

文章编号: 1671-251X(2024)08-0127-08

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024050092

# 基于连通性阈值分割的煤岩裂隙识别方法

肖福坤<sup>1,2</sup>, 刘欢欢<sup>1,2</sup>, 单磊<sup>1,2</sup>

(1. 黑龙江科技大学 矿业工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150022;

2. 黑龙江科技大学 黑龙江省煤矿深部开采地压控制与瓦斯治理重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150022)

**摘要:** 煤岩裂隙发育形态是影响煤岩渗透性、决定煤岩体力学特征的重要因素。针对煤岩裂隙识别过程中存在的复杂结构处理不当、裂隙边界特征保留不足、噪声干扰等问题,提出了一种基于连通性阈值分割的煤岩裂隙识别方法。首先,采用直方图均衡化增强算法和非局部均值滤波去噪算法对图像进行预处理,其次,利用自适应 Otsu 阈值分割确定预处理后图像的阈值,识别出可能的裂隙区域,应用形态学运算对这些区域进行精细化处理,进一步突出裂隙的边界特征。然后,通过 Canny 边缘计算提取种子点,以识别图像中的关键特征。最后,基于这些种子点进行区域生长操作,从而有效抑制噪声,并在平滑图像裂隙的同时更加清晰地突出裂隙信息。实验结果表明:①连通性阈值分割的均方误差较自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割分别平均减少了 7.20, 7.10 dB, 连通性阈值分割的峰值信噪比较自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割分别平均提高了 0.60, 0.59 dB。②连通性阈值分割不仅有效解决了裂隙提取不明显、末端提取效果差及连接处特征消失的问题,而且显著减少了噪声的干扰,使裂隙特征变得更加突出,从而极大地提高了裂隙识别的准确性和完整性。③连通性阈值分割在自适应 Otsu 阈值分割的基础上,强化了裂隙特征并有效消除了噪声点,平均准确率较自适应阈值分割算法和自适应 Otsu 阈值分割分别提高了 8% 和 0.8%,达 98.9%。

**关键词:** 煤岩裂隙识别; 连通性阈值分割; 自适应 Otsu 阈值分割; 形态学运算; Canny 边缘计算; 区域生长

中图分类号: TD313/67

文献标志码: A

Coal rock crack recognition method based on connectivity threshold segmentation

XIAO Fukun<sup>1,2</sup>, LIU Huanhuan<sup>1,2</sup>, SHAN Lei<sup>1,2</sup>

(1. School of Mining Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, China;

2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Ground Pressure Control and Gas Control for Deep Coal  
Mine Mining, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, China)

**Abstract:** The development morphology of coal rock cracks is an important factor affecting the permeability of coal rock and determining the mechanical features of coal rock mass. A coal rock crack recognition method based on connectivity threshold segmentation is proposed to address issues such as improper handling of complex structures, insufficient preservation of crack boundary features, and noise interference in the process of recognizing coal rock cracks. Firstly, histogram equalization enhancement algorithm and non local mean filtering denoising algorithm are used to preprocess the image. Secondly, adaptive Otsu threshold segmentation is used to determine the threshold of the preprocessed image, recognize possible crack areas, and apply morphological operations to refine these areas, further highlighting the boundary features of cracks. Thirdly, seed points are extracted by Canny edge computing to recognize key features in the image. Finally, based on these seed

收稿日期: 2024-05-31; 修回日期: 2024-08-11; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52174075)。

作者简介: 肖福坤(1971—), 男, 辽宁西丰人, 教授, 博士, 研究方向为冲击地压与岩层控制, E-mail: xiaofukun@usth.edu.cn。

引用格式: 肖福坤, 刘欢欢, 单磊. 基于连通性阈值分割的煤岩裂隙识别方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(8): 127-134.

XIAO Fukun, LIU Huanhuan, SHAN Lei. Coal rock crack recognition method based on connectivity threshold segmentation[J].

Journal of Mine Automation, 2024, 50(8): 127-134.



扫码移动阅读

points, regional growth operations are performed to effectively suppress noise and highlight crack information more clearly while smoothing image cracks. The experimental results show the following points. ① The mean square error of connectivity threshold segmentation is reduced by an average of 7.20 and 7.10 dB compared to adaptive Otsu threshold segmentation and adaptive threshold segmentation, respectively. The peak signal-to-noise ratio of connectivity threshold segmentation is improved by an average of 0.60 and 0.59 dB compared to adaptive Otsu threshold segmentation and adaptive threshold segmentation, respectively. ② Connectivity threshold segmentation not only effectively solves the problems of unclear crack extraction, poor end extraction performance, and disappearance of connection features, but also significantly reduces the interference of noise, making crack features more prominent, thereby greatly improving the accuracy and completeness of crack recognition. ③ On the basis of adaptive Otsu threshold segmentation, connectivity threshold segmentation enhances crack features and effectively eliminates noise points. The average accuracy is improved by 8% and 0.8% respectively compared to adaptive threshold segmentation algorithm and adaptive Otsu threshold segmentation, reaching 98.9%.

**Key words:** coal rock crack recognition; connectivity threshold segmentation; adaptive Otsu threshold segmentation; morphological operations; Canny edge computing; regional growth

## 0 引言

随着煤矿资源开采逐渐向更深的地层推进,煤岩裂隙的形成和演变变得更加复杂。裂隙不仅是瓦斯等有害气体的主要通道,也是煤岩力学性质变化的重要因素。因此,开展煤岩裂隙识别的相关分析,对解决深部开采问题、研究煤层瓦斯运移规律和提高围岩稳定性具有重要参考意义。

许多学者对煤岩裂隙识别进行了研究。文献[1]基于图像分割技术对煤岩图像的灰度级别设定不同的二值化阀值,得出不同阀值下的孔隙面积变化曲线图,并提出以拐点处对应的阀值作为裂隙图像二值化阀值时效果最佳。文献[2]为使煤岩孔裂隙空间重构数据能更精准地表征真实结构,提升煤岩微观渗流研究的可靠性,提出了灰度阈值模型(Biphasic Pore Threshold Inversion, Bi-PTI),对不同变质煤计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)数据的孔裂隙最佳灰度阈值进行了数值反演,较好地反映了孔隙率与灰度阈值的映射关系,弥补了因孔裂隙过度识别导致的空间重构缺陷,实现了小尺度孔裂隙空间结构的精准识别。文献[3]利用经验小波变换对煤岩裂隙诱导的电磁辐射波形进行滤波去噪,提升了煤岩裂隙识别的准确性和有效性。文献[4]提出了一种复杂孔隙介质微观结构的可视化及多尺度、各向异性的精细识别方法,通过小波多分辨分析有效识别和分割出不同尺度的煤岩孔隙结构。文献[5]基于高斯拉普拉斯算子<sup>[6]</sup>、Canny 算子和数学形态算子对煤矿开采诱发的地裂缝进行综合应用,能准确检测出红外图像中不同时间的煤矿开

采裂隙。文献[7]构建了分数阶微分图像边缘检测的新模式,解决了一阶差分边缘检测方法容易丢失图像细节,二阶差分边缘检测方法对噪声更敏感的问题,实现了煤岩裂隙边缘特征的识别。文献[8]提出了一种基于 YOLOv3 的数字钻孔图像裂隙自动识别方法,采用 Darknet-53 网络模型,可以快速准确识别钻孔图像中的不同发育特征裂隙。文献[9]提出了一种基于 U-Net 网络的裂隙及类别智能识别方法,可有效提取目标特征信息并与背景特征信息区分,从而准确地定位、识别单一裂隙。文献[10]提出了一种基于深度学习的煤岩裂隙提取网络模型(Multi-scale Coal-rock Fissure Segmentation Network, MCSN),基于 U-Net 网络,利用其编码器-解码器结构和跳跃连接,从复杂煤岩体中分割出完整的裂隙结构图像。文献[11]提出了一种基于 U-Net 的深度神经网络(A Deep Neural Network, A-DNNet),用于提取序列煤岩图像的微裂隙。文献[12]为了实现煤裂隙多尺度分布特征的高精度、高效率识别,开展了基于 CT 数字岩心深度学习的煤裂隙多尺度分布特性识别方法研究。

上述研究在煤岩裂隙提取方面取得了显著进展,但仍存在对裂隙特征保留不足、裂隙的连通性较弱等问题。针对上述问题,本文提出一种基于连通性阈值分割的煤岩裂隙识别方法。首先,利用自适应 Otsu 阈值分割<sup>[13]</sup>进行初步阈值分割,识别出潜在的裂隙区域。然后,应用形态学运算对这些区域进行进一步处理,突出其边界特征。最后,通过 Canny 算法提取种子点并进行区域生长,从而有效增强裂隙的连通性,抑制噪声干扰,实现裂隙的精确认识。

## 1 煤样制备与 CT 扫描实验

### 1.1 煤样制备

实验煤样取自华晋焦煤有限责任公司沙曲一矿焦煤,筛选出规整煤样,利用双端磨面机将煤样岩心精确切磨成3个尺寸为100 mm×100 mm×100 mm的标准煤样,如图1所示。为了减少试样平整度对CT扫描结果的影响,试样的两端面平整度均控制在0.05 mm以内,平行度小于0.02 mm。完成加工后,将煤样放入105 °C恒温干燥箱中,进行充分干燥并密封保存,以备后续实验使用。

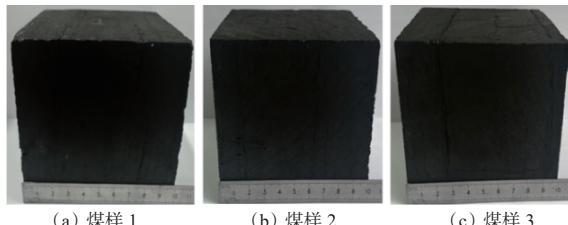


图1 实验样品

Fig. 1 Experimental samples

### 1.2 工业 CT 扫描实验

工业 CT<sup>[14-15]</sup>是一种利用X射线对物体进行非破坏性三维成像的设备,如图2(a)所示。X射线管产生的高能X射线束穿过不同密度的物质,产生一定的衰减效应,通过计算机对收集到的数据进行处理和重建,可以清晰地显示出不同部分的密度差异,如图2(b)所示。本文采用ICT-3 400型工业CT检测系统对煤体进行扫描,实验中仪器的测试电压为110 kV,测试电流为1.5 mA,扫描模式为整体扫描,沿煤样径向逐层截取扫描断层切片,从3个煤样顶端至底端分别截取933,933,934张有效二维切片。

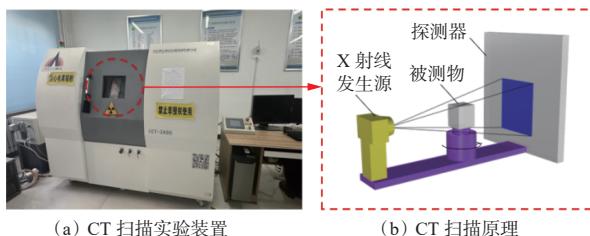


图2 工业CT扫描实验装置及原理

Fig. 2 Experimental device and principle of industrial CT scanning

## 2 图像预处理

### 2.1 图像增强

煤岩裂隙的各向异性、煤岩试样的密度和结构及工业CT扫描中的各种干扰因素,都会影响图像质量。在分析图像前,必须对获取的图像进行预处理。针对图像二维切片具有明暗分布不均、图像细

微裂隙处对比度低的特点,采用对比度受限的自适应直方图均衡化方法(Adaptive Histogram Equalization, AHE)<sup>[16-17]</sup>对图像进行增强。AHE是一种局部性的处理方法,它将图像划分为多个小的区域或板块,并对每个板块内的像素进行直方图均衡化处理。

$$H(l) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left[ \frac{1}{w_r - 1} \sum_{k=-r}^r \sum_{l=-r}^r \varphi_1(X_{m,n}, X_{m+k,n+l}, t) \right] \quad (1)$$

式中:  $H(l)$ 为灰度级为  $l$  的直方图;  $M, N$  分别为图像中像素的行和列的总数;  $m, n$  分别为图像中像素行和列;  $w_r$  为方形邻域内的总像素数,  $w_r = (2r+1)^2$ ,  $r$  为邻域中心像素的方形邻域半径;  $k$  和  $l$  为相对于坐标  $(m, n)$  的偏移量;  $\varphi_1(X_{m,n}, X_{m+k,n+l}, t)$  为二值函数, 可对应为  $\varphi_1(u, v, t)$ , 即  $u = X_{m,n}$ ,  $v = X_{m+k,n+l}$ ;  $X_{m,n}$ ,  $X_{m+k,n+l}$  分别为图像中位于坐标  $(m, n)$  处的像素值和相对于坐标  $(m, n)$  的一个邻域的像素值;  $t$  为预定义阈值。

$$\varphi_1(u, v, t) = \begin{cases} 1 & u = 1, |u - v| \geq t \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

### 2.2 图像去噪

CT扫描图像中蕴含着多样化的噪声类型,主要包括量子噪声、CT设备本身产生的电子噪声。量子噪声是随机的,且其出现具有可预测性,并遵循泊松分布<sup>[18]</sup>的数学规律,主要受X射线强度的波动、扫描参数和探测器效率影响。CT设备本身产生的电子噪声通常表现出随机性,其大小、形状和出现时间都是不可预测的,这类噪声可以通过优化硬件设计和优化扫描参数等进行消除。为提高图像的对比度和分辨率,采用非局部均值滤波(Non-Local Means Denoising, NLM)<sup>[19]</sup>去噪方法进行去噪。考虑到图像的非局部统计自相似性质,NLM利用图像包含的大量重复结构去噪,在图像的较大区域内搜索与中心像素相似的像素块,并根据这些像素块的相似度分配权重,对这些相似块像素值进行加权平均,进而得到去噪后的图像。

图像预处理效果如图3所示。可看出经过AHE增强和NLM去噪后的图像更好地突出了裂隙特征,裂隙与非裂隙周边区域的对比度更高,裂隙分辨率得到进一步提升,减少了图像中噪声点的干扰。

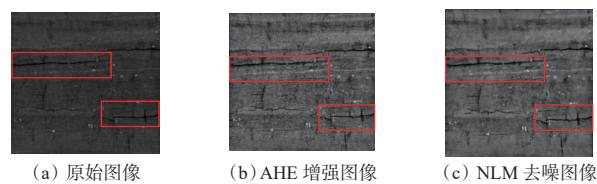


图3 图像预处理效果

Fig. 3 Pre-processing effect of image

### 3 连通性阈值分割

连通性阈值分割是一种基于图像中像素连接关系的分割方法,该方法根据像素之间的相似性,将相邻且相似的像素聚合成一个区域,并通过分析聚合区域的连通性来识别特定目标,流程如图 4 所示。首先,使用自适应 Otsu 阈值分割确定预处理后图像的阈值,并利用形态学的膨胀运算处理阈值分割结果,保留和平滑裂隙边缘。其次,对膨胀运算后的图像进行开运算,减少图像中的噪声点干扰,并对开运算结果进行底帽运算,再将开运算后的图像与底帽运算的结果进行图像叠加处理,以提升图像的质量,使裂隙特征更加突出。然后,对经过上述处理后的图像进行顶帽运算,提取图像中多余的噪声点,将处理后的图像与顶帽运算后的图像进行差分运算,达到去除噪声点的效果,为后续种子点的确定提供质量较好的图像,增强提取效果。最后,结合 Canny 边缘计算进行边缘检测,提取出所需的种子点用于区域生长,经过区域生长后,得到的结果即为最终图像。

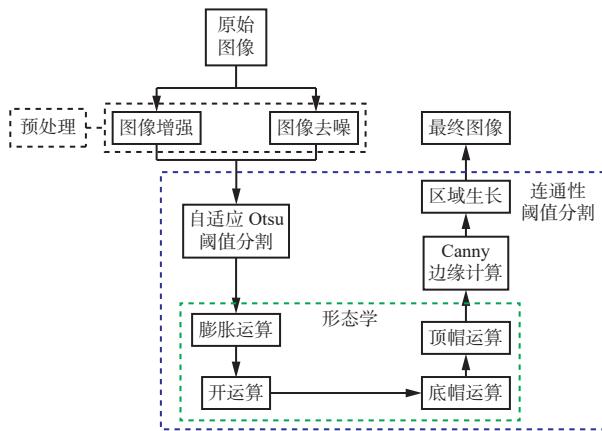


图 4 连通性阈值分割流程

Fig. 4 Connectivity threshold segmentation flow

#### 3.1 自适应 Otsu 阈值分割

通过自适应 Otsu 阈值分割将图像划分为多个子区域,设每个子区域有  $A$  个像素点,由阈值  $T$  分割出前景和背景像素点的比例分别为  $P_0$  和  $P_1$ ,灰度值小于阈值  $T$  的像素个数记为  $A_0$ ,大于阈值  $T$  的像素个数记为  $A_1$ 。

$$\begin{cases} P_0 = A_0/A \\ P_1 = A_1/A \end{cases} \quad (3)$$

图像中的平均灰度值为

$$\mu = P_0\mu_0 + P_1\mu_1 \quad (4)$$

式中  $\mu_0$  和  $\mu_1$  分别为前景和背景灰度均值。

前景区域和背景区域的类方差为

$$\sigma^2 = P_0(\mu_0 - \mu)^2 + P_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (5)$$

当  $\sigma$  最大时,  $T$  为最佳阈值。在确定所有子区域的最优阈值后,利用这些阈值对原始图像的子区域进行分割。各子区域内的图像根据其对应的最优阈值进行前景和背景的分类,然后将所有分割结果组合,重构完整的分割图像。自适应 Otsu 阈值分割效果如图 5 所示。可看出自适应 Otsu 阈值分割将图像很好地分割为前景和背景,但细微裂隙及裂隙边界较为模糊。因此,在后续引入形态学操作。

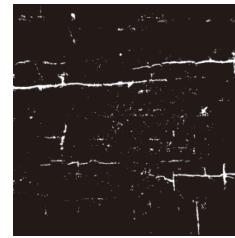


图 5 自适应 Otsu 阈值分割效果

Fig. 5 Adaptive Otsu threshold segmentation effect

#### 3.2 形态学处理

形态学是一种基于集合论和拓扑学的理论,用于分析和处理图像的几何结构。其核心思想是利用特定形态的结构元素作为工具,对图像中的相应形状特征进行测量和提取,从而实现图像分析与识别。基本形态学算法主要包括腐蚀、膨胀、开运算和闭运算等操作。

膨胀运算可以使图像中的裂隙区域变得更大,扩张和平滑裂隙的边界。

$$I_1 = I \oplus S \quad (6)$$

式中:  $I_1$  为膨胀后图像;  $I$  为自适应 Otsu 阈值分割后图像;  $\oplus$  为膨胀操作;  $S$  为结构元素。

膨胀运算效果如图 6 所示。可看出经过膨胀运算后,细微裂隙得到了扩展和增强,使原本不明显的裂隙变得更加突出。同时,膨胀运算将断裂的裂隙有效连接,增强了裂隙的连通性,使整体裂隙结构更加清晰、完整。

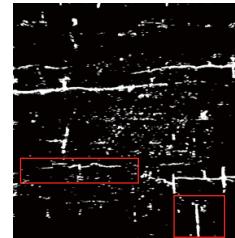


图 6 膨胀运算效果

Fig. 6 Expansion operation effect

膨胀运算虽能够填补裂隙内部的小孔或断裂,使裂隙的边缘变得更加平滑和完整。但膨胀运算会放大图像中的噪声点,导致裂隙过度合并,因此采用开运算对图像进行先腐蚀再膨胀的形态学处理,以

去除噪声并保留主要裂隙结构。

$$I_2 = I_1 \circ S = (I_1 \ominus S) \oplus S \quad (7)$$

$$I \ominus S = \max[I(x+i, y+j) + S(i, j)] \quad (8)$$

$$I \ominus S = \min[I(x+i, y+j) - S(i, j)] \quad (9)$$

式中:  $I_2$  为开运算后的图像;  $\circ$  为形态学开运算;  $\ominus$  为腐蚀操作;  $x, y$  分别为图像中像素行和列;  $(x+i, y+j)$  为图像  $I$  在结构元素  $S$  作用下的偏移坐标;  $(i, j)$  为结构元素  $S$  内的相对坐标。

开运算效果如图 7 所示。可看出开运算可使裂隙边界更光滑, 断开裂隙过度连接并消除细小的突出部分。

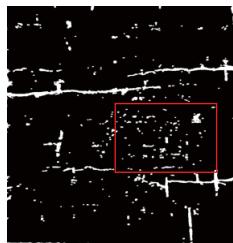


图 7 开运算效果

Fig. 7 Open operation effect

开运算能较好地平滑裂隙边界、消除噪声和分离接近的裂隙等, 但对暗区域裂隙的提取稍有欠缺, 故本文采用底帽运算对图像裂隙的分布和走向进一步完善和补充。底帽运算是对图像先膨胀后腐蚀的形态学处理操作, 旨在用于提取暗区域的裂隙和细节。

$$I_3 = I_2 + (I_2 \oplus S) \ominus S \quad (10)$$

式中  $I_3$  为叠加底帽运算后的图像。

开运算叠加底帽运算的效果如图 8 所示。可看出叠加底帽运算后, 图像具有更多暗区域特征, 增强了图像暗区域对比度, 使得图像中裂隙区域更加突出且完整。

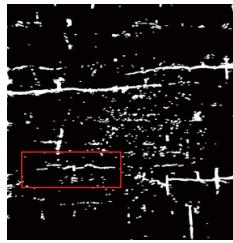


图 8 开运算叠加底帽运算效果

Fig. 8 The effect of the open operation superimposed on the effect of the bottom hat transformation

为增强裂隙结构特征, 减少图像中噪声干扰, 将叠加底帽运算的图像与顶帽运算的图像进行差分运算, 效果如图 9 所示。顶帽运算的运用有助于消除

图像中多余的噪声点, 减少了大量在处理过程中形成的伪影和噪声, 突出了图像中的亮部细节和裂隙轮廓。

$$I_4 = I_3 - (I_3 \ominus S) \oplus S \quad (11)$$

式中  $I_4$  为差分顶帽运算后提取的图像。

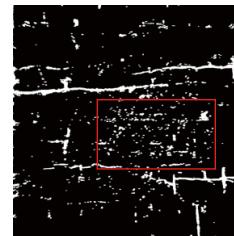


图 9 差分顶帽运算效果

Fig. 9 Differential top hat transformation effect

### 3.3 Canny 边缘计算

为对后续的区域生长操作提供可靠的种子点, 对经过形态学处理后的图像进行 Canny 边缘计算。利用 Canny 边缘计算对经过顶帽运算处理后的二维切片图像进行检测, 结果如图 10 所示。可看出经 Canny 边缘计算后, 可清晰地展示煤岩裂隙的边缘特征。

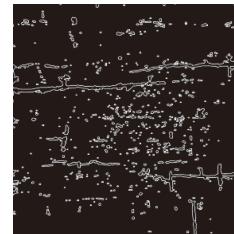


图 10 Canny 边缘计算结果

Fig. 10 The result of the Canny edge computing

### 3.4 区域生长

尽管主要特征已经被较为准确地提取出来, 但噪声依然存在, 因此引入区域生长操作。区域生长是一种基于种子点的图像分割方法, 将与种子点具有相似属性的像素逐步合并成区域, 以实现图像分割。区域生长过程如图 11 所示。

以  $8 \times 8$  矩阵表示像素的灰度值, 选择灰度值为 9 的种子点作为区域生长的起点, 记为  $g(x, y)$ 。以周围待测点与种子点灰度值的差值小于或等于 1 为基准进行区域生长。第 1 次生长之后, 像素  $g(x-1, y)$  与  $g(x, y-1)$  的灰度值都与种子点相差 1, 故可合并成一个新区域, 并将其作为新的种子点。第 2 次生长之后, 像素  $g(x+1, y)$  被合并为新种子点。第 3 次生长之后, 像素  $g(x+1, y)$ ,  $g(x+1, y+1)$  与  $g(x-1, y-1)$  被合并, 发现周围不存在符合生长准则的像素点, 已达到最大迭代次数, 所有的像素点已经划分完成, 图像区域生长结束。

以 Canny 边缘计算结果作为种子点进行区域生

$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 3 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 8 & 4 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 1 & 6 & (9) & 8 & 2 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 6 & 7 & 6 & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 4 & 2 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 3 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & (8) & 4 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 1 & 6 & (9) & (8) & 2 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 6 & 7 & 6 & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 4 & 2 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$
(a) 原图灰度矩阵种子	(b) 第 1 次区域计算结果
$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 3 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & (8) & 4 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 1 & 6 & (9) & (8) & 2 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 6 & (7) & 6 & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 4 & 2 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 3 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & (8) & 4 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 1 & 6 & (6) & (9) & (8) & 2 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & (6) & (7) & (6) & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 4 & 2 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$
(c) 第 2 次区域计算结果	(d) 第 3 次区域计算结果

图 11 区域生长过程

Fig. 11 Process of regional growth

长, 在区域生长过程中, 对每次生长的像素值进行统计, 选择 8 邻域生长规则(8 邻域生长规则是一种图像处理方法, 通过考虑每个像素的 8 个相邻像素, 包括水平、垂直和对角线邻域)对生长过程中的裂隙像素大小进行统计, 对不符合裂隙像素大小特征的生长区域进行剔除。区域生长的最终效果如图 12 所示, 可看出裂隙边界得到精确识别与突出。

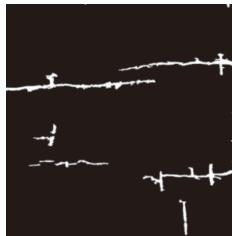


图 12 区域生长最终结果

Fig. 12 Final result of regional growth

## 4 实验测试

### 4.1 连通性阈值算法对比实验

采用均方误差和峰值信噪比<sup>[20]</sup>对图像降噪效果进行量化分析, 以评估算法性能。均方误差越小, 表明降噪效果越好; 峰值信噪比越高, 说明图像失真越小。

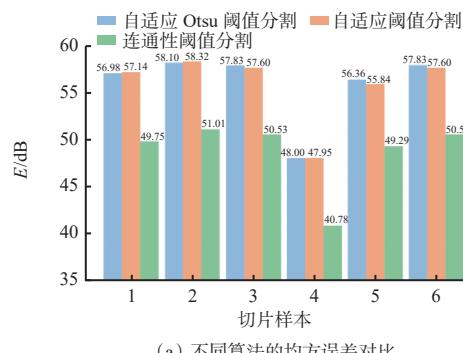
$$E = \left[ \sum_{x=1}^a \sum_{y=1}^b (I'(x,y) - I_Q(x,y))^2 \right] / (ab) \quad (12)$$

$$F = (10 \lg R^2) / E \quad (13)$$

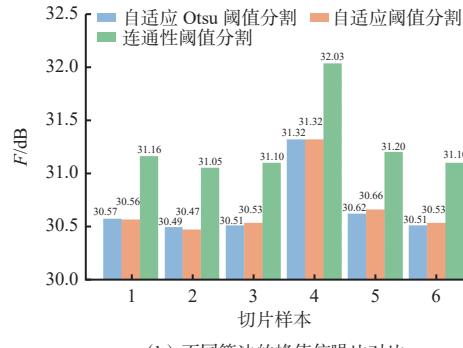
式中:  $E$  为均方误差;  $a, b$  分别为图像的宽度和高度;  $I'(x,y)$  为原无噪声图像;  $I_Q(x,y)$  为降噪后图像;  $F$  为峰值信噪比;  $R$  为图像的灰度量级。

在 3 个不同煤样中各随机选择 2 张扫描样本分

别进行自适应 Otsu 阈值分割、自适应阈值分割和连通性阈值分割, 效果如图 13 所示。可看出连通性阈值分割的均方误差较自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割分别平均减少了 7.20, 7.10 dB, 说明该算法在降噪方面效果更佳, 能有效减少图像中的噪声干扰。连通性阈值分割的峰值信噪比较高自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割分别平均提高了 0.60, 0.59 dB, 说明经过连通性阈值分割处理后的图像失真程度更小, 能够更好地保留图像的细节信息。



(a) 不同算法的均方误差对比



(b) 不同算法的峰值信噪比对比

图 13 各阈值分割算法的降噪效果和失真情况对比

Fig. 13 Comparison of the noise reduction effect and distortion of each threshold segmentation algorithms

### 4.2 裂隙识别效果

为了验证连通性阈值分割算法的有效性, 在 3 个不同的煤样中各随机选取 1 张切片, 并利用图像处理软件 Adobe Photoshop 对煤岩体裂隙结构的 CT 切片图像进行像素级别的人工标注, 白色区域 (RGB 值为 255, 255, 255) 代表裂隙区, 而黑色区域 (RGB 值为 0, 0, 0) 代表非裂隙区域, 将连通性阈值分割与自适应阈值分割及自适应 Otsu 阈值分割进行对比, 结果如图 14 所示。

从图 14 可看出, 自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割都存在裂隙提取不明显、裂隙末端提取效果差及裂隙连接处特征消失的问题。此外, 在提取结果中, 还出现了部分噪声的干扰, 这进一步降低了裂隙识别的准确性。连通性阈值分割不仅有效地解

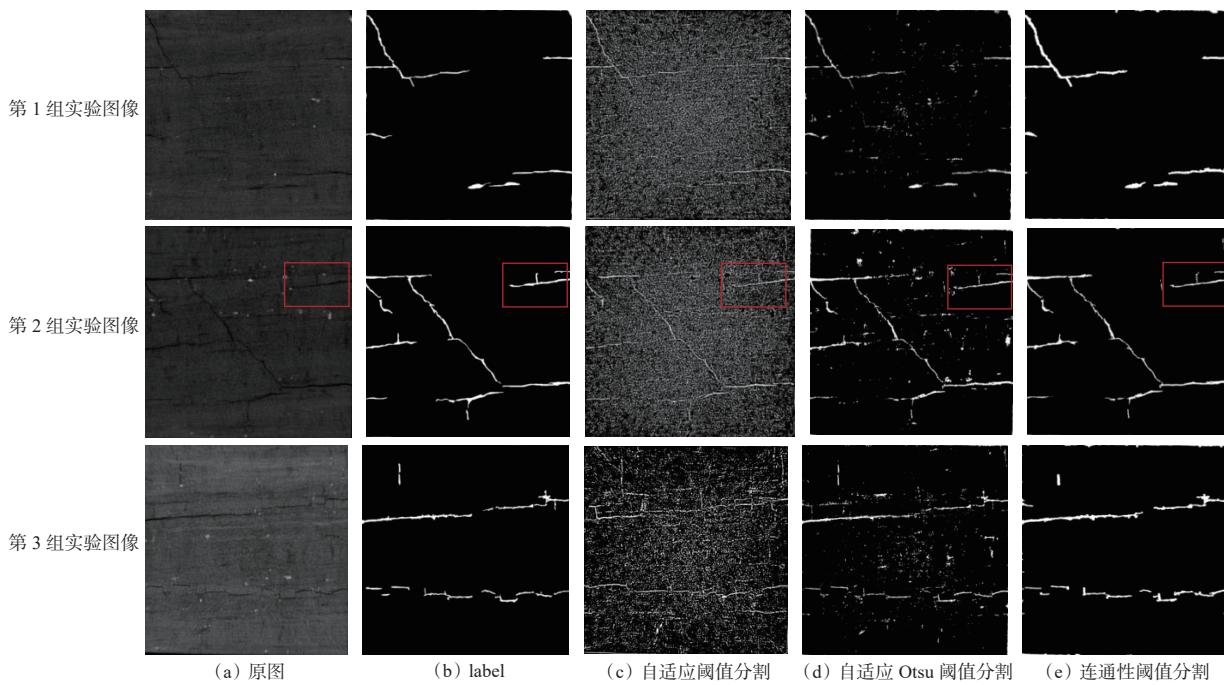


图 14 本文算法与自适应 Otsu 阈值分割及自适应阈值分割对比

Fig. 14 Comparison of the algorithm in this paper with adaptive Otsu threshold segmentation and adaptive threshold segmentation.

解决了裂隙提取不明显、末端提取效果差及连接处特征消失的问题,而且显著减少了噪声干扰,使裂隙特征变得更加突出,从而极大地提高了裂隙识别的准确性和完整性。

采用准确率作为分析指标对3种算法的效果进行综合分析,结果见表1。

表 1 3 种算法的准确率统计

Table 1 Accuracy statistics of the three algorithms %

算法	准确率		
	第1组	第2组	第3组
自适应阈值分割	0.939	0.943	0.849
自适应 Otsu 阈值分割	0.983	0.981	0.981
连通性阈值分割	0.990	0.986	0.991

从表1可看出,连通性阈值分割平均准确率较自适应阈值分割和自适应 Otsu 阈值分割算法分别提高了8%和0.8%,达98.9%。

## 5 结论

1) 针对煤岩裂隙识别中复杂结构处理不当、边界特征保留不足及噪声干扰等问题,提出了一种基于连通性阈值分割的煤岩识别方法。该方法结合自适应 Otsu 阈值分割、形态学运算和 Canny 边缘计算,有效处理了煤岩裂隙的复杂结构,实现了对裂隙的清晰识别。

2) 连通性阈值分割算法的均方误差较自适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割算法分别平均减少了7.20, 7.10 dB, 连通性阈值分割算法的峰值信噪比较自

适应 Otsu 阈值分割和自适应阈值分割算法分别平均提高了0.60, 0.59 dB。

3) 连通性阈值分割算法不仅有效解决了裂隙提取不明显、末端提取效果差及连接处特征消失的问题,而且显著减少了噪声干扰,使裂隙特征变得更加突出,从而极大地提高了裂隙识别的准确性和完整性。

4) 连通性阈值分割算法平均准确率较自适应阈值分割和自适应 Otsu 阈值分割算法分别提高了8%和0.8%,达98.9%,取得了更优效果,为裂隙结构建模和表征提供了更为可靠的数据基础。

## 参考文献(References):

- [1] 张青成,王万富,左建民,等.煤岩 CT 图像二值化阈值选取及三维重构技术研究[J].CT 理论与应用研究,2014, 23(1): 45-51.  
ZHANG Qingcheng, WANG Wanfu, ZUO Jianmin, et al. CT image binarization threshold selection of coal and 3D reconstruction technology research[J]. Computerized Tomography Theory and Applications, 2014, 23(1) : 45-51.
- [2] 郝晨光,郭晓阳,邓存宝,等.基于 Bi-PTI 模型的 CT 数字煤岩孔裂隙精准识别及阈值反演[J].煤炭学报,2023, 48(4): 1516-1526.  
HAO Chenguang, GUO Xiaoyang, DENG Cunbao, et al. Precise identification and threshold inversion of pores and fissures in CT digital coal rock based on Bi-PTI model[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(4): 1516-1526.

- [3] LOU Quan, JIA Bing, WAN Xiangyun, et al. Discrete characteristics of instantaneous frequency of EMR induced by coal and rock fracture[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(12). DOI: 10.1088/1361-6501/ACED5C.
- [4] 宫伟力, 李晨. 煤岩结构多尺度各向异性特征的 SEM 图像分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2010, 29(增刊 1): 2681-2689.  
GONG Weili, LI Chen. Multi-scale and anisotropic characterization of coal structure based on SEM image analysis[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2010, 29(S1): 2681-2689.
- [5] XU Duo, ZHAO Yixin, JIANG Yaodong, et al. Using improved edge detection method to detect mining-induced ground fissures identified by unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18). DOI: 10.3390/rs13183652.
- [6] 毛义坪, 马茂源. 基于高斯拉普拉斯算子的多聚焦图像融合[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(10): 216-221.  
MAO Yiping, MA Maoyuan. Multifocal image fusion based on goslov procedure operator[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(10): 216-221.
- [7] LIU Chunsheng, REN Chunping. Research on coal-rock fracture image edge detection based on Tikhonov regularization and fractional order differential operator[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2019, 2019(1). DOI: 10.1155/2019/9594301.
- [8] 苏钰桐, 杨炜毅, 李俊霖. 基于 YOLOv3 的煤岩钻孔图像裂隙智能识别方法[J]. 煤矿安全, 2021, 52(4): 156-161.  
SU Yutong, YANG Weiyi, LI Junlin. Intelligent recognition method of borehole image fractures for coal and rock based on YOLOv3[J]. Safety in Coal Mines, 2021, 52(4): 156-161.
- [9] 郝天轩, 徐新革, 赵立桢. 煤岩裂隙图像识别方法研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(10): 68-74.  
HAO Tianxuan, XU Xinge, ZHAO Lizhen. Research on image recognition methods for coal rock fractures[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(10): 68-74.
- [10] 王登科, 房禹, 魏建平, 等. 基于深度学习的煤岩 Micro-CT 裂隙智能提取与应用[J/OL]. 煤炭学报: 1-15 [2024-04-23]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2023.0992>.  
WANG Dengke, FANG Yu, WEI Jianping, et al. Intelligent extraction of Micro-CT fissures in coal based on deep learning and its application[J/OL]. Journal of China Coal Society: 1-15 [2024-04-23]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2023.0992>.
- [11] LU Fengli, FU Chengcai, SHI Jie, et al. Attention based deep neural network for micro-fracture extraction of sequential coal rock CT images[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(18): 26463-26482.
- [12] 冯雪健, 沈永星, 周动, 等. 基于 CT 数字岩心深度学习的煤裂隙分布识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(8): 97-104.  
FENG Xuejian, SHEN Yongxing, ZHOU Dong, et al. Multi-scale distribution of coal fractures based on CT digital core deep learning[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(8): 97-104.
- [13] 汪海洋, 潘德炉, 夏德深. 二维 Otsu 自适应阈值选取算法的快速实现[J]. 自动化学报, 2007(9): 968-971.  
WANG Haiyang, PAN Delu, XIA Deshen. A fast algorithm for two-dimensional Otsu adaptive threshold algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2007(9): 968-971.
- [14] BAI Lijuan, DU Yirou, LONG Chao. CT image reconstruction via industrial CT fast scanning[J]. Journal of Instrumentation, 2024, 19(3). DOI: 10.1088/1748-0221/19/03/P03009.
- [15] JIANG Jiachen, MA Yifei. Computed tomography parameter calibration and imaging principle[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 452. DOI: 10.1088/1757-899X/452/4/042152.
- [16] 马群, 赵美蓉, 郑叶龙, 等. 基于自适应条件直方图均衡的红外图像细节增强算法[J]. 红外技术, 2024, 46(1): 52-60.  
MA Qun, ZHAO Meirong, ZHENG Yelong, et al. Infrared image detail enhancement based on adaptive conditional histogram equalization[J]. Infrared Technology, 2024, 46(1): 52-60.
- [17] KAUR A, SINGH C. Contrast enhancement for cephalometric images using wavelet-based modified adaptive histogram equalization[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 51: 180-191.
- [18] 战欣茹. 低剂量 CT 图像域去噪关键技术研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2024.  
ZHAN Xinru. Research on key technologies for low dose CT image domain denoising[D]. Beijing: North China University of Technology, 2024.
- [19] LIU Xiangyuan, WU Zhongke, WANG Xingce. Validity of non-local mean filter and novel denoising method[J]. *Virtual Reality & Intelligent Hardware*, 2023, 5(4): 338-350.
- [20] 张月圆, 曾庆化, 刘建业, 等. 基于 Canny 的改进图像边缘检测算法[J]. 导航与控制, 2019, 18(1): 84-90.  
ZHANG Yueyuan, ZENG Qinghua, LIU Jianye, et al. An improved image edge detection algorithm based on Canny algorithm[J]. *Navigation and Control*, 2019, 18(1): 84-90.