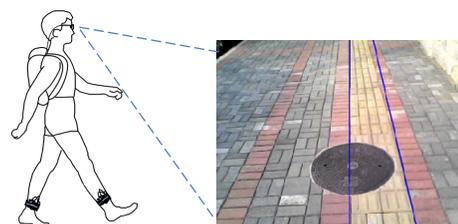




基于边界跟踪的高实时性盲道识别算法

魏彤, 袁磊*

北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191



摘要: 针对现有盲道识别算法实时性较差的问题, 提出一种基于边界跟踪的高实时性盲道识别算法, 主要包括精确识别和跟踪识别两个步骤。精确识别步骤主要计算初始帧的灰度共生矩阵, 并通过聚类和 Hough 变换提取图像中盲道的边界直线。之后的跟踪识别步骤利用前一帧盲道边界位置估计当前帧边界所处的小范围 ROI(感兴趣区域), 在该区域中利用图像灰度梯度特征提取盲道边界位置, 并通过判断前后帧盲道边界两侧颜色分布一致性检验跟踪的有效性: 一致则有效, 继续进行跟踪识别; 反之转向精确识别步骤。对该算法进行多次实验, 正常光照下每帧图像中盲道的精确识别和跟踪识别时间分别约为 0.8 s 和 0.1 s, 综合平均每帧识别时间显著降低, 且盲道识别率达到 90% 以上, 同时在阴影环境下的适应性良好。实验结果表明本文算法在保证识别率的前提下可显著提高盲道识别的实时性。

关键词: 盲道识别; 高实时性; 边界跟踪; 视觉导盲仪

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Highly real-time blind sidewalk recognition algorithm based on boundary tracking

Tong Wei and Lei Yuan*

School of Instrumentation Science and Opto-Electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract: In order to solve the problem that existing blind sidewalk recognition algorithms have bad real-time performance, a highly real-time blind sidewalk recognition algorithm based on boundary tracking is proposed, mainly including accurate recognition and tracking recognition. First, accurate recognition step mainly calculates gray level co-occurrence matrix of the initial frame, and uses clustering and Hough transform to find the boundary lines of blind sidewalk in image. Then tracking recognition step takes over next frame. The location of blind sidewalk's boundary in previous frame is used to predict the small-scale region of interest (ROI) of the boundary in current frame, and boundary lines in that region are extracted based on gray gradient feature. After that, the algorithm checks up the validity of tracking by estimating the consistency of color distribution on both sides of the boundary in previous and current frames: tracking is considered to be valid if the consistency is high, and tracking recognition step continues, otherwise accurate recognition step restarts. In many experiments, the time of accurate recognition and tracking recognition in each image frame under normal illumination are about 0.8 s and 0.1 s, respectively, and the average time of recognition per frame decreases significantly while the recognition rate of blind sidewalk is more than 90%. Meanwhile, the adaptability is good in shadow environment. Experimental results indicate that the algorithm can significantly enhance the real-time performance of blind sidewalk recognition in the premise of ensuring the recognition rate.

收稿日期: 2017-04-10; 收到修改稿日期: 2017-06-20

*E-mail: yl_buaa@163.com

Keywords: blind sidewalk recognition; highly real-time; boundary tracking; visual travel aids

DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2017.07.003

Citation: *Opto-Elec Eng*, 2017, 44(7): 676–684

1 引言

盲人的安全出行一直是社会关注的重点。近些年来,针对盲人导航服务,相继研究出了基于红外、蓝牙、射频等原理的多种非视觉导盲仪。但由于这些方法都不是基于视觉方式,因而信息量小,缺乏智能性和自主性,应用环境的局限性较大,安全保障程度较低。因此,基于视觉的导盲已经成为了如今导盲研究领域的热点^[1-4]。

所谓视觉导盲就是通过摄像机采集图像,采用计算机视觉技术处理图像,从而为盲人提供安全行走的信息。而盲人出行优先走盲道,因此视野内盲道的识别与跟踪是视觉导盲的基础。目前盲道识别算法主要是基于纹理特征或模型方法对单幅盲道图像进行处理,实时性较差。如文献[5, 6]利用与纹理相关的排列组合熵或灰度共生矩阵等统计方法识别盲道,准确率较高但帧处理时间长,不适合实时导盲;文献[7]利用混合高斯模型模拟盲道颜色分布信息来检测盲道,并根据检测到的盲道信息不断更新模型参数,但其建立的模型较为复杂,算法耗时大,因此同样不适合用于实时系统。

为提高实时性,有学者提出了较为简单的基于颜色特征或直线特征的盲道识别方法。如文献[5]对 Lab 颜色空间下的整幅图像采用自适应阈值分割的方法识别盲道;文献[8]提出对整幅图像直接利用边缘提取和 Hough 变换来检测所有的直线,并通过长度或平行关系筛选确定盲道的边界。这些方法实时性好,但特征描述过于简单,易受到非盲道区域信息的干扰,因而严重影响了盲道的识别率。

本文针对盲道识别率与实时性的矛盾问题,结合基于纹理特征的盲道识别方法,利用盲道图像前后帧之间的联系,提出一种基于边界跟踪的高实时性盲道识别算法,在保证识别率的前提下显著提高了实时性。

2 算法原理及流程

盲道识别就是利用图像处理算法,分割盲道和人行道区域,并检测出盲道的两条边界。视觉导盲仪在盲道识别的基础上,基于立体视觉实现盲道边界的定位并通过控制信号诱导盲人沿盲道行走。同时,边界

作为盲道和人行道之间的过渡区域,是一种相对简单和显著的特征描述,因此在实时或视频帧序列中可以用来作为跟踪对象。实际环境中,直线盲道是最为常见的盲道,而盲人的行走速度较慢,因此,对于前后帧图像中直线盲道的边界,其位置中心的平移与其直线倾角的变化都很小。根据这一特点,本文提出了一种基于边界跟踪的高实时性盲道识别算法,其流程如图 1 所示。

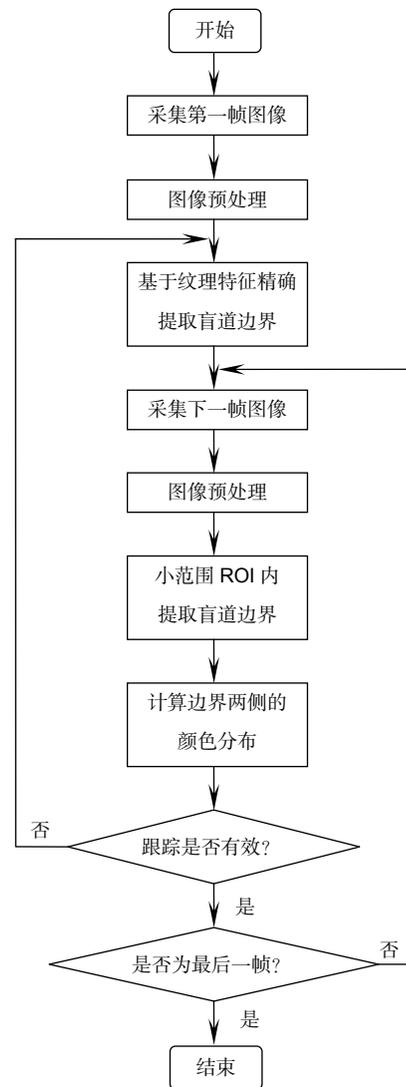


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm.

首先对每帧图像进行阴影去除的预处理,之后通

过对初始帧采取精确识别而对后续帧采取跟踪识别来提取盲道边界。其中,精确识别步骤主要计算初始帧的灰度共生矩阵,通过模糊C均值聚类分割盲道区域,并通过 Hough 变换检测盲道的边界直线;之后跟踪识别步骤利用前一帧盲道边界位置估计当前帧边界所处的小范围 ROI(感兴趣区域),在该区域中利用图像灰度梯度特征提取盲道边界位置,并通过判断前后帧盲道边界两侧颜色分布一致性检验跟踪的有效性,以保证盲道的识别率。若前后一致则跟踪有效,之后继续进行跟踪识别,反之立即转向精确识别步骤。

3 图像预处理

实际环境中,阴影是影响盲道识别的主要干扰因素。针对阴影环境下的盲道,本文首先对图像进行预处理以实现阴影的去除,再进行盲道识别。具体方法是,首先基于 Retinex 光照模型进行阴影检测,Retinex 理论的基本假设是:在空间照度缓慢变化的区域,原图像 $I(x, y)$ 可以看作是光照图像 $L(x, y)$ 和反射率图像 $R(x, y)$ 的乘积,即:

$$I(x, y) = R(x, y) \times L(x, y). \quad (1)$$

光照图像 $L(x, y)$ 一般通过原图像 $I(x, y)$ 与高斯滤波函数 $F(x, y)$ 卷积运算 $(*)$ 得到,进而由式(2)解算出反射率图像 $R(x, y)$,就能消除原图像中光照不均的影响,改善图像的视觉效果。本文通过式(3)再计算一次原图像和反射率图像的差并进行量化来得到 8 bit 阴影图像^[9]:

$$R(x, y) = \log(I(x, y)) - \log(F(x, y) * I(x, y)), \quad (2)$$

$$r(x, y) = |I(x, y) - R(x, y)|. \quad (3)$$

在检测出阴影后,通过区域补偿的方法恢复阴影区域原有的颜色。区域补偿的原理是利用邻近非阴影

区域的颜色信息来补偿阴影区域的颜色。对每个检测到的阴影区域,通过深度膨胀得到一个远大于原大小的区域,将膨胀多出来的区域定义为此阴影区域的邻近非阴影区域。在 RGB 三通道上,分别按式(4)进行区域补偿^[10],最终得到去除阴影后的彩色图像。

$$G_{\text{ash}}(i, j) = A \left[m_{\text{nosh}} + \frac{G_{\text{bsh}}(i, j) - m_{\text{sh}}}{\sigma_{\text{sh}}} \times \sigma_{\text{nosh}} \right], \quad (4)$$

式中: $G_{\text{bsh}}(i, j)$ 是补偿之前阴影区域的灰度值, $G_{\text{ash}}(i, j)$ 是补偿之后阴影区域的灰度值, m_{sh} 和 σ_{sh} 是阴影区域灰度的均值和方差, m_{nosh} 和 σ_{nosh} 是邻近非阴影区域灰度的均值和方差, A 为补偿强度系数。

阴影检测与去除的结果如图 2 所示。

4 盲道精确识别的步骤

本文的精确识别算法采取文献[6]中的灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[11-12]和模糊 C 均值聚类(fuzzy C-means, FCM)相结合的盲道分割方法,并在此基础上提取盲道的边界直线。具体步骤是:

1) 对预处理后的 RGB 图像进行灰度化和直方图均衡化;

2) 压缩图像的灰度级以减少计算量,使用 5×5 大小的窗口从图像的最左上角开始扫描至最右下角,对每个窗口内的所有灰度值计算一次灰度共生矩阵,并计算此灰度共生矩阵下的相关特征描述子,将特征值赋予 5×5 窗口的中心位置。通过对整幅图像的扫描计算,可以得到图像在特定方向的纹理特征矩阵。将两个不同方向的特征矩阵归一化并相加取平均,得到最终的联合特征矩阵,以此作为盲道图像纹理特征提取的结果。

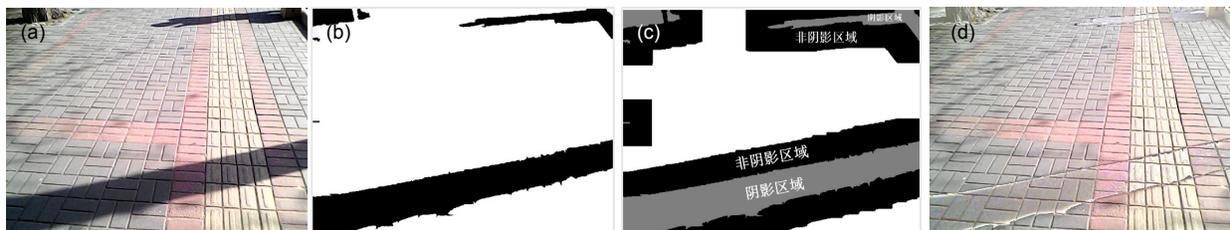


图 2 阴影去除预处理结果。(a) 原 RGB 图像。(b) 阴影检测结果。(c) 邻近非阴影区域的获取。(d) 阴影去除后的图像。

Fig. 2 Preprocessing results of shadow removal. (a) Original RGB image. (b) Shadow detection result. (c) Neighborhood non-shadow area. (d) Shadow removal image.

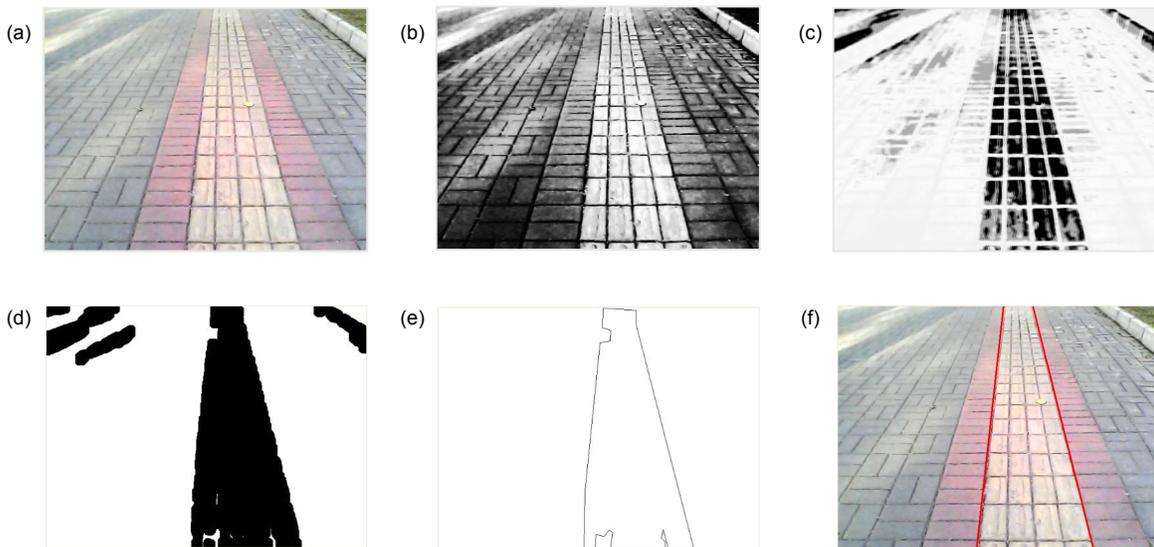


图3 盲道精确识别的分步处理结果。(a) RGB图像。(b) 直方图均衡化。(c) 盲道特征的提取。(d) 盲道特征的聚类分割。(e) 盲道区域轮廓的提取。(f) 盲道边界直线的检测。

Fig. 3 Step processing results of accurate recognition of blind sidewalk. (a) RGB image. (b) Histogram equalization. (c) Feature extraction of blind sidewalk. (d) Feature clustering and segmentation of blind sidewalk. (e) Contour extraction of blind sidewalk region. (f) Boundary lines detection of blind sidewalk.

3) 利用模糊 C 均值聚类的方法将联合特征矩阵中的特征值分为两类，实现盲道区域的分割；

4) 对聚类分割后的图像依次进行区域轮廓提取及 Hough 变换^[13]，检测盲道的边界直线，完成对盲道边界的精确识别。

盲道边界精确识别的分步处理结果如图3所示。

5 基于梯度和颜色特征的盲道跟踪识别算法

5.1 基于小范围 ROI 和梯度特征的边界跟踪

以盲道的左边界为例说明盲道的跟踪识别算法。记前一帧图像中盲道左边界直线的位置为 Location，本算法在当前帧图像的 Location 位置附近设置小范围矩形感兴趣区域 Zone，且 Zone 以 Location 为对角线，并依据其斜率设定宽和高。定义 Zone 的中心 (x, y) 为 Location 的中点坐标， l 、 θ 分别为左边界的长度和倾角，Zone 的宽度 W 和高度 H 可以取为

$$\begin{cases} W = \max\left(\frac{1}{3}l \cdot \sin \theta, W_{\min}\right) \\ H = \max\left(\frac{1}{3}l \cdot \cos \theta, H_{\min}\right) \end{cases} \quad (5)$$

为了防止边界直线接近水平和垂直时导致 Zone 的高度或宽度过小，因此式中定义了 Zone 的最小宽

度 W_{\min} 和高度 H_{\min} ^[14]。

本算法将对 Zone 内的图像进行处理以检测当前帧盲道的左边界。首先，使用图4中的水平 Sobel 核与 Zone 内灰度图像作卷积以检测垂直方向的梯度^[15]。

| | | |
|----|---|----|
| -1 | 0 | +1 |
| -2 | 0 | +2 |
| -1 | 0 | +1 |

图4 水平 Sobel 核。

Fig. 4 Horizontal Sobel kernel.

再对 Zone 内梯度图像使用 Otsu(大津阈值)法^[16]自适应确定二值化的阈值。二值化后仍可能存在多条边缘，但只有最长的那条边缘才被认为是当前帧的盲道边界，本算法通过 Hough 变换来检测二值图中最符合条件的边界直线。Hough 变换使用累加器以统计特定的直线被识别的次数，直线对应的累加器数值越大，说明图像中位于此直线上的边缘点越多。因而本算法通过寻找最大数值的累加器，提取其对应的直线，作为当前帧盲道的左边界，记其图像位置为 NewLocation。图5显示了小范围 ROI 内边界跟踪的分步处理结果。

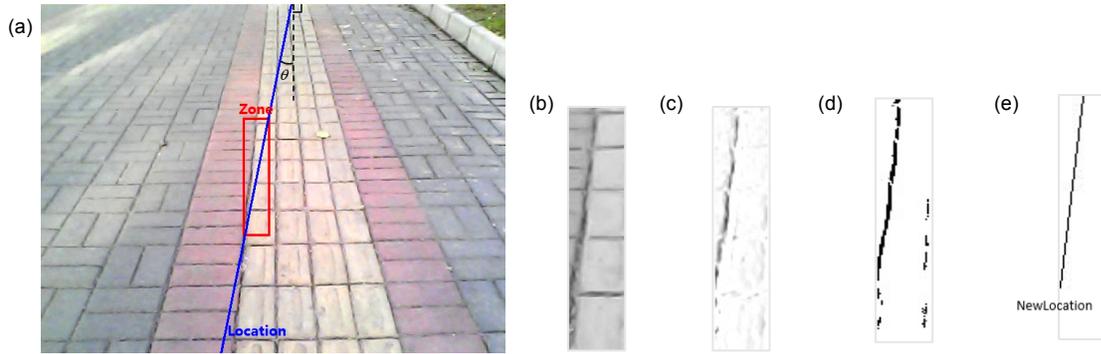


图5 小范围 ROI 内边界跟踪的分步处理结果. (a) 小范围 ROI 的设置. (b) 灰度图像. (c) 梯度图像. (d) 二值图像. (e) 边界直线位置 NewLocation.

Fig. 5 Step processing results of boundary tracking in small-scale ROI. (a) Installation of small-scale ROI. (b) Grayscale image. (c) Gradient image. (d) Binary image. (e) Boundary line location.

5.2 基于颜色分布的跟踪有效性检验

在当前帧的小范围区域 Zone 内提取到盲道边界 NewLocation 后,需要对边界跟踪的有效性进行检验.对于任意区域,本算法将计算其所有像素 RGB 颜色向量的均值及其与均值的平均欧氏距离来描述区域的颜色分布,并规定若当前帧 NewLocation 与前一帧 Location 在各自的 Zone 内两侧的颜色分布一致,则认为边界跟踪有效,反之跟踪失效.

假设 $z_i(r_i, g_i, b_i) (i=1,2,\dots,n)$ 为前一帧图像 Zone 内位于 Location 左侧的各个像素点,每个像素的颜色由 RGB 三通道组成.每次检验前,本算法记录左侧所有像素 RGB 向量的均值 $mean(r, g, b)$:

$$mean(r, g, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n r_i, \sum_{i=1}^n g_i, \sum_{i=1}^n b_i \right). \quad (6)$$

以及所有像素 RGB 向量与 $mean(r, g, b)$ 向量的平均欧氏距离 D :

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|z_i(r_i, g_i, b_i) - mean(r, g, b)\|. \quad (7)$$

为直观表示当前帧 NewLocation 与前一帧 Location 两侧颜色分布的一致情况,本算法将计算当前帧 Zone 内的每个像素点(除位于 NewLocation 上的像素点外)的 RGB 向量与 $mean(r, g, b)$ 向量的欧氏距离 d ,并依据 d 值对像素值阈值化.设像素点的图像坐标为 (i, j) , $d(i, j)$ 为 (i, j) 点像素的 RGB 向量与 $mean(r, g, b)$ 向量的欧氏距离, $g(i, j)$ 为阈值化后的灰度值,阈值化的规则为

$$g(i, j) = \begin{cases} 255, & d(i, j) < D \\ 128, & (i, j) \in \text{NewLocation} \\ 0, & d(i, j) \geq D \end{cases} \quad (8)$$

根据阈值化的结果分别计算 Zone 内 NewLocation 左右两侧黑白像素的加权平均灰度值(left weighted value 和 right weighted value),记为 (V_L, V_R) .设 W_L 为 NewLocation 左侧白色像素点的个数, B_L 为 NewLocation 左侧黑色像素点的个数,则加权平均灰度值 V_L 的定义为

$$V_L = \frac{W_L \times 255}{W_L + B_L}. \quad (9)$$

V_R 按上式相应求取.

当前帧 NewLocation 与前一帧 Location 两侧的颜色分布一致性越高,那么加权平均灰度值 (V_L, V_R) 越接近 $(255, 0)$.但考虑到边缘像素点的影响以及允许的误差范围,应当对两个加权平均灰度值作出适度的调整,设调整的阈值分别为 set_1 和 set_2 ,则判断颜色分布是否一致的方法为:如果 $V_L \geq (255 - set_1)$,并且 $V_R \leq (0 + set_2)$,则认为颜色分布一致,边界跟踪有效;反之,跟踪失效,转由精确识别算法处理.

如果判断跟踪有效,则本算法将用 NewLocation 左侧的像素计算并更新 RGB 向量均值 $mean(r, g, b)$ 和平均欧氏距离 D ,然后继续读取下一帧,进行小范围 ROI 内的盲道边界跟踪识别,如此循环反复,实现对整条盲道边界的跟踪.

基于前一帧颜色分布的阈值化及跟踪有效的结果如图 6 所示。

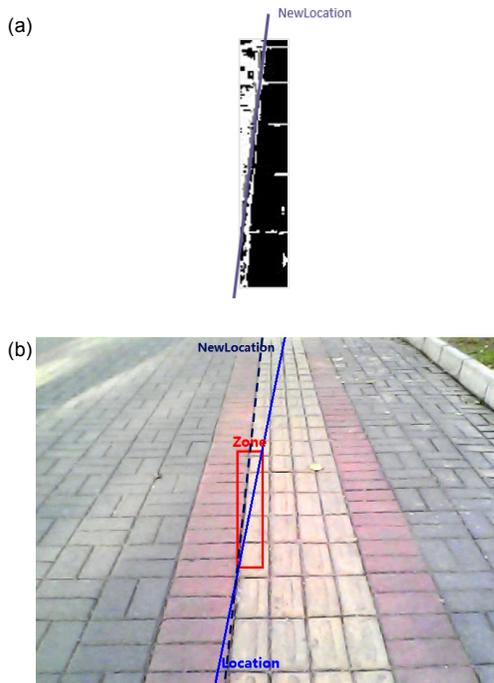


图 6 跟踪有效性检验的分步处理结果. (a) 基于前一帧颜色分布的阈值化. (b) 跟踪有效的边界直线位置 NewLocation.

Fig. 6 Step processing results of tracking validity test. (a) Threshold based on color distribution in previous frame. (b) Boundary line location of valid tracking.

本文算法的跟踪识别步骤通过利用盲道图像前后帧之间的联系，缩小了盲道边界检测的区域范围，降

低了计算量，因而提高了盲道识别算法的实时性；同时，加入的跟踪有效性检验环节保证了盲道的识别率。

6 算法测试及性能分析

为了测试算法的性能，本文采用双目视觉导盲仪进行实验测试。该导盲仪由双目摄像眼镜、PC 机和振动脚环组成，如图 7(a)所示。

测试环境为正常光照和阴影环境下与人行道有颜色差异的直线盲道。实验中，测试者佩戴双目摄像眼镜、振动脚环，PC 机置于背包中，如图 7(b)所示。PC 机与双目摄像眼镜之间通过 USB 数据传输线连接，与振动脚环间通过无线信号通讯。测试者从盲道出发，由双目摄像眼镜采集实时图像，经 PC 机的算法处理后将诱导信号发送给测试者脚上的振动脚环，从而引导测试者始终沿着盲道行走，图 7(c)为测试实验现场。

统计实验中每帧图像盲道识别的时间和结果，以此来评估算法的实时性和识别率。图 8 显示了某次实验中连续几帧的盲道识别结果，其中第 43~47 帧跟踪识别均有效，而第 48 帧左边界的误检测导致跟踪失效，算法将其交由精确识别步骤重新处理。在精确识别盲道边界后，对后续帧继续进行跟踪识别。图 9 显示了阴影环境下，精确识别步骤在阴影去除前后的识别结果，可见加入图像预处理后，阴影环境下盲道识别的准确度得到了提高。

表 1 为实验中算法的参数列表；表 2 为本文算法的五次测试实验的比较结果，其中，实验 1 和实验 2 的测试对象为阴影环境下的直线盲道，实验 3、4、5 的测试对象为正常光照下的直线盲道；表 3 为在表 2

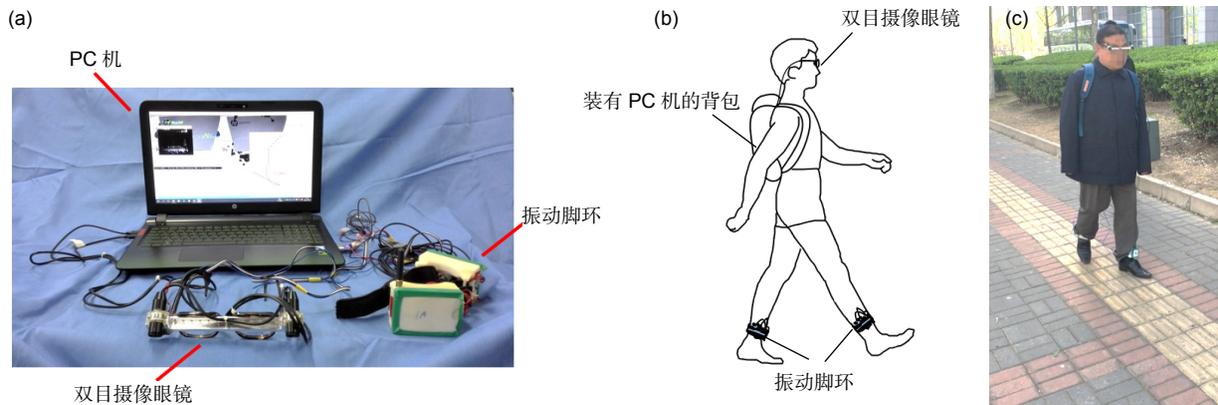


图 7 双目视觉导盲仪及实验现场. (a) 双目视觉导盲仪的组成. (b) 导盲仪穿戴示意图. (c) 实验现场.

Fig. 7 Binocular VTA and experiment site. (a) The composition of binocular VTA. (b) Wearing diagram of VTA. (c) Experiment site.

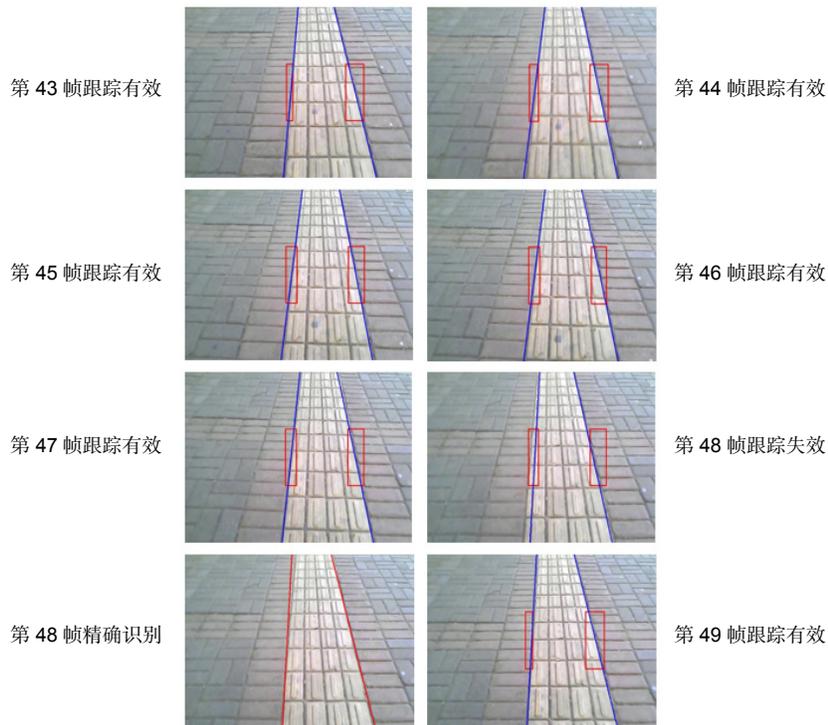


图 8 实验中连续几帧的盲道识别结果.

Fig. 8 Blind sidewalk recognition results in the experiment for several consecutive frames.

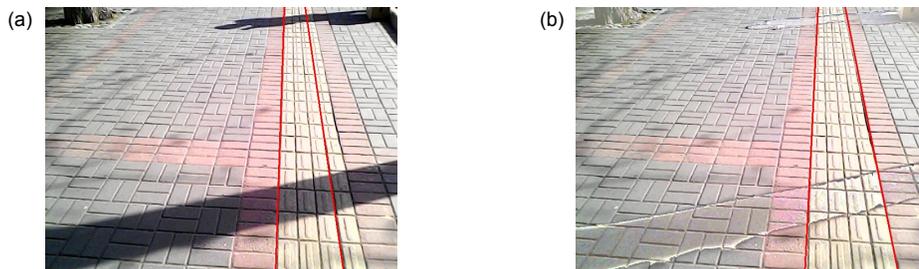


图 9 阴影去除前后的精确识别结果.

Fig. 9 Accurate recognition results before and after shadow removal.

实验 2 和 3 的测试条件下, 使用文献[6]的单纯基于纹理特征的方法以及本文的方法识别盲道的对比实验结果。其中, 盲道被正确识别定义为: 识别出的盲道边界与实际盲道边界间的距离在图像中不超过 1/2 个盲道砖宽度。

从本文算法的多次测试结果可以看出, 对于正常

光照下的盲道, 盲道精确识别平均时间为 0.8 s 左右, 跟踪识别平均时间为 0.1 s 左右, 比精确识别的处理时间缩短了近 88%, 加入跟踪算法后盲道识别的综合平均每帧处理时间均降至 0.4 s 以下, 且图像质量越好, 跟踪有效的比例越高, 综合平均每帧识别时间也越少, 因而实时性得到了显著提升, 同时, 算法均能够保证

表 1 实验中算法的参数列表.

Table 1 List of parameters in experiments.

| 图像大小 /pixel × pixel | Zone 最小宽 度 $W_{min}/pixel$ | Zone 最小高 度 $H_{min}/pixel$ | V_L 调整阈 值 set_1 | V_R 调整 阈值 set_2 |
|------------------------|-------------------------------|-------------------------------|------------------------|------------------------|
| 640 × 480 | 15 | 15 | 30 | 45 |

表2 本文算法的多次测试结果.

Table 2 Several experiments results of the algorithm.

| 实验序号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 测试环境 | 阴影环境 | 阴影环境 | 正常光照 | 正常光照 | 正常光照 |
| 处理帧数 | 132 | 128 | 136 | 106 | 267 |
| 精确识别次数 | 42 | 37 | 46 | 6 | 3 |
| 精确识别平均每帧时间/s | 0.98 | 0.94 | 0.85 | 0.88 | 0.82 |
| 跟踪识别平均每帧时间/s | 0.22 | 0.21 | 0.11 | 0.10 | 0.09 |
| 综合平均每帧识别时间/s | 0.46 | 0.42 | 0.36 | 0.14 | 0.10 |
| 识别率/% | 85.58 | 86.46 | 90.44 | 97.17 | 96.63 |

表3 不同算法的对比结果.

Table 3 Comparison results of different algorithms.

| | 阴影环境 | | 正常光照 | |
|---------|-------|----------|-------|----------|
| | 识别率/% | 平均识别时间/s | 识别率/% | 平均识别时间/s |
| 文献[6]算法 | 70.75 | 0.88 | 91.37 | 0.87 |
| 本文算法 | 86.46 | 0.42 | 90.44 | 0.36 |

盲道的识别率在 90%以上。对于阴影环境下的盲道，由于进行了阴影去除的预处理，因而盲道识别各部分的平均每帧识别时间均有所增加，但相比而言实时性仍然显著提高，同时盲道的识别率也能保持在 85%以上。由于部分图像的盲道纹理特征不够清晰，跟踪失效时精确识别算法也难以准确提取盲道边界，因而限制了盲道识别率的提升。

从本算法和文献[6]算法的对比实验结果可以看出，在正常光照下，文献[6]的基于纹理特征的盲道识别方法虽然识别率略高，但实时性很差；而本文提出的算法综合表现更为出色，不仅显著降低了单帧识别时间，而且与单纯使用基于纹理特征方法的盲道识别

率相近；在阴影环境下，本文的算法在识别率和平均识别时间上都优于文献[6]的方法，因而综合来看更适用于实时视觉导盲。

除此之外，为进一步测试算法的性能，本文在其它场景下对算法的适应性进行了探究，包括强光环境、弱光环境、盲道缺损以及盲道模糊。图 10 为不同的测试场景及其典型的识别结果，表 4 为对应的测试场景下的盲道识别率与平均识别时间。

从适应性测试的结果可以看出，算法在强光和弱光环境下的识别结果最好，和正常光照下的测试结果类似，可见算法对均匀光照的适应性较好。但当盲道模糊时，纹理和边缘特征不明显，因而对盲道的识别

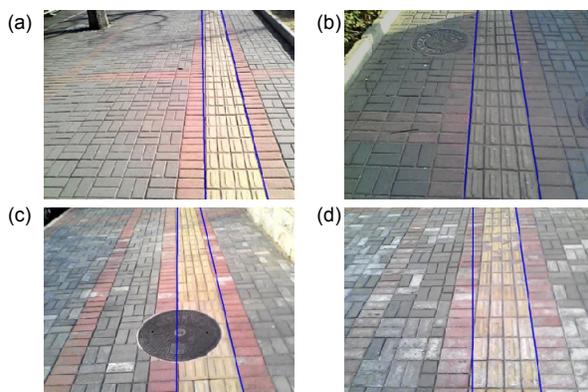


图 10 适应性测试场景及其识别结果。(a) 强光。(b) 弱光。(c) 缺损。(d) 模糊。

Fig. 10 Adaptability test scenarios and recognition results. (a) Intense light. (b) Weak light. (c) Defect. (d) Blur.

表4 算法适应性测试结果.

Table 4 Adaptability test results of the algorithms.

| 测试场景 | 识别率/% | 平均识别时间/s |
|------|-------|----------|
| 强光环境 | 91.21 | 0.22 |
| 弱光环境 | 91.45 | 0.18 |
| 盲道缺损 | 84.57 | 0.35 |
| 盲道模糊 | 73.41 | 0.52 |

与跟踪造成了直接影响,导致识别率下降且精确识别的次数增多,降低了平均识别时间。而在盲道缺损情况下,因为整段盲道中缺损的部分相对较少,图像中能识别到的盲道占据的比例仍然较大,因此大多时刻,算法都能够准确识别和跟踪盲道,只有在接近缺损的盲道时,识别才会受到影响,因此识别率仍然能够保持在84%以上。综上所述,本文算法在多数场景下的适应性良好,但仍需要在盲道模糊等情况下进一步提高算法的性能,这也是下一步需要重点研究的内容。

7 结论

计算机视觉导盲仪是辅助盲人出行的有效手段,而盲道识别是视觉导盲仪功能的重要组成部分。针对现有盲道识别算法实时性较差的问题,提出一种基于边界跟踪的高实时性盲道识别算法,主要包括精确识别和跟踪识别两个步骤。精确识别步骤主要计算初始帧的灰度共生矩阵,并通过聚类和 Hough 变换提取图像中盲道的边界直线;之后跟踪识别步骤利用前一帧盲道边界位置估计当前帧边界所处的小范围 ROI(感兴趣区域),在该区域中利用图像灰度梯度特征提取盲道边界位置,并通过判断前后帧盲道边界两侧颜色分布一致性检验跟踪的有效性:一致则有效,继续进行跟踪识别,反之转向精确识别步骤。对该算法进行多次实验,结果表明,本文算法在保证识别率的前提下可显著提高盲道识别的实时性。因而,本算法比传统的盲道识别算法更适用于实时视觉导盲系统。下一步的工作将探究提高识别算法鲁棒性和适应性的方法,以便使盲道识别能够适应更多不同场景的需求,从而为视觉导盲仪的研制和推广提供技术支持。

基金项目

北京市科技计划项目(Z151100002115022)。

参考文献

- Pradeep V, Medioni G, Weiland J. A wearable system for the visually impaired[C]. Proceedings of 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2010: 6233-6236.
- Pradeep V, Medioni G, Weiland J. Robot vision for the visually impaired[C]. Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2010: 15-22.
- Kammoun S, Parsehian G, Gutierrez O, et al. Navigation and space perception assistance for the visually impaired: The NAVIG project[J]. *IRBM*, 2012, **33**(2): 182-189.
- Leung T S, Medioni G. Visual navigation aid for the blind in dynamic environments[C]. Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014: 579-586.
- Ke Jianguang. The recognition system for the blind way based on image processing[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2008.
柯剑光. 基于图像处理的盲道识别系统[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- Peng Yuqing, Xue Jie, Guo Yongfang. Blind road recognition algorithm based on color and texture information[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, **34**(12): 3585-3588, 3604.
彭玉青, 薛杰, 郭永芳. 基于颜色纹理信息的盲道识别算法[J]. *计算机应用*, 2014, **34**(12): 3585-3588, 3604.
- Zhou Yi, Zhao Qunfei. Detecting and tracing algorithm of blind sidewalk based on color information[J]. *Microcomputer Applications*, 2010, **26**(8): 47-50.
周毅, 赵群飞. 基于颜色信息的盲道区域检测与跟踪算法[J]. *微型电脑应用*, 2010, **26**(8): 47-50.
- Ke Jianguang, Zhao Qunfei, Shi Pengfei. Blind way recognition algorithm based on image processing[J]. *Computer Engineering*, 2009, **35**(1): 189-191, 197.
柯剑光, 赵群飞, 施鹏飞. 基于图像处理的盲道识别算法[J]. *计算机工程*, 2009, **35**(1): 189-191, 197.
- Jung C, Kim W, Kim C. Detecting shadows from a single image[J]. *Optics Letters*, 2011, **36**(22): 4428-4430.
- Yang Jun, Zhao Zhongming. Shadow processing method based on normalized RGB color model[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(12): 92-96.
杨俊, 赵忠明. 基于归一化RGB色彩模型的阴影处理方法[J]. *光电工程*, 2007, **34**(12): 92-96.
- Rampun A, Strange H, Zwiggelaar R. Texture segmentation using different orientations of GLCM features[C]. Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision/Computer Graphics Collaboration Techniques and Applications, 2013: 17.
- Sang Qinbing, Li Chaofeng, Wu Xiaojun. No-reference blurred image quality assessment based on gray level co-occurrence matrix[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, **26**(5): 492-497.
桑庆兵, 李朝锋, 吴小俊. 基于灰度共生矩阵的无参考模糊图像质量评价方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2013, **26**(5): 492-497.
- Guerreiro R F C, Aguiar P M Q. Connectivity-enforcing Hough transform for the robust extraction of line segments[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(12): 4819-4829.
- Zhong Quan, Zhou Jin, Wu Qinzhang, et al. A method of line tracking based on Hough transforms and edge histogram[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, **41**(3): 89-94.
钟权, 周进, 吴钦章, 等. 基于 Hough 变换和边缘灰度直方图的直线跟踪算法[J]. *光电工程*, 2014, **41**(3): 89-94.
- Kim J, Lee S. Extracting major lines by recruiting zero-threshold canny edge links along sobel highlights[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, **22**(10): 1689-1692.
- Yuan Xiaocui, Wu Lushen, Chen Huawei. Rail image segmentation based on Otsu threshold method[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, **24**(7): 1772-1781.
袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 基于 Otsu 方法的钢轨图像分割[J]. *光学精密工程*, 2016, **24**(7): 1772-1781.
- Aznavah M M, Mirzaei H, Roshan E, et al. A new and improves skin detection method using RGB vector space[C]. Proceedings of the 5th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, 2008: 1-5.