

doi: 10.7690/bgzd.2025.02.020

智能机器人巡检油气管道异常状态激光点云定位预警方法

李明昊¹, 杜楠^{2,3}

(1. 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院, 北京 102249; 2. 唐山师范学院计算机科学技术系, 唐山 063000;
3. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对智能巡检方法难以有效应对复杂环境而导致巡检效率低下、漏检率高的问题, 提出智能机器人巡检油气管道异常状态激光点云定位预警方法。设计智能巡检机器人, 包括机械摇臂、密封舱和框架结构模块。采用 3 维激光扫描仪收集管道数据, 3 维激光同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术中激光雷达里程计与建图系统(lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping, LeGO-LOAM)算法进行改进, 实现机器人同步定位与建图, 结合卷积神经网络评估管道状态并预警定级。实验结果表明, 该方法能准确检测管道防腐层状况、裂缝和变形等异常, 检测数量与实际一致, 巡检率、预警率超 99.8%, 漏检率和虚警率低于 0.3%, 路径规划高效, 整体巡检性能优异。

关键词: 无缆自主管道巡检机器人; 3 维激光 SLAM 技术; 油气管道; 安全状态巡检

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A

Laser Point Cloud Positioning and Early Warning Method for Intelligent Robot Inspection of Abnormal State of Oil and Gas Pipelines

Li Minghao¹, Du Nan^{2,3}

(1. College of Mechanical and Transportation Engineering China University of Petroleum, Beijing 102249, China; 2. Department of Computer Science and Technology, Tangshan Normal University, Tangshan 063000, China; 3. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to solve the problems of low efficiency and high missed detection rate caused by the difficulty of intelligent inspection method to effectively deal with complex environment, a laser point cloud positioning and early warning method for abnormal state of oil and gas pipeline inspection by intelligent robot was proposed. An intelligent inspection robot is designed, including mechanical rocker arm, sealed cabin and frame structure module. 3D laser scanner was used to collect pipeline data, and 3D laser simultaneous localization and mapping simultaneous localization and mapping (SLAM), the algorithm of laser radar odometry and mapping system lightweight and ground and optimized lidar odometry and mapping (LeGO-LOAM), in SLAM technology is improved to realize synchronous localization and mapping of robots. Convolutional neural network is combined to evaluate the pipeline status and early warning and grading. The experimental results show that the method can accurately detect the pipeline coating condition, cracks, deformation and other abnormalities, the number of detection is consistent with the actual, the inspection rate and early warning rate are more than 99.8%, the missing rate and false alarm rate are less than 0.3%, the path planning is efficient, and the overall inspection performance is excellent.

Keywords: autonomous pipeline inspection robot without cable; 3D laser SLAM technology; oil and gas pipeline; safety inspection

0 引言

关于油气管道安全事故频发, 引发公众对油气管道安全的深切关注。作为国家能源安全的关键基础设施, 油气管道的安全运行对能源供应和社会经济稳定至关重要^[1]。传统的人工巡检方法效率低下, 易受人为因素影响, 且无法实现实时监测预警^[2]。随着物联网、大数据、人工智能等技术的快速发展, 智能化技术为解决这一问题提供了新途径。

国外在油气管道智能巡检方面起步较早, 已经开发出了多种智能巡检手段^[3-4]。而国内也研发了多种油气管道智能巡检机器人和算法, 但存在巡检率和预警率低等问题^[5-6]。

针对上述方法存在的问题, 基于提高油气管道安全状态智能巡检性能的目的, 设计一种基于 3 维激光同时定位与地图构建(SLAM)和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的油气管道安

收稿日期: 2024-07-24; 修回日期: 2024-08-21

基金项目: 重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJQN202300615); 中国石油大学(北京)创新创业计划项目(D202405181654079601)

第一作者: 李明昊(2004—), 男, 河北人。

全状态智能巡检方法，以期通过该研究为油气管道的安全和稳定输送提供一定的保障，促进油气行业的发展。

1 油气管道安全状态智能巡检方法设计

1.1 智能巡检机器人设计

设计一种适用于油气管道安全状态巡检的智能巡检机器人。设计的无缆自主管道巡检机器人的特点是开架式设计、自我控制、自带能源以及无线通讯功能。该机器人主要由机械摇臂模块、密封舱模块、框架结构模块构成。其中，框架用工程塑料 HDPE 螺栓连接，为减轻重量、增强透水性，采用 5 mm 板状结构并切割优化，用 M4 螺栓组装，推进器 M3 螺钉固定^[7]。密封舱通过角码等组合固定。在框架结构上，设计有导线底座，采用增材制造。

密封舱模块采用圆柱舱体与半球罩的组合形式，材料选择亚克力，根据内部元器件尺寸与框架结构布局确定了密封舱圆柱舱体的长度为 285 mm，内直径为 100 mm。根据拉姆公式进一步计算壁厚，拉姆公式具体如下式：

$$Q_{cr} = 2.68 \chi \delta / \varepsilon \phi \sqrt{\phi / \delta} \quad (1)$$

式中： δ 为壁厚； χ 为弹性模量； ϕ 为圆柱舱体直径； ε 为圆柱舱体长度； Q_{cr} 为临界压力^[8]。

为防止圆柱舱体产生过大变形，在内部实施环形加强筋的设置。根据薄壳理论与耐压壳强度确定半球罩厚度。应用橡胶 O 型圈作为密封舱的密封元件。在舱体内放置主控板、电池、激光测距仪、树莓派、无线通讯模块。

机械摇臂模块位于框架中间部位两侧，通过机械摇臂搭载高清摄像头。

将框架搭载在履带上，完成智能巡检机器人的设计。各模块装卸方便，模块化设计使智能巡检机器人的布置更加灵活。设计的智能巡检机器人如图 1 所示。

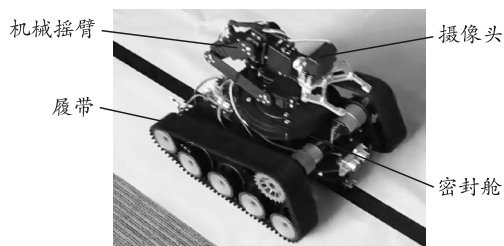


图 1 智能巡检机器人

1.2 3 维激光点云扫描

在处理复杂管线扫描时，选用 Trimble-FX 3 维

激光扫描仪^[9]。管道 3 维激光点云数据采集时，依据现场勘察制定实施计划，确定测站点数量、位置和 Trimble-FX 参数，涉及测站点选择、外业准备和扫描操作。在外业扫描前检查仪器和配件^[10]，复核扫描路径。扫描时采用多测站方式，布置测站点是关键，确保扫描范围有效，站点间能观察到标靶，提高作业效率。

在利用 3 维激光扫描仪实施扫描时，采用多测站方式，布置测站点是关键。依据扫描路径布置测站，确保扫描范围有效，提高作业效率。同时，确保站点间能相互观察到标靶，以提升扫描准确性。

在设置测站点位置时，必须保证相邻测站点之间的扫描区域重合率保持在 30% 以上，如图 2 所示。

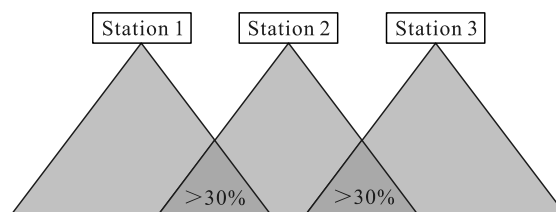


图 2 相邻测站点间扫描区域重合情况

通过合理使用标靶，可以有效减少误差，提高扫描数据的精度和可靠性。标靶的放置需要结合实际的扫描路径来确定。

安装仪器后设置扫描参数开始扫描。在完成每个站点的仪器扫描后，必须对测站点的扫描数据质量实施检查。如果数据不合格，需要重新扫描。当数据质量合格时，将扫描仪移动至下一个测站点。在开始扫描之前，务必确保扫描仪处于水平状态。

1.3 维激光 SLAM 的巡检机器人同步定位与建图

在 3 维激光点云扫描获取管道数据后，采用 3 维激光 SLAM 技术同步定位与建图。但轻量级地面优化激光雷达里程计与建图系统 (LeGO-LOAM) 在点云分割上存在问题，如地面点与非地面点交界不明、雪面误判等。远距离扫描时，激光点间距大，平滑性差，影响判定。因此，对 LeGO-LOAM 算法进行改进，包括构图、里程计、特征提取和地面-雪面点云快速分割 4 个单元。利用改进算法，智能巡检机器人实现同步定位与建图，完成巡检任务。

在地面-雪面点云快速分割单元中，将各帧点云重新投影至距离图像中。采用基于扇形栅格的地面-雪面点云快速分割算法，分割地面、雪面以及其他点云，获得分割点、雪面、地面。该快速分割算法的运行流程如图 3 所示。

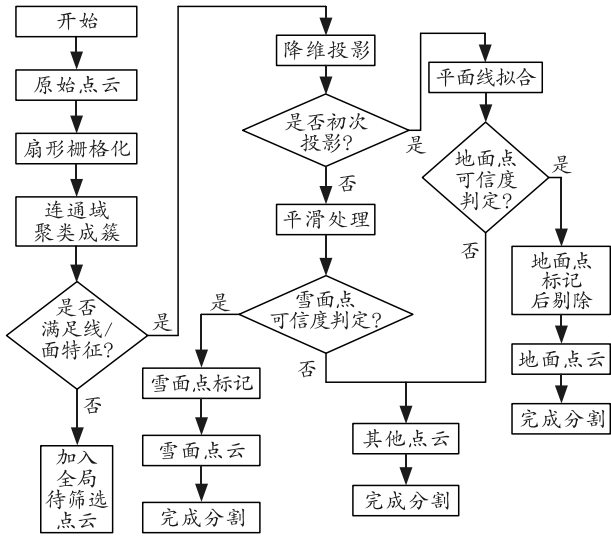


图 3 快速分割算法的运行流程

实施点云栅格划分时，单个扇形栅格中最高点云高度的 3 个点与最低点云高度的 3 个点之间的高程差 K_c 需要满足下式：

$$|K_c| \leq K_{\max} \quad (2)$$

式中 K_{\max} 指的是单个扇形栅格的设定阈值。当不满足上式则在全局待筛选栅格中加入该栅格。

在连通域聚类中，通过下式计算 2 个栅格间的高程梯度：

$$S=(K_l(i)-K_l(j))/Z \quad (3)$$

式中： $K_l(i)$ 为第 i 块栅格中全部点云的平均高程； $K_l(j)$ 为第 j 块栅格中全部点云的平均高程； Z 为第 i 块栅格与第 j 块栅格间的欧式距离。

在特征提取单元中，基于分割好的点云，首先剔除雪面点云。然后采用基于协方差特征值的点云特征提取法对剩余的激光点实施平滑度估计，并将这些点归类为平面点与边缘点。

1) 为了获得初步的待选集合，实施 2 步选取操作。

① 在距离图像内选择非雪面点、非地面点，将最大曲率值的 $m_{H_q}^{nq}$ 个边缘点组合成一个集合 H_{nq} 。

② 在距离图像内选择非雪面点，将最小曲率值的 $m_{H_r}^{nr}$ 个边缘点组合成一个集合 H_{nr} 。

2) 在获得初步待选集合后，实施二次筛选，共分为 2 个步骤，具体如下：

① 在集合 H_{nq} 内选择最大曲率值的 m_H^q 个边缘点构成集合 H_q 。

② 在集合 H_{nr} 内选择最小曲率值且属于地面的 m_H^r 个边缘点构成集合 H_r 。

在激光里程计单元中，对于特征提取单元获得

的点云集合，具体如下式：

$$H=\{H_r, H_{nr}, H_q, H_{nq}\} \quad (4)$$

用 T 表示当前时刻，用 $T-1$ 表示上一帧时刻。选择 T 时刻的 2 个特征点集合 H_r^T 与 H_q^T ，并选取 $T-1$ 时刻的 2 个特征点集合 H_{nr}^{T-1} 与 H_{nq}^{T-1} 。在点云集合间存在如下式的关系：

$$\left. \begin{aligned} H_r &\in H_{nr} \\ H_q &\in H_{nq} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

在 H_{nr}^{T-1} 与 H_{nq}^{T-1} 中一定可以找到 H_r^T 与 H_q^T 的关联点。

接着依据几何原理构造 $\{H_r^T, H_{nr}^{T-1}\}$ 内点到线的对应关系，并构造 $\{H_q^T, H_{nq}^{T-1}\}$ 内点到面的对应关系。

在构建二者之间的关系时，应用 2 步 LM 优化与标签匹配加快算法速度。其中标签匹配是基于分割点与地面点展开的。对于边缘点，在 H_{nr}^{T-1} 内的分割点中实施 H_r^T 对应关联点的搜索。而对于平面点，则在 H_{nq}^{T-1} 内的地面点中实施 H_q^T 对应关联点的搜索。

在 2 步 LM 优化中，首先利用地面在邻帧间保持不变的特性，通过应用点到面的约束 $\{H_q^T, H_{nq}^{T-1}\}$ 来计算竖直维度上的帧间变动 $\{T_s, T_R, T_P\}$ ，具体如下式所示：

$$\left. \begin{aligned} T_s &= H_{nq}^{T-1} \cdot H_q^T (Z_2 - Z_1) \\ T_R &= H_{nq}^{T-1} \cdot H_q^T (Y_2 - Y_1) \\ T_P &= H_{nq}^{T-1} \cdot H_q^T (X_2 - X_1) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中： (X_1, Y_1, Z_1) 为第 1 帧的地面点坐标； (X_2, Y_2, Z_2) 是第 2 帧的地面点坐标。

第 2 步则利用第 1 步得到的数值作为初始值，将其输入到 LM 优化中。通过减少迭代次数，可以快速收敛并得到水平维度的帧间变动 $\{T_X, T_Y, T_{Yd}\}$ 。

在激光雷达构图单元中，通过帧与地图匹配算法实现构图，将 T 时刻的 $\{H_{nr}^T, H_{nq}^T\}$ 融入全局地图 P^{T-1} 内。其中帧与地图匹配算法选用的是 SegMatch 算法，具体而言，基于历史帧与当前帧之间的配准所构成的历史地图实施匹配插入。通过这种方式完成整个地图的更新。

1.4 油气管道安全智能巡检预警实现

以基于改进 LeGO-LOAM 算法的巡检机器人

同步定位与建图为基础，进行油气管道安全智能巡检预警，获取安全巡检结果。为有效评估管道状态，采用 CNN 提取油气管道破损、腐蚀等管道安全问题特征，具体步骤如下所示：

1) 将输入的图像数据通过卷积运算得到特征图，公式为：

$$G(T_X, T_Y) = \text{sigma}(\text{sum}(\text{fiter}[T_X, T_Y, T_{Yd}] * \text{in}[i + T_X, j + T_Y] + b)) \quad (7)$$

式中：fiter 为滤波器；b 为偏置项。

计算卷积层的梯度，用于更新网络参数。

2) 在卷积层后应用非线性激活函数，公式为：

$$F(T_X, T_Y) = \max(0, G(T_X, T_Y)) \quad (8)$$

3) 在确定激活函数后，通过降采样操作，减少特征图的空间维度，提取主要特征，公式为：

$$Q = \max(F(T_X * k : (T_X + 1) * k, T_Y * k : (T_Y + 1) * k)) \quad (9)$$

式中 k 为池化窗口大小。

根据式(9)提取的油气管道安全状态特征，评估管道状态，该状态包括防腐层破损、裂缝、变形状态等，公式为：

$$P = \frac{w_e Q_e}{\sum_{e=1}^n w_e Q_e} \quad (10)$$

式中：w_e 为特征权重，Q_e 为对应的腐层破损、裂缝、变形等管道状态。

根据得到的管道状态评估结果，设置预警等级，该预警等级即为损伤、变形程度等级，如表 1 所示。

表 1 油气管道安全状态预警等级

管道状态评估值 P	预警等级	状态
[0, 0.2]	1	无损伤、变形等
(0.2, 0.4]	2	轻微损伤、变形等
(0.4, 0.6]	3	中度损伤、变形等
(0.6, 0.8]	4	重度损伤、变形等
(0.8, 1.0]	5	严重损伤、变形等

2 案例测试

2.1 实验工程

为了测试基于 3 维激光 SLAM 和 CNN 的油气管道安全状态智能巡检方法在北方冬季雪地环境下的巡检性能，选择位于中国北方某省的油气管道工程作为实验工程。该工程全长约数百万米，管道沿线大部分地区冬季气候寒冷，大雪频繁。由于管道较长且地形复杂，需要定期实施安全状态巡检。实验现场如图 4 所示。



图 4 实验现场

2.2 实验过程

首先投入设计的无缆自主管道巡检机器人。接着利用 Trimble-FX 实施 3 维激光点云扫描。其中扫描参数的设置情况具体如下：

质量/时间参数：×2/05:53；

分辨率：1/5-1/4；

配准参数：室外 10 m 之外；

后处理软件：Riscan Pro。

扫描获得的 3 维激光点云数据如图 5 所示。



图 5 扫描获得的 3 维激光点云数据

最后利用改进 LeGO-LOAM 算法，基于扫描获得的 3 维激光点云数据实施智能巡检机器人的同步定位与建图。改进算法含 4 个单元，采用基于协方差特征值的点云特征提取法对剩余的激光点实施平滑度估计，结合 SegMatch 算法匹配。此方法与传统方法相比，采用 3 维激光扫描和改进算法，解决了雪面误判等问题，实现智能巡检机器人准确巡检。

2.3 实验参数

在研究过程设计了油气管道智能巡检机器人，该巡检机器人参数如表 2 所示。

表 2 巡检机器人参数

序号	名称	数值
1	工作电压/V	6~12
2	续航时长/min	100
3	称重/kg	1
4	爬坡能力/(°)	25
5	最大行进速度/(m/s)	0.5
6	功耗/W	1.8
7	舵机	PM-20S
8	摄像头	DW800
9	激光传感器个数	100

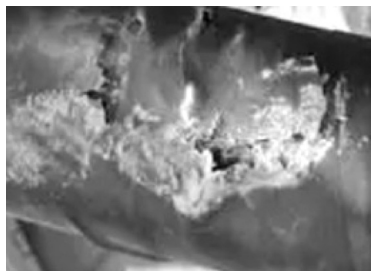
如表 3 所示，开始实验前，需要设置油气管道安全状态智能巡检方法的参数数值，可以在一定程度上保障巡检方法的性能。

表 3 油气管道安全状态智能巡检方法参数

序号	名称	数值
1	舱体直径/m	100.000
2	舱体长度/m	285.000
3	最小曲率值	-0.050
4	最大曲率值	0.060
5	迭代次数	200.000
6	单个扇形栅格的阈值	0.236

2.4 测试结果分析

在研究区域应用本文中方法设计的机器人，其巡检时，成功采集到了油气管道巡检图像，由于油气管道存在的问题较多，受篇幅所限，无法全部展示，因此，随机选择 3 个巡检结果进行展示。这 3 个巡检结果分别为管道防腐层破损、管道裂缝、管道变形，如图 6 所示。



(a) 管道防腐层破损



(b) 管道裂缝



(c) 管道变形

图 6 巡检结果

根据图 6 可知：本文中方法可以有效采集油气管道信息，并且得出巡检结果，确定管道存在的问题。为了验证该方法的有效性，以预警率、管道裂缝数量等作为衡量指标，定量分析该方法。分析本

文中方法是否可以准确对图中的油气管道破损、变形等程度进行定级评估，结果如表 4 所示。

表 4 巡检结果安全程度评估

安全状态类型	实际程度	巡检结果程度
防腐层破损	2	2
裂缝	3	3
变形	4	4

分析表 4 可知：本文中方法巡检得出的结果与实际结果一致，说明本文中方法可以准确评估破损程度、变形程度等问题。

在分析巡检结果安全程度评估后，分析本文中方法是否可以检测出所有的破损、变形等状态，并且与文献[5]、文献[6]方法进行对比，结果如表 5 所示。

表 5 安全问题数量分析

安全状态类型	实际数量	巡检结果数量		
		本文中方法	文献[5]方法	文献[6]方法
防腐层破损	3	3	1	2
裂缝	1	1	1	1
变形	2	2	2	1
腐蚀	3	3	3	1
磨损	2	2	2	2

分析表 5 可知：仅本文中方法巡检出的结果与实际结果一致，并且文献方法检测结果与实际结果存在差异，其中文献[5]方法的防腐层破损仅检测出 1 处，而实际存在 3 处，文献[6]方法的防腐层破损仅检测出 2 处，比实际数量少了 1 处，并且变形和腐蚀检出的数量也少于实际数量。由此可知，本文中方法可以准确的全部检测出安全状态存在的问题。

以 1 000 个样本为例，分析不同方法的巡检率，漏检率，虚警率，预警率，取多次实验的平均值，结果如表 6 所示。

表 6 不同方法的性能指标分析 %

性能指标类型	巡检方法		
	本文中方法	文献[5]方法	文献[6]方法
巡检率	99.90	97.30	98.60
漏检率	0.20	1.21	1.01
虚警率	0.19	1.17	1.04
预警率	99.80	96.50	98.20

分析表 6 可知：3 种方法的巡检率、漏检率、虚警率、预警率均表现较好，但是文献方法与本文中方法相比，本文中方法的巡检率、预警率达到了 99.8%以上，漏检率和虚警率低于 0.30%。由此可知，本文中方法具备较好的巡检准确性。

为更好地验证分析本文中方法的性能，分析不同方法巡检路径规划效果，以路径长度和巡检路径

耗时为衡量指标，选择 5 个不同的巡检终点，起点均为控制室，结果如表 7 所示。

表 7 路径规划结果分析

巡检 编号	最佳 长度/ m	最佳 耗时/ min	方法长度/m			方法耗时/min		
			本文中 方法	文献[5] 方法	文献[6] 方法	本文中 方法	文献[5] 方法	文献[6] 方法
1	200	7.0	200	206	211	6.5	7.6	7.8
2	736	25.4	736	747	754	25.5	26.6	26.4
3	1 023	34.8	1 023	1 105	1 136	34.8	35.9	36.1
4	2 145	72.5	2 145	2 094	2 202	72.6	73.8	73.7
5	1 897	64.1	1 897	2 013	1 992	64.5	65.5	65.3

根据表 7 可知：本文中方法规划的路径长度与最佳路径长度一致，路径耗时与最佳路径耗时基本一致，而文献方法则较长且耗时，本文中方法规划的油气管道安全状态巡检路径更好。

3 结束语

笔者设计一种基于 3 维激光 SLAM 和 CNN 的油气管道安全状态智能巡检方法，实现了智能巡检机器人的高精度定位与地图构建。该方法能够提高油气管道巡检的智能化水平，提升巡检安全性和可靠性，未来研究应融合多传感器数据，实现远程控制和智能化决策，并拓展应用领域。

参考文献：

[1] 司明理, 曾发镛, 郑登锋. 隧道内埋地油气管道巡检安全风险评价模型[J]. 油气储运, 2022, 41(10):

(上接第 99 页)

[3] 张广才, 张俊杰, 蔡彦伦, 等. 复合机器人的应用和发展综述[J]. 机械工程与自动化, 2020(1): 218-220.

[4] 郑浪. 机场跑道除障机器人设计与异物辨识研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2019.

[5] ZAPATA-IMPATA B S, SHAH V, SINGH H, et al. AutOTranS: an Autonomous Open World Transportation System[J/OL]. arxiv preprint, 2018. <https://arxiv.org/abs/1810.03400>.

[6] 于丰华, 周传琦, 杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 41-49.

[7] 房殿海. 基于 ROS 的无人驾驶土壤样本自动采集系统设计及开发[D]. 吉林: 吉林大学, 2021.

[8] VARGAS B, MORALES E F. Solving navigation tasks with learned Teleo-Reactive Programs[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France: IEEE, 2008: 22-26.

[9] 盖娜, 王君, 王智, 等. 基于有限状态机的类人足球机器人决策系统设计[J]. 工具技术, 2019, 53(8): 101-104.

[10] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. YOLACT: Real-time

1159-1167.

[2] 喻九阳, 张德安, 戴耀南, 等. 履带式油气管道巡检机器人爬坡特性分析[J]. 机床与液压, 2023, 51(15): 57-61.

[3] YUAN J, MAO W, HU C, et al. Leak detection and localization techniques in oil and gas pipeline: A bibliometric and systematic review[J]. Engineering Failure Analysis, 2023, 146(8): 107060-107072.

[4] WU L, LIANG W, SHA D. Cross-domain feature selection and diagnosis of oil and gas pipeline defects based on transfer learning[J]. Engineering failure analysis, 2023, 143(11): 106876-106891.

[5] 杨启明, 王洪超, 刘少柱, 等. 油气管道线路智能监控管理平台设计开发[J]. 石油化工自动化, 2022, 58(3): 23-26.

[6] 臧延旭, 赵宣, 杨博霖, 等. 管道检测机器人在垂直输气管道的运动分析[J]. 机床与液压, 2022, 50(5): 28-32.

[7] 姜昌亮. 油气管道全生命周期质量管控与安全管理探讨[J]. 油气储运, 2023, 42(10): 1081-1091.

[8] 熊惠. 基于 AI 的油气管道安全管控平台构建探究[J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2023, 38(4): 81-87.

[9] 胡玮鹏, 陈光, 齐宝金, 等. 埋地纯氢/掺氢天然气管道泄漏扩散数值模拟[J]. 油气储运, 2023, 42(10): 1118-1127.

[10] 姚赫, 高晓飞, 张航宇, 等. 油气管道建设工程水土保持研究进展可视化分析[J]. 人民长江, 2022, 53(8): 82-86.

Instance Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019(99): 1.

[11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.

[12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[M/OL]//Computer Vision – ECCV 2016, Lecture Notes in Computer Science. 2016: 21-37.

[13] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-Connect: An Efficient Approach to Single-Query Path Planning[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2000: 995-1001.

[14] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science & Cybernetics, 1972, 4(2): 28-29.

[15] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Practical Search Techniques in Path Planning for Autonomous Driving[C]//4th International Conference on Autonomous Robots and Agents. Wellington, New Zealand: IEEE, 2009.