

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2020.05.011

基于直线检测的车间地标线识别与拟合

陈燚, 陈勇, 王丙佳, 邱洪斌

(浙江工业大学机械工程学院, 浙江杭州 310014)

摘要:为满足现阶段车间内无人驾驶车辆以及车辆自动导引时对车道线的识别速度和检测准确率的要求,课题组提出了一种结合 LSD(line segment detect)直线检测以及 ANN(artificial neural network)颜色判定神经网络的特定颜色车道线识别与拟合方法。实验表明:与传统的 LSD 直线检测相比,该方法在识别速度显著提升的同时,能够适应不同的检测环境,提升检测的准确率。

关键词:直线检测;车道线识别;卷积神经网络;直线检测;人工神经网络

中图分类号:TP274 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2020)05-0062-05

Lane Line Recognition and Fitting Based on Straight Line Detection

CHEN Yi, CHEN Yong, WANG Binjia, QIU Hongbin

(College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: In view of the requirements of the recognition speed and detection accuracy of the lane lines for the unmanned vehicles and the automatic guidance of the vehicles in the workshop at this stage, a specific color lane line recognition and fitting method combining LSD (line segment detect) line detection and ANN (artificial neural network) color judgment neural network was proposed. The Experimental results show that compared to the traditional LSD linear detection, this method can not only improve the recognition speed significantly and adapt to different detection environments, but also improve the detection accuracy.

Keywords: straight line detection; lane line recognition; convolutional neural network; LSD(line segment detector); ANN (artificial neural network)

近年来,伴随着智能制造概念的提出,越来越多的工厂开始使用 AGV 小车(automated guided vehicle)。与此同时,对车间内的智能导航技术以及人车分流安全技术提出了更高的要求。为了保障 AGV 小车在运行过程中能够在制定的车道线内行驶,实现车间内的人车分流,需要保证 AGV 小车在指定的车间地标线内运行,因此需要对地标线进行识别与检测。针对地标线的直线检测研究,最常用的算法有 Hough 变换算法^[1],Hough 算法往往与 Canny 边缘检测算法^[2]同时使用。但是该算法存在计算复杂程度高,对光照要求较高和抗干扰程度较弱的缺点。而在车道线的直线拟合方面,较为常用的是最小二乘法算法^[3],该算法通过最小化误差的平方和来寻找数据的最佳函数匹配,

且运行速度快,可以达到实时拟合的效果。2010 年 VON Gioi 等提出了一种新型的 LSD 直线检测方法^[4];该方法相较于 Hough 变换具有检测速度快的优点,但是由于 LSD 检测算法自增长的特点,对于长线段被遮挡、局部模糊等原因经常割裂为多条直线。

课题组以 LSD 检测结果作为直线拟合的原始数据集,再此基础上使用 ANN^[5]进行目标颜色地标线的判定,并结合最小二乘法进行单张图片的原始数据集的拟合操作。

1 车间地标线提取方法

1.1 算法流程

本算法具体包括图像处理部分(AGV 小车拍摄影像提取、图像预处理及图像增强)、地标线检测部分

收稿日期:2020-07-22;修回日期:2020-08-07

基金项目:浙江省教育厅一般科研项目(Y201941882)。

第一作者简介:陈燚(1994),男,浙江嘉兴人,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉。E-mail:cy_940712@163.com

(LSD 地标线识别) 以及地标线检测结果筛选与拟合过程(基于 ANN 模型的地标线筛选、地标线合并及地标线拟合)。具体的操作流程如图 1 所示。

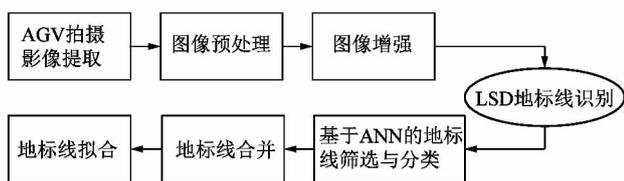


图 1 地标线识别拟合流程图
Figure 1 Flow chart of landmark identification and fitting

1.2 AGV 拍摄影像提取

本模型对于目标地标线有一定的要求,即适用于地标线颜色与地面背景颜色存在较大差异的场景中。由于工厂环境复杂,为了提高检测的准确度,提高模型的抗干扰能力,一般需要对提取的照片设置 ROI (region of interest) 区域。通过设置 ROI 区域可以有效地避免行人、车间设备及墙体等干扰项对检测结果的影响。此外,由于反光对于目标地标线的颜色存在较大的影响,当反光特别强烈时,模型的检测准确率会有所下降。

由于在 AGV 图像的获取当中,可能存在图像的畸变,因此需要对图像进行图像校正处理^[6-7],从而避免出现地标线弯曲和扭曲等问题。具体的畸变矫正函数如公式 1 所示。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 xy + p_2 (r^2 + 2x^2) \\ 2p_1 (r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: x', y' 为畸变矫正后在图像中位置坐标, $m; x, y$ 为畸变矫正前在图像坐标系中的位置坐标, $m; r^2$ 为 x^2, y^2 的平方和; k_1, k_2, k_3 为径向畸变参数; p_1, p_2 为切向畸变参数。

具体的畸变参数主要通过相机标定获得,具体的获得内容不在本文中赘述。将以上畸变矫正后的图像将作为后续地标线提取的样本图像,并进行图像处理操作。

1.3 目标图像预处理

输入图像的 ROI 区域是以 RGB 形式输入的,为了更好地检测到目标区域内的地标线,首先将 RGB 格式图像转换为灰度图像,在转换成灰度图像过程中,灰度梯度的取值范围为 0 ~ 255。传统的灰度图像转换方式采用较为常见的加权平均法进行灰度梯度的计

算,转换公式为

$$f = 0.31R + 0.58G + 0.11B. \quad (2)$$

式中: f 为灰度图像某像素坐标处的灰度值,而 R, G 和 B 则分别表示 RGB 图像中红色通道、绿色通道和蓝色通道对应在某像素坐标处的通道参数值。

但是传统的灰度图像转换方式并不能很好地区分不同色块直线的显著性差异。为了能够突显出某一颜色的特征,笔者将原始的 RGB 图像先转变为 HSV 图像,其中 H, S 和 V 表示图像在 HSV 图像模式下的各通道参数值; r, g 和 b 则分别表示在 RGB 图像模式下进行归一化操作后某坐标值的各通道参数; C_{\max} 与 C_{\min} 表示在 RGB 模式下某坐标值下所有通道中的参数最大值与最小值。 Δ 则表示具体某坐标值下的最大值与最小值的差值。在 RGB 模式下的相关参数求解过程如公式(3)所示。

$$\left. \begin{aligned} r &= R/255; \\ g &= G/255; \\ b &= B/255; \\ C_{\max} &= \max(r, g, b); \\ C_{\min} &= \min(r, g, b); \\ \Delta &= C_{\max} - C_{\min}. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

具体的 2 种图像模式之间的通道转换公式为:

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{\Delta} + 0^\circ, & C_{\max} = C_{\min}; \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{\Delta} + 360^\circ, & C_{\max} = r \text{ \& } g \geq b; \\ 60^\circ \times \frac{b-r}{\Delta} + 120^\circ, & C_{\max} = g; \\ 60^\circ \times \frac{r-g}{\Delta} + 240^\circ, & C_{\max} = b. \end{cases} \quad (4)$$

$$S = \begin{cases} 0, & C_{\max} = 0; \\ 1 - \frac{C_{\min}}{C_{\max}}, & C_{\max} \neq 0. \end{cases} \quad (5)$$

$$V = C_{\max}. \quad (6)$$

1.4 图像增强

在进行完图像通道的转换之后,按照不同的特征颜色需求进行图像增强操作,在削弱非目标颜色对 LSD 检测的影响的同时增强目标颜色的显示效果,在此使用线性变换对各通道参数进行合并操作,最终将目标图像转变为需要的具有特定色块显著性表示的灰度图像。以黄色图像为例, G 表示灰度图像中某坐标值下的像素值,具体的图像增强操作按照经验公式操作:

$$G = (S + V) / 2 - H. \quad (7)$$

1.5 LSD 地标线直线检测

LSD 直线检测算法能够在较短时间内获得较高精度的直线段检测结果。LSD 直线检测算法首先通过计算每个像素点的梯度 (gradient) 以此计算出某区域的基准线 (level-line)^[8], 具体的基准线与梯度如图 2 所示。再对不同的基准线形成不同的生长基准场 (连通域) 并进行自生长, 最终生成多个线支持区域, 具体的线支持区域形成过程如图 3 所示。接着利用对支持区域进行矩形逼近提取操作, 并以矩形内像素梯度对齐点数量作为支持区域是否符合直线检测判定条件进行直线段支持区域的筛选, 剔除不满足要求的线支持区域, 最后通过线支持区域矩形改善, 获得最终的直线检测结果。

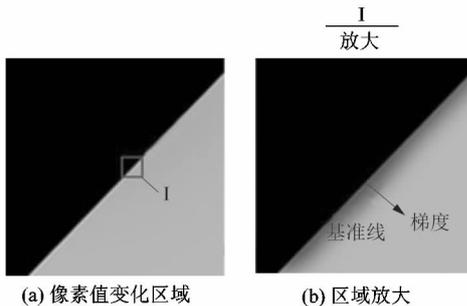


图 2 图像基准线与梯度图
Figure 2 Baseline and gradient

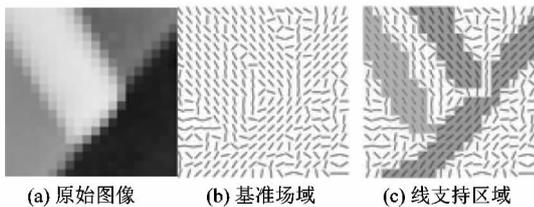


图 3 线支持区域形成图

Figure 3 Line support area formation diagram

2 车间地标线的筛选与拟合

2.1 基于 ANN 的地标线筛选与归类

由于 LSD 直线检测存在因自生长所导致的检测直线割裂问题, 需要对所有的检测直线进行颜色判定, 避免由于 LSD 直线检测失误所产生的无效直线段对最终的拟合结果的影响。

地标线的筛选过程通过 ANN 神经网络进行目标色块的训练学习, 以用于相应色块边缘的地标线的筛选, 对于非目标色块检测出的地标线进行剔除。人工神经网络进行目标地标线的筛选过程如下:

1) 数据集搜集。通过 Opencv 中的漫水填充算法

获取目标颜色块像素点的像素值作为 ANN (人工神经网络) 的输入集合。为了保障最终训练的 ANN 参数的可靠性, 在进行漫水填充提取像素点的过程当中尽可能选择无反光、无倒影区域作为模型的训练输入数据。

2) 人工神经网络模型训练。模型训练主要包括参数的初始化、数据的前向传播计算模型结果, 反向传播更新权重, 经过不断的迭代获得最终的神经网络模型, 具体的神经网络模型如图 4 所示。

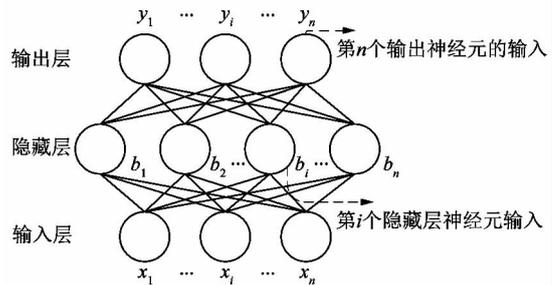


图 4 ANN 神经网络模型结构

Figure 4 ANN neural network model structure

3) 目标地标线筛选。将所有进行 LSD 检测获得的直线进行偏置位移处理, 即将通过 LSD 检测获得的直线左右平移若干个像素值, 将直线平移后对应的像素点的像素值与人工神经网络训练所得的目标像素值进行比较, 若对应像素值在目标像素值范围内, 则判定该像素点满足条件; 当地标线平移后对应的满足条件的像素点达到一定比例, 则判定该地标线边缘符合要求。通过此办法对所有检测获得的地标线边缘直线进行判定, 获得所有符合条件的地标线边缘之线。

对于已经完成筛选操作的地标分线段按照线段之间进行垂直距离以及角度差值计算, 设置距离与角度阈值, 将满足阈值条件的直线段归为同一地标线边缘线的分线段。

2.2 车间地标线的拟合

对已经分组完毕的地标线边缘割裂分线段获取其上端点 $p_{o1}(x_1, y_1)$ 与下端点 $p_{o2}(x_2, y_2)$, 利用插值法对直线段上的数据点进行采集工作, 设置每条线段提取数量为 z , 则搜集获得第 m 个数据点坐标为 $p_m(x_m, y_m)$:

$$\left. \begin{aligned} x_m &= x_0 + m \frac{|x_1 - x_2|}{z}; \\ y_m &= y_0 + (x_m - x_0) \times (y_1 - y_2) / (x_1 - x_2). \end{aligned} \right\} (8)$$

将通过插值法获得的所有同一类车间地标线数据点通过最小二乘法进行直线的拟合操作, 其中 l_y 为直线应变量, k_1 为直线的斜率, l_x 为直线的自变量, 截距

为 b_1 。具体的直线方程为:

$$l_y = k_1 l_x + b_1 \quad (9)$$

依据最小二乘法满足平方偏差项 e^2 最小,平方偏差项的计算如下所示:

$$e^2 = \sum_{i=1}^n [y_m - (k_1 x_m + b_1)]^2 \quad (10)$$

当计算获得的平方偏差项为最小时,则获得拟合直线。通过以上的操作,最终将获得拟合结果。

3 实验结果及分析

3.1 图像预处理与增强操作

根据以上的算法流程对拍摄的静态车间地标线进行实验分析,采集到的原始数据 ROI 区域设置为原始图像正下方 360×300 区域。经过图像校正后获得如图 5 所示的输入图像数据,本次实验的目标色块为黄色色块,即只对黄色区域进行地标线识别与拟合操作。

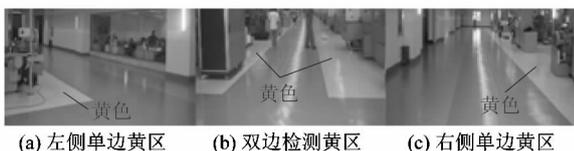


图 5 车间地标线检测输入图像

Figure 5 Input image of workshop landmark detection

在图像预处理阶段,首先将 RGB 图像按照不同的灰度图像转换公式转换为如图 6~7 所示的灰度图像。从图 6 和图 7 的对比中不难看出,通道增强后的灰度图像黄色区域相较于其他色块更为明显,这为之后进行特定色块 LSD 直线识别提供了优质的图像源。

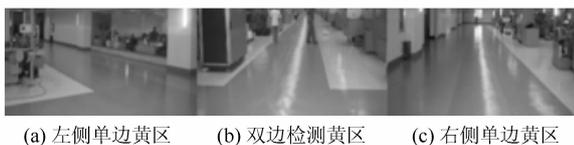


图 6 传统灰度图像转换

Figure 6 Traditional gray image conversion

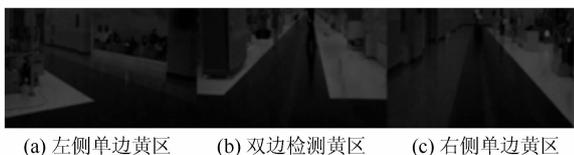


图 7 黄色增强灰度图像转换

Figure 7 Yellow enhanced gray image conversion

3.2 LSD 地标线识别

对已经进行图像增强的目标图像使用 LSD 算法进行直线的检测识别,为了能够体现出图像增强的效

果,分别对图 6 和图 7 中的灰度图像进行 LSD 直线检测,并在 RGB 图像中以白线表示出来。具体的识别效果如图 8 和图 9 所示。



图 8 传统灰度图像 LSD 地标线识别结果

Figure 8 LSD landmark recognition results of traditional gray image



图 9 黄色区域增强灰度图像 LSD 地标线识别结果

Figure 9 LSD landmark recognition results of enhanced gray image in yellow region

从图中不难发现,经过黄色色块图像增强后的 LSD 识别重点识别了黄色区域的地标线边缘,虽然对其他与黄色颜色较为贴近色块也进行了 LSD 的直线识别,但是检测出的干扰直线数量明显少于传统灰度图像进行 LSD 直线识别所产生的干扰直线数。

3.3 地标线筛选

使用上文描述的检测直线平移与 ANN 神经网络相结合的方式对地标线进行筛选与归类操作,具体的 ANN 数据采集过程如图 10 所示。以某一张图为例,通过漫水填充的方式提取目标点上下阈值 10 范围内的像素点,以不同颜色表示提取的像素集,并通过上文的 ANN 神经网络将直线段所在区域不符合色块颜色要求的直线进行剔除。除此之外通过角度与线段之间垂直距离判断,剔除了角度偏差过大,直线段之间距离过远的直线段,最终保留了有效的地标线边缘直线段,具体的筛选结果如图 11 所示。

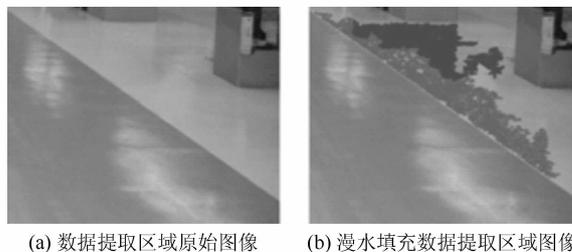


图 10 ANN 数据提取

Figure 10 ANN data extraction



(a) 左侧单边黄区 (b) 双边检测黄区 (c) 右侧单边黄区

图 11 地标线筛选结果

Figure 11 Landmark screening results

如图 11 所示,直线段基本满足上述的筛选要求,经过筛选的直线段均为地标线的边缘直线段。并且通过直线段之间的端点距离、目标色块所在直线的左右位置,角度等多个因素作为分类条件,将识别的直线段进行分类操作。

3.4 地标线拟合

地标线拟合是通过直线段插值提取拟合数据点,对于每一直线段类进行总长检测。若总长小于 120 像素,则不进行直线拟合;对满足条件的直线段利用最小二乘法进行地标线边缘直线的拟合操作。表 1 列出了所有预拟合直线的对应线段端点以及所在的直线段类。最终的拟合结果如图 12 所示,拟合直线用黑线表示。

表 1 直线段集合信息

Table 1 Line segment set information

| 图幅 编号 | 直线 段类 | 端点 1 | | 端点 2 | |
|----------|----------|-------|-------|-------|-------|
| | | x_1 | y_1 | x_2 | y_2 |
| 1 | 1 | 1 | 256 | 91 | 250 |
| | | 92 | 252 | 133 | 236 |
| | | 2 | 1 | 0 | 215 |
| 2 | 2 | 97 | 218 | 238 | 93 |
| | | 282 | 83 | 348 | 33 |
| | | 358 | 25 | 366 | 18 |
| | | 3 | 630 | 229 | 453 |
| 3 | 4 | 452 | 226 | 410 | 46 |
| | | 3 | 1 | 643 | 299 |



(a) 左侧单边黄区 (b) 双边检测黄区 (c) 右侧单边黄区

图 12 地标线拟合结果

Figure 12 Fitting result of landmark

4 结语

课题组通过 LSD 直线检测、ANN 神经网络以及最小二乘法提出了一种针对某一特殊颜色块的地标线识别拟合方法;该方法针对 LSD 存在自生长隔断和检测结果存在干扰等缺点进行优化,提高了地标线检测的准确性。相对于传统的霍夫直线检测方法,该方法对于单一颜色块边缘线的检测具有很好的效果,可作为 AGV 和无人机高空拍摄在简单环境当中的巡航辅助手段。但是该方法存在 ANN 模型需手动训练及颜色块适应性较为单一的缺点,在未来的研究当中,将进一步解决模型的颜色适配性问题。

参考文献:

[1] BALLARD D H . Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Pattern Recognition,1987,13(2):714-725.
 [2] YI Yuan. An Equation Involving the Euler function and Smarandache function[J]. Scientia Magna,2005,1(2):172-175.
 [3] 张永涛,贾延明. 最小二乘法中代数多项式曲线拟合的分析及实现[J]. 计算机与数字工程,2017,45(4):637-639.
 [4] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J, et al. LSD: a line segment detector[J]. Image Processing on Line,2012(2):35-55.
 [5] CORTES C, VAPNIK V. Support vector networks [J]. Machine Learning,1995,20(3):273-297.
 [6] 贾洪涛,朱元昌. 摄像机图像畸变纠正技术[J]. 电子测量与仪器学报,2006,19(3):47.
 [7] 吴鹏,李东京,负超. 一种惯性传感器与编码器相结合的 AGV 航迹推算系统[J]. 机电工程,2018,35(3):310-316.
 [8] 刘思雨,吕开云,刘盈. 基于 LSD 算法的航拍影像电力线提取[J]. 江西科学,2019,37(6):827.

(上接第 61 页)

[8] ZHOU Yu, CHENG Zhangge, TUYU Xiaoying. A design of position closed-loop control system for hybrid stepping motors based on mechanical-sensorless rotor position detection[J]. Applied Mechanics and Materials,2014,644/645/646/647/648/649/650:632-635.
 [9] KUMAR S, AGARWAL P. A novel FLC based closed-loop v/f control of five-level inverter fed open-end winding induction motor drive[J]. Journal of the Institution of Engineers (India): Series B, 2019, 100(3):193-200.
 [10] 史敬灼,徐殿国,王宗培,等. 二相混合式步进电动机矢量控制伺服系统[J]. 电机与控制学报,2000,4(3):135-138.
 [11] 王邦继,刘庆想,周磊,等. 步进电机控制系统建模及加减速曲线优化[J]. 电机与控制学报,2018,22(1):37-42.
 [12] DERAMMELAERE S, VERVISCH B, DE VIAENE J. Sensorless

load angle control for two-phase hybrid stepper motors [J]. Mechatronics,2017,43:6-17.
 [13] 陈梦,高强,蔡洪宝. 多模态控制在步进电机位置伺服系统中的应用研究[J]. 计算机测量与控制,2016,24(11):196.
 [14] 余驰,李健仁,张刚峰. 两相混合式步进电机建模与仿真[J]. 兵工自动化,2016,35(2):48-51.
 [15] 崔徐佳,高守玮,余盈宽. 基于 MATLAB/Simulink 的二相混合式步进电机的建模与仿真[J]. 工业控制计算机,2015,28(6):76.
 [16] HU Xiaolin, ZHANG Yanrong, LU Yan. Research on vector control and subdivision drive technology of two-phase hybrid stepper motor based on SVPWM [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,2018,381(1):012140.
 [17] 唐佳伟. 两相混合式步进电机转矩矢量控制[J]. 工业控制计算机,2016,29(2):61.