

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-10

## 多干扰成像条件下的钻孔内壁图像鲁棒拼接方法

罗琦, 徐望明, 李垚翔, 赵宇航  
(武汉科技大学 信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081)

**摘要:**针对地质勘探中钻孔内壁图像拼接时易受成像光照条件、探头扰动、深度或方位角信息缺失等多因素影响的问题,提出了一种多干扰成像条件下的钻孔内壁图像鲁棒拼接方法。首先采用带条件约束的图像映射方法将钻孔内壁图像的特特定采样区域展开,以获得成像光源干扰下可有效用于拼接的窄带图像;接着利用钻孔视频图像的固有特性,采用ROI区域配准策略实现了在探头旋转扰动、深度和方位角信息缺失的情况下对展开的钻孔窄带图像进行精确配准,同时采用网格匹配策略提高了配准速度;最后根据配准结果采用逐行动态加权的图像融合方法消除拼接痕迹,进一步优化了拼接结果图像的质量。通过对不同地质条件下的仿真图像进行实验,本文方法的性能指标SSIM平均值为71.39%、PSNR平均值为26.74、配准精度平均值为92.38%,均优于对比方法;通过对不同钻孔视频的真实图像进行实验,本文方法所得拼接结果的客观评价指标EN、SF、AG、MI和 $Q_{MI}$ 等均得以提升。

**关键词:**图像拼接;图像配准;图像融合;钻孔内壁图像

**中图分类号:**TP394.1;TH86 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2025-0018\_优先 **CSTR:**32172.14.CJLCD.2025-0018\_优先

## Robust stitching method for borehole wall images under multi-interference imaging conditions

LUO Qi, XU Wangming, LI Yaoxiang, ZHAO Yuhang

(School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology,  
Wuhan 430081, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the stitching of borehole wall images in geological exploration is easily affected by multiple factors such as imaging illumination conditions, probe disturbance, and information missing of depth or azimuth, a robust stitching method for borehole wall images under multi-interference imaging conditions is proposed. Firstly, an image mapping method with conditional constraints is adopted to expand a specific sampling region of the borehole wall image into a narrowband image that can be effectively used for stitching under the interference of the imaging light source. Then, the intrinsic characteristics of the images in borehole video are utilized, and an ROI-based registration strategy is adopted to realize the accurate registration of the unfolded narrowband borehole images under the conditions of probe disturbance and information missing of depth and azimuth, and then a precise registration of the unfolded narrowband image of the borehole under the conditions of probe disturbance, missing depth or azimuthal angle. At the same time, a grid-based matching strategy is applied to improve

收稿日期:2025-01-20;修订日期:2025-02-20.

基金项目:国家自然科学基金(No.51805386)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.51805386)

the registration speed. Finally, a row-by-row dynamically weighted image fusion method is adopted to eliminate the stitching traces according to the registration results, which further optimizes the quality of the stitched images. Through the experiments on the simulated images under different geological conditions, the performance indexes of the proposed method with average value of SSIM of 71.39%, average value of PSNR of 26.74, and average value of registration accuracy of 92.38% are better than those of the comparison method. and through the experimental results on the real images of different borehole videos, the objective evaluation indexes of the stitching results obtained by the proposed method, such as EN, SF, AG, MI, and Q\_MI, etc., are all improved.

**Key words:** image stitching; image registration; image fusion; borehole wall image

## 1 引言

在地质勘探领域,通过成像装置采集钻孔内壁图像并拼接成全景图,是洞悉地下地质构造、评估岩体稳固性的关键手段<sup>[1]</sup>。钻孔内壁全景图能直观全面地展现岩层内部结构,有助于工程人员精准分析岩层分布、产状及裂隙<sup>[2]</sup>,对保障工程安全具有深远意义<sup>[3]</sup>。

早期的钻孔内壁图像拼接往往依赖于机械旋转摄像头下工程师观测和标记,存在不够直观、成本高昂、数据精度有限等问题。随着图像处理技术的发展,智能化钻孔内壁图像拼接方法逐渐流行。传统的钻孔图像拼接方法是基于扫描线或类扫描线堆积拼接的方法,即依靠电子罗盘或指南针的方位角和编码器的深度信息不断生成每一帧视频图像的扫描线,然后将扫描线依次堆积起来形成钻孔内壁图像<sup>[4]</sup>。若钻孔井下存在磁性岩层导致深度传感器和电子罗盘等传感器读数失真,或因下放电缆距离过长导致微小的气流或水流对其干扰,造成摄像头拍摄画面旋转扰动问题,那么这种基于扫描线的方法拼接成图质量将会下降。

为此,基于图像处理技术的钻孔图像拼接算法被提出。杜港等<sup>[5]</sup>利用特征点检测算法BRISK并改进RANSAC实现了图像拼接。丘文涛等<sup>[6]</sup>提出一种结合区域分割改进的SIFT图像匹配算法,其考虑待配准图在参考图上存在多个相似区域时SIFT算法匹配点数量较少的问题。XFeat<sup>[7]</sup>是一种用于加速特征提取的轻量级卷积神经网络架构,适用于稀疏和半稠密图像匹配。这类算法虽然实现了钻孔内壁图像拼接,但是由于岩石纹理和构造的多样性,即使提取到了足够的特征点,也可能因为相似纹理的干扰而导致匹

配精度下降。UDIS算法<sup>[8]</sup>是一种基于无监督深度学习图像拼接算法,解决了传统方法严重依赖于特征检测、配准质量的问题,但其融合阶段图像质量下降不利于连续拼接。Nie等<sup>[9]</sup>随后提出了一种用于图像拼接的单阶段深度学习图像矩形化解决方案,它通过预定义的刚性目标网络实现高效并行计算,可以有效地以剩余渐进方式生成矩形图像。陈佳等<sup>[10]</sup>提出的AMG&VITM虽然完成了超长钻孔视频全景图生成工作,但其未曾考虑到实际应用过程中非理想因素干扰导致图像拼接工作不能顺利进行的情况。

针对上述岩层图像特性和环境特性,本文提出一种多干扰成像条件下的钻孔内壁图像鲁棒拼接方法,旨在解决多种因素干扰情况下钻孔内壁图像自动化展开、配准和融合问题,使其不依赖于特征点检测和深度、方向角等信息,从而提高图像拼接的鲁棒性。

## 2 钻孔成像系统及图像拼接流程

钻孔成像系统主要由配置了摄像头、光源和方位传感器的探头、配置了深度传感器的绞车、控制箱和工控主机等部件组成,如图1所示。勘探时,控制箱通过控制绞车转动进而控制探头在钻孔中升降,经由电缆实时传输摄像头采集的图像及传感器采集的深度和方位角等信息,并转发至工控主机处理以拼接生成钻孔内壁全景图,供工作人员进行岩性分析<sup>[11]</sup>。

将拍摄的钻孔内壁图像序列拼接起来主要包括3个步骤,即图像展开、配准和融合。

图像展开用来获得钻孔内壁图像的展开图。首先确定展开圆环区域的圆心和半径,常用的方法有霍夫圆检测法、轮廓跟踪法和最小二乘拟合

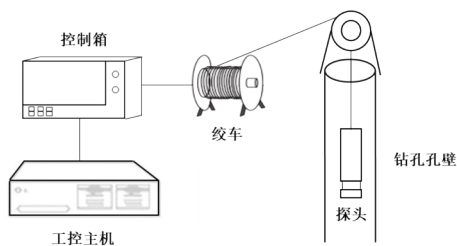


图1 钻孔成像系统

Fig. 1 Borehole imaging system

法等。确定圆环区域后将其展开为钻孔侧壁图像,常用的方法有查表展开法、光路跟踪坐标映射法、同心圆环展开法等。由于井下或钻孔内无光,钻孔内壁成像必须依靠摄像头配置的光源,这会导致拍摄的图像光照不均的现象,可能出现靠近光源区域曝光过度和井中深处区域过暗的问题,展开圆环应尽量规避这些信息稀疏区域。

图像配准是图像拼接的核心,其实质是计算前后两帧具有重叠区域图像的几何变换关系。特征点匹配算法通常依赖于具有可区分性的特征点来建立图像的空间对应关系,但在岩层图像中往往会出现层理、节理等周期性或重复性纹理特征,这些局部特征在孔壁图像中广泛分布且相互间高度相似,这增加了图像配准的难度,极易导致误匹配的发生。岩层钻孔内壁的展开图序

列,类似于由垂直观测平面的摄像装置在相互垂直的两个维度上平行移动所捕获的图像序列。因此,仅需获取沿水平方向和垂直方向上的图像配准信息,即可完成对该序列的配准<sup>[12]</sup>。然而,实际作业中,风力、水流等环境因素的变化会引发摄像装置的旋转扰动,而磁场环境的干扰则可能导致方位角信息出现误差或缺失<sup>[13]</sup>,这给图像配准带来了挑战。

图像融合是指根据上述配准结果将两幅或多幅图像合并成一幅图像,以获得更好的视觉效果或更多的信息。前后两帧图像的光照、颜色差异,配准信息的不够准确,以及图像融合策略的不当,都可能使得结果图像出现拼接痕迹。

### 3 本文方法

为了克服上文提到的现有技术局限,在保证配准精度的情况下提高图像配准速度、质量,解决拼接缝等图像质量问题,本文提出一种多干扰成像条件下的钻孔内壁图像鲁棒拼接方法。该方法在多种岩层环境因素干扰条件下能稳定地生成钻孔内壁拼接图像,其主要步骤包括带条件约束的图像映射展开、ROI区域图像配准和逐行动态加权图像融合。本文方法的工作流程如图2所示。

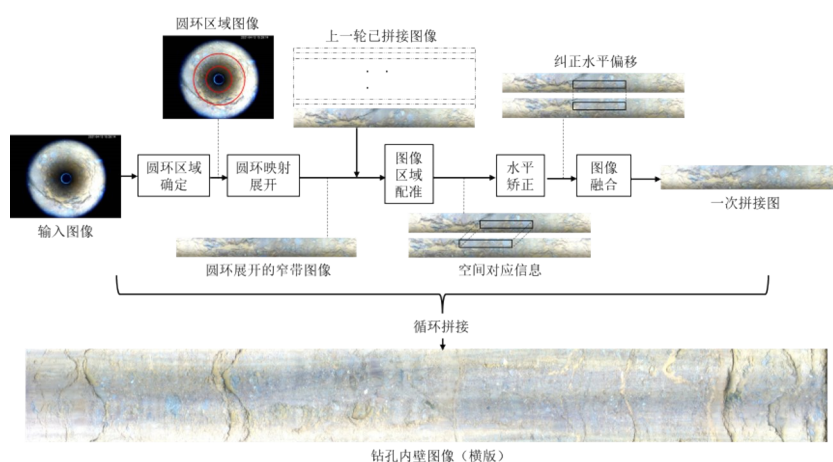


图2 本文方法的工作流程

Fig. 2 the workflow of the proposed method

首先,对输入图像定位圆心并针对钻孔中会出现的光照不均问题,结合先验性约束条件来确定圆环区域,从而可将钻孔图内壁像映射展开为

窄带图。在得到已展开图像对后,基于钻孔视频图像的固有特性将展开窄带图像与上一轮已拼接图像进行配准。采取ROI区域图像配准策略

以在岩层重复性结构及深度、方向角等传感器数据缺失情况下更稳定获取图像配准信息,得到图像的空间对应关系,从而据此纠正图像间水平偏移并计算两幅图像的重叠区域位置和大小,使得两幅图像在空间上对齐。最后对重叠区域逐行动态加权融合像素值,实现图像间的平滑过渡,以保证拼接图像质量并减少拼接痕迹。

### 3.1 带条件约束的图像映射展开

对钻孔内壁图像展开,图像采样区域是一圆环区域。在确定圆环区域时,尽量避免过曝和过暗区域,但这样会造成展开区域过于靠近圆心或面积过小,从而导致后续图像配准信息过少,为此,提出带条件约束的图像映射展开方法。

如图3所示,在利用霍夫圆检测法定位圆心 $C(u_0, v_0)$ 后,为检测上述图像信息稀疏区域,首先对图像进行直方图构建,统计图像中每种灰度出现的频率。过曝和欠曝通常表现为直方图在255和0像素值附近有一个或多个尖峰、像素分布集中。得到区域像素信息后,选取图像宽和高中的较小值的一半为 $R$ ,并以 $\Delta R$ 为步长,对于以 $C(u_0, v_0)$ 为圆心、 $R$ 为外径、 $R - \Delta R$ 为内径的环形区域,记其面积为 $S_1$ ,采取阈值法检测该环形区域中的过曝像素和欠曝像素,记其总面积为 $S_2$ ,当过曝和欠曝像素占据了大于一定比例 $p$ 的环形区域,即条件 $S_2/S_1 > p$ 成立时,更新 $R = R - \Delta R$ ,即缩小外径;重复上述过程选定新的环形区域,直到条件不成立,将最新的 $R$ 值作为钻孔内壁图像展开圆环的最佳外径。

此时,设 $r$ 为钻孔内壁图像展开圆环的内径

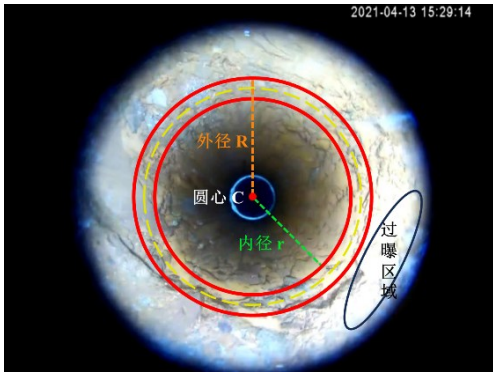


图3 图像采样的圆环区域

Fig. 3 Circular region for image sampling

( $r < R$ ),利用极坐标系和空间直角坐标系之间的映射关系将钻孔图像展开为窄带图像。若以内外径中间圆的周长为展开后的窄带图像的宽度,则窄带图像高 $H = R - r$ ,宽 $W = \pi(R + r)$ 。展开时,对于半径范围 $[r, (R + r)/2]$ 内的像素采取插值手段,对于半径范围 $[(R + r)/2, R]$ 内的像素采取采样手段即直接舍弃对应区域像素。图像展开的坐标对应关系可表达为。

$$\begin{cases} U = \frac{W}{2\pi} \arccos\left[\frac{H}{r_i V}(u - u_0)\right] \\ V = \frac{W}{2\pi} \arcsin\left[\frac{H}{r_i V}(v - v_0)\right] \end{cases}, \quad (1)$$

其中, $(u, v)$ 为钻孔内壁图像圆环区域内的像素坐标, $(U, V)$ 所展开的窄带图像与圆环区域对应的像素坐标, $r_i$ 为展开半径,且 $r < r_i < R$ 。

由于插值和采样都会造成一定程度的像素失真,为减少后续配准误差, $r$ 和 $R$ 要尽量大,且 $R - r$ 不要相差太大,实际应用中建议40~80个像素为宜。

### 3.2 ROI区域图像配准

将当前已完成拼接的展开图像称为参考图像(视频第1帧默认为初始参考图像),将下一帧要拼接的展开图像称为待拼接图像。钻孔视频图像的固有特性体现在:其一,相邻帧的展开图像中,待拼接图像与参考图像包含钻孔内壁的部分重叠区域,可用图像相似性度量,这也是能够拼接的前提;另一特性源自圆环展开为窄带图像后的固有属性,即该图像结构支持任意一侧任意数量的像素列无缝平移至对侧,同时维持图像整体连贯性。鉴于上述双重特性,在实际作业中前镜头存在的旋转扰动及方位角读数缺失的情况下,对待拼接图像采取ROI(感兴趣区域)选取策略。依据电机行进速度可得预估行偏移量 $\Delta Y$ 。对于预估列偏移量 $\Delta X$ ,根据窄带图像宽度 $N_c$ 、摄像机分辨率( $R_c$ ,以像素为单位)、帧率( $F$ ,以帧/秒为单位)、镜头的水平视场角( $H_o$ ,以弧度为单位)、经验系数 $k$ ,粗略估计相关的最小阈值角度 $\theta_m$ ,该角度表示每帧图像绕中心旋转的最大允许值。待拼接图像ROI区域作为子图像,其行数 $y$ 范围 $0 < y < N_r - \Delta Y$ ,列数 $x$ 的范围 $\Delta X < x < N_c - \Delta X$ 。各变量关系为:

$$\theta_{th} = \frac{k \cdot H_o}{R_c \cdot F}, \quad (2)$$

$$\Delta X = \frac{N_c \cdot \theta_{th}}{2\pi}. \quad (3)$$

获得待拼接图 ROI 区域后对两图像进行网格加速配准<sup>[14-15]</sup>, 从待拼接图像的 ROI 区域  $I$  中自动选择信息熵最大的局部图像块作为模板。首先将  $I$  以  $m \times n$  网格形式分割成若干大小为  $M \times N$  的小块, 选出信息熵最大的图像块作为模

版图像  $T$ 。采取基于网格加速的模版匹配法在参考图像  $I_f$  中寻找与  $T$  最相似的局部图像块以快速配准两幅图像。具体做法为:

以在粗匹配阶段, 以网格作为匹配的基本单位在  $I_f$  中搜索  $T$ , 搜索过程中网格以一个  $T$  的宽度或高度水平或垂直移动, 每次移动后利用 MSD (平均误差平方和算法) 计算当前  $I_f$  中网格区域与  $T$  的相似度:

$$D(i, k) = \frac{1}{MN} \sum_{s=1}^M \sum_{t=1}^N [S(i+s-1, k+t-1) - T(s, t)]^2. \quad (4)$$

记录相似度最大位置为粗匹配的最佳匹配位置。

随后在精匹配阶段, 利用粗匹配得到的最佳匹配位置, 在其四周进行更精细的搜索。此时搜索步长减为  $T$  的高度或宽度的一半, 以当前最佳匹配位置为中心, 网格向上下、左右各移动一个步长, 不断重复此过程, 每次步长减半, 并计算新的相似度, 与当前最佳匹配位置进行比较。如果找到更优的匹配位置, 则更新最佳匹配位置; 循环进行此过程, 直到步长减小到预设的最小值即步长减为 0 为止, 至此得到  $I_f$  和  $I$  的匹配位置坐标分别记为  $(x1, y1)$  和  $(x2, y2)$ , 以及  $I$  相对于  $I_f$  的垂直偏移量和水平偏移量, 分别为  $\Delta y = y2 - y1$ ,  $\Delta x = x2 - x1$ 。

在保证配准精度不变的条件下, ROI 区域策略根据先验知识通过去掉冗余区域提高了配准质量和速度。网格加速法通过粗匹配阶段快速缩小搜索范围, 从而减少了后续精确匹配的计算量。在钻孔内壁包含大量裂隙、离层、破碎区、地下水等复杂、相似性重复结构的情况下, 相比于基于特征点的配准方法无法提取有效特征匹配点的问题, 本文提出的配准方法能更稳定有效地工作, 同时解决了因方位角、深度等传感器信息不准或缺失、因探头旋转扰动导致图像配准信息获取困难的问题。

### 3.3 逐行动态加权图像融合

在得到图像配准信息后进行图像拼接, 为消除类似百叶窗效果的拼接痕迹, 本文采用逐行动态加权图像融合方法, 以实现配准后图像间重叠区域的平滑过渡。

首先校正探头旋转导致的水平偏移, 即根据

图像配准所得水平偏移量  $\Delta x$ , 将对列数像素平移至另一侧, 并记对齐后的待拼接图像为  $J$ 。

然后, 对于已经在水平方向对齐的图像  $I_f$  和  $J$ , 记  $I_f$  的高度为  $H_f$ , 确定两者的重叠区域为:  $I_f$  中从第  $H_f - H + \Delta y$  行到第  $H_f$  行所有列对应的子图像, 记为  $I'_f$ ,  $J$  中从第 1 行到第  $H - \Delta y$  行所有列对应的子图像, 记为  $J'$ 。两图像各自剩余部分为非重叠区域。接着对图像  $I_f$  和图像  $J$  进行拼接, 两幅图像的非重叠区域保留原像素值, 重叠区域像素逐行进行动态加权融合, 可用公式表示为:

$$P(i) = \left(1 - \frac{i}{n}\right) P'_i + \frac{i}{n} P''_i, \quad (5)$$

其中,  $P(i)$  为融合后第  $i$  行像素值,  $n$  为总重叠区域行数,  $P'_i$  为参考图像重叠区域第  $i$  行像素值,  $P''_i$  为待拼接图像重叠区域第  $i$  行像素值。在靠近非重叠参考图像区域时, 参考图像重叠区域权重更大, 在靠近非重叠区域待拼接图像时, 待拼接重叠区域权重更大, 这样便能更好地融合图像减少拼接痕迹。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据及平台

以获得的钻孔摄像视频为例, 应用本文所述方法进行孔内视频图像处理。视频帧率均为 20 帧/秒以上, 时长均达 10 min 以上。实验平台所用处理器为 Intel (R) Core (TM) i5-10400 CPU 6 核。

### 4.2 评价指标

对于 ROI 区域策略, 采取反映数据分布离中

趋势的指标 STD(标准差)、IQR(四分位差)、Kurt(峰度)和 Range(范围)作为选取策略前后配准效果评估指标;针对 ROI 区域内网格分块数量选取进行了参数优化实验,以速度作为指标;对拼接图像质量分析采取视觉分析和图像质量数值评估相结合。选择需要 Ground Truth 的图像质量评估指标 SSIM(结构相似性)、PSNR(峰值信噪比)作为图像质量评估指标。其计算公式为:

$$SSIM(X, Y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (6)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX^2}{MSE} \right), \quad (7)$$

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x(i, j) - y(i, j))^2, \quad (8)$$

其中,  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别表示图像  $X$  和  $Y$  的平均值,  $\sigma_x^2$  和  $\sigma_y^2$  分别表示图像  $X$  和  $Y$  的方差,  $\sigma_{xy}$  表示图像  $X$  和  $Y$  的协方差,  $c_1$  和  $c_2$  是用于避免分母为零的小常数;  $MAX$  表示图像像素的最大值 255,  $M$  和  $N$  分别表示图像的宽度和高度,  $x(i, j)$  和  $y(i, j)$  分别表示图像  $X$  和  $Y$  在位置  $(i, j)$  的像素值。

对于融合算法采用客观评价指标 EN(信息熵)、SF(空间频率)、AG(平均梯度)、MI(互信息)和  $Q_{MI}$ (归一化互信息)进行质量评价。 $Q_{MI}$ 公式为:

$$Q_{MI} = 2 \left( \frac{MI_{ZH}}{H_Z + H_H} + \frac{MI_{KH}}{H_K + H_H} \right), \quad (9)$$

$$MI_{ZH} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_{Z,H}(i, j) \lg \frac{P_{Z,H}(i, j)}{P_Z(i) P_H(j)}, \quad (10)$$

$$MI_{KH} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_{K,H}(i, j) \lg \frac{P_{K,H}(i, j)}{P_K(i) P_H(j)}, \quad (11)$$

其中,  $H_Z$ 、 $H_K$  和  $H_H$  分别为图像  $Z$ 、 $K$  和  $H$  的信息熵,  $P_H(j)$ 、 $P_Z(i)$  和  $P_K(i)$  分别为融合图像  $H$ 、源图像  $Z$  和  $K$  的灰度分布;  $L$  为灰度级数;  $P_{Z,H}(i, j)$  为源图像  $Z$  与融合图像  $H$  之间的联合概率密度分布;  $P_{K,H}(i, j)$  为源图像  $K$  与融合图像  $H$  之间的联合概率密度分布。

### 4.3 ROI策略配准实验

为了探讨不同配准策略下 ROI(感兴趣区

域)选取对配准效果的影响,通过实验对比分析了在是否采用 ROI 策略的情况下配准关键点位置偏移量的分布及算法的鲁棒性。

实验结果表明采用 ROI 策略对于提升配准效果具有显著作用。如图 4,其中(a)和(b)为未采取 ROI 策略的配准关键点的位置偏移量  $\Delta x$  和  $\Delta y$  分布直方图和箱线图, (c)和(d)为采取 ROI 策略的配准关键点的位置偏移量  $\Delta x$  和  $\Delta y$  分布直方图和箱线图。通过观察这两组图像,可发现采取 ROI 策略后数据的分布更为集中。

进一步地,表 1 具体展示了在图像配准过程中,是否采取 ROI 策略对图像配准结果  $\Delta y$  的离中趋势度量的影响。这些度量值越小,表明数据分布越集中。

从表中数据可见,采用 ROI 策略显著降低了数据分布的离中趋势。理论上,为评估配准效果,只需从这两组数据中各选取两个代表性数值作为结果。然而,在实际操作中,往往存在异常值干扰决策。因此,ROI 操作可通过聚焦于关键区域,使得多组配准数据更接近真实值,即有效降低了数据的离中程度。

针对 ROI 区域匹配,进一步在  $X$  和  $Y$  方向上进行了网格划分,并评估了不同网格划分参数对配准效率的影响,实验结果如表 2 所示。

从表中数据可见,当网格划分为  $3 \times 3$  时,算法性能最优,故本文方法在图像配准过程中选择  $3 \times 3$  作为网格划分参数。

### 4.4 仿真图像拼接实验

因实际钻孔视频没有展开的结果图像作为 Ground Truth 来测评多干扰成像环境下的图像拼接效果,故将若干张不同岩石、泥土、混凝土等图像作为仿真图像,将其分割为含相似重叠区域窄带图像序列,并随机平移图像左右列数并记录每条图像之间真实偏移量,以仿真探头旋转扰动情况下的展开窄带图像。同时,根据实验需求在原图图像上随机加上椒盐、高斯噪声和曝光处理以模拟井下恶劣的成像环境,设置椒盐噪声比例为 0.5,添加噪声的像素数目比例为 0.04,设置高斯噪声均值为 0,标准差为 50。从中精心挑选了 8 组仿真图像,分别对其使用 SIFT、SIFT+ROI、Xfeat 与本文方法作为配准方法进行比较,结果如表 3 所示。

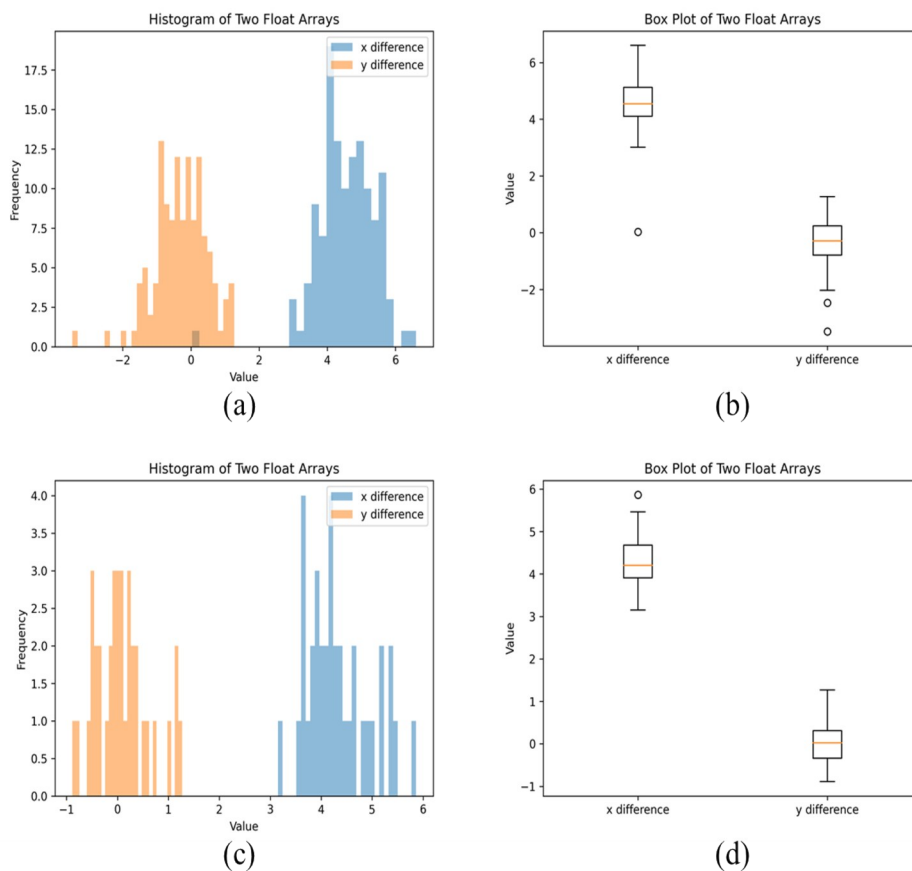


图4 采用ROI策略前后的配准结果数据分布

Fig. 4 Data distribution of registration results before and after adopting the ROI strategy

表1  $\Delta y$ 离中趋势度量

Tab. 1 Separation trend measure of y-differences

采用ROI策略	标准差	四分位差	峰度	范围
否	0.852	1.129	0.120	5.040
是	0.592	0.645	-0.171	2.796

表2 不同ROI分块参数下的配准时间 (ms)

Tab. 2 Registration time of different ROI block parameter (ms)

Y \ X	X				
	1	2	3	4	5
1	61.52	46.29	47.00	42.02	39.80
2	48.62	38.69	38.88	39.39	43.04
3	40.51	40.90	26.27	32.14	31.53
4	38.88	40.44	33.93	31.23	29.38
5	35.92	32.27	28.10	29.19	30.27

表3中,精度为各类地质图像正确配准次数(即与真实偏移量相等次数)占总配准次数的比

值,PSNR和SSIM作为考量总体拼接效果的指标,反映了实际配准偏差大小带来的影响。数据加粗为最高值,加下划线为次高值。

可见,SIFT算法虽然精度较高,但其错误匹配的偏差较大,影响到整体拼接效果;Xfeat精度不高,但其错误匹配的偏差大多都在1~2个像素值,反而整体拼接效果稍好;将ROI策略应用在SIFT算法上,在噪声干扰条件下SSIM平均值提升了5.82%,PSNR平均值提升了0.4,精度平均值提升了61.97%,说明ROI策略确实对匹配精度的提高有效,但错误匹配的偏差仍然较大,整体拼接效果指标PSNR和SSIM得分仍然较低;本文方法在各地质条件及噪声干扰下PSNR和SSIM较大即实际配准偏差较小,并且精度较高即整体拼接中正确配准次数较多,故总体而言本文方法性能最优。

#### 4.5 真实图像拼接实验

针对实际采集的钻孔视频,对视频中的真实

表3 仿真图像拼接实验结果

Tab.3 Experimental results of simulated image stitching

方法	指标	强纹理岩	沉积岩	苔藓岩	风化岩	泥土	树皮	混凝土	石壁	平均值	时间/ms
SIFT	SSIM	11.66%	13.98%	14.56%	17.95%	10.17%	13.96%	13.50%	11.88%	13.46%	
	PSNR	11.23	11.31	11.41	11.37	10.21	9.91	10.47	10.63	10.82	10.14
	精度	18.05%	17.36%	19.01%	23.14%	20.47%	20.93%	17.86%	13.46%	18.79%	
SIFT +ROI	SSIM	27.14%	26.08%	15.78%	14.09%	18.28%	18.84%	18.18%	15.87%	19.28%	
	PSNR	12.27	12.11	11.47	11.19	10.56	10.26	10.95	10.99	11.22	10.56
	精度	90.22%	81.81%	78.51%	73.55%	82.45%	80.23%	72.85%	86.53%	80.76%	
Xfeat	SSIM	56.86%	49.47%	49.53%	57.02%	57.73%	64.21%	59.70%	63.40%	57.24%	
	PSNR	14.70	13.91	13.96	14.53	14.04	14.18	14.24	14.77	14.29	221.84
	精度	45.86%	39.66%	30.57%	36.36%	30.99%	37.20%	35.71%	36.53%	36.61%	
本文 方法	SSIM	21.12%	25.74%	99.77%	67.97%	99.79%	85.47%	37.65%	56.69%	71.39%	
	PSNR	12.05	12.24	37.55	15.77	37.28	17.61	12.42	13.17	26.74	18.17
	精度	92.48%	92.56	92.30%	92.39%	92.43%	92.44%	92.50%	92.14%	92.38%	

图像,应用本文方法生成的拼接图像如图5所示。其中第3幅图断层处是水上和水下的分界线,属于正常拼接。

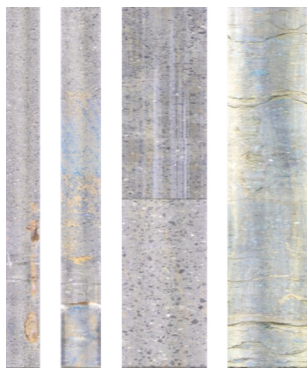


图5 真实钻孔图像拼接结果

Fig.5 Stitching results for real borehole images

在真实图像上,进一步比较图像融合策略改进带来的效果提升。将改进的图像融合方法的拼接效果与改进前相比较,实验结果如表4所示。

其中,EN主要是度量图像包含信息量多少的一个客观评价指标,SF反映了空间域内图像

表4 图像融合方法对比

Tab4 Effect comparison of image fusion method

方法	EN	SF	AG	MI	$Q_{MI}$
改进前	3.003	4.550	1.523	3.003	0.423
改进后	5.350	5.350	1.689	5.459	0.776

的总体活跃程度,AG能敏感地反映出图像对微小细节反差的表达能力,同时还能反映出图像中纹理变换的特征,STD是度量图像信息丰富程度的一个客观评价指标,实质上反映的是一幅图像灰度值相对灰度均值的离散程度,这些指标其值越大图像越清晰,融合图像质量也就越好。

综合上述所有指标,可见本文改进的图像融合方法所得拼接结果图像质量更好。更直观地,图6展示了图像融合方法改进前后的视觉效果对比情况。图6(a)为未使用改进融合方法的拼接结果图像的局部区域,有明显的似百叶窗效果的拼接缝痕迹,图6(b)为使用本文逐行加权融合方法得到的拼接结果图像,可见拼接缝痕迹问题得以有效解决。

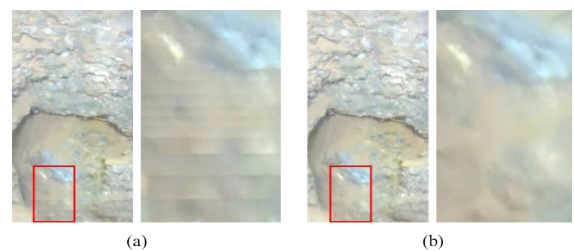


图6 图像融合方法改进效果

Fig.6 Effect of image fusion method improvement

## 5 结 论

本文提出了一种多干扰成像条件下的钻孔

内壁图像鲁棒拼接方法。针对井下光源干扰的问题,采取带条件约束的图像映射展开,得到有效用于配准的岩层侧壁窄带图像;为有效应对探头扰动、深度及方位角等传感器信息缺失导致的图像配准问题,提高展开图配准精度和效率,利用钻孔视频图像的固有特性,采用ROI区域图像配准策略和网格加速匹配策略,确保了图像拼接的鲁棒性和连续性;为了减少图像拼接痕迹,

改进图像融合方法,使用逐行动态加权融合策略,优化了拼接图像的整体质量。通过对不同地质条件下的仿真图像进行实验,本文方法的性能指标SSIM平均值为71.39%、PSNR平均值为26.74、配准精度平均值为92.38%,均优于对比方法;通过对不同钻孔视频的真实图像进行实验,本文方法所得拼接结果的客观评价指标EN、SF、AG、MI和 $Q_{MI}$ 等均得以提升。

## 参 考 文 献:

- [1] 邹先坚,王益腾,王川婴. 钻孔图像中岩石结构面三维形貌特征及优势抗滑方向研究[J]. 岩土力学,2020,41(S1): 290-298.  
ZHOU X J, WANG Y T, WANG C Y. Three-dimensional morphological feature of rock structural surfaces and dominant anti-slip direction using the borehole images[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2020, 41(S1): 290-298. (in chinese)
- [2] 刘德正. 利用钻孔实测数据计算地下岩层产状的方法[J]. 山东国土资源,2007,(11):1-5+10.  
LIU D Z. Practical Method on Measuring Underground Formation Occurrences by Using Observed Drilling Datas [J]. *Shandong Land and Resources*, 2007, (11): 1-5+10. (in chinese)
- [3] 李海洪,彭庚. 地下金属矿山地质工程灾害分析与防治[J]. 矿业工程,2010,8(1):8-10.  
LI H H, PENG G. Geological Engineering Disaster Analysis and Prevention in Underground Metal Mines [J]. *Mining Engineering*, 2010, 8(1): 8-10. (in chinese)
- [4] ZOU X J, WANG C, Han Z, *et al.* Fully automatic identifying the structural planes with panoramic images of boreholes[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2017, 36(08): 1910-1920.
- [5] 杜港,侯凌燕,佟强,等. 基于BRISK和改进RANSAC算法的图像拼接[J]. 液晶与显示,2022,37(06):758-767.  
DU G, HOU L Y, DONG Q, *et al.* Image mosaicing based on BRISK and improved RANSAC algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2022, 37(06): 758-767. (in chinese)
- [6] 丘文涛,赵建,刘杰. 结合区域分割的SIFT图像匹配方法[J]. 液晶与显示,2012,27(06):827-831.  
QIU W T, ZHAO J, LIU J. Image Matching Algorithm Combining SIFT with Region Segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(06): 827-831. (in chinese)
- [7] POTJE G, CADAR F, ARAUJO A, *et al.* XFeat: Accelerated Features for Lightweight Image Matching [C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2024: 2682-2691.
- [8] NIE L, LIN C, LIAO K, *et al.* Unsupervised deep image stitching: Reconstructing stitched features to images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 6184-6197.
- [9] NIE L, CHUN Y L, KANG L, *et al.* Deep rectangling for image stitching: A learning baseline. *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2022.
- [10] 陈佳,傅振鹏,周辉,等. 基于改进的Vision Transformer的低分辨率钻孔图像拼接方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022,55(12):1293-1302.  
CHEN J, FU Z P, ZHOU H, *et al.* Low resolution borehole image mosaic method based on improved Vision Transformer [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2022, 55(12): 1293-1302. (in chinese)
- [11] 葛修润,王川婴. 数字式全景钻孔摄像技术与数字钻孔[J]. 地下空间,2001,21(4):254-261.  
GE X R, WANG C Y. Digital Panoramic Borehole Camera Technique and Digital Borehole [J]. *Underground Space*, 2001, 21(4): 254-261. (in chinese)
- [12] 漆驰,刘强,孙家广. 摄像机图像序列的全景图拼接[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2001,(07):605-609.  
QI C, LIU Q, SUN J G. Video Mosaic for Panoramic Image [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2001, (07): 605-609. (in chinese)

- [13] 高效曾. 用于地层倾角仪的加速度计和磁力计[J]. 地球物理测井, 1989, (06): 20-25+30-74.  
GAO X Z. The Method of Deconvolution for Acoustic Log[J]. *Geophysical Well Logging*, 1989, (06): 20-25+30-74. (in chinese)
- [14] BIAN J, LIN W Y, MATSUSHITA Y, *et al.* GMS: Grid-Based Motion Statistics for Fast, ultra-Robust Feature Correspondence[C]//*Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017: 4181-4190
- [15] 刘雯, 徐连明, 李智峰, 等. 基于空域的网格匹配定位算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(03): 19-22.  
LIU W, XU L M, LI Z F, *et al.* Location Algorithm Based on Distance Domain Grid Matching[J]. *Huazhong Univ. of Sci. & Tech. (Natural Science Edition)*, 2014, 42(03): 19-22. (in chinese)

作者简介:



罗琦, 女, 硕士研究生, 2020年于武汉科技大学获得学士学位, 主要从事图像处理、机器视觉、深度学习方面的研究。E-mail: 171024612@qq.com



徐望明, 男, 博士, 正高级实验师, 硕士生导师, 2013年于武汉科技大学获得博士学位, 主要从事图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: xuwangming@wust.edu.cn