

输气管道高后果区智能识别技术

夏志伟¹, 高春元¹, 彭名超², 周泽山¹, 邱旭¹

¹重庆科技学院石油与天然气工程学院, 重庆

²重庆民生燃气有限公司, 重庆

收稿日期: 2023年5月25日; 录用日期: 2023年6月26日; 发布日期: 2023年7月3日

摘要

随着城市化的快速发展, 输气管道的建设和运营也日益频繁, 而管道事故也是造成财产损失和人员伤亡的主要原因之一。高后果区是指在事故发生后可能对周边环境造成严重影响的区域, 传统人工识别存在识别效率低下、更新速度慢等问题, 因此采用智能识别方式开展管道高后果区识别对于事故的预防和应对具有重要意义。本文对输气管道高后果区智能识别的相关技术进行了综述, 指出了目前高后果区识别中存在的问题及未来的发展方向。研究表明, 结合遥感技术和地理信息系统, 利用人工智能、机器学习等技术, 可以有效识别输气管道高后果区, 提高事故预防和应对的能力。

关键词

高后果区, 遥感技术, 数据挖掘, 机器学习, 智能识别

Intelligent Identification for High Consequence Areas of Gas Pipelines

Zhiwei Xia¹, Chunyuan Gao¹, Mingchao Peng², Zeshan Zhou¹, Xu Qiu¹

¹School of Petroleum and Natural Gas Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

²Chongqing Minsheng Gas Co., Ltd., Chongqing

Received: May 25th, 2023; accepted: Jun. 26th, 2023; published: Jul. 3rd, 2023

Abstract

With the rapid development of urbanization, the construction and operation of gas pipelines are becoming more and more frequent, and pipeline accidents are also one of the main reasons for property losses and casualties. The high-consequence area means the area that may cause a se-

rious damage to the surrounding environment after the accident. Traditional manual identification has problems such as low recognition efficiency and slow update speed. Therefore, the use of intelligent identification to carry out the identification of pipeline high-consequence areas is important for accident prevention. This paper summarizes the relevant technologies of intelligent identification of high-consequence areas in gas pipelines, and indicates current problems and future directions in the identification of high-consequence areas. Studies have shown that combination of remote sensing technology and geographic information system, using artificial intelligence, machine learning and other technologies, can effectively identify high-consequence areas of gas pipelines and improve the ability to prevent and respond to accidents.

Keywords

High Consequence Area, Remote Sensing Technology, Data Mining, Machine Learning, Intelligent Identification

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

当下社会经济飞速发展,天然气的需求量大大增加,管道运输作为天然气的主要运输方式之一,其建设里程也在不断增加,然而输气管道事故也是造成财产损失和人员伤亡的主要原因之一[1],因此定期对输气管道进行安全管理和风险评估具有非常重要的意义。高后果区是指在事故发生后可能对周边环境造成严重影响的区域,例如人口密集区、环境敏感区等[2]。当管道发生安全泄漏、爆炸等安全事故时,管道高后果区范围内将受到严重影响,带来一定的经济损失和人员伤亡。同时,随着城市建设进程的加快,管道周边的地物、建筑物也在不断发生变化,因此需要定期开展管道高后果区识别[3]。

目前,识别输气管道高后果区主要依靠人工勘察和经验判断,该类方法识别效率低、精度不高[4]。随着信息技术的发展和应用,如何利用先进技术实现输气管道高后果区的智能识别成为一个重要的研究领域[5]。本文主要对输气管道高后果区智能识别的相关技术进行了综述,包括遥感技术、地理信息系统、数据挖掘、机器学习等方面的应用,并对目前存在的问题和未来的研究方向进行了分析。

2. 遥感技术在输气管道高后果区智能识别中的应用

遥感技术是一种通过远距离观测、记录、测量和分析大地表面物理、化学和生物特征的技术[6],具有广泛的应用前景,随着遥感技术的不断更新换代,遥感影像的更新速度及分辨率效果也越来越好[7]。在输气管道高后果区智能识别中,高分辨率遥感影像可以提供管道周边实时的高清影像以及数字高程模型,用于高效识别管道周边的地物影像及其高程[8]。

2.1. 高分辨率遥感影像的获取

高分辨率遥感影像进行输气管道高后果区识别的重要数据来源之一,常用的高分辨率遥感影像有航空摄影和卫星遥感影像两种[9]。航空摄影通常是由低空飞行的航空器对地面进行拍摄,具有较高的空间分辨率和时间分辨率;而卫星遥感影像是由遥感卫星对地面进行拍摄,具有广阔的覆盖面积和较长的时间跨度。利用遥感影像可以获取输气管道高后果区的空间分布特征,为后续的识别和分类提供数据基础。

2.2. 数字高程模型的构建

数字高程模型是以数字方式描述地面高程变化的三维地形模型，能够对区域内的高程数据进行数字化、可视化展示。目前常用的数字高程模型有激光雷达测高和遥感卫星高程测量两种方式，具有高精度和高可靠性等优点。在输气管道高后果区智能识别中，数字高程模型与地物智能识别结果相结合可以用于判定管道周边的地物高程及人口数量等数据，为高后果区识别提供数据支撑[11]。

3. 地理信息系统在输气管道高后果区智能识别中的应用

地理信息系统(GIS)是一种将空间数据和非空间数据结合起来进行管理、分析和展示的技术[10]。在输气管道高后果区智能识别中，GIS 可以提供空间数据处理和分析的功能，利用强大的空间分析功能，结合管道高后果区识别准则及相应的国家规范，对管道沿线区域进行分析，判定区域内的建筑、人口数量，结果由后台自动计算生成并保存数据库，相比于传统人工识别方法，识别结果更加准确。

3.1. 空间数据处理与分析

地理信息系统可以对输气管道周边的空间数据进行处理和分析，包括建筑物、地形、地貌、植被等因素的空间分布、变化规律等。通过对这些数据的分析和评估，可以确定输气管道高后果区的空间位置和范围，为后续的和分类提供数据支持。

3.2. 空间分析与模拟

地理信息系统还可以进行空间分析和模拟，通过空间叠加分析、空间插值分析、空间推理等技术，对输气管道周边建筑物、人口、植被等因素的影响进行模拟和预测，通过空间分析和模拟可以得到输气管道高后果区的相关特征。

4. 数据挖掘在输气管道高后果区智能识别中的应用

数据挖掘可以从大量数据中提取有用的信息，在输气管道高后果区智能识别中，数据挖掘可以通过对地面影像、管道历次评价数据和数字高程模型等数据的挖掘和分析，发现输气管道高后果区的空间分布特征和规律，为管道高后果区的识别及未来发展趋势提供数据支撑。

4.1. 特征提取与选择

数据挖掘可以通过特征提取和选择的方式，对输气管道周边地形、地貌、植被等因素进行分类和分析，特征提取和选择可以帮助识别高后果区的空间分布特征和规律，为后续的和分类提供参考依据。

4.2. 分类与聚类分析

数据挖掘可以通过分类和聚类分析的方式，对输气管道周边地形、地貌、植被等因素进行分析和分类，从而确定输气管道高后果区的空间位置和范围。通过分类和聚类分析可以对管道沿线范围内的人口、建筑聚集区域进行判定，为后续的和分类提供参考依据。

5. 机器学习在输气管道高后果区智能识别中的应用

机器学习通过前期数据采集、模型构建、训练模型以达到实际应用效果，在高后果区识别中，通过采集管道沿线的多源影像数据，对数据进行处理并训练，最终构建高后果区智能识别模型实现对管道周边地物信息的自动提取[12]，高后果区智能识别流程如图 1 所示，其中数据采集与填录是高后果区识别的基础步骤，采集数据的质量对高后果区等级评定起着重要作用，地物智能识别通过人工智能方法构建识

别模型并完成管道周边地物的自动提取，最终结合识别标准完成高后果区等级评定。



Figure 1. High consequence area identification process
图 1. 高后果区识别流程

5.1. 数据采集

数据采集是进行输气管道高后果区智能识别的首要步骤，数据收集可以通过传感器、图像采集设备、人工巡检等方式进行，依照高后果区识别准则，需要采集的数据包括管道、压力、管道沿线经纬度数据、管道沿线高分辨率影像数据以及人工巡检记录等。数据的质量和数量对模型的精度和泛化能力有很大的影响，因此应尽可能获取高质量、大量的数据。

5.2. 数据预处理

在使用机器学习算法进行输气管道高后果区智能识别之前，需要对采集到的管道基础数据进行预处理。数据预处理包括了对数据的清晰、特征提取、数据标准化等操作，其目的是为了提高机器学习算法的准确性和稳定性[13]。

5.3. 模型构建

模型选择与训练是管道高后果区智能识别模型构建的核心步骤，常用的模型包括决策树、朴素贝叶斯、支持向量机、神经网络等[14]，模型的选择应根据实际需求和数据特征进行，以提高模型的精度和泛化能力，模型的训练主要通过监督学习、无监督学习、半监督学习等方式进行[15]。

5.4. 分类与聚类算法

模型评估是对构建模型识别效果进行分析的过程，通过交叉验证、ROC 曲线、精确度、召回率、F1 值等方式进行[16]。对模型进行评估，可以通过数据及曲线等可视化结果对构建的高后果区识别模型进行评估，并优化模型的参数和结构，从而提高模型的精度和泛化能力[17]。

6. 总结

管道高后果区管理是管道完整性管理中的关键环节，传统人工识别方式已经不能满足国家和企业对高后果区识别的要求[18]。本文介绍了在输气管道高后果区识别中，遥感技术、地理信息系统、数据挖掘和机器学习等技术的应用[19]。将多类先进技术运用到管道高后果区识别中，可以提高输气管道高后果区识别的准确性、动态性，推动了管网智能化水平，为输气管道的安全运行提供更好的保障[20]。

基金项目

重庆科技学院硕士研究生创新计划项目“输气管道高后果区智能识别模型研究”(YKJCX2120123)。

参考文献

- [1] 张学洪. 油气输送管道高后果区的识别与管理[J]. 石油工业技术监督, 2022, 38(9): 52-54.
- [2] 高鹏. 2021年中国油气管道建设新进展[J]. 国际石油经济, 2022, 30(3): 12-19.
- [3] 卢琳琳, 邓丛微, 陈琳. 基于 UAV 技术的长输管道高后果区识别方法研究[J]. 石油和化工设备, 2018, 21(4): 33-37.
- [4] 姚安林, 周立国, 汪龙, 王荣昱, 李又绿. 天然气长输管道地区等级升级管理与风险评价[J]. 天然气工业, 2017, 37(1): 124-130.
- [5] 张川, 李文忠, 李宝军. 智能化技术在管道完整性管理中的研究与应用[J]. 化工安全与环境, 2022, 35(28): 5-9.
- [6] 姚安林, 刘艳华, 李又绿, 蒋宏业. 国内外油气管道完整性管理技术比对研究[J]. 石油工业技术监督, 2008, 24(3): 5-12.
- [7] 马玉宝. 天然气管道高后果区第三方施工破坏风险分析及控制对策[J]. 石油工业技术监督, 2020, 36(6): 55-58.
- [8] 张圣柱, 冯晓东, 王旭, 冯庆善, 韩玉鑫. 中国油气管道高后果区现状与全过程管理体系[J]. 油气储运, 2021, 40(5): 521-526+544.
- [9] 张庶鑫, 张朋岗, 张伟, 熊林, 朱娟娟. 管道高后果区智能识别及管理软件设计[J]. 石油管材与仪器, 2021, 7(5): 1-7.
- [10] 高海康, 戴连双, 贾韶辉, 刘天尧, 徐杰, 刘亮, 吴官生. 基于 GIS 的管道高后果区管理升级及其实践[J]. 石油工业技术监督, 2020, 36(5): 60-63.
- [11] 王关茗, 胡乃平. 基于深度学习的自然灾害遥感影像语义分割[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(2): 322-328.
- [12] 刘翼, 张安祺, 陈璐瑶, 丁疆强, 陈欣, 李斯. 基于多源遥感影像的高后果区变化检测方法[J]. 油气储运, 2021, 40(3): 293-299.
- [13] 耿艳磊, 陶超, 沈靖, 邹峥嵘. 高分辨率遥感影像语义分割的半监督全卷积网络法[J]. 测绘学报, 2020, 49(4): 499-508.
- [14] 李雨慧. 基于深度学习的高分辨率遥感影像多尺度语义分割[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2018.
- [15] 王兴武, 雷涛, 王营博, 耿新哲, 张月. 基于多模态互补特征学习的遥感影像语义分割[J]. 智能系统学报, 2022, 17(6): 1123-1133.
- [16] Chen, J., Zhu, J.R., Sun, G. Li, J.H. and Deng, M. (2021) SMAF-Net: Sharing Multiscale Adversarial Feature for High-Resolution Remote Sensing Imagery Semantic Segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **18**, 1921-1925. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3011151>
- [17] Song, A. and Kim, Y. (2020) Semantic Segmentation of Remote-Sensing Imagery Using Heterogeneous Big Data: International Society for Photogrammetry and Remote Sensing Potsdam and Cityscape Datasets. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, **9**, Article No. 601. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100601>
- [18] 刘文祥, 舒远仲, 唐小敏, 刘金梅. 采用双注意力机制 Deeplabv3+算法的遥感影像语义分割[J]. 热带地理, 2020, 40(2): 303-313.
- [19] Lu, J. and Wan, X.T. (2022) Image Recognition Algorithm Based on Improved AlexNet and Shared Parameter Transfer Learning. *Academic Journal of Computing & Information Science*, **5**, 6-14. <https://doi.org/10.25236/AJCIS.2022.051202>
- [20] 刘慧, 姜建滨, 沈跃, 贾卫东, 曾潇, 庄珍珍. 基于改进 DeepLab V3+的果园场景多类别分割方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11): 255-261.