

基于图像和激光点云融合的智能采面煤岩识别*

司 垒¹, 王忠宾¹, 李嘉豪¹, 魏 东¹, 梁 斌^{1,2}, 肖俊鹏³

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州, 221116)

(2. 中国矿业大学徐海学院 徐州, 221008)

(3. 内蒙古扎鲁特旗扎哈淖尔煤业有限公司 通辽, 029100)

摘要 为了提高采煤工作面的智能化水平,提出了基于图像和激光点云融合的煤岩识别方法。首先,利用三维重建构建了蕴含煤岩颜色信息及截割纹理特征的图像点云;其次,提出了基于改进迭代最近点(iterative closest point,简称ICP)算法的煤岩点云配准方法,提高了点对间的搜索速度和配准精度;然后,设计了基于改进区域生长算法的煤岩识别方法,通过仿真分析验证了改进措施的有效性;最后,搭建了采煤机煤岩截割实验系统,并对相关改进算法进行了实验对比分析。结果表明,所提方法的点云数据分割效果最好,煤岩识别准确率达92.95%。在煤矿井下采煤工作面进行了现场测试,进一步证明了所提煤岩识别方法的可行性和实用性。

关键词 煤岩识别;图像点云;激光点云;点云配准;点云分割

中图分类号 TH6;TD42

引 言

鉴于我国“富煤、贫油、少气”的能源赋存条件,以及非化石能源占比很低的现状,我国以煤为主的能源格局在今后相当长的时期内不会改变^[1]。由于煤矿井下作业环境恶劣及采掘装备的可靠性和智能化水平低,煤矿安全事故总量很大,煤矿百万吨死亡率指标与世界先进产煤国家相比仍有较大差距^[2]。因此,亟待提高采煤工作面的智能化水平,实现“无人化”或“少人化”开采。

煤岩识别是制约采煤工作面智能化发展的关键因素,国内外学者进行了大量的研究工作,提出了多种煤岩识别方法,主要包括放射性射线法^[3-4]、声波/振动探测法^[5-6]、图像识别法^[7-9]、电磁探测法^[10-11]及红外探测法^[12]等。通过分析发现:①放射性射线法具有一定的放射性危害,且对放射性元素含量低的工作面无法适用,因此未能得到广泛应用;②由于煤矿井下光线暗、噪声多及湿度大,导致声波、振动、可见光图像及电磁波等传感信号受到强烈干扰,失真情况严重,致使上述煤岩识别方法的实际应用效果并不理想。

激光扫描技术是近年来兴起的一项新型测量技术,其利用激光对被测物体表面进行扫描,准确、快速地获取目标物的海量三维空间点云数据,从而实

现被测物体的数字化和特征信息表达,目前已被广泛应用于测绘、逆向工程等领域^[13-15]。煤层和岩层的性状存在明显差异,煤层质地较脆,采煤机滚筒截割过后容易崩裂;而岩层质地坚硬,不易出现崩裂现象。因此,截割后的煤岩表面会留下不同的截割纹理。另外,煤层和岩层对激光的反射强度不同,使扫描获取的煤岩点云数据特征也有差异性。然而,激光雷达扫描的点云数据边缘精度差,且无法捕获煤岩表面的截割纹理信息,若直接用于煤岩识别,将会导致激光点云分割过程中的欠分割或过分割问题,降低煤岩识别效果。

针对当前煤岩识别方法及激光点云存在的问题,笔者将图像点云与激光点云数据进行配准融合,借助图像点云中包含的煤岩颜色信息及纹理特征,丰富和优化激光点云数据,进一步提高煤岩识别精度。

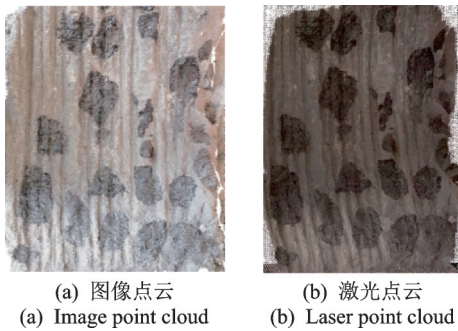
1 基于三维重建的煤岩图像点云生成

图像的三维重建是通过不同角度的多张图像来还原拍摄物体的三维信息,生成拍摄物体的点云数据。其主要依赖两个基本关系,即不同图像间的同一位置关系以及相对位置关系,可以分别利用图像尺度不变特征变换和同名光线共面原则来确

* 国家自然科学基金面上资助项目(52074271,52174152);江苏省自然科学基金面上资助项目(BK20211245);中国博士后科学基金特别资助项目(2020T130696);江苏省科协青年科技人才托举工程资助项目;江苏高校优势学科建设工程资助项目

收稿日期:2022-07-21;修回日期:2022-08-24

定^[16-18]。煤岩点云数据如图1所示。利用图像密集匹配点构建空间交会模型,进而生成图1(a)所示的点云数据,可以看出煤岩图像点云数据量较大,共4 490 661个,拥有丰富的颜色信息和边缘特征,能够真实反映煤岩的截割纹理,并清楚地展示煤岩分布情况。笔者给出了激光雷达扫描的煤岩点云数据,如图1(b)所示,其数量为1 270 001。与图像点云相比,激光点云边缘精度差,纹理特征不丰富,将2种点云结合,将有利于提升煤岩识别的准确率。



(a) 图像点云 (b) 激光点云
(a) Image point cloud (b) Laser point cloud

图1 煤岩点云数据

Fig.1 Point cloud data of coal-rock

$$\begin{cases} [x_1 y_1 z_1]^T = R[x_2 y_2 z_2]^T + T \\ R = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \gamma & -\sin \gamma \\ 0 & \sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix} \\ T = [t_x t_y t_z]^T \end{cases} \quad (1)$$

其中: R 为旋转矩阵; T 为平移矩阵; α, β, γ 分别为绕 x 轴、 y 轴、 z 轴的旋转角; t_x, t_y, t_z 分别为沿 x 轴、 y 轴、 z 轴的位移量。

2.2 ICP算法

ICP算法的基本流程^[21]如下:

1) 获取待配准的源点云数据 $P = \{p_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 和目标点云数据 $Q = \{q_i, i=1, 2, \dots, N\}$,分别计算两点云集合的重心坐标及各点云的相对坐标 $(\bar{X}, \bar{Y}, \bar{Z})$

$$\begin{cases} o_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ o_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \\ o_z = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \\ \bar{X} = x_i - o_x \\ \bar{Y} = y_i - o_y \\ \bar{Z} = z_i - o_z \end{cases} \quad (2)$$

2 基于改进ICP的煤岩点云配准

由于煤岩图像点云和激光雷达扫描点云是在不同的角度和位置通过不同方式得到的,是独立视图的点云数据,因此需要将二者通过其同名特征拼接转换到同一基准坐标系下,构成精细完整的煤岩点云模型。

2.1 点云配准基本原理

点云配准一般包括粗配准和精配准两个阶段。常用的点云粗配准方法主要包括穷举搜索法和几何特征匹配法,笔者选用文献[19]提出的一种经典配准方法,即四点全等集法。精配准的目的是在粗配准的基础上使点云之间的空间位置差别最小化,应用最广泛的精配准方法是ICP算法^[20]。

对于待测物体上的某一点 P ,假设测站1获取的该点坐标为 $X_1(x_1, y_1, z_1)$,测站2获取的该点坐标为 $X_2(x_2, y_2, z_2)$,那么对于点云配准而言,就是要使所有来自2个点云集合中的同名点对满足同一刚体变换 (R, T) ,即

2) 根据初始匹配邻近点对的坐标计算两点云的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,若点集 P 内 $p_i(x_{p_i}, y_{p_i}, z_{p_i})$ 与点集 Q 内 $q_i(x_{q_i}, y_{q_i}, z_{q_i})$ 两点为邻近点对,则可以构建一个矩阵 K ^[20];

3) 求解矩阵 K 的最大特征值及相应的特征向量,进而求出两点云间的旋转矩阵 R ;

4) 利用两点云集合的重心和旋转矩阵 R ,可以计算出对应的平移矩阵 T ;

5) 利用旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 调整源点云坐标,并计算经过变换后的源点云和目标点云的匹配误差

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|q_i - (Rp_i + T)\|^2 \quad (3)$$

当匹配误差小于设定阈值时,配准完成;否则重复步骤2~5,直到匹配误差满足要求。

2.3 ICP算法的改进措施

从ICP算法的流程可以看出,其采用全局搜索不同点云之间的对应点对,导致运算量较大,邻近点

对匹配速度低且存在误匹配点的情况。此外,ICP算法对待配准点云的初始位置较为敏感,若初始位置不合理,则会导致算法陷入局部最优,降低点云配准精度。针对煤岩图像点云和激光点云的配准需求,考虑到煤岩点云数据量巨大、煤岩截割表面法向量夹角距离变化等特点,笔者提出了基于改进ICP算法的煤岩点云配准算法,通过构建双向K维(K-dimension,简称KD)树来进行最近邻域搜索,以提高点对间的搜索速度和精度;同时计算点云法向量夹角,并设定合适阈值来选取点云特征点,使用二者获取的邻近点对求解旋转平移矩阵,进一步提高ICP算法的配准效率。

2.3.1 基于双向KD树的对应点匹配

在ICP算法中,减少求解最近点的时间消耗是提高ICP算法配准效率的关键。通过分析可以将此问题转换为最近邻域搜索问题,即通过搜索点的一定范围邻域点集来选取计算两点云的最邻近点。当采用KD树来搜索点云的最近邻域集时,其时间复杂度为 $N \lg N$,远小于原始ICP算法的时间复杂度 N^2 。但KD树搜索匹配点对是单向的,存在多对一的误匹配点情况,因此笔者采用基于双向KD树的邻域点搜寻方法完成邻近点的匹配,防止点云的误匹配而导致配准效率下降的问题。

2.3.2 基于法向量夹角阈值的特征点提取

笔者采用法向量夹角阈值作为点云特征点的提取原则,法向量夹角可以判断选取点与邻域形成曲面的整体变化幅度,而煤岩交界部分在被采煤机滚筒截割后,其法向量夹角会剧烈变化,具有明显的几何特征。因此,通过设定合适的法向量夹角阈值来提取关键点,可以加快对应点的搜索和配准速度。法向量夹角的计算过程如下。

对于点云集合中的 h 点,其 k 邻域点集为 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_k\}$,其中 k 为近邻点数。利用式(2)求出该邻域点集的重心 o_h 对点集 H 进行平面拟合,平面 S 的表达式为

$$A(x_i - o_{hx}) + B(y_i - o_{hy}) + C(z_i - o_{hz}) = 0 \quad (4)$$

邻域点集内某点 (x_i, y_i, z_i) 到拟合平面的距离为

$$d_i = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (5)$$

要获得最佳拟合平面,应使邻域点集内所有点到该拟合平面距离最小,则目标函数 F 应满足

$$F = \sum_{i=1}^k d_i^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

对目标函数 F 的求解问题可以转换为求解协方

差矩阵的最小特征值 λ_{\min} ,其对应的特征向量即为 h 点的法向量。随后,计算该点法向量与其邻域所有点的法向量夹角的平均值,即为该点的法向量夹角 $\bar{\delta}$ 。设定法向量夹角阈值为 ϵ ,当 $\bar{\delta} \geq \epsilon$ 时,说明该点处邻域变化幅度大,几何特征比较明显,将其放入特征点集中;当 $\bar{\delta} < \epsilon$ 时,说明该点处领域比较平坦,特征不明显,应当舍弃。在遍历所有点后,完成煤岩点云的特征点提取。

2.4 仿真分析

为了验证改进算法的可行性和优越性,选择经典ICP算法、文献[22]归纳的ICP算法(generalized-ICP,简称GICP)和笔者所提改进的ICP算法,分别对斯坦福大学的不同状态bunny兔子模型进行配准分析。为了评估点云配准的精度,使用均方根误差(root mean square error,简称RMSE)来量化点云配准的结果

RMSE =

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [(x_{pi} - x_{qi})^2 + (y_{pi} - y_{qi})^2 + (z_{pi} - z_{qi})^2]}{m}} \quad (7)$$

其中: m 为有效匹配点数。

不同状态的bunny模型如图2所示。其中,兔子模型点数为35 947,几何特征信息比较丰富,见图2(a)。为了验证ICP算法在不同初始条件下的配准性能,设定了较近和较远2种不同初始位置的点云模型,如图2(b,c)所示,其中红色表示目标点云数据,绿色表示源点云数据。

在ICP算法中,相关参数设置如下:匹配误差阈值为0.05,迭代次数为35,夹角阈值 ϵ 为 10° 。通过标准ICP算法、GICP算法和改进ICP算法分别对图2(b,c)所示的2组点云集进行配准,通过计算旋转矩阵和平移矩阵将源点云进行刚性变换,配准结果分别如图3,4所示。

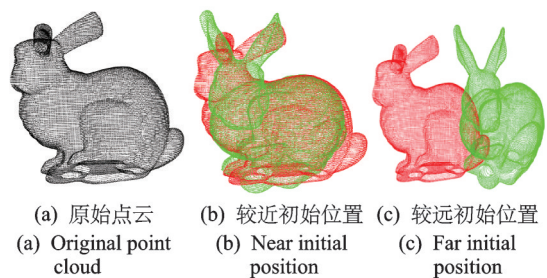


图2 不同状态的bunny模型

Fig.2 Bunny model in different states

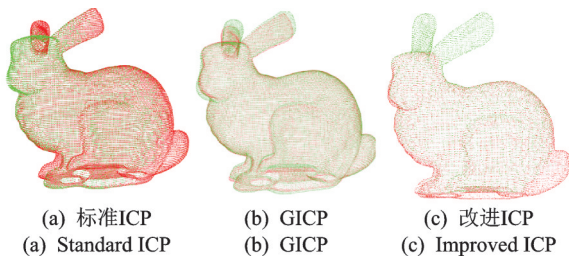


图 3 较近初始位置的配准结果

Fig.3 Registration results of near initial position

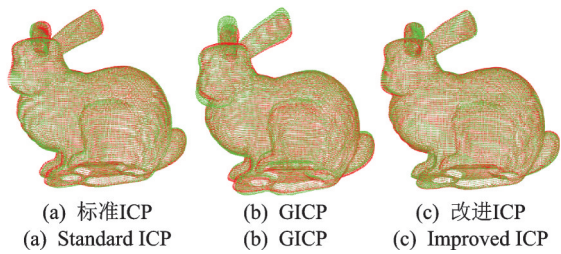


图 4 较远初始位置的配准结果

Fig.4 Registration results of far initial position

可以看出,2组点云在初始位置比较接近的情况下,标准 ICP 算法、GICP 算法和改进 ICP 算法都可以实现较好的点云配准效果;GICP 算法在耳朵和脚部的点云配准存在一定偏差,身体其他区域配准较好,出现了局部最优情况。在初始条件不理想的情况下,标准 ICP 算法和改进 ICP 算法的配准效果较好,在耳朵和脚部等细节处的配准到位;GICP 算法在 bunny 模型的嘴部和耳朵处仍出现了一定的配准偏差。

为了精确分析 3 种配准算法的优劣性能,选取迭代次数、配准 RMSE 及配准耗时等 3 个指标进行对比,bunny 模型的不同配准算法对比结果如表 1 所

表 1 bunny 模型的不同配准算法对比结果

Tab.1 Comparison results of different registration algorithms for bunny model

待配准点云	对比算法	迭代次数	配准 RMSE/mm	配准耗时/ms
较近初始位置	标准 ICP	24	0.340 5	6 278
	GICP	10	2.196 0	4 156
	改进 ICP	21	0.285 1	3 260
较远初始位置	标准 ICP	27	0.545 3	12 040
	GICP	15	3.146 0	6 745
	改进 ICP	26	0.579 2	4 079

示。可以看出,在对初始位置较好的点云配准时,改进 ICP 算法的配准误差和配准耗时均优于经典 ICP 算法和 GICP 算法,这是由于笔者采用双向 KD 树和

法向量夹角阈值提高了点对匹配速度和配准精度,虽然迭代次数较高,但算法的计算效率高,使配准耗时最少。在处理初始位置不理想的点云时,标准 ICP 算法的耗时最长,在迭代次数为 27 次时,配准均方根误差为 0.545 3 mm;GICP 算法耗时相对较短,但配准误差较大;改进 ICP 算法的迭代次数较多,但因为 KD 树数据结构加速了点云配准,使得配准耗时最少,并且配准均方根误差仅为 0.579 2 mm,在耗时更低的情况下,取得了更好的配准效果。

3 基于改进区域生长算法的煤岩识别

3.1 传统区域生长算法分析

在完成煤岩图像点云与激光点云的配准后,需要根据三维点云的空间信息、几何特征和纹理特征将融合后的煤岩点云数据分割成不同的集合聚类,实现煤岩分布区域的划分,进而完成煤岩的精准识别。区域生长算法是一种自底向上的分割算法,其易于实现且分割效果较好,在激光遥感、逆向工程等领域得到了广泛应用^[23-24]。传统区域生长算法存在以下问题:①初始种子点的选择具有随机性,在点云数据量大、特征信息多的情况下,可能会导致分割的结果不一致;②对于煤岩点云数据来说,当煤和岩石的分界不明显时,仅依靠法向量信息作为判断依据进行区域生长,会导致过分割或欠分割问题;③在区域生长算法分割完成后,无法准确判别分割区域是煤层还是岩层。

3.2 改进的区域生长算法

煤岩图像点云和激光点云数据中包含了丰富的煤岩颜色信息和纹理信息,因此笔者利用纹理颜色信息对传统区域生长算法进行改进,以提高煤岩点云数据的分割精度。

3.2.1 颜色空间的运用

由于煤矿井下工作面环境恶劣,采集的煤岩点云数据受到光照、遮挡及阴影的影响,直接使用红-绿-蓝(red-green-blue,简称 RGB)颜色空间作为点云分割依据,会降低煤岩的分割效果。与 RGB 颜色空间相比,色调-饱和度-明度(hue-saturation-value,简称 HSV)颜色空间更接近人们对彩色的感知经验,能够更加简单地对颜色进行描述,直观地表达颜色的色调、鲜艳程度和明暗程度,可以降低光线强弱变化的干扰,从而提高煤岩点云分割的精度。

将煤岩点云数据的颜色信息由RGB空间转换到HSV空间后,在HSV颜色空间下,可以计算煤岩点云数据中任意两点的颜色相似度 D_{ij} ,进而选择颜色相近的点集进行区域生长,其计算公式为

$$D_{ij} = \sqrt{(H_i - H_j)^2 + (S_i - S_j)^2 + (V_i - V_j)^2} \quad (8)$$

其中: H, S, V 分别为任意两点云 i 和 j 的HSV颜色值。

3.2.2 初始种子点的选取及生长法则的确定

首先,将每个需要分割的区域找出初始种子点作为区域生长的起点;其次,使用种子点与邻域点的法向量夹角作为判断标准,判断是否进行点云聚类。考虑到煤岩点云数据中煤岩的颜色信息具有显著的差异性,笔者选取HSV颜色空间下煤岩点云数据中色调 H 值最小的点作为初始种子点,同时将法向量夹角和颜色信息相结合,作为煤岩点云的区域生长法则,完成煤岩点云数据的精确聚类与分割。

3.3 算法流程

基于改进区域生长算法的煤岩识别流程如下:

1) 设定法向量夹角阈值 δ_0 、颜色的相似度阈值 D_0 、煤岩颜色阈值 H_0 及最小聚类点数值阈值 M ,并选定色调值 H 最小的点作为初始种子点;

2) 计算种子点法向量与邻域点各点的法向量夹角 δ_i 和颜色相似度 D_i ;

3) 判断种子点与邻域点的法向量夹角、颜色相似度的大小,若满足 $\delta_i < \delta_0$ 且 $D_i < D_0$,则认为该邻域点在初始种子点附近,两者纹理类似且颜色相近,将该点归为种子点所在的类;

4) 以新加入的邻域点为新的种子点,重复步骤2和4,直至周围邻域遍历完毕,该聚类生长完成;

5) 在未选中的点云数据中选择色调值 H 最小的点作为种子点,重复步骤2~5,直至所有点云数据都归入某一聚类,此时算法结束,区域生长完成;

6) 计算每个聚类中点的个数,并与设定的聚类数量阈值相比较,若小于最小聚类点数量阈值,则将此聚类归入与该类颜色相似度最近的一类中;

7) 此时煤岩点云数据会被分割形成多个聚类,煤岩的种类根据初始种子点的色调值 H 来判定,若色调值 H 小于设定的煤岩分割颜色阈值 H_0 ,则该聚类为煤层;若色调值 H 大于设定的煤岩分割颜色阈值 H_0 ,则该聚类为岩层。

4 实验验证

4.1 实验台的搭建

为了验证所提煤岩识别方法的可行性,搭建了采煤机煤岩截割实验系统,如图5所示。由于实验场地空间有限,采用自制的煤岩试块代替长壁采煤工作面,其尺寸为1 000 mm×700 mm×1 600 mm。煤岩试块中岩层由水泥和细沙等比例混合而成,煤层由水泥、细沙和煤粉按1:1:3比例混合而成,岩层和煤层在试块制备过程中随机分布。首先利用采煤机截割滚筒对试块进行截割,然后通过工业相机和激光雷达来获取煤岩剖面表面的相关数据。实验中选用的激光雷达型号为Ouster-128,每秒最多可扫描2 621 440个点;工业相机型号为MV-GEC1200M-TPO,镜头型号为MV-LD-12-10M-J,像素为1 200万。

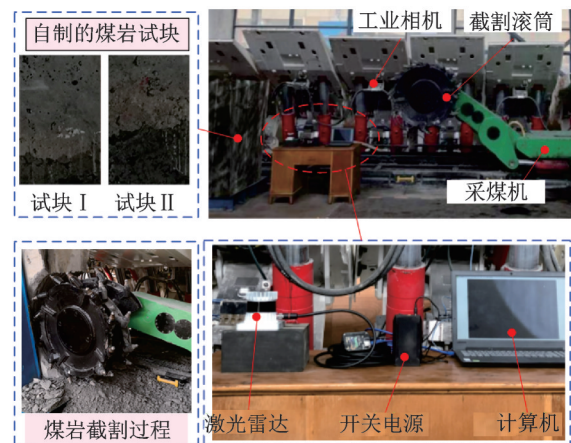


图5 煤岩截割实验系统

Fig.5 Coal-rock cutting experimental system

4.2 煤岩点云配准分析

在煤岩试样截割后,随机选取一处煤岩截割表面,通过工业相机和激光雷达获取该处的煤岩图像信息和激光点云数据,并利用图像三维重建法生成煤岩图像点云数据。由于煤岩图像点云是根据煤岩图像生成的相对模型,没有绝对尺度信息,因此先根据煤岩图像的实际尺寸,利用CloudCompare软件对图像点云进行标定,确定图像点云与激光点云同尺度的缩放系数为71,再实现煤岩图像点云的尺度变换。笔者利用四点全等集法对煤岩图像点云和激光点云进行粗配准。

在粗配准处理之后,利用标准ICP, GICP和改进ICP算法分别对两类点云进行精配准,不同算法的煤岩点云配准和对比结果分别如图6和表2所

示。通过对比分析可知,基于改进的 ICP 算法完成煤岩点云配准后,融合的点云数据更加丰富,增强了煤岩纹理特征,且携带了丰富的煤岩颜色信息,煤岩点云的边界线更加清晰。由于两类点云数据是通过不同方法采集的,二者分辨率不同且数据量庞大,因此 3 种算法的配准耗时均较长。改进 ICP 算法的配准均方根误差最小,仅为 7.45 mm,虽然配准耗时较 GICP 略有增加,但总体配准效果更优。

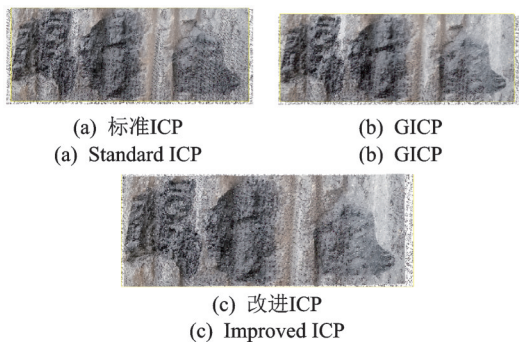


图 6 不同算法的煤岩点云配准结果

Fig.6 Registration results of coal-rock point cloud based on different algorithms

表 2 不同配准算法的对比结果

Tab.2 Comparison results of different registration algorithms

对比算法	迭代次数	配准 RMSE/ mm	配准耗时/ ms
标准 ICP	23	7.71	4 768
GICP	17	8.12	4 287
改进 ICP	21	7.45	4 310

4.3 煤岩识别结果分析

利用传统区域生长算法和改进区域生长算法分别对融合前后的煤岩点云数据进行分割识别实验,为了评估不同方法的煤岩识别精度,通过构建二分类的混淆矩阵来计算分类的准确性。煤岩识别结果的混淆矩阵如表 3 所示,煤岩识别准确率的计算公式可表示为: $(T_1+T_2)/(T_1+T_2+F_1+F_2) \times 100\%$ 。不同算法的煤岩点云识别结果如图 7 所示。

表 3 煤岩识别结果的混淆矩阵

Tab.3 Confusion matrix of coal-rock recognition

实际分类	预测分类	
	煤层	岩层
煤层	T_1	F_1
岩层	F_2	T_2

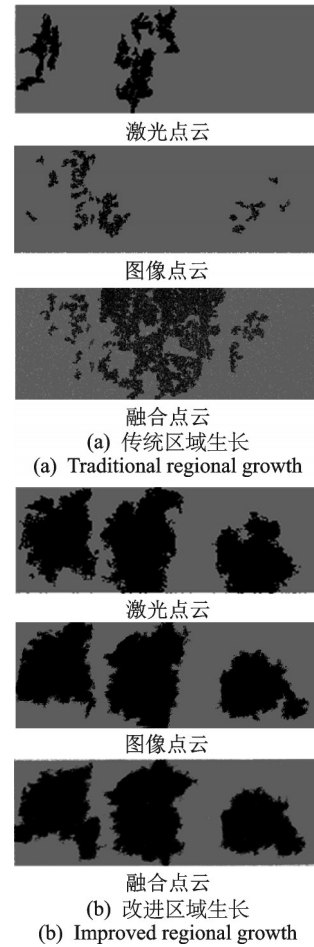


图 7 不同算法的煤岩点云识别结果

Fig.7 Recognition results of coal-rock point cloud based on different algorithms

可以看出:基于传统区域生长算法对激光点云、图像点云和融合点云的煤岩识别效果均较差,存在严重的欠分割或过分割问题;基于改进区域生长算法对单一点云的煤岩识别效果明显优于传统算法,但煤岩分界线不够清晰,存在一定程度的欠分割或过分割现象;当激光点云和图像点云配准融合后,改进区域生长算法充分利用煤岩分布的颜色信息和截割纹理特征,能够较为准确地对煤岩点云进行分割,煤岩识别效果最好。

为了定量分析不同方法的煤岩识别精度,利用 CloudCompare 软件分别对煤岩激光点云、图像点云及融合点云进行标定,统计出煤层和岩层的真实点云数量。基于煤岩点云分割结果构建相应的二分类混淆矩阵,如表 4 所示。

由表 4 可以看出,对于 3 种类型的煤岩点云数据,改进区域生长算法均可以更准确地对点云数据进行分割,煤岩识别准确率分别为 89.58%, 90.64% 和 92.95%,均优于传统区域生长算法。这

表4 煤岩识别结果的混淆矩阵

Tab.4 Confusion matrix of coal-rock recognition results

点云类型	识别方法	实际分类	预测分类		识别准确率/%
			煤层	岩层	
激光点云	传统区域生长	煤层	6 678	26 110	63.00
	岩层	110	37 968		
改进区域生长	煤层	27 892	4 896	89.58	
	岩层	2 487	35 591		
图像点云	传统区域生长	煤层	32 160	421 158	53.57
	岩层	1 201	455 090		
改进区域生长	煤层	378 186	75 132	90.64	
	岩层	9 988	446 303		
融合点云	传统区域生长	煤层	105 225	373 471	55.82
	岩层	59 672	442 107		
改进区域生长	煤层	421 346	57 350	92.95	
	岩层	11 729	490 050		

是因为改进区域生长算法综合考虑了煤岩点云数据的颜色信息及截割纹理特征,优化了初始种子点的选取及生长法则,融合的点云数据更加丰富,煤岩边界线更加清晰,因此笔者所提方法的煤岩识别准确率最高。

分别对随机选取的20组煤岩点云数据样本进行分割与识别,多组煤岩点云数据识别结果如图8所示。可以看出:改进区域生长算法可以更加准确地对煤岩点云数据进行分割,煤岩识别准确率均优于传统区域生长算法,且鲁棒性更强;利用改进区域生长算法对煤岩融合点云数据进行识别,其精度均优于单独的图像点云或激光点云,煤岩识别准确率均在90%以上。

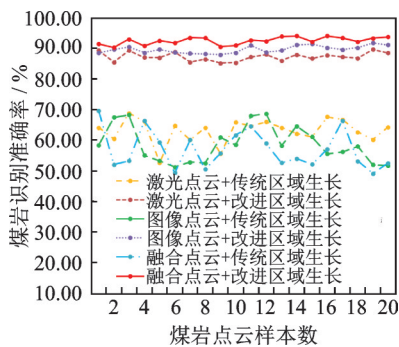


图8 多组煤岩点云数据识别结果

Fig.8 Recognition results of multi group coal-rock point cloud data

4.4 井下实验结果分析

为了进一步验证所提煤岩识别方法的实用性,在煤矿井下某采煤工作面进行了现场实验,实验场景如图9所示。

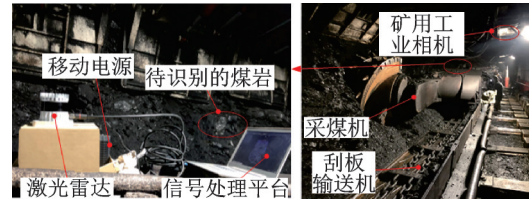


图9 井下现场实验场景

Fig.9 Scene of field experiment in underground coal mine

利用改进ICP算法对煤岩图像点云和激光点云进行配准融合,井下煤岩数据识别结果如图10所示。经改进区域生长算法进行分割识别后,3 762个煤层点云和9 465个岩层点云被错误分割,最终煤岩识别准确率达93.32%,能够满足工作面智能化采煤的实际需求。

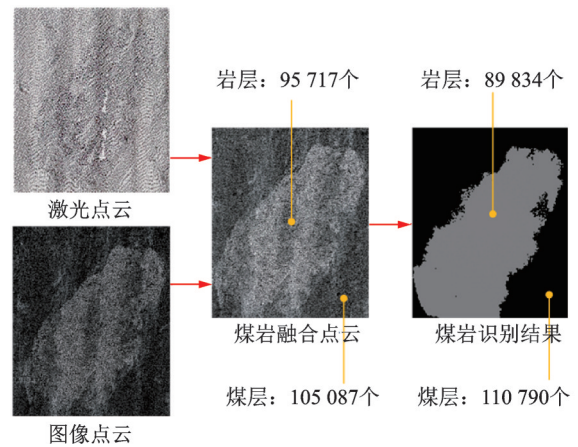


图10 井下煤岩数据识别结果

Fig.10 Coal-rock recognition results in underground coal mine

5 结论

1) 通过分析国内外煤岩识别技术的特点及激光扫描点云存在的问题,结合图像点云中包含的煤岩颜色信息及纹理信息,提出了基于图像点云与激光点云融合的煤岩识别方法。

2) 针对煤岩点云数据量巨大、煤岩截割表面法向量夹角距离变化等特点,提出了一种基于改进ICP算法的煤岩点云配准算法。仿真结果表明,改进ICP算法在配准耗时及配准精度方面均优于经典ICP算法及GICP算法。

3) 针对传统区域生长算法存在的问题,综合运用煤岩点云的颜色信息及截割纹理特征,设计了基于改进区域生长算法的煤岩识别方法,并通过采煤机煤岩截割实验系统和煤矿井下现场测试,验证了所提煤岩识别方法的可行性和实用性。

4) 虽然通过煤岩点云数据的融合提升了煤岩识别精度,但两类点云数据量过大,在点云配准及分割过程中需要消耗大量时间。笔者将对融合点云数据的精简方法进行研究,在保证煤岩识别精度的同时,提高识别效率。

参 考 文 献

- [1] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(1):1-27.
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems [J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1):1-27. (in Chinese)
- [2] 王国法, 庞义辉, 任怀伟. 煤矿智能化开采模式与技术路径[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2020, 2(1): 013501.
WANG Guofa, PANG Yihui, REN Huaiwei. Intelligent coal mining pattern and technological path[J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2020, 2(1):013501. (in Chinese)
- [3] 王增才, 张秀娟, 张怀新, 等. 自然 γ 射线方法检测放顶煤开采中的煤矸混合度研究[J]. 传感技术学报, 2003, 16(4):442-446.
WANG Zengcai, ZHANG Xiujuan, ZHANG Huaixin, et al. The research on detection of rock content in coal rock mixture in top coal caving by natural Gamma ray [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2003, 16(4):442-446. (in Chinese)
- [4] 刘长友, 张宁波, 郭凤岐, 等. 特厚煤层综放煤-矸-岩放落流动的时序规律及识别方法[J]. 煤炭学报, 2022, 47(1):137-151.
LIU Changyou, ZHANG Ningbo, GUO Fengqi, et al. Sequential rules and identification method of coal-gangue-rock caving flow in fully mechanized top-coal-caving workface of extra thick coal seam[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(1):137-151. (in Chinese)
- [5] 张艳丽, 张守祥. 基于Hilbert-Huang变换的煤矸声波信号分析[J]. 煤炭学报, 2010, 35(1):165-168.
ZHANG Yanli, ZHANG Shouxiang. Analysis of coal and gangue acoustic signals based on Hilbert Huang transformation [J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(1):165-168. (in Chinese)
- [6] SI L, WANG Z B, LIU X H, et al. A sensing identification method for shearer cutting state based on modified multi-scale fuzzy entropy and support vector machine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019(78):86-101.
- [7] 司垒, 王忠宾, 熊祥祥, 等. 基于改进U-net网络模型的综采工作面煤岩识别方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(S1):578-589.
SI Lei, WANG Zhongbin, XIONG Xiangxiang, et al. Coal-rock recognition method of fully mechanized coal mining face based on improved U-net network model [J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(S1):578-589. (in Chinese)
- [8] ZHANG H J, ZHANG Q. Dynamic identification of coal-rock interface based on adaptive weight optimization and multi-sensor information fusion [J]. Information Fusion, 2019, 51:114-128.
- [9] 高峰, 殷欣, 刘泉声, 等. 基于塔式池化架构的采掘工作面煤岩图像识别方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(12): 4088-4102.
GAO Feng, YIN Xin, LIU Quansheng, et al. Coal-rock Image recognition method for mining and heading face based on spatial pyramid pooling structure[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(12): 4088-4102. (in Chinese)
- [10] WANG X, HU K X, ZHANG L, et al. Characterization and classification of coals and rocks using terahertz time-domain spectroscopy[J]. Journal of Infrared, Millimeter & Terahertz Waves, 2017, 38(2):248-260.
- [11] 王昕, 赵端, 丁恩杰. 基于太赫兹光谱技术的煤岩识别方法[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2018, 23(1):13-17, 91.
WANG Xi, ZHAO Duan, DING Enjie. Coal-rock identification method based on Terahertz spectroscopy technology [J]. Journal of Mining and Strata Control Engineering, 2018, 23(1):13-17, 91. (in Chinese)
- [12] 张强, 孙绍安, 张坤, 等. 基于主动红外激励的煤岩界面识别[J]. 煤炭学报, 2020, 45(9):3363-3370.
ZHANG Qiang, SUN Shaoan, ZHANG Kun, et al. Coal and rock interface identification based on active infrared excitation [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(9):3363-3370. (in Chinese)
- [13] 熊峰, 刘成菊, 陈启军. 基于垂直约束的激光扫描机构外参标定算法[J]. 自动化学报, 2021, 47(5): 1058-1066.
XIONG Feng, LIU Chengju, CHEN Qijun. The external calibration algorithm for plane laser-scanning mechanism based on vertical constraint [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(5):1058-1066. (in Chinese)
- [14] 骆海涛, 王浩楠, 于长帅, 等. 某无人机激光雷达隔振设

- 计与试验测试[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(6): 1143-1147.
- LUO Haitao, WANG Haonan, YU Changshuai, et al. Vibration isolation design and experimental testing of UAV laser radar [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(6): 1143-1147. (in Chinese)
- [15] 曲宝章, 孙可心, 霍东尧, 等. 大型焊接构架制造过程的变形测量与分析[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1): 67-72.
- QU Baozhang, SUN Kexin, HUO Dongyao, et al. Deformation measurement and analysis for the large welding frames in manufacturing processes [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 67-72. (in Chinese)
- [16] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [17] 王少杰, 武文波, 徐其志. VGG与DoG结合的光学遥感影像精确配准方法[J]. 航天返回与遥感, 2021, 42(5):76-84.
- WANG Shaojie, WU Wenbo, XU Qizhi. An accurate registration method for optical remote sensing images based on VGG and DoG[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2021, 42(5):76-84. (in Chinese)
- [18] 黎荆梅, 范永祥, 王宁, 等. 航空推扫式外拼接成像系统子视场相对定向方法[J]. 光学学报, 2021, 41(18): 93-102.
- LI Jingmei, FAN Yongxiang, WANG Ning, et al. Relative orientation method of airborne pushbroom combined imaging system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(18):93-102. (in Chinese)
- [19] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 670-679.
- [20] 赵明富, 黄铮, 宋涛, 等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. 激光杂志, 2019, 40(10): 45-50.
- ZHAO Mingfu, HUANG Zheng, SONG Tao, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10):45-50. (in Chinese)
- [21] 杨晶东, 孙磊明, 邵雨婕, 等. 一种有效的自主机器人迭代最近点定位算法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 15-20, 30.
- YANG Jingdong, SUN Leiming, SHAO Yujie, et al. Efficient iterative closest point localization algorithm for autonomous robots[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(15):15-20,30. (in Chinese)
- [22] SEGAL A, HHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP [C] //Robotics: Science and Systems V. Seattle, USA: University of Washington, 2009.
- [23] 巨志勇, 翟春宇, 张文馨. 基于SVM与区域生长的彩色商品标签图像分割方法[J]. 电子科技, 2021, 34(10): 69-74.
- JU Zhiyong, ZHAI Chunyu, ZHANG Wenxin. Color commodity label image segmentation method based on SVM and region growth [J]. *Electronic Science and Technology*, 2021, 34(10):69-74. (in Chinese)
- [24] 刘思言, 李玲, 特日根, 等. 基于直方图区域生长的遥感图像阈值分割算法[J]. 测绘通报, 2021(2):25-29.
- LIU Siyan, LI Ling, TE Rigen, et al. Threshold segmentation algorithm based on histogram region growing for remote sensing images[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(2):25-29. (in Chinese)



第一作者简介: 司垒, 男, 1987年7月生, 博士、副教授。主要研究方向为煤矿智能化开采、特种环境机器人技术。曾发表《A novel coal-rock recognition method for coal mining working face based on laser point cloud data》(《IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement》2021, Vol. 70)等论文。
E-mail: sileicool@163.com

通信作者简介: 王忠宾, 男, 1972年3月生, 教授。主要研究方向为煤矿智能化开采装备与技术。
E-mail: wzbcmeec@163.com