

DOI: 10.11991/yykj.201906016

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1191.U.20191113.1724.002.html>

改进的多特征融合人行道检测算法

胡强¹, 屈蔷¹, 何鑫²

1. 南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 211106

2. 南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 211106

摘 要:道路检测相关研究多基于 KITTI 等车道公开数据集展开, 由于车道与人行道存在颜色、材质和周围环境等差异, 准确地检测出人行道区域成为一个需要解决的问题。本文将应用场景设置为室外人行道, 提出了一种改进的基于多特征融合的人行道检测算法。首先使用 SLIC 超像素算法获取超像素图以减少噪声干扰和后续训练维度; 然后计算各超像素块特征, 利用新的 Gabor 滤波器纹理提取方法降低时间复杂度, 并加入基于主成分分析(PCA)的光照不变空间特征和三维的深度梯度特征提高检测准确度, 选用 Adaboost 分类器对融合的特征向量进行训练并预测人行道区域; 最后采用马尔可夫随机场对分割结果进行优化。本方法是通用的, 不依赖于道路外观和结构的先验, 在创建的人行道数据集上进行实验, 证明了该算法的有效性。

关键词:人行道检测; 超像素; Gabor 纹理; 光照不变空间; 三维深度; 多特征融合; 机器学习; 马尔可夫随机场

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1009-671X(2020)02-0035-09

An improved sidewalk detection algorithm based on multi-feature fusion

HU Qiang¹, QU Qiang¹, HE Xin²

1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

2. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract: Research on road detection is mostly based on open datasets of lane such as KITTI. Due to the differences in color, material and surrounding environment between lanes and sidewalks, accurate detection of the sidewalk area is also a problem that needs to be solved. Therefore, the application scenario is set as an outdoor sidewalk in this paper, proposing an improved sidewalk detection algorithm based on multi-feature fusion. Firstly, SLIC super-pixel algorithm is used to obtain super-pixel image to reduce the noise interference and follow-up training dimension. Then, calculating each super-pixel block feature, a new texture extraction method based on Gabor filter is proposed to reduce the time complexity, and the principal components analysis (PCA)-based illumination invariant spatial features and three-dimensional depth gradient features are added to improve detection accuracy. The Adaboost classifier is used to train the fused feature vectors and predict the sidewalk area. Finally, the Markov random field is used to optimize the segmentation results. This method is universal and does not depend on a priori road appearance and structure. The validity of the algorithm is verified by the experiment based on the created sidewalk datasets.

Keywords: sidewalk detection; super-pixel; Gabor texture; illumination invariant space; three-dimensional depth; multi-feature fusion; machine learning; Markov random field

随着自动驾驶技术的发展, 基于视觉的道路检测算法在全球范围内得到了广泛应用。这些方法的主要目的是提供将像素点划分为属于或不属于道路区域的能力。鉴于自动驾驶汽车的场景限制, 算法多使用柏油马路为主的车道公开数据集

进行实验, 在具有不同特征的室外人行道上少有研究。对于数量众多的盲人群体来说, 检测出人行道能在一定程度上解决出行的问题。因此本文在已有车道检测算法的基础上对人行道的区域分割进行研究。

单目相机依靠成本低廉、校准使用简单、包含图像信息丰富等优势, 逐渐成为道路检测的主流设备。单目视觉主要有基于区域和基于纹理 2 种方法。其中, 基于区域的方法^[1]是指在图像

收稿日期: 2019-06-25. 网络出版日期: 2019-11-13.

基金项目: 江苏省科技成果转化项目(BA2015052).

作者简介: 胡强, 男, 硕士研究生;

屈蔷, 女, 副教授, 硕士生导师.

通信作者: 屈蔷, E-mail: qq@nuaa.edu.cn.

中寻找颜色、纹理等属性,从背景中将道路区域分割出来。当路面与周围环境明显不同时,这种策略是成功的。然而当道路具有非均匀表面和复杂特征时,任务变得困难起来。基于纹理的方法^[2]利用 Gabor 滤波器的纹理输出进行投票寻找消失点来实现道路区域分割。Gabor 滤波器存在大量的方向导致该方法计算量大,难以实时使用。后续研究采用道路先验^[3]、上下文信息^[4]和最优局部优势定位(optimal local dominant orientation method, OLDOM)^[5]等方法对这两种方法进行改善。虽然在一定程度上起到提高检测精度和缩短运行时间的作用,但是单目视觉算法仍然存在三维信息丢失导致的模糊问题。

已有学者开始尝试利用三维的深度线索来探测路面。通过将问题限制在平面道路上,文献[6]的工作发现 V 视差图中道路的纵断面被投影成对角线直线,利用 U 视差图去除部分垂直障碍物,再通过曲线拟合技术对直线进行提取,映射出道路区域。文献[7]则在 U-V 视差图法的基础上采用 RANSAC 对随机采样的视差斑块进行道路平面参数的计算,通过引入道路平面坡度约束,去除不可靠的斑块。但是双目视觉系统的基线和图像分辨率限制了测量精度,直接使用深度等三维信息可能产生不可靠的结果。

道路检测的另一种思路侧重于融合和分类。随着机器学习应用越来越受到重视,研究者开始对道路提取到的信息进行融合。除了颜色信息之外, Gabor 特征^[8]、多尺度特征^[9]以及位置先验特征^[10]也逐渐被使用。然而简单地将上述二维特

征信息进行融合,对于一些复杂的人行道场景,比如树木阴影、背景特征相似性干扰等,检测结果存在一定程度的误差。

分析上述问题,本文提出了一种改进的多特征融合人行道检测算法。考虑到像素级图像操作会增加后续处理复杂度和噪声干扰,因此通过比较不同的超像素算法,选取效果最佳的方法将人行道数据集图像分割成区域级图像,并研究超像素参数对检测精度的影响。为了解决 Gabor 滤波器存在大量方向导致的高时间复杂度问题,根据人行道的纹理特点提出一种改进算法来加速特征的提取。由于背景特征相似性带来相应的干扰,所以融合了三维特征和常用的二维特征,并提出了基于 PCA 的光照不变空间特征(简称 PCA-II)来减少强光和阴影带来的影响。超像素参数非自适应性会导致道路边缘出现凹凸的现象,因此利用马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)对分割结果进行细化。

1 多特征融合的人行道检测算法

本文提出的人行道检测算法主要由 3 部分组成,如图 1 所示。第 1 部分采用超像素算法将 RGB 图像分割成超像素图,并进行立体匹配^[11]和 PCA-II 转换得到视差图和 PCA-II 图;第 2 部分提取各超像素块的 RGB、HSV 颜色特征、位置特征、PCA-II 特征以及三维深度梯度特征,利用改进的 Gabor 滤波器加速算法对纹理特征进行提取;第 3 部分选用 Adaboost 分类器对多特征进行融合,并通过 MRF 对分割结果进行细化。

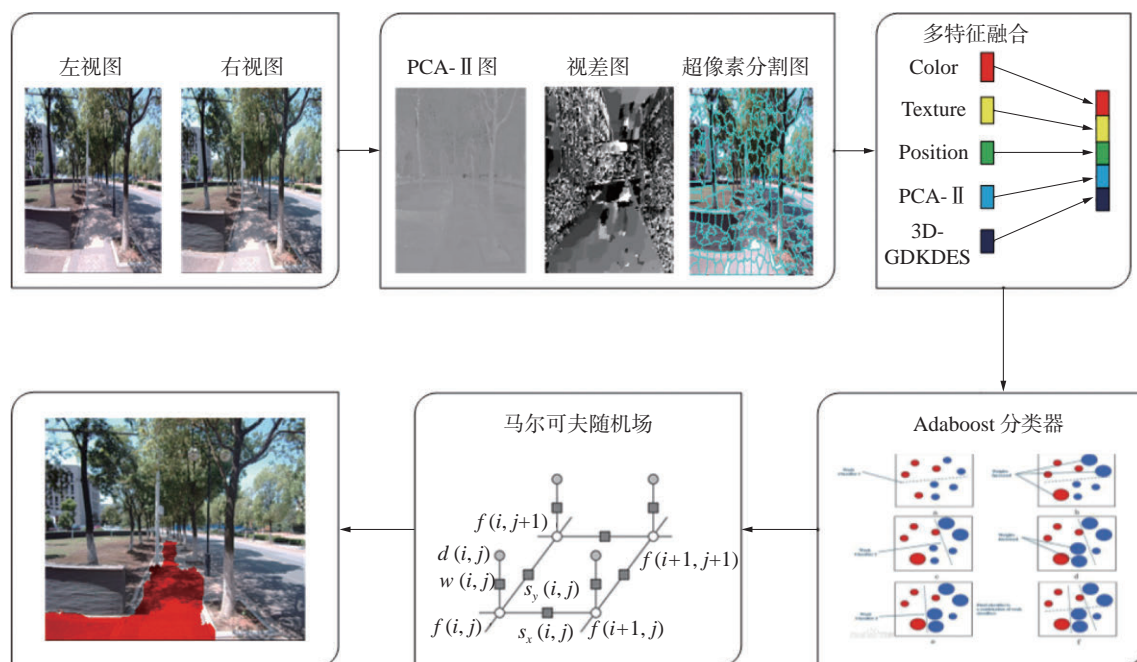


图1 人行道检测算法流程

1.1 多特征融合

本文在文献[12]提出的基于机器学习的车道检测算法基础上,将PCA-II特征和三维深度信息用于人行道检测,以减少光照变化和背景特征相似性干扰的影响。为了更好地反映二维和三维特征的协同作用,遵循文献[13]的思想,在早期阶段对提取的特征进行融合。将从二维和三维信息中提取的特征向量组合成机器学习分类器的输入,即

$$V_{\text{fusion}} = (v_{2D}, v_{3D})$$

在二维特征的选择上,首先考虑图像检索中应用最广泛的颜色特征,RGB和HSV空间作为最常用的颜色空间,能够很大程度上提供与色彩相关的有效信息,同时验证不同色彩空间对于检测精度的影响。观察数据集图像时发现,人行道区域由两条相交于地平线处的道路特征线包围且多位于图像的正下方,因此选择位置特征信息以排除图像正上方的背景干扰块。由于现实生活中大部分人行道具有独特的花纹和线条方向差异,选择基于时间局部化的Gabor变换提取图像边缘的多方向和多尺度特征作为纹理特征,可以有效地定位目标区域。梯度值表示图像中某个邻域内的灰度变化,典型的梯度特征描述子(gradient kernel descriptor, GKDES)为方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)特征,结合SVM分类器被广泛用于行人检测中。鉴于人行道区域的边缘丰富,因此选择GKDES作为人行道检测的候选特征。在基于相机的视觉系统中,光照的变化会产生不需要的伪像,从而显著影响实验程序的结果,所以引入PCA-II特征实现图像对光的分离效果。

在三维特征的选择上,本文实验的设备为双目摄像头,能够在运动或静止状态下对目标进行深度估计,原理如图2所示。假设将现实中的目标点 $P(X, Y, Z)$ 投影到图像坐标系下的像素点 $p(u, v)$,则坐标 (u, v) 表示为

$$\begin{cases} u_i = u_0 + \frac{fX - \varepsilon_i \frac{b}{2}f}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta} \\ v = v_0 - f\tan\theta + \frac{f(Y+h)}{\cos\theta[(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta]} \end{cases} \quad (1)$$

式中: θ 为相机的俯仰角; h 为相机距离地面的高度; b 为立体基准线; f 为焦距; (u_0, v_0) 为相机光学中心投影的像素坐标; i 表示左相机(ε_l)或者右相机(ε_r): $\varepsilon_l = -1$, $\varepsilon_r = 1$;则视差值 $\Delta = u_l - u_r$ 的计算公式为

$$\Delta = \frac{fb}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta} \quad (2)$$

联立式(1)、(2)可知 Y 与视差值 Δ 、像素坐标值 v 的关系为

$$Y = \frac{b(v\cos\theta - v_0\cos\theta + f\sin\theta)}{\Delta} - h$$

因为路面的深度从近到远呈现近似线性增加,不会产生较大的数值波动,因此选择深度梯度特征子(depth gradient kernel descriptor, DGKDES)作为三维融合特征可以获取水平面的大致区域,剔除视差突变区域以及无视差区域。

选择合适的交叉特征融合策略,首先独立评估二维和三维特征的检测精度,然后有选择地对二维和三维特征进行组合进行效果评估。特征选择和组合的细节将在实验部分中展示。

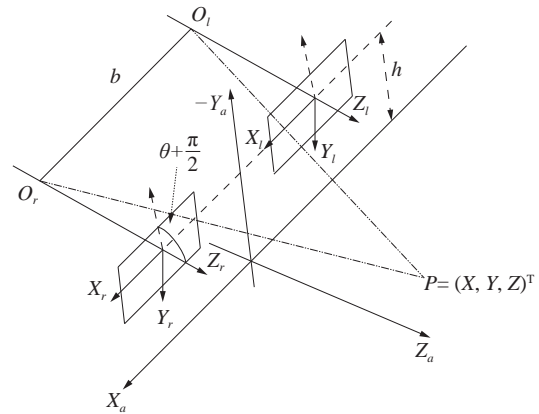


图2 双目视觉原理

1.2 改进的 Gabor 滤波器纹理提取算法

基于文献[5]的道路检测方法以及考虑人行道纹理的特殊性,本文为图像卷积定义了32个Gabor滤波器:4个频率8个方向,在超像素块上进行像素平均操作后得到32维向量作为分类器输入。但是由于使用的样本数据集图像规模在千张数量级,提取32维的Gabor纹理特征将会耗费大量时间,因此需要对该算法进行改进以加速纹理特征的提取。

首先,定义8个Gabor能量对应方向值为 $\phi \in \{0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ\}$,则 ϕ 方向上对应的Gabor滤波器能够写成

$$g_{\phi, \omega_0}(x, y) = \frac{\omega_0}{\sqrt{2\pi}c} e^{-\omega_0^2(4a^2+b^2)/8c^2} (e^{i\omega_0 y} - e^{-c^2/2})$$

式中: $\omega_0 = 2\pi/\lambda$, λ 表示Gabor核函数的波长; $a = x\cos\phi + y\sin\phi$; $b = -x\sin\phi + y\cos\phi$; c 为常量, $\pi/2$ 。通过将灰度输入图像 I 与一组Gabor滤波器进行卷积来获得每个像素的Gabor能量响应,即

$$I_{\phi, \omega_0}(p) = I(p) \otimes g_{\phi, \omega_0}(p)$$

因此像素 p 在 ϕ 方向上对应的复数Gabor滤波器能量值计算公式为

$$E_{\phi, \omega_0}(p) = \sqrt{\text{Re}(I_{\phi, \omega_0}(p))^2 + \text{Im}(I_{\phi, \omega_0}(p))^2} \quad (3)$$

当数据集输入图像像素为 N , 图像数量为 W ,

提取单像素纹理特征时间为 T , 则原先的算法所需时间为 $32TNW$ 。改进的思路是根据常识发现, 通常人行道铺设材料相比于车道在不同方向上存在极其明显的纹理差异, 同时天空、墙面等区域无明显纹理。因此利用式(3)计算各超像素块的一组 Gabor 能量, 再按照能量均值进行降序排列, 即

$$E^1_{\phi, \omega_0}(k) > E^2_{\phi, \omega_0}(k) > E^3_{\phi, \omega_0}(k) > E^4_{\phi, \omega_0}(k) >$$

$$E^5_{\phi, \omega_0}(k) > E^6_{\phi, \omega_0}(k) > E^7_{\phi, \omega_0}(k) > E^8_{\phi, \omega_0}(k)$$

式中最大值 $E^1_{\phi, \omega_0}(k)$ 对应的方向称为主导方向。若 $E^1_{\phi, \omega_0}(k)$ 和 $E^8_{\phi, \omega_0}(k)$ 数值存在显著差异, 则超像素块 k 的纹理特征是可靠的; 若没有明显的主导方向, 则该超像素块往往出现在非道路区域。为此定义置信函数来筛选可靠纹理超像素块, 即

$$\text{Conf}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{E^8_{\phi, \omega_0}(k)}{E^1_{\phi, \omega_0}(k)}, & E^1_{\phi, \omega_0}(k) > E_{th} \\ 0, & E^1_{\phi, \omega_0}(k) \leq E_{th} \end{cases}$$

式中 E_{th} 称为 Gabor 能量响应阈值。当超像素块 k 主导方向能量值小于 E_{th} 或者置信度 $\text{Conf}(k)$ 低于置信阈值 T_c , 则视为不可靠超像素块, 计算后面 3 组 Gabor 能量时直接将能量数值设为 0。若不可靠超像素块包含 D 像素, 则纹理提取时间将降为 $32T(N-D)W + 8TDW$, 所耗时间会随着筛选出的不可靠超像素块数量的增加而明显减少, 起到一定程度上的加速效果。本文在实验部分将对阈值 E_{th} 、 T_c 的选取进行讨论。

1.3 基于 PCA 的光照不变空间算法

光照不变空间的原理如图 3 所示, 具有不同强度相同色度的 RGB 颜色被映射到色比空间的同一虚线上, 与所有虚线正交的实线 l 就是所需的一维光照不变线性空间。算法的关键在于寻找合适的色度投影线 l 。文献[14]中提出计算多个

投影方向下的熵值, 并选择熵值最小时对应的方向作为投影方向, 缺点就是需要进行多次计算(如以 1° 为基准则需要投影 180 次)。本文通过观察色比空间像素颜色分布发现, 使用 PCA 算法能够快速获取色度投影线 l , 保证人行道检测的实时性。

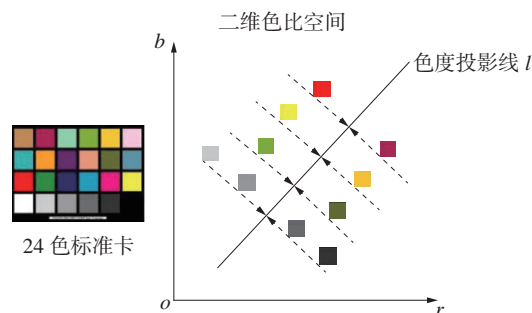


图3 光照不变空间原理

首先介绍 2 种二维色比空间。第 1 种计算每个像素的对数颜色比率, 即

$$\begin{cases} r = \log\left(\frac{R}{G}\right) \\ b = \log\left(\frac{B}{G}\right) \end{cases}$$

该方法利用 G 作为归一化通道计算对数色比值。第 2 种采用 RGB 颜色空间几何平均对数值来计算色比空间, 即

$$\begin{cases} r = \log\left(\frac{R}{(RGB)^{1/3}}\right) \\ b = \log\left(\frac{B}{(RGB)^{1/3}}\right) \end{cases}$$

确定合适的色比空间映射函数是计算高质量光照不变空间的关键, 因此利用创建的人行道数据集对 2 种映射函数进行检验, 部分结果如图 4 所示。

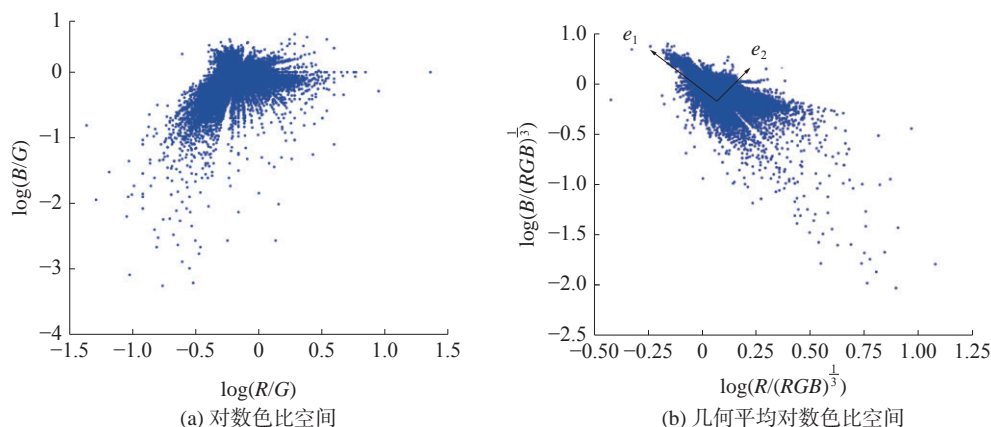


图4 色比空间像素散点图

对比图 4(a) 和 (b) 发现, 人行道数据集图像更适合几何平均对数色比空间, 因为点与点之间

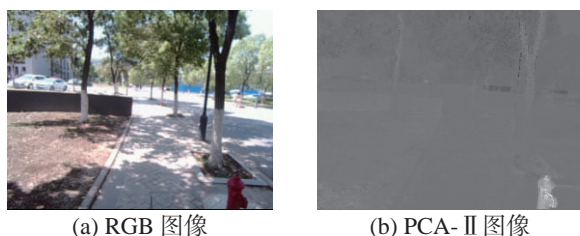
更密集且扁平, 同时二维色比空间内的像素投影到一维色度投影线 l 上的色度更紧凑, 有效地减少

光照变化的影响。

本文发现散点图分布近似于椭圆形,适用于 PCA 的最大方差理论,即将最大方差的主方向作为色度投影的方向。因此利用 PCA 作为全局方法标识出具有最大方差的半主轴。将所有像素的 r 、 b 值构成一个 $2 \times n$ 的矩阵 X , 对协方差矩阵 $C = XX^T$ 进行奇异值分解得到最大方差和最小方差的特征向量和特征值 e_1 、 e_2 、 λ_1 、 λ_2 , 即

$$C = XX^T = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1^T \\ e_2^T \end{bmatrix}$$

图 4(b) 中 e_1 作为二维空间内色度投影的方向, 穿过样本中心且方向为 e_2 的一维直线被视为色度投影线 l 。经过 PCA-II 转换的结果如图 5 所示, 可以看出人行道区域上的强光和阴影显示差异变小。



(a) RGB 图像

(b) PCA-II 图像

图5 PCA-II 转换特征图

2 实验分析与验证

2.1 数据收集与标注

本文所使用的人行道数据集均由高清 USB

双目摄像头采集, 可支持的分辨率最高可达 $2560 \text{ pix} \times 960 \text{ pix}$, 对应帧数可稳定保持在 60 F/s , 水平 70° 视角无畸变, 基线长度为 59.5 mm 。数据集图像在强光照和阴暗天气下分别以行人视角进行拍摄, 观察实际环境发现拍摄场景大致分为 2 类: 第 1 种是仅包含人行道的非机动车区域场景, 第 2 种指柏油马路机动车道和人行道同时出现的路边街道场景。实验共收集 2 000 组双目图像, 训练集和测试集各分配 1 000 组图像数据。为了缩短训练时间, 数据集图像分辨率选择为 $320 \text{ pix} \times 240 \text{ pix}$ 。人行道区域标注部分使用开源图像标注工具 Labelme, 人工选取道路覆盖区域生成 json 文件, 利用 cmd 指令转换成相应的 Mask 数据用于本文算法的训练和预测。

2.2 超像素算法评估

目前超像素算法主要分为 2 类, 即 SL、Graph Cut 等基于图论的方法和 VCells、TurboPixels、SLIC 等基于聚类的方法。本文在人行道数据集上对上述超像素算法性能进行评估, 评估指标包括欠分割错误率 (under-segmentation error, UE)、边界响应率 (boundary recall, BR)、可实现分割精度 (achievable segmentation accuracy, ASA) 以及运行时间表现 (runtime performance, RF), 实验结果如图 6、7 所示。

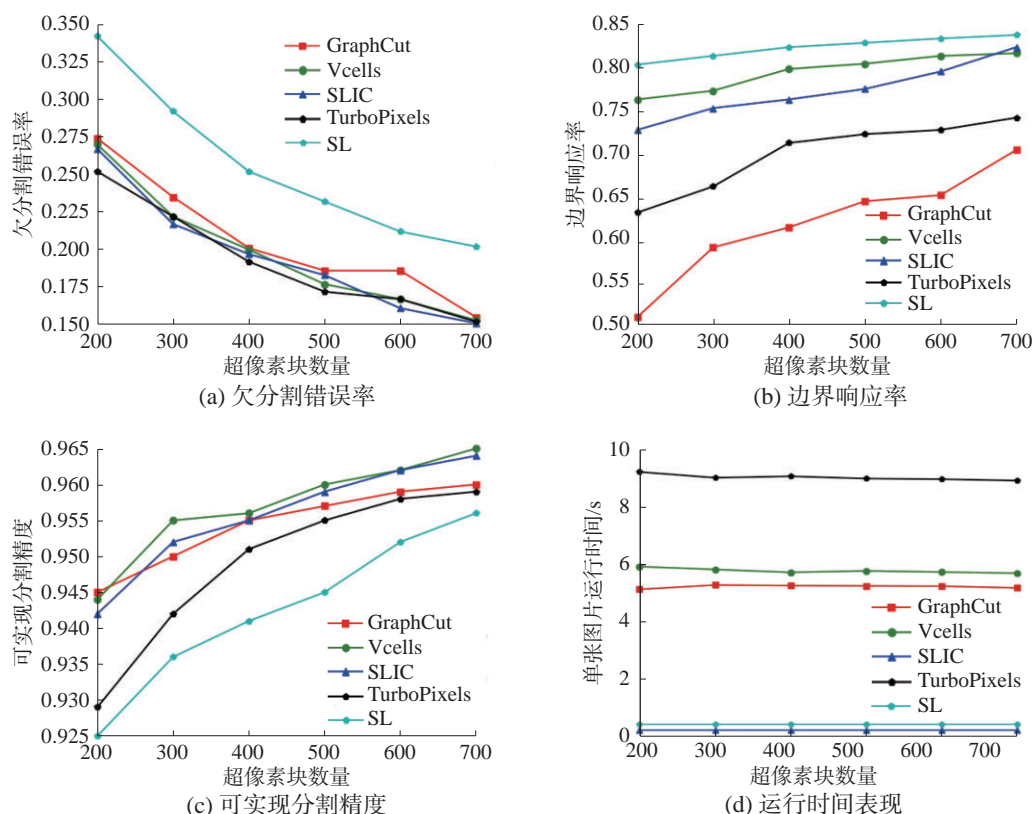


图6 不同超像素算法性能

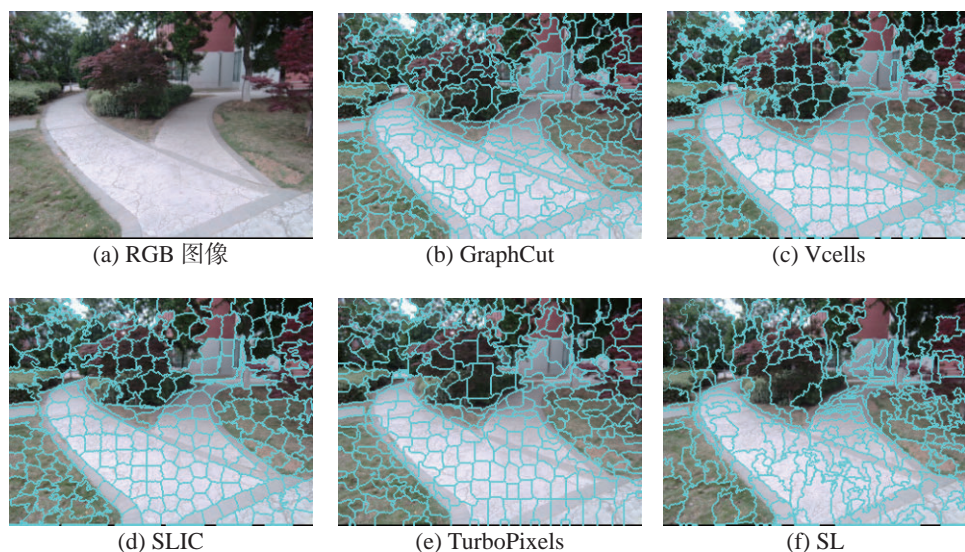
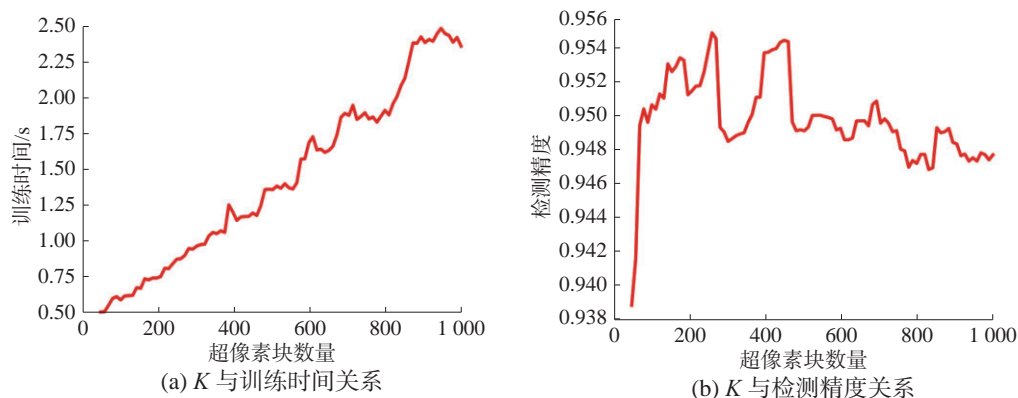


图7 不同超像素算法分割效果图

根据图 6(a)和(b)可以看出, Vcells 和 SLIC 在欠分割错误率和边界响应率上都具有较优的表现。欠分割错误率低说明在地面真值附近的超像素紧密;边界响应率高体现切割出的边缘尽可能多地是图像自然边缘,能很好地保持地面真值分割的边界。尽管 SL 在边界响应率上有最好的表现,但是在其他指标上的表现使其难以应用。图 6(d)可以很明显地看出 SLIC 在运行时间表现上远优

于 Vcells, 约比 Vcells 快 20 倍。综合以上的分析,本文在人行道检测上选择 SLIC 作为图像预处理的超像素算法。

SLIC 具有唯一参数超像素块数 K , 为了验证该参数对人行道检测精度的影响, 该实验基于 RGB+POS+HSV 特征组合, K 从 100~1 000 间隔为 10 地选取数值, 对每张图像训练时间和超像素块检测精度进行统计, 如图 8 所示。

图8 SLIC 参数 K 评估

根据实验数据可知, 由于以超像素块为基准进行特征提取, 随着 K 值的增加, 需要耗费更多的计算时间。当 K 值较小时会出现欠分割现象, 道路区域和非道路区域被分割在同一超像素块下, 在后续训练和预测过程中会出现边缘凹凸等现象; 当 K 值较大时则会导致道路区域被过度分割成多个小区域, 增加特征向量维数的同时降低分类器对噪声的鲁棒性, 导致超像素块检测精度呈下降趋势。对于本文数据集而言, K 值在 300 左右能取得相对较好的效果。

2.3 改进的 Gabor 纹理提取算法加速效果评估

首先在保证检测精度受影响较小的前提下

选取改进算法的阈值 E_{th} 、 T_c 。分别计算每张训练集图像道路区域和非道路区域超像素块 Gabor 能量, 统计后发现天空等无纹理区域 8 个方向 Gabor 能量趋向于零, 因此设置 Gabor 能量阈值 $E_{th}=0.1$ 以剔除无纹理区域。置信度阈值 T_c 预设为 $\{0.70, 0.75, 0.80, 0.85, 0.90, 0.95\}$, 6 个数值分别进行实验, 相应阈值下定义道路超像素块误剔除个数为 R , 非道路超像素块准确被剔除个数为 N , 道路超像素块总个数为 U , 非道路超像素块总个数为 V , 平均每张图像节省时间百分比为 S , 结果如表 1 所示。

表1 Gabor 滤波器纹理提取加速效果 %

T_c	R/U	N/V	S
0.70	0	0.749	0.408
0.75	0.025	4.092	2.338
0.80	0.251	12.522	7.189
0.85	0.615	21.449	12.468
0.90	1.979	39.183	23.203
0.95	10.738	57.307	36.751

结合实验结果可知,当置信度阈值 T_c 较小时,道路区域的误剔除率和非道路区域的准确剔除率均很小,算法的加速效果并不明显;当 T_c 从0.9提升到0.95时,误剔除率大幅度提升,这是因为0.95时区域各方向纹理差别非常大,地砖铺设的人行道区域也难以达到该数值。因此,本文实验置信度阈值 T_c 为0.9左右时加速效果最佳,平均每张图片可节省23.203%的时间,证明本文提出的改进算法的有效性。

2.4 多特征融合评估

首先通过对比实验观察不同分类器对人行道检测精度的影响。使用的特征组合是“RGB+Gabor+POS”,待验证的机器学习算法包括:Adaboost、Random Forest、SVM、ANN 和 Logistic。图9展示了不同分类器的检测精度,可以发现 Adaboost 在本数据集中的表现明显优于其他算法。

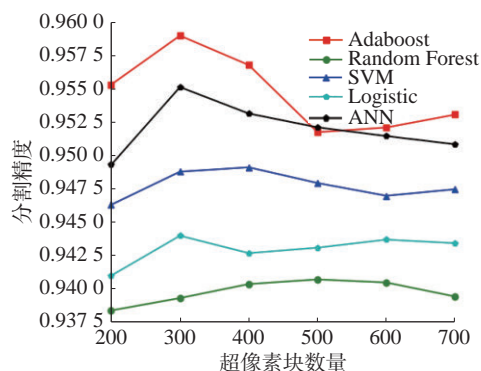


图9 不同分类器的分割精度

根据路面真实情况和算法的检测结果,将测试样本中的超像素块标记为4种情况:TP、TN、FP、FN。采用4种指标来描述检测性能:质量(Q),检出率(P),检测精度(R)以及有效性(F)。

分别对每种特征进行评估,然后有选择地融合,得到最佳的特征组合。表2展示了每种特征在 Adaboost 分类器下单独评估时的结果。

表2 道路特征单独评估结果 %

特征	Q	P	R	F
RGB	78.532	83.512	92.743	87.886
HSV	77.014	86.575	87.249	86.911
POS	71.938	82.484	85.080	83.762
Gabor	78.805	85.169	91.504	88.223
GKDES	54.576	70.235	70.556	70.395
DGKDES	63.042	77.816	79.222	78.512
PCA-II	74.921	83.536	86.495	84.989

比较它们之间的表达能力,发现纹理特征对人行道的识别力最强,梯度描述子的识别力最弱。这是因为人行道多数是由砖块铺设而成,存在着多个方向的明显纹理,而背景中较多像素在 X 、 Y 方向上的梯度变化较大,这与人行道的梯度数值基本相同,起到干扰的作用。

RGB 和 HSV 表示的是颜色信息,RGB 比 HSV 识别道路的能力更好,Gabor 提供的是纹理信息,POS 表达的是位置信息,GKDES 的检测结果最差,PCA-II 和 DGKDES 是新加入的特征,因此首先选择4种组合方式:“RGB+Gabor”、“HSV+POS”、“HSV+Gabor”和“RGB+Gabor+POS”。根据表3的评估结果说明“RGB+Gabor+POS”组合的表现最好。

表3 基本道路特征组合评估结果 %

组合方式	Q	P	R	F
RGB + Gabor	80.238	86.431	91.482	88.885
HSV + POS	84.213	90.136	92.702	91.401
HSV + Gabor	77.311	87.826	86.305	87.059
RGB+Gabor+POS	85.898	91.706	93.001	92.349

在特征框架“RGB+Gabor+POS”(简称“RGP”)的基础上,对新加入的 PCA-II 和 DGKDES 特征分别验证其效果,结果如图10所示。

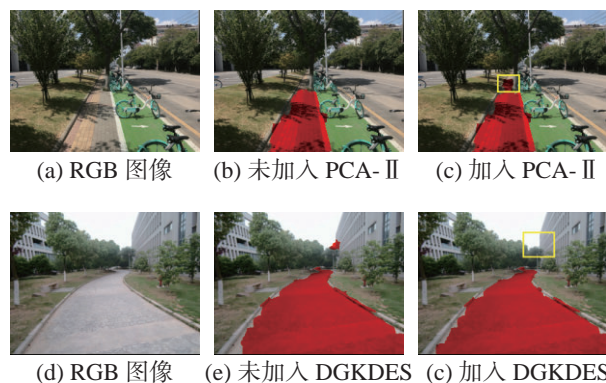


图10 PCA-II 和 DGKDES 特征改进效果

根据图 9 的检测效果可发现, PCA-II 特征弥补了原有特征组合无法检测部分阴影区域的缺点, DGKDES 特征能够消除部分不在人行道同一平面的误判超像素块, 从而使检测效果更接近地面真实值, 精度提高效果如表 4 所示。

表 4 PCA-II 和 DGKDES 新特征评估结果 %

组合方式	Q	P	R	F
RGP+PCA-II	87.714	92.577	93.915	93.241
RGP+DGKDES	86.712	92.012	93.241	92.622

2.5 MRF 优化结果和不同算法对比实验

为了验证 MRF 后处理技术的重要性, 本文将未经过 MRF 处理和经过 MRF 处理的检测结果进行比较, 如图 11 所示。通过 MRF 分割优化后, 可以发现在不影响检测精度的同时, 检测出的人行道边缘与真实地面的轮廓更拟合, 道路区域和非道路区域分界线的凹凸现象得到改善, 补偿了 SLIC 超像素块进行预处理时 K 值非自适应的缺点, 提高了本文人行道检测算法的有效性和可靠性。

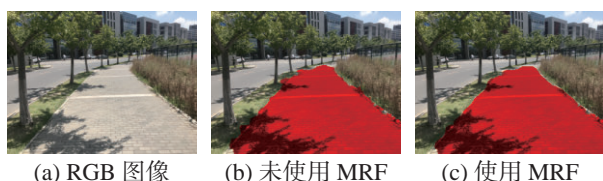


图 11 MRF 算法优化效果

本文将提出的算法与其他道路检测方法的检测效果进行了对比, 将利用 OLDOM 完善的消失点法 (OLDOM vanishing point, OVP)^[5] 和 利用 RANSAC 改善的 U-V 视差图法 (RANSAC U-V disparity map, RUVD)^[7] 在本文创建的人行道数据集上进行测试, 检测结果如表 5 所示。根据结果可知, 本文提出的人行道检测算法的有效性比 OVP 提高了 1.425%, 比 RUVD 提高了 0.585%。观察图 12 的检测效果, OVP 虽然有很高的检出像素准确度, 但是两侧存在许多漏检区域; RUVD 在检测地平面时由于人行道和车道之间的深度差异小导致部分车道区域被误检, 相比之下本文提出的算法具有一定的优势。

表 5 3 种人行道检测算法的结果比较 %

方法	Q	P	R	F
OVP ^[5]	85.590	88.958	96.521	92.585
RUVD ^[7]	87.945	94.839	92.053	93.425
Ours	88.137	91.710	96.429	94.010

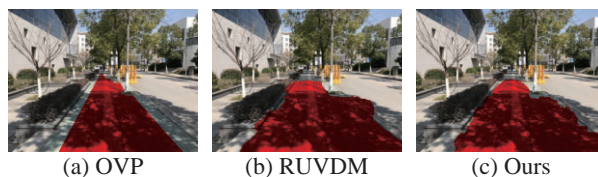


图 12 3 种人行道检测算法效果

3 结论

在盲人出行等问题上, 通常需要将人行道路面检测作为起始步骤, 以提供几何约束方便后续处理。

1) 在本文中, 我们提出了一种改进的多特征人行道检测算法, 在原有基础特征上加入 PCA-II 特征和深度梯度特征来克服光照条件和背景非地平面干扰超像素块的影响。

2) 与此同时, 使用一种基于 8 个方向 Gabor 滤波器能量值关系的改进算法对纹理提取进行加速。实验在手工拍摄标注的人行道数据集上进行, 证明了该算法能够适用于大部分情况下的路面。

然而, 本算法只是在小样本的数据集上进行测试, 今后将逐步扩大数据集的样本数量和类型, 以验证方法的有效性和普适性。

参考文献:

- [1] 李迎春, 付兴建, 薛琴. 基于 RGB 熵的非结构化道路分割方法 [J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(6): 1571-1574.
- [2] 傅重添, 杨健, 路飞飞. 基于纹理的复杂环境下道路消失点检测算法 [J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(6): 292-294, 314.
- [3] SHINZATO P Y, GRASSI V, OSORIO F S, et al. Fast visual road recognition and horizon detection using multiple artificial neural networks[C]//Proceedings of 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Alcalá de Henares, Spain, 2012: 1090-1095.
- [4] WANG Qi, FANG Jianwu, YUAN Yuan. Adaptive road detection via context-aware label transfer[J]. Neurocomputing, 2015, 158: 174-183.
- [5] VALENTE M, STANCIULESCU B. Real-time method for general road segmentation[C]//Proceedings of 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Los Angeles, USA, 2017: 443-447.
- [6] WU Meiqing, LAM S K, SRIKANTHAN T. Nonparametric technique based high-speed road surface detection[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2015, 16(2): 874-884.
- [7] YANG Qingqing, FAN Shengli, WANG Lang, et al. Road

- detection by RANSAC on randomly sampled patches with slanted plane prior[C]//Proceedings of the IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). Chengdu, China, 2016: 929–933.
- [8] GAO Qi, FENG Yan, WANG Li. A real-time lane detection and tracking algorithm[C]//Proceedings of the IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Chengdu, China, 2017: 1230–1234.
- [9] 陈飞, 章东平. 基于多尺度特征融合的 Faster-RCNN 道路目标检测 [J]. 中国计量大学学报, 2018, 29(4): 394–397.
- [10] KANG Yousun, YAMAGUCHI K, NAITO K, et al. Road image segmentation and recognition using hierarchical Bag-of-Textons method[C]//Proceedings of the 5th Pacific Rim Symposium on Advances in Image and Video Technology. Gwangju, South Korea, 2011: 248–256.
- [11] YUE Xinyu, WANG Fangrong, GUO Baicang, et al. Disparity map optimization based on edge detection[C]//Proceedings of 2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Shenyang, China, 2018: 3311–3315.
- [12] CHACRA D A, ZELEK J. Road segmentation in street view images using texture information[C]//Proceedings of the 13th Conference on Computer and Robot Vision (CRV). Victoria, Canada, 2016: 424–431.
- [13] NGUYEN T T, SPEHR J, ZUG S, et al. Multisource fusion for robust road detection using online estimated reliabilities[J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2018, 14(11): 4927–4939.
- [14] ALVAREZ J M A, LOPEZ A M. Road detection based on illuminant invariance[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2011, 12(1): 184–193.

本文引用格式:

胡强, 屈嵩, 何鑫. 改进的多特征融合人行道检测算法 [J]. 应用科技, 2020, 47(2): 35–43.

HU Qiang, QU Qiang, HE Xin. An improved sidewalk detection algorithm based on multi-feature fusion[J]. Applied science and technology, 2020, 47(2): 35–43.

(上接第34页)

- [8] 刘艳丽, 张纪民. 基于 SURF 的行人重识别研究 [J]. 电脑知识与技术, 2016, 12(22): 167–168.
- [9] 朱小波, 车进. 基于特征融合与子空间学习的行人重识别算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021503.
- [10] WANG Zheng, HU Ruimin, LIANG Chao, et al. Person Re-identification using data-driven metric adaptation[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Multimedia Modeling. Sydney, NSW, Australia, 2015: 195–207.
- [11] 张见威, 林文钊, 邱隆庆. 基于字典学习和 Fisher 判别稀疏表示的行人重识别方法 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2017, 45(7): 55–62.
- [12] 种衍杰, 方琰, 沙涛. 基于特征融合网络的行人重识别 [J]. 计算机系统应用, 2019, 28(1): 127–133.
- [13] LI Wei, ZHAO Rui, XIAO Tong, et al. DeepReID: deep filter pairing neural network for person re-identification[C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Columbus, OH, USA, 2014: 152–159.
- [14] 谭飞刚, 黄玲, 翟聪, 等. 一种用于大型交通枢纽的跨摄像头行人再识别算法研究 [J]. 铁道学报, 2017, 39(1): 76–82.
- [15] ZHAO Rui, OUYANG Wanli, WANG Xiaogang. Person re-identification by saliency learning[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(2): 356–370.

本文引用格式:

钱华明, 王帅帅, 王晨宇. 基于特征融合的行人重识别算法 [J]. 应用科技, 2020, 47(2): 29–34, 43.

QIAN Huaming, WANG Shuaishuai, WANG Chenyu. Research on the person re-identification algorithm based on feature fusion[J]. Applied science and technology, 2020, 47(2): 29–34, 43.