

基于双阈值运动区域分割的 AdaBoost 行人检测算法^{*}

李 伟¹, 何鹏举¹, 杨 恒², 陈 明¹

(1. 西北工业大学 自动化学院 测控技术与仪器工程系, 西安 710129; 2. 无锡泛太科技有限公司, 江苏 无锡 214000)

摘 要: 结合单目摄像机静止拍摄的视频序列使用背景差法或 AdaBoost 算法检测行人时分别存在易受噪声干扰或检测速度慢的问题, 提出一种双阈值运动区域分割的 AdaBoost 快速行人检测算法。首先建立背景帧, 利用前景帧与背景帧的差分图像拟合噪声曲线, 提取噪声与亮暗运动目标的阈值, 消除噪声, 分割出运动区域; 然后通过 AdaBoost 学习算法选择少量有效的 Haar-like 弱矩形特征构造强分类器; 最后在运动区域利用强分类器检测是否包含行人。实验结果表明, 该方法迅速缩小了检测范围, 加快了检测速度, 降低了误检率。

关键词: 双阈值运动区域分割; AdaBoost 学习算法; Haar-like 弱矩形特征; 强分类器

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)09-3571-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.099

AdaBoost pedestrian detection algorithm based on dual-threshold motion area segmentation

LI Wei¹, HE Peng-ju¹, YANG Heng², CHEN Ming¹

(1. Dept. of Measurement & Instrument Engineering, School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China; 2. Wuxi Fantai Technology Co., Ltd., Wuxi Jiangsu 214000, China)

Abstract: In view of the problem that the pedestrian detection in the video sequences from a monocular fixed camera was easily effected by the noise with background difference method or the detection speed was low with the AdaBoost algorithm respectively, this paper proposed a fast AdaBoost pedestrian detection algorithm based on dual-threshold motion area segmentation by combining AdaBoost with background difference. First, it setup background frame and the foreground frame subtracted it to get the differential image. It extracted the two thresholds between the fitted Gauss noise and the bright/dark motion target from the differential image, and then segmented out the moving areas. Second, it selected a small amount of available Haar-like weak rectangle features to integrate a strong classifier by the AdaBoost learning algorithm. Finally, it adopted strong classifier to judge if the moving areas included the pedestrians. Experimental results show that the algorithm not only reduces the detection range compared to the whole image range and accelerates detection, but also decreases the false alarm rate.

Key words: dual-threshold motion area segmentation; AdaBoost learning algorithm; Haar-like weak rectangle features; strong classifier

单目视频监控中的行人检测通常有两种方法,即基于背景差法的和基于统计学习的。前者先对图像背景进行建模,再利用前景与背景的差分图像分割出运动区域,通过行人的形状特征提取行人区域完成检测。后者采用模式识别的思想,将问题转换为两分类(有人或无人)问题,提取行人与背景的灰度特征值、边缘轮廓等作为特征向量,输入分类器判断是否为行人。实现两分类的分类器算法有神经网络、支持向量机(SVM)^[1]和自适应增强算法(AdaBoost)^[2-4]等。Viola 等人^[2]于2003年将 AdaBoost 算法应用到行人检测,结合图像的运动与外观两方面的特征信息建立行人模型,检测行人,达到了4FPS的检测速度。随后,很多研究者在优化特征提取^[1,3-6]、弱学习算法改进^[1,5]、加速 AdaBoost 检测^[2,7]等方面提出了各自的算法,不同程度地提高了行人检测的正确率和检测速度,降低了误检率。

进行行人检测。通常采用背景差法,但这种方法容受噪声的干扰,易将大面积噪声误识为行人区域,精度和稳定性不够^[8]。而使用基于 Haar-like 矩形特征的 AdaBoost 算法进行行人检测时,需要将矩形特征以任意尺度从待测图像的左上角逐像素遍历到右下角,消耗时间长,影响系统的实时性。考虑到待测图像序列中行人只占少数区域,大多数区域都是非行人区域,因此为了提高检测的速度和降低系统的误检率,本文提出一种基于双阈值运动区域分割的 AdaBoost 快速行人检测算法。首先利用双阈值动态分割法滤除高斯噪声,快速分割出行人运动区域;然后利用 AdaBoost 弱分类器集成的强分类器判断运动区域是否含有行人,具体流程如图1所示。

1 双阈值运动区域分割

本文针对中远距离下,单目摄像机静止时拍摄的视频序列

双阈值运动区域分割主要分为背景建模、差分图像的高斯

收稿日期: 2012-02-20; 修回日期: 2012-03-29 基金项目: 武器装备预研基金资助项目(2011DA090002C090002)

作者简介: 李伟(1980-),女,河南郑州人,博士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别;何鹏举(1961-),男,甘肃合水人,副教授,主要研究方向为网络化智能传感器、多传感器数据融合;杨恒(1972-),男,陕西西安人,博士(后),主要研究方向为嵌入式与物联网系统;陈明(1939-),男,江苏南京人,教授,博导,主要研究方向为测控技术传感器、惯性技术中新型惯性器件。

噪声参数拟合、运动区域分割三个部分。

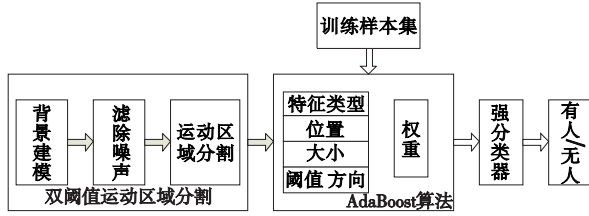


图1 双阈值运动分割的AdaBoost算法流程图

1.1 背景建模

背景图像可以是静止的,如道路、建筑物等,也可以是运动的,如摇晃的树木、光照的变化等。因此背景图像经常会随时间历经多种变化,这就需要建立一个鲁棒的背景模型。Gupte等人^[9]和袁基伟等人^[10,11]分别提出和改进了以帧差分图像为基础的背景提取算法,但提取出的背景图像仍会受到光照变化、枝叶晃动等环境的影响,并且对中远距离的行人检测效率不高。本文选用基于像素灰度统计特性的混合高斯模型(Gaussian mixture model, GMM)^[12],使用GMM中权值最大的高斯分布的均值组成背景图像,对场景中的光照变化、枝叶晃动等干扰具有较好的鲁棒性。

1.2 噪声曲线拟合^[11]

获取背景图像后,前景图像减去背景图像得出差分图像。差分图像的直方图体现的是噪声和运动目标的统计特性,因此将噪声滤除后就能正确地提取运动目标。直方图上,横坐标在零值附近的区域体现的是部分噪声的统计特性。左侧区域和右侧区域体现的主要是暗运动目标和亮运动目标的统计特性,因此,找出噪声与左、右两侧目标分布区的两个阈值,就能分割出运动区域。具体方法如下:

a) 先从直方图中找到噪声均值。通常认为噪声符合正态分布,且噪声的均值一般在0值附近。因此在 $[-10, 10]$ 区间寻找频数 $H(\mu)$ 最大时对应的 μ 。

b) 从均值处把噪声划分为左、右两部分,两部分采用两个正态分布形式,如式(1):

$$f = \begin{cases} f_l = (\sqrt{2\pi}\sigma_l)^{-1} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma_l^2} & x \leq \mu \\ f_r = (\sqrt{2\pi}\sigma_r)^{-1} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma_r^2} & x > \mu \end{cases} \quad (1)$$

其中: μ 为噪声均值, σ_l, σ_r 分别表示均值左右两部分噪声偏离均值的程度。那么就可得出直方图中的噪声曲线:

$$n = \begin{cases} n_l = k_l (\sqrt{2\pi}\sigma_l)^{-1} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma_l^2} & x \leq \mu \\ n_r = k_r (\sqrt{2\pi}\sigma_r)^{-1} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma_r^2} & x > \mu \end{cases} \quad (2)$$

由于噪声曲线为指数形式,采用对数变换将复杂的对数形式转换成较为简单的加和形式:

$$\ln n = \begin{cases} \ln(n_l) = a_l + b_l X^2 & (X = x - \mu) \leq 0 \\ \ln(n_r) = a_r + b_r X^2 & (X = x - \mu) > 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$a_l = \ln(k_l / \sqrt{2\pi}) - \ln(\sigma_l), b_l = -(1/2\sigma_l^2)$$

$$a_r = \ln(k_r / \sqrt{2\pi}) - \ln(\sigma_r), b_r = -(1/2\sigma_r^2)$$

c) 根据式(3),利用最小二乘法的多项式拟合和若干样本点求出噪声曲线中的未知参数 a_l, b_l, a_r, b_r ,进一步求出 $k_l, \sigma_l, k_r, \sigma_r$ 。由于直方图上横坐标在 μ 值附近的灰度频数受运动目标的影响很小,主要是噪声的统计特性。因此,选用 μ 值左侧的十组采样点 $((\mu-9, H(\mu-9)), (\mu-8, H(\mu-8)), \dots, (\mu-$

$1, H(\mu-1)), (\mu, H(\mu)))$ 对曲线 $\ln(n_i)$ 进行拟合,可以解出 k_l, σ_l 。 σ_l 表达式为

$$\sigma_l = \left(\frac{(\sum_{i=1}^{10} x_i^2)^2 - 10 \sum_{i=1}^{10} x_i^4}{20 \sum_{i=1}^{10} y_i x_i^2 - 2(\sum_{i=1}^{10} y_i) \cdot (\sum_{i=1}^{10} x_i^2)} \right)^{1/2} \quad (4)$$

同样,可用 $((\mu, H(\mu)), (\mu+1, H(\mu+1)), \dots, (\mu+8, H(\mu+8)), (\mu+9, H(\mu+9)))$ 这十组数对曲线 $\ln(n_r)$ 进行拟合,解出 k_r, σ_r 。

1.3 运动区域分割^[11]

左右两侧噪声曲线拟合后,就可以找到左右两侧噪声与运动目标的分割点。左阈值 T_l 为直方图横坐标 $x = \mu - 3\sigma_l$ 处向左第一个直方图的谷底,此时横坐标对应的灰度值表示与噪声最近的第一个暗目标出现的位置。右阈值 T_r 为直方图横坐标 $x = \mu + 3\sigma_r$ 处向右第一个直方图的谷底,此时横坐标对应的灰度值表示与噪声最近的第一个亮目标出现的位置。利用这两个阈值对差分图像进行分割,灰度值在 T_l 与 T_r 之间的为噪声像素,设为0,消除噪声的影响;灰度值在这两个阈值之外的为运动目标,设为1,得到二值图像。

消除二值图像边缘白色区域,和中间较小的不可能为行人的白色连通区域,筛选出的白色区域在原始图像对应位置分割出行人运动区域。

2 AdaBoost 行人检测算法

AdaBoost 算法以行人的边缘灰度特征为基础,按照分类错误率最小的原则迭代寻找最能区分行人与背景的特征向量。迭代过程中根据上次训练集的分类正确率,更新本次迭代的训练集的权重以达到改变数据分布的目的。该算法^[2,13,14]主要包括训练样本生成、特征提取、弱分类器训练、强分类器集成、测试样本检验。

2.1 训练样本生成

从视频序列中手工分割出行人图像和非行人图像,统一缩放成固定大小的尺寸,如 12×24 ,作为正、负训练样本集。

2.2 特征提取

对于中远距离下的视频序列,行人的分辨率比较低,无法提取出精确的外观特征,因此仍然沿用Viola等人^[2]在行人检测中使用的四个对称的矩形特征,和朱谊强等人^[13,14]扩充的四个非对称的矩形特征,如图2所示。

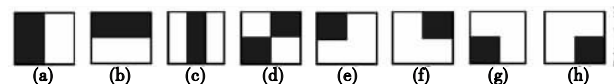


图2 行人检测使用的矩形特征

在对称矩形特征中,图2(a)(b)为2-矩形特征,能够检测边缘特征;(c)为3-矩形特征,能够检测线性特征,如躯干;(d)为4-矩形特征,能够检测特定方向(斜角)的特征,如运动的腿部、摆动的胳膊等;(e)~(h)为非对称矩形特征,主要检测行人肩部、脚部区域相对背景的灰度变化。

矩形特征由特征值定义(式(5)),用来描述矩形范围内行人区域灰度和与背景区域灰度和的对比度。特征值越大,说明对比越强烈,边缘特征越明显,越易检测出行人。

$$f(r) = |c \times \sum_{(x,y) \in S_B} i(x,y) - \sum_{(x,y) \in S_W} i(x,y)| \quad (5)$$

其中; $f(r)$ 表示某矩形特征对应的特征值; $i(x,y)$ 表示矩形区域内像素点 (x,y) 的灰度值; $\sum_{(x,y) \in S_B} i(x,y)$ 表示暗色区域即行人区域的灰度和, $\sum_{(x,y) \in S_W} i(x,y)$ 表示亮色区域即背景区域的灰度和; c 表示该矩形特征中亮色区域大小是暗色区域的倍数,当为2-矩形特征和4-矩形特征时, $c=1$;当为3-矩形的特征时, $c=2$;当为图2(e)~(h)的非对称矩形特征时, $c=3$ 。

这八类矩形特征称为特征模板,在不出样本图像范围的情况下,从样本图像的左上角以任意尺度遍历到右下角。每一个特征模板可以任意伸缩、移动,最后得出具有不同类型、尺寸、位置的 K 个矩形特征。特征模板每改变一次尺寸和位置,就求出该矩形特征在所有样本图像下的特征值, N 个样本图像,就有 N 个特征值。对于 K 个矩形特征,特征值矩阵为 $K \times N$ 。八个模板在 12×24 的样本图像内特征总数量为54 552个,数目庞大,且很多矩形特征对正负样本分类意义不大,因此需要一个特征选择算法从中选择对分类最有效的特征。AdaBoost 算法正具有此功能。

2.3 加权错误率最小的弱分类器选择算法

按照训练样本加权错误率最小的原则从庞大的矩形特征(K 个)中挑选出对分类最有效的 T 个特征作为弱分类器,供AdaBoost 算法进行强分类器的集成。

迭代之前先按照式(6)为每一个训练样本初始化权重。之后每迭代一次,训练样本的权重就更新一次,但训练样本的特征值矩阵是不变的。

$$w_{1,i} = \begin{cases} \frac{1}{2N_p} & \sum_{i=1}^N w_{1,i} = 1 \\ \frac{1}{2N_n} & \end{cases} \quad (6)$$

a) 求出所有矩形特征在当前权重分布下训练样本集的弱分类器,弱分类器的形式如下:

$$h(x, f, p, \theta): f_{i,j}(x) = \begin{cases} 1 & p_j v_j < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

其中; v_j 为第 j 个特征对应的所有样本求得的特征值; θ_j 为从第 j 个特征对应的所有特征值中寻找到的最佳的特征值作为阈值; $p_j \in \{-1, 1\}$ 表示不等式的方向, $p_j = -1$ 时, v_j 特征值大于阈值的所有样本对应的输出为1,其他为0; $p_j = 1$ 时, v_j 特征值小于阈值的样本对应的输出为1,其他为0。

对于每一个已确定位置、大小的矩形特征,按照特征值对所有训练样本集中的正负样本进行分类,取分类错误率最小的特征值作为对应的矩形特征的阈值 θ_j 。如果特征值大于该阈值的样本对应输出为1,那么不等式的符号方向 $p_j = -1$;否则 $p_j = 1$ 。这样,确定每个矩形特征在样本图像中的位置、大小、阈值和偏置方向后,就构成一个简单的分类器。因有 K 个矩形特征,那么一轮迭代后就生成 K 个弱分类器。

b) 对每个分类器求该特征下的分类加权错误率:

$$e_{i,j} = \sum_{i=1}^N q_{i,i} |f_{i,j}(x_i) - y_i| \quad j=1, 2, \dots, K \quad (8)$$

在所有训练样本中找到错误率最小值对应的特征值,即在该矩形特征下,按照这个特征值作为阈值对正负样本分类得到的错误率最小,且令 $\xi_i = \operatorname{argmin} e_{i,j}$ 。由该矩形特征(包括类型、位置与尺寸)、阈值以及分类的偏置方向共同构成本次迭代中最优的弱分类器。

c) 调整权重。加大错误分类样本的权重,减弱正确分类样本的权重。

$$w_{i+1,i} = w_{i,i} \beta_i^{1-\varepsilon_i} \quad i=1, 2, \dots, N \quad (9)$$

若 x_i 被 h_i 正确分类,则 $\varepsilon_i = 0$,权值减小;否则, $\varepsilon_i = 1$,权重增大。其中, $\beta_i = \frac{\xi_i}{1-\xi_i}$ 。权重更新后,进入下一轮迭代,求出新的权重分配下的最优弱分类器。如此循环,直到求出 T 个最优弱分类器。

2.4 集成强分类器

经过 T 次迭代后,获得了 T 个最优弱分类器 $h_1(x), \dots, h_T(x)$,每个弱分类器根据当时的权重分布具有不同的分类错误率,在强分类器中所占的权重也不同。分类错误率越小,对应的弱分类器在强分类器所占的比重越大。

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq 0.5 \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad \alpha_i = \ln \frac{1}{\beta_i} \quad (10)$$

利用强分类器检测一幅待测图像中的行人,相当于让所有弱分类器 $h_1(x), \dots, h_T(x)$ 投票,投票权值分别为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_T$,将加权投票结果与平均投票结果比较,若前者大于后者,说明该图像中有行人;否则,图像中无人。

由于弱分类器对于同一个人可能会检测出多次,因而需要对检测结果进行合并。对于边界有相交区域的检测结果,对其四个顶点分别取最小、最大值作为新的顶点,从而合成一个检测结果。

3 实验结果与分析

在PC机上设计一个行人检测仿真系统,硬件系统采用AMD 双核 CPU1.9GHz 处理器,内存1.9GB,软件使用 MATLAB R2009(a)版本。使用固定的摄像机在室外拍摄了两组中远距离(15~30 m)下的视频序列测试本文算法。摄像机采用200万像素,视频帧率为10FPS,每一帧分辨率为 320×240 。图3、4是两组场景下同型号摄像机拍摄的视频序列。场景1是第一个场景的第61帧,场景2是第二个场景的第933帧。经过背景建模得出的背景图像、前景图像、背景差法得出的差分图像见图3、4的(a)~(c)组图像。

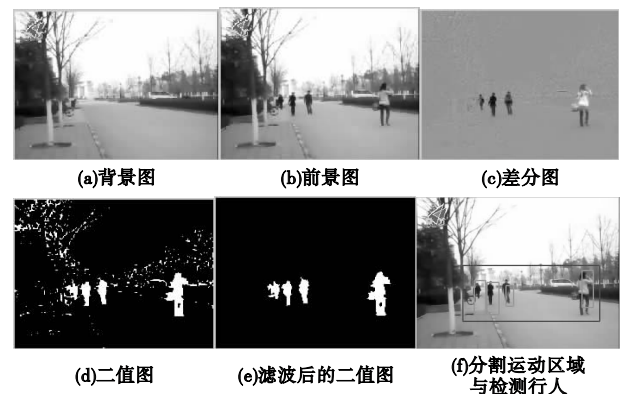


图3 场景1图像

对差分图像利用双阈值运动区域分割法求出这两帧图像的亮、暗噪声曲线的参数,以及与运动目标的阈值。得出阈值后,分割出运动区域,具体参数如表1所示,拟合出的高斯噪声曲线如图5所示。

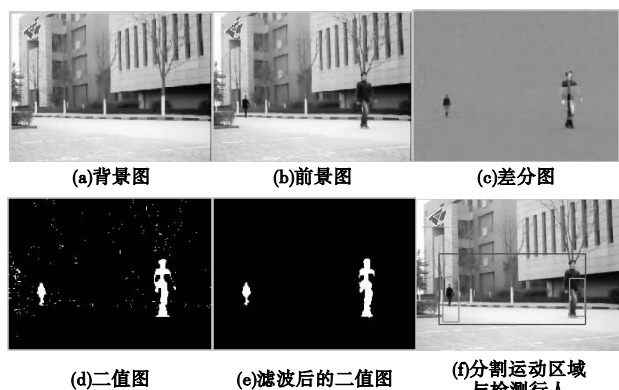


图4 场景2背景图像

表1 双阈值运动区域分割法求出的图像亮、暗噪声曲线参数

序列	μ	σ_l	k_l	T_l	σ_r	k_r	T_r
61 帧	0	3.678	3.24e+004	-12	4.623	9.83e+004	26
933 帧	0	3.982	5.06e+004	-21	4.212	8.88e+004	24

求出亮、暗噪声与运动目标之间的阈值后,就可以得出二值图像,如图3、4的(d)。二值图像中仍然存在杂点,利用数学形态学对它进行膨胀与腐蚀,得出只含运动区域的二值图像,如图3、4的(e)。在原图中对应分割运动区域,如图3、4的(f)中深色矩形框。这样,只需利用 AdaBoost 算法检测该运动区域中是否含有行人即可。

在 AdaBoost 算法中,采用 3 842 个训练样本,正样本数为 1 438,负样本数为 2 404。按照加权错误率最小的弱分类器学习算法训练得出 200 个弱分类器 $h_1(x), \dots, h_{200}(x)$,每个弱分类器包含特征类型、起始位置、尺寸、对应阈值、偏置方向和分类权值等六个属性。其误差曲线以及八个特征模板在 200 个弱分类器中的分布如图 6 所示。

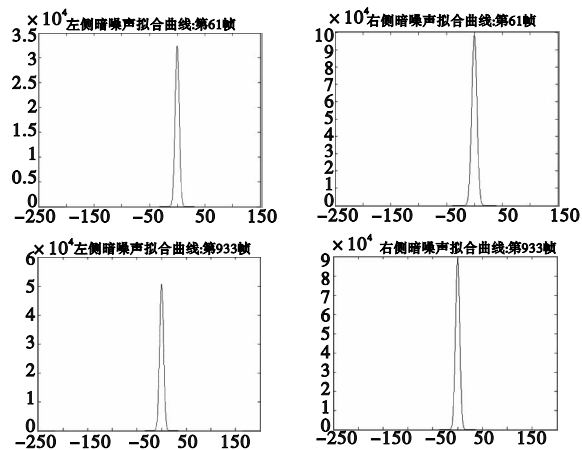


图5 场景1的第61帧、场景2的第933帧的亮、暗噪声曲线

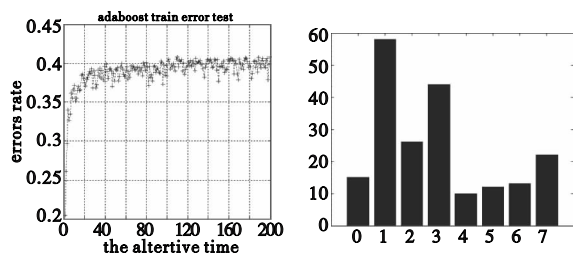


图6 200个弱分类器的误差曲线与矩形特征模板分布

利用训练出的 200 个弱分类器对运动区域进行检测。每更新一次待测子窗口,200 个弱分类器按照各自的特征类型、位置、尺寸求出特征值,与对应阈值比较得出初步分类结果;再

分别与相应的权重相乘求和($\sum_{i=1}^{200} \alpha_i h_i(x)$),集成为强分类器,其加权和比平均值($0.5 \sum_{i=1}^{200} \alpha_i$)大,说明图像中含有行人,用浅色矩形框标识出来,如图3、4的(f)所示。

如果只利用 AdaBoost 算法对场景 1 的第 61 帧进行检测,需要从待测图像的左上角逐像素遍历到图像的右下角,运行时间长,需要消耗 2.63 s 的时间,且图像大部分区域都是非行人区域,易将树木、路灯等矩形目标误识为行人,增大了系统的误检率,降低了系统的实时性。利用背景差法分割出运动区域后,只需在运动区域内搜索,检测范围缩小了很多,系统运行时间也缩短了,仅为 0.23 s,同时也降低了背景图像中疑似行人目标的干扰,如图3、4的(f)中浅色矩形框就是检测出的行人。图6也给出了人数变化、树木和骑车的情况下利用该算法检测行人的结果。



图7 利用本文算法在不同场景下检测行人

4 结束语

单目摄像机静止时,单独使用背景差法或 AdaBoost 行人检测算法都存在各自的问题、前者速度虽然快,但容易受外界环境的干扰,稳定性差;后者对环境变换具有一定的抗干扰能力,但算法复杂,检测速度较慢。因此,本文将两者结合,提出先建立背景图像模型,利用差分图像的双阈值分割出运动区域,再在运动区域内利用 AdaBoost 算法进行行人检测。最后仿真实验结果可得,该方法不仅能快速排除非行人区域,缩小检测区域,而且大大缩短了行人检测的时间,降低了误检率,在实际监控中具有一定的有效性。

参考文献:

- [1] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC:IEEE Computer Society,2005:886-893.
- [2] VIOLA P, JONES M J, SNOW D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance[C]//Proc of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Hingham, MA: Kluwer Academic,2003:734-741.

(下转第 3596 页)

(上接第 3574 页)

- [3] BO Wu, NEVATIA R. Simultaneous object detection and segmentation by boosting local shape feature based classifier [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]:IEEE,2007:1-8.
- [4] SABZMEYDANI P, MORI G. Detecting pedestrians by learning shapelet features[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-8.
- [5] BO Wu, NEVATIA R. Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by Bayesian combination of edgelet part detectors[C]//Proc of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC:IEEE Computer Society,2005:90-97.
- [6] BO Wu, NEVATIA R, YUAN Li. Segmentation of multiple, partially occluded objects by grouping, merging, assigning part detection responses[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC:IEEE Computer Society,2009:185-204.
- [7] ZHU Qiang, YEH Mei-Chen, CHENG Kwang-ting, *et al.* Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients[C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC:IEEE Computer Society,2006:1491-1498.
- [8] 常好丽, 史忠科. 基于单目视觉的运动行人检测与跟踪方法[J]. 交通运输工程学报,2006,6(2):55-59.
- [9] GUPTE S, MA SOUD O, MARTIN R F K, *et al.* Detection and classification of vehicles[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems,2002,(3):37-47.
- [10] 袁基炜, 史忠科. 一种快速运动目标的背景提取算法[J]. 计算机应用研究, 2004,21(4):128-129.
- [11] 袁基炜, 史忠科. 一种图像序列自动分割新方法[J]. 计算机工程与应用,2004(29):146-148.
- [12] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(8):747-757.
- [13] 朱谊强. 基于 AdaBoost 算法的实时行人检测系统[D]. 西安:西北工业大学, 2006.
- [14] 杨涛, 李静, 潘泉, 等. 基于场景模型与统计学习的鲁棒行人检测算法[J]. 自动化学报,2010,36(4):499-508.