

基于激光雷达与视觉AI融合的掘进工作面浮煤实时检测方法研究

徐桂军

上海创力集团股份有限公司 上海 201700

摘要：本文研究了一种基于激光雷达与视觉AI融合的掘进工作面浮煤实时检测方法，这种方法结合了激光雷达的高精度三维空间信息获取能力和视觉AI的强语义理解能力，通过多模态数据融合，实现了浮煤的精确检测。文章详细介绍了系统架构、传感器选型与布置、数据处理流程、决策执行与动态路径规划等关键环节。实验验证和工业性试验结果表明，该方法在粉尘等复杂环境下具有高精度、高稳定性和良好的经济效益，显著提升了巷道成型质量。

关键词：浮煤检测；激光雷达；视觉AI；多模态融合；巷道成型质量

引言：掘进工作面浮煤的实时检测是煤矿安全生产的重要环节。传统检测方法往往受限于环境干扰和检测精度，难以满足现代煤矿高效、安全的生产需求。随着激光雷达和视觉AI技术的快速发展，多模态数据融合在目标检测领域展现出巨大潜力。本文旨在探索一种基于激光雷达与视觉AI融合的掘进工作面浮煤实时检测方法，通过融合两种技术的优势，实现浮煤的精确、快速检测，为煤矿的安全生产提供有力保障。

1 理论基础与技术原理

1.1 激光雷达技术原理

激光雷达通过发射激光束并接收反射信号来获取目标的三维空间信息。其工作原理是基于飞行时间（Time of Flight, ToF）测量，即通过计算激光从发射到接收的时间差，结合光速计算出目标与传感器之间的距离。对于掘进工作面的浮煤检测，激光雷达能够生成高密度的点云数据，精确描述浮煤表面的三维几何形态。以InnovizPro激光雷达为例，其具有 $120^{\circ} \times 25^{\circ}$ 的视场角（FoV），波长为905nm，可在井下环境中实现对浮煤表面的高精度扫描，获取毫米级的距离测量数据。这些点云数据构成了浮煤厚度检测的几何基础，能够准确反映浮煤在巷道底板上的堆积形态和厚度分布。

1.2 视觉AI技术原理

视觉AI技术基于深度学习模型，通过对大量图像数据的训练，使计算机能够理解和分析视觉场景。在浮煤检测中，主要利用卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）来实现图像中浮煤区域的识别与分割。以MaskR-CNN模型为例，其通过骨干网络（如ResNet-50-FPN）提取图像特征，再通过双分支输出分别生成浮煤的分割掩码和密度预测。在训练过程中，通过数据

增强技术模拟井下粉尘环境（如添加高斯噪声、雾化滤波等），使模型具备较强的抗粉尘干扰能力。视觉AI技术能够补充浮煤的纹理信息和语义特征，与激光雷达的几何信息形成互补，从而更准确地识别浮煤与其他物体（如巷道底板、设备）的边界。

1.3 激光雷达与视觉AI融合原理

激光雷达与视觉AI的融合基于多模态数据的时空对齐与特征互补。时空同步通过硬件触发信号实现传感器采集的同步（抖动 $< 1\text{ms}$ ），并通过外参矩阵转换坐标系，确保激光点云与视觉图像在同一空间参考系下。特征融合方面，激光点云提供浮煤的三维几何坐标和距离信息，用于精确计算浮煤厚度；视觉图像提供浮煤的纹理、颜色等语义特征，用于区分浮煤与背景^[1]。通过改进的ICP（Iterative Closest Point）算法，加入曲率约束和法向量计算，实现点云与图像的精确配准，配准误差 $\leq 3\text{mm}$ 。这种融合方式使系统既能利用激光雷达的几何精度，又能借助视觉AI的语义理解能力，在粉尘等复杂环境下显著提升浮煤检测的准确性和鲁棒性。

2 掘进工作面浮煤实时检测系统设计

2.1 系统架构设计

系统架构设计遵循感知层、计算层和控制层的分层原则。感知层负责数据采集，包括激光雷达、双目相机和IMU；计算层负责数据处理和决策，包括NVIDIA Jetson AGX Orin和Xilinx Zynq UltraScale+；控制层负责执行决策，包括Siemens S7-1500 PLC。各层之间通过高速通信总线连接，确保数据的实时传输和处理。

2.2 激光雷达与相机选型与布置

（1）激光雷达选型：选择InnovizPro激光雷达，其FoV（视场角）为 $120^{\circ} \times 25^{\circ}$ ，波长为905nm，能够提供高

精度的三维点云数据。(2)相机选型:采用FLIRBFS-U3-51S5C双目相机,全局快门设计,SNR(信噪比) $>40\text{dB}$,确保在低光照和粉尘环境下仍能获取清晰的图像。(3)布置方案:激光雷达和相机安装在掘进机的顶部,确保能够覆盖整个掘进工作面。同时,考虑掘进机的运动轨迹和浮煤分布特点,优化传感器的安装角度和位置,提高检测精度。

2.3 数据处理流程设计

数据处理流程设计包括数据采集、预处理、融合和决策四个阶段:(1)数据采集:激光雷达和相机同时采集数据,确保时空同步。(2)预处理:对点云数据进行去噪、滤波和配准处理;对图像数据进行去雾、增强和分割处理^[2]。(3)融合:采用改进的ICP算法进行点云配准,并结合视觉AI的分割结果,实现浮煤厚度的精确计算。(4)决策:根据浮煤厚度和分布情况,动态规划掘进机的路径,避免浮煤残留影响巷道成型质量。

3 掘进工作面浮煤实时检测系统构建

3.1 系统总体设计

系统总体设计旨在实现浮煤的实时检测和动态路径规划。系统采用模块化设计思想,便于硬件的扩展和软件的升级。同时,考虑系统的可靠性和稳定性,采用冗余设计和故障诊断机制,确保系统在复杂环境下仍能正常工作。

3.2 传感器选择与布局优化

在传感器选择方面,除了考虑激光雷达和相机的性能外,还需考虑IMU(惯性测量单元)的选型和布局。IMU用于测量掘进机的姿态和运动状态,为数据融合和路径规划提供辅助信息。在布局优化方面,需综合考虑掘进机的结构特点和浮煤分布规律,确保传感器能够覆盖关键区域并减少遮挡和干扰。

3.3 数据处理与决策流程

数据处理与决策流程是系统的核心部分。在数据处理阶段,采用多线程和并行计算技术提高处理速度;在决策阶段,采用基于规则的专家系统和机器学习算法相结合的方法,实现浮煤厚度的精确计算和路径的动态规划。同时考虑系统的实时性和稳定性要求,对算法进行优化和剪枝处理。

3.4 决策执行与动态路径规划

根据数据处理和决策结果,系统通过控制层调整掘进机的路径和操作,实现浮煤的实时检测和动态路径规划。在决策执行方面,系统采用实时反馈机制,根据掘进机的实际状态和浮煤分布情况,动态调整决策结果。当检测到浮煤厚度超过预设阈值时,系统立即发出警

报,并调整掘进机的路径或操作,以避免浮煤残留影响巷道成型质量。在动态路径规划方面,系统结合了浮煤分布数据和掘进机的运动状态,通过优化算法计算出最优的掘进路径。该路径不仅考虑了浮煤的分布情况,还考虑了掘进机的效率、能耗和安全性等因素,确保掘进机能够在最短的时间内完成掘进任务,并保证巷道成型质量。

4 浮煤实时检测算法开发

4.1 激光雷达数据处理算法

激光雷达数据处理算法主要包括点云去噪、滤波、配准和分割等步骤。去噪和滤波算法用于去除点云中的噪声和离群点;配准算法用于将不同视角下的点云数据对齐到同一坐标系下;分割算法用于将点云数据划分为浮煤区域和非浮煤区域^[3]。在配准算法中,采用改进的ICP算法加入曲率约束,提高配准精度和收敛速度。

4.2 视觉AI图像处理算法

视觉AI图像处理算法主要包括图像去雾、增强、分割和特征提取等步骤。去雾和增强算法用于提高图像在低光照和粉尘环境下的清晰度;分割算法用于将图像划分为浮煤区域和非浮煤区域;特征提取算法用于提取浮煤区域的纹理、颜色等特征。在分割算法中,采用基于MaskR-CNN的浮煤分割模型,准确率提升至96.7%。

4.3 融合算法设计与实现

融合算法是实现激光雷达和视觉AI数据融合的关键。在融合算法设计中,首先通过外参矩阵将激光雷达和相机的数据转换到同一坐标系下;然后采用改进的ICP算法进行点云配准;最后结合视觉AI的分割结果和点云数据,计算浮煤的厚度和分布情况。在实现过程中,考虑算法的实时性和稳定性要求,对算法进行优化和剪枝处理。

5 实验验证与工业性试验

5.1 实验平台搭建

实验平台搭建是验证系统性能和稳定性的关键环节。本实验选择EBZ260掘进机作为测试对象,该掘进机额定截割功率为260kW,能够模拟实际掘进工作面的复杂环境。在硬件平台配置上,系统配备了InnovizPro激光雷达(FoV $120^{\circ}\times 25^{\circ}$,波长905nm),用于获取高精度的三维点云数据;FLIRBFS-U3-51S5C双目相机(全局快门,SNR $>40\text{dB}$),用于捕捉浮煤的纹理和颜色信息;以及IMU(BMI088,采样率200Hz),用于测量掘进机的姿态和运动状态。这些传感器通过高速通信总线与计算单元连接,确保数据的实时传输和处理。在软件环境搭建上,系统选择Ubuntu20.04操作系统作为基础平台,

该系统具有稳定性和兼容性好的特点。同时，系统采用CUDA11.6深度学习框架进行算法开发和测试，CUDA框架能够充分利用GPU的并行计算能力，加速算法的运行速度。

5.2 性能指标测试

性能指标测试是评估系统性能和精度的关键步骤。本实验主要测试了平均误差、最大误差、响应时间和粉尘干扰失效率等关键指标。测试方法如下：（1）平均误差和最大误差：在掘进工作面不同位置设置多个测试点，使用高精度测量仪器（如激光测距仪）测量浮煤厚度作为真实值，与系统检测结果进行对比，计算平均误差和最大误差。（2）响应时间：记录系统从接收到传感器数据到输出检测结果的时间间隔，作为响应时间。（3）粉尘干扰失效率：在不同粉尘浓度下（如 $800\mu\text{g}/\text{m}^3$ ），记录系统因粉尘干扰导致的检测失败次数与总检测次数的比例，作为粉尘干扰失效率。（4）实验结果表明，在粉尘浓度 $800\mu\text{g}/\text{m}^3$ 环境下，系统的检测误差 $\leq \pm 3\text{cm}$ ，平均误差为 2.3cm ，最大误差为 5.2cm ；响应时间 $\leq 150\text{ms}$ ，实际响应时间为 142ms ；粉尘干扰失效率仅为 1.2% ，较传统方案精度提升 52% 。具体性能指标对比表如下：

指标	本方案	方案A (单线激光扫描)	方案B (纯视觉检测)
平均误差 (cm)	2.3	4.8	7.1
最大误差 (cm)	5.2	9.6	12.4
响应时间 (ms)	142	210	180
粉尘干扰失效率	0.012	0.087	0.235

5.3 工业性试验

工业性试验是验证系统在实际应用环境中性能和稳定性的重要环节。本实验在山西西山马兰煤矿81206工作面进行，为期30天。试验过程中，系统连续运行，记录关键性能指标和运行状态^[4]。

试验结果表明，系统的可靠性（MTBF）达到2613小时，远超目标值2000小时，表明系统具有高度的稳定性和可靠性。在适应性方面，系统能够在 -28°C 的低温环境下成功启动并稳定运行，启动成功率100%，显示出良好的环境适应性。在经济性方面，系统显著减少了人工清理频次，由原来的3次/班降至0.5次/班，每年可节省人工费用约20万元，具有显著的经济效益。另外，工业性试验还验证了系统在巷道成型质量提升方面的效果。通过动态路径规划，系统能够实时调整掘进机的路径，避免浮煤残留影响巷道成型质量。试验结果显示，巷道成型合格率从原来的78%提升至93%，减少了返工成本，提高了生产效率。

结束语

综上所述，本文提出的基于激光雷达与视觉AI融合的掘进工作面浮煤实时检测方法在实验中表现出色，不仅具有高精度和高稳定性，还能显著提升巷道成型质量，降低人工清理频次和生产成本，该方法为煤矿的安全生产提供了一种新的解决方案，具有广阔的应用前景。未来，将继续优化算法和系统架构，进一步提高检测精度和适应性，以满足更多复杂环境下的需求。

参考文献

[1]覃兴胜,李晓欢,唐欣,等.基于标定板关键点的激光雷达与相机外参标定方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(4):392-399.

[2]陈俊英.互注意力融合图像和点云数据的3D目标检测[J].光学精密工程,2021(9):2247-2254.

[3]陈树德.关于煤矿井下掘进安全管理问题探讨[J].矿业装备,2022(5):180-181.

[4]张越.煤矿井下掘进安全管理存在问题及对策研究[J].矿业装备,2022(5):192-193.