

概率图车载热成像行人检测 RoIs 提取方法

沈 乐, 刘 琼

(华南理工大学软件学院, 广东广州 511400)

摘 要: 道路场景复杂、热成像纹理信息较少以及图像品质不稳定, RoIs 提取面临挑战. 阈值分割 RoIs 提取更多关注行人局部细节和像素间邻域关系, 容易产生行人遗漏、背景粘连和行人断裂, 且很难控制 RoIs 总量. 模拟人类视觉, 关注图像显著性区域及其位置和大小, 提出概率图 RoIs 提取方法, 设计凸-凹形曲线映射像素灰度值增强图像对比度; 基于图像签名方法获取显著性图. 融合灰度强度和显著性概率图并从中提取图像前景; 设计算法搜索路面估计限定的概率图区域生成 RoIs. 实验表明, 相对阈值分割, 本文方法能够提高 RoIs 定位准确度、控制 RoIs 总量和显著减少非行人 RoIs; 提取等量单帧 RoIs, 召回率提高不低于 9%.

关键词: RoIs 提取; 显著性概率图; 灰度强度概率图; 车载热成像行人检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)10-1909-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.10.005

Rols Extraction Method Using Probability Map for Vehicle-Mounted Thermal Imaging Pedestrian Detection

SHEN Le, LIU Qiong

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

Abstract: RoIs extraction is a challenging task due to scene complexity, less image texture and unstable image quality. Paying more attention to local pedestrian details and neighborhood relations of pixels, threshold segmentation is prone to give rise to mis-segmentation such as adhesion, omission, breakage and uncontrollable RoIs amount. Imitating human's eyes, we focus on an image saliency region, size and location and propose a new RoIs extraction method using probability map. Design convex-concave curves to map an image pixel gray for enhancing the image contrast; get a saliency map based on image signature manner; fuse intensity and saliency probability images and then extract the image foreground; design an algorithm to search the probability map region limited by a road horizon and generate RoIs. Experimental results show that our method can improve RoIs locating accuracy, control RoIs amount and reduce non-pedestrian RoIs when comparing with threshold segmentation method. Our recall increases no less than 9% when same RoIs amount are extracted.

Key words: RoIs extraction; saliency probability map; intensity probability map; vehicle-mounted thermal pedestrian detection

1 引言

近来智能驾驶技术受到高度关注, 研究成果显著. 道路场景复杂、热成像纹理少、图像品质不稳定, 鲁棒实时的车载热成像行人检测面临挑战. 车载行人检测硬件未能支撑深度学习, 传统 RoIs 提取/验证两阶段检测器依然主流. 为节省开销减少虚警, RoIs 提取尽量覆盖行人排除非行人.

Ge 等^[1]自适应双阈值分割算法实用有效受到重视, 但逐行扫描全图、动态计算高/低灰度阈值及逐像素

判别前/背景导致过多非行人 RoIs, 如图 1. Jeong 等^[2]对四分之三图像行人检测, 减少非行人和降低开销, 仍难以适应复杂颠簸的道路场景. 王国华^[3]辅以 Sobel 算子估计路面限制 RoIs 提取域, 但开销甚至超过阈值分割. 深度学习 RoIs 提取^[4], 结合 RPN (Region Proposal Network) 和级联森林 RoIs 提取^[5]等, 每帧 100 个 RoIs 召回率达 95%. 然而多数车载应用未能支撑 GPU 计算. 孟思岐^[6]的直方图均衡、王璐^[7]的中值滤波等预处理和后处理改善召回率和 RoIs 定位准确度; 王国华^[3]和李景富等^[8]等借助形态学操作后处理去除背景噪声和

行人断裂等对改善 RoIs 分割效果有限.

模拟人类视觉,关注图像显著性域及其位置与大小:提出概率图车载热成像行人检测 RoIs 提取方法;设计凸-凹形曲线映射图像增强对比度;融合灰度强度和显著性概率图提取前景;设计算法搜索路面界定的概率图区域生成 RoIs. 实验表明,相对阈值分割 RoIs 提取,本文方法能够提高 RoIs 定位准确度、控制 RoIs 数量和减少非行人 RoIs;提取等量单帧 RoIs,召回率提高不低于9%.

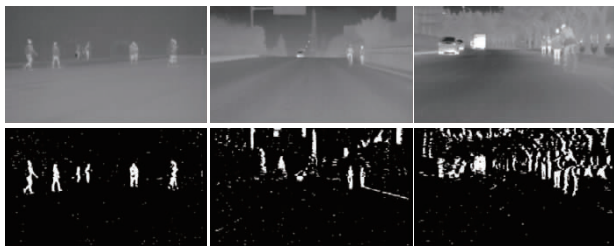


图1 自适应双阈值分割提取前景(上:热成像,下:二值图)

2 概率图计算

使用凸-凹形曲线映射热成像图像增强对比度;融合灰度强度和显著性概率图提取图像前景.

2.1 图像预处理

热成像灰度不稳定,对数指数曲线同向变化,凸曲线映射高灰度像素增强高灰度和凹曲线映射低灰度像素削弱低灰度. 轴对称翻转凸曲线设计生成凹曲线,定义 $[0, \pi/2]$ 域正弦函数作为基准凸曲线,通过平移、缩放等生成凸曲线组,如式(1).

$$L(x) = \begin{cases} P - P \sin\left(\frac{\pi(x+P)}{2P}\right), & 0 \leq x < P \\ P + (255 - P) \sin\left(\frac{\pi(x-P)}{2(255-P)}\right), & P \leq x \leq 255 \end{cases} \quad (1)$$

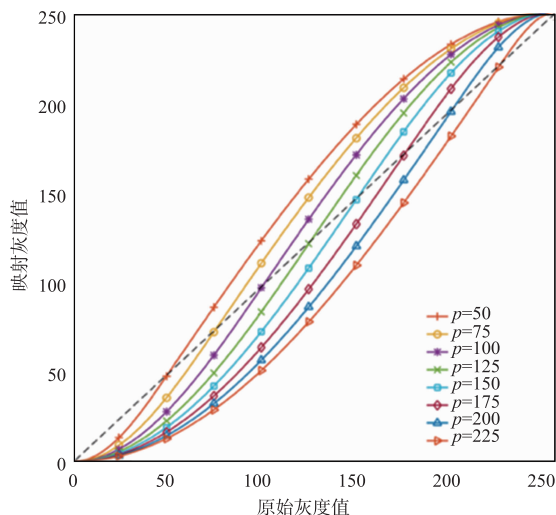


图2 不同P取值对应的凸映射曲线

式中, x 和 $L(x)$ 为映射前/后灰度, x 取值范围为 $[0, 255]$, P 为区分高、低像素灰度阈值; P 取不同值获不同凸曲线,如图2. 实验表明 P 取当前像素灰度平均值 1.5 倍时效果较好,如图5(b).

2.2 概率图计算

概率图概率值接近 1, 像素属前景几率较大. 融合灰度强度和显著性概率图提取图像前景.

2.2.1 灰度强度概率图

热成像灰度强度与概率图概率正相关. 衣着影响阻隔人体表热辐射,行人未能保持连续高亮区,较之头部、四肢等裸露部件,躯干亮度低. 采用灰度级形态学闭操作补偿衣着失真,如式(2).

$$I \cdot b = (I \oplus b) \ominus b \quad (2)$$

式中, b 为形态学操作结构元, I 为输入图像, \oplus 为膨胀操作, \ominus 为腐蚀操作.

竖直向矩形结构元接近人体形状;结构元宽度过大将模糊相邻行人分界,适当取小. 概率图选用 30×3 矩形结构元. 变换衣着失真补偿图像获得灰度强度概率图,如式(3). 对于热成像,如图3(a);衣着失真补偿促成行人灰度分布均匀连续,如图3(b);灰度值较高的背景域可能呈现较高概率,前背景概率值差异不显著,如图3(c).

$$ProbMap_i = \frac{1}{255} I_{cdc} \quad (3)$$

式中, I_{cdc} 为衣着失真补偿热成像, $ProbMap_i$ 为灰度强度概率图.

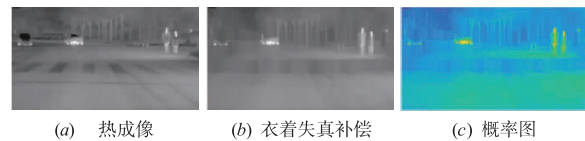


图3 灰度强度概率图

2.2.2 显著性概率图

显著性概率图计算如图4,除显著性强背景概率值较高,大部背景或均匀分布域概率值较低,如图4(e). 显著性域通常存在角点稀有性复杂性和不可预测性. 道路行人属稀有事例、外观复杂,具备显著性. 采用图像

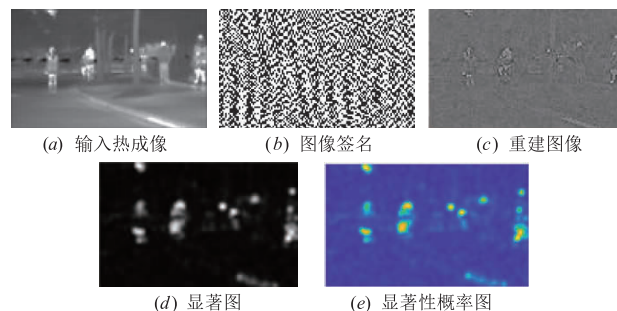


图4 显著性概率图

签名方法计算显著图,如式(4).

$$ImageSignature = \text{sign}(DCT(I)) \quad (4)$$

式中, $DCT(I)$ 为余弦变换, $\text{sign}()$ 为符号函数.

图像签名保留符号,摒弃余弦变换谱分量如图 4(b). 图像签名重建图像如图 4(c);离散反余弦变换重建获显著图如图 4(d),如式(5).

$$SaliencyMap = \text{Gaussian}(I_{re} * I_{re}) \quad (5)$$

式中, I_{re} 为图像签名重建图像; $\text{Gaussian}()$ 为高斯模糊操作; $SaliencyMap$ 为显著图,简称为 S .

经线性和非线性变换,显著图转化为显著性概率图,如式(6):经归一化 $[0,1]$ 满足概率图条件;取自然

对数避免区域间显著性差异过大.

$$ProbMap_s = \ln 2^{-1} \ln \left(\frac{S - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} + 1 \right) \quad (6)$$

式中, $ProbMap_s$ 为显著性概率图.

2.2.3 融合概率图

通过连乘操作融合空域和余弦变换域获得灰度强度和显著性概率图如图 5,如式(7). 融合概率图能显著体现前背景概率分布的差异性、行人及其位置和大小,如图 5(e),生成高品质 RoIs.

$$ProbMap = ProbMap_i * ProbMap_s \quad (7)$$

式中, $ProbMap$ 为融合概率图.

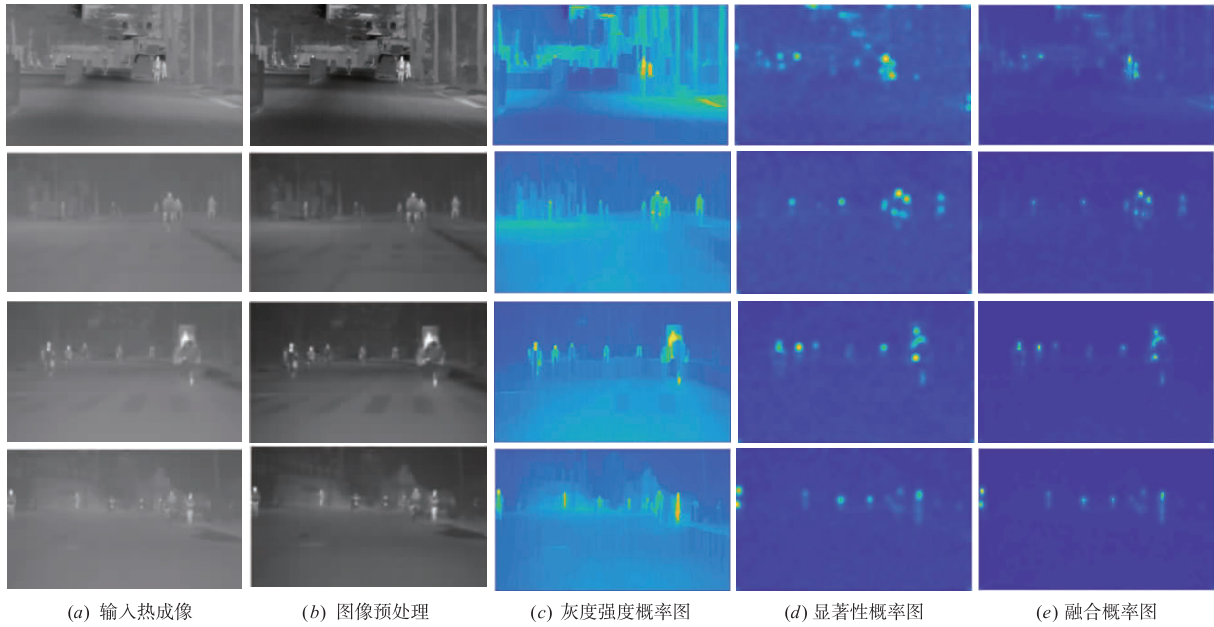


图5 预处理和概率图计算

3 概率图 RoIs 生成

利用路面估计限定概率图搜索范围;设计算法搜索指定概率图范围生成 RoIs.

3.1 概率图搜索范围

行人存在于竖直波动的路面,宜用带状域而非单一直线限定概率图搜索范围. 统计图像竖直方向行人出现频数,当满足条件 $y_t \leq y \leq y_b$, 则 $f_y = f_y + 1$, 其中, y_t, y_b 为图像行人的顶和底纵坐标值, f_y 为位置 y 的行人频数, y 值区间 $[0, 1]$. f_y 值最大时的位置记作 y_0 , 其为带状域中点, 即带状域 $[y_0 - \Delta y, y_0 + \Delta y]$, $\Delta y = 0.1$, 如图 6, 双红线限定概率图纵向搜索域, 绿线限定横向搜索范围(图像宽).

3.2 搜索算法和 RoIs 生成

包括采集种子点、初始化 RoIs 和迭代更新 RoIs. 在路面限定的概率图区域采集种子点, 确定种子点的位置和权值;按权值由高到低遍历种子点, 结合种子点位

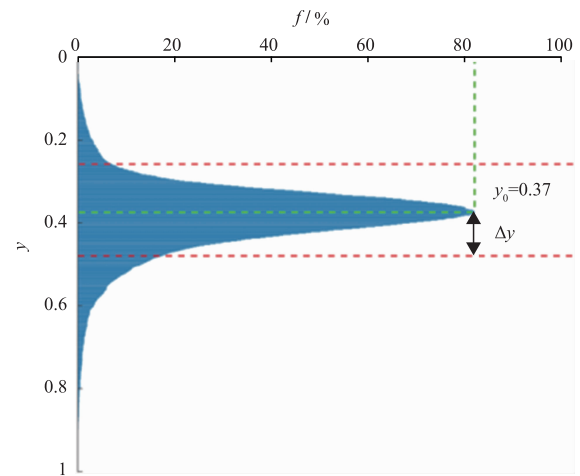


图6 概率图搜索范围(纵坐标归一化)

置和 RoIs 高度估计模型初始化 RoIs、迭代更新 RoIs 以准确定位行人,如图 7.

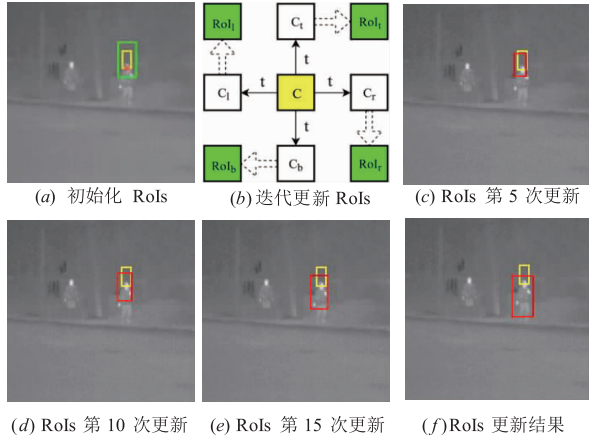


图7 初始化RoIs和迭代更新RoIs

3.2.1 采集种子点

筛选种子点、确定种子点位置 (u_{pt}, v_{pt}) 和权值 w_{pt} . 搜索域较高概率值点即可能的种子点,其图像坐标即位置,附近存在行人的几率为权值. 路面估计获得带状搜索域 (记作 $ProbMap'$), 其宽高记作 w' 和 h' ; $ProbMap'$ 的垂直投影 H_v (长度为 w' 的行向量), 如式 (8); H_v 中选极大值, 逐极大值位置对应种子点横坐标, 种子点横坐标集合为 O , 如式 (9); 计算种子点纵坐标和权值, 获得种子点集合 Pt , 如式 (10). 行人附近生成权值较大的种子点, 优先遍历种子点以控制 RoIs 数量且避免遗漏行人.

$$H_v(u) = \sum_{v=1}^{h'} ProbMap'(u, v), u = 1, \dots, w' \quad (8)$$

$$O = \{u \mid H_v(u) - H_v(u-1) > 0, \\ H_v(u+1) - H_v(u) < 0, u = 1, \dots, w'\} \quad (9)$$

$$Pt = \{ (u_{pt}, v_{pt} = \underset{v \in \mathbf{N}}{\operatorname{argmax}}(ProbMap'(u_{pt}, v)), \\ w_{pt} = H_v(u_{pt}) \mid u_{pt} \in O \} \quad (10)$$

3.2.2 初始化 RoIs

行人像素高与底部位置强相关, 利用线性回归拟合获 RoIs 高度估计模型 (记作 He). RoIs 四元组表示 (u_r, v_r, w_r, h_r) , (u_r, v_r) 为 RoIs 底边中点, 即 $u_r = u_{pt}$, $v_r = v_{pt}$; w_r 和 h_r 为 RoIs 的宽高. RoIs 宽高比 0.5, $h_r = He(v_{pt})$, $w_r = 0.5h_r = 0.5He(v_{pt})$; 如图 7(a), 种子点红色, 黄框初始化 RoIs.

3.2.3 迭代更新 RoIs

以置信度为目标迭代更新 RoIs, 如式 (11). E 为概率图限定域累计像素概率值, 如式 (12).

$$\operatorname{conf}(R) = \frac{E(R)}{E(R_e) - E(R)} \quad (11)$$

$$E(R) = \sum_{p \in R} ProbMap(p) \quad (12)$$

R 为 RoIs, $\operatorname{conf}(R)$ 为 RoIs 置信度, R_e 为与 R 同中心, 宽高 n 倍, $n=2$, 如图 7(a) 绿框.

RoIs 迭代更新, 如图 7(b) ~ (f), 黄框为初始化 RoIs, 红框为当前 RoIs 更新, 步骤:

(1) 候选 RoIs. 选择当前 RoIs 底边中点 C , 其上下左右 4 个方向分别移动 t 个像素获取 4 个新位置 C_i , C_b , C_l 和 C_r 作为候选 RoIs 的底边中点, 这里取 $t=5$, 候选 RoIs 为 R_i , R_b , R_l 和 R_r .

(2) 更新 RoIs. 计算并比较当前 RoIs 与候选 RoIs 的置信度, 以置信度最大候选 RoIs 更新当前 RoIs, 跳转步骤 (1); 当前 RoIs 置信度最大则停止迭代.

4 实验

实验设计和结果分析. 实验平台为 MATLAB R2017b; 操作系统 macOS High Sierra (10.13.6), 处理器 2.3 GHz Intel Core i5, 内存 8GB.

4.1 数据与评价指标

SCUT Dataset 是目前车载热成像行人检测规模完整、数据量最大、多交通场景的公开数据集^[1], 分 21 个子集 (S0 ~ S20), 前 11 (S0 ~ S10) 为训练集, 后 10 (S11 ~ S20) 为测试集, 每个子集含多个视频段; 5 种行人标签: “walk person” 为行走、跑步或站立单人, “ride person” 为骑车单人, “people” 为粘连多人, “person?” 和 “people?” 分别为不确定、遮挡程度大于 2/3 单/多人. “none” 为无遮挡标注, “partial” 为部分遮挡. 采样训练集和测试集, 间隔 75 帧、25 帧, 获取离散输入图像. RoIs 与行人标注框的交并比 (Intersection over Union, IoU) 不小于阈值 (记作 thr) 时认为命中行人, $thr = 0.5$ 、0.6、0.7 和 0.8, 仅测试 “walk_person” 和 “ride_person” 行人.

表 1 SCUT Dataset

帧数	标签类别	标注框数	单行人数	行人至传感器的距离	道路场景类别数
211k	6	448k	7659	4.6m ~ 132m	4

提取训练集 “walk_person” 和 “ride_person” 行人, 界定概率图搜索区域和训练 RoIs 高度估计模型. 离线路面估计取路面 $y_0 = 0.37$, 所揽括道路行人不少于 80%; 概率图垂直带状域为 $[0.27, 0.47]$, 如图 6. 训练获得 RoIs 高度估计模型, 如式 (13).

$$He(b) = \omega * [b^2 \ b \ 1]^T \quad (13)$$

其中 $\omega = [0.0036, -0.9259, 63.3596]$ 为模型参数, b 为行人底部位置, $He(b)$ 为 RoIs 高度估计.

评价指标召回率 ($Recall$) 和每帧 RoIs 数 (RoIs per Image, $ROIPI$) 如式 (14)、(15). $Recall$ 越高、 $ROIPI$ 越小, 较少 RoIs 命中率高, RoIs 提取性能越好.

$$Recall = \frac{\operatorname{num}_{tp}}{\operatorname{num}_{\text{RoIs}}} \quad (14)$$

$$ROIPI = \frac{num_{RoIs}}{num_{img}} \quad (15)$$

式中, num_p 为命中行人 RoIs 数, num_{RoIs} 为 RoIs 总数, num_{img} 为测试帧总数.

4.2 实验与分析

设计消融实验和对照实验验证本文方法性能及其与它方法的性能比较.

4.2.1 消融实验

数据预处理、灰度强度概率图、显著性概率图和融合概率图等四个算法参与评估,“√”为选中,“—”为未选中,每帧提取 10 个 RoIs, $thr = 0.5$; 表 2 可见 *Recall* 结果:融合概率图为 68.3%, 预处理 + 融合概率图为 71.2%; 预处理 + 灰度强度概率图为 64.6%; 预处理 + 显著性概率图为 68.1%. 表明融合概率图效果最好; 预处理对提高 *Recall* 效果明显; 显著性概率图较灰度强度概率图效果更好.

表 2 消融实验

预处理	灰度强度 概率图	显著性 概率图	融合 概率图	<i>Recall</i>
—	—	—	√	68.3%
√	—	—	√	71.2%
√	√	—	—	64.6%
√	—	√	—	68.1%

4.2.2 对照实验

参与实验的 5 个 RoIs 提取方法: 自适应双阈值分割 DTS^[2]; 实时路面估计自适应双阈值分割 DTS + HLE^[4]; 静态路面估计概率图 PM; 实时路面估计^[4] 概率图 PM'; RPN^[5]. 实验分两组: (1) DTS、DTS + HLE、PM、PM' 和 RPN 的 *Recall*、*ROIPI* 和计算开销, $thr = 0.5, 0.6, 0.7$ 和 0.9 ; (2) 不同 *ROIPI* 时 DTS、DTS + HLE 和 PM 的 *Recall*, $thr = 0.5$.

实验(1)结果见表 3, 随 thr 增加, 定位精度要求提高, 5 个 RoIs 提取方法 *Recall* 呈下降, 符合预期. 前四个 RoIs 提取方法: PM'、PM 整体性能为最优和次优, 它们优于自适应双阈值分割; PM' 比 PM 方法更适应道路场景. 较之 DTS, DTS + HLE 带实时路面估计, *Recall* 提高, 但是提高幅度不大于 3%, 而 *ROIPI* 至少降低 5.9; 同样带实时路面估计, 与 DTS + HLE 接近的 *ROIPI*, PM' 和 PM 的 *Recall* 提高较 DTS 不小于 9%; 且随 thr 增加, PM' 和 PM 的 *Recall* 下降幅度小, RoIs 定位准确度明显改善.

$thr = 0.5$ 时 RPN *Recall* 比 PM 高 19.2%, 但随 thr 增加, RPN *Recall* 下降显著; 相比表 3 其它方法, *ROIPI* 高达 40. $thr = 0.5$ 增至 0.8, PM' 和 PM 的 *Recall* 仅下降 9.4% 和 8.1%, DTS 下降 12.2%, RPN 下降 66.1%, 很

显然 RPN 的 RoIs 定位能力较差.

RPN 每帧耗时 97ms, 处于榜首; PM 较 RPN 多 7ms; PM' 开销近 PM 的 2 倍, DTS + HLE 的开销是 PM 的 1.5 倍. RPN 由 GPU 卡执行, GPU 与 CPU 计算性能差别显著, 但是 RPN 开销优势并不显著.

表 3 RoIs 提取方法的 *Recall*、*ROIPI* 和计算开销

RoIs 提取方法	DTS	DTS + HLE	PM	PM'	RPN ^[5]	
<i>Recall</i> (<i>thr</i>)	0.5	61.5%	63.4%	71.2%	75.3%	94.5%
	0.6	56.5%	59.1%	67.1%	70.4%	84.9%
	0.7	52.6%	54.3%	64.5%	68.8%	61.9%
	0.8	49.3%	51.9%	63.1%	65.9%	28.4%
<i>ROIPI</i>	15.4	9.5	9.4	9.5	40	
计算开销(ms/帧)	32	147	104	198	93(GPU)	

实验(2)结果见表 4, PM *Recall* = 61.9% 时 *ROIPI* = 5.7; 而 DTS *Recall* = 61.5% 时 *ROIPI* 为 15.4, 接近的 *Recall*, DTS 的 *ROIPI* 比 PM 大 9.7; PM *Recall* = 64.3% 时 *ROIPI* = 6.5, DTS + HLE *Recall* = 63.4% 时 *ROIPI* 为 9.5, 接近的 *Recall*, PM 的 *ROIPI* 比 DTS + HLE 低 3.0. 接近的 *Recall*, PM 的 *ROIPI* 更低, 其 RoIs 定位性能更好, 减少非行人 RoIs 显著.

表 4 不同 *ROIPI* 下 3 个 RoIs 提取方法的 *Recall* ($thr = 0.5$)

RoIs 提取方法	DTS	DTS + HLE	PM		
<i>ROIPI</i>	15.4	9.5	5.7	6.5	15.4
<i>Recall</i>	61.5%	63.4%	61.9%	64.3%	79.8%

5 结论

概率图车载热成像行人检测 RoIs 提取方法 (PM), 通过图像预处理, 凸-凹形曲线映射图像像素增强图像对比度; 融合灰度强度概率图和显著性概率图提取图像前景; 采用静/实时路面估计确定概率图搜索域, 设计算法搜索生成 RoIs. 实验表明, 较阈值分割 RoIs 提取方法, 本文方法能提高 RoIs 定位准确度、控制 RoIs 总量并减少非行人 RoIs; 等量提取单帧 RoIs, *Recall* 提高不低于 9%.

静态路面估计 PM 在车辆颠簸、坡道等场景可能产生偏离, 导致种子点采集失效; 实时路面估计 PM' 获得较高 *Recall*, 但计算开销稍大. TI 公司低功耗 DM6437 数字媒体处理器成功用作多个车型车载热成像行人检测平台, 经 IQMath 和 VLIB 函数库优化, PM 取得实时效果. 深度学习模型具有潜在优势^[10], 但目前车载行人检测应用未能提供 GPU 硬件, 且实验表明, PM 综合性能更优.

参考文献

[1] GE J F, LUO Y P, TEI G. Real-time pedestrian detection

- and tracking at nighttime for driver-assistance systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(2): 283 – 298.
- [2] JEONG M, KO B C, NAM J Y. Early detection of sudden pedestrian crossing for safe driving during summer nights [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2017, 27(6): 1368 – 1380.
- [3] 王国华, 刘琼, 庄家俊. 基于局部特征的车载红外行人检测方法研究[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1444 – 1448.
WANG G H, LIU Q, ZHUANG J J. Method research on vehicular infrared pedestrian detection based on local features[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(7): 1444 – 1448. (in Chinese)
- [4] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.
- [5] XU Z W, ZHUANG J J, LIU Q, et al. Benchmarking a large-scale FIR dataset for on-road pedestrian detection [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 96: 199 – 208.
- [6] 孟思岐. 复杂场景下红外行人目标检测跟踪技术研究[D]. 江苏南京: 南京理工大学, 2018.
MENG S Q. Research on Infrared Pedestrian Detection and Tracking in Complex Scene[D]. Nanjing, Jiangsu: Nanjing University of Science and Technology, 2018. (in Chinese)
- [7] 王璐. 车载红外夜视行人检测与跟踪技术研究[D]. 四川成都: 电子科技大学, 2017.
WANG L. Research on Technology of Pedestrian Detection and Tracking for Vehicular Infrared Night-Vision System [D]. Chengdu, Sichuan: University of Electronics Science & Technology of China, 2017. (in Chinese)
- [8] 李景富, 杨志强. 一种多尺度远红外夜间交通行人识别方案[J]. 量子电子学报, 2016, 33(4): 411 – 419.
LI J F, YANG Z Q. A multi-scale far infrared night traffic pedestrian recognition scheme[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2016, 33(4): 411 – 419. (in Chinese)

作者简介



沈 乐 男, 1994 年 8 月出生, 江西南昌人. 华南理工大学软件学院硕士研究生, 研究方向为车载行人检测.
E-mail: shenl@gmail.com



刘 琼 (通信作者) 女, 1959 年 3 月出生, 云南昆明人. 华南理工大学软件学院教授、博士生导师, 研究方向为机器学习视觉技术应用、模式识别等.
E-mail: liuqiong@scut.edu.cn