

# 基于多尺度聚合通道特征的实时行人检测\*

李庆武<sup>1,2</sup> 仇春春<sup>1</sup> 俞楷<sup>1</sup> 周亮基<sup>1</sup>

(1. 河海大学物联网工程学院 常州 213022; 2. 常州市传感网与环境感知重点实验室 常州 213022)

**摘要:**行人检测是近年来计算机视觉领域的研究热点,如何有效且快速地检测行人仍是具有挑战性的课题。提出一种基于多尺度聚合通道特征的快速行人检测算法。设计一种能够充分包含图像颜色、梯度信息的聚合通道特征,采用一种快速多尺度特征估计算法计算图像的多尺度聚合通道特征,使用级联 Adaboost 分类器进行行人检测。实验结果表明,该文算法在标准行人检测库 INRIA 上测试结果的召回率和准确率与目前最优算法相当,但时间开销很小完全满足实时检测要求。

**关键词:**行人检测;多尺度聚合通道特征;快速特征计算;级联 Adaboost 分类器

**中图分类号:** TP391.4; TN391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Real time pedestrian detection based on multi-scale aggregation channel features

Li Qingwu<sup>1,2</sup> Qiu Chunchun<sup>1</sup> Yu Kai<sup>1</sup> Zhou Liangji<sup>1</sup>

(1. College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China;

2. Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou 213022, China)

**Abstract:** Pedestrian detection is a hot research topic in the field of computer vision in recent years, and how to effectively and quickly detect the pedestrian is still a challenging task. In order to solve this problem, a fast pedestrian detection algorithm was proposed, which is based on multi-scale aggregation channel feature. In this paper, we design a kind of aggregation of channel characteristics which fully contains the image color and gradient information, using a fast estimation algorithm to calculate multi-scale aggregation channel features of image, and using soft-cascaded Adaboost classifier to detect pedestrians. And the soft-cascaded Adaboost classifiers with multi-scale features are used to judge, getting its result input into the next level of classifier, and finally achieve the goal of pedestrian detection. The experimental results of the algorithm show similar recall ratio and precision ratio against state-of-the-art algorithms on INRIA test-set, but time is completely meet the requirements of real-time detection.

**Keywords:** pedestrian detection; multi-scale aggregation channel features; fast feature calculation; soft-cascaded Adaboost

## 1 引言

行人检测可以定义为:判断输入图片(或视频帧)中是否包含行人,如果有则给出位置信息。它是车辆辅助驾驶、智能视频监控和人体行为分析等应用中的第一步。随着我国智慧城市建设的大力开展,智能视频分析需求的亟需提高,行人检测系统实时性和鲁棒性的要求越来越高。由于行人外

观易受穿着、尺度、遮挡、姿态和视角等影响,行人检测一直是计算机视觉领域的研究难点与热点。

目前主流的行人检测算法主要包含两部分:目标特征描述子提取和分类学习。目标描述常用的特征有:Harr 小波变换<sup>[1]</sup>、形状特征<sup>[2]</sup>、ORB (oriented FAST and rotated BRIEF) 特征<sup>[3]</sup>、梯度方向直方图(histograms of oriented gradient, HOG)<sup>[4]</sup>以及颜色特征<sup>[5]</sup>等。上述特征都具有一定的局限性无

法全面地表述目标,很多学者对多种简单特征进行融合,从而对目标进行多角度表示,增强特征的抗噪声干扰能力。行人检测中常用的分类学习方法有 Adaboost(adaptive boosting)集成学习<sup>[6]</sup>、支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[7]</sup>等。近年来,诸多学者<sup>[8-10]</sup>将图像多尺度分析多方向分析理论引入行人检测算法中,在不同分辨率不同尺度中计算图像的特征,用多尺度特征对图像进行表示,此类表示方法包含丰富的图像信息能够对图像进行最优表示,基于该类方法的行人检测技术极大地提高了检测算法的准确率,降低了误检率。但此类算法要在不同尺度上计算图像特征,需要大量的时间开销而无法满足实际应用中的实时性要求。

本文提出一种基于多尺度聚合通道特征的实时行人检测算法,设计一种包含 10 个通道特征的聚合通道特征,该特征充分反映了图像的梯度信息(梯度幅值、梯度方向直方图)、颜色信息。采用一种多尺度特征的快速计算方法,将图像分解到金字塔结构中,每组金字塔内的多尺度特征仅需要计算一层图像的聚合通道特征,其他层的特征可通过该层扩展得到,大大降低了时间开销。采用级联 Adaboost 分类器对多尺度聚合通道特征分类,检测出图像中行人的位置。实验结果表明,本文算法与目前优秀的行人检测算法相比,不仅保证了检测的准确性与鲁棒性而且极大地降低了计算复杂度,检测速度达到 25FPS,完全满足视频监控中实时检测要求。

## 2 聚合通道特征

聚合通道特征<sup>[11]</sup>是聚合多类型通道特征得到的一种特征,从不用角度集成了多种特征的信息,能有效地描述行人的外观共性,并且具有准确性很高的空间定位性。给定一幅输入图像  $I$ ,其所对应的通道特征可定义为图像像素的某种线性或非线性变换的输出响应:

$$C = \Omega(I) \quad (1)$$

式中:  $\Omega$  代表图像的某种计算函数,  $C$  表示输出响应即通道特征。如,灰度图像  $C = I$ ,该通道特征即为灰度图像本身,灰度是最简单的通道。为了充分表达图像中的色彩和边缘这样具有较高判别性质的特征,本文选取 3 种类型 10 个通道的特征,分别为 LUV 空间的 3 个颜色通道、归一化的梯度幅

值、6 个方向的梯度直方图,然后使用平均池化<sup>[12]</sup>(mean-pooling)技术实现特征的聚合,即邻域内特征点求的均值作为新的特征点。

给定大小为  $M \times N$  的图像  $I$ ,提取该图像的 10 个通道,然后使用  $4 \times 4$  的池化窗口在每个通道特征图上进行无重叠滑窗,平均池化得到新特征。排列 10 个通道中的值,得到  $1 \times (|M/4| \times |N/4| \times 10)$  维的聚合通道特征向量  $V$ 。

## 3 快速多尺度聚合通道特征

### 3.1 多尺度聚合通道特征

利用高斯拉普拉斯算子(laplace of gaussian, 简称(LoG))描述该特征可以得到多尺度聚合通道特征。由于 LoG 与 Gauss 核具有如下关系:

$$\begin{aligned} \text{LoG}(x, y, \sigma) &= \sigma \nabla^2 G \approx \\ \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{\sigma(k-1)} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{即 } G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G。$$

因此,LoG 算子可以用高斯差分算子 DoG (Difference of Guassians)表示:

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] \otimes I(x, y) \quad (3)$$

LoG 金字塔构建是在金字塔每层进行 LoG 核的卷积,LoG 比 DoG 需要更多的加法和乘法运算。虽然 DoG 在每层金字塔需多做一次高斯操作,但通过减法取代 LoG 核的计算过程,可以显著减少运算次数。因此用 DoG 算子近似 LoG 算子,可以大大节省运算时间。

多尺度聚合通道特征,需要计算 DoG 金字塔上每组每层的聚合通道特征,  $C_s = \Omega(I_s)$ 。其中,第 1 组(Octave)的第 1 层是原始图片的聚合通道特征,往上的每一层是对其下一层进行变换,直观上看越往上越模糊,但每层分辨率一样,每组的层数  $s$  为 8,组内相邻尺度关系为:  $\sigma_{s+1} = \sigma_s \cdot 2^{-1/s} \approx 0.917\sigma_s$ 。组间是降采样关系,后一组是前一组的 1/4。其中组的个数  $N$  由图片的尺寸决定,如式(4)表示:

$$N = \max((\log_2(\min(\text{width}, \text{height}))) - o_{\min} - 3, 1) \quad (4)$$

式中:  $o_{\min} = 0$



### 3.2 快速特征金字塔

快速特征金字塔<sup>[13]</sup>的核心是用一种近似的方法,在可忽略的误差范围内根据当前尺度的聚合通道特征估计相近尺度上对应的聚合通道特征。原图  $I$  在  $s$  尺度下的图像记为  $I_s$ ,令  $R$  代表图像尺度变化的计算函数,即  $I_s = R(I, s)$ ,则在  $s$  尺度下图像的通道特征为  $C_s = \Omega(I_s)$ 。现阶段计算通道特征的主流的方法是根据当前图像的尺度直接计算特征,即  $C_s = \Omega(R(I, s))$ ,而忽略了原始尺度下的通道特征( $C = \Omega(I)$ )。本文使用一种近似的计算方法(式(5)):

$$C_s \approx R(C, s) \cdot s^{-\lambda_n} \quad (5)$$

式中:  $\lambda_n$  是每个通道函数  $\Omega$  对应的系数。定义特征  $f_n$  为通道  $C$  的加权和:

$$f_n(I) = \sum_{i,j,k} w_{i,j,k} C(i,j,k) \quad (6)$$

则:

$$\frac{f_n(I_{s_1})}{f_n(I_{s_2})} = (s_1/s_2)^{-\lambda_n} + \varepsilon \quad (7)$$

$\varepsilon$  为偏项

令:

$$\begin{cases} \mu_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_n(I_s^i) / f_n(I_1^i) \\ \mu_s = \alpha_n s^{-\lambda_n} \end{cases} \quad (8)$$

则根据  $\log_2 \mu_s = \log_2 \alpha_n - \lambda_n \log_2 s$ , 即可求出  $\lambda_n$ 。

快速特征金字塔建立的具体步骤:

1) 创建一个多尺度图像金字塔;

2) 每个组 (Octave) 的第一层通聚合道特征直接计算:  $C_s = \Omega(R(I, S))$ ,  $S \in \{1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \dots\}$ , 其中,  $S$  表示对应的组 (Octave);

3) 每个组 (Octave) 内其他层的通道特征通过下式估计:

$$C_s \approx R(C_s, s/S)^{-\lambda_n}$$

$$s \in \{1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \dots\}$$

式中:  $s$  表示组内对应的层数。

### 3.3 复杂度分析

使用快速特征金字塔可以显著提高计算特征的速度,时间消耗与其像素点的个数呈线性关系。

以尺寸为  $N \times N$  的图像为例,构造一个每组 (Octave) 包含  $M$  层的聚合通道特征的 DOG 金字塔的计算代价为:

$$\sum_{k=0}^{\infty} N^2 2^{-2k/M} = N^2 \sum_{k=0}^{\infty} (4^{-1/M})^k = \frac{N^2}{1 - 4^{-1/M}} \approx \frac{MN^2}{\ln 4} \quad (9)$$

本文中,每个组 (Octave) 只要直接计算一次通道函数,即  $M = 1$ ,时间消耗为  $4/3 N^2$ ,因此整个特征金字塔的计算时间只比计算一层所需时间多 33% 左右,特征金字塔中,每一组的层数一般取 8 ~ 12。本文中每一组的层数固定为 8,传统方法每一层实际计算的层数为 8,而采用快速特征金字塔,每一组的实际计算层数只有一层,根据式(9)计算速度可提升近一个数量级(中间层计算时间相对较小,可以忽略)。

## 4 基于多尺度聚合通道特征的实时行人检测算法

行人检测可以看成二分类问题,本文使用 AdaBoost<sup>[7]</sup> 分类器,因为目标只有“行人”和“非行人”两种情况,所以弱分类器可选用简单的二叉树结构。在现实的应用中,只靠一个强分类器难以保证检测的正确率,因此使用级联 (soft-cascade)<sup>[14]</sup> 结构的 AdaBoost 分类器来提高检测率,降低检测时间。

### 4.1 算法描述

对于一幅输入的待检测图像,利用快速特征金字塔算法计算其多尺度聚合通道特征;按照预定的步长(4 个像素点)对每个尺度上的聚合通道特征进行滑窗(32 × 16)获得检测块,并用 Hash 标记搜索框在每个通道下的相对位置;将检测块送入训练好的级联分类器分类;记录被判为候选窗的窗口坐标及得分;利用非最大值抑制法<sup>[15]</sup> (non-maximal suppression, NMS) 对分类得分进行重排序,去除重叠候选窗。定义相邻的两个行人候选窗口的重叠面积  $A$  与并集面积  $B$  的比值为  $\text{overlap}$ ,文中 NMS 将  $\text{overlap}$  作为判断准则,依次计算  $\text{overlap}$ ,当  $\text{overlap} > 0.5$  时,去掉分类得分较小的候选窗,直到没有  $\text{overlap} > 0.5$  为止。设定得分阈值(本文设定为

50) 对行人候选窗进行二次筛选, 输出行人检测结果, 得到最后的检测框。

## 4.2 算法步骤

本文算法流程框图如图 1 所示, 具体步骤如下:

假设待检测图像  $I$  为 RGB 图像, 则本文检测的步骤如下:

1) 根据式(4)计算特征金字塔的层数, 构建图像金字塔. 其中, INRIA 训练集得到的颜色, 梯度幅值, 梯度方向对应的系数  $\lambda_n$  分别为 0, 0.1158, 0.1158。

2) 利用快速特征金字塔算法提取聚合通道特征金字塔。

3) 对每个尺度的特征图进行滑窗 ( $32 \times 16$ ) 获得检测块, 将检测块送入训练好的 Adaboost 分类器进行分类。

4) 被分类为含有行人的检测块标记为行人的候选窗, 并记录每个候选窗的坐标和分类得分。

5) 去除重叠行人候选窗, 输出行人检测结果。

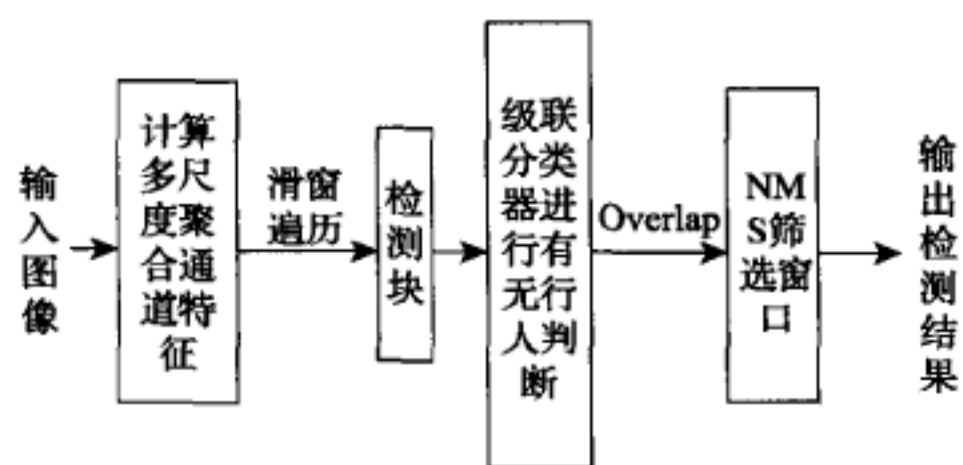


图 1 算法流程

Fig. 1 Flow block diagram of the algorithm

## 5 实验结果与分析

算法运行环境为内存: 4.00 GB, CPU: Intel (R) Core (TM) i5-2450M@2.5GHz 的笔记本; 程序代码使用 Matlab 2012b 版本编写。训练分类器的正样本在 INRIA 数据库选取, 负样本在 INRIA 数据库、Caltech 数据库选取, 正负样本大小都是  $128 \times 64$ 。实验采用的评价指标为检测率 (detection rate, DR), 误检率 (False positive rate, FPR), 综合评价指标<sup>[16]</sup> (F-score) 曲线和平均检测时间。其中, 综合评价指标是准确率

(Precision) 和召回率 (Recall) 的加权调和平均,  $P$  和  $R$  指标有时是矛盾的,  $F_1$  综合了  $P$  和  $R$  的结果, 当  $F_1$  较高时则说明实验方法比较理想。综合评价指标  $F_1$  的定义为:

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (10)$$

式中:  $P$  为准确率,  $R$  为召回率。

$$P = \frac{\text{检测到的正确行人人数}}{\text{检测到的行人总数}} \\ R = \frac{\text{检测到的正确行人人数}}{\text{测试集中实际行人人数}} \quad (11)$$

为了验证本文算法的有效性与实时性, 对比试验与经典的 HOG + SVM 检测算法<sup>[5]</sup> 和连续 3 年在 VOC 目标检测集上获得检测冠军的 DPM<sup>[17]</sup> 及其加速 DPM 算法<sup>[18]</sup> 进行对比。检测过程从 INRIA 数据库选取 733 幅图片, 其中行人数目为 666, 负样本数为 453。

表 1 给出了 4 种方法的检测率, 误检率和平均检测时间, 从表中可以看出, 本文算法检测率与当前优秀算法相近, 误检率降低很多。本文选用的特征子集成了颜色, 边缘等多种特征的信息, 有效地描述了行人的外观共性, 并且具有准确性很高的空间定位性, 因此检测率和误检率都得到了很好的效果。本文算法的平均检测时间最短, 检测一幅  $640 \times 480$  的 RGB 图像平均只需 0.048 3 s, 本文在计算特征时选用快速估计算法减少了时间消耗, 同时在检测时使用了级联分类器, 逐级剔除无效检测块加快检测速度, 因此检测速度得到很大的提高, 达到实时的要求。考虑到本方法如果用 C 语言编程, 会进一步降低检测时间, 所以对于 25 fps 帧率的视频完全可以实时处理。图 2 给出了 4 种方法的检测结果示例, 本文算法对视角, 遮挡等问题具有很好的抗干扰性。存在视角问题的图像, Hog 算法存在漏检情况, 即使检测出目标但得到的框不精确, DPM 及加速 DPM 算法相比于 Hog 算法只是精确度得到了提高, 本文算法检测的准确率及画框的精确度都得到了提高, 很好的克服了视角问题的干扰; 对于遮挡问题的图像, 后 3 种算法都能很好的解决, 但是本文算法错检框更少。图 3 给出了 4 种方法的 F-Measure 曲线,  $F_1$  值越大效果越好, 从图中可以直观的看出本文算法的综合性能更好。



表 1 4 种方法性能比较

Table 1 Performance comparison of four algorithms

方法	含有行人数 ( $M$ )	负样本数 ( $N$ )	正确检测数 ( $m$ )	错误检出数 ( $n$ )	检测率 DR (%)	误检率 FPR (%)	平均检测 时间/s
HOG + SVM	666	453	480	36	72.7	7.947	2.085 8
DPM	666	453	595	18	89.3	3.974	5.074 4
加速 DPM	666	453	601	15	90.2	3.311	0.270 3
本文算法	666	453	598	11	89.8	2.428	0.048 3

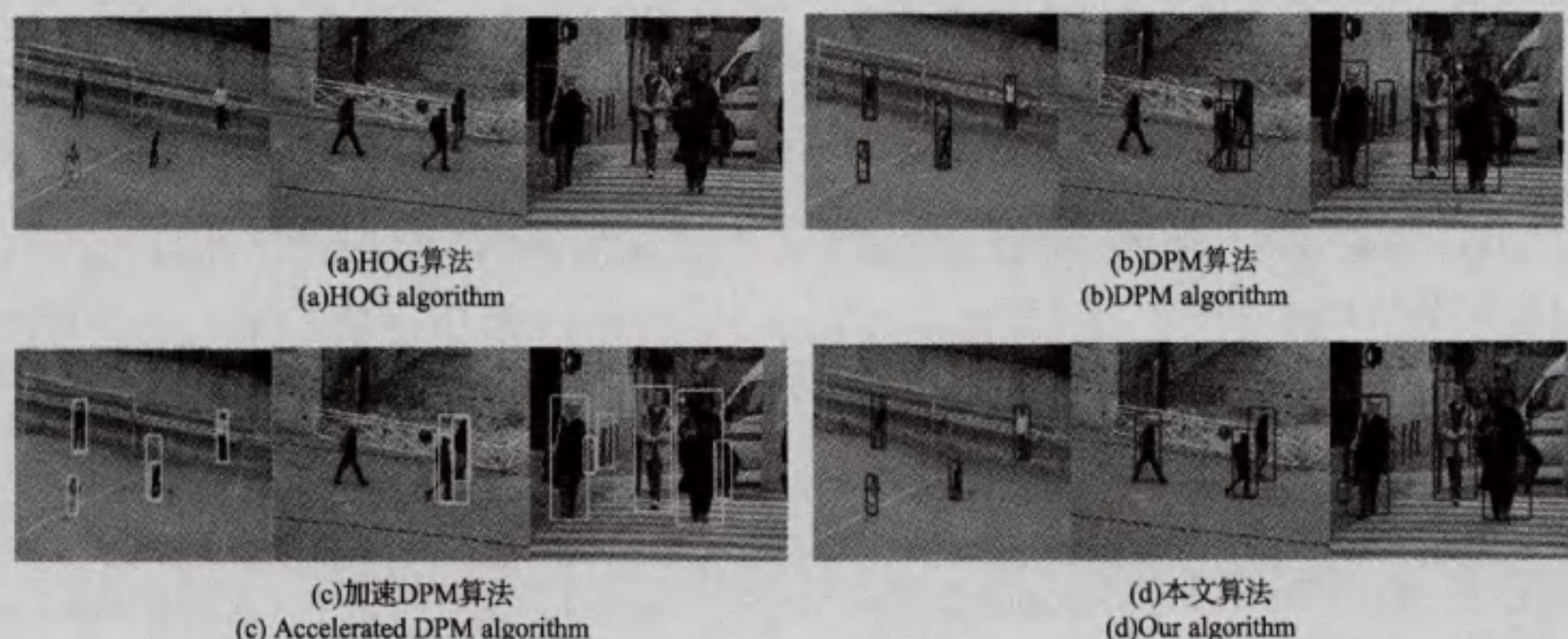


图 2 4 种方法检测结果示意

Fig. 2 Pedestrian detection effects of four algorithms

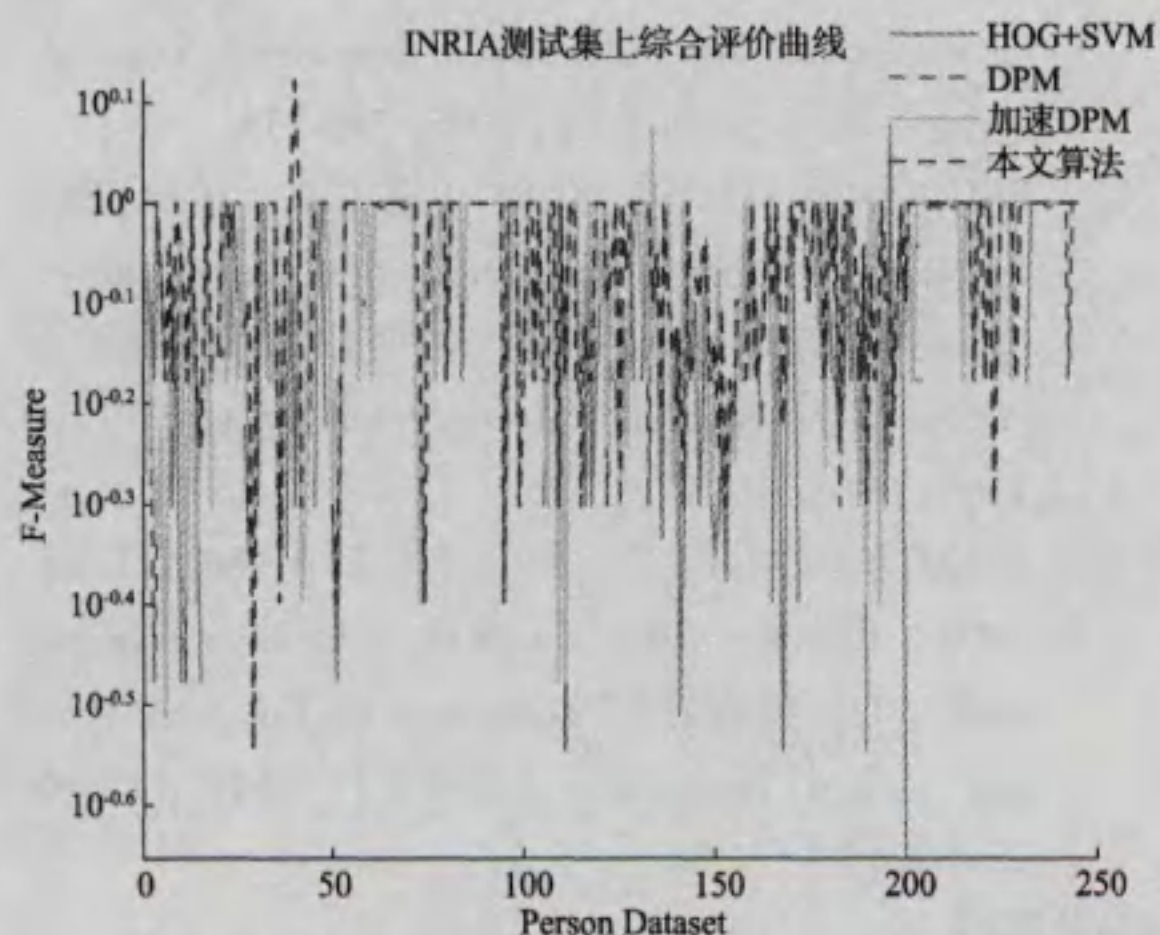


图 3 4 种方法的 F-Measure 曲线

Fig. 3 F-Measure curves of four algorithms

## 6 结 论

现阶段行人检测系统未能产品化的主要原因在于实时性和鲁棒性的限制,而行人检测的速度主要取决于特征提取和识别分类两个环节的计算复

杂度,本文提出了一种基于多尺度聚合通道特征的快速行人检测算法,主要从两个方面来提升检测速度:

- 1) 使用平均池化的方法聚合特征降低特征维数,同时使用快速估算方法加速计算特征;
- 2) 采用级联 Adaboost 分类器,能够排除大量无人区域带来的无效运算,从而提高检测速度。

实验表明本文算法在综合性能上检测正确率与加速 DPM 方法相近,但检测速度远高于后者,较好地实现了性能平衡。

实际情况采集的图像的复杂度远大于 INRIA 数据集,这里面有天气、光照、视角及遮挡的影响,发展实用行人检测系统是一个具有挑战性的课题,我们将从特征选取及高速组合分类器等多方面持续改善我们的算法。

## 参考文献

- [1] LA P, JONES M, SNOW D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, 2003: 734-741.



- [2] WU B, NEVATIA R. Simultaneous object detection and segmentation by boosting local shape feature based classifier[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE, 2007: 1-8.
- [3] 李小红, 谢成明, 贾易臻, 等. 基于 ORB 特征的快速目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(5): 455-460.
- LI X H, XIE CH M, JIA Y ZH, et al. Rapid moving object detection algorithm based on ORB features[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2013, 27(5): 455-460.
- [4] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE, 2005, 1: 886-893.
- [5] OTT P, EVERINGHAM M. Implicit color segmentation features for pedestrian and object detection[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2009: 723-730.
- [6] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of computer and system sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [7] ALONSO I P, LLORCA D F, SOTELO M Á, et al. Combination of feature extraction methods for SVM pedestrian detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 292-307.
- [8] 赵倩, 曹家麟, 胡越黎. 结合高斯多尺度变换和颜色复杂度计算的显著区域检测[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2): 405-412.
- ZHAO Q, CAO J L, HU Y L. Salient region detection based on Gaussian multi-scale transform and color complexity measure[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(2): 405-412.
- [9] 张静, 刘晓伟, 刘安安, 等. 基于多特征自适应融合的目标跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2013, 36(11): 30-33.
- ZHANG J, LIU X W, LIU AN AN, et al. Object tracking algorithm based on adaptive fusion of multi-feature[J]. Electronic Measurement Technology, 2013, 36(11): 30-33.
- [10] 李红岩, 毛征, 袁建建, 等. 一种基于算法融合的运动目标跟踪算法[J]. 国外电子测量技术, 2013, 32(12): 36-40.
- LI H Y, MAO ZH, YUAN J J, et al. Moving targets tracking algorithm based on algorithm-fusion[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2013, 32(12): 36-40.
- [11] YANG B, YAN J, LEI Z, et al. Aggregate channel features for multi-view face detection[C]. 2014 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). IEEE, 2014: 1-8.
- [12] BOUREAU Y L, PONCE J, LECUN Y. A theoretical analysis of feature pooling in visual recognition[C]. Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10). 2010: 111-118.
- [13] DOLLÁR P, APPEL R, BELONGIE S, et al. Fast feature pyramids for object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1532-1545.
- [14] BOURDEV L, BRANDT J. Robust object detection via soft cascade[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE, 2005, 2: 236-243.
- [15] BLASCHKO M B. Branch and bound strategies for non-maximal suppression in object detection[C]. Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 385-398.
- [16] GOUTTE C, GAUSSIER E. A probabilistic interpretation of precision, recall and F-score, with implication for evaluation[M]. Advances in information retrieval. Springer Berlin Heidelberg, 2005: 345-359.
- [17] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [18] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D. Cascade object detection with deformable part models[C]. 2010 IEEE conference on Computer vision and pattern recognition (CVPR). IEEE, 2010: 2241-2248.

## 作者简介

李庆武, 1964 年出生, 河海大学物联网工程学院教授。主要研究领域为数字图像处理、多尺度几何分析及其应用、水下信息感知、仿生信息处理等。

E-main: Li\_qingwu@163.com

Li Qingwu was born in 1964, professor in College of Internet of Things Engineering, HoHai University. His main research interests include digital image processing, Multiscale geometric analysis and application, water-information, and bio-information processing.

**仇春春**, 1990 年出生, 2013 年于河海大学获得学士学位, 现为河海大学在读硕士研究生。主要研究方向为行人检测与跟踪。

E-main: chunchun\_hehai@163.com

**Qiu Chunchun** was born in 1990, received B. Sc. from HoHai University in 2013, She is currently a M. Sc. candidate of HoHai University, Her main research interests include pedestrian detection and tracking.

**俞楷**, 1991 年出生, 2013 年于河海大学获得学士学位, 现为河海大学在读硕士研究生。主要研究方向为数字图像分析与处理。

E-main: 479101161@qq.com

**Yu Kai** was born in 1991, received B. Sc. from HoHai University in 2013. He is currently a M. Sc. candidate of HoHai University. His main research interests include digital image analysis and processing.

**周亮基**, 1989 年出生, 2015 年于河海大学获得硕士学位, 现为河海大学在读博士研究生。主要研究方向为数字图像处理及计算机视觉。

E-main: 793275617@qq.com

**Zhou Liangji** was born in 1989, received M. Sc. from HoHai University in 2015. He is currently a Ph. D. candidate of HoHai University. His main research interests include is digital image analysis and processing.