

基于扩展 Haar 特征和 DBSCAN 的钢轨识别算法



罗晋楠 张济民

同济大学铁道与城市轨道交通研究院 上海 201804

(tjln@tongji.edu.cn)

摘要 障碍物对列车的正常运营构成了极大的安全隐患,钢轨识别是实现障碍物检测的关键步骤。钢轨识别算法需要能够快速有效地检测列车前方钢轨的位置,同时不能占用过多的计算资源,影响障碍物检测程序的运行速度。为解决上述问题,文中提出一种基于扩展 Haar 特征提取和 DBSCAN 密度聚类的钢轨识别算法。首先通过仿射变换、池化、灰度均衡化、边缘检测等算法对图像进行预处理,然后基于扩展 Haar 特征提取图像中钢轨的特征点,最后利用 DBSCAN 算法对特征点进行聚类,提取出有效的特征数据点进行曲线拟合,从而识别钢轨的位置。通过车载实验结果表明,该方法能够在列车运行过程中有效检测到钢轨的位置,满足多场景、多工况的实际使用需求。

关键词: 钢轨识别; 扩展 haar 特征; DBSCAN 聚类; 障碍物检测; 轨道交通

中图法分类号 U298

Rail Area Extraction Using Extended Haar-like Features and DBSCAN Clustering

LUO Jin-nan and ZHANG Ji-min

Institute of Rail Transit, Tongji University, Shanghai 201804, China

Abstract Obstacle is a potential threat to the normal operation of trains. Rail area extraction is a key step in the process of using the train's forward-looking camera to detect obstacles. Rail area extraction algorithm needs to be able to quickly and effectively detect the position of the rail while not occupying too much computing resources to keep the normal calculation speed of the obstacle recognition algorithm. This paper proposes a rail area extraction algorithm based on extended Haar-like feature extraction and DBSCAN density clustering. Firstly, the image is preprocessed by algorithms such as affine transformation, pooling, gray level equalization, and edge detection. Then the feature points of the rail are extracted based on multiple extended Haar-like features. Finally, the DBSCAN algorithm is used to extract valid feature data points and curve fitting is performed through these points. The experimental result shows that the algorithm can effectively detect the position of the rail area during the running of the train, and meet the practical needs of multiple scenarios and conditions

Keywords Rail area extraction, Extended Haar-like feature, DBSCAN clustering, Object detection, Rail transit

1 引言

随着我国城市轨道交通的不断进步与发展,线路上的障碍物对于行驶列车的危害,严重影响运营安全。大多数铁路事故是由人为操作或轨道区域障碍物碰撞引起的^[1]。IEC62267 中规定,在 GOA4 等级的自动驾驶的城轨列车中,必须包含障碍物检测功能^[2],因此在列车上实现主动障碍检测已成为一种趋势。钢轨识别即识别列车前方区域钢轨的位置,从而确定列车前方的限界区域,这是障碍物主动检测的关键步骤。准确的钢轨识别不仅可以用于界定障碍物是否入侵车辆限界,还可以预测列车的行驶方向,为列车的行驶速度提供参考^[3]。

为快速判断障碍物是否入侵限界,钢轨的识别算法需要能够快速响应。由于车载环境的限制,运算设备的计算能力往往受限,且障碍物的识别需要占用大部分的计算资源。为确保障碍物识别算法的快速响应,钢轨识别算法需要在确保响应速度的同时,尽量减少对检测设备计算资源的占用。

目前国内外学者对钢轨识别已展开了部分研究。Espino 等^[4]在对比了霍夫直线检测、Canny 边缘提取、水域分割和滑动窗口法后提出沿钢轨边缘估计位置的边缘检测法。Wang 等^[5]通过将真实图像的边缘特征与参数化建模的候选轨道图案进行匹配来提取钢轨位置。文献^[6]将钢轨识别分为近距离识别和远距离识别。近距离使用霍夫变换和曲率映射来识别钢轨,而远距离使用 HOG 特征和区域提取信息来识别钢轨。Selver 等^[7]使用 Gabor 小波分解来识别钢轨纹理进而识别钢轨。文献^[3]使用卷积神经网络识别钢轨区域,并通过多边形拟合的方法优化输出结果。

与上述方法不同,本文提出一种基于扩展 Haar 特征和 DBSCAN 聚类的钢轨识别算法,具有响应速度快、资源占用少、环境适应能力强等特点。实验结果表明,在隧道等复杂环境下该算法仍能够得到可靠的输出。

2 算法结构

在列车行驶过程中,同一运行线路内包括隧道、高架等不

同的运行线路以及不同的轨道类型,如图 1 所示。因此,算法需要泛化能力强,能够应对不同的环境。算法还需要适应低光照、反射、阴影、低对比度等不利的拍摄情况。对于城市轨道交通,线路中存在较多曲率不固定的弯道,使钢轨的检测更加困难。此外,在实际的运行线路中,隧道内壁存在电缆,对识别造成干扰。在列车行驶过程中,拍摄到的动态图像相对模糊,钢轨和电缆难以区分,造成识别困难。



图 1 同一线路下的不同轨道

Fig. 1 Different kinds of track in one line

面对不同的环境因素的干扰,本文利用左右钢轨几何特征与位置特征,通过扩展 Haar 特征和 DBSCAN 聚类算法来识别图像中钢轨的位置,其流程如图 2 所示。从列车的前视摄像机获取到前方图像后,对图像的钢轨进行识别。算法主要分为 3 步:1)图像预处理;2)使用扩展 Haar 特征提取特征点;3)通过 DBSCAN 聚类算法筛选出有效的特征点,并对筛选出的特征点进行拟合获取。下文对各个步骤分别进行介绍。

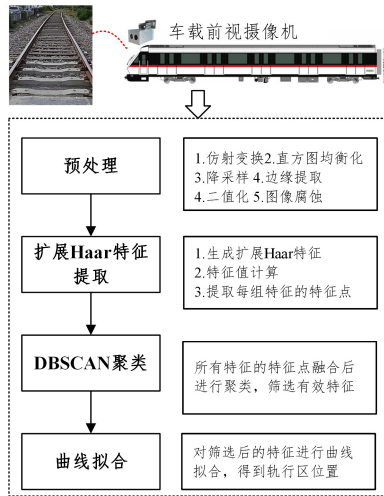


图 2 钢轨识别算法的流程

Fig. 2 Flow chart of rail extraction algorithm

2.1 图像预处理

对图像进行预处理,为后续的特征提取做准备。受实际安装环境的制约,摄像头可能并非安装在列车中心处正对轨道拍摄。但是由于车载前视摄像机的安装高度、角度等参数相对车体是固定的,因此可以通过固定参数的仿射变换修正列车拍摄的图像。对于摄像机拍摄的像素点坐标 (x, y) ,变换方法如式(1)所示:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & t_x \\ a_3 & a_4 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, (x', y') 为变换后的像素点坐标, a_1, a_2, a_3, a_4 组成一个可逆矩阵用于图像的放大和扭曲, t_x, t_y 用于图像的平移。上述参数可通过标定获得,对于安装位置固定的摄像机该参数为定值。将变换后的图像进行直方图均衡化,使图像具有较大的灰度动态范围和对对比度,突出钢轨的特征。将图像降采样称为 200×120 像素的灰度图像。钢轨在图像中一般呈向前延伸的形状,可以通过 x 方向的 Sobel 算子进一步提取钢轨的特征。Sobel 算子可以用于提取边缘的快速卷积函数^[8],其计算方法如式(2)所示:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \quad (2)$$

其中, A 为原始图像, G_x 为 x 方向 Sobel 算子卷积运算的结果。采用动态阈值,对卷积结果进行二值化处理,得到图像 $G_{x'}$,如式(3)所示:

$$G_{x'} = \begin{cases} 255, & G_x(x, y) \geq E(G_x) + \sigma(G_x) \\ 0, & G_x(x, y) < E(G_x) + \sigma(G_x) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $E(G_x)$ 为整个图像像素的均值, $\sigma(G_x)$ 为整个图像像素的方差。最后,对有砟轨道图像进行腐蚀处理,减少道砟碎石对图像特征提取造成的影响。图像预处理结果如图 3 所示。

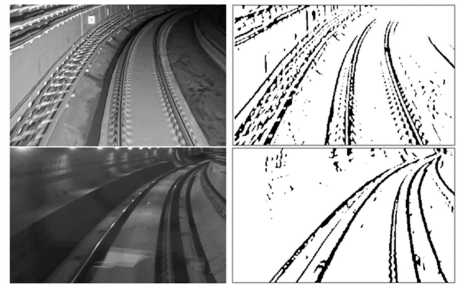


图 3 图像预处理效果

Fig. 3 Pre-processing result

2.2 扩展 Haar 特征提取

Viola 等^[9]于 2000 年提出 Haar 特征。两年后 Lienhart 等^[10]在前人研究的基础上对 Haar 特征进行了扩展。Haar 特征的特征值为白色和黑色像素区域内像素和之差,主要包括边缘特征、线性特征、对角特征、中心特征等。本文针对钢轨的几何外形,仅使用线性特征,如图 4 所示。选取使用不同尺寸的线性特征以及 45° 旋转后的特征共 15 组特征,每张图像共 27 720 组特征值。

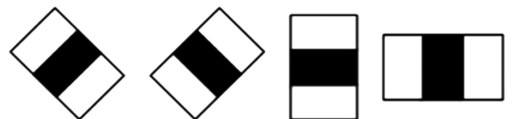


图 4 Haar 线性特征

Fig. 4 Line features of Haar

对于不同尺寸的特征分别计算特征值,并选取每行特征值最大的点作为特征点。每个尺寸的特征值只在图像中的部分区域有效,如图 5 所示。最后得到左轨、右轨和中心特征点各 256 个。

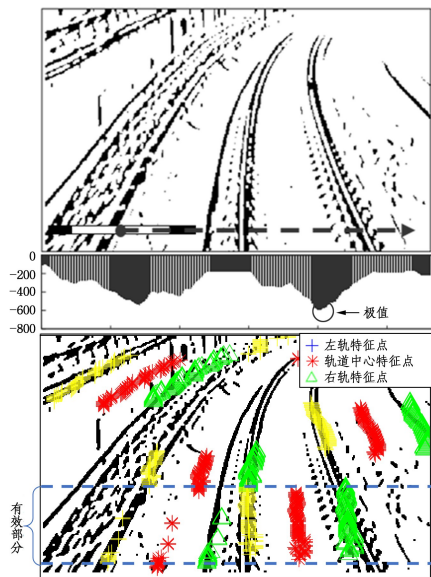


图5 特征点提取

Fig. 5 Feature points extraction

2.3 DBSCAN 聚类分析及曲线拟合

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 由 Ester 等^[11]提出,是一种基于密度聚类的算法,通过最小点数 MinPts 和领域半径 ϵ ,将数据划分为若干个簇。本文通过使用 DBSCAN 聚类方法,对扩展 Haar 特征提取的特征点进行筛选,剔除错误的特征点。相比其他聚类算法,DBSCAN 既适用于凸样本集,也适用于非凸样本集,且对聚类初值不敏感,因此钢轨的形状不会影响聚类的结果,更适用于提取钢轨的有效特征点。

对于数据集 $D = \{p_1, p_2, \dots\}$ 和参数 $(\text{MinPts}, \epsilon)$,定义 ϵ -领域为数据集 D 中除 p_i 以外的其他样本与 p_i 的距离小于 ϵ 的样本集合;若 p_i 的 ϵ -领域样本数量大于 MinPts ,则样本 p_i 为核心对象;若样本 p_j 是 p_i 的 ϵ -领域样本,则称 p_j 为 p_i 密度直达;若对于 $p_1, p_2, \dots, p_n, p_{i+1}$ 为 p_i 密度直达,则 p_n 为 p_1 密度可达。基于上述定义,DBSCAN 聚类的步骤如下: 1)输入参数 MinPts 和 ϵ ;2)随机抽取未处理的样本;3)若该点为核心对象,则寻找该点的所有密度可达对象并形成簇,若该点并非核心对象则记录为噪声;4)若还有未处理的样本则重复步骤 2)、步骤 3),若无未处理样本则输出所有簇和噪声。分别对左轨、右轨和中心特征点按照上述步骤进行 DBSCAN 聚类,筛选出有效的数据簇。

对密度聚类的输出结果进行曲线拟合,识别轨行区的实际位置。常用的钢轨模型包括直线、抛物线、线性双曲线和样条曲线等,考虑到运算效率和描述的准确性,首先判断钢轨是否为直线,若钢轨为直线则进行线性拟合,若钢轨为曲线则使用二项式指数曲线进行拟合。对于有效的数据簇 C, x 为所有有效样本点的横坐标组成的数组, y 为对应的纵坐标,二项式指数曲线如式(4)所示:

$$x = Ae^{By} + Ce^{Dy} \quad (4)$$

其中, A, B, C, D 为曲线参数,可通过最小二乘法确定其大小。

3 实验结果与分析

为评估算法在不同环境因素下的使用效果,将影响因素分成 6 类因素。按照实际采样情况进行标记,每个样本可包

含多个影响因素,具体分类如表 1 所列。

表 1 样本影响因素分类

Table 1 Classification of impact factors

编号	影响因素	备注
1	光照	照明的不均匀可能导致相机成像和边缘检测的效果发生变化,影响算法的实际效果
2	阴影及积水	钢轨附近的阴影和积水的光线反射可能会导致特征点提取错误
3	动态模糊	列车行驶过程中,摄像机抖动和场景的快速移动导致图像模糊
4	弯道	算法应能够在弯道有效识别钢轨
5	设备干扰	电缆、立柱等会干扰钢轨的识别,产生错误的输出
6	有砟轨道	轨道上的碎石可能会对轨道识别产生影响

在上海某地铁线路运行全线进行视频采样,选取 380 帧图片作为实验测试的数据集。为验证本文算法的性能,考虑光照变化、快速移动、轨旁设备干扰等干扰因素,对比本文算法与传统霍夫变换的处理效果。测试设备使用安讯士 Q1645 网络摄像机,图像为 1280×720 ,使用配置为 3.4GHz i7 处理器, GeForce GTX 1050Ti GPU, 8G 运行内存的 Nuvo 车载工控机进行处理。程序开发环境为 Python3.6.4 与 Matlab2016a 混合编译。对于单张图片的处理实际小于 50ms(不包括输出结果可视化的时间)。部分图像的处理结果如图 6 所示。

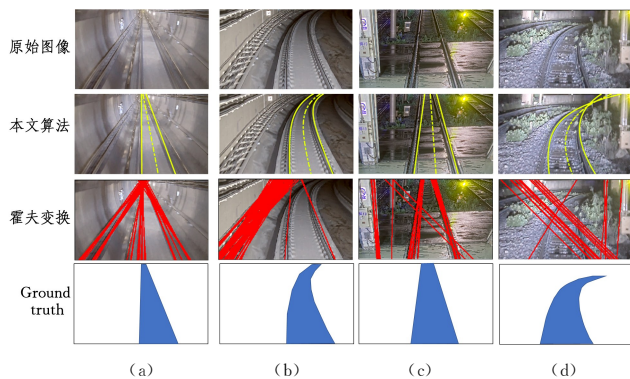


图 6 钢轨识别效果

Fig. 6 Examples of rail area extraction

图 6 中,实线表示左右钢轨的位置,虚线表示轨道中心线的位置。图 6(a)的样本包括影响因素 1,3,5;图 6(b)的样本包括影响因素 3-6;图 6(c)的样本包括影响因素 1,2,5;图 6(d)的样本包括影响因素 1-6。图 6(a)-图 6(c)表明使用霍夫变换能够在直线段识别钢轨,但是无法有效检测曲线。同时隧道内的电缆、立柱会使算法产生额外的错误输出,路面积水也会影响霍夫变换的检测效果,而本文算法在上述路况均表现良好。图 6(d)表明,道砟碎石对本文算法和霍夫变换的检测效果有较大影响。在考虑到所有影响因素的综合作用后,本文算法的输出结果与实际钢轨位置发生了少许偏移,但仍能够反映钢轨总体的位置及走向,而霍夫变换产生了错误的输出。

结束语 本文提出一种基于 Haar 特征和 DBSCAN 聚类的钢轨识别算法,能够有效识别钢轨的位置,鲁棒性较好。该方法通过图像预处理、扩展 Haar 特征提取,DBSCAN 聚类选取有效数据及曲线拟合优化得到输出结果。使用前视摄像机拍摄列车运行时前方的图像,验证算法的实际使用效果。实

验结果表明,该算法能够有效避免电缆等其他轨旁设备干扰钢轨识别效果,并且可以正常识别曲线线路,满足多场景、多工况下有效识别的实际使用需求。此外,算法在有砟轨道上的识别精度有待进一步的优化和研究。

参 考 文 献

- [1] KAZANSKIY N L, POPOV S B. Integrated design technology for computer vision systems in railway transportation[J]. *Pattern Recognition & Image Analysis*, 2015, 25(2): 215-219.
- [2] IEC 62267-2009, Railway applications—Automated urban guided transport (AUGT) - Safety requirements[S]. Geneva, Switzerland: International Electrotechnical Commission, 2009.
- [3] WANG Z, WU X, YU G, et al. Efficient rail area detection using convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2018; 1-1.
- [4] ESPINO J C, STANCIULESCU B. Rail extraction technique using gradient information and a priori shape model[C]// *Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2012 15th International IEEE Conference on. IEEE, 2012.
- [5] WANG Z, CAI B, CHUNXIAO J, et al. Geometry constraints-based visual rail track extraction[C]// *2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*. IEEE, 2016.
- [6] WANG Y Z. Design and Implementation of an algorithm to recognize the rail ahead of the train[D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2017.
- [7] SELVER M A, ER E, BELENLIOGLU B, et al. Camera based driver support system for rail extraction using 2-D Gabor wavelet decompositions and morphological analysis[C]// *2016 IEEE*

International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT). IEEE, 2016.

- [8] YUAN C L, XIONG Z L, ZHOU X H. Study of infrared image edge detection based on Sobel operator [J]. *Laser Infrared*, 2009 (1): 85-87.
- [9] VIOLA P A, JONES M J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features[C]// *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*. IEEE, 2001.
- [10] LIENHART R, MAYDT J. An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection[C]// *2002 International Conference on Image Processing*. IEEE, 2002.
- [11] SANDER J, ESTER M, KRIEGEL H P, et al. Density-Based Clustering in Spatial Databases: The Algorithm GDBSCAN and Its Applications [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 169-194.



LUO Jin-nan, postgraduate. His main research interests include rolling stock intelligent control and active safety protection.



ZHANG Ji-min, born in 1969, Ph. D., professor. His main research interests include rolling stock dynamics, mechatronic system design and rolling stock intelligent control.

(上接第 152 页)

- [44] ANDRYCHOWICZ M, DENIL M, GOMEZ S, et al. Learning to learn by gradient descent by gradient descent[C]// *Proceedings of 30th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2016 (NIPS2016)*. Barcelona, Spain, 2016; 3981-3989.
- [45] HAUPTMANN A, COX B, LUCKA F, et al. Approximate k-space models and deep learning for fast photoacoustic reconstruction[C]// *Machine Learning for Medical Image Reconstruction (MLMIR 2018)*. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2018; 103-111.
- [46] SUN Z, ZHENG L. Progress in Quantitative photoacoustic tomography [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2017, 38(9): 1222-1232.
- [47] JIN H, ZHANG R, LIU S, et al. A single sensor dual-modality photoacoustic fusion imaging for compensation of light fluence variation[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2019, 66(6): 1810-1813.
- [48] CAI C, DENG K, MA C, et al. End-to-end deep neural network for optical inversion in quantitative photoacoustic imaging[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(12): 2752-2755.
- [49] KIRCHNER T, GRÖHL J, MAIER-HEIN L. Context encoding

enables machine learning-based quantitative photoacoustics[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2018, 23(5): 056008.

- [50] GRÖHL J, KIRCHNER T, ADLER T, et al. Confidence estimation for machine learning-based quantitative photoacoustics[J]. *Journal of Imaging*, 2018, 4: 147.
- [51] TREEBY B E, COX B T. k-Wave: MATLAB toolbox for the simulation and reconstruction of photoacoustic wave fields[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2010, 15(2): 1-12.
- [52] JACQUES S L. Coupling 3D Monte Carlo light transport in optically heterogeneous tissues to photoacoustic signal generation [J]. *Photoacoustics*, 2014, 2(4): 137-142.
- [53] SUN Z, YUAN Y, HAN D. A computer-based simulator for intravascular photoacoustic images[J]. *Computers in biology and medicine*, 2017, 81: 176-187.



SUN Zheng, born in 1977, Ph. D., professor. Her main research interests include biomedical imaging and signal processing.