

基于局部特征的车载红外行人检测方法研究

王国华, 刘 琼, 庄家俊

(华南理工大学软件学院, 广东广州 511400)

摘 要: 车载红外行人检测在准确率和实时性方面存在多方挑战. 文中基于行人头部、躯干成像与背景之间在灰度分布差异, 构建行人头部模型和躯干模型作为前端分类器, 后端采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行分类; 结合多帧校验和最近邻匹配跟踪行人. 实验结果表明, 检测时间基本持平, 提高了检测准确率.

关键词: 红外视频; 行人检测; 头部模型; 躯干模型; 行人跟踪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)07-1444-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.07.030

Method Research on Vehicular Infrared Pedestrian Detection Based on Local Features

WANG Guo-hua, LIU Qiong, ZHUANG Jia-jun

(School of Software Engineering, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 511400, China)

Abstract: There are lots of challenges in terms of precision and real-time performance in the detection of vehicular infrared pedestrian. This article established the pedestrians' head and torso models as the front-end classifiers based on the brightness distribution difference between the pedestrians' head, torso and the background, and adopted the support vector machine (SVM) as the rear-end classifier; multi-frame check and nearest matching were combined to track the pedestrians. Experiment results show that the detection time is basically unchanged, and the detection accuracy have been improved.

Key words: infrared video; pedestrian detection; head model; torso model; pedestrian tracking

1 引言

汽车辅助驾驶系统中的行人检测, 存在行人外观模式差异大、背景动态变化、实时性要求较高等问题, 故实现鲁棒实时的汽车辅助行人检测系统极具挑战性. 行人检测流程通常包括行人候选区域(Regions of Interest, ROIs)获取、分类和跟踪三个环节^[1]. 行人 ROIs 获取常采用滑动窗口法^[2]或基于分割的方法^[3,4], 前者所得 ROIs 数量巨大, 难以保障后续实时的 ROIs 分类; 后者利用了行人在红外图像中通常表现为较亮的目标, 可以快速地获取 ROIs. 红外行人的描述特征主要有 HOG(Histograms of Oriented Gradients, HOG)特征^[5]、HOG-ISS(Histograms of Oriented Gradients-Intensity Self Similarity, HOG-ISS)特征^[6]、HLID(Histograms of Local Intensity Differences)特征^[7]、HOG-LBP(Histograms of Oriented Gradients-Local Binary Pattern)特征^[8]等. 常用的分类算法主要有 SVM^[9]和各种 Boosting 方法^[3]等. 在行人跟踪环节, 常用

的跟踪算法有粒子滤波^[9,10]和卡尔曼滤波^[11]等.

特征提取是行人检测技术核心问题之一^[12], 复杂的特征可能具有较好的描述能力但往往计算复杂度较高, 难以符合实时性要求; 相对于在整个 ROI 进行特征提取的方法, 在 ROI 的局部进行特征提取(得到局部特征), 不仅可以节省计算开销, 而且可以缓解可能出现的行人遮挡问题, 这将有利于提高行人检测系统的实时性和准确率. 在可见光行人检测中, Zheng 等^[13]提取行人头肩部位的 HOG 和 Haar-like 特征描述行人, 相对于在整个 ROI 进行特征提取的方式, 明显改善了系统对遮挡目标的识别能力. 目前, 针对红外行人提取有效局部特征的研究尚不够深入, Olmeda 等^[11]为降低系统计算开销, 提出采用红外行人头肩部位的概率模板进行行人检测, 但是, 由于只构建了两种局部概率模板, 故未能应对行人头部多种姿势的情况; Liu 等^[5]提出将一个维度的 Haar-like 特征用于描述行人头部对行人进行最终确认, 虽然明显抑制了系统产生的虚警, 但假设行人头部位置

始终在头部候选区域的中部,导致中近景行人的具体头部姿态在候选区域中的位置多样性未能得到反映,难免在实际应用中造成较多的漏检。

本文根据行人头部的亮度通常高于人体的其它部位且头部的姿态比较稳定,对头部候选区域的投影曲线进行分析,建立人体头部自适应定位模型,设计头部分类器进行第一级分类,筛选具有头部特点的 ROIs;利用躯干与背景区域的亮度差异进行第二级分类;使用基于 HOG-ISS 特征的线性 SVM 分类器进行第三级分类.在跟踪阶段,提出将通过多帧校验的级联分类结果与 ROIs 之间进行最近邻匹配的跟踪算法补充检测可能被级联分类器遗漏的行人.通过实验,验证了本文提出

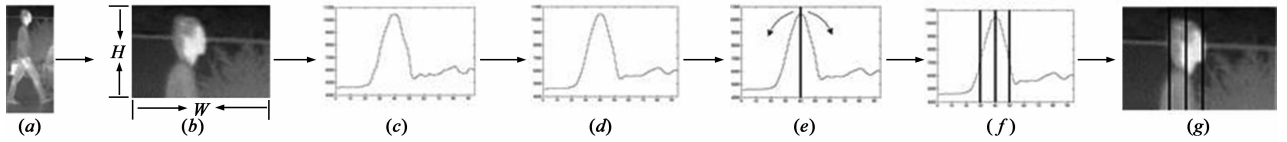


图1 头部自适应定位算法流程

具体实现如下:对于某中近景行人 ROI,如图 1(a)所示;首先选取该 ROI 上部 3/10 区域作为头部候选区域,如图 1(b)所示;按式(1)对图 1(b)计算垂直灰度投影直方图,结果如图 1(c)所示,可见,行人的头部已在直方图中得到凸现;为了避免头部候选区域中图像噪声或背景热源可能对头部定位准确性造成的负面影响,利用式(2)对图 1(c)进行平滑处理,得到图 1(d)所示的 $V_s(x)$;其最大值对应的横坐标位置即可视为行人头部的垂直中心位置,如图 1(e)所示;在此基础上,向左右两边分别对垂直投影曲线 $V_s(x)$ 求一阶导数 $V'_s(x)$,并求出一阶导数最大值所对应的横坐标位置,以界定 ROI 中行人头部的左右边界,计算过程按式(3)、(4)和(5).左右边界搜索结果如图 1(f)所示;从而确定头部所在图像区域,如图 1(g)所示。

$$V(x) = \sum_{y=0}^{H-1} f(x, y) \quad (1)$$

其中 $f(x, y)$ 代表图 1(b) 在像素点 (x, y) 处的灰度值, $V(x)$ 代表投影曲线。

$$V_s(x) = \frac{1}{n} \sum_{k=a}^b V(k), \quad a = x - \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor, \quad (2)$$

$$b = x + \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor - 1$$

其中 n 代表平滑窗大小。

$$V'_s(x) = \frac{dV_s(x)}{dx} = \frac{V_s(x+1) - V_s(x)}{(x+1) - x} = V_s(x+1) - V_s(x) \quad (3)$$

$$P_l = \arg \max_x V'_s(x), x \in [x_l, x_h] \quad (4)$$

的头部检测、躯干检测方法和跟踪方法(下文称这 3 个方法为 H-T-S)的有效性。

2 头部模型和躯干模型

2.1 头部模型

相对于其他肢体部位,行人头部通常极少被遮挡,故行人头部在红外图像中通常表现为一个较亮的区域.而灰度投影直方图能够较好地反映灰度图像亮度分布状况,所以我们在 ROIs 中,通过设定包含行人头部的图像区域作为行人头部候选区域,对行人头部候选区域统计垂直投影曲线,根据曲线的峰值位置和一阶导数定位行人头部区域。

$$P_r = \arg \max_x V'_s(x), x \in [x_h, x_r] \quad (5)$$

其中 P_l, P_r 分别表示头部左、右边界的横坐标; x_c 表示头部中心位置; x_l, x_r 分别为从 x_h 向左、向右搜索头部边界的范围。

利用上述头部自适应定位算法对 ROI 的头部候选区域进行头部位置估计,结果分别如图 2(a)(b)所示.可见,部分负样本得到的头部区域明显不如正样本的明亮,故可以根据这种特征建立行人头部模型以区分行人与非行人。

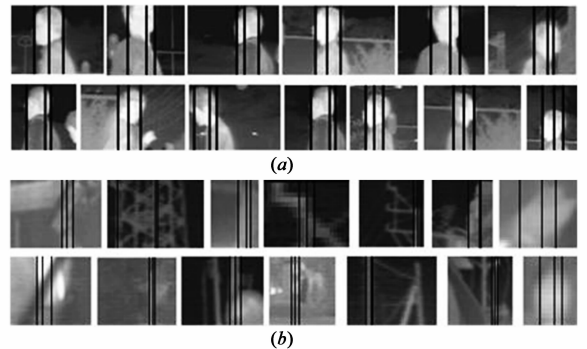


图2 正负样本头部候选区域自适应定位实例

2.2 躯干模型

躯干模型的提出源于对道路场景中两大类非行人模式的考虑.一方面,道路场景中的某些干扰热源的温度通常比行人的温度更高,如汽车后盖、车轮、路灯、广告牌等,此类干扰热源的轮廓信息比较丰富,所形成的非行人 ROIs 通常易于产生虚警。

另一方面,道路场景中的某些干扰热源的温度通常比行人的温度更低,如冬天的树干、电线杆、石柱等,

其温度虽然明显低于行人但又略高于背景,亦易于形成 ROIs. 如果这些非行人 ROIs 数量较多,不仅容易引发系统虚警,还将增加后期 ROIs 分类的计算开销. 图 3(a)所示的三类 ROIs 分别表示由文献[3]的分割算法得到的部分高温非行人、低温非行人和行人 ROIs. 我们留意到,图 3(b)所示的三类 ROIs 的中部区域(面积大小为当前 ROIs 的 1/2)中,行人与非行人的亮度具有较明显的可区分性. 故可以根据这种特征建立行人躯干模型,以剔除高温非行人或低温非行人 ROIs.

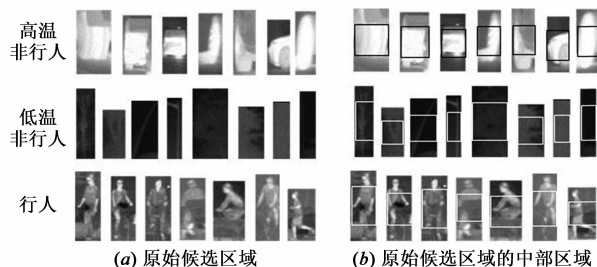


图3 候选区域中部亮度对比示意图

3 系统方案

提出的行人检测方案由三个部分组成: ROIs 选取、级联分类和跟踪,如图 4 所示.

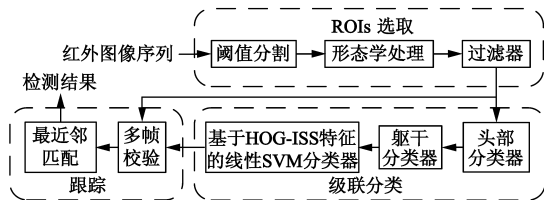


图4 行人检测系统框架

在 ROIs 选取阶段,采用局部自适应双阈值分割算法^[3]对图像进行分割以获取行人 ROIs;与文献[3]有所不同,为了减少分割所需的计算开销,本方案只对奇数行图像进行分割,偶数行的分割结果直接取自上一奇数行的分割结果,进而采用形态学操作对分割结果进行处理,使用行人 ROIs 宽高比和最小高度限制对形态学结果进行过滤,从而得到 ROIs.

在分类阶段,为了增强系统的实时性和抑制虚警,级联了三个层次的分类器,即头部分类器、躯干分类器和基于 HOG-ISS^[6]特征的线性 SVM 分类器.

在跟踪阶段,为了提高系统检测率,针对可能出现的已被正确分割但被级联分类器遗漏的行人,本方案对级联分类器的输出进行多帧校验,并将 ROIs 与通过多帧校验的结果进行最近邻匹配,对匹配上的 ROIs,则直接认为其为行人,从而增加系统检测率.

3.1 头部分类器

(1) 中近景头部分类器

根据第 2.1 节建立行人头部模型的想法,首先对中近景 ROIs 执行头部自适应定位,然后按照式(6)提取行人头部特征 F_{HF1} . 当一个 ROI 包含行人时,行人头部位置所在的条形区域的灰度均值将明显高于其左右两侧区域的灰度值(即 F_{HF1} 的值比较大),如图 5 所示,而非行人 ROIs 不具备这种特征,依据这一特征区分行人与非行人,可以快速筛选出具有头部特点的行人 ROIs.

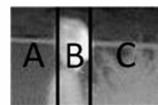


图5 行人头部位置估计结果

$$F_{HF1} = b - (a + c)/2 \quad (6)$$

其中 a 、 b 、 c 分别为图 5 中区域 A、B、C 的灰度平均值.

(2) 远景头部分类器

对于远景行人 ROIs(高度小于等于 48 个像素),如图 6 所示,头部具体位置甚至人眼亦难以区分,借鉴文献[5]利用一维 Haar-like 特征进行头部检测的方法,将远景头部候选区域纵向等分为如图 6 所示的 A、B、C 区域,但与文献[5]有所不同,本文不限定行人头部必须位于 B 区域,而是假设行人头部可能位于三个子区域之一,以尽可能允许行人头部姿势的变化,减少漏检. 按式(7)提取远景行人头部特征 F_{HF2} .



图6 远景行人头部候选区域划分方式

$$F_{HF2} = \max(|b - a|, |b - c|) \quad (7)$$

其中 a 、 b 、 c 分别代表图 6 中区域 A、B、C 的灰度平均值. 当一个 ROIs 是行人时, A、B、C 三个子区域之一会比较亮,式(7)求得的 F_{HF2} 值将比较大,而许多远景非行人 ROIs 没有该特点,以此筛选行人 ROIs 仍有较好的可行性.

3.2 躯干分类器

根据第 2.2 节建立行人躯干模型的想法,利用行人 ROIs 与高温和低温非行人 ROIs 在中部区域的亮度差异,剔除两大类常见的非行人 ROIs.

具体实现分两步:第一步,设计滤除高温非行人区域的分类器 $Classifier_1$. 首先准备一定数量的训练样本集,按式(8),在灰度区间[127, 255]中,搜索当检测率为 98%、虚警率最小时所对应的高亮度级别划分阈值 T_{HB} 及分类器 $Classifier_1$ 的分类阈值 C_1 的最优值. 在进行分类时,对于一个 ROI,依据 T_{HB} 按式(8)提取高亮度比率特征 R_{HB} ,若 $R_{HB} > T_{HB}$,则将该 ROI 分类为高亮非行人区域,即非行人;第二步,设计滤除低温非行人区域的分类器 $Classifier_2$. 采用与第一步类似的方法,按式(9),在灰度区间[0, 127]中确定低亮度级别划分阈值 T_{LB} 及

分类器 Classifier_2 的分类阈值 C_2 . 在进行分类时, 对于一个 ROI, 依据 T_{LB} 按式(9)提取低亮度比率特征 R_{LB} , 若 $R_{\text{LB}} < T_{\text{LB}}$, 则将该 ROI 分类为低温非行人区域.

$$R_{\text{HB}} = N_{\text{HP}}/A_{\text{M}} \quad (8)$$

$$R_{\text{LB}} = N_{\text{LP}}/A_{\text{M}} \quad (9)$$

其中, N_{HP} 、 N_{LP} 分别为某 ROI 中部区域中, 大于 T_{HB} 、 T_{LB} 的像素个数, A_{M} 为中部区域的面积, R_{HB} 和 R_{LB} 分别为所划分的高亮度级别像素和低亮度级别像素在中部区域所占比率.

4 实验

在实验验证部分, 评测分析了相对于现存的三个基于机器学习的方案, 本文 H-T-S 的加入, 在检测率、虚警率、检测时间上的改善; 并对本文构建的系统性能进行了评测.

4.1 实验数据集及性能评测指标

(1) 实验数据集

使用单目远红外传感器, 在夏、秋、冬三个季节下, 从城市、郊区实际场景中采集了大量车载道路场景下的视频数据. 通过手工挑选及 Bootstrapping 策略收集训练样本集(正样本共 11516 个, 负样本共 16618 个), 训练 SVM 分类器. 为了对不同行人检测方案的性能进行对比, 在自行采集的车载远红外 FIR1 数据集和公共行人数据集^[14]的测试视频 FIR2 中进行测试. 视频的相关信息如表 1 所示, 其中 N_{S} 为场景(路段)数, R_{S} 为视频分辨率大小, N_{F} 为总帧数, N_{LP} 为标注的行人数目, H_{MP} 为标记的最小行人高度.

表 1 测试视频信息

Dataset	N_{S}	R_{S}	N_{F}	N_{LP}	H_{MP}
FIR1	11	352 × 288	3940	1379	20
FIR2	13	164 × 129	9065	3738	20

(2) 性能评测指标

按 PASCAL 准则, 判断一个检测结果是正确的检测结果还是一个虚警. 用 P_{T} 表示视频中正确检测的行人个数, P_{F} 表示虚警个数, 据此, 依据文献[3]中使用的检测性能评测指标, 统计各个系统的检测率 R_{TP} 、虚警率 R_{FP} 、检测准确率 R_{PC} 和检测系统每秒处理的帧数 S_{FP} .

4.2 检测系统实验

本文通过分别使用目前 3 种代表性的红外行人检测特征(HOG-LBP^[8], HOG-ISS^[6]和 HLID^[7]), 使用与图 5 相同的行人 ROIs 选取方法、SVM 学习算法和分类框架, 搭建了 3 个行人检测系统(HOGLBPS, HOGISS 和 HLIDS), 在此基础上, 评测 H-T-S 的加入, 对它们的改进. 实验平台为 Intel 双核、主频 2.53GHz、3GB 内存的计算机, 算法用 C 语言实现. 在数据集 FIR1 的测试结果如下

表 2 所示, 可见, 本文提出的 H-T-S 的加入, 均改进了目前 3 种基于机器学习的红外行人检测方法, 并且所带来的性能改进是各方面的, 即不仅提升了行人检测率、降低了虚警、提升了检测准确率, 而且检测时间基本持平.

表 2 在 FIR1 数据集的检测性能评测

Method	R_{TP}	R_{FP}	R_{PC}	S_{FP}
HOGLBPS[8]	70.34	3.20	88.50	31.49
HT-HOGLBP-T	76.79	2.21	92.41	31.92
HOGISS[6]	42.28	1.17	92.69	31.92
HT-HOGISS-T	52.07	0.94	95.10	32.03
HLIDS[7]	47.35	1.45	91.97	32.06
HT-HLIDS-T	47.43	0.96	94.51	32.05

表 2 的实验结果表明:(1)基于单个分类器的行人检测方法, 通常虚警率较高. 这是因为实际场景中非行人数量很大, 难免会出现与单个分类器的训练负样本模式差异较大的负样本, 造成系统虚警较高;(2)头部检测和躯干检测(H-T)能抑制虚警并为后期跟踪算法的加入腾出计算开销. 这是因为通过对 ROIs 提取高维特征进行分类的方式, 计算开销比较大, 而基于局部特征的头部及躯干分类器, 在特征提取及分类时计算开销均比较小, 且使得行人 ROIs 需要通过更多的限制条件才能被系统认定为行人;(3)本文跟踪算法利用视频中行人的时空连续性, 弥补了能被正确分割而被分类器错分的行人的检测, 提升了系统的检测率.

同时, 还在 FIR2 公共数据集上评测 H-T-S 对目前红外行人检测系统的改进, 结果如表 3 所示.

表 3 在 FIR2 数据集的检测性能评测

Method	R_{TP}	R_{FP}	R_{PC}	S_{FP}
HOGLBPS[8]	48.58	7.62	72.44	64.00
HT-HOGLBPS-T	43.61	6.05	74.84	64.04
HOGISS[6]	40.29	3.21	83.81	63.97
HT-HOGISS-T	37.56	1.84	89.37	64.05
HLIDS[7]	38.84	3.18	83.45	64.02
HT-HLIDS-T	36.76	2.00	88.36	64.02

可见, 在 FIR2 数据集中, 本文所提出的 H-T-S, 仍然使得检测准确率有所提高, 且与表 2 的实验结果一致, 在所比较的方法中, 本文的 HT-HOGISS-T 具有最高的检测准确率.

5 结语

研究了红外行人的局部特征, 通过建立远红外行人头部、躯干模型, 设计头部分类、躯干分类器, 并将其分别与基于目前 3 种红外行人检测特征(HOG-ISS、HLID 或 HOG-LBP)的 SVM 进行级联, 进一步, 将多帧校验的输出与 ROIs 进行最近邻匹配实现行人跟踪. 与目前 3

种基于高维特征的 SVM 行人检测方法相比较,通过增加了对 ROIs 局部特征快速有效的描述并利用了行人的时空连续性,从而在检测时间基本持平的前提下,提高了行人检测的准确率。

在本文方案的基础上,拟开展如下研究:(1)使用 AdaBoost 算法^[15]对头部分类器和躯干分类器进行分类器集成,拟进一步提升分类器的准确率;(2)当场景温度与行人温度相差不大时,可用于进行红外行人检测的信息量极少,拟融合可见光传感器增加额外的信息辅助进行行人检测。

参考文献

- [1] Gandhi Tarak, Trivedi Mohan Manubhai. Pedestrian protection systems: Issues, survey, and challenges[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(3): 413 - 430.
- [2] Li Zhang, Bo Wu, Nevatia Ram. Pedestrian detection in infrared images based on local shape features[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Minneapolis: IEEE Press, 2007. 1 - 8.
- [3] Junfeng Ge, Yupin Luo, Gyomei Tei. Real-time pedestrian detection and tracking at nighttime for driver-assistance systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(2): 283 - 298.
- [4] 何志勇, 孙立宁, 陈立国. Otsu 准则下分割阈值的快速计算[J]. 电子学报, 2013, 41(2): 267 - 272.
He Zhi-yong, Sun Li-ning, Chen Li-guo. Fast computation of threshold based on Otsu criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(2): 267 - 272. (in Chinese)
- [5] Qiong Liu, Jiajun Zhuang, Shufeng Kong. Detection of pedestrians for far-infrared automotive night vision systems using learning-based method and head validation[J]. Measurement Science and Technology, 2013, 24(7): 074022.
- [6] Miron A, Besbes B, Rogozan A, et al. Intensity self similarity features for pedestrian detection in far-infrared images[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Vehicles Symposium[C]. Alcalá de Henares: IEEE Press, 2012. 1120 - 1125.
- [7] Kim D S, Kim M, Kim B S, et al. Histograms of local intensity differences for pedestrian classification in far-infrared images[J]. Electronics Letters, 2013, 49(4): 258 - 260.
- [8] Cui H, Li B, Shen Z. Combining shape and texture features for infrared pedestrian detection[A]. Proceedings of the International Society for Optical Engineering on Seventh International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition[C]. Guilin: SPIE, 2011. 80021D-1 - 7.
- [9] Jiangtao Wang, Debao Chen, Haiyan Chen, et al. On pedestrian detection and tracking in infrared videos[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(6): 775 - 785.
- [10] 万九卿, 梁旭, 马志峰. 基于自适应观测模型交互多模型粒子滤波的红外机动目标跟踪[J]. 电子学报, 2011, 39(3): 602 - 608.
Wan Jiu-qing, Liang Xu, Ma Zhi-feng. Infrared maneuvering target tracking based on IMM-PF with adaptive observation model[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 602 - 608. (in Chinese)
- [11] Olmeda Daniel, De La Escalera Arturo, Armingol Jose Maria. Far infrared pedestrian detection and tracking for night driving[J]. Robotica, 2011, 29(4): 495 - 505.
- [12] 苏松志, 李绍滋, 陈淑媛, 等. 行人检测技术综述[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 814 - 820.
Su Song-zhi, Li Shao-zi, Chen Shu-yuan, et al. A survey on pedestrian detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 814 - 820. (in Chinese)
- [13] Jin Zheng, Wan Zhang, Bo Li. Pedestrian detection based on background modeling and head-shoulder recognition[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition[C]. Xian, Shaanxi: IEEE, 2012. 227 - 232.
- [14] D Olmeda, C Premebida, U Nunes, et al. Pedestrian classification and detection in far infrared images[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2013, 20(4): 347 - 360.
- [15] 姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 基于随机子空间和 AdaBoost 的自适应集成方法[J]. 电子学报, 2013, 41(4): 810 - 814.
Yao Xu, Wang Xiao-dan, Zhang Yu-xi, et al. A self-adaption ensemble algorithm based on random subspace and AdaBoost[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 810 - 814. (in Chinese)

作者简介



王国华 男, 1988 年 4 月出生, 广东阳春人. 现为华南理工大学计算机学院硕博连读生, 主要从事红外行人检测、模式识别等方面的研究.

Email: w. guohuascut@gmail.com



刘琼 女, 1959 年 3 月出生, 云南昆明人. 现为华南理工大学软件学院教授、博士生导师, 主要从事红外行人检测、模式识别等方面的研究.

Email: liuqiong@scut.edu.cn