# 基于激光雷达与视觉图像融合的带式输送机煤量检测方法研究*

柳金晖,杨祯祥,王浩,任栋栋

(华亭煤业集团有限责任公司, 甘肃 华亭市 744103)

**摘要**:针对煤料体积动态变化及煤矿井下高粉尘、高水雾等恶劣工况,导致传统煤量检测装置精度不足、环境适应性弱等问题,提出了一种面向极端工况的激光雷达与视觉图像融合煤量检测方法。首先,对激光雷达与视觉相机进行联合标定,建立映射关系并统一坐标系;然后,通过特定策略获取采样数据,利用泊松重建算法、空间过滤策略和结构相似性指数识别煤料区域;最后,运用深度图像补全网络修复深度图,并基于修复结果计算煤量。试验结果表明,激光雷达与视觉相机融合方法的最大检测误差仅为2.90%,且随着煤料体积的增大,误差进一步降低;与ENet等主流深度补全算法对比,所提算法核心精度指标最优,且能满足工业实时性要求;该方法与接触式电子皮带秤的检测曲线波动基本一致,验证了其可靠性。该方法有效克服了单一传感器的局限性,显著提高了煤量检测精度,并能在恶劣环境下稳定运行,为带式输送机煤量精准检测提供了新的技术方案,对推动煤矿智能化高效生产具有重要意义。

**关键词**:带式输送机;煤量检测;激光雷达;视觉图像;深度补全

**中图分类号**:TD528$^{+}$.1 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)06-0183-08

**Coal Quantity Detection Method of Belt Conveyor Based on LiDAR and Visual Image Fusion**

*Liu Jinhui*, *Yang Zhenxiang*, *Wang Hao*, *Ren Dongdong*

(Huating Coal Industry Group Co., Ltd., Huating, Gansu 744103, China)

**Abstract**: Aiming at the problems of insufficient accuracy and weak environmental adaptability of traditional coal quantity detection devices due to the dynamic change of coal volume and the harsh working conditions such as high dust and high water mist in coal mines, a coal quantity detection method based on LiDAR and visual image fusion for extreme working conditions was proposed. Firstly, the joint calibration of LiDAR and visual camera was carried out, the mapping relationship was established and the coordinate system was unified. Then, the sampling data was obtained by a specific strategy, and the coal region was identified by Poisson reconstruction algorithm, spatial filtering strategy and structural similarity index. Finally, the depth image completion network was used to repair the depth map, and the coal amount was calculated based on the repair results. The results show that the maximum detection error of the fusion method of LiDAR and visual camera is only 2.90%, and the error decreases further with the increase of coal volume. Compared with mainstream depth completion algorithms such as ENet, the proposed algorithm achieves the best core accuracy index and meets the industrial real-time requirements. This method is basically consistent with the fluctuation of the detection curve of the contact electronic belt scale, which verifies its reliability. This method effectively overcomes the limitations of a single sensor, significantly improves the accuracy of coal quantity detection, and can operate stably in harsh environments. It provides a new technical solution for the accurate detection of coal quantity of belt conveyor and holds great significance for promoting the intelligent and efficient production of coal mines.

**Key words**: Belt conveyor, Coal quantity detection, LiDAR, Visual image, Depth completion

## 0 引言

带式输送机作为煤矿生产的“物流脉络”,承担着煤料连续输送的核心任务,其运输效率与检测精度直接影响智慧矿山建设的推进速度[1]。随着人工智能与大数据技术在煤炭行业的深度应用,煤矿智能化建设已进入关键阶段,带式输送机煤量实时检测技术正成为优化生产调度、降低能耗的核心支撑[2-3]。然而,受煤料体积动态变化、输送带高速运行及井下高粉尘、低照度、高水雾等工况影响,现有

* **收稿日期**:2025-12-16

**基金项目**:华能集团科技项目(HNKJ23-HF82)

**作者简介**:柳金晖(1983—),男,甘肃庄浪人,高级工程师,主要从事矿山机械方面的研究。E-mail: 928626070@qq.com

**通信作者**:杨祯祥(1991—),男,甘肃会宁人,硕士,高级工程师,主要从事矿山机械方面的研究。E-mail:hmkjyzx@163.com

检测技术难以满足精准调控需求,成为制约煤矿智能化升级的瓶颈[4]。

从检测技术发展历程来看,传统接触式煤量检测装置长期占据主导地位。其中,电子皮带秤技术成熟,但存在成本高、维护复杂、环境干扰敏感性强等问题[5-6];核子皮带秤虽测量精度较高,但因涉及放射性物质,与现代工业绿色化、智能化发展需求相悖,应用范围受限[7-8]。在此背景下,非接触式检测技术凭借高效、安全的优势成为研究热点,视觉检测技术因其具有信息丰富、成本可控等特点而备受关注[9-10]。然而,现有视觉检测技术仍存在明显局限。单目视觉结构简单、实时性好,但深度信息缺失,在井下低照度环境下易出现纹理特征模糊,导致检测精度显著下降[11-12];双目视觉深度感知能力较强,但系统复杂、成本较高,且对校准精度要求严苛,低光环境下性能衰减明显,难以适配井下动态工况[13-14]。近年来,研究学者提出了激光-视觉融合检测方法[15],仍未有效解决极端工况下的核心难题:粉尘与水雾导致的点云空洞、噪声干扰,煤料表面起伏细节还原不足,以及在输送带高速运行时因数据采集偏移而影响检测精度。此外,现有研究对视觉检测技术的局限性归纳不够系统,缺乏结合最新研究成果的综合分析[3,11,16],导致融合方案在创新方面针对性不足。

针对上述各种煤量检测技术的不足之处,本文融合相机视觉信息与128线激光雷达点云数据,通过RGB引导的深度补全算法实现异构数据融合,突破单一传感器信息维度局限。基于激光雷达高精度距离测量与视觉图像语义理解的优势互补[17],提出激光雷达-视觉融合的煤量检测方法。该方法不仅能够实时获取输送带煤流分布的全景态势,也能通过多源数据融合处理与算法优化,显著提升检测精度,为带式输送机煤量精准检测提供了新的技术解决方案。

## 1 带式输送机煤量检测系统

带式输送机煤量检测系统主要包括128线激光雷达、相机、计算机、触摸屏、速度传感器等组件,如图1所示。速度传感器安装于带式输送机上,用于测量带式输送机的实时运行速度;相机安装于带式输送机正上方,结合带式输送机速度信息采集煤流图像数据;激光雷达安装于带式输送机正上方,通过实时采集带式输送机通过的煤流数据信息,得到对应时刻的煤流高度信息;计算机基于采集的图像信息与煤流高度信息,结合带式输送机的速度与时刻信息,进行深度图像补全。

深度图像补全采用PENet网络架构,基于采集到的激光雷达与相机数据信息,进行色彩、稀疏、几何特征的提取与融合机制试验,并构建对应的置信度评估机制,通过深度图有效融合来实现深度图像补全。在煤量检测方面,首先通过建立煤量计算模型,计算空载与负载状态下深度图之间的深度差值;进而通过对点云数据切片处理,分割煤料轮廓边界,实现截面面积计算;根据面积计算值与实际值之间的差异,结合误差反馈机制对体积计算结果进行校正,并通过对截面面积累加,实现对带式输送机上煤量总体积的精确测量。该系统通过激光雷达与相机信息融合,有效补全并提升了深度信息的完整性和精度,能够在煤矿井下等恶劣工况下稳定运行,准确计算由带式输送机运送的煤量。

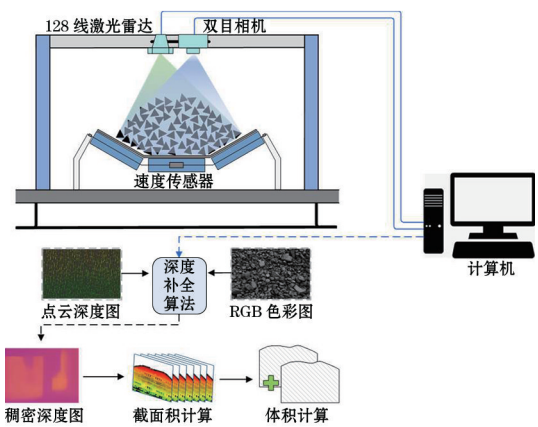



**图1 带式输送机煤量检测系统**

**Fig.1 Coal quantity detection system of belt conveyor**

## 2 带式输送机煤量检测原理

### 2.1 传感器联合标定

煤矿井下的环境较为恶劣,存在大量粉尘与水雾,单激光雷达或单相机模式往往无法对井下带式输送机的煤流实现高精度煤量检测。采用激光雷达与相机融合的方式,可以弥补单一传感器的不足,更全面地收集周围环境数据,提高带式输送机煤量检测精度。其中,激光雷达提供精确的三维空间坐标和深度信息,而相机则捕捉丰富的纹理和颜色信息。在进行深度图像补全之前,需要对齐目标区域范围内的点云和图像,通过建立激光雷达与相机之间的映射关系,将激光雷达的点云投影至图像平面上,获得二者间的几何关系和转换参数。通过联合标定,可将二者数据统一在同一个坐标系中,实现像素级几何特征与语义信息的互补,其原理如图2所示。

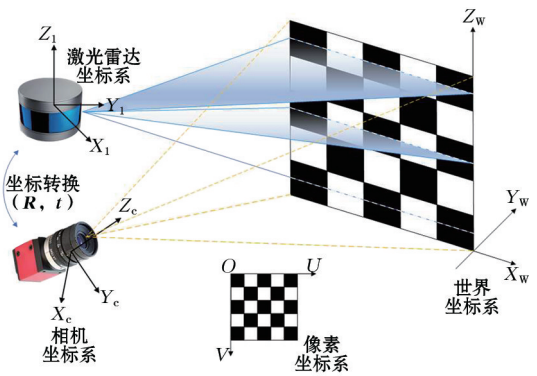



**图 2 激光雷达与相机联合标定原理**

**Fig.2 Joint calibration principle of LiDAR and camera**

激光雷达与相机的联合标定中包含激光雷达坐标系($O_l-X_lY_lZ_l$)、相机坐标系($O_c-X_cY_cZ_c$)、像素坐标系($O-UV$)和世界坐标系($O_w-X_wY_wZ_w$)。激光雷达与相机的联合标定可抽象为刚体变换问题,需通过旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移向量 $\boldsymbol{t}$ 描述两者坐标系的转换关系。激光雷达与相机联合标定公式为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \boldsymbol{K}[\boldsymbol{R}\,|\,\boldsymbol{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中:$(u,v)$为对应的像素坐标;$(X,Y,Z)$为激光雷达的三维点云坐标;相机内参矩阵 $\boldsymbol{K}$(包含焦距 $f_x$,$f_y$和主点坐标$(u_0,v_0)$)为已知数据。激光雷达到相机的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 和平移向量 $\boldsymbol{t}$ 为未知参数。

激光雷达与相机的联合标定,本质上是求解两个传感器坐标系之间的外参矩阵,即为将激光雷达坐标系坐标点转换到相机坐标系所需的转化参数 $\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{t}$。通过该矩阵,激光点云数据转换到相机坐标系下,从而实现多模态数据的空间对齐。

## 2.2 数据采样

在相机与激光雷达协同数据采集中,相机主要负责获取煤流表面的高分辨率纹理及颜色信息。为有效平衡计算效率与信息丰富度,防止数据量过大影响检测的实时性,相机按照一定的扫描间隔对带式输送机上的煤流进行采样,对带式输送机运行方向上的连续图像信息进行实时处理。设定相机帧率 $f_c=30$ 帧/s,分辨率为 1 280 px×800 px,输送机速度 $v=3$ m/s。此时,相机单帧图像覆盖的煤流长度 $L_c$ 为:

$$L_c=\frac{v}{f_c}=0.1\ \text{m} \tag{2}$$

即每帧图像对应输送机上长度为 0.1 m 的煤流区间。由于每段采样长度 $L=1$ m,因此相机跳帧采集图像信息,间隔帧数 $N$ 为:

$$N=\frac{L}{L_c}=10\ \text{帧} \tag{3}$$

图像数据从第 $k$ 帧开始采集,其数据集为:

$$I=\{I_k,I_{k+10},I_{k+20},\cdots,I_{k+10n}\} \tag{4}$$

激光雷达具备高线数密集扫描特性,能够以高分辨率实时生成密集点云数据。由于 128 线激光雷达每帧数据均能够覆盖采样长度 $L$,因此,采用固定扫描间隔策略,并通过硬件触发与相机实现同步采集,使点云与图像后期对齐时产生的误差最小。设定激光雷达帧率 $f=30$ 帧/s,为保持激光雷达和相机的采集频率一致,激光雷达的连续采样帧数同样为 10 帧。若从第 $j$ 帧开始采集,则点云数据集可表示为:

$$P=\{P_j,P_{j+10},P_{j+20},\cdots,P_{j+10m}\} \tag{5}$$

## 2.3 煤量区域识别

为有效简化煤流深度图像补全与煤流体积计算流程,精确识别激光雷达与相机采集数据中的煤料区域至关重要。

首先,对激光雷达采集的点云数据进行煤料区域分离。通过采集空载状态下输送带的完整三维点云 $P_0=\{(x_i,y_i,z_i)\}$,借助泊松重建算法构建高精度的基准曲面,并对采集的负载点云数据集 $P$ 与基准点云 $P_0$ 开展体素级配准操作。在此过程中,通过空间过滤策略剔除点云数据集 $P$ 中与基准点云 $P_0$ 无法实现匹配的点,从而精准分离输送带上的煤流区域与非煤区域。经过无效点剔除处理后的点云数据集 $P$,即为仅包含煤流信息的带式输送机区域。

其次,对相机采集的图像数据进行预处理。通过采集空载状态下输送带的 RGB 色彩图像,提取输送带表面纹理特征 $T(x,y)$及输送带区域 $S(x,y)$。在处理负载色彩图数据集 $I$ 时,针对其中与空载输送带区域 $S(x,y)$一致的部分进行纹理对比,并运用结构相似性指数($I_{SSM}$)定位带式输送机煤流区域,具体判定方式为:$I_{SSM}(T)<0.7$,则疑似煤区。

## 2.4 深度图像补全网络

由于激光雷达点云密度稀疏,且煤矿井下粉尘较大,易产生点云信息丢失的情况,故采用色彩图引导的深度图像补全网络对点云深度图进行补全修复。该网络采用多模态数据融合与渐进式优化的补全策略,以提升深度图像的完整性与精度,其结构如图 3 所示。

深度图像补全网络包括颜色主导分支和深度主导分支,分别从颜色信息和深度信息中提取特征。每个分支均采用编码器-解码器结构,由卷积层、残

差块和反卷积层构成。双分支特征融合模块采用并行结构设计。

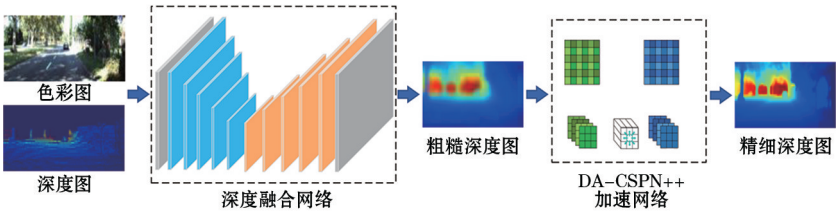



**图 3 深度补全网络结构**

**Fig.3 Deep completion network structure**

在颜色主导分支中,输入为色彩图与稀疏深度图,通过空间金字塔池化(ASPP)模块捕捉多尺度上下文信息,同时利用跳跃连接融合低层级的边缘特征。输入的 RGB 图像和深度图 D 经拼接后,通过 3×3 卷积层运算得到多维特征,随后将 RGB 特征和几何特征进行融合与提取,进而得到不同尺度融合特征。

在深度主导分支中,输入为颜色主导分支输出的粗深度图与稀疏深度图,通过 3×3 卷积层提取稀疏特征,并与颜色主导分支提取的 RGB-几何特征进行融合。两个分支分别通过逆卷积预测深度图与置信度图,最终输出融合的粗糙深度图。

$$\hat{D}_{\mathrm{f}}(u,v)=\frac{\mathrm{e}^{C_{\mathrm{cd}}(u,v)}\cdot\hat{D}_{\mathrm{cd}}(u,v)+\mathrm{e}^{C_{\mathrm{dd}}(u,v)}\cdot\hat{D}_{\mathrm{dd}}(u,v)}{\mathrm{e}^{C_{\mathrm{cd}}(u,v)}+\mathrm{e}^{C_{\mathrm{dd}}(u,v)}} \tag{6}$$

式中:$(u,v)$为像素坐标;$\hat{D}_{\mathrm{f}}$ 为融合深度图;$\hat{D}_{\mathrm{cd}}$、$\hat{D}_{\mathrm{dd}}$ 分别为颜色主导分支深度图和深度主导分支深度图;$C_{\mathrm{cd}}$、$C_{\mathrm{dd}}$ 分别为对应的置信度图。

动态优化加速网络(DA-CSPN++)以预测的粗糙深度图为输入,通过卷积层学习生成与空间位置相关的可变卷积核参数,实现自适应感受野调整。该模块集成了条件空间传播(CSP)机制,利用双向传播策略将稀疏点云的有效观测值扩散至非观测区域;同时,引入空间注意力模块(SAM),基于深度梯度图生成注意力权重矩阵,对边缘区域的特征进行加权增强。分层损失监督策略同步约束全局深度误差与局部结构相似性,确保高频边缘的准确性。经过对多次可变卷积核预测的 CSPN 结果进行加权求和,即可得到网络最终预测精细深度图。

### 2.5 煤量计算

煤量计算模型如图 4 所示。

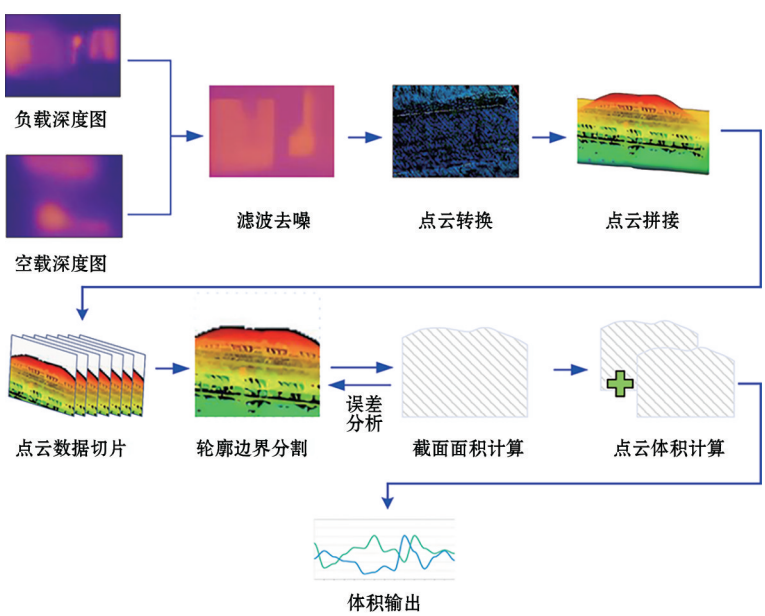



**图 4 煤量计算模型**

**Fig.4 Coal quantity calculation model**

基于深度补全网络修复得到的精细深度图,首先对空载深度图与含煤料的负载深度图进行预处理。针对空载深度图,采用高斯混合模型(GMM)建立背景模板,以消除环境干扰;针对负载深度图,采用双边滤波

与统计离群点去除(SOR)算法组合策略抑制噪声。预处理后的深度数据通过极坐标到笛卡尔坐标的非线性映射转换为三维点云,从而进一步提高点云密度。

点云拼接采用改进的迭代最近点(ICP)算法,通过引入曲率加权的特征点匹配策略,降低初始配准误差。配准后的点云经泊松重建生成三维重建模型。该模型沿垂直方向($Z$ 轴)以固定层间距 $d$ 和切片厚度 $\Delta h$ 进行分层切片处理,同时在曲率突变区域(如煤堆边缘)动态加密分层密度,以自适应策略平衡计算效率与精度的需求。

通过提取切片投影平面内的闭合轮廓边界,并基于格林公式对横截面面积 $A_i$ 进行数值积分:

$$A_i = \frac{1}{2}\oint (x\,\mathrm{d}y - y\,\mathrm{d}x) \tag{7}$$

煤量总体积 $V$ 通过离散积分累加实现:

$$V = \sum_{i=1}^{n} A_i \cdot d + \sum_{i=1}^{n-1} \frac{A_i + A_{i+1}}{2} \cdot \Delta h \tag{8}$$

## 3 现场试验

### 3.1 试验设计

为验证基于激光雷达与视觉的带式输送机煤量检测方法的可靠性,进行了现场试验,试验环境如图5所示。点云深度图采用 Ouster OSO-GEN2.0 激光雷达采集,激光波长为 905 nm,扫描频率为 30 Hz,垂直视场为 90°(−45°～+45°)。色彩图采用 Inter RealSense D457 相机采集,相机分辨率为 640 px×480 px,帧率为 30 帧/s,工作距离为 0.06～6 m。试验数据采用 Visual Studio 2022、ROS、ubuntu 20.04 操作系统进行处理。

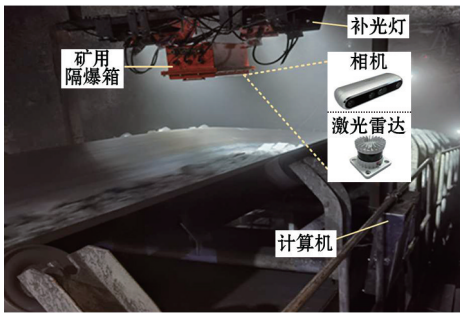



**图 5 现场试验环境**

**Fig.5 Field experiment environment**

通过设计专用人机界面构建了集数据反馈、可视化呈现与预警控制于一体的监测体系,用于实时监测输送带煤流体积变化,人机界面如图 6 所示。计算机将煤量计算数值实时传输至人机界面,界面中的数据处理模块生成各时段煤量变化曲线,以可视化图形方式动态呈现输送带煤流体积变化,助力操作人员精准把握煤流变化规律。该界面集成了实时数据显示功能,可动态呈现煤流的瞬时体积数据,当监测值突破预设的煤流阈值时,系统将触发报警机制并执行停机保护。此外,配套的历史查询界面支持调取输送带运行过程中的历史监测数据,为操作人员提供数据记录与追溯分析的便捷通道。

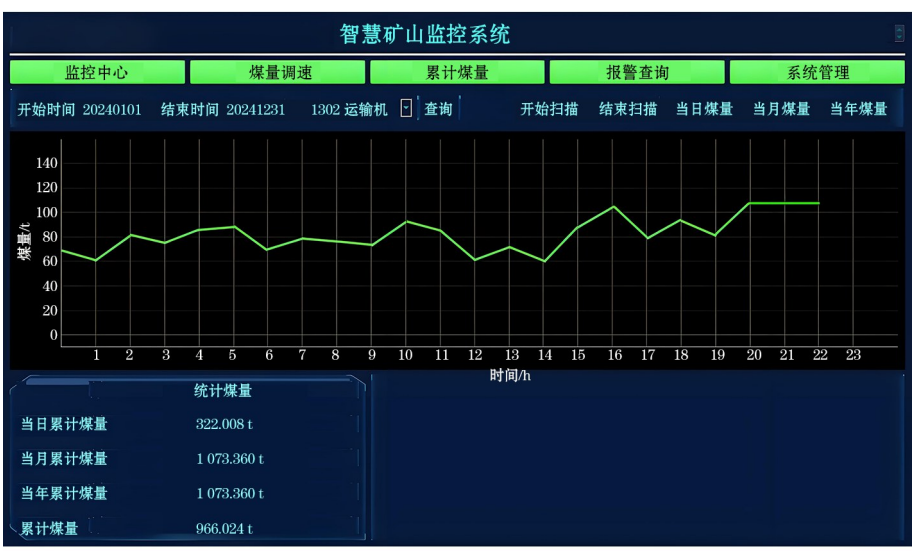



**图 6 人机界面**

**Fig.6 Human-machine interface**

### 3.2 试验结果分析

在井下运输巷道开展现场试验,粉尘质量浓度为10～50 mg/m³,无自然光照射,仅依靠井下防爆照明灯提供照明,照度为 50～100 lx,带式输送带运

行速度为 3 m/s。试验采集了带式输送机有煤流与无煤流的相关数据，对比了 ResNet、BP-Net、ACMNet、ENet 等不同算法对原始图像的处理效果，并将经典算法 ResNet 与本文算法的图像处理结果进行了可视化对比，如图 7 所示。

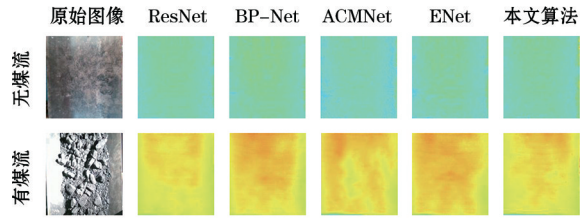



**图 7 不同算法深度图处理结果**

**Fig.7 Processing results of depth maps using different algorithms**

由图 7 可知，在有煤流场景下，ResNet、BP-Net 等对比算法的处理结果受到井下水雾与粉尘环境的影响，反映的煤流高度偏大。本文算法通过提取 RGB 纹理特征，在处理结果上表现更优，能够呈现煤料堆积的深度差异，有效增强了煤料与输送带之间的边界区分度。上述结果表明，本文算法在深度图处理的细节表征与区域区分能力上，优于 ResNet 等对比算法。

表 1 为不同算法的性能量化对比结果。从表 1 可以看出，本文算法在核心精度指标上均优于其他对比算法：均方根误差为 682.30，逆均方根误差为1.85，平均绝对误差为 193.69，均为所有算法中最优值；尽管运行时间为 0.139 s，略长于对比算法，但本文算法综合精度优势显著，可满足工业场景实时性要求。

**表 1 不同算法性能对比结果**

**Table 1 Comparison results of the performance of different algorithms**

| 算法 | 均方根误差 | 逆均方根误差 | 平均绝对误差 | 运行时间/s |
|---|---|---|---|---|
| BP-Net | 728.58 | 2.15 | 209.85 | 0.030 |
| ResNet | 731.29 | 2.07 | 205.68 | 0.088 |
| ACMNet | 735.84 | 2.20 | 217.53 | 0.114 |
| ENet | 737.63 | 2.11 | 213.29 | 0.049 |
| 本文算法 | 682.30 | 1.85 | 193.69 | 0.139 |

为进一步验证本文算法的准确性和精度，将煤料分为体积不同的 6 组，每组分别采用激光雷达、视觉相机，以及激光雷达与视觉融合 3 种方式在输送带速度相同的条件下进行煤流体积测量，结果见表 2。每组试验重复 5 次，取测量结果平均值作为有效数据，以测量数据与实际数据的误差百分比作为衡量检测精度的指标。

**表 2 煤流体积检测结果**

**Table 2 Coal flow volume test results**

| 序号 | 实际体积/$m^3$ | 激光雷达 | | 视觉相机 | | 激光雷达与视觉融合 | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 检测体积/$m^3$ | 误差/% | 检测体积/$m^3$ | 误差/% | 检测体积/$m^3$ | 误差/% |
| 1 | 1.0 | 0.953 | 4.70 | 0.930 | 7.00 | 0.971 | 2.90 |
| 2 | 1.5 | 1.445 | 3.67 | 1.602 | 6.80 | 1.457 | 2.87 |
| 3 | 2.0 | 1.931 | 3.45 | 1.868 | 6.60 | 1.945 | 2.75 |
| 4 | 2.5 | 2.421 | 3.16 | 2.662 | 6.48 | 2.441 | 2.36 |
| 5 | 3.0 | 2.910 | 3.00 | 3.179 | 5.97 | 2.937 | 2.10 |
| 6 | 3.5 | 3.401 | 2.83 | 3.693 | 5.51 | 3.431 | 1.97 |

由表 2 可知，采用单一传感器对煤流体积的检测结果误差较大。其中，采用激光雷达进行煤流体积检测的最大误差为 4.70%，采用视觉相机进行煤流体积检测的最大误差为 7.00%，而采用激光雷达和视觉融合进行煤流体积检测的最大误差仅为 2.90%。随着输送带上煤料体积增大，检测误差进一步降低。通过对各算法处理结果的差异及后续检测数据进行分析，误差主要源于以下两方面：(1)传感器测量误差，激光雷达与视觉相机进行联合标定后，误差有所降低，但依旧存在；(2)算法处理局限，现有算法对煤料表面起伏细节的补全精度不足，本文算法虽已优化，但深度补全的曲面拟合仍存在偏差。由上分析可知，基于激光雷达与视觉融合的带式输送机煤量检测方法，相较于单一传感器具有更低的误差率和更高的检测精度。

图 8 为本文测量方法与电子皮带秤检测结果曲线。可以看出，本文测量方法与电子皮带秤的检测曲线波动基本一致，表明本文测量方法的煤流体积检测结果与电子皮带秤具备良好的一致性，有效验证了本文方法的可靠性。

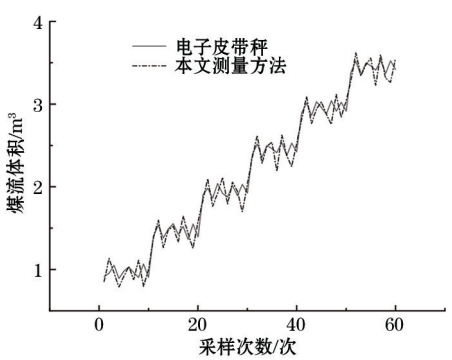



**图 8 本文测量方法与电子皮带秤的检测结果曲线**

**Fig.8 Curves of the detection results of the proposed method and electronic belt scale**

## 4 结论

针对煤矿井下带式输送机煤量检测精度不足、环境适应性差的技术痛点,本研究提出激光雷达与视觉图像融合的煤量检测方法,为井下煤量精准检测提供了新的技术路径,得出以下主要结论。

(1) 在深度图像补全方面,采用多模态数据融合与渐进式优化的补全策略,分别提取颜色信息与深度信息的特征,结合动态优化加速网络(DA-CSPN++),实现了稀疏深度图的高质量修复。在煤量计算方面,基于深度补全网络的精细深度图,建立了从深度图到体积的煤量计算模型。

(2) 所提煤量检测方法适配井下粉尘、低光照工况且兼顾实时性,在细节表征与区域区分能力上,显著优于传统方法。采用激光雷达和视觉融合进行煤流体积检测的最大误差仅为2.9%,检测精度显著高于单一传感器检测。

(3) 本研究验证了工业多传感器融合技术框架在井下应用的可行性。但本方法存在激光雷达成本高、算法算力需求大的局限,未来应优化轻量化算法、探索低成本传感器方案,强化极端工况鲁棒性,并探索在高粉尘浓度、水雾等极端场景下的多传感器容错补偿机制。

**参考文献**(References):


[1] 薛红伟,刘显望,杨娟利,等.基于视频检测的带式输送机纵撕保护系统[J].洁净煤技术,2021,27(增刊2):68-72.
Xue Hongwei, Liu Xianwang, Yang Juanli, et al. Belt conveyor tearing protection system based on video detection [J]. Clean Coal Technology,2021,27(Suppl.2):68-72.

[2] 杨光耀,毛开江,胡而已,等.过煤量激光图像智能监测技术研究[J].中国煤炭,2021,47(10):49-55.
Yang Guangyao, Mao Kaijiang, Hu Eryi,et al. Research on laser image intelligent monitoring technology for coal passing quantity[J].China Coal,2021,47(10):49-55.

[3] 刘锋,白金牛.基于视觉技术的胶带输送机煤量检测方法[J].陕西煤炭,2024,43(1):52-57+64.
Liu Feng, Bai Jinniu. Coal quantity detection method of belt conveyor based on vision technology[J]. Shaanxi Coal,2024,43(1):52-57+64.

[4] 王涛.基于改进MobileNet的带式输送机煤量检测研究[J].能源与环保,2024,46(7):198-202.
Wang Tao. Research on coal quantity detection of belt conveyors based on improved MobileNet[J].China Energy and Environmental Protection,2024,46(7):198-202.

[5] 王凯.基于超声阵列的输送带动态煤量检测方法研究[D].银川:宁夏大学,2023.
Wang Kai. Research on dynamic coal weight measurement method of belt conveyor based on ultrasonic array[D]. Yinchuan: Ningxia University,2023.

[6] 韦宣,王志浩,周陈龙,等.电子皮带秤检定方法研究与展望[J].工业计量,2023,33(6):21-25.
Wei Xuan, Wang Zhihao, Zhou Chenlong, et al. Research and prospect on verification method of electronic belt scale [J]. Industrial Measurement,2023,33(6):21-25.

[7] 王洪磊,郭鑫,张亦凡,等.煤质煤量全面在线检测技术发展现状及应用进展[J].煤炭科学技术,2024,52(2):219-237.
Wang Honglei, Guo Xin, Zhang Yifan, et al. Research progress and application of online coal quality and coal quantity analyses[J]. Coal Science and Technology,2024,52(2):219-237.

[8] 刘飞,张乐群,潘红光,等.带式输送机煤量检测技术及其发展趋势[J].中国煤炭,2023,49(09):77-83.
Liu Fei, Zhang Lequn, Pan Hongguang, et al. Research on coal quantity detection technologies of belt conveyor and their development trend[J].China Coal,2023,49(9):77-83.

[9] 陈世涛,张敏,栗超.基于YOLOv5的带式输送机煤堆异物检测[J].洁净煤技术,2024,30(增刊2):12-18.
Chen Shitao, Zhang Min, Li Chao. Detection of foreign objects in coal piles of belt conveyors based on YOLOv5[J]. Clean Coal Technology,2024,30(Suppl.2):12-18.

[10] 刘俊伟,陈晓青.基于计算机视觉的爆破块度分布统计[J].矿业研究与开发,2024,44(1):190-196.
Liu Junwei, Chen Xiaoqing. Statistics of blasting fragmentation distribution based on computer vision[J]. Mining Research and Development,2024,44(1):190-196.

[11] 王桂梅,李学晖,杨立洁,等.基于深度学习的永磁直驱带式输送机煤量检测方法研究[J].煤炭技术,2022,41(1):188-190.
Wang Guimei, Li Xuehui, Yang Lijie, et al. Research on coal quantity detection method for permanent magnet direct drive belt conveyor based on deep learning[J]. Coal Technology,2022,41(1):188-190.

[12] 贺杰,王桂梅,刘杰辉,等.基于图像处理的皮带机上煤量体积计量[J].计量学报,2020,41(12):1516-1520.
He Jie, Wang Guimei, Liu Jiehui, et al. Volume measurement of coal volume on belt conveyor based on image processing[J]. Acta Metrologica Sinica,2020,41(12):1516-1520.

[13] 张俊升,王洪磊,李佳城.基于双目结构光视觉的煤流量测量研究[J].工矿自动化,2023,49(7):19-26.
Zhang Junsheng, Wang Honglei, Li Jiacheng. Research on coal flow measurement based on binocular structured light vision[J]. Journal of Mine Automation,2023,49(7):19-26.

[14] 宋伟思.基于双目视觉的主运皮带煤量三维测量研究[D].西安:西安科技大学,2021.
Song Weisi. Research on three dimensional measurement of coal quantity of main conveyor belt based on binocular vision [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology,2021.

[15] 彭丽,陈重,郝博南.基于激光与视觉融合的煤量检测技术研究[J].煤炭技术,2023,42(3):259-263.
Peng Li, Chen Zhong, Hao Bonan. Research on coal quantity detection technology based on laser and vision fusion[J]. Coal Technology,2023,42(3):259-263.

[16] 尚伟栋,杨大山,张坤.基于深度神经网络的带式输送机煤量检测方法[J].工矿自动化,2024,50(增刊1):139-145.
Shang Weidong, Yang Dashan, Zhang Kun. Research on coal quantity detection method based on deep neural network[J]. Journal of Mine Automation,2024,50(Suppl.1):139-145.

[17] 於家成,权安鑫,陈江,等.基于激光雷达的矿山工作面顶板形变监测研究[J].矿业研究与开发,2025,45(7):152-160.
Yu Jiacheng, Quan Anxin, Chen Jiang, et al. Roof deformation monitoring in mine working faces based on LiDAR[J]. Mining Research and Development,2025,45(7):152-160.