环境为: Intel(R) core i5-3470 3. 2GHz, 内存为 4GB, 所需软件是 matlab R2012a, Microsoft Visual Studio 2010。

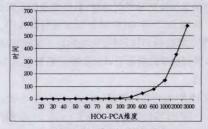
表 1 分类识别率、识别速度(s)与 HOG-PCA 维度列表

100	200	400	600	1000	2000	3000
0.9805	0.9779	0.9741	0.9704	0.9652	0.9539	0.9405
6.3044	17. 2851	46, 3199	77. 6345	148, 163	351, 8468	578.760

HOG-PCA 维度	20	30	40	50	60	70	80
分类识别率	0.9724	0.9759	0.978	0.9785	0.9808	0.981	0, 9804
识别速度	1,642	2,0537	2.5198	3, 4321	3, 9737	4. 3368	4, 7002



(a) HOG-PCA 维度与分类识别率的关系



(b) HOG-PCA 维度与时间的关系

图 3 HOG-PCA 维度与分类识别率和时间的关系

3.3 多种特征级联

如图 4 所示,这里输入的图像是 64×128 像素大小,分别 提取 Gabor 特征、颜色特征、HOG 特征,然后对 HOG 特征进 行 PCA 降维处理,并将降维后的 HOG 特征、Gabor 特征、颜 色特征进行级联,最终,HOG-PCA-Gabor-RGBHSI^{10]}级联生 成 108 维特征向量。



图 4 HOG-Gabor-RGBHSI 联合特征提取

4 实验结果

4.1 实验环境及数据库

主要采用 SVM 的径向基核函数进行分类,如果采用线性 SVM,其速度会有所提升,但是检测效果会很差。实验选择在 INRIA 数据集上进行。数据库包括训练集和测试集,64×128的训练集中有 2416 张包含行人的正样本以及 1218 张不含行人的负样本,负样本的大小要远大于 64×128;64×128 测试集中包括 1126 张正样本和 453 张不含行人的负样本,负样本的大小远大于 64×128。实验中对训练集 1218 张不含行人的背景图片进行密集扫描,截取得到 12169 张负样本,经过两次训练样本,将第一次训练样本获得的困难样本(把负样本误检测为正样本称为困难样本)加入到训练样本中进行第二次训练。两次训练一共得到正负样本集 18081 张。

4.2 实验步骤

该实验主要分为两步: a) 提取 HOG 特征,然后对 HOG 特征进行 PCA 降维; b) 提取颜色特征(RGB、HSI 特征)和 Gabor 特征,把 HOG-PCA、颜色特征、Gabor 特征级联为 108 维的特征。

4.3 实验结果及分析

实验过程中利用不同维度 HOG-PCA 对训练集进行描述,利用 SVM 的径向基核函数对样本进行分类,在实验过程中,根据表 1 与图 3(a)、(b),发现在 70 维时 HOG 的分类识

别率比没有降维时分类识别率提高了 1.02%, 冗余信息对HOG 的分类识别率有一定的干扰作用, 但是与实际的 HOG 特征的分类识别率差别不大。选择 20 维的分类识别率比 70 维时降低了 0.8%, 但是时间上提高了 2.64 倍。图 5 所示为HOG 特征降维前后的 DET 曲线对比图。如图 6 所示为HOG-PCA 特征、HOG-PCA-RGBHSI特征、HOG-PCA-RHG 特征经行对比图,从图中可以看出HOG-PCA-RHG 要优于其他 3 条曲线, 所以本文采用 HOG-PCA-RHG 对行人进行检测。图 7 示出用联合特征 HOG-PCA-RHG 对行人进行检测的结果, 显示对于单行人检测率达 100%, 对于多行人就会出现漏检或者误检测的情况。

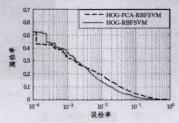


图 5 HOG-PCA 和 HOG 特征分类识别率 DET 曲线对比图

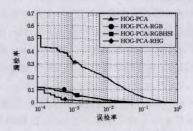


图 6 HOG-PCA、HOG-PCA-RGB、HOG-PCA-RGBHSI、HOG-PCA-RHG 4条 DET 曲线分类识别率从上到下经行对比图



图 7 本方法 HOG-PCA-RHG 检测结果示意图

结束语 实验结果表明,通过 PCA 将 HOG 特征从 3780 维度降低到了 20 维,在保证检测精度的情况下,分类的速度提高了 500 多倍。通过级联 HOG 特征、Gabor 特征、颜色特征对数据集进行训练,并在数据集上进行检测,实验结果表明。如图 7 所示,在 10⁻⁴时 HOG-PCA-RHG 比单一 HOG 特征识别率提高了 40%。由于利用 SVM 的径向基核函数进行分类检测,速度较慢,下一步将考虑利用交叉核支持向量机[11]或 adaboost 进行分类以进一步提高分类检测的速度。

参考文献

- [1] Haritaoglu I, Harwood D, Davis LS, et al. Real-time Surveillance of People and Their Activities [J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 809-830
- [2] Doll'ar P, Wojek C, Schiele B, et al. Pedestrian detection: an evaluation of the state of the art[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 743-761
- [3] Jia Hui-xing, Zhang Yu-jin. Summary of driver assistance systems based on computer vision pedestrian detection[J]. Automation Journal, 2007, 33(1):84-90(in Chinese) 贾慧星,章毓晋. 车辆辅助驾驶系统中基于计算机视觉的行人 检测研究综述[J]. 自动化学报,2007,33(1):84-90
- [4] Chen Yi-ru. Research and implementation of pedestrian detection algorithm based on vision[D]. Hangzhou; Zhejiang University, 2014 (in Chinese) 陈益如. 基于视觉的行人检测算法的研究与实现[D]. 杭州: 浙 江大学,2014
- [5] Wang Ning-bo. Pedestrian detection based on RGB-D [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013 (in Chinese)

- [6] Dalal N, Triggs B, Histograms of oriented gradients for human
 - detection[C]//Proc. IEEE CVPR, 2005:886-893

王宁波. 基于 RGB-D 的行人检测[D]. 杭州:浙江大学,2013

- [7] Dollar P, Wojek C, Schiele B, et al. Pedestrian detection: A benchmark[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009; 304-311
- [8] Benenson R, Omran M, Hosang J, et al. Ten Years of Pedestrian Detection, What Have We Learned? [M] // Computer Vision-ECCV 2014 Workshops, 2015:613-627
- [9] Wang Cheng-liang, Zhou Jia, Huang Sheng. Fast moving human detection based on Gauss mixture model and PCA-HOG[J]. Computer Application Research, 2012, 29(6); 2156-2160(in Chinese) 汪成亮,周佳,黄晟.基于高斯混合模型与 PCA-HOG 的快速运
- [10] Wang X, Han T X, Yan S. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling [C] // 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009: 32-39

动人体检测[J]. 计算机应用研究,2012,29(6):2156-2160

[11] Maji S, Berg A, Malik J. Classification using inter section kernel SVMs is efficient [C] // Proc. IEEE CVPR. 2008; 1-8

(上接第 256 页)

在关联规则挖掘中,令 b 位 minwise 哈希函数中的 b 为 1,分别对比了算法的准确率和召回率,实验结果如图 10 和 图 11 所示。从这两幅图中可以看出,当 $b=\frac{1}{2}$ 时,Odd 算法 在关联规则挖掘时的准确率和召回率都高于 b 位 minwise 哈 希函数。

结束语 集合的相似性计算是数据库、机器学习和信息 检索等研究领域的基础研究内容之一。为了提高数据摘要函 数的准确性及基于相似性的应用性能,本文提出了一种基于 数据摘要奇偶性的集合相似性近似算法。首先,应用 minwise 哈希函数得到两个变异集合;然后,用两个n位指示向 量来表示变异集合中的元素在指示向量中出现的奇偶性,并 基于这两个奇偶性向量来估计原集合间的 Jaccard 相似性;最 后,通过马尔科夫链和泊松分布两种模型对奇偶性数据摘要 进行了推导,并证明了这两种方法的等价性。Enron 数据集 上的实验表明,本文提出的奇偶性数据摘要算法与传统的 b 位哈希函数相比具有更高的准确性,并且在重复文档检测和 关联规则挖掘两种应用下具有更高的性能。

参考文献

- [1] Arasu A, Ganti V, Kaushik R. Efficient exact set-similarity joins [C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Very Large Data Bases, VLDB Endowment, 2006: 918-929
- [2] Xiao C, Wang W, Lin X, et al. Efficient similarity joins for nearduplicate detection[J]. ACM Transactions on Database Systems (TODS),2011,36(3):15-20
- [3] Manku G S, Jain A, Das Sarma A. Detecting near-duplicates for Web crawling[C]//Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web. ACM, 2007: 141-150
- [4] Zhao Qin-qin, Lu Kai, Wang Bin, SPCF: A Memory Based Collaborative Filtering Algorithm via Propagation [J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(3): 671-676(in Chinese) 赵琴琴,鲁凯,王斌. SPCF:一种基于内存的传播式协同过滤推 荐算法[J]. 计算机学报,2013,36(3):671-676

- [5] Koren Y, Bell R, Advances in collaborative filtering M. Recommender systems handbook. Springer US, 2011:145-186
- [6] Li Shu-kui. Research on Time series similarity problem [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008 (in Chinese) 李俊奎. 时间序列相似性问题研究 [D]. 武汉: 华中科技大学,
- [7] Feng Yu-cai, Feng Jian-lin. Incremental Updating Algorithms for Mining Association Rules[J]. Journal of Software, 1998(4): 301-306(in Chinese) 冯玉才,冯剑琳. 关联规则的增量式更新算法[J]. 软件学报, 1998,9(4):301-306
- [8] Stein B. Principles of hash-based text retrieval[C]//Proceedings of the 30th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, 2007:527-534
- [9] 凌康. 基于位置敏感哈希的相似性搜索技术研究[D]. 南京:南 京大学,2012
- [10] Indyk P. A small approximately min-wise independent family of hash functions [1]. Journal of Algorithms, 2011, 38(1):84-90
- [11] Broder A Z, Charikar M, Frieze A M, et al. Min-wise independent permutations [J]. Journal of Computer and System Sciences, 2010, 60(3): 630-659
- [12] Li P, König C. b-Bit minwise hashing [C] // Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, ACM, 2010: 671-680
- [13] Schuster E F, Philippou A N. The odds in some odd-even games [J]. American Mathematical Monthly, 1975, 82(6):646-648
- [14] Shetty J, Adibi J. The Enron email dataset database schema and brief statistical report[J]. Information Sciences Institute Technical Report, University of Southern California, 2004, 4(4): 210-
- [15] Yu Xiao-sheng, Hu Sun-zhi, Research on Eliminating Duplicate Records Based on SNM Improved Algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2016, 30 (4):91-96(in Chinese) 余肖生,胡孙枝. 基于 SNM 改进算法的相似重复记录消除[J].

重庆理工大学学报(自然科学),2016,30(4):91-96