

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209877

# 基于机器视觉的爬管机器人路径信息识别算法

苏玺霖 樊春玲 张春莹

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 山东 青岛 266061)

**摘要:** 日前管道尤其是高空架设管道的检测主要是通过人工手持设备进行,而且测试条件十分受限,易造成检测效率低和安全风险问题。为了提高管道检测效率,保护检测人员的生命安全,本文提出一种基于机器视觉的管道外爬行机器人路径信息识别算法。首先,对获取的图像进行感兴趣区域(ROI)设置和透视变换,并对RGB和HLS色彩空间的二值图像进行融合处理;然后,通过轮廓提取的方法不仅实现对障碍物及破损的提取,并且将管道上的非管道像素进行填充补偿,提高了多项式拟合的稳定性和准确性。最后,对融合后的二值图像使用滑动窗格法提取管道像素,采用多项式拟合出管道中心线。实验表明,该算法能在复杂的环境光下准确识别中心线、障碍物以及破损,抗干扰能力强,满足爬管机器人自主沿管线行进的需要。

**关键词:** 机器视觉;管道外爬行机器人;障碍物以及破损识别;填充补偿;滑动窗格;多项式拟合

**中图分类号:** TP368.2;TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Path information recognition algorithm of tube climbing robot based on machine vision

Su Xilin Fan Chunling Zhang Chuntang

(College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** At present, the detection of pipeline, especially high altitude pipeline, is mainly carried out by manual hand-held equipment, and the testing conditions are very limited, which is easy to cause low detection efficiency and safety risks. In order to improve the efficiency of pipeline inspection and protect the life safety of inspectors, this paper proposes a path information recognition algorithm based on machine vision for pipeline crawling robot. Firstly, region of interest (ROI) setting and perspective transformation are performed on the obtained images, and binary images of RGB and HLS color space are fused. Then, the contour extraction method not only realizes the extraction of obstacles and damages, but also compensates the non-pipeline pixels, which improves the stability and accuracy of polynomial fitting. Finally, the sliding pane method is used to extract the pixel of the fused binary image, and the centerline of the pipeline is fitted by polynomial. Experiments show that the algorithm presented can identify the centerline, obstacles and damage in complex ambient light accurately, and has strong anti-interference ability, which can meet the needs of pipe climbing robot to travel along the pipeline independently.

**Keywords:** machine vision; pipeline crawling robot; obstacle and damage identification; filling compensation; sliding pane; polynomial fitting

## 0 引言

目前,无论是工业生产还是日常生活,管道都是物质输送的主要设施,然而由于特殊的工作环境,管道容易因破损、腐蚀以及年久失修而造成损失<sup>[1-3]</sup>。例如,保温管线的散热损失超过标准将会造成大量的热能浪费,造成企业生产效率下降,生产成本上升,甚至会严重影响正常生产的进行等严重问题。因此,对于管道的检测和维护尤为重要。

由于多数管道为高空架设,铺设距离远,且针对高空架空管道检测的有效手段较为缺乏,通常采用人工进行检测,该种方式危险系数较高,且测试效率低、劳动强度大。因此,设计一款能自主识别路线的爬管机器人具有重要的实际应用价值。管道机器人作为特种机器人的一个重要研究领域,广泛应用于管道、缆索和电缆等爬行检测作业中<sup>[4-5]</sup>。目前针对管道路径识别领域的相关研究较少,但对于自动驾驶技术中的车道识别研究较多,而爬管机器人行进的本

收稿日期:2022-05-09

质同样是需要感知和理解管道路径信息,因此,可以借鉴车道识别研究经验。在车道识别中,具有较为清晰车道信息的结构化道路识别方法更加适合爬管机器人的路径识别,在结构化道路研究方法中目前最常用的是深度学习识别方法与传统识别方法。

深度学习识别方法中,通过卷积神经网络对大量图像的特征数据进行学习,识别效果具有较高的精确性和稳定性<sup>[6-11]</sup>。但其模型的复杂化导致算法的处理时间急剧提升,而嵌入式控制器的 GPU 运算性能通常较低,难以满足深度学习的硬件要求。此外,深度学习对训练的数据集要求较高,需要进行像素级的标注,工作量大。因此,深度学习识别方法不适合应用到爬管机器人的管道路径信息识别中。

传统识别方法中,通常采用经典的图像处理算法对图像进行预处理获取感兴趣区域,然后对预处理后的图像进行特征提取,最后利用数学模型对车道轨迹进行拟合。在预处理过程中,针对光照、遮挡以及阴影等环境因素影响,目前通常采用透视变换、感兴趣区域划分、自适应灰度处理与全局二值化算法组合以及对图像的全局阈值和局部阈值进行加权处理得到融合二值图像等方法来过滤干扰信息<sup>[12-15]</sup>。在车道的拟合处理方面,目前主要采用不同梯度方向的 Sobel 算子、改进 Canny 边缘检测器提取边缘信息,通过改进 Hough 变换以及最小二乘拟合车道线。再者,利用霍夫变换通过车道的变化逐步精确直线和曲线,估算出直线和曲线路段的方法等<sup>[16-18]</sup>。上述方法在针对车道识别的预处理过程和数学模型拟合过程中均取得了较好的效果。在本文的研究背景下,爬管机器人行进过程中同样会遇到环境因素干扰,如光照、障碍物、管道并排等。并且管道分为直管部分和弯管部分,与车道不同的是车道的曲率变化通常较小,而管道在弯管处曲率较大,在车道检测中的霍夫检测针对直线效果较好,但不适合用在管道的弯道检测中,可以采用多项式拟合来应对此问题<sup>[19]</sup>。再者,传统识别方法相较于深度学习方法对硬件要求不高,由实验室环境移植到实际工作环境的难度较小。因此,传统的识别方案更符合爬管机器人识别方案的应用背景。

本文针对爬管机器人的应用背景,对图像进行双色彩空间二值图像融合,通过轮廓提取的方法实现对障碍物及破损的提取,并且提出了对非管道信息轮廓进行填充的方法以提高多项式拟合管道中心线的稳定性。本文设计的管道外爬行机器人路径信息识别算法准确度高、稳定性好、抗干扰能力强,可以为爬管机器人后续控制提供可靠数据。

## 1 爬管机器人硬件构成

管道外爬行机器人的硬件由四部分组成,如图 1 所示。

1) 主控器采用 Raspberry Pi 4B; 2) 环境感知模块主要有摄像头、超声波传感、压力传感器、倾角传感器等; 3) 供电模块包括电源及稳压装置; 4) 运动控制模块由电机驱动板、管道夹持

装置、电机组成。首先,由环境感知模块采集环境信息,摄像头主要负责采集管道的图像信息,并将图像信息传递给 Raspberry pi。然后,Raspberry pi 对图像进行预处理,寻找管道轮廓信息,并计算管道中心点,并将中心点信息传递给运动控制模块来控制驱动板进而调动爬管机器人的行进电机以及夹持装置。同时,Raspberry pi 将接收倾角传感器的信息,以便随时调整爬管机器人的姿态。压力传感器将压力数据传递给 Raspberry pi 后,由运动控制程序调节夹持模块的夹持力,使其保持合适的力来维持爬管机器人在管道上的稳定行进。

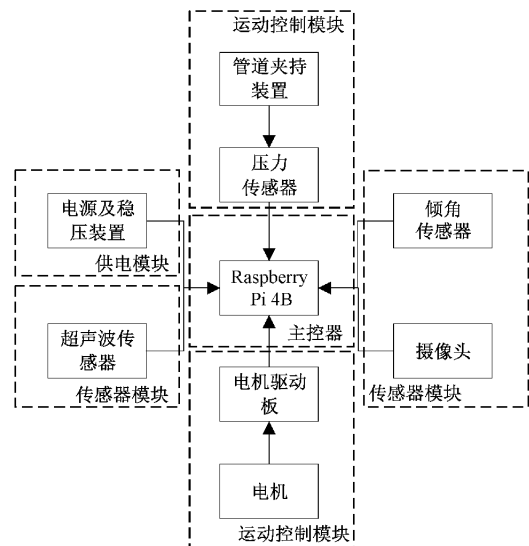


图 1 硬件结构图

## 2 爬管机器人路径信息识别算法

本文提出的算法主要实现管道中心线拟合、障碍物和破损处的识别功能。算法流程分为三部分,依次为图像预处理、轮廓提取与处理、管道中心线拟合,算法流程如图 2 所示。

在图像预处理部分:首先通过 ROI 区域设置尽可能缩小计算范围,采用透视变化消除图像形变。然后,分别对 HLS 色彩空间与 RGB 色彩空间进行阈值化处理得到二值图像,并且采用二值图像融合方法消除环境干扰,最终得到了一幅能较好显示管道信息的二值图像。在轮廓提取与处理部分:针对管道上可能会有飘落物缠绕或山体、树木掉落的杂物以及管道破损等情况,首先通过轮廓识别算法查找所有非管道信息轮廓,进行填充补偿,降低后续拟合的干扰,并且通过计算轮廓面积,筛选出障碍物及破损。在管道中心线拟合部分:融合后的二值图像经过填充补偿后较好地反映了管道信息,在此基础上使用滑动窗格对管道像素进行提取,之后利用多项式拟合出管道的中心线。

### 2.1 图像预处理

预处理的目的是抑制背景干扰,获取能够较好展示管道像素信息的二值图像。预处理的效果对后续计算十分关

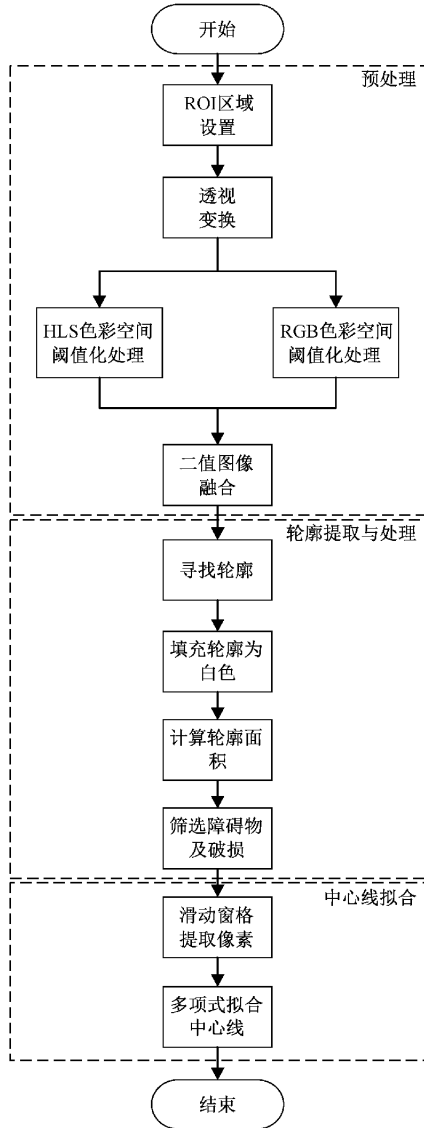


图 2 算法流程

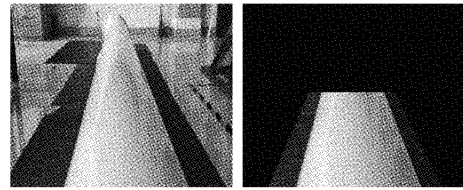
键,决定了识别的准确性。

1)ROI 区域划分

管道图像是通过安装在爬管机器人正前方的单目摄像头获取的。由于爬管机器人的工作环境较为复杂,容易将杂物或其他管线等干扰因素采集到图像中。因此,设置感兴趣区域十分重要,不仅能去除大量干扰噪声,而且减少了很多不必要的计算,提高了运算速度。图 3(a)所示为原图像,图 3(b)所示 ROI 划分示意图,由图可知图像经过 ROI 区域划定后去除了大量干扰,后续的处理运算均在感兴趣区域内进行。

2)透视变换

在实际的管道铺设场景,管道线路都很长,容易产生形变,为了获得更加直观且适合图像处理的视角,本文采用透视变换将图像变为俯视图。经透视变换后的图像有利于后续的处理、融合。透视变换的公式为:



(a) 原图 (b) ROI效果图

图 3 ROI 划分效果对比图

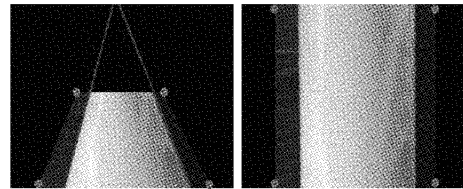
$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^0 \\ y^0 \\ I \end{bmatrix} \quad (1)$$

透视变换矩阵为:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix},$$

其中,源目标点为:  $\begin{bmatrix} x^0 \\ y^0 \\ I \end{bmatrix}$ , 目标点为:  $\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix}$ 。

为了得到透视变换矩阵,需要确定两个参数,一是源目标点,即图 4(a)中 ROI 区域的 4 个顶点坐标。二是目标点,即期望得到的矩形的 4 个顶点坐标(图 4(b))。之后通过求解的透视变换矩阵,便可得到变换后的图像。从图 4 透视变换效果对比图可以看出,由于摄像头角度问题产生一定的形变(图 4(a)辅助参照线),经过透视变换后消除了形变(图 4(b)),得到了期望的俯视图效果,更加适合后续图像处理。



(a) ROI区域 (b) 透视变换效果图

图 4 透视变换效果对比图

3)RGB 色彩空间阈值化

通过 RGB 色彩空间进行图像处理是经典的方法之一,在正常环境光下 RGB 色彩空间能够较好的表达图像特征,因此,本文首先在 RGB 色彩空间下对图像进行阈值化。

为了控制图像处理的计算量,提高实时性,将经过透视变换后的图像转换为灰度图像。通过式(2)对 RGB 三个通道进行加权平均得到灰度图像。

$$Gray = R \times 0.299 + G \times 0.587 + B \times 0.144 \quad (2)$$

在 RGB 色彩空间阈值化的过程中,选取合适的阈值决定了二值图像能否完整的显示管道信息以及滤除干扰。在本文中,管道像素为主体,其余像素为背景。阈值分割通常分为全局阈值分割与局部阈值分割,本文将使用全局阈值分割中的最大类间方差法(OTSU)得到二值化图像,并与

局部阈值分割算法做对比。图 5(a)为局部阈值分割效果图,图 5(b)为 OTSU 算法效果图,由对比图可以看出 OTSU 算法的效果明显优于局部阈值分割法。

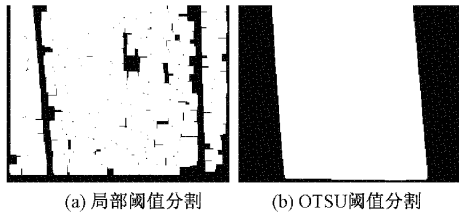


图 5 阈值分割效果对比图

#### 4)HLS 色彩空间阈值化

通常管道颜色多为白色,为了更好的获取管道信息,采用 HSL 色彩空间对管道信息进行提取。在 HLS 色彩空间中,白色仅由亮度 L 一个分量决定,而与色调 H、饱和度 S 无关,因此在提取白色物体时,使用 HLS 色彩空间更为简便准确。本文使用 Opencv 中 cv2.cvtColor() 方法将图像从 RGB 色彩空间转换到 HLS 色彩空间。通过图 6 可以证实,L 通道对于白色管道的展示更为清晰。

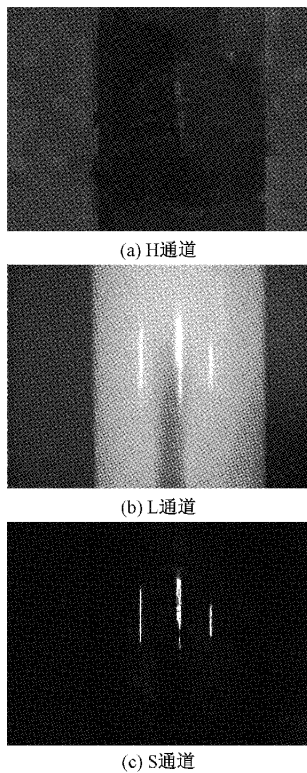


图 6 HLS 三通道对比图

经过大量实验测试,本文将阈值化的上下区间定为 (120,255),得到二值化图像后,再进行形态学处理,去除一些可能存在的毛刺干扰。由图 7 可知 L 通道的二值图像能够很好地显示管道像素。

#### 5)双色彩空间二值化图像融合

RGB 色彩空间的阈值化虽然能够在正常光线条件下

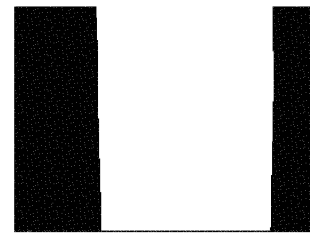


图 7 L 通道二值图像

很好的过滤出管道像素,但是在复杂环境光的情况下效果并不稳定。HLS 色彩空间的阈值化虽然对白色的识别效果较好,但存在像素值固定的问题,在环境光变化较大的情况下,会出现管道信息损失问题。因此采用两种色彩空间相融合的方案解决这些问题。

图像融合的方法如下,首先创建一个与原图像相同大小的黑色模板,然后将经过 RGB 和 HLS 色彩空间阈值化处理后的两幅二值化图像进行或操作,即两幅图像的像素点为 255 的地方均会在模板上显示为白色。图 8(a)、(b)为环境光较弱时,各色彩空间融合之前的二值化效果图,图 8(c)为环境光较弱时融合后的效果图。图 9(a)、(b)为环境光较强时,各色彩空间融合之前的二值化效果图,图 9(c)为环境光较强时融合后的效果图。由图 8 和 9 可知,融合后的二值图像较好地消除了环境光带来的影响,管道信息识别良好,为之后的管道中心线拟合提供了重要保障。



图 8 较弱环境光对比图

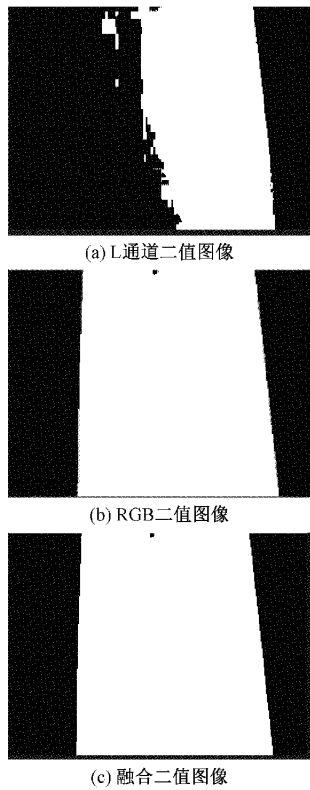


图 9 较强环境光对比图

### 2.2 轮廓提取与处理

轮廓提取与处理的目的是将管道上的非管道物体轮廓进行提取,并且进行填充补偿处理,然后通过轮廓面积大小进行障碍物及破损识别<sup>[20-21]</sup>。本文采用 Opencv 库中的 cv2.findContours()方法进行轮廓检测。

#### 1) 填充轮廓

在管道中心线拟合过程中,如果管道上非管道像素面积过大,则会影响拟合的稳定性和准确性。本文通过对非管道像素进行填充补偿的方法,将二值图像中原非管道像素填充为管道像素。填充效果如图 10 所示,由图 10(b)可知,填充补偿算法很好地消除图 10(a)中的非管道像素,保证了后续拟合的稳定性和准确性。

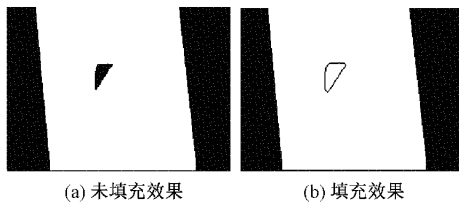


图 10 填充效果图

#### 2) 障碍物及破损识别

在 ROI 区域中最大的物体一定为管道,所以只需按照轮廓面积将小于最大轮廓面积且大于设定面积的轮廓框选出来,小于设定面积的轮廓则认定不构成威胁。障碍物及破损识别效果如图 11 所示,图 11(a)中的障碍物面积较小,判定为无威胁,没有选中,而图 11(b)中的障碍物面积大,判定为构成威胁并将其选中。

判定为无威胁,没有选中,而图 11(b)中的障碍物面积大,判定为构成威胁并将其选中。

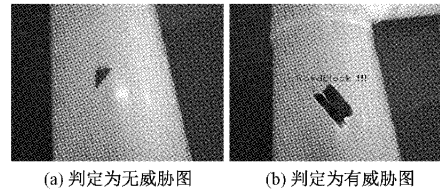


图 11 障碍物及破损识别效果图

### 2.3 管道中心线拟合

管道中心线拟合的目的是为爬管机器人行进提供导航,中心线拟合的准确性将影响爬管机器人在管道上行进的稳定性。

#### 1) 滑动窗格提取管道像素

经过预处理之后,得到了能够较好显示管道信息的二值图像,为了进一步降低误差并且确定管道像素位置,采用滑动窗口进行遍历与检测,获得管道像素索引。为了确定管道位置,需要定位管道基点,将二值图像中的像素沿 y 轴累加,得到像素点分布峰值后,便可确定管道基点。由图 12 二值图像像素统计图可知,管道像素都集中在横轴一定范围内,因此在横轴的像素分布峰值就是管道基点。

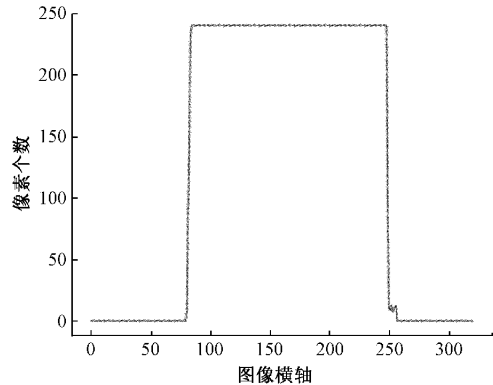


图 12 二值图像像素统计图

确定管道的基点后,自下向上使用滑动窗口来计算窗口内的不为 0 的像素点,如果像素点的数量大于阈值,那么就以这些点的均值作为下一个滑动窗口的中心,依次迭代进行检测。滑动窗格提取效果如图 13 所示,从图中可以看出滑动窗格方法能很好地框选出管道像素。

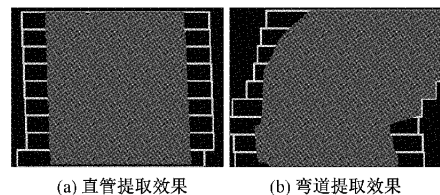


图 13 滑动窗格效果图

#### 2) 多项式拟合

经过滑动窗格提取得到了管道的像素点,之后采用多

项式拟合得到管道中心线。多项式拟合的原理是通过给定样本点  $\{(x_1, y_1)(x_2, y_2) \cdots (x_n, y_n)\}$ , 其中任意一点可称为  $(x_i, y_i)$ , 其中用  $f(x)$  表达输入  $x$  与输出  $y$  的关系, 求近似曲线  $y = \varphi(x)$ , 使得  $\varphi(x)$  与  $f(x)$  偏差最小。通常, 采用偏差平方和作为拟合的评价指标, 即通过偏差平方和计算模拟值与真实值的差值, 差值越小则拟合效果越好。将中心线拟合多项式设为:

$$\varphi(x) = \sum_{j=0}^m \alpha_j x^j \quad (3)$$

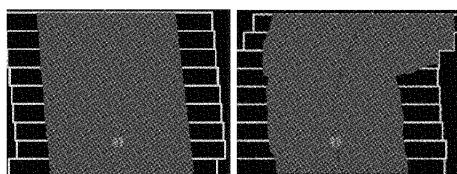
式中:  $m$  为多项式的最高阶次,  $x^j$  为样本点横坐标  $x$  的  $j$  次幂,  $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$  为多项式系数。

使得偏差平方和计算最小:

$$\min \sum_{j=1}^m \alpha = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m [\varphi(x) - f(x)]^2 \quad (4)$$

求得最优多项式系数  $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 。

最终的管道中心线拟合效果如图 14 所示, 由图可知多项式拟合在直管(图 14(a))与弯管(图 14(b))的处理中, 拟合效果均良好。



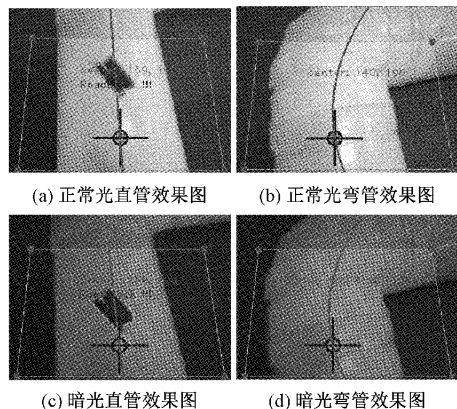
(a) 直管拟合效果图 (b) 弯管拟合效果图

图 14 中心线拟合效果图

### 3 实验结果及分析

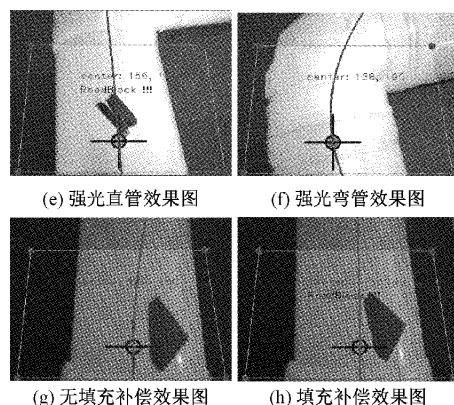
本文算法的实验环节是基于实验室搭建的 400 mm 直径的常见输送管道环境。通过对实验室光照的调整, 在树莓派 4b 平台使用了正常、强、弱 3 种光照条件下 2 500 帧图像进行实验。

在经过中心线拟合后, 通过透视变换获得逆变换矩阵, 把 ROI 俯视图通过逆变换矩阵转换为原始图像空间, 并将结果与原始图像合并, 最终的实验结果如图 15 所示。图 15 中(a)~(f)为本文算法在不同光照效果下的实验效



(a) 正常光直管效果图 (b) 正常光弯管效果图

(c) 暗光直管效果图 (d) 暗光弯管效果图



(e) 强光直管效果图 (f) 强光弯管效果图  
(g) 无填充补偿效果图 (h) 填充补偿效果图

图 15 测试结果图

果, 图 15(g) 与 (h) 为填充补偿的效果对比图。实验结果表明, 本文算法在不同的光照条件下, 对于直管与弯管处均有较好的拟合效果, 并且可以准确识别出障碍物及破损等非管道轮廓, 具有良好的稳定性和抗干扰能力。

表 1 为不同光照下实验数据测试结果分析表, 本文算法在 3 种光照下均有较高的识别准确率, 并且满足实时性要求。

表 1 测试结果分析表

光照环境	中心线拟合 准确率/%	轮廓识别 准确率/%	帧数/ fps
正常	97.21	96.12	25
强光	90.36	89.63	25
暗光	96.50	94.36	25

实验表明此算法识别效果稳定, 并且具有良好的抗干扰能力, 而且在树莓派平台也保持了较快的处理速度, 能够很好地完成爬管机器人的管道路径信息识别任务, 因此该方案能够满足工程实际需求。

### 4 结 论

本文提出的基于机器视觉的管道外爬行机器人路径信息识别算法, 采用了双色彩空间的二值图像融合的方法, 有效提高了不同光照下的管道信息识别准确度。采用多项式拟合在弯道处的拟合效果也要比传统霍夫拟合效果更好。通过障碍物及破损发现算法将非管道信息干扰进行填充补偿, 从而降低了多项式拟合的误差, 提高了系统稳定性。实验结果表明, 本文提出的算法抗干扰能力强, 稳定性高, 满足实时性要求。在爬管机器人的发展中具有广阔的应用前景, 对于爬管机器人的前进路线识别和运动控制具有重要的意义。

### 参考文献

- [1] 樊炳辉, 付秀强, 高圣志, 等. 管外行走机器人抱紧机构的优化设计[J]. 机械设计与制造, 2018(11):

- 146-149.
- [2] 张子华,何富君. 针对联排管的管外爬行机器人设计与分析[J]. 机械传动, 2016, 40(8): 63-66.
- [3] 段宇,侯宇. 轮式管外攀爬机器人结构设计与动力特性分析[J]. 机械设计与制造, 2016(12): 17-20.
- [4] 郑义,周淑芳,邓传云. 关节式爬管机器人夹紧机构的优化研究[J]. 机电工程, 2015, 32(3): 328-332.
- [5] 贾运行,张来斌,樊建春. 多支撑轮式管道机器人运动仿真[J]. 石油机械, 2009, 37(8): 39-41, 62, 109.
- [6] SONG S, CHEN W, LIU Q, et al. A novel deep learning network for accurate lane detection in low-light environments[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2022, 236(2-3): 424-438.
- [7] 高扬,王晨,李昭健. 基于深度学习的无人驾驶汽车车道线检测方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10401-10406.
- [8] 张培培,王昭,王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 34-39.
- [9] 陈正斌,叶东毅. 带语义分割的轻量化车道线检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(9): 1877-1883.
- [10] 郑斌军,孔玲君. 基于DeepLabv3+(+)的图像语义分割优化方法[J]. 包装工程, 2022, 43(1): 187-194.
- [11] 陈松钰,左强,王志芳. 基于 U-Net 的遥感图像语义分割[J]. 无线电工程, 2022, 52(1): 168-172.
- [12] 黄鹤,梁祺策,罗德安. 车道线检测中自适应图像预处理算法研究[J]. 测绘科学, 2021, 46(9): 76-82.
- [13] 葛平淑,郭烈,齐国栋,等. 变光照环境下车道标识线的识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 307-312.
- [14] 姚洪涛,张海萍,郭智慧. 复杂道路条件下的车道线检测算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(S2): 166-172.
- [15] 宋宝玉,王波涛. 基于树莓派嵌入式平台的车道线检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(23): 93-98.
- [16] XIONG H, YU D, LIU J, et al. Fast and robust approaches for lane detection using multi-camera fusion in complex scenes [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2020, 14(12): 1582-1593.
- [17] CHEN G H, ZHOU W, WANG F J, et al. Lane Detection Based on Improved Canny Detector and Least Square Fitting [C]. Advanced Materials Research Trans Tech Publications Ltd, 2013, 765: 2383-2387.
- [18] 吕侃徽,张大兴. 基于改进 Hough 变换耦合密度空间聚类的车道线检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 172-180.
- [19] 徐志钮,胡宇航,赵丽娟,等. 基于改进二次多项式拟合的布里渊频移快速高精度提取算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(3): 842-848.
- [20] 冯芙蓉,张兆功. 目标轮廓检测技术新进展[J]. 计算机科学, 2021, 48(S1): 1-9.
- [21] 赵朗月,吴一全. 基于机器视觉的表面缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 198-219.

#### 作者简介

**苏玺霖**, 硕士研究生, 研究方向为机器视觉和信息检测与处理。

E-mail: 516441549@qq.com

**樊春玲**(通信作者), 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像信息处理技术和多相流传感系统与流体流动。

E-mail: chunlingfan@qust.edu.cn

**张春堂**, 副教授, 主要研究方向为深度学习、图像处理、模式识别、检测技术与智能装置。

E-mail: zct1999@163.com