

基于候选区域定位与 HOG-CLBP 特征组合的行人检测

尧佼*, 于凤芹

江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

摘要 基于方向梯度直方图(HOG)特征和局部二值模式(LBP)算子的行人检测算法采用滑动窗口搜索策略存在扫描区域过大和计算复杂的问题,存在的这些问题会导致检测速度慢。鉴于此,提出一种行人检测算法。首先,采用选择性搜索算法对目标区域进行定位,并将候选区域的高宽比限制在一定范围内以筛选无效窗口。然后,为了弥补 LBP 算子在纹理表达上的缺陷,引入完备的局部二值模式(CLBP)算子来提高纹理特征的表达能。接着,考虑到 HOG 特征和 CLBP 算子特征维数过高对分类器的识别能力产生影响,采用主成分分析的方法分别对 HOG 特征和 CLBP 算子进行降维,降维后再进行串联融合。最后,引入困难样本的挖掘过程训练支持向量机分离器,这可以使模型训练得更充分,进而降低误检率。在 INRIA 数据集上仿真结果表明,所提算法在识别率和识别速度上都有一定的提高。

关键词 图像处理; 选择性搜索; 行人检测; 完备的局部二值模式; 梯度方向直方图; 困难样本

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0210015

Pedestrian Detection Based on Combination of Candidate Region Location and HOG-CLBP Features

Yao Jiao*, Yu Fengqin

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

Abstract The pedestrian detection algorithm based on the histogram of orientation gradient (HOG) feature and the local binary pattern (LBP) operator adopts the sliding window search strategy. The scanning area is too large and the calculation is complex, which will cause the detection speed to be slow. In view of this, a pedestrian detection algorithm is proposed. First, a selective search algorithm is used to locate the target area, and the aspect ratio of the candidate area is limited to a certain range to filter out invalid windows. Then, in order to make up for the defects of LBP operator in texture expression, a complete local binary pattern (CLBP) operator is introduced to improve the expression ability of texture features. Then, considering that the dimensionality of the HOG feature and the CLBP operator is too high to affect the recognition ability of the classifier, the principal component analysis method is used to reduce the dimensionality of the HOG feature and the CLBP, respectively, and series fusion is conducted after dimension reduction. Finally, the mining process of hard examples is introduced to train the support vector machine classifier, which can make the model more fully trained and thus reduce the false detection rate. The simulation results on the INRIA dataset show that the proposed algorithm has a certain improvement in recognition rate and recognition speed.

Key words image processing; selective search; pedestrian detection; complete local binary pattern; histogram of

收稿日期: 2020-06-08; 修回日期: 2020-07-03; 录用日期: 2020-07-16

基金项目: 国家自然科学基金(61573168)、中央高校基本科研业务费专项(JUSPR51733B)

* E-mail: 1013836707@qq.com

oriented gradient; hard examples

OCIS codes 100.2000; 100.5010; 110.2970

1 引言

行人检测是计算机视觉领域中的一项关键技术,在视频监控、基于内容的图像(视频)检索、辅助驾驶^[1]与运动分析等领域有重要的应用价值。由于行人属于非刚性目标,其姿态和外表多变,因此在图像和视频检测中检测人体是一项具有挑战性的工作。目前,基于统计学习的检测方法是主流的研究方法之一,其主要任务集中在特征提取和分类检测两个方面。文献[2]提出的方向梯度直方图(HOG)特征是构建人体检测模型的最佳特征之一,此后多数行人检测算法^[3-5]都是以 HOG 特征为基础进行改进。文献[6]提出了 HOG 特征与局部二值模式(LBP)^[7]相融合的方法,并采用支持向量机(SVM)对特征进行分类检测,该方法可以提高检测精度,但融合后的特征维数过多且检测耗时。针对文献[6]的问题,文献[8-9]采用主成分分析(PCA)法对 HOG-LBP 特征进行降维,该过程只是提高了分类预测的速度,但特征提取的时间不变,说明检测速度没有明显改善。上述方法均采用了滑动窗口搜索策略在整幅图像上进行扫描,这会造成复杂度太高,而且会产生很多冗余区域,说明减少检测窗口的数量是提高检测效率的关键。文献[10-11]采用了二值化梯度规范特征(BING)方法^[12]中的目标候选区域算法对候选区域进行提取,该算法的计算速度很快,但随着交并比阈值的增大,召回率急剧下降,平均召回率很低。选择性搜索算法^[13]先基于区域的图像分割算法^[14]得到一些原始区域,采用多种特征相似度策略进行分层分组搜索,最终得到的检测率和召回率都很高。

基于以上分析,本文以文献[6]的行人检测算法为框架,提出一种基于候选区域定位与 HOG-CLBP 特征组合的行人检测算法,其中 CLBP 为完备的局部二值模式。首先采用选择性搜索策略定位图像中可能存在行人的候选区域并对其进行筛选,然后提取目标候选区域的 HOG 特征与 CLBP 特征^[15],最后采用 PCA 方法对特征进行降维,降维后串联融合特征并输入训练好的分类器中进行分类。采用所提算法对图像中可能存在目标的窗口进行检测,得到所提算法在保证识别率的基础上可以达到加速的目的。

2 基本原理

2.1 选择性搜索算法提取目标候选区域

选择性搜索算法提取目标候选区域的过程:在不同的颜色空间中,首先采用选择性搜索算法^[13]对图像进行超像素分割以创建初始区域;然后利用多种特征相似度策略对超像素进行贪婪融合,计算所有相邻区域的相似度;最后合并相似度最大的两个子区域,并计算结果区域和相邻区域之间的新相似度。重复对最相似区域进行分组的过程,直到整个图像变为单个区域。

采用基于区域的图像分割算法^[14]将图像用加权图的形式抽象化表示,相邻像素间的欧氏距离即为加权的欧氏距离,以最小生成树作为依据连接,确定初始分割区域即可获取具有相似特性的区域,但初始分割区域过于精细,难以获取完整目标。通过计算两两相邻区域在颜色、纹理、大小以及吻合度之间的相似度,并利用这些相似度对初始分割区域进行合并。各相似度的计算公式为

$$\left\{ \begin{array}{l} s_{\text{color}}(r_i, r_j) = \sum_{k=1}^{n_c} \min(c_i^k, c_j^k) \\ s_{\text{texture}}(r_i, r_j) = \sum_{l=1}^{n_t} \min(t_i^l, t_j^l) \\ s_{\text{size}}(r_i, r_j) = 1 - \frac{S(r_i) + S(r_j)}{S(i_T)} \\ s_{\text{fill}}(r_i, r_j) = 1 - \frac{S(B_{ij}) - S(r_i) - S(r_j)}{S(i_T)} \end{array} \right. , (1)$$

式中: i 和 j 表示两个区域的序号; $s_{\text{color}}(r_i, r_j)$ 、 $s_{\text{texture}}(r_i, r_j)$ 、 $s_{\text{size}}(r_i, r_j)$ 和 $s_{\text{fill}}(r_i, r_j)$ 分别表示相邻区域的颜色、纹理、大小和吻合度的相似度; r_i 和 r_j 表示图像中的不同区域; n_c 表示颜色直方图的个数; c_i^k 和 c_j^k 分别表示区域 r_i 和区域 r_j 的第 k 个颜色直方图; n_t 表示尺度不变特征变换(SIFT)^[16]特征的维数; t_i^l 和 t_j^l 分别表示区域 r_i 和区域 r_j 中 SIFT 特征的第 l 维特征值; $S(r_i)$ 、 $S(r_j)$ 和 $S(i_T)$ 分别表示区域 r_i 、区域 r_j 和整幅图像的尺寸; $S(B_{ij})$ 表示合并后区域外接矩形的尺寸。区域合并后需计算新区域的颜色直方图,表达式为

$$C_i = \frac{S(r_i) \times C_i + S(r_j) \times C_j}{S(r_i) + S(r_j)}, \quad (2)$$

式中: C_i 表示合并后区域的颜色向量; C_i 和 C_j 分别表示区域 r_i 和区域 r_j 的颜色向量。各区域间的相似度可表示为

$$s(r_i, r_j) = a_1 s_{\text{color}}(r_i, r_j) + a_2 s_{\text{texture}}(r_i, r_j) + a_3 s_{\text{size}}(r_i, r_j) + a_4 s_{\text{fill}}(r_i, r_j), \quad (3)$$

式中: a 表示相似度度量, 此时 a 值均为 1。

2.2 候选区域筛选

针对行人目标的检测, 由行人的外观形状特点可知, 包含行人的候选区域的高度和宽度具有固定的比例关系, 因此不必考虑高宽比的变化。通过将候选区域的高宽比限制在一定的范围内来筛选候选窗口, 可以进一步减少无效窗口的数量, 表达式为

$$G(x, y) = \sqrt{[H(x+1, y) - H(x-1, y)]^2 + [H(x, y+1) - H(x, y-1)]^2}, \quad (5)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left[\frac{H(x, y+1) - H(x, y-1)}{H(x+1, y) - H(x-1, y)} \right], \quad (6)$$

式中: G 、 θ 和 H 分别表示梯度幅值、梯度方向和像素值; (x, y) 表示图像中的像素点坐标。

3) 将目标窗口分成互不重叠且大小相同的细胞单元, 然后计算每个细胞单元的梯度信息, 将像素的梯度方向在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的角度范围内平均分为 9 个区间并对其进行直方图统计。

4) 将几个细胞单元组合成块, 对组合成块的梯度直方图采用 L_2 常规范数进行归一化处理, 表达式为

$$V_1 = \frac{V}{\sqrt{\|V\|_2^2 + \epsilon^2}}, \quad (7)$$

式中: V_1 和 V 分别表示归一化后和未经归一化的描述子向量; $\|V\|_2$ 表示 V 的 2 范数; ϵ 表示无穷小的常数。

2.4 CLBP 特征提取

当图像背景较为复杂时, 仅描述梯度信息的 HOG 特征, 而且分类器的稳健性较差, 不能得到较好的检测效果, 而 CLBP 算子^[15]与 HOG 特征融合后可以显著提高检测性能。CLBP 算子的局部区域由其中心像素和局部差分符号幅度变换来表示。中心像素在全局阈值化后, 即 CLBP_Center(CLBP_C), 采用二进制字符串对其进行编码。将局部差分符号幅度变换分解为差值符号和差值幅度两个互补的结构成分, 即 CLBP-Sign(CLBP_S) 和 CLBP-Magnitude(CLBP_M), 并对

$$\mu_1 \leq \frac{h}{w} \leq \mu_2, \quad (4)$$

式中: h 和 w 分别表示候选窗口的高度和宽度; μ_1 和 μ_2 分别表示高宽比的下限和上限, 此时 $\mu_1 = 2.13$, $\mu_2 = 3.80$ 。

2.3 HOG 特征提取

HOG 特征^[2]是一种基于形状边缘特征的描述算子, 广泛用于行人检测, 其构建过程主要分为以下几个步骤。

1) 对检测窗口进行颜色空间归一化, 以减少由光照及背景带来的影响。

2) 使用一维离散微分模板 $[-1 \ 0 \ 1]$ 和 $[-1 \ 0 \ 1]^T$ 对图像进行水平和垂直方向上的梯度运算, 可以得到梯度幅值和梯度方向, 表达式为

其进行编码。对于图像上的某个像素点 (x_c, y_c) , 则

$$\begin{cases} x_{\text{CLBP_C,P,R}}(x_c, y_c) = S(g_c - g_N) \\ x_{\text{CLBP_S,P,R}}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c) 2^p \\ x_{\text{CLBP_M,P,R}}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} S(D_p - D_c) 2^p \end{cases}, \quad (8)$$

其中

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: P 表示中心点像素邻域内的采样点个数; R 表示邻域半径; g_c 表示中心点的像素灰度值; g_p 表示第 p 个与中心点相邻像素点的灰度值; N 表示窗口数; g_N 表示在中心点不断移动时关于 g_c 的灰度均值, $g_N = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} g_n$; $D_p = |g_p - g_c|$; D_c 表示幅度均值, $D_c = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} |g_p - g_c|$; $x_{\text{CLBP_C,P,R}}(x_c, y_c)$ 表示局部窗口的差值符号特征; $x_{\text{CLBP_M,P,R}}(x_c, y_c)$ 表示局部窗口的差值幅度特征; $x_{\text{CLBP_S,P,R}}(x_c, y_c)$ 表示中心点像素反映的灰度信息。

旋转不变的均匀模式用 $x_{\text{CLBP_C,P,R}}^{\text{riu2}}$ 、 $x_{\text{CLBP_S,P,R}}^{\text{riu2}}$ 和 $x_{\text{CLBP_M,P,R}}^{\text{riu2}}$ 来表示, 对应应有 2 、 $P+2$ 和 $P+2$ 个旋转不变的均匀模式, 所以通过 $x_{\text{CLBP,P,R}}^{\text{riu2}}$ 可得到 $2(P+2)^2$ 维特征向量。由文献^[15]可知, 不同的邻

域尺寸会影响纹理分类的准确性,当 P 值增大时, $x_{CLBP_M,P,R}(x_c, y_c)$ 容易产生不均匀模式, $x_{CLBP_S,P,R}(x_c, y_c)$ 对局部窗口的模糊作用增强,导致可区分性降低,故实验选取 $P=8, R=1$ 。采用串联方法融合上述三种局部纹理特征直方图,即 CLBP_S/M/C, 可以提取到 200 维特征向量,说明该方法对纹理分类的准确性较高,可区分性最优。

2.5 SVM 分类器训练

行人检测可以看作一个二分类问题,使用 SVM^[17] 对图像进行分类以判断图像中是否存在行人。为了提升分类效果,训练过程中挑选困难负样本来降低误检率,表达式为

$$H(\beta, M) = \{(x_m, y_m) \in M | y_m \cdot \beta(x_m) < 1\}, \quad (10)$$

式中: x_m 表示第 m 个样本的特征向量; y_m 表示第 m 个样本的标签; M 表示总样本数; $\beta(x_m)$ 表示 x_m 的判别模型; $H(\beta, M)$ 表示被错误分类或离分界面近的样本。在初始样本集上生成初始模型以挖掘困难负样本,将错误分类后的样本加入初始样本集中并对模型进行更新,可以得到更好的判别模型。

3 算法实现步骤

基于候选区域定位与 HOG-CLBP 特征组合的行人检测算法流程如图 1 所示。

算法的具体实现步骤如下。

1) 输入训练图像,将图像的尺寸归一化为 $64 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$,采用(5)式和(6)式在水平和垂直方向上计算 HOG 特征。选取尺寸为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 作为一个细胞单元,每 2×2 个细胞单元组成一个区间块,窗口移动步长为 8 pixel ,则梯度方向分为 9 个区间。采用(7)式归一化区域块内的 HOG 特征向量,可以提取到 3780 维特征,采用 PCA 算法^[9] 来获取低维特征,特征维数由实验确定。

2) 设置 $P=8, R=1$,采用(8)式计算得到 200 维 CLBP 特征向量,采用 PCA^[9] 算法来获取低维特征,特征维数由实验确定。

3) 将分别降维后的 HOG 特征和 CLBP 特征串联融合,并输入 SVM 中得到初始模型。进入再训练阶段,采用(10)式以迭代的方式挖掘困难负样本并添加到训练样本集中更新模型。

4) 输入测试图像,采用选择性搜索策略中基于

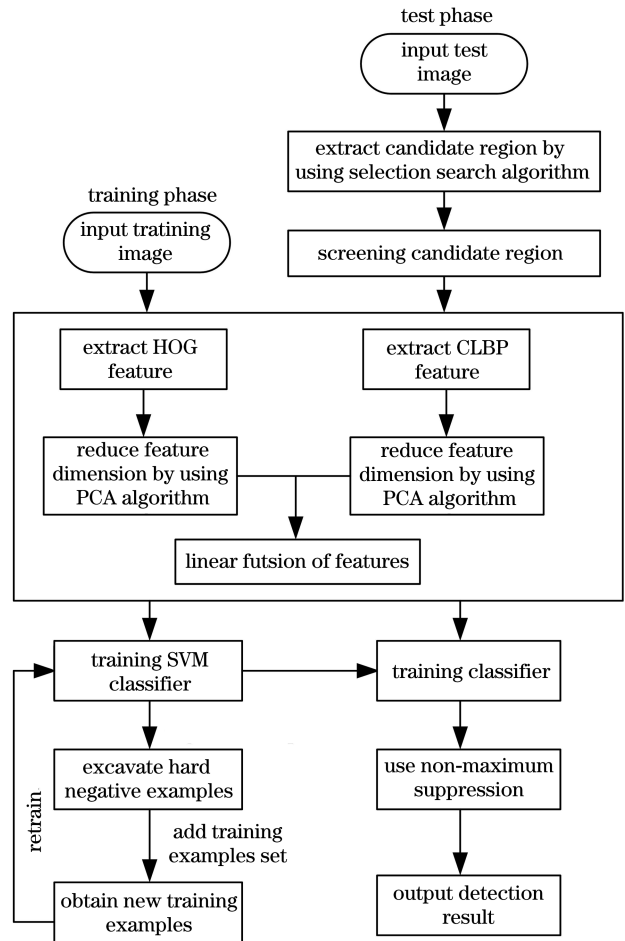


图 1 所提算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

区域的图像分割算法生成初始区域,采用(3)式计算各区域的相似度,合并相似度最大的区域以生成目标候选窗口。

5) 将目标候选窗口的高宽比限制在 $2.13 \sim 3.80$ 之间,进一步排除无用窗口,从而得到最终的行人候选区域。

6) 在行人候选区域中提取 HOG 特征和 CLBP 特征,分别降维后对其进行串联融合。

7) 利用训练好的分类器对候选区域进行检测以获取行人的位置,并使用外接矩形框来标记。

8) 窗口按照分类器的分数进行排序,使用非极大值抑制将重复率超过 70% 的窗口删除。

4 实验结果与分析

4.1 候选区域生成

实验运行平台为 Inter(R) Core(TM) i5-3320M CPU @ 2.60 GHz, 4.00 GB 的 RAM, 64 位操作平台,使用的软件为 MATLAB R2017a。为了测试所提算法的性能,在 INRIA 行人图像数据库中

进行实验,该数据库中覆盖不同环境下姿态各异的行人,其是行人检测领域中公认的标准数据库之一。采用选择性搜索算法提取行人候选区域的参数,确定初始分割区域 $K=50$,合并策略为“C+T+S+F”,使用 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间对目标与背景进行有效区分,其中 C 为颜色、T 为纹理、S 为大小以及 F 为吻合度。图 2(a)为采用选择性搜索策略生成的候选窗口,图 2(b)为通过设置

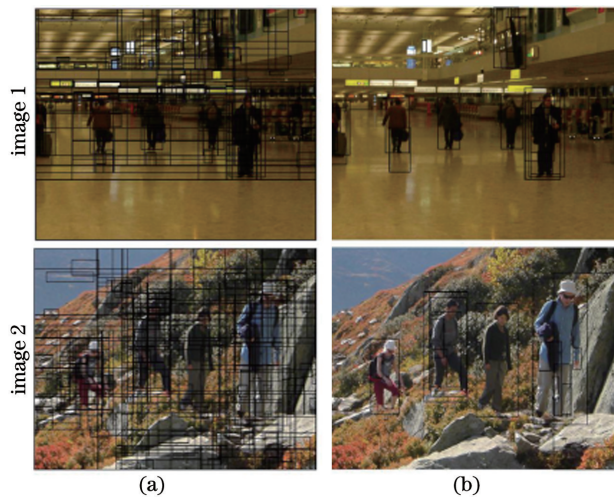


图 2 不同方法生成的候选区域窗口。(a)选择性搜索策略;(b)限制高宽比

Fig. 2 Candidate region windows generated by different methods. (a) Selective search strategy; (b) restriction of aspect ratio

候选窗口的高宽比在一定范围内后得到的最终候选区域窗口。

从图 2(a)可以看到,选择性搜索算法能够生成数量较少而且召回率较高的目标区域,而且每一个候选窗口的尺寸远小于原始图像,这大大减少无效窗口的数量,并且所提算法可有效地适应图像中多个尺度的检测识别^[18]。从图 2(b)可以看到,限制行人候选窗口的高宽比可进一步筛选无效窗口,使后续分类识别的效率更高,与传统的滑动窗口在原始图像上使用不同尺度且不同大小的滑窗进行扫描以获取目标位置的方法相比,所提算法可以缩小搜索范围,检测速度明显改善。

4.2 特征维数选取

高维的 HOG 特征向量和 CLBP 算子中存在大量的冗余信息,直接串联融合不仅给分类速度带来极大的负担,甚至降低识别率。利用文献[9]的主成分分析法分别对 HOG 特征和 CLBP 算子进行降维,降维后的 HOG 特征和 CLBP 算子分别表示为 PCA-HOG 和 PCA-CLBP,降维后的结果如表 1 和表 2 所示。对 PCA-HOG 和 PCA-CLBP 的分类识别能力进行对比,在满足最低识别率的条件下,选取所用识别率最佳和时间最短的维度。不同维度与识别率和时间关系如图 3 和图 4 所示。从图 3 和图 4 可以看到,PCA-HOG 特征的最佳维度为 30 维,PCA-CLBP 特征的最佳维度为 4 维。

表 1 PCA-HOG 在不同的维度下的识别率和识别速度

Table 1 Recognition rate and recognition speed of PCA-HOG in different dimensions

PCA-HOG dimension	20	30	40	50	60	80	100	200	300
Recognition rate	0.8900	0.9207	0.9208	0.9199	0.9211	0.9227	0.9186	0.9183	0.9181
Time /s	0.1290	0.1400	0.1670	0.3530	0.5640	0.7660	1.5070	2.0330	4.3040

表 2 PCA-CLBP 在不同维度下的识别率和识别速度

Table 2 Recognition rate and recognition speed of PCA-CLBP in different dimensions

PCA-CLBP dimension	1	2	3	4	5	7	10	20	30
Recognition rate	0.7629	0.7794	0.7964	0.8023	0.8023	0.8029	0.7951	0.7950	0.7948
Time /s	0.1103	0.1157	0.1209	0.1252	0.1467	0.1955	0.2534	0.5684	0.9430

4.3 性能评价

评价指标采用 DET(Detection Error Tradeoff) 曲线来评价行人目标的检测结果^[19]。图 5 为所提算法与一些传统算法的对比结果。从图 5 可以看到,所提算法的平均漏检率为 36%,相较 Pls^[20]、HOG^[2] 和 HOG-LBP^[6] 算法可以取得 4 个百分点、10 个百分点和 3 个百分点的提升,同时表明 CLBP

算子相较于 LBP 算子能够更好地提取图像的纹理特征;大多数漏检率相同的情况下,所提算法的误检性能相较于 Pls、HOG-LBP、HOG 有所提升;由于实验着重在保证算法精度的基础上提升检测速度,与 pAUCBoost^[21] 算法相比精度有所不及。

图 6 为所提算法在部分图像上的检测结果。从图 6 可以看到,所提算法可以检测到大部分行人所

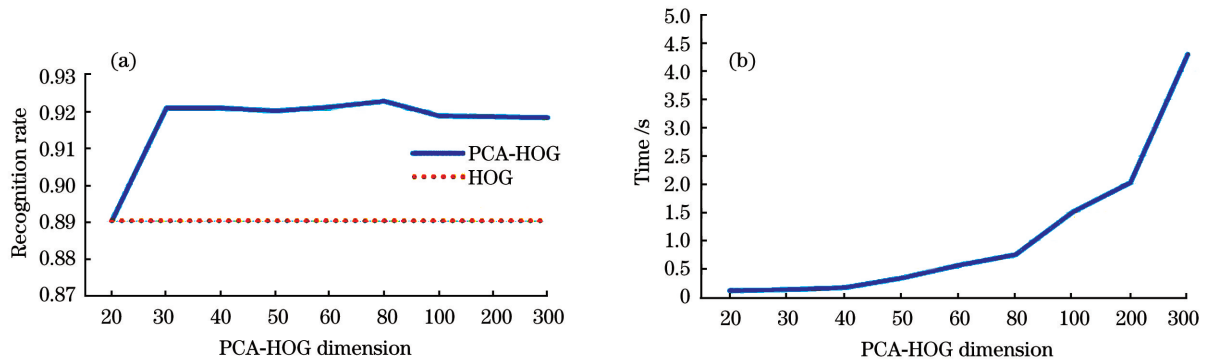


图 3 PCA-HOG 在不同维度下的识别率和时间。(a) 识别率; (b) 时间

Fig. 3 Recognition rate and time of PCA-HOG in different dimensions. (a) Identification rate; (b) time

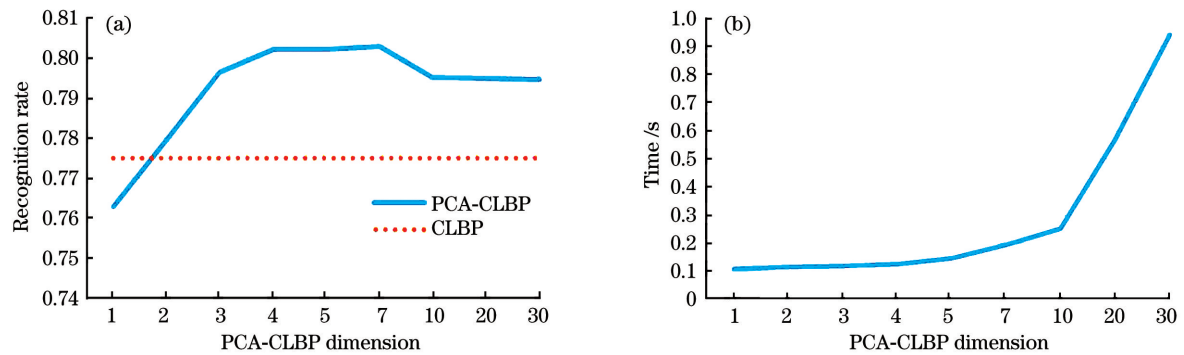


图 4 PCA-CLBP 在不同维度下的识别率和时间。(a) 识别率; (b) 时间

Fig. 4 Recognition rate and time of PCA-CLBP in different dimensions. (a) Identification rate; (b) time

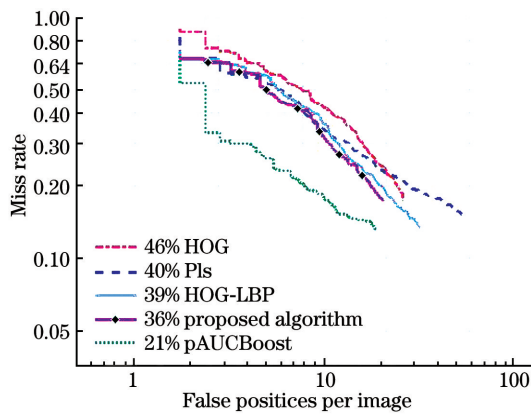


图 5 不同算法的 DET 曲线对比图

Fig. 5 Comparison of DET curves of different algorithms



图 6 所提算法在部分图像上的检测结果

Fig. 6 Detection results of proposed algorithm on some images

在的区域, 尽管未能准确地分离出每一个行人目标, 但从检测结果上来看, 该算法基本能够满足行人检

测的要求, 可以达到一般场景下行人检测与定位的目的。

为了对所提算法进行量化分析, 表 3 为所提算法与部分算法的识别率和识别速度。识别率的表达式为

$$I = \frac{x_{TP}}{x_{TP} + x_{FN}} \times 100\%, \quad (11)$$

其中: I 表示算法识别率; x_{TP} 表示判断为正样本实际为正样本的个数; x_{FN} 表示判断为负样本实际为正样本的个数。 x_{TP} 与 x_{FN} 的和为样本总数。

表 3 不同算法的识别率和识别速度

Table 3 Recognition rate and recognition speed of different algorithms

Algorithm	Recognition rate / %	Test time per image / s
Ref. [2]	89.00	8.560
Ref. [6]	94.70	3.500
Ref. [10]	90.10	0.008
Ref. [11]	75.34	0.460
Ref. [22]	93.50	7.200
Ref. [23]	93.60	3.870
Proposed algorithm	96.70	1.960

从表 3 可以看到,在识别率方面,所提算法相较于文献[2]、文献[6]、文献[10]、文献[11]、文献[22]和文献[23]分别提升 7.7 个百分点、2 个百分点、6.6 个百分点、21.36 个百分点、3.2 个百分点、3.1 个百分点,在保证识别率的基础上可以通过选择性搜索策略代替滑动窗口搜索策略来提升识别速度;在识别速度方面,所提算法比文献[2]提高 4 倍以上,比文献[22]提升 3 倍以上,与文献[6]和文献[23]相比有明显提升,但与文献[10]和文献[11]相比,所提算法的识别速度存在明显不足,原因在于文献[10]和文献[11]仅利用位运算以及少量加法和乘法运算就能完成分类。

5 结 论

基于 HOG-LBP 特征的行人检测算法在整幅图像上利用滑动窗口进行穷举搜索,这会产生大量的冗余区域,并且检测速度慢。鉴于此,引入选择性搜索策略快速生成行人目标候选区域,并根据行人具有的固定高宽比这一特点,可以有效地降低无效窗口的数量,为后续的行人检测识别工作提供基础。与通过改变窗口的尺寸来适应图像中不同尺度行人的方式相比,选择性搜索算法中基于图的区域分割算法和合并策略可以有效地适应图像中多个尺度行人的检测识别。为了弥补 LBP 算子在纹理表达上的缺陷,采用 CLBP 算子提取纹理特征,相比 LBP 在表达纹理结构时只考虑差值符号的特点,CLBP 算子可以同时考虑差值幅度和中心像素,而且纹理表达得更充分。采用 PCA 算法获取低维的 HOG 特征和 CLBP 特征,在保证准确性的前提下可以减少 SVM 的分类负担,提高算法的识别速度,训练 SVM 的过程中引入困难负样本的挖掘过程优化模型以降低误检率。实验结果表明,在保证识别率的基础上,所提算法在识别速度上有明显的提升。所提算法针对遮挡情况的行人检测问题,仍需要进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Zhuge L N, Zhang L. Random ferns classifier for pedestrian detection based on thermal imaging of mobile platform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 013301.
诸葛琳娜,张磊.基于移动平台热成像的行人检测随机森林分类器[J].*激光与光电子学进展*, 2018, 55(1): 013301.
- [2] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 2005: 886-893.
- [3] Huang Y, Fan C E, Zhu Q P, et al. HOG-LBP pedestrian detection [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(4): 1047-1053.
黄炎,范赐恩,朱秋平,等.联合梯度直方图和局部二值模式特征的人体检测[J].*光学精密工程*, 2013, 21(4): 1047-1053.
- [4] Watanabe T, Ito S, Yokoi K. Co-occurrence histograms of oriented gradients for human detection [J]. *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*, 2010, 2: 39-47.
- [5] Yang M, Zhang B, Song Y L. Application of support vector machine based on optimized kernel function in people detection [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041001.
杨萌,张葆,宋玉龙.基于优化核函数支持向量机在行人检测中的应用[J].*激光与光电子学进展*, 2018, 55(4): 041001.
- [6] Wang X Y, Han T X, Yan S C. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling [C] // 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, September 29-October 2, 2009, Kyoto, Japan. New York: IEEE, 2009: 32-39.
- [7] Mu Y, Yan S, Liu Y, et al. Discriminative local binary patterns for human detection in personal album [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 10140104.
- [8] Zeng C B, Ma H D. Robust head-shoulder detection by PCA-based multilevel HOG-LBP detector for people counting [C] // 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, August 23-26, 2010, Istanbul, Turkey. New York: IEEE, 2010: 2069-2072.
- [9] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 2(1/2/3): 37-52.
- [10] Guo X P, Du J S, Bai J J, et al. Fast human detection algorithm based on BING objectness [J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(11): 3458-3461.
郭晓鹏,杜劲松,白珈郡,等.基于 BING 似物性检测的行人快速检测算法[J].*计算机应用研究*, 2018, 35(11): 3458-3461.
- [11] Liu Q, Li C, Yang F, et al. Rapid pedestrian detection based on generic object generation [J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(7): 2219-2222.

- 刘倩, 李策, 杨峰, 等. 基于似物目标的快速行人检测算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(7): 2219-2222.
- [12] Cheng M M, Liu Y, Lin W Y, et al. BING: binarized normed gradients for objectness estimation at 300 fps[J]. Computational Visual Media, 2019, 5(1): 3-20.
- [13] Uijlings J R R, Sande K, Gevers T, et al. Selective search for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154-171.
- [14] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation[M]. New York: ACM, 2004.
- [15] Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1663.
- [16] Liu C, Sharan L, Adelson E H, et al. Exploring features in a Bayesian framework for material recognition [C] // 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE, 2010: 239-246.
- [17] Maji S, Berg A C, Malik J. Classification using intersection kernel support vector machines is efficient[C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 10139935.
- [18] Zhao B, Wang C P, Fu Q, et al. Multi-scale infrared pedestrian detection based on deep attention mechanism[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0504001.
- 赵斌, 王春平, 付强, 等. 基于深度注意力机制的多尺度红外行人检测[J]. 光学学报, 2020, 40(5): 0504001.
- [19] Dollar P, Wojek C, Schiele B, et al. Pedestrian detection: an evaluation of the state of the art[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 743-761.
- [20] Schwartz W R, Kembhavi A, Harwood D, et al. Human detection using partial least squares analysis [C] // 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, September 29-October 2, 2009, Kyoto, Japan. New York: IEEE, 2009: 24-31.
- [21] Paisitkriangkrai S, Shen C H, Hengel A V D. Efficient pedestrian detection by directly optimizing the partial area under the ROC curve[C] // 2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE, 2013: 1057-1064.
- [22] Felzenszwalb P, McAllester D, Ramanan D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE, 2008: 10139902.
- [23] Zhang Y X, Long H, Yun L J. Research on pedestrian detection method based on improved DPM model[J]. Journal of Dali University, 2018, 17(6): 13-18.
- 张亚须, 龙晖, 云利军. 基于改进 DPM 模型的行人检测方法研究[J]. 大理大学学报, 2018, 17(6): 13-18.