

基于 Haar-like 和 LBP 的多特征融合目标检测算法



原晓佩 陈小锋 廉明

西北工业大学自动化学院 西安 710129

(1048752118@qq.com)

摘要 针对目标检测时 Haar-like 特征值过多、计算时间长、无法描述目标纹理特征且识别率一般的问题,提出一种基于滑窗原点信息的阈值自调节 IHL(Improved Haar-like LBP)特征提取算法。该算法首先构造了 IHL 特征编码方法,将 Haar-like 特征和局部二值 LBP 特征融合;然后在计算 Haar-like 型局部二值化特征时,使用高斯矩阵获得符合像素分布规律的自调节阈值;同时在求特征值时引入中心点像素信息,确保提取的特征值的合理性;最后使用 AdaBoost 训练得到级联分类器,将其载入系统,并在 KITTI 车辆数据集和 INRIA Person 行人数据集上进行实验测试。实验结果表明,该方法可在 65 s 内识别 1 102 个行人目标,在 114.3 s 内识别 1 852 个车辆目标,相比传统算法其可以明显加快目标识别的速度,对行人和车辆目标的识别率均可达到 94% 以上,其检测准确性相比其他方法也有显著提升。

关键词: 目标检测;多特征融合;特征提取;Haar-like 特征;IHL 特征

中图分类号 TP391

Improved Multi-feature Fusion Algorithm for Target Detection Based on Haar-like and LBP

YUAN Xiao-pei, CHEN Xiao-feng and LIAN Ming

School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China

Abstract Aiming at the problems of detecting targets with Haar-like, such as excessive feature values, expensive computational cost, inability to describe the target texture features, and low recognition rate etc., this paper proposes an adaptive threshold IHL (Improved Haar-like LBP) feature extraction algorithm based on the information of the origin of the sliding window. More specifically, the algorithm first constructs the IHL feature coding method fusing Haar-like features and LBP features. Then, for computing Haar-like local binary features, a Gaussian matrix is used to obtain an adaptive threshold that conforms to the pixel distribution law, and the pixel information of the central point is introduced to ensure the rationality of the extracted feature value. Finally, the cascade classifier trained by AdaBoost is built and experiments are conducted on the KITTI vehicle data set and the INRIA Person pedestrian data set. The proposed algorithm, with a recognition rate of more than 94%, is proven effective with recognizing 1 102 pedestrian targets in 65 s and 1 852 vehicle targets in 114.3 s, which can significantly speed up target recognition time and obviously improve the detection accuracy compared with state-of-the-art methods.

Keywords Target detection, Multi-feature fusion, Feature extraction, Haar-like features, IHL characteristics

1 引言

随着万物互联时代的到来,辅助驾驶系统(Advanced Driving Assistance System, ADAS)^[1]和自动驾驶技术^[2]发展势头迅猛。交通目标识别作为 ADAS 和无人驾驶汽车技术的关键组成部分,近年来一直是热门的研究领域,并在交通运输^[3]、交通监控^[4]、VR^[5]等领域得到广泛应用。

交通目标检测是为了从复杂的驾驶环境中识别出交通目标并将背景分离的学科,其研究方向分别是背景研究目标检测和前景研究目标检测。基于背景完成目标检测就是对背景

的研究方法,主要是对背景进行估计,建立背景与时间的相关联系,通过将当前帧与参考背景进行比较,设立阈值来判断各个像素点是属于背景还是属于前景,最后将前景分割,从而得到运动目标。常见的通过背景模型检测目标的方法有帧差法和光流法^[6]。Wang 等^[7]对背景模型进行了改进,提出一种鲁棒性好,且可以包括 50% 前景部分和噪声的背景模型。Colombari 等^[8]提出了一种可以解决目标静止一段时间的背景初始化方法;Qu 等^[9]提出了一种将连续帧间差分法与背景差分法相结合的运动目标检测方法,解决了背景差分法和帧间差分法的不足,有效提高了运动目标检测的准确性和检测

到稿日期:2020-11-24 返修日期:2021-04-20 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:装备预先研究项目(61404130118);陕西省重点研发计划项目(2019GY-117)

This work was supported by the Equipment Pre-research Project(61404130118) and Key R & D Programs in Shaanxi Province, China(2019GY-117).

通信作者:陈小锋(chenxf@nwpu.edu.cn)

效率。Yu 等^[10]为了提高运动目标检测结果的精确性,提出了一种加强型 Vibe 算法(EVibe),采用隔行更新方式对邻域进行更新,去除了噪声的影响,添加了阴影去除模块,增强了算法对阴影的鲁棒性。

基于前景研究目标检测也称作基于统计、学习的目标检测方法,是目前应用比较广泛的方法。该类方法主要通过目标的颜色、亮度、灰度、对称性以及纹理等特征,构造其特征模型,再通过分类器完成目标的筛选工作,因此其工作原理分为两个部分,分别是分类器训练以及目标检测。Paul 等^[11]提出了 Haar-like 特征描述算法,该算法通过计算相邻矩形区域的像素和之差来描述线性、边缘、中心以及对角线特征,但特征值数量较大。Ojala 等^[12]提出了局部二值特征(LBP)算子,可以用来描述和提取图像局部纹理特征,在目标检测中应用广泛。Dalal 等^[13]则在 2005 年提出了梯度直方图(Histogram of Gradient, HOG)特征,通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构造特征,其在静态行人检测领域取得了很好的效果。Felzenszwalb 等^[14]首次将 HOG 特征和支持向量机(SVM)相结合,提出了可变形部件模型(Deformable Part Model, DPM),该检测模型在后续研究中深受欢迎;Zhou 等^[15]提出一种 Haar 型特性局部二元模式(Haar Local Binary Pattern, HLBP)的图像纹理特征提取方法,降低了图像噪声影响,且能有效地表达图像的纹理特征,但其阈值由人为设定,所得结果不够严谨。Cui 等^[16]提出一种多纹理中心对称局部二值模式(Center-Symmetric Local Binary Pattern, CS-LBP)特征,实现复杂环境下的目标检测,但是没能充分利用中心像素信息。Dong 等^[17]将 Haar-like 特征和 HOG 特征相结合,用于车辆目标识别,但该方法特征值维数高,计算速度慢。

本文针对交通目标检测时 Haar-like 特征值过多、计算时间长、无法描述目标纹理特征且识别率一般的问题,在文献[15]的基础上提出了一种改进的 IHL(Improved Haar-like LBP)特征提取算法。该算法重新构造了特征融合编码模型,充分利用了滑窗中心点的信息,并通过窗口阈值自调节的方式求出特征值,提高了目标识别的速度和精度。

2 算法流程

本文提出了一种基于滑窗原点信息的阈值自调节改进型 HL 特征提取算法,即 IHL 特征提取算法,其流程图如图 1 所示。

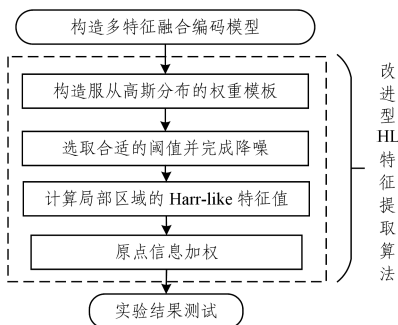


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

2.1 Haar-like 特征

Haar-like 特征最先由 Viola 等^[18]提出,在特征提取过程中,Haar-like 特征的特征值为一定区域内的白色区域像素和减去黑色区域像素和之后得到的值,因此该特征值包含了该区域内图像的灰度变化相关信息。该特征在人脸和车辆识别的应用中取得了很好的效果^[19]。车辆目标本身就存在大量的矩形特征,如近似直线的车身边缘、某些角度存在车身对称等,如图 2 所示,使用特征比单纯使用像素点具有更大的优越性,并且速度更快。



图 2 Haar-like 汽车特征表示图

Fig. 2 Haar-like car feature representation diagram

如图 3 所示,如果存在一个矩形,且满足下面两个条件:1)矩形的长度可以是一个自然数 s 整除;2)矩形的高度能被一个自然数 t 整除,那么这个矩形的最小尺寸为 $s \times t$ 或 $t \times s$,最大尺寸 t 为 $[m/s] \times s \times [m/t] \times t$ 或 $[m/t] \times t \times [m/s] \times s$,规定 $[]$ 为取整运算符。我们把满足上述条件的矩形称为特征条件矩形。

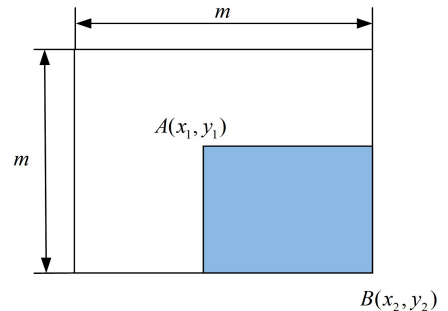


图 3 $m \times m$ 窗口特征示意图

Fig. 3 Schematic diagram of $m \times m$ window

表 1 总结了不同模板矩形特征对应的 (s, t) 条件。

表 1 不同 Haar-like 特征模板对应的条件
Table 1 Conditions corresponding to different Haar-like (s, t) feature templates

模板	(s, t) 条件
	(1, 2)
	(2, 1)
	(1, 3)
	(3, 1)
	(2, 2)

由此,对应于窗口分别满足 5 个 (s, t) 条件的矩形特征的数量总和 Ω_m 如式(1)所示, Ω_m 就是该窗口的 Haar-like 特征值数量。

$$\Omega_m = \Omega_m(1, 2) + \Omega_m(2, 1) + \Omega_m(1, 3) + \Omega_m(3, 1) + \Omega_m(2, 2) \quad (1)$$

2.2 LBP 特征

局部二值特征(LBP)算子是一种用来描述图像局部纹理

特征的算子,其对纹理特征有很好的表达能力,用于纹理特征提取^[20]。图 4 为获取图像局部二值化特征的原理图。

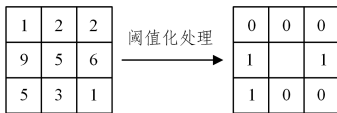


图 4 图像的局部二值特征的计算过程

Fig. 4 Calculation process of image local binary feature

3 改进的 IHL 特征目标检测

3.1 构建多特征融合编码模型

由 2.1 节可知,Haar-like 特征对图像局部区域内的灰度变化有很好的描述效果,但矩形特征只对边缘、线段等简单的

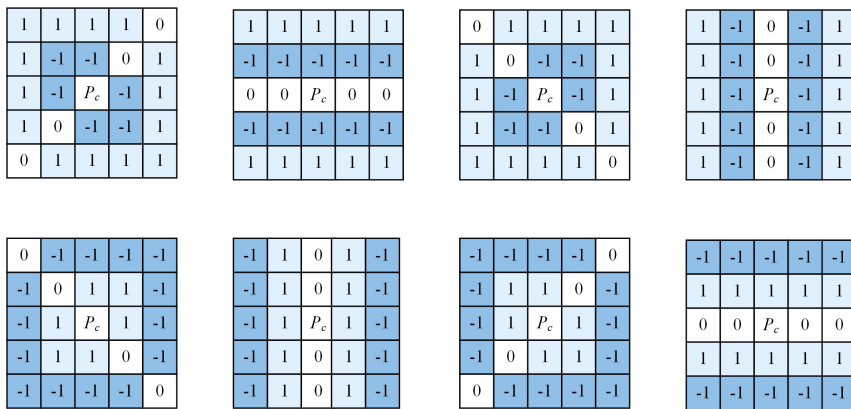


图 5 HL 特征编码模型

Fig. 5 HL feature coding model

该模型使用不同的权值来模拟图像局部纹理变化,浅色区域的权重设为+1,深色区域的权重设为-1,其他区域的权重为0,并将相应区域按顺时针方向旋转。选定阈值之后,将当前点的融合模板求得的特征值与选定的阈值做二值化处理,得到 8 个二进制编码,按权重进行加权求和,最后得到中心点的 HL 特征值,中心点用来记录该区域的局部纹理特征。

对于一个 5×5 大小的窗口而言,若 $p_c(x_c, y_c)$ 为窗口的中心点,则其 HL 特征值的计算表达式为:

$$H_k = \mathbf{M}_k \cdot \mathbf{W}, k=0, 1, \dots, 7 \quad (2)$$

$$HL(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^7 B(H_k) \times 2^{i-k} \quad (3)$$

$$B(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T' \\ 0, & x < T' \end{cases} \quad (4)$$

其中, \mathbf{M}_k 为特征融合编码模型对应的特征矩阵, \mathbf{W} 为 5×5 滑窗对应的灰度值矩阵,符号 \cdot 表示点乘运算, T' 为算法定义的阈值。将所有的 HL 特征值均衡化,最后得到一个 256 维的 HL 特征向量。

3.2 基于滑窗原点信息的自调节阈值 IHL 特征提取算法

HL 算法的核心是阈值 T' 的选取,如果该阈值由人为设定,则可能存在某些数据不适用的情况,当图片拍摄于不同环境,最合适的阈值必然会变化。由此,本文提出基于滑窗原点信息的自调节阈值 IHL 特征提取算法。

在灰度图像中,对于一个固定的像素点而言,离它二维距

图形较敏感,无法很好地描述目标的纹理特征,同时 Haar-like 特征提取的准确性易受图像光照强度的影响。此外,Haar-like 特征值数量庞大,导致算法在识别过程中速度较慢,在实时交通目标识别的场景下该特征并不适用。局部二值特征有旋转不变性和灰度不变性,特征值数量少,同时对光照不敏感,且其算法实现简单,目标检测速度快,如果将局部二值特征和 Haar-like 特征融合,将能有效提高目标特征提取的速度,简化算法,解决单一特征对光照敏感的问题,进而提高目标检测的准确性,同时也能有效降低噪声对特征提取的影响。为了使 Haar-like 特征利用灰度图像像素来表达目标的纹理特征,本文采用对称形式定义了 8 组 HL 特征编码模型,如图 5 所示。

离越近的像素点与其本身的关联性越强,特征计算时对应的权重也越大,相反,距离远的关联性越小,各个像素点之间的关联性可以近似看作服从高斯分布,若 $I(x, y)$ 为中心点,则周围的像素点与中心点的关联性满足式(5):

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

因此,可以认为滑窗内的其他点相对于原点的权值分配服从高斯分布。在二维平面,各向同性的高斯分布于三维坐标系内的图像如图 6 所示。

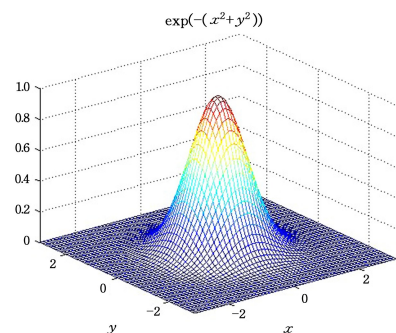


图 6 均值为(0,0),标准差为 1 的二维高斯函数

Fig. 6 Two-dimensional Gaussian function with mean (0,0) and standard deviation of 1

基于此,在 HL 特征计算的基础上,本文改进的步骤如下。

步骤 1 构造服从高斯分布的权重模板

获取目标特征时的模型窗口大小为 5×5 , 为了使高斯加权矩阵的大小和待处理图像的大小保持一致, 服从高斯分布的加权矩阵 \mathbf{G} 大小设置为 5×5 . 由二维高斯函数可知, 均值越大, 高斯分布在三维空间内越“矮胖”, 矩阵内的权值分布也

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} I(x-2, y-2) & I(x-2, y-1) & I(x-2, y) & I(x-2, y+1) & I(x-2, y+2) \\ I(x-1, y-2) & I(x-1, y-1) & I(x-1, y) & I(x-1, y+1) & I(x-1, y+2) \\ I(x, y-2) & I(x, y-1) & I(x, y) & I(x, y+1) & I(x, y+2) \\ I(x+1, y-2) & I(x+1, y-1) & I(x+1, y) & I(x+1, y+1) & I(x+1, y+2) \\ I(x+2, y-2) & I(x+2, y-1) & I(x+2, y) & I(x+2, y+1) & I(x+2, y+2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g(-2, -2) & g(-2, -1) & g(-2, 0) & g(-2, 1) & g(-2, 2) \\ g(-1, -2) & g(-1, -1) & g(-1, 0) & g(-1, 1) & g(-1, 2) \\ g(0, -2) & g(0, -1) & g(0, 0) & g(0, 1) & g(0, 2) \\ g(1, -2) & g(1, -1) & g(1, 0) & g(1, 1) & g(1, 2) \\ g(2, -2) & g(2, -1) & g(2, 0) & g(2, 1) & g(2, 2) \end{bmatrix}$$

又因为其他点相对于原点的权值分配服从高斯分布, 所以 $g(x, y)$ 满足:

$$g(x, y) = \frac{1}{8\pi} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{8}} \quad (7)$$

最后可以求得权重模板为:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} 0.023 & 0.033 & 0.038 & 0.033 & 0.023 \\ 0.033 & 0.049 & 0.055 & 0.049 & 0.033 \\ 0.038 & 0.055 & 0.063 & 0.055 & 0.038 \\ 0.033 & 0.049 & 0.055 & 0.049 & 0.033 \\ 0.023 & 0.033 & 0.038 & 0.033 & 0.023 \end{bmatrix} \quad (8)$$

步骤 2 选取合适的阈值并完成降噪

设滑窗的阈值判别矩阵为 $\mathbf{\Omega}$, 则有:

$$\mathbf{\Omega}(i, j) = \mathbf{G}(i, j) \times \mathbf{W}(i, j) \quad (9)$$

$$i = -2, -1, 0, 1, 2; j = -2, -1, 0, 1, 2$$

将 \mathbf{W} 矩阵中心点的像素值替换:

$$\mathbf{W}_{(0,0)} = I(0, 0) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 \mathbf{\Omega}(i, j) \quad (10)$$

由高斯滤波原理可知, 以服从高斯分布的矩阵 \mathbf{G} 为核心, 对局部灰度像素矩阵 \mathbf{W} 进行上述卷积运算之后, \mathbf{W} 矩阵不仅生成了判别矩阵, 也完成了高斯降噪滤波, 从而解决了原特征对噪声敏感的问题。

为了使阈值设置更加合理, 特殊值对结果的影响尽量减少, 本文在选取阈值的过程中采用去掉最大值和最小值并求平均的方法。阈值 T 的选取公式为:

$$T = \frac{\sum \mathbf{\Omega}(i, j)}{5 \times 5 - 2} \quad (11)$$

其中:

$$\sum \{\mathbf{\Omega}(i, j)\} = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 \mathbf{\Omega}(i, j) - \mathbf{\Omega}(i, j)_{\min} - \mathbf{\Omega}(i, j)_{\max} \quad (12)$$

步骤 3 计算局部区域 W 的 Haar-like 特征值 H_k

$$H_k = \mathbf{M}_k \cdot \mathbf{W}, k = 0, 1, \dots, 7 \quad (13)$$

其中, \mathbf{M}_k 为特征融合编码模型对应的特征矩阵。

步骤 4 中心点信息加权

在特征提取过程中, 待提取局部区域的原点位置的像素信息往往比周围点的信息更有参考意义和价值, 因此在最后的特征值计算过程中, 本文将会把原点的信息加入到特征值

会越平均。为了在构造权重矩阵时更好地利用周围像素点的信息, 本文选取的高斯模板均值为 $(0, 0)$, 标准差为 2. 假设待处理的灰度图像为 I , 以 $I(x, y)$ 为原点的局部灰度值矩阵为 \mathbf{W} , 服从高斯分布的加权矩阵为 \mathbf{G} , 则有:

的计算中, 并赋予其较大的权值。最后得到的 IHL 特征的计算公式为:

$$IHL(I(x, y)) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^7 B(H_k) \times 2^{7-k} + \frac{1}{2} B(\mathbf{W}_{(0,0)}) \quad (14)$$

其中:

$$B(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases} \quad (15)$$

需要注意的是, 想要得到输入的整幅图像的 IHL 特征值, 按照从左上到右下的顺序依次遍历这个图像的像素点即可。但是, 由于在求阈值判别矩阵和求局部 Haar-like 特征的过程中, 使用的模板大小均为 5×5 , 因此在计算特征值之前, 需要使灰度图在上下左右 4 个方向分别扩张两个像素单位, 灰度值统一设置为 0。

改进型 HL 特征提取算法相比原来的单一特征可以在表示 Haar-like 特征的同时加入纹理特征, 融合了局部二值特征对光照不敏感的优点; 计算阈值判别矩阵时通过高斯滤波减小了噪声带来的影响; 局部特征计算时加入原点灰度值, 可以使图像的信息得到更加充分的挖掘和利用。通过多特征融合可以增加目标检测的准确率, 同时改进后算法的特征值数量等于待处理图像的像素点个数(遍历图中每一个像素点), 相较于 Haar-like 特征庞大的特征数量有明显的减少, 这无疑可以加快目标的检测速度。

4 AdaBoost 级联分类器的设计

在上述设计的 IHL 多特征融合目标检测算法的基础上, 本文采用 AdaBoost 级联分类器对已检测出的运动目标进行识别。为了设计有效的 AdaBoost 级联分类器, 本文分别采用两种标准数据集和自行采集的视频数据集对 AdaBoost 级联分类器进行训练。

4.1 实验数据集

车辆检测数据来自 KITTI 车辆数据集和自行采集的视频图像, 其中 KITTI 车辆数据集是目前国际上最大的自动驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集。我们在 KITTI 库中选择了检测库中的 600 张图片, 包含汽车目标 1587 个, 视频截取图像共 200 张, 包含汽车目标 413 个, 共计目标车辆 2000 辆。行人检测数据来自 INRIA 行人库和自行采集的视

频图像,其中 INRIA Person(行人)是目前使用最多的静态行人检测数据集。我们在 INRIA 库中选择了检测库中的 500 幅图片,包含 823 个行人,视频截取图像共 200 张,包含行人 347 个,共计目标行人 1 170 个。

对得到的数据集进行整理分类。车辆正样本以观测时不同的视角作为分类依据,其中包括:1)车辆正面数据 $2\ 070 \times 2$ 个;2)车辆后方数据 $3\ 560 \times 2$ 个;3)车辆侧面数据 $1\ 200 \times 2$ 个。每一类样本中包括小型轿车、中型 SUV、大型车辆等不同的类别。车辆正样本如图 7 所示。



图 7 车辆正样本

Fig. 7 Vehicle positive sample

车辆负样本则针对行车时目标检测背景分为 4 类:1)道路数据 $2\ 090 \times 2$ 个;2)行人数据 $1\ 000 \times 2$ 个;3)建筑以及交通标识 $1\ 710 \times 2$ 个;4)天空以及路边植被数据 $1\ 750 \times 2$ 个。车辆负样本如图 8 所示。

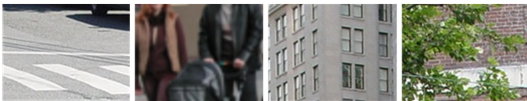


图 8 车辆负样本

Fig. 8 Vehicle negative sample

行人正样本分为大人、小孩和机动车 3 类,共计正样本图像 $3\ 000 \times 2$ 张;负样本分为道路、建筑、车辆和植物 4 类,共计 $7\ 500 \times 2$ 张。

将正负样本进行细致的分类后,可以在基于学习机制的目标检测过程中得到理想的检测结果。

4.2 训练分类器

IHL 特征分类器的训练流程如图 9 所示。结合文献[21]与多次实验调整发现,当正样本和负样本的比例为 1:3 左右时,分类器的检测效果较理想,因此设置训练车辆分类器的正负样本数量分别为 2 000 和 7 000,行人正负样本数量分别为 1 500 和 5 000。设置级联分类器层数为 16,期望的通过率为 99.5%,每一层的最大误检率为 50%,最后获得的.xml 文件即为训练好的分类器。

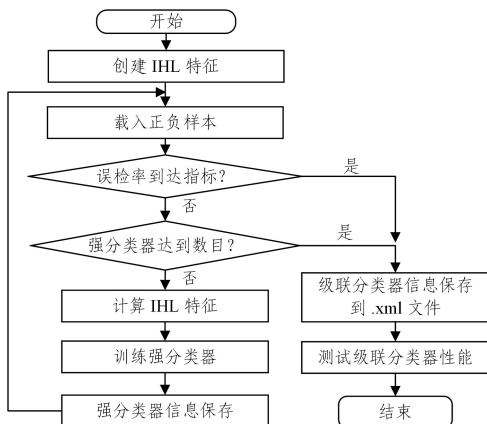


图 9 IHL 特征分类器的训练流程

Fig. 9 Training process of IHL feature classifier

5 实验结果分析

为了检测本文算法的性能,进行实验验证。软硬件实验环境为:Windows10, Visual Studio 2017, OpenCV3.3.0;处理器为:四核 Intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU @ 2.30GHz, RAM 内存为 8GB。

本文实验中算法性能的衡量标准定义如下:

$$\begin{cases} precision = \frac{CD}{TD} \\ FPR = \frac{FD}{CD + FD} \\ FNR = \frac{MD}{TD} \end{cases} \quad (16)$$

其中, TD 为目标总数量, CD 为正确检测出的目标数量, FD 为错误检测的目标数量, MD 为没检测出的目标数量, $precision$ 为检测率, FPR 为误检率, FNR 为漏检率。

整理实验并进行数据统计。表 2 列出了行人识别的测试结果,表 3 列出了车辆识别的测试结果。

表 2 行人识别测试的统计情况

Table 2 Pedestrian recognition test statistics

算法	识别数量	总共用时/s	检测率/%	误检率/%	漏检率/%
Haar-like	1 042	97.5	89.1	4.8	10.9
HOG	1 083	126.2	92.6	4.1	7.4
LBP	998	48.9	85.3	7.6	14.7
本文算法	1 102	65	94.2	2.6	5.8

表 3 车辆识别测试的统计情况

Table 3 Vehicle recognition test statistics

算法	识别数量	总共用时/s	检测率/%	误检率/%	漏检率/%
Haar-like	1 814	187.1	90.7	7.8	9.3
HOG	1 562	221.8	78.1	18.1	21.9
LBP	1 708	93.7	85.4	19.2	14.6
本文算法	1 852	114.3	94.6	5.8	7.4

由表 2 和表 3 可知,传统的目标检测算法中,HOG 对行人目标的识别表现最为突出,Haar-like 特征提取算法对车辆目标有着不错的识别率,但是这两种算法的运算速度都比较慢;LBP 的识别速度最快,但是识别率表现一般,误检率也比较高;而本文改进的算法在保证识别率的同时,识别速度也比较出色,误检率和漏检率也都较低。

将本文算法与 CS-LBP^[22], HOG-LBP^[23], HLBP^[15] 3 种较为先进的算法进行比对,分别从准确率、召回率、虚警率和运行时间 4 个方面比较算法的性能,测试集共有 1 023 个正样本和 1 149 个负样本。实验结果如表 4 所列。

表 4 不同特征算法的性能比较

Table 4 Performance comparison of different feature algorithms

算法	准确率	召回率	虚警率	运行时间/s
CS-LBP	0.896	0.887	0.102	53.6
HOG-LBP	0.924	0.918	0.077	331.1
HLBP	0.945	0.942	0.052	98.5
本文算法	0.964	0.959	0.036	106.3

可以看出,CS-LBP 特征算法在识别准确率上有明显的提升,相比其他较先进算法特征识别速度最快,但虚警率较高,识别效果一般;HOG-LBP 算法比 CS-LBP 算法有较大提高,准确率和召回率都提高了 3% 左右,同时虚警率下降了

2.5%,但检测用时最长;HLBP算法相比HOG-LBP算法有全面的提升,在保证较高识别率的同时,极大地减少了耗时;本文算法相比HLBP算法,准确率提升了1.9%,召回率提升了1.7%,虚警率降低了1.6%,可见本文算法的性能较为理想,

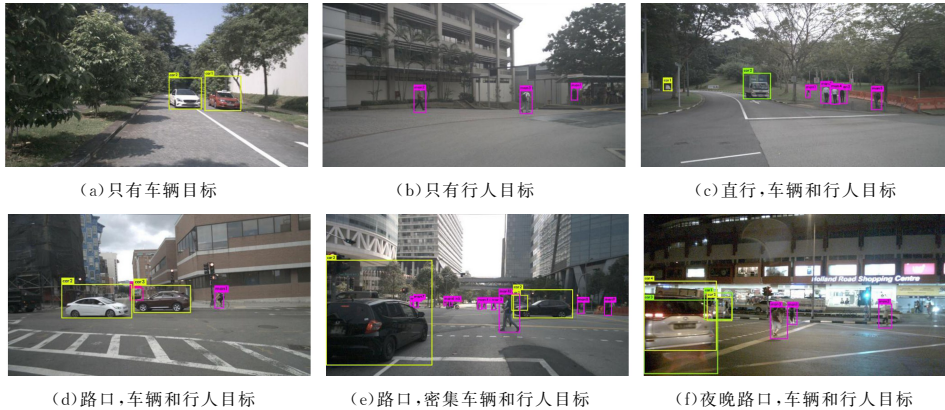


图 10 交通目标的识别结果

Fig. 10 Traffic target recognition results

图 10(a)的识别效果较为理想;图 10(b)中只有行人目标,但是远处的人由于图像的亮度较低,无法很好地与背景进行区分,识别效果不佳;图 10(c)中,出现了将 man1 与其他目标误识为行人的情况;图 10(d)中遮挡部分的车辆识别率不高;图 10(e)中目标较多且有些目标的距离比较远,也出现了行人和车辆被误判的情况;图 10(f)的图像拍摄于晚上,光线较暗和光线较为明亮的地方出现了漏检情况,部分车辆出现误识。因此,当目标离得较远或者目标区域曝光不足时,会出现漏检的情况,而目标区域过曝,亮度较高时会出现误检的情况,同时当目标被遮挡较多时也会出现漏检,但总的来说改进算法的目标识别效果达到了预期。

结束语 为了解决 Haar-like 特征的特征值过多、对光照和噪声敏感、算法计算时间长的问题,本文提出了 IHL 算法。该算法构建了全新的编码模型,实现了 Haar-like 特征和 LBP 特征的融合;通过在计算过程中引入高斯模板,降低了噪声对特征提取结果的影响;针对阈值由人为选取导致的特征提取的鲁棒性不强的问题,设计了自调节阈值的算法;通过对中心点信息赋予权值,并将其与原始 HL 特征加权求和,达到了充分利用中心点信息的目的。实验结果表明,本文算法有效提高了交通目标检测的准确率,同时有效减少了目标识别的时间,相较于其他传统算法和改进算法性能有明显的提升。在下一步工作中,将考虑提高训练样本的丰富程度,引入光线不足和恶劣天气条件下的目标样本,加强夜晚和雾霾天气等实际情况下的研究。

参考文献

- [1] QIN Y, JIA L M, ZHANG Y. Railway intelligent transportation system and its applications[J]. Journal of China Engineering Science(English Edition), 2011, 9(1): 53-59.
- [2] WANG T M, TAO Y, LIU H. Current Researches and Future Development Trend of Intelligent Robot: A Review[J]. International Journal of Automation & Computing, 2018, 15(9): 1-22.
- [3] SONG X S, DENG W, XIA Y Y. Theory Model Based on Trans-

formation Mechanisms and Solute ransportation of Nitrogen in Subflow Constructed Wetlands[J]. Advances in Earth Science, 2007, 22(10): 1041-1047.

想,可以有效识别交通目标。
本文对输入的图像进行目标检测,显示目标识别结果并将目标边框信息打印出来。检测的驾驶环境图像包括白天和黑夜的直行路口、需要等待的路口等,检测所得结果如图 10 所示。

- [4] ZHAN L Y. Traffic monitoring system based on CMMI configuration management application study[J]. China's Public Security Comprehensive, 2019(9): 86-89.
- [5] YAMATO T P, POMPEU J E, POMPEU S M, et al. Virtual Reality for Stroke Rehabilitation[J]. Physical Therapy, 2016(10): 10.
- [6] WAN Y, HAN Y, LU H Q. Discussion on moving target detection algorithm[J]. Computer Simulation, 2006, 23(10): 221-226.
- [7] WANG H Z, SUTER D. A Novel Robust Statistical Method for Background Initialization and Visual Surveillance [C]//7th Asian Conference on Computer Vision(ACCV 2006). 2006: 328-337.
- [8] COLOMBARI A, FUSIELLO A. Patch-Based Background Initialization in Heavily Cluttered Video[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(4): 926-933.
- [9] QU J J, XIN Y H. Moving target detection method based on the fusion of continuous frame difference and background difference [J]. Acta Photonica Sinica, 2014, 43(7): 213-220.
- [10] YU Y, CAO M W, YUE F. EVibe: an improved Vibe moving target detection algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(4): 206-213.
- [11] PAUL V, MICHAEL J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features[C]// 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'01). 2001: 511-518.
- [12] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. A Generalized Local Binary Pattern Operator for Multi-resolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification[C]// Advances in Pattern Recognition-ICAPR 2001. 2001: 397-406.
- [13] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// IEEE Computer Society Conference on

Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:886-893.

- [14] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 32(9):1627-1645.
- [15] ZHOU S R, YIN J P. LBP texture features based on Haar characteristics[J]. Journal of Software, 2013(8):1909-1926.
- [16] CUI K, CAI H, CHEN G Q, et al. Multi-view face detection algorithm based on multi-texture CS-LBP features[J]. Journal of Jilin University(Science Edition), 2018, 56(3):610-616.
- [17] DONG T Y, RUAN T H, WU J M, et al. Research on a traffic video vehicle recognition method combining Haar-like and HOG features[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2015, 43(5):503-507.
- [18] VIOLA P, JONES M J. Robust Real-Time Face Detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2):137-154.
- [19] JAE-DO K, SANG-HEE K, YOUNG-JOON H, et al. Night Vehicle Detection Using Variable Haar-Like Feature [J]. Test Science and Instrument, 2011, 2(4):337-340.
- [20] LEE K, JEONG T, WOO S, et al. Octagonal prism LBP representation for face recognition[J]. Multimedia tools and applications, 2018, 77(16):21751-21770.
- [21] CHEN X N. Research on Lighting Arrester Recognition and

Tracking Algorithm base on computer vision [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2016.

- [22] HAN S, XI S Q, GENG W D. Low-resolution expression recognition based on central oblique average CS-LBP with adaptive threshold[J]. Optoelectronic Express (English Edition), 2017, 13(6):444-447.
- [23] WAN Y, LI H H, WU K F, et al. Face recognition based on layered feature fusion of LBP and HOG[J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2015(4):640-650.



YUAN Xiao-pei, born in 1997, postgraduate. Her main research interests include image processing and video surveillance.



CHEN Xiao-feng, born in 1974, Ph.D., associate professor. His main research interests include traffic information engineering and control, machine vision and embedded system application.