

文章编号 1004-924X(2019)01-0201-10

基于机器学习识别与标记分水岭分割 的盲道图像定位

魏 彤, 周银鹤*

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100089)

摘要:视觉导盲仪是一种旨在解决盲人出行困难的导盲设备, 为了实现视觉导盲仪诱导盲人找到盲道并沿盲道行走, 提出了一种基于机器学习识别与标记分水岭分割的盲道图像定位算法, 通过离线训练与在线的识别、分割来定位盲道区域。首先对盲道图像进行视角变换的预处理, 根据盲道的地面方程将变化的倾斜视角转换为固定的俯视视角, 消除射影变换带来的失真; 然后利用局部二进制模式描述子提取鸟瞰图的纹理特征, 以自适应增强学习算法离线训练盲道识别分类器; 进而利用分类器对鸟瞰图像进行在线识别, 粗略确定盲道区域; 最后将识别结果进行形态学处理后作为标记, 利用标记分水岭算法得到精确分割的盲道区域并定位盲道中心线。在研制的视觉导盲仪上进行验证, 结果表明盲道定位准确率达到了 95.44%, 速度平均每秒 8 帧, 具有高准确率的同时达到实时性要求, 为盲道的准确三维定位提供了必要条件。

关键词:盲道图像定位; 视角变换; 图像识别; 图像分割

中图分类号: TP394.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192701.0201

Blind sidewalk image location based on machine learning recognition and marked watershed segmentation

WEI Tong, ZHOU Yin-he*

(School of Instrumentation Science and Opto-Electronics Engineering,
Beihang University, Beijing 100089, China)

* Corresponding author, E-mail: zyh_uptd@163.com

Abstract: VTA (Visual Travel Aids) are devices used for addressing traveling difficulties of visually impaired people. To develop VTA for guiding visually impaired people to blind sidewalks, a method for blind sidewalk image location was presented based on machine learning recognition and a marked watershed algorithm. The algorithm located blind sidewalks by combining offline training with online recognition and segmentation. First, a blind sidewalk image was pretreated by converting an original image from a camera gradient view into an aerial view based on the plane equation of the blind sidewalk. The pretreating eliminates distortions. A Local Binary Pattern (LBP) descriptor then extracted the texture features of the aerial-view images. An offline cascade classifier trained through Adaboost recognized the blind sidewalk based on the LBP descriptor. The cascade classifier recognized the aerial

收稿日期: 2018-06-12; 修订日期: 2018-08-16.

基金项目: 北京市科技计划项目资助 (No. Z151100002115022)

view image online and roughly identified the blind area. The recognition results were then morphologically processed as markers to obtain the exact segmentation of the blind area through a marked watershed algorithm. Finally, the segmentation results were used to locate the centerline of the blind sidewalk. The algorithm was validated on the VTA. The experimental result showed that the blind sidewalk localization achieved 95.44% accuracy with an average speed of 8 frame/s. It exhibited a high accuracy rate while satisfying the real-time requirement, which are the necessary conditions for accurate 3D localization of blind sidewalks.

Key words: blind sidewalk image location; perspective transformation; image recognition; image segmentation

1 引言

据第二次残疾人调查资料统计显示,截至 2010 年末我国有视力残疾人数 1 263 万,其中盲人总数高达约 700 万,是世界上盲人最多的国家。由于视觉上的缺陷,盲人丧失了获取外界信息的最主要渠道,使得出行非常困难,极大限制了盲人活动范围。盲杖与导盲犬作为两种熟知的助盲手段,均存在各自的缺陷:盲杖探测距离过短,无法感知周围环境;而导盲犬又过于昂贵。为了帮助盲人更方便地出行,针对盲人视觉缺陷的视觉导盲仪成为研究热点^[1-3]。盲道是为盲人出行提供安全和方便,带有行进、拐弯和到达等提示功能的道路,为了实现盲人自主安全地出行,识别并定位盲道必然成为视觉导盲仪功能中重要组成部分。

盲道图像定位目的在于识别和分割出图像中的盲道区域,并提取其边界或中心线,为盲道的准确三维定位提供了必要条件。国内外对盲道识别、分割进行了相应研究,主要基于颜色与纹理两种信息识别、分割盲道。颜色聚类分析的方法^[4-5]通过将原 RGB 图像转换到 Lab 或 HSL 颜色空

间进行聚类分析,选取合适的阈值对整幅图像进行分割,确定盲道区域。该方法能较好地解决标准盲道的分割,但对颜色与光照敏感,无法适用于盲道与背景区域颜色相近的情况。纹理聚类分析的方法是通过灰度直方图、灰度共生矩阵等方法提取纹理特征再进行聚类分析^[6-7],选取合适阈值分割出盲道区域。该方法具有速度快,对光照适应性好等优点,但仍未解决盲道与背景区域对比度低时的识别问题。此外文献^[8]引入“稳定字典对”学习的方法,取得了较好的识别效果,但实时性较差,不能用于实时检测系统。

为了满足实际应用中准确率与速度的要求,本文从识别盲道的本质特征出发,提出了一种基于机器学习与形态学分割的盲道图像定位算法,在满足准确率与适应性要求的前提下,算法速度显著提高,满足实际应用中导盲仪的需求。

2 算法原理及流程

算法分为离线训练与在线检测两部分,并对训练与检测用的图像预先做了鸟瞰图变换。具体的算法流程如图 1 所示。

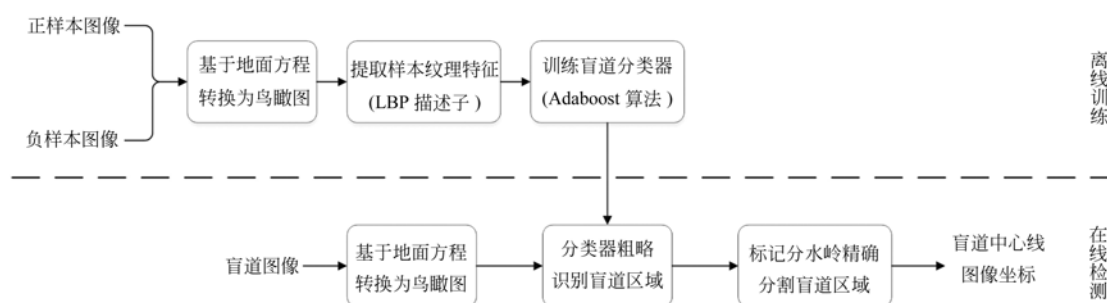


图 1 盲道定位算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of blind sidewalk location

首先,离线训练盲道识别分类器。采集包含有盲道的图像作为正样本,采集不包含盲道的图像作为负样本。对正负样本做视角变换,使样本从原来的相机视角图像转换为鸟瞰视角图像,消除透视投影带来的射影失真。采用局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)特征描述子,提取正负样本的 LBP 特征,利用自适应增强(Adaptive Boosting)算法训练盲道识别级联分类器。然后,对摄像头采集的实时图片进行在线检测。对采集的图片进行鸟瞰图变换预处理,利用训练好的分类器粗略地分割出盲道区域。根据分类器识别结果对图像进行标记,利用标记分水岭算法精确分割盲道区域,最后利用 Hough 直线检测提取盲道的边缘线,并定位盲道中心线,从而为下一步诱导盲人找到盲道打下基础。

3 基于地面方程的鸟瞰图变换预处理

相机获取的图像是空间中物体经过透视投影变换得到的,大多数存在射影失真,射影失真最明显的特点就是原本在三维空间中平行的直线在图像中不再平行,而是相交于一个有限远点。对于相机直接获取的盲道图像,由于相机视角的不同,矩形的盲道砖出现了不同程度射影失真,这就导致盲道的纹理随视角变换而不断变换。考虑到本文采用 LBP 特征描述子对特定形状更为敏感,这种视角变换带来的射影失真显然会严重影响识别率。为了消除射影失真,最合适的方法是获取地面的鸟瞰图,以便提取盲道的标准纹理特征。

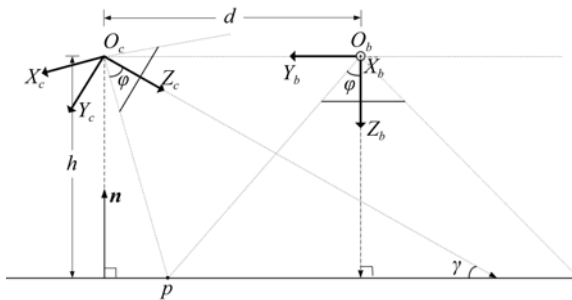


图2 相机坐标系与鸟瞰坐标系几何关系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of geometric relations between camera coordinate system and bird-view coordinate system

如图2所示,通过旋转与平移可将相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$ 转换到鸟瞰坐标系 $O_b X_b Y_b Z_b$ 。其中旋转矩阵为 \mathbf{R}_b ,由相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$ 按先绕 Z_c 轴旋转至 X_c 轴平行地面,再绕 X_c 轴旋转至 Z_c 轴垂直地面向下的顺序得到。若已知相机坐标系 $O_c X_c Y_c Z_c$ 下地面的方程为:

$$\mathbf{n}^T \mathbf{X} - 1 = 0, \quad (1)$$

地面方程可由文献[9]的方法获得,其中 \mathbf{n} 为地面的法向量,则两次旋转的角度可以由计算法向量 \mathbf{n} 与各坐标轴的夹角近似获取。设绕 Z_c 轴旋转的角度为 θ ,旋转矩阵为 $\mathbf{R}_z(\theta)$,绕 X_c 轴旋转的角度为 α ,旋转矩阵为 $\mathbf{R}_x(\alpha)$,则旋转矩阵 \mathbf{R}_b 为:

$$\mathbf{R}_b = \mathbf{R}_x(\alpha) \cdot \mathbf{R}_z(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

平移向量为 \mathbf{T}_b ,由旋转后的鸟瞰坐标系 $O_b X_b Y_b Z_b$ 的沿 Y_b 轴负方向移动,至鸟瞰图视角左边缘线与地面相交点和原视角左边缘线与地面的相交点重合于点 p 。记此时 O_b 点与 O_c 点的水平距离为 d ,则平移向量 \mathbf{T}_b 为:

$$\mathbf{T}_b = (0, d, 0)^T. \quad (3)$$

已知相机在 $Y_b O_b Z_b$ 平面的视角为 2φ ,则 d 为:

$$d = h \cdot \tan \left[\frac{\pi}{2} - \gamma - \varphi \right] + h \cdot \tan \varphi, \quad (4)$$

其中: h 为相机坐标系原点到地面平面的高度, γ 为相机坐标系 Z_c 轴与地面的夹角,可由式(5)与式(6)得到:

$$h = 1 / \sqrt{\mathbf{n}^T \mathbf{n}}, \quad (5)$$

$$\gamma = \arccos \left\{ \frac{|\mathbf{n} \times \mathbf{z}|}{|\mathbf{n}| |\mathbf{z}|} \right\} - \frac{\pi}{2}, \quad (6)$$

其中 $\mathbf{z} = (0, 0, 1)^T$ 为相机坐标系 Z_c 轴的单位方向向量。

根据相机坐标系到鸟瞰坐标系的旋转矩阵 \mathbf{R}_b 和平移向量 \mathbf{T}_b ,可以推导出原图像坐标与鸟瞰图坐标之间的单应性矩阵 \mathbf{H}_b 。设相机的内参矩阵为 \mathbf{K} ,地面上的任意点在相机坐标系下的坐

标为 $(X_c, Y_c, Z_c)^T$, 在原图像中坐标为 $(x_c, y_c)^T$, 在鸟瞰坐标系下的坐标为 $(X_b, Y_b, Z_b)^T$, 在鸟瞰图中坐标为 $(x_b, y_b)^T$, 则根据相机透视投影模型^[10]、坐标系转换关系及相机坐标系下的地面方程, 有约束式:

$$\begin{cases} s_1 [x_c & y_c & 1]^T = \mathbf{K} [X_c & Y_c & Z_c]^T \\ s_2 [x_b & y_b & 1]^T = \mathbf{K} [X_b & Y_b & Z_b]^T \\ [X_b & Y_b & Z_b]^T = \mathbf{R}_b [X_c & Y_c & Z_c]^T + \mathbf{T}_b \\ \mathbf{n}^T [X_c & Y_c & Z_c]^T - 1 = 0 \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)可得相机视角原图像坐标到鸟瞰图坐标的单应变换为:

$$s_3 [x_b & y_b & 1]^T = \mathbf{H}_b [x_c & y_c & 1]^T, \quad (8)$$

其中单应性矩阵 \mathbf{H}_b 为:

$$\mathbf{H}_b = \mathbf{K}(\mathbf{R}_b + \mathbf{T}_b \mathbf{n}^T) \mathbf{K}^{-1}, \quad (9)$$

式中 s_1, s_2, s_3 表示比例因子, 且 $s_3 = s_2 / s_1$ 。

相机倾斜视角下的原图像转换为鸟瞰视角下的鸟瞰图如图 3 所示。可以看到实际环境中平行的盲道边界在相机视角下的原图中是两条相交的直线, 但在鸟瞰图中又再次恢复了平行。通过鸟瞰图的转换, 变化的倾斜视角转换为固定的俯视视角, 消除射影变换带来的失真, 恢复了盲道平面纹理特征。

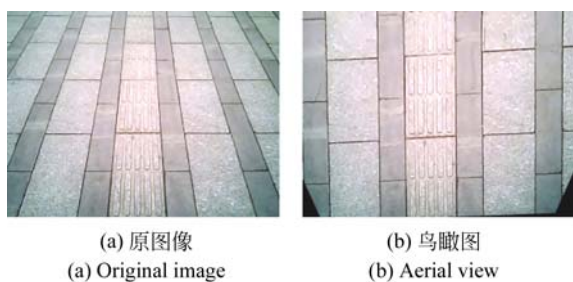


图 3 鸟瞰图转换

Fig. 3 Aerial view conversion

4 盲道识别与中心线定位

本节首先离线训练盲道识别的级联分类器, 利用分类器在线检测采集的图像。然后根据识别结果, 通过形态学处理生成区域标记, 最后通过标记分水岭精确分割出盲道区域, 并得到盲道中心线, 达到盲道定位的目标。

4.1 级联分类器的训练与盲道识别

本文以 LBP 描述子提取样本特征, 利用 AdaBoost 学习算法训练盲道识别级联分类器, 通过分类器对图像中盲道进行识别。LBP 是一种描述图像局部纹理特征的描述子, 广泛应用于图像特征提取^[11-14]。AdaBoost 是一种重要的集成学习算法, 能够将预测精度仅比随机猜度略高的弱学习器增强为预测精度高的强学习器, 在图像识别中取得了较好的效果^[15-19]。

级联分类器的训练流程如下:

(1) 正、负样本采集。

盲道是一个大范围区域目标, 以整个区域作为学习对象会使识别定位产生较大误差。由于鸟瞰图恢复了盲道标准的纹理特征, 所以将单块盲道砖作为正样本来进行训练。具体做法是: 对包含盲道的鸟瞰图进行标记, 采用矩形框标记盲道的位置和大小, 每个标记的区域就是一个正样本, 一幅盲道图像中可以含有若干个正样本; 将不含盲道的整幅图片作为负样本, 正、负样本如图 4 所示。

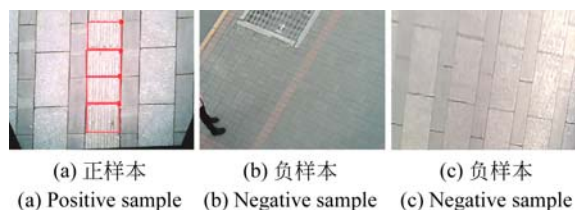


图 4 正负样本

Fig. 4 Positive and negative sample

(2) 提取样本的 LBP 纹理特征向量。

对采集的正负样本逐个提取其 LBP 特征。首先将样本区域划分为 16×16 的小区域, 称为 cell; 然后对每个 cell 采用 3×3 大小的窗口滑动遍历, 按 LBP 算子的计算方式得到每个窗口的十进制数, 即窗口内中心像素点的 LBP 值; 接着统计每个 cell 内 LBP 值的频率直方图, 同时对该直方图进行归一化处理; 最后连接每个 cell 的归一化频率直方图, 组成一个特征向量, 即整个样本的 LBP 特征向量, 用此向量来描述样本的纹理特征, 如图 5 所示。

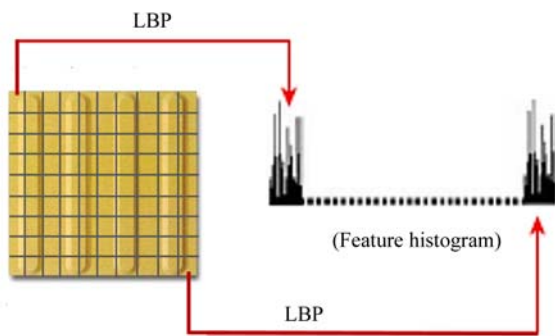


图 5 单块盲道砖 LBP 特征提取

Fig. 5 LBP feature extraction of single block blind sidewalk

(3) Adaboost 级联分类器训练。

将上一步提取的正负样本的 LBP 特征作为训练的数据集,设置相应的分类器训练参数,主要有特征类型、检测窗口大小、误警率、包含的弱分类器总数以及强分类器级数,根据选取的参数训练盲道级联分类器。

对一幅新的图像,采用滑动窗口遍历整幅图像,并将每个窗口区域输入到训练好的盲道级联分类器中来判断是否存在盲道以及确定盲道在图像中的位置。若某个区域通过了所有层的强分类器,则标记此区域为盲道,若整幅图像的所有区域都未被标记,则认为此图像中不存在盲道。调整滑动窗口大小,按照同样 LBP 特征提取方法,对不同尺度上的图像采用以上检测方法,从而使分类器能够满足不同目标大小的识别需求。采用训练好的盲道分类器对某段与人行道无颜色差异的盲道进行识别,结果如图 6 所示。



图 6 分类器识别结果

Fig. 6 Recognition results of classifier

从识别结果可以看出,训练得到的盲道分类器能够准确识别盲道砖区域,识别结果可用于下一步对盲道的精确分割中。

4.2 基于标记分水岭的盲道区域分割与中心线定位

传统的分水岭算法通常直接基于原梯度图像,由于噪声或过多弱梯度而造成过度分割,标记分水岭可以抑制噪声,避免了过度分割。本文利用识别结果,通过形态学操作对图像进行标记,然后利用标记分水岭算法来实现盲道区域的精确分割。

首先,获取上一步盲道分类器识别的盲道区域结果如图 7(a)所示。由于分类器只是粗略确定盲道区域的位置及大小,因此其标记的矩形框内可能会存在非盲道区域。为尽可能减少这些非盲道区域对分割的影响,选取矩形框的最大内接圆作为确信的盲道区域,并将圆内的像素赋值为 255,其它区域像素赋值为 0,得到前景图像,如图 7(b)所示。

然后在前景图像的基础上获取背景图像。背景图像中主要标记确信的的非盲道区域和需要分水岭划分准确分界线的未知区域。在前景图像上,通过深度膨胀来获得一个超过前景大小的区域,并对整幅图像进行阈值处理,将白色区域的像素值转换为 0,定义为未知区域,而将黑色区域的像素值转换成 128,定义为非盲道区域,即得到了背景图像,如图 7(c)所示。最后将前景、背景及未知区域合成为一个标记图像,作为分水岭算法的输入图像,如图 7(d)所示。

接着将标记图像与梯度图像作为分水岭算法的输入,分水岭算法根据标记得到的先验知识,从前景区域和背景区域开始同时向未知区域进行生长,直到达到两个区域的分界为止,最终水坝的位置便是所需要得到的盲道边界,如图 7(e)所示。在分水岭分割结果的基础上,采用 Canny 算子检测区域的边缘,得到边缘结果,如图 7(f)所示。

最后对边缘图像采用 Hough 变换检测盲道边界直线,并根据两条边界确定盲道的中心线,如图 7(g)所示。将检测到的中心线再经由单应矩阵逆变换到原图像,如图 7(h)所示,最终实现盲道在图像中的定位。

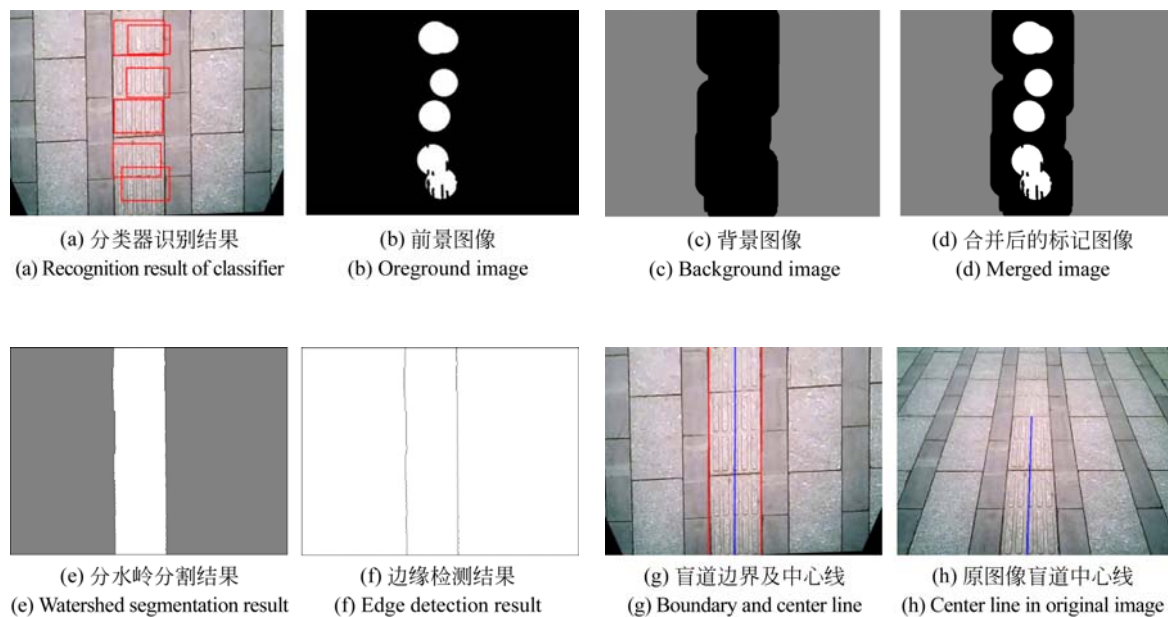


图 7 各步骤结果

Fig. 7 Results of each step

相同的方法同样可以用于定位与人行道有颜色差异的盲道,结果如图 8 所示。由此可见,这一方法可以有效解决不同类型盲道砖的识别定位问题。

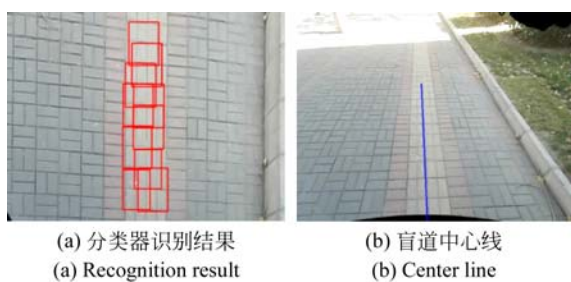


图 8 有颜色差异的盲道定位

Fig. 8 Location of blind sidewalk with different colors



图 9 视觉导盲仪穿戴示意图

Fig. 9 Wearing diagram of visual guiding instrument

5 实验验证

本文实验所用的设备来自课题的视觉导盲仪样机,设备穿戴如图 9 所示。

测试者佩戴双目摄像眼镜、有线耳机并背好装有 PC 的书包,PC 与双目摄像眼镜之间通过 USB 数据传输线连接。实验中,由双目摄像眼镜采集实时图像,经本文算法处理后得到盲道中心线。

在定量测试中,实验场景选取一段与人行道有颜色差异和一段与人行道无颜色差异的盲道。测试者穿戴好视觉导盲仪样机,分别从这两段盲道上出发,行走距离约为 40 m,每段盲道均实验 3 次,并保证每次实验处理的帧数不少于 150 帧。选取实验中连续的 4 帧为例,算法每一步处理结果如图 10 所示。在于人行道无颜色差别的盲道上实验时,与图 10 过程相似,选取连续的 6 帧检测结果如图 11 所示。

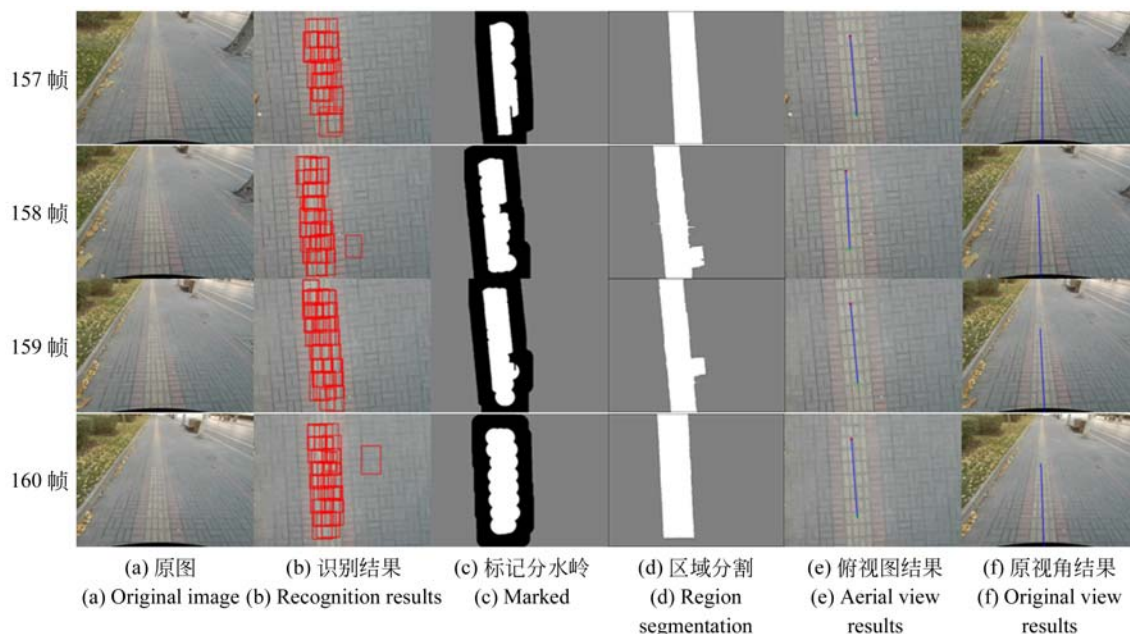


图 10 与人行道有颜色差异的盲道定位结果

Fig. 10 Location results of blind sidewalk different from sidewalk on color



图 11 与人行道无颜色差异的盲道定位结果

Fig. 11 Location results of blind sidewalk similar to color of sidewalk

实验从定位精度与速度两方面制定标准来评价算法效果。盲道定位应用于诱导盲人行走,所以不能仅仅按照是否从图像中识别出了盲道作为盲道定位成功与否的依据,而应该同时考虑盲道定位中心线的位置与方向是否符合要求。如图 10(e)所示,盲道中心线的定位结果显示在鸟瞰图中,由绘制的线段表示,线段在实际空间中的长度约为 120 cm,盲道宽度为 20 cm。当定位得到的盲道中心线均在盲道区域内,即定位得到的盲道中心线的中点与盲道实际中心线距离不大于 10 cm 且定位得到的盲道中心线方向与盲道实际中心线方向偏差不超过 10° ,则认为定位成功,否则认为定位失败。

实验结束后统计每帧图像,设处理的图像总帧数为 N_{total} ,定位成功的帧数为 N_{success} ,则盲道的定位成功率 η_{success} 表达为:

$$\eta_{\text{success}} = \frac{N_{\text{success}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (10)$$

盲道定位用时从算法获得待识别图像开始计时,到算法给出盲道中心线定位结果结束,包含算法整个流程。设处理的图像总帧数为 N_{total} ,每张图片的时间为 $t_i (i=1, 2, 3, \dots, N)$,则盲道定位算法的平均用时 t_{average} 表达为:

$$t_{\text{average}} = \frac{t_1 + t_2 + \dots + t_n}{N_{\text{total}}} \quad (11)$$

实验结束后,选取连续的 150 帧图像,按上述方法统计准确率与每帧用时,结果如表 1 所示。

在应用测试中,测试者从盲道附近出发。如图 12(a)、图 12(b)所示,测试者从盲道一侧出发,算法识别并定位盲道后,导盲仪引导盲人趋于盲道行走。如图 12(c)、图 12(d)所示,测试者从距离盲道起点约 4 m 处的马路上出发,算法在鸟瞰

图中进行实时识别,算法识别并定位盲道后,导盲仪引导盲人沿盲道行走。

表 1 不同类型盲道砖准确率与用时统计表

Tab. 1 Statistical table of the different blind sidewalk on recognition rate and recognition time

实验场景	实验序号	总帧数	成功定位帧数	准确率/%	平均用时/s
与人行道有颜色差异的盲道	1	150	143	95.33	0.126
	2	150	144	96.00	0.115
	3	150	147	98.00	0.122
与人行道无颜色差异的盲道	1	150	141	94.00	0.121
	2	150	144	96.00	0.118
	3	150	140	93.33	0.124

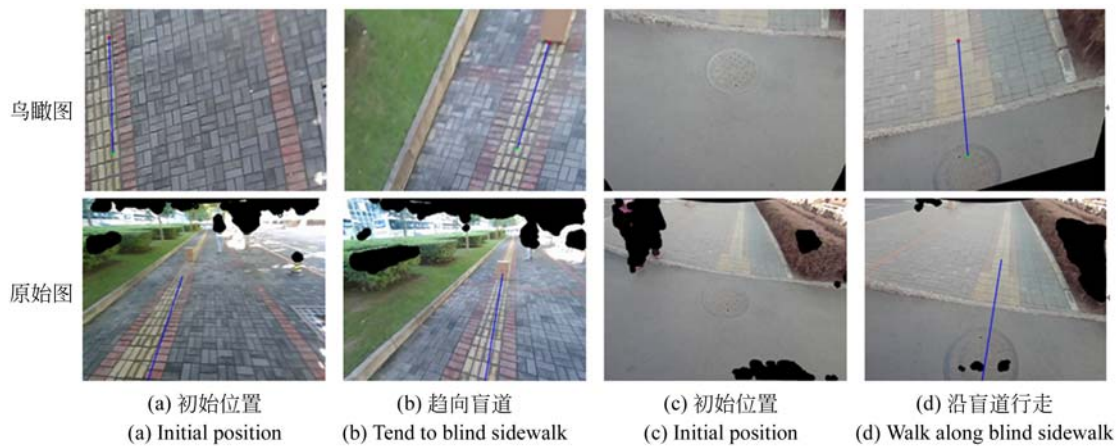


图 12 应用测试盲道定位结果

Fig. 12 Location results of blind sidewalk in application test

6 结 论

本文研究了一种基于机器学习识别与标记分水岭分割的盲道图像定位算法。首先对训练与待识别图像进行鸟瞰图变换预处理,消除原视角下相机成像带来的射影失真。在此基础上利用 LBP 算子与 Adaboost 算法离线训练分类器,然后根据分类器在线识别盲道并运用分水

岭算法分割盲道区域,最终在图像中得到盲道中心线。针对盲道定位特点制定了相关验证标准。多次实验结果表明,本文提出的盲道定位算法在与人行道有颜色差异的盲道上准确率达到 95%,在无颜色差异的盲道上准确率达到 94%,平均速度每秒 8 帧,满足导盲仪对盲道定位的准确率与实时性需求,为盲道的准确三维定位提供了必要条件,为视觉导盲仪的发展和应用提供了技术支持。

参考文献:

[1] MEHTA U, ALIM M, KUMAR S. Smart path guidance mobile aid for visually disabled persons [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 105: 52-56.

[2] GONNOT T, SANIIE J. Integrated machine vision and communication system for blind navigation and guidance[C]. *IEEE International Conference on Electro Information Technology*. IEEE, 2016:0187-0191.

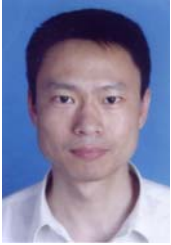
[3] 张克华,王书平,尹晓红,等. 复杂室内环境下的单

- Kinect 导盲系统[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(8):2419-2427.
- ZHANG K H, WANG SH P, YIN X H, *et al.*. Blind navigation aid system with Kinect sensor in complex indoor environments[J]. *Guangxue Jingmi Gongcheng/optics & Precision Engineering*, 2015, 23(8):2419-2427. (in Chinese)
- [4] BOLOGNA G, DEVILLE B, PUN T. Blind Navigation along a Sinuous Path by Means of the See CoOr Interface[C]. *International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation*. Springer-Verlag, 2009:235-243.
- [5] 闫志杰, 汪剑鸣, 窦汝振, 等. 基于颜色聚类 and 直线检测的自适应盲道区域分割算法[J]. 天津工业大学学报, 2010, 29(1):80-84.
- YAN ZH J, WANG J M, DOU R ZH, *et al.*. Sidewalk for the blind adaptive segmentation based on color clustering and line detection[J]. *Journal of Tianjin Polytechnic University*, 2010, 29(1):80-84. (in Chinese)
- [6] TANG J, JING X, HE D, *et al.*. Blind-road location and recognition in natural scene [C]. *World Congress on Computer Science and Information Engineering*. IEEE Computer Society, 2009:283-287.
- [7] 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.
- PENG Y J, XUE J, GUO Y F. Blind road recognition algorithm based on color and texture information[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2014. (in Chinese)
- [8] 王民, 肖磊, 杨放. 基于显著性检测和改进投影字典对的盲道分割[J]. 激光与光电子学进展, 2017(4):133-140.
- WANG M, XIAO L, YANG F. Blind road segmentation based on saliency detection and improved projective dictionary pair[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(4):041001. (in Chinese)
- [9] FENG J X, WEI T. Wearable guide system for obstacle avoidance based on stereo computer vision [C]. *International Conference on Manufacturing Science and Engineering*, 2015:1811-1817.
- [10] RICHARD HARTLEY ANDREW ZISSERMAN. 计算机视觉中的多视图几何[M]. 安徽大学出版社, 2002.
- HARTLEY R, ZISSERMAN A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*[M]. Anhui: Anhui University Press, 2003. (in Chinese)
- [11] 张静, 叶玉堂, 谢煜, 等. 金属圆柱工件缺陷的光电检测[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(7):1871-1876.
- ZHANG J, YE Y T, XIE Y, *et al.*. Optoelectronic inspection of defects for metal cylindrical workpieces[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7):1871-1876. (in Chinese)
- [12] SINGH G, CHHABRA I. Effective and fast face recognition system using complementary OC-LBP and HOG feature descriptors with SVM classifier [J]. *Journal of Information Technology Research*, 2018, 11(1):91-110.
- [13] REN J, JIANG X, YUAN J. LBP-structure optimization with symmetry and uniformity regularizations for scene classification [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(1):37-41.
- [14] 武明虎, 宋冉冉, 刘敏. 结合 HSV 与纹理特征的视频阴影消除算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(10):1373-1380.
- WU M H, SONG R R, LIU M. Video shadow elimination algorithm by combining HSV with texture features[J]. *Journal of Image & Graphics*, 2017, 22(10):1373-1380. (in Chinese)
- [15] 黄文博, 王珂, 燕杨. 彩色视网膜眼底图像血管自动检测方法[J]. 光学 精密工程, 2017, 25(5):1378-1386.
- HUANG W B, WANG K, YAN Y. Automatic detection method of blood vessel for color retina fundus images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5):1378-1386. (in Chinese)
- [16] 曹莹, 苗启广, 刘家辰, 等. AdaBoost 算法研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(6):745-758.
- CAO Y, MIAO Q G, LIU J CH, *et al.*. Advance and prospects of adaBoost algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(6):745-758. (in Chinese)
- [17] RAJESHWARI J, KARIBASAPPA K. Adaboost modular tensor locality preservative projection: face detection in video using Adaboost modular-based tensor locality preservative projections[J]. *Int Computer Vision*, 2017, 10(7):670-678.
- [18] WALSE K H, DHARASKAR R V, THAKARE V M. A study of human activity recognition using adaboost classifiers on WISDM dataset[J]. *Iioab Journal*, 2016, 7(2):68-76.
- [19] 徐超, 高敏, 杨锁昌, 等. 视觉注意机制下的粒子窗快速目标检测[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(11):3227-3237.

XU CH, GAO M, YANG S CH, *et al.*. Visual attention mechanism-aided fast target detection by

particle window[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(11):3227-3237. (in Chinese)

作者简介:



魏 彤(1972—),男,福建霞浦县人,博士,副教授,硕士生导师,2006 年于北京航空航天大学获博士学位,主要从事计算机视觉与控制、机电系统控制工程方面的研究。E-mail: weitong@buaa.edu.cn



周银鹤(1989—),男,河北饶阳人,硕士研究生,2015 年于燕山大学获得学士学位。主要研究方向为图像处理与机器学习。E-mail: zyh_uptd@163.com