

基于移动平台热成像的行人检测随机蕨分类器

诸葛琳娜, 张磊

河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300131

摘要 傍晚至清晨的照度低,成为交通意外、安全事故、犯罪事件的高发时间段。将适用于低照度环境下的热成像摄像机安装于移动平台,实现了监控区域的扩展。首先框选热成像图片中的行人及背景区域,然后提取亮度特征和方向中心对称-局部二值模式纹理特征进行随机蕨分类器的训练及分类;利用检测到的目标扩展训练样本库,更新分类器的后验概率分布,实现了分类器的在线自主学习。通过仿真测试,得到该算法对车载视频的运算速度为242.18 s,误检率为9.53%;对无人机视频的运算速度为14.93 s,误检率为4.52%。该算法的误检率低、分类速度快、便于移植,适用于对实时性要求较高的应用场合,具有一定的实际工程意义。

关键词 视觉光学; 行人检测; 随机蕨分类器; 特征提取; 热成像图片; 在线学习

中图分类号 O439

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.013301

Random Ferns Classifier for Pedestrian Detection Based on Thermal Imaging of Mobile Platform

Zhuge Linna, Zhang Lei

School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300131, China

Abstract Traffic accidents, security incidents and crime affairs have a high incidence from evening to early morning due to low illumination. A thermal imaging camera suitable for low illumination environment is installed on the mobile platform to realize the expansion of surveillance area. Pedestrian and background regions in thermal imaging pictures are framed firstly, and then the brightness feature and oriented center symmetric-local binary patterns texture feature are extracted for the training and classification of random ferns classifier. The detected targets are used to extend training sample database, the posterior probability distribution of the classifier is updated, and the online automatic learning of the classifier is realized. Through simulation test, the computing speed of the algorithm for vehicle video is 242.18 s and the false detection rate is 9.53%. For unmanned aerial vehicle video, the computing speed is 14.93 s, and the false detection rate is 4.52%. This algorithm has low false detection rate, fast classification speed and transplant easily. It is suitable for applications with high real-time requirements, and it has certain practical engineering significance.

Key words visual optics; pedestrian detecting; random ferns classifier; feature extraction; thermal imaging picture; online learning

OCIS codes 330.1880; 330.5000

1 引言

近年来,生活中各种各样的监控设施随处可见,如交通要道的违章拍摄电子眼,发电厂、油田等厂区的防爆产品等。根据需求的不断扩展,出现了以汽

车、移动机器人、无人机等为平台的可移动监控设备,这些设备使监控更加灵活,其应用更加贴合生活。随着计算机视觉技术的不断发展,安防监控的内容也不再局限于对实际情况的简单摄录和查看,研究人员开始将精力更多地投入于对视频内容的自

收稿日期: 2017-06-13; 收到修改稿日期: 2017-07-25

基金项目: 河北省科技计划(16210315D)、国家智慧城市2014年度智慧工地专项试点项目(建办科[2015]15号)

作者简介: 诸葛琳娜(1986—),女,硕士研究生,助理工程师,主要从事图像处理及应用方面的研究。

E-mail: 499702878@qq.com

导师简介: 张磊(1977—),男,博士,教授,主要从事风力发电机组控制技术等方面的研究。

E-mail: 1871580@qq.com(通信联系人)

动化、智能化、高效化的处理和分析中,如行为检测、面部识别、密度检测、越界报警、轨迹跟踪等。傍晚至清晨为安防监控的重要时间段,该阶段受到人员密度低、监控人员警惕性下降、监控产品夜间拍摄效果不佳等因素的影响,成为交通事故、安全意外、犯罪事件的高发阶段。传统视频图像分析算法主要是基于可见光视频进行分析,并采用 CCD 摄像机进行视频采集。CCD 摄像机价格低、技术成熟、产品丰富,但是其在低照度环境下拍摄的物体成像不清晰。此外,由于各种障碍物的遮挡及其与摄像机距离的不同,CCD 摄像机拍摄出的行人图像会出现形变,这些都增加了分析的难度^[1]。为了在低照度环境、宽阔视野下也能准确地检测出成像区域内的人员,并为其他算法如行为检测、越界报警等提供参考信息,本文选用红外热成像摄像机进行视频资料的摄录。

红外热成像摄像机可准确识别人体散发的热量^[2],不受环境光照和行人姿态的影响,其售价也在逐渐降低,使研究成果的转化成为可能^[3]。目前很多国内外研究人员利用红外热成像摄像机进行小目标的检测算法研究。针对拍摄环境、移动目标等问题,李思俭等^[4]提出将运动模糊复原技术和图像增强技术引入红外胎侧系统;Li 等^[5]提出了利用低成本传感装置优化动态环境下的目标检测;Dong 等^[6]利用视觉分析技术和空间滤波器进行海洋小目标检测;Deng 等^[7]基于局部权重差异测量的方式进行红外小目标检测。本文主要利用汽车或无人机搭载热成像设备进行视频拍摄^[8],拍摄的目标物体大小适中,实际中对识别实时性的要求比准确性更高,故算法不宜复杂,并且应具有较高的稳健性。

利用热成像摄像机在低光照环境下对行人进行检测还存在一些难点,如相似亮度的建筑物、机动车、动物、电线杆等造成的分类干扰,存在多个行人成像重叠、极冷和极热物体周围的色圈、行人和背景之间不同气候环境下亮度的差异等^[9]。分析安装于机动车上的摄像机采集的视频具有一定的挑战,因为相机的运动、行人外形的变化、复杂背景和实时性等要求都会影响算法的准确性。通过训练分类器实现图像或视频目标快速检测的方法得到了广泛使用,但是该方法需准备大量样本以进行分类器训练^[10],工作量大且繁琐。此外,摄像头的安装角度及位置都会影响目标的成像姿态,研究人员很难准备完备样本集使其涵盖目标的所有表现形式,因此该方法难以保证不同成像条件下的目标检测稳健性。

本文对基于移动平台搭载热成像摄像机拍摄的视频进行分析,利用随机森林分类器进行成像区域内的行人检测。将热成像摄像机安装于机动车车顶,首先拍摄少量监控视频,选出需要进行识别的行人区域(一个或多个),提取亮度特征及方向中心对称局部二值模式(OCS-LBP)纹理特征并对其进行随机森林分类器初始训练^[11];该分类器应用于其他视频中进行行人检测时,将识别出的行人作为新的样本输入到分类器训练样本库中,同时更新分类器,以实现分类器的自主学习。该分类器训练方法能够提高训练速度、简化训练过程、减小样本采集复杂度,根据实际应用进行分类器专项场景自主训练,具有重要的研究及应用意义。在仿真阶段,选用了安装于无人机上的热成像摄像机拍摄的视频进行了空旷区域内的检测性能验证。由仿真结果可知,该方法可以获得较快的分类速度及较低的误检率,算法移植方便快捷,稳健性好。

2 基本原理

2.1 行人特征提取

热成像图片不能利用图像的色彩信息^[12]。行人在热成像图片中呈现高亮度,并且个体间存在温度差异,因此可以利用亮度特征来区分热成像图片中的背景和行人。然而,因为环境中的其他物体(如路灯、机动车、动物等)的亮度比背景亮度高^[13],行人检测如果只采用亮度信息,检测结果将会受到很大影响。

在行人检测中,纹理特征如梯度方向直方图(HOG)和局部二值模式(LBP)是用于区分背景及行人时普遍采用的特征^[14-15]。近年来,LBP 特征以其在光照度变化条件下稳健性佳、计算速度快和无需较多参数等优势,已经成功地应用于多种计算机视觉分析领域,如人脸识别、行人检测、行人跟踪等。最新的 LBP 特征为 OCS-LBP 特征,利用更低维度的特征信息可补充中心对称 LBP 特征丢失的方向及大小信息。

行人检测采用亮度特征与 OCS-LBP 特征相结合的方式。将行人框选区域划分为 16 块大小为 4×4 的互不重叠的子区域,从各个子区域中分别提取 8 维亮度信息,将提取出的特征值顺序整合为 128 维,并将其作为框选区域的亮度特征。OCS-LBP 特征包含 8 维方向和大小信息,利用这些信息可以构建出每一个子区域的直方图。特征提取区域的 OCS-LBP 特征计算方法为:以区域内的某一个

像素点为中心,选取半径为 R 的区域作为特征计算区域,计算该区域内每一个像素点的梯度方向,进而可获得该区域内所有像素点的相邻 HOG^[16-17]。直方图中的方向取值范围从 $0^\circ \sim 360^\circ$ 划分为 8 个角度,每个角度相差 45° ,所有子区域按顺序整合后可获得 128 维 OCS-LBP 特征。

2.2 随机蕨分类器

随机蕨用于分类,运用的数学知识主要为概率论。随机蕨分类器又称为半朴素贝叶斯分类器,是由贝叶斯分类器发展而来的。训练的过程是从样本特征到样本类别的映射。不同于随机森林算法,随机蕨算法学习的是类别的条件分布,随机蕨数量增加时,训练耗时呈线性增加,最终采用半朴素贝叶斯定理对目标进行分类,该算法易于理解和训练,分类速度快。

2.2.1 训练数据准备

给定带有类别信息的样本库 S , S 包括 N 个样本,可表示为 $S = (f^N, C^N)$,其中 f 为样本特征值, C 为样本类别。 f 通常可表示为 M 维向量,第 i 个样本的特征值可表示为 $f^i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iM})$,其中 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$; 设类别数为 K , 则第 i 个样本的类别表示为 $C^i \in \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, 其中 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$; 分类器 H 可实现 f 到 C 的映射。

随机蕨分类器从大小为 M 的特征集合中随机抽取 R 组大小相同的特征子集,每个子集从特征集合中随机选取 b 对特征进行二值测试,将得到的 b 对测试值作为特征子集的特征值,且 $b < M/2$ 。二值测试后得到的特征值 v 可表示为

$$v = \begin{cases} 1, & L_{t1} > L_{t2} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (1)$$

式中 L_{t1} 表示随机选取的第 t 对特征值对的第 1 个特征值, L_{t2} 表示随机选取的第 t 对特征值对的第 2 个特征值, $t \in \{1, 2, \dots, b\}$ 。(1) 式得到的特征值即为随机蕨分类器的训练样本特征值。

每个子集称为一个随机蕨,第 j 个随机蕨的特征值可表示为 $F_j = \{f'_{j,1}, f'_{j,2}, \dots, f'_{j,b}\}$, $j \in \{1, 2, \dots, R\}$, 第 j 个随机蕨中第 b 个特征值可表示为 $f'_{j,b} \in \{0, 1\}$, 该特征值可通过二值测试计算得到。

每个随机蕨特征值的选择过程为:从 16 个子区域中随机抽取两个子区域,并在抽取出的两个子区域各自的 8 维亮度特征中随机抽取 1 维特征进行二值测试,共进行 5 次抽取及测试,最终得到 5 个特征值;按照同样的方法,可以得到对应于 OCS-LBP 特征的 5 个特征值。这两组特征的顺序组合即为该随机蕨的最终特征值。

2.2.2 随机蕨分类器训练

随机蕨分类器训练主要分为以下两种:

1) 单个随机蕨分类器训练。由第 2.2.1 节的介绍可知,每个样本的第 j 个随机蕨的特征值 F_j 包含的特征值可形成一个 b 位二进制码,其对应的十进制数有 2^b 种可能的数值。对于大量的同一类别样本(如 c_1),在特征集合中的相同位置获取 b 对特征值并进行二值测试,可获得相同随机蕨下的 b 位二进制码,统计这些二进制码的数值分布,即可获得该类别样本在该随机蕨中的后验概率 $P(F_j | c_1)$ 。对于其他类别 c_k ,同样准备大量训练样本,计算其在 F_j 下的后验概率 $P(F_j | c_k)$ 。

2) 多个随机蕨分类器训练。如果将每一个随机蕨比作一个精通某一窄领域的专家,则多个随机蕨即为多个精通不同领域的专家。对于一个新的问题(测试样本),这些专家会用不同的角度去分析,进而得到不同的分析结果,最终将这些专家的分析结果进行整合,得到对这个问题的最终解答。显然,一个随机蕨对样本的分类精度不高,可以将多个随机蕨的分类结果进行整合,获得最终的分类结果,这就要求进行多个随机蕨分类器的训练及结果整合。假设多个随机蕨之间是条件独立的,则所有随机蕨对于某一类别的联合似然分布为

$$P(f_1, f_2, \dots, f_M | c_k) = \prod_{j=1}^R P(F_j | c_k). \quad (2)$$

相应的随机蕨分类器利用半朴素贝叶斯方式求取最终分类结果,分类公式为

$$C_{\text{class}}(f^i) = \arg_k \max [P(c_k) \times \prod_{j=1}^R P(F_j | c_k)], \quad (3)$$

式中 $P(c_k)$ 为每个类别的先验概率,可通过训练集训练得到; $\arg_k \max$ 为使得中括号内计算所得结果最大时 k 的取值。

2.2.3 测试样本分类

针对每一个未知分类的测试样本,计算该样本在不同随机蕨中的 b 位二进制码特征值,根据随机蕨中每一类的后验概率分布计算得到对应二进制码属于该类的概率,最大概率对应的类别即为各随机蕨对应该测试样本的分类结果。利用(3)式获得测试样本的最终分类结果。

样本分类置信度可表示为

$$P(c_k | F_j) = P(F_j | c_k) / \sum_{k=1}^K P(F_j | c_k). \quad (4)$$

2.3 分类器在线自主学习

随机蕨分类器的训练无需更新弱分类器权重及

样本权重,只需统计每类训练样本在不同随机蕨中的后验概率分布,因此该分类器的训练速度较快^[18]。此外,对于随机蕨分类器的在线学习也可通过更新后验概率分布实现。

这里主要探讨移动平台热成像的行人检测随机蕨分类器问题,检测的目标类别为行人与背景,需要准备正、负样本训练初始随机蕨分类器。首先人工选取行人类别待检测目标,对其进行旋转角度及缩放尺度变化的仿射变换,自动获取初始正样本集。通过在行人选框周边和图像边缘随机取样获得初始负样本。

分别提取正、负测试样本的亮度及 OCS-LBP 特征值,利用随机蕨分类器训练方法统计正、负样本在不同随机蕨不同特征值上的后验概率分布,以获得初始随机蕨分类器。

分类器的在线学习利用新增的正样本或负样本更新每个随机蕨的后验概率分布。设在线学习的样本为 (f_{new}, c_k) , 其中 f_{new} 为 M 维特征向量,且假设 c_k 为正样本。以 F_1 为例说明随机蕨分类器的在线学习过程:1) 计算该样本在 F_1 中的 b 位二进制码特征值 q ;2) 将 F_1 的特征值即 q 的正样本数 N_{POS} 加 1,负样本数 N_{NEG} 保持不变;3) 更新 F_1 的后验概率分布,其中特征值为 q 的后验概率变为 $(N_{\text{POS}} +$

$1)/(N_{\text{POS}} + N_{\text{NEG}} + 1)$;4) 归一化 F_1 的后验概率分布;5) 其他随机蕨重复步骤 1)~4) 进行分类器的后验概率分布更新。

随机蕨分类器的在线学习过程即统计各个随机蕨特征值对应的样本个数,并由样本个数的变化更新后验概率分布。由此可见,随机蕨分类器的在线学习速度远快于其他在线学习算法。

3 实验结果

运行环境为 Intel® Core™ i5-5200U CPU @ 2.20 GHz 处理器,安装内存为 8G。仿真视频资源选用启明大学跟踪数据库中的视频。该数据库中包括利用远红外摄像机拍摄的视频资料,摄像机的焦距为 8 mm,水平视场角为 50° ,波长感知区间为 $8 \sim 13 \mu\text{m}$,视频分辨率为 $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$,摄像机安装于汽车车顶上,汽车运动速度为 $20 \sim 30 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ 。拍摄的画面偶尔出现抖动,视频中会出现行人的运动、突然的形变和不确定的运动状态,行人会出现部分或全部的重叠。为了验证所提算法的分类性能,选用了 5 个视频序列的 4614 帧进行测试,表 1 列举了 5 个视频序列中的行人位置和数量,以及检测出的行人位置及数量,用于评判检测结果的准确性。

表 1 启明大学视频序列

Table 1 Video sequences of Keimyung university

Index	Total frames	Number of pedestrian and location in video	Detected number of pedestrian and location
1	860	Move along the street: 4; come into the region: 2; Leave the region: 1	Move along the street: 2; come into the region: 2; Leave the region: 1
2	724	Move along the street: 1; come into the region: 3; Leave the region: 3	Move along the street: 1; come into the region: 3; Leave the region: 3
3	191	Move along the street: 4; come into the region: 1	Move along the street: 3; come into the region: 1
4	2680	Move along the street: 5; come into the region: 1; Leave the region: 6; stop: 1	Move along the street: 5; come into the region: 1; Leave the region: 6; stop: 1
5	159	Move along the street: 3; come into the region: 1; Leave the region: 1	Move along the street: 1; come into the region: 1; Leave the region: 1

随机蕨分类器仿真步骤:

1) 在视频帧中框选全部行人子区域,如图 1 所示。对框选区域进行缩放、翻转、旋转,生成 3000 张正样本图片;选择多个非行人区域进行缩放、翻转、旋转,生成 9000 张负样本图片。

2) 对正、负样本图片进行亮度特征及 OCS-LBP 特征提取,并对每张样本增加类别标注信息,分为行人类和背景类。

3) 选取的随机蕨个数为 40,每个随机蕨包含的特征数为 10(5 个亮度特征,5 个 OCS-LBP 特征),

制作出用于训练分类器的正负样本特征库。

4) 计算各随机藏类的行人及背景类别的后验概率分布。

5) 任意框选已知类别的区域作为分类器性能测试样本。按照步骤 1)~2) 获取 1380 张正样本图片、1458 张负样本图片, 以及各样本的亮度、OCS-LBP 特征。

6) 计算得到各样本的分类结果并与已知分类标签进行比较, 获得分类器分类性能指标。

7) 将测试样本及分类结果输入到分类器训练样本库中, 更新随机藏分类器的后验概率分布, 以提高分类器的分类准确度。



图 1 框选行人子区域

Fig. 1 Selection of pedestrian sub region

仿真中选中了无人机拍摄视频进行空中移动平台算法性能验证, 并将仿真结果进行了比较。无人机拍摄的视频是利用无人机搭载热成像摄像机进行拍摄的。无人机型号为 Yuneec 台风 Q500, 飞行速度为 $25 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$, 悬停高度为 20 m。热成像摄像机型号为 FLIR-Vue, 红外焦距为 25 mm, 水平视场角为 25° , 识别波长范围为 $7.5 \sim 14 \mu\text{m}$, 视频分辨率为 $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$ 。仿真过程同上述步骤 1)~7), 视频帧图片如图 2 所示, 训练正样本数为 200, 负样本数为 600。因为自拍视频中行人尺寸较小, 故选择随机藏个数为 10, 特征数为 8 (4 个亮度特征, 4 个 OCS-LBP 特征), 待验证正样本数为 100, 负样本数为 100。

4 分析与讨论

对所提方法与文献[19-20]中两种方法的性能进行了比较, 结果如表 2 所示。因未收集文献[19-20]中两种方法的初始样本集, 故两种方法均未达到文献所提到的检测性能。本文算法较为关注算法运算速度及误检率这一矛盾参数, 从表 2 可以看出, 文

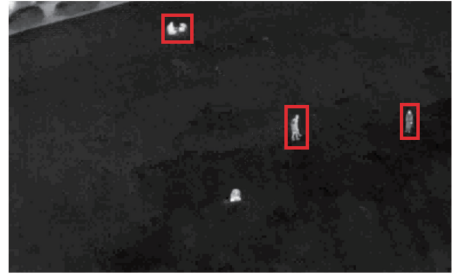


图 2 无人机拍摄视频

Fig. 2 Video obtained by unmanned aerial vehicle

献[19]所述 Harr 特征的 AdaBoost 分类算法和文献[20]所述 HOG 特征的在线学习算法针对车载视频的误检率较本文算法分别低约 0.44% 及 0.32%, 但算法运算速度比所提算法分别慢 10.41 s 和 13.56 s, 约占本文算法运算速度的 4.30% 和 5.60%。

表 2 算法性能比较

Table 2 Comparison of performance of different methods

Method	Feature	Computing speed /s	False detection rate /%
Online AdaBoost	Harr	252.59	9.09
Online multiple instances learning	HOG	255.74	9.21
Proposed on vehicle	OSC-LBP	242.18	9.53
Proposed on unmanned aerial vehicle	OSC-LBP	14.93	4.52

本文算法单独测试了分类器算法分步骤的运行速度, 其中车载视频样本制作耗时 234.19 s, 训练耗时 3.84 s, 测试耗时 4.15 s; 无人机视频样本制作耗时 13.80 s, 训练耗时 0.53 s, 测试耗时 0.60 s。可见, 在随机藏分类器的实现过程中, 样本制作分别占据总时长的 96.70% 和 92.43%, 故可以通过减少初始训练样本数及在线更新分类器参数的方式, 提升检测效率, 平衡分类性能及在线学习速度这对矛盾。

图 3、4 分别为车载视频及无人机视频行人检测误检率随在线更新样本数的变化曲线。可见, 随着训练样本库的在线更新, 本文算法的误检率逐渐下降, 分类精度逐渐提高。

由于无人机拍摄空间较空旷, 行人及背景亮度差别较大, 区分更为明显, 故该算法在无人机视频中行人检测的应用分类精确度更高。图 5 展示了该算法应用于车载视频及无人机视频中的识别效果。

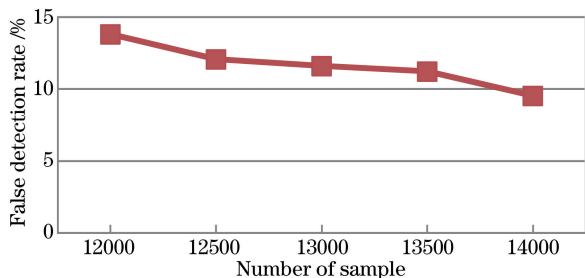


图3 车载视频误检率变化曲线

Fig. 3 Changing curve of false detection rate of vehicle video

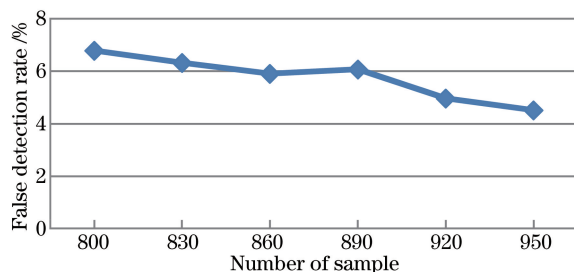


图4 无人机视频误检率变化曲线

Fig. 4 Changing curve of false detection rate of unmanned aerial vehicle video

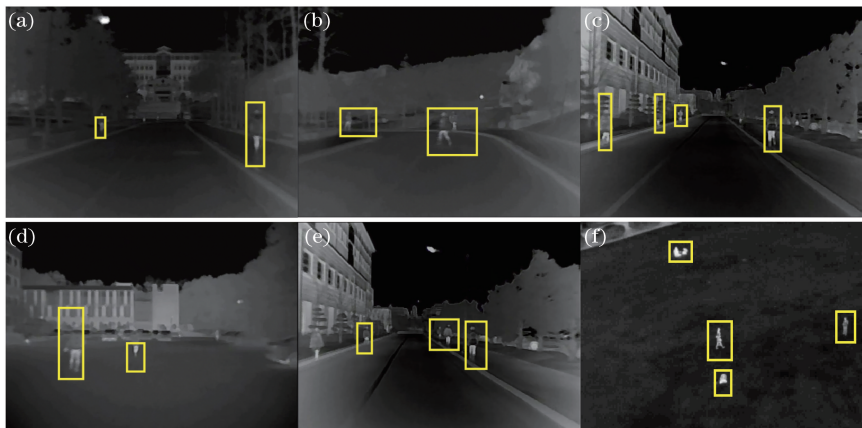


图5 算法识别效果。(a)~(e)车载视频;(f)无人机视频

Fig. 5 Recognition results of proposed algorithm. (a)-(e) Vehicle videos; (f) unmanned aerial vehicle video

5 结 论

分析基于移动平台搭载热成像摄像机拍摄的视频,利用随机森林分类器进行成像区域内的行人检测。热成像图片不同于彩色图片,可利用的色彩信息很少,因此选用亮度特征和 OSC-LBP 纹理特征作为随机森林分类器的特征参数,从视频中手动框选行人及背景区域后,通过对框选区域进行拉伸映射等变换,获得初始分类器训练样本;实际检测时将检测到的目标更新到训练样本库中,同时更新随机森林分类器对应类型的后验概率分布,从而实现了分类器的在线自主学习过程。通过仿真测试证明所提方法的误检率低,算法执行速度及分类速度快,且易于理解和使用,移植方便快捷,适用于对实时性要求较高的应用,具有一定的实际工程意义。根据仿真验证结果,发现通过不断优化特征类型及训练参数将会获得更优的检测数据。该方法为今后的研究提供了一个新的思路,可以为相关领域的研究提供参考。

参 考 文 献

[1] Kwak J Y, Ko B, Nam J Y. Multi-person tracking

based on body parts and online random ferns learning of thermal images [C]. IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2015: 41-46.

- [2] Jin X H, Yang W, Bai X F. A method using infrared thermal imager to detect and track hidden [J]. Infrared Technology, 2014, 36(8): 639-643.
金晓会, 杨卫, 白晓方. 一种用红外热像仪检测与跟踪遮挡目标的方法 [J]. 红外技术, 2014, 36(8): 639-643.
- [3] Tao S, Kudo M, Pei B N, *et al.* Multiperson locating and their soft tracking in a binary infrared sensor network [J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2015, 45(5): 550-561.
- [4] Li S J, Fan X, Zhu B, *et al.* A method for small infrared targets detection based on the technology of motion blur recovery [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(6): 0610001.
李思俭, 樊祥, 朱斌, 等. 基于运动模糊复原技术的红外弱小目标检测方法 [J]. 光学学报, 2017, 37(6): 0610001.
- [5] Li Y, Jha D K, Ray A, *et al.* Information fusion of passive sensors for detection of moving targets in dynamic environments [J]. IEEE Transactions on

- Cybernetics, 2017, 47(1): 93-104.
- [6] Dong L L, Wang B, Zhao M, *et al.* Robust infrared maritime target detection based on visual attention and spatiotemporal filtering [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(5): 3037-3050.
- [7] Deng H, Sun X P, Liu M L, *et al.* Small infrared target detection based on weighted local difference measure [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(7): 4204-4214.
- [8] Sanna A, Pralio B, Lamberti F, *et al.* A novel ego-motion compensation strategy for automatic target tracking in FLIR video sequences taken from UAVs [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 723-734.
- [9] Kwak J Y, Ko B C, Nam J Y. Pedestrian tracking using online boosted random ferns learning in far-infrared imagery for safe driving at night [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(1): 69-81.
- [10] Deng H, Sun X P, Liu M L, *et al.* Infrared small-target detection using multiscale gray difference weighted image entropy [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 60-72.
- [11] Schapire R E, Singer Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions [J]. *Machine Learning*, 1999, 37(3): 297-336.
- [12] Chen C L P, Li H, Wei Y T, *et al.* A local contrast method for small infrared target detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 574-581.
- [13] Li J F. Research on human detection, tracking and action recognition in infrared images [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010: 1-10.
- 李建福. 红外图像中人体目标检测、跟踪及其行为识别研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010: 1-10.
- [14] Gao C Q, Meng D Y, Yang Y, *et al.* Infrared patch-image model for small target detection in a single image [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12): 4996-5009.
- [15] Wang J G, Sung E. Facial feature extraction in an infrared image by proxy with a visible face image [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2007, 56(5): 2057-2066.
- [16] Ko B C, Kwak J Y, Nam J Y. Human tracking in thermal images using adaptive particle filters with online random forest learning [J]. *Optical Engineering*, 2013, 52(11): 113105.
- [17] Venkataraman V, Fan G L, Havlicek J P, *et al.* Adaptive Kalman filtering for histogram-based appearance learning in infrared imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(11): 4622-4635.
- [18] Luo D P, Luo C, Wei L S, *et al.* Real time visual perception system based on online fern classifier [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(5): 1139-1148.
- 罗大鹏, 罗琛, 魏龙生, 等. 基于在线随机森林分类器的实时视觉感知系统 [J]. *电子学报*, 2016, 44(5): 1139-1148.
- [19] Qi Z Q, Xu Y T, Wang L S, *et al.* Online multiple instance boosting for object detection [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(10): 1769-1775.
- [20] Roth P M, Grabner H, Bischof H, *et al.* Online conservative learning for person detection [C]. 2005 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, 2005: 223-230.