



中国研究生创新实践系列大赛
“华为杯”第二十二届中国研究生
数学建模竞赛

学 校

武汉大学

参赛队号 25104860234

队员姓名 1. 罗宏昆
2. 张翔宇
3. 何想

中国研究生创新实践系列大赛

“华为杯”第二十二届中国研究生

数学建模竞赛

题 目：围岩裂隙精准识别与三维模型重构

摘要：

在“双碳”背景下，煤炭仍为我国能源压舱石。钻孔成像技术可在钻孔内获取亚毫米级柱面展开图，裂隙呈“正弦状”映射，蕴含产状、隙宽等关键参数，但受噪声、人工判读低效及维度断裂制约，亟需构建智能识别-参数反演-三维重构一体化模型，服务深部安全开采。

针对问题一：本文建立了“颜色-纹理-形态”多级耦合的裂隙像素级识别模型。引入CIELab颜色空间构建岩石与泥浆干扰掩膜，采用Frangi滤波增强线状结构并抑制各向同性纹理，最后通过DBSCAN聚类与形态学后处理剔除伪裂隙，实现亚像素级骨架提取。对附件1前三幅图像的验证表明模型在多场景下能够识别出围岩裂隙。

针对问题二：本文首先对问题一输出的二值骨架进行物理尺度换算；继而使用RANSAC算法，以内点-外点鲁棒划分实现多条正弦裂隙的自动聚类与参数反演；利用非线性最小二乘精炼并规范参数至 $[-\pi, \pi]$ 区间。对附件2全部图像的批量计算结果显示：周期固定为94.25 mm，振幅 R [11.23, 61.33] mm，相位 β [-3.13, 2.57] rad，中心线 C [95.1, 479.94]。

针对问题三：本文首先基于高斯混合模型建立裂隙的像素级概率图；继而，构建一个融合了颜色概率、图像梯度与微观几何细节的能量函数，驱动活动轮廓模型精确地拟合真实裂隙边界；最后，从优化后的轮廓中提取剖面线，并据此计算出最终的粗糙度轮廓指数(JRC)。对附件3全部图像的批量计算结果显示：周期固定为94.25 mm，振幅 R [3.00, 31.40] mm，相位 β [-2.98, 3.06] rad，中心线 C [13.36, 464.23]，JRC值 [25.70, 90.16]。

针对问题四：本文使用前三问模型输出的裂隙特征进行求解。构建了裂隙核心子相似度计算模型，基于此模型进行谱聚类的方法获得裂隙连通性结果如图7.3。构建了带倾斜角约束的裂隙断面拟合模型，重构了裂隙与断面的三维空间结构图。结果如图7.4，共求解出存在5个断面。最后根据空白区域识别与补充与优先级评分模型来获得最佳新增钻孔的位置坐标为[2100, 1400], [1900, 1600], [1900, 1400]。

关键词：裂隙识别 RANSAC聚类 高斯混合模型 裂隙三维重构

目录

1 问题背景与重述	4
1.1 问题背景	4
1.2 问题重述	5
1.3 总体技术路线	5
2 模型的假设	6
3 符号说明	6
4 裂隙智能识别建模与求解	7
4.1 问题分析	7
4.2 模型建立	7
4.2.1 裂隙检测模型	8
4.2.2 自适应噪声过滤模型	10
4.2.3 图像修复与骨架化模型	10
4.3 模型求解与结果分析	11
5 “正弦状”裂隙的定量分析建模与求解	14
5.1 问题分析	15
5.2 模型建立	16
5.2.1 数据预处理：图像骨架化与坐标转换	16
5.2.2 基于 RANSAC 的裂隙迭代聚类与拟合模型	16
5.2.3 模型参数精炼与规范化	18
5.3 模型求解与结果分析	18
5.3.1 结果展示与分析	19
5.3.2 “正弦状”裂隙定量分析结果汇总	23
6 复杂裂隙的定量分析建模与求解	24
6.1 问题分析	24
6.2 模型建立	26
6.2.1 裂隙特征的概率性建模	26
6.2.2 基于活动轮廓模型的裂隙轮廓优化与重构	26
6.2.3 空间一致性验证与最终轮廓生成	27

6.2.4	剖面线提取与 JRC 值计算	27
6.3	模型求解与结果分析	29
6.3.1	结果展示与分析	29
6.3.2	关于采样方法与面积作用的讨论	32
7	多钻孔裂隙连通性分析与三维重构建模与求解	34
7.1	问题分析	34
7.2	模型建立	35
7.2.1	输入变量与符号定义	35
7.2.2	特征预处理模型	35
7.2.3	核心子相似度计算模型	36
7.2.4	总相似度整合模型	37
7.2.5	亲和矩阵构建模型	38
7.2.6	谱聚类模型	38
7.2.7	带倾斜角约束的裂隙断面拟合模型	39
7.2.8	新增钻孔位置推荐模型	41
7.3	模型求解与分析	43
8	模型评价	45
8.1	模型敏感性分析	46
8.1.1	问题一敏感性分析	46
8.1.2	问题二敏感性分析	47
8.2	不足与可改进之处	49
参考文献		50

1 问题背景与重述

1.1 问题背景

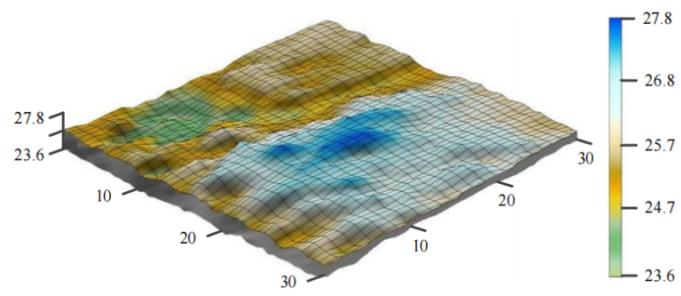
在“双碳”战略纵深推进与能源结构加速转型的交汇期，煤炭依旧占据我国一次能源消费的“压舱石”地位。随着“智能化矿山”建设纳入国家新基建序列 [2, 4, 6]，钻孔成像技术（Borehole Imaging Technology, BIT）应运而生，为围岩裂隙精准识别提供了颠覆性数据入口。该技术利用锚杆（索）支护过程中形成的 $\varphi 30\text{ mm}$ 微孔，将搭载 360° 全景高清摄像头、深度脉冲计数器与三轴磁方位传感器的微型探头以 $0.5\text{--}1.0\text{ m/min}$ 的匀速推进，对孔壁岩层进行亚毫米级光学扫描，实时获取分辨率 65.73 dpi 、覆盖 $0\text{--}94.25\text{ mm}$ （孔周长） \times $0\text{--}5000\text{ mm}$ （孔深）的柱面展开图像。图像中裂隙与钻孔柱面的交线因“平面-圆柱”几何映射而呈正弦状曲线，其振幅、周期、相位与中心线隐含着裂隙产状、隙宽、粗糙度等关键几何参数，为后续岩体结构三维重构奠定数据基底 [10, 11, 12]。

然而，钻孔成像数据在工程化落地时仍面临“噪声耦合—人工判读—维度断裂”三重鸿沟：岩石天然纹理、钻进擦痕与泥浆残留共同制造高保真“类裂隙”虚警 [7, 9]；资深专家 $3\text{--}5\text{ h/孔}$ 的目视解译 Jaccard 仅 0.6 量级，可重复性低 [3]；单孔二维展开图更无法直接升维至三维空间，致使多孔裂隙网络的连通拓扑与灾变通道难以量化评估 [5]。钻孔与裂隙面形 [1] 如图 1.1。

如何构建一套“感知—认知—重构—决策”一体化的数学建模框架，实现钻孔成像数据中裂隙像素的智能分割、正弦状曲线的参数反演、复杂轮廓粗糙度的鲁棒估计及多孔裂隙网络的三维连通性评价，已成为煤矿安全高效开采领域亟待突破的核心科学问题。本研究围绕“围岩裂隙精准识别与三维模型重构”展开系统性建模，旨在为深部煤炭资源开发提供可推广、可扩展、可落地的数字化技术范式。



钻孔俯视图



裂隙面形貌扫描

图 1.1 钻孔与裂隙面形示意图

1.2 问题重述

基于上述研究背景，本文需研究和解决如下问题：

问题一：在强噪声耦合条件下，建立基于像素级裂隙智能识别模型，实现岩石纹理、钻进痕迹及泥浆污染等干扰因子的抑制与真实裂隙的自动识别。根据附件 1 中的数据集呈现识别结果。

问题二：针对钻孔展开图中呈正弦状分布的平面裂隙，构建振幅-周期-相位-中心线四参数反演算法，实现多条裂隙的自动聚类与几何参数精准表征。最后根据附件 2 中的数据计算裂隙的各项参数。

问题三：面向风化、充填、剪切错动等形成的复杂粗糙裂隙，需要对更加复杂的裂隙进行建模与表征。并对每一条已识别的裂隙，提取其轮廓线离散坐标点并计算 JRC 值。最后讨论离散坐标点选取方法对 JRC 计算结果的影响。

问题四：融合空间坐标、几何参数与粗糙度指标，建立多钻孔裂隙空间分布模型。给出裂隙三维空间结构图。同时对有限的钻孔进行连通不确定性分析，给出 3 个最优的补充钻孔位置。

1.3 总体技术路线

针对上述问题，本研究总体路线如图 1.2 所示，我们通过说明了各问题间存在的关联来更好地呈现我们思考本问题的思路。

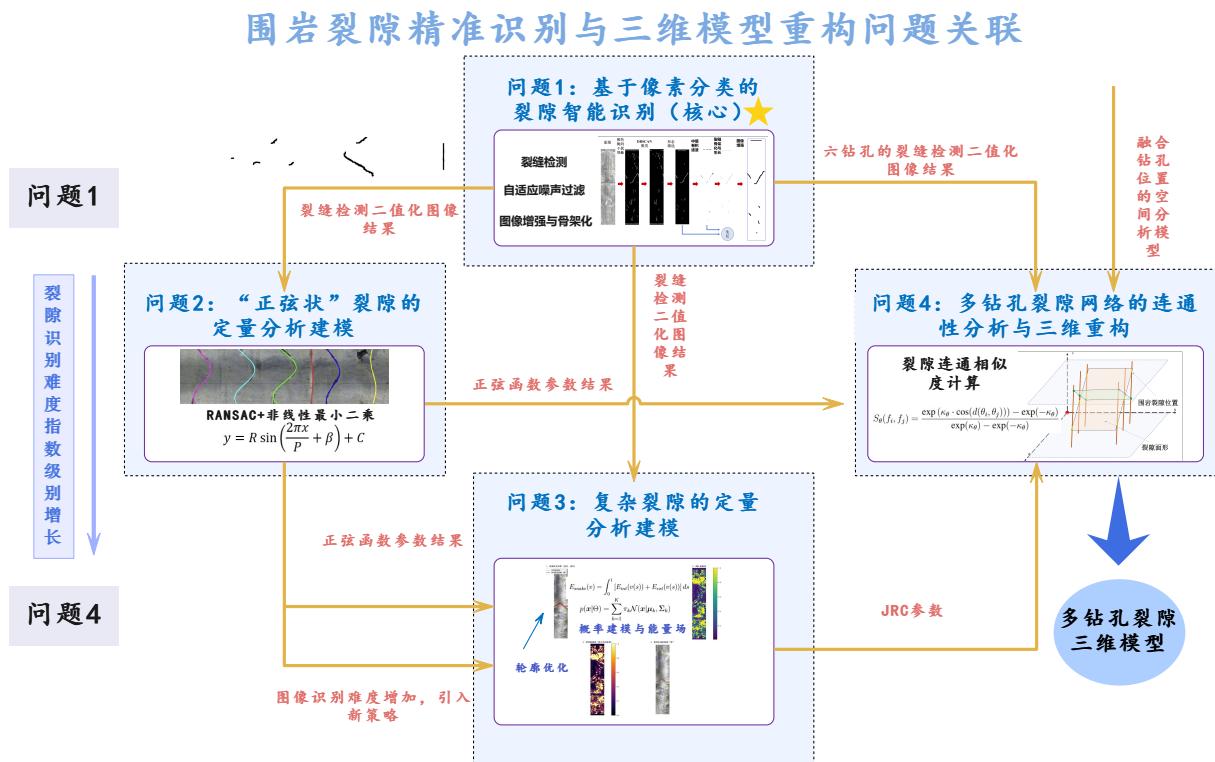


图 1.2 总体研究路线

如图1.2, 问题一中的裂隙识别结果贯穿整个题目。在问题二, 三, 四中均需要用到问题一的裂隙识别结果。因此问题一识别效果的好坏成为了本题最核心的部分。问题二在问题一的基础上进行裂隙的正弦函数参数反演。问题三在问题一, 二的基础上进行算法改进适应更加复杂的情况。问题四根据问题一识别的裂隙结果, 问题二拟合的正弦函数参数, 问题三计算的各类裂隙参数对多孔裂隙进行聚类与三维重构。最后得到三维模型与最优的补充钻孔位置。从问题一到问题四由浅入深, 层次递进。

2 模型的假设

1. 假设围岩断裂时完全把钻孔区域部分切开, 不存在钻孔区域部分切断情况;
2. 假设钻孔呈现出来的图像方向保持一致;
3. 假设所有钻孔为垂直孔, 孔径恒为 30mm, 孔壁展开图无几何畸变;
4. 假设裂隙在单孔范围内为连续结构, 不出现突然中断或分叉;
5. 假设裂隙像素在灰度/颜色空间中与岩石纹理存在差异;
6. 假设岩石纹理具有局部随机性, 而裂隙具有全局连续性或周期性, 可以用纹理与结构联合特征区分;

3 符号说明

符号	意义
R, P, β, C	裂隙正弦拟合参数: 振幅、周期、相位、中心线位置
Z_2, JRC	裂隙粗糙度参数与粗糙度轮廓指数
L, N	裂隙轮廓线长度与离散点采样数
$M_{\text{final}}, S, M_{\text{interfere}}$	裂隙二值掩码、骨架图与干扰掩码图像
$P_{\text{mm}}, D_{\text{detail}}, P_{\text{crack}}$	物理坐标点集、几何细节势场与裂隙概率图
$\epsilon_{\text{res}}, N_{\text{min}}, K_{\text{max}}$	RANSAC 拟合残差阈值、最小内点点数、最大迭代次数
w_1, w_2, w_3	活动轮廓模型外部能量权重系数
$E_{\text{snake}}, E_{\text{int}}, E_{\text{ext}}$	活动轮廓模型总能量及其内部与外部能量项
$C_{\text{guide}}, Z_{\text{prox}}, \delta, \tau$	正弦引导路径、空间验证区域、带宽及一致性比例阈值

4 裂隙智能识别建模与求解

针对问题一，本文模型建立与求解框架如图4.1所示。问题一已给出相关的围岩裂隙的图片，本文需对图片进行处理，得到裂隙识别结果。图片在采集过程中受到诸多因素的影响。例如岩石天然纹理、孔壁残留泥浆、钻头钻进痕迹、图像拼接线。在图像识别发展迄今，这些干扰因素如果使用深度学习的方法较为容易识别。然而依据题意，本文并未给出足够的训练数据集与训练标签。本文考虑从几何机理层面对各类干扰因素进行去除。

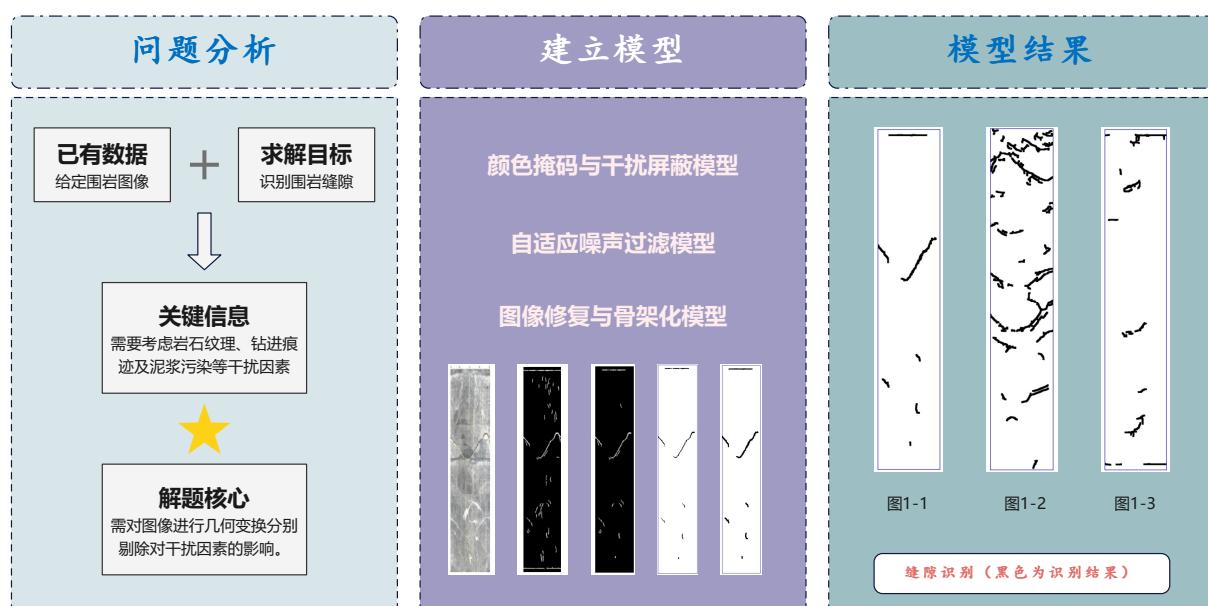


图 4.1 问题一求解框架

4.1 问题分析

岩石纹理具备特定的颜色，可以进行颜色掩码来进行屏蔽。泥浆污染与钻进痕迹在图像中呈现白色区域，可以通过自适应噪声过滤模型来进行去除。裂隙在图像中呈现为线状结构，可以通过图像修复与骨架化模型来提取裂隙的骨干部分。基于上述对问题的分析，为了得到更加优质的裂隙识别结果，本文主要从裂隙检测模型、自适应噪声过滤模型、图像修复与骨架化模型三个方面进行建模与求解。

4.2 模型建立

模型建立的过程中，本文采用顺序处理的方式，首先进行裂隙检测模型，得到初步的裂隙掩码。然后进行自适应噪声过滤模型，去除图像中的白色噪声。最后进行图像修复与骨架化模型，得到最终的裂隙识别精细结果。

4.2.1 裂隙检测模型

裂隙检测的主要目标就是从图像中获取符合裂隙特征的区域。裂隙在成像层面存在颜色较黑，较白的特征。裂隙在形态上呈现线状结构。裂隙在纹理上与周围岩石存在差异。需要捕获这些差异，输出二值掩码 $M : \Omega \rightarrow \{0, 1\}$ （其中 1 表示裂隙像素，0 表示非裂隙像素， $\Omega \subseteq \mathbb{Z}^2$ 为图像像素坐标域）。颜色掩码可以区分裂隙与纹理。纹理增强建模处理可以突出裂隙的线性形状。形态学与噪声过滤能够去除一些水平的图像拼接线与垂直的钻进痕迹。DBSCAN 聚类与形态筛选能够去除一些孤立的噪声点。

1. 颜色掩码与干扰屏蔽

- **色彩空间转换：**将 RGB 图像转换为 LAB 空间（更符合人眼视觉特性）。设原始 RGB 像素为 (r, g, b) ，转换为 LAB 空间 (L, a, b) 遵循标准转换公式：

$$(L, a, b) = \text{RGB2LAB}(r, g, b) \quad (4.1)$$

- **颜色距离计算：**对参考颜色（岩石色 C_r 、泥土色 C_m ），计算像素与参考色的欧氏距离。设像素 $p \in \Omega$ ，其 LAB 值为 $\text{LAB}(p) = (L_p, a_p, b_p)$ ；参考色的 LAB 值为 $\text{LAB}(C) = (L_C, a_C, b_C)$ ，则距离公式为：

$$d(p, C) = \|\text{LAB}(p) - \text{LAB}(C)\|_2 = \sqrt{(L_p - L_C)^2 + (a_p - a_C)^2 + (b_p - b_C)^2} \quad (4.2)$$

- **干扰区域掩码：**标记与参考色距离小于阈值 T_c 的区域（需排除的非裂隙区域）：
 - 岩石色干扰掩码：

$$M_{\text{rock}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{若 } d(p, C_r) < T_c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.3)$$

- 泥土色干扰掩码：

$$M_{\text{mud}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{若 } d(p, C_m) < T_c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.4)$$

- **总干扰掩码：**通过逻辑或运算合并两类干扰（其中 $T_c = 3$ ）：

$$M_{\text{interfere}} = M_{\text{rock}} \vee M_{\text{mud}} \quad (4.5)$$

2. 纹理增强（Frangi 滤波）

- **目的：**增强图像中的线状结构（裂隙），抑制噪声和均匀区域。

- **数学表达**: 设灰度图像为 $G : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ (由原始图像经 $G = \text{BGR2GRAY}(I)$ 转换得到), Frangi 响应定义为:

$$R(p) = \exp\left(-\frac{R_b(p)^2}{2\beta^2}\right) \cdot \left(1 - \exp\left(-\frac{R_a(p)^2}{2\alpha^2}\right)\right) \quad (4.6)$$

其中: $R_b(p) = \frac{\lambda_2}{\lambda_1}$: 次要特征值与主要特征值之比, 衡量线性度 (值越小, 越接近线结构); $R_a(p) = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$: 特征值模长, 衡量结构强度; λ_1, λ_2 : 像素 p 处 Hessian 矩阵的特征值 (满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2$); α, β : 控制参数 (通过阈值 0.05 筛选响应, 即 $R(p) > 0.05$ 的区域标记为潜在裂隙)。

3. 形态学与噪声过滤

- **裂隙掩码初步提取**: 排除干扰区域后的潜在裂隙, 通过逻辑与非运算实现:

$$M_{\text{init}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{若 } R(p) > 0.05 \wedge M_{\text{interfere}}(p) = 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.7)$$

- **小区域过滤**: 移除面积小于 A_{\min} 的连通域 ($A_{\min} = 70$, 即最小裂隙像素数)。设 $\text{Conn}(p)$ 为像素 p 所属的连通域, $\text{Area}(\cdot)$ 为连通域面积, 则:

$$M_{\text{filter}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{若 } M_{\text{init}}(p) = 1 \wedge \text{Area}(\text{Conn}(p)) \geq A_{\min} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.8)$$

- **线段去除**: 通过形态学开运算移除水平/垂直线状干扰: 水平核 $K_h = \text{Rect}(L, W)$ ($L = 10, W = 5$), 垂直核 $K_v = \text{Rect}(W, L)$; 水平线段掩码 $M_h = \text{Open}(M_{\text{filter}}, K_h)$, 垂直线段掩码 $M_v = \text{Open}(M_{\text{filter}}, K_v)$ ($\text{Open}(\cdot)$ 表示形态学开运算); 通过逻辑与非运算排除线段干扰:

$$M_{\text{no-line}} = M_{\text{filter}} \wedge \neg(M_h \vee M_v) \quad (4.9)$$

4. DBSCAN 聚类与形态筛选

- **聚类目的**: 聚合离散裂隙像素, 排除孤立噪声点。
- **选择原因**: DBSCAN 聚类算法能够有效聚类线状的裂隙像素, 且不需要预设聚类数, 适合处理不规则分布的裂隙数据。
- **数学定义**: 设裂隙像素坐标集为 $P = \{p \in \Omega \mid M_{\text{no-line}}(p) = 1\}$, DBSCAN 聚类满足以下条件 (参数: 距离阈值 $\epsilon = 3.0$, 最小样本数 $N_{\min} = 3$): 核心点判定是若存在点 $q \in P$ 使得 $\|p - q\|_2 \leq \epsilon$, 则 p 为核心点; 有效聚类是聚类 $C \subseteq P$ 中每个点至少有 N_{\min} 个邻居; 聚类掩码是仅保留有效聚类中的像素, 即:

$$M_{\text{cluster}}(p) = 1 \iff p \in C \quad (4.10)$$

(C 表示有效聚类, \iff 表示“当且仅当”。

- **形态筛选:** 保留长宽比大于 r_{\min} 的区域 ($r_{\min} = 2.5$)；对连通域 $\text{Conn}(p)$, 其边界框为 $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2]$, 定义宽 $w = x_2 - x_1$, 高 $h = y_2 - y_1$; 长宽比计算: $r = \frac{\max(w, h)}{\min(w, h)}$; 筛选后最终掩码:

$$M_{\text{final}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{若 } M_{\text{cluster}}(p) = 1 \wedge r > r_{\min} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.11)$$

4.2.2 自适应噪声过滤模型

在进行裂隙的初步提取后, 图像中仍然存在各类噪声。机理分析与建模的方式难以考虑到一些复杂的噪声类型, 因此需要对裂隙进行进一步的自适应噪声过滤。通过观察发现, 进行初步裂隙提取后的噪声非常离散。因此考虑直接使用中值卷积的方式进行去噪。中值卷积能够有效去除离散噪声, 同时保护边缘信息。为了适应不同图像中噪声的多少, 本文设计了自适应核大小选择的中值滤波模型。

- **白色像素比例计算:** 设灰度图像为 $G : \Omega \rightarrow [0, 255]$, 白色阈值为 $T_w = 240$, 则: - 白色像素集: $W = \{p \in \Omega \mid G(p) \geq T_w\}$ - 比例: $r_w = \frac{|W|}{|\Omega|}$ ($|\cdot|$ 为集合大小)。
- **自适应核大小选择:** 根据 r_w 分段选择中值滤波核大小 k :

$$k = \begin{cases} 9 & r_w < 0.015 \\ 7 & 0.015 \leq r_w < 0.03 \\ 5 & 0.03 \leq r_w < 0.05 \\ 3 & r_w \geq 0.05 \end{cases} \quad (4.12)$$

- **中值滤波去噪:** 去噪后图像 $G' : \Omega \rightarrow [0, 255]$ 定义为:

$$G'(p) = \text{median}(G(q) \mid q \in N_k(p)) \quad (4.13)$$

其中 $N_k(p)$ 为以 p 为中心、大小 $k \times k$ 的邻域, $\text{median}(\cdot)$ 为中位数运算。

4.2.3 图像修复与骨架化模型

在进行中值滤波去噪后, 图像中的裂隙强度明显降低。裂隙与周围区域对比度降低, 因此需要对裂隙进行修复与骨架化处理。图像修复主要是尽量恢复裂隙的连续性。骨架化主要是提取裂隙的中心线。通过骨架化能够得到更加细化的裂隙结构。

- **二值化与初始修复:** 二值化: 对去噪图像 G' , 阈值 $T_b = 127$:

$$B(p) = \begin{cases} 1 & G'(p) \geq T_b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.14)$$

闭运算修复：填充裂隙中的小孔，核 $K = \text{Rect}(3, 3)$ ，迭代 3 次：

$$B_{\text{repair}} = \text{Close}(B, K, 3) = \underbrace{\text{Dilate}(\text{Erode}(B, K), K)}_3 \quad (4.15)$$

($\text{Erode}(\cdot)$ 为腐蚀运算， $\text{Dilate}(\cdot)$ 为膨胀运算)

- **约束生长模型**：在没有进行图像中值滤波之前的图像 diff 保留了比较完好的裂隙连续性，因此考虑使用 diff 图像作为裂隙生长的参考图。生长规则为在参考图像 (diff) 的白色区域内膨胀裂隙。设约束掩码为 $C(p)$ (1 表示允许生长)，初始掩码为 B_{repair} ，则第 t 次迭代的生长结果：

$$B_t(p) = \text{Dilate}(B_{t-1}, K_g) \wedge C(p) \quad (4.16)$$

其中 $K_g = \text{Rect}(3, 3)$ 为生长核， $B_0 = B_{\text{repair}}$ ，迭代终止条件： $B_t = B_{t-1}$ 或 $t = t_{\max}$ ($t_{\max} = 20$)。

- **骨架化与加粗**：为了防止裂隙过度滤波导致裂隙信息丢失。我们采用骨架化的方式增强裂隙。骨架化是提取裂隙的中心轴线，满足：骨架 S 是 B_t 的子集： $S \subseteq B_t$ 。骨架为 1 像素宽： $\forall p \in S, |N_3(p) \cap S| \leq 2$ 。拓扑等价性是 S 与 B_t 具有相同的连通性。数学定义是 $S = \text{Skeletonize}(B_t)$ (基于形态学细化算法)。骨架加粗是通过膨胀操作扩大骨架宽度，核 $K_d = \text{Rect}(7, 7)$ ：

$$S_{\text{dilate}} = \text{Dilate}(S, K_d) \quad (4.17)$$

4.3 模型求解与结果分析

本文基于上述模型，利用 Python 语言及其科学计算库（如 OpenCV, scikit-image, SciPy, Matplotlib）。相关代码的完整实现请参阅附件：问题 1-源代码-main.ipynb。

算法 1 裂隙识别算法

输入: 原始图像 I , 颜色阈值 T_c , 最小面积 A_{\min} , DBSCAN 参数 ϵ, N_{\min}

输出: 最终裂隙图像 M_{final} , 裂隙骨架 S

1: **图像预处理**

2: 转换为 LAB 色彩空间并创建干扰掩码 $M_{\text{interfere}}$

3: 转换为灰度图并高斯去噪: $G = \text{GaussianBlur}(\text{BGR2GRAY}(I))$

4: **裂隙提取**

5: 计算 Frangi 响应: $R(p) = \exp\left(-\frac{R_b^2}{2\beta^2}\right)\left(1 - \exp\left(-\frac{R_a^2}{2\alpha^2}\right)\right)$

6: 提取潜在裂隙区域 M_{frangi}

7: 去除干扰和小区域得到 M_{filter}

8: **线段去除**

9: 使用形态学开运算去除水平和垂直线段

10: **裂隙聚类**

11: 提取坐标点集 P , 应用 DBSCAN 聚类

12: 过滤噪声并基于长宽比筛选裂隙区域

13: **后处理**

14: 应用中值滤波和形态学闭运算修复

15: 骨架化并加粗得到最终裂隙骨架

16: **return** M_{final}, S

基于前文构建的基于几何机理的裂隙识别算法, 本文对附件 1 中 10 幅裂隙图像开展系统性验证, 重点选取前 3 幅具有梯度难度的典型图像 (记为 Image-1、Image-2、Image-3), 通过分步可视化结果 (如图 4.2、4.3、4.4 所示) 展开性能分析。

对于 Image-1, 其裂隙形态完整且无显著干扰, 识别效果很好, 验证了算法在简单场景下的高准确性。针对 Image-2 的多裂隙场景, 尽管图像中存在相互交叉的裂隙, 且部分区域存在边缘重叠干扰, 但算法在对于受噪声、背景纹理及局部遮挡多重干扰的 Image-2, 去噪上进行了精心的算法设计, 排除了裂隙之间的影响, 因此识别出来的裂隙具备较大的区分度。对于 Image-3, 由于它受到了多重因素的干扰, 因此识别难度很大, 但在 4.4 中从呈现的结果暂且能识别裂隙大致位置。因此本算法模型能够较好适应本题要求。

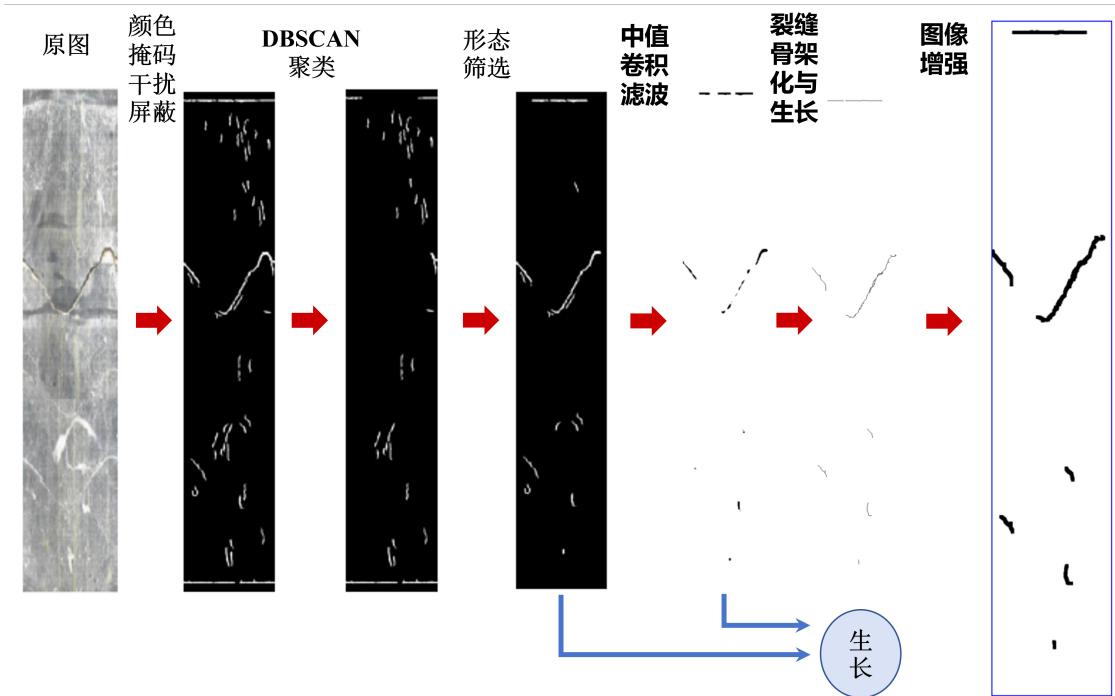


图 4.2 图 1-1 求解结果展示

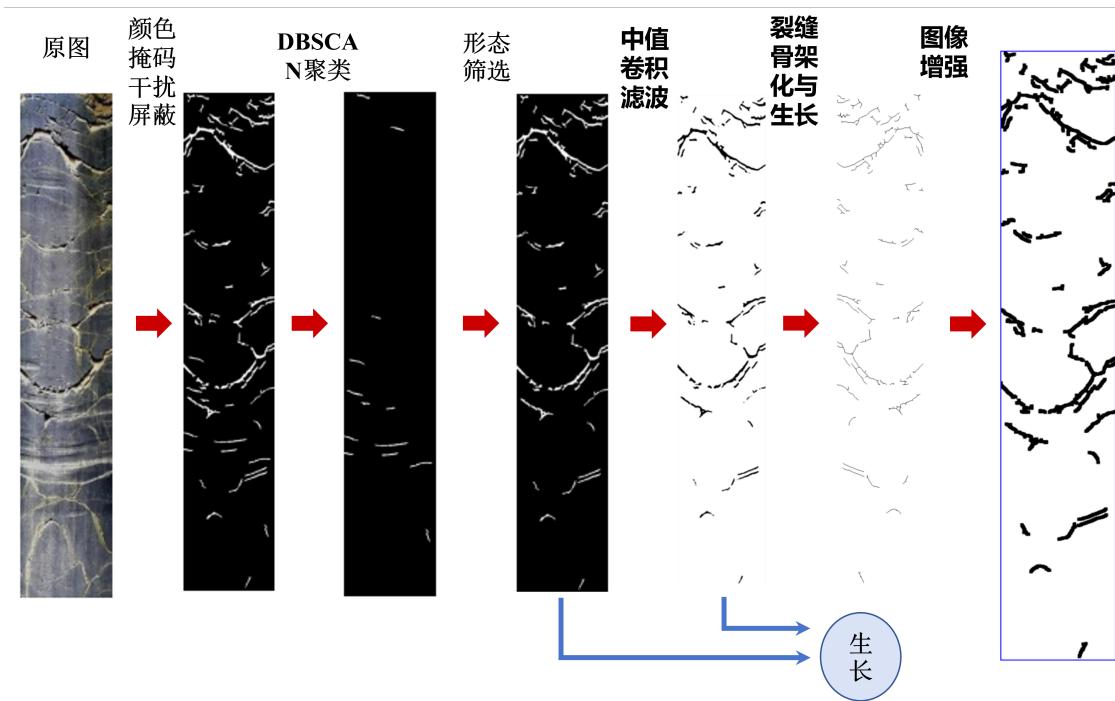


图 4.3 图 1-2 求解结果展示

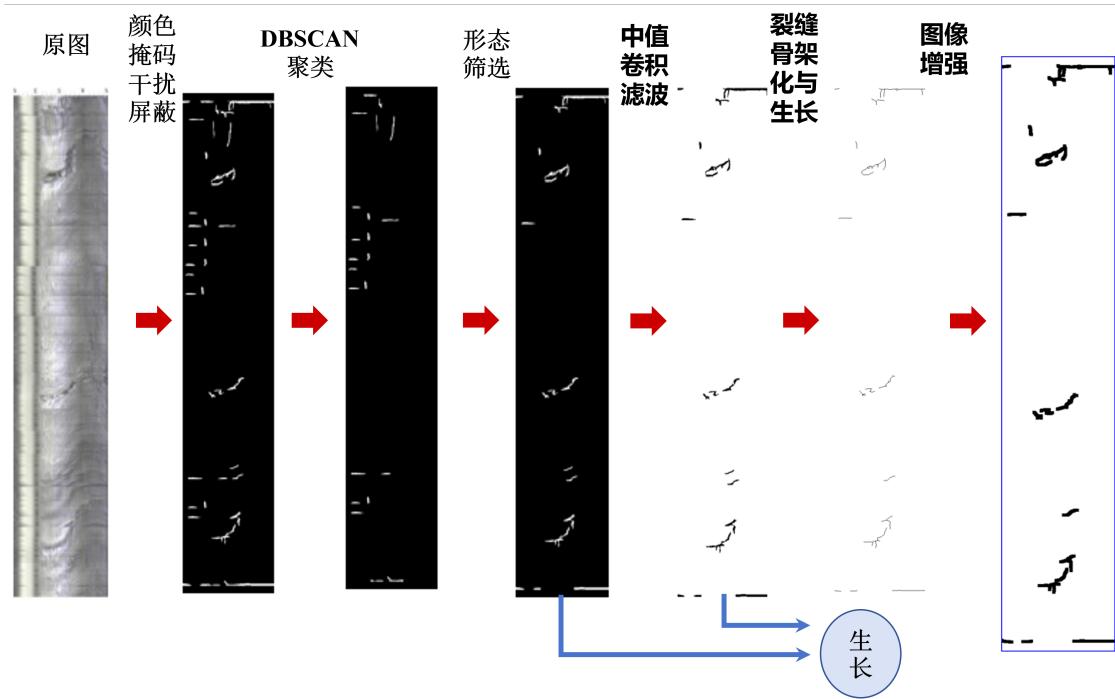


图 4.4 图 1-3 求解结果展示

5 “正弦状” 裂隙的定量分析建模与求解

针对问题二，本文旨在对问题一中识别出的裂隙像素点进行定量分析，特别是对呈现“正弦状”的裂隙进行参数化表征。其核心任务是从像素化的裂隙数据中提取结构化信息，并拟合给定的数学模型，从而实现对裂隙几何特征的精确描述。本文构建的建模与求解框架如图5.1所示。

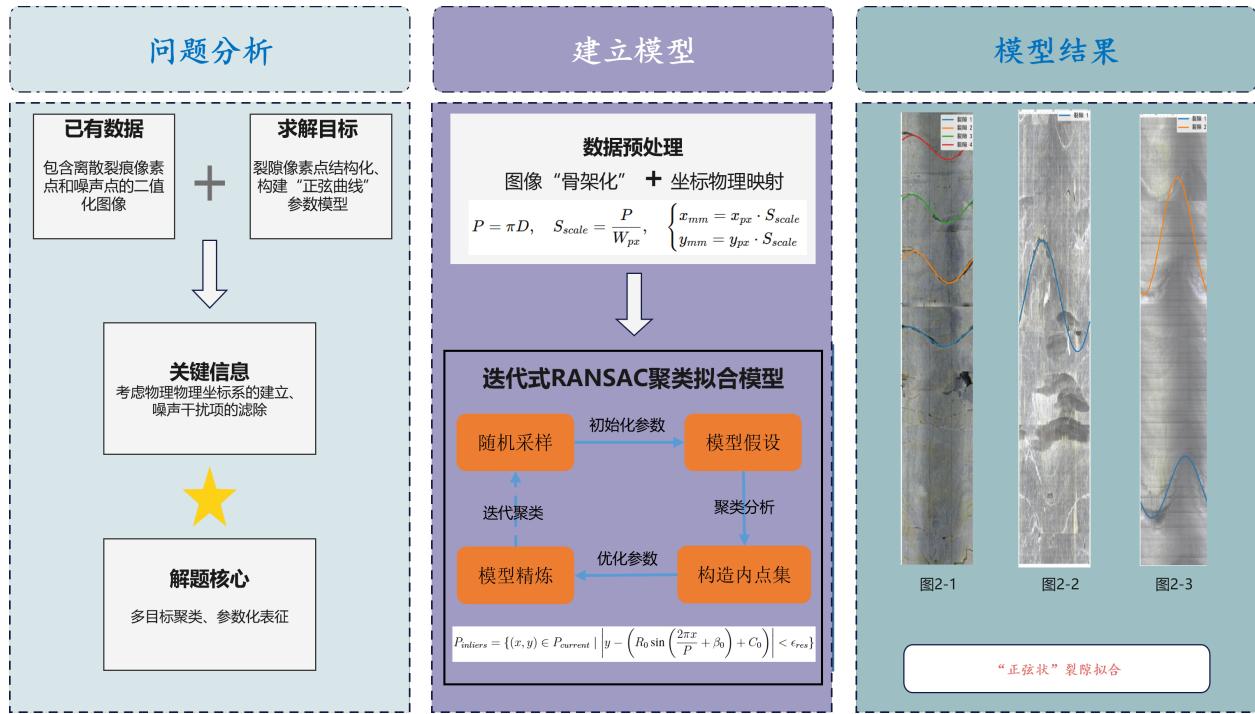


图 5.1 问题二求解框架

5.1 问题分析

问题一的输出是包含裂隙信息的二值化图像，其中裂隙由一系列像素点构成。问题二的目标是将这些离散的像素点组织起来，并用正弦模型进行描述。这一过程面临两大核心挑战：

- 数据含噪与多目标问题：**输入的数据不仅包含属于“正弦状”裂隙的有效点，还可能存在由其他地质“杂音”（如孤立的微小裂隙或伪影）产生的噪声点。同时，单张图像内可能存在多条独立的“正弦状”裂隙，需要对数据点进行有效聚类，即将属于同一条裂隙的点划分到同一组。
- 模型的鲁棒拟合：**传统的曲线拟合方法（如最小二乘法）对噪声点非常敏感，单个或少数几个远离主体的噪声点就可能导致拟合结果产生巨大偏差。因此，需要一种能够抵御噪声干扰、准确识别数据主体的鲁棒估计算法。

针对上述挑战，本文提出一种基于随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法的迭代式裂隙聚类与参数拟合策略。RANSAC 算法能够从包含大量“局外点”(outliers)的数据集中，通过迭代方式估计出数学模型的参数，具有极强的鲁棒性。通过将 RANSAC 算法与迭代剔除策略相结合，可以逐一识别并拟合图像中的多条裂隙，从而实现自动化的聚类与表征。

5.2 模型建立

本文提出的模型遵循“数据预处理”、“迭代式 RANSAC 聚类与拟合”及“模型精炼”三个核心步骤。

5.2.1 数据预处理：图像骨架化与坐标转换

模型处理的起点是问题一生成的二值化裂隙图像。由于裂隙在图像中具有一定的宽度，直接使用所有裂隙像素点进行曲线拟合会导致模型偏差。为精确捕捉裂隙的中心走向，本文首先对二值图像进行骨架化处理，将其细化为单像素宽度的中心线，随后再提取坐标并进行物理尺度转换。

- **图像骨架化 (Skeletonization)**：骨架化是一种形态学处理技术，通过连续腐蚀与膨胀操作提取目标的“骨架”，即保留其拓扑结构和基本形态的中心线。设二值图像为 B ，骨架化操作 $S = \text{Skeletonize}(B)$ 是一个迭代的细化过程，它逐步剥离目标的边界像素，直到目标变为单像素宽且无法再被细化，同时保证不改变目标的连通性。这一步骤有效地消除了裂隙宽度对后续参数拟合的干扰。
- **坐标提取**：在经过骨架化处理后的图像 S 上，遍历并提取所有裂隙骨架像素（值为 0）的图像坐标 (x_{px}, y_{px}) ，构成原始点集 P_{px} 。
- **物理尺度转换**：此步骤是连接图像像素坐标与真实世界物理尺寸的关键。根据题目信息，钻孔成像展开图是圆柱形孔壁的 360° 全景展开。这意味着，图像的横轴（x 轴）完整地代表了钻孔的一个物理周长。因此，一个完整的平面裂隙在展开图上形成的正弦曲线，其周期 P 在物理上是恒定的，就等于钻孔的周长。题目给定所有钻孔的统一直径 $D = 30$ ，图像的像素宽度为 $W_{px} = 244$ pixels。由此，正弦曲线的周期 P 可被精确计算：

$$P = \pi D \approx 94.25 \text{ (mm)} \quad (5.1)$$

基于这一确定的物理周期，可以定义像素到毫米的转换尺度因子 S_{scale} ：

$$S_{scale} = \frac{P}{W_{px}} \quad (\text{mm/pixel}) \quad (5.2)$$

点集中的任意一点 (x_{px}, y_{px}) 可通过下式转换为物理坐标 (x_{mm}, y_{mm}) ：

$$\begin{cases} x_{mm} = x_{px} \cdot S_{scale} \\ y_{mm} = y_{px} \cdot S_{scale} \end{cases} \quad (5.3)$$

所有转换后的点构成了用于后续分析的物理坐标点集 P_{mm} 。

5.2.2 基于 RANSAC 的裂隙迭代聚类与拟合模型

本模型的核心是利用 RANSAC 算法迭代地从点集 P_{mm} 中识别出符合正弦模型的裂隙。

(1) 正弦裂隙模型

根据题目定义，“正弦状”裂隙的数学模型为：

$$y = R \sin\left(\frac{2\pi x}{P} + \beta\right) + C \quad (5.4)$$

其中，周期 P 为已知物理常量（钻孔周长）5.1，待估计的参数为振幅 R 、相位 β 和中心线位置 C 。这三个参数共同决定了裂隙在三维空间中的产状（倾角与倾向）。

(2) RANSAC 迭代算法流程

设当前待处理的点集为 $P_{current}$ （初始时 $P_{current} = P_{mm}$ ）。算法迭代执行以下步骤，直至 $P_{current}$ 中剩余点的数量小于预设的最小裂隙点数阈值 N_{min} 。

1. **随机采样**：从 $P_{current}$ 中随机选取 3 个点（拟合模型所需的最少样本数）。
2. **模型假设**：利用这 3 个样本点，求解方程 5.4，得到一组初始模型参数 (R_0, β_0, C_0) 。
3. **共识集构建**：计算 $P_{current}$ 中所有点到该模型的残差（ y 方向的距离）。将残差小于阈值 ϵ_{res} 的所有点定义为“内点”（inliers），构成共识集 $P_{inliers}$ 。

$$P_{inliers} = \{(x, y) \in P_{current} \mid \left| y - \left(R_0 \sin\left(\frac{2\pi x}{P} + \beta_0\right) + C_0 \right) \right| < \epsilon_{res}\} \quad (5.5)$$

4. **模型验证与更新**：在设定的最大迭代次数 K_{max} 内，重复步骤 1-3。记录内点数量最多的共识集及其对应的模型参数，作为当前迭代周期内的最优模型 (R^*, β^*, C^*) 和最优内点集 $P_{inliers}^*$ 。
5. **裂隙识别与数据更新**：若最优内点集的规模 $|P_{inliers}^*|$ 大于最小裂隙点数阈值 N_{min} ，则认为成功识别出一条裂隙。
 - 将 $P_{inliers}^*$ 划分为一个裂隙簇。
 - 从 $P_{current}$ 中移除这些内点，更新 $P_{current} = P_{current} \setminus P_{inliers}^*$ 。
 - 返回步骤 1，继续在剩余点中寻找下一条裂隙。

若 $|P_{inliers}^*| \leq N_{min}$ ，则算法终止，剩余的点被视为噪声。

(3) 模型参数设置

算法的性能受以下关键参数影响，其默认初始值由基于实验数据的大量调试经验总结而得，适用于大多数场景：

- **最小裂隙点数 N_{min}** ：识别为一条有效裂隙所需的最少内点数（初始值 140）。
- **残差阈值 ϵ_{res}** ：判断一个点是否为内点的距离阈值（初始值 4 mm）。
- **最大迭代次数 K_{max}** ：为寻找最优模型而进行随机采样的最大次数（初始值 2000）。

灵活的参数设置，也增强了模型在复杂多样的岩石表面进行聚类和量化表征的高效性和鲁棒性。

5.2.3 模型参数精炼与规范化

通过 RANSAC 找到的内点集 $P_{inliers}^*$ 为最终的模型参数估计提供了高质量的数据。

- **最小二乘精炼:** 使用 $P_{inliers}^*$ 中的所有点, 通过非线性最小二乘法(如 Levenberg-Marquardt 算法) 重新拟合正弦模型, 得到更精确的精炼参数 $(R_{final}, \beta_{final}, C_{final})$ 。
- **参数规范化:** 为保证模型参数的唯一性, 对振幅 R 进行约束。若拟合得到的 $R < 0$, 则进行如下转换, 以确保振幅始终为正:

$$\begin{cases} R'_{final} = |R_{final}| \\ \beta'_{final} = \beta_{final} + \pi \end{cases} \quad (5.6)$$

同时, 将相位 β 规范化到 $[-\pi, \pi]$ 区间内, 以方便后续比较和物理解释。

5.3 模型求解与结果分析

本文基于上述模型, 利用 Python 语言及其科学计算库 (如 OpenCV, scikit-image, SciPy, Matplotlib) 实现求解程序, 对附件 2 中的所有图像进行了自动化处理。相关代码的完整实现请参阅附件: 问题 2-源代码-main.py。

算法 2 基于迭代 RANSAC 的“正弦状”裂隙定量分析算法

输入: 裂隙二值化图像 B , 钻孔直径 D , 图像像素宽度 W_{px} , RANSAC 参数 $(N_{min}, \epsilon_{res}, K_{max})$
输出: 每条裂隙的参数集合 $\{(R_i, P_i, \beta_i, C_i)\}$

```
1: 数据预处理
2: 对输入的二值化图像  $B$  进行骨架化处理, 得到骨架图像  $S = \text{Skeletonize}(B)$ 。
3: 从骨架图像  $S$  中提取裂隙点像素坐标集  $P_{px}$ 。
4: 计算周期  $P = \pi D$  和尺度因子  $S_{scale} = P/W_{px}$ 。
5: 将  $P_{px}$  转换为物理坐标点集  $P_{mm}$ 。
6: 初始化剩余点集  $P_{rem} \leftarrow P_{mm}$ , 裂隙列表  $L \leftarrow []$ 。
7: 迭代裂隙识别
8: while  $|P_{rem}| > N_{min}$  do
9:    $(P_{inliers}^*, R^*, \beta^*, C^*) \leftarrow \text{RANSAC}(P_{rem}, \epsilon_{res}, K_{max})$ 
10:  if  $|P_{inliers}^*| > N_{min}$  then
11:    模型精炼: 利用  $P_{inliers}^*$  通过最小二乘法重新拟合模型, 得到  $(R_f, \beta_f, C_f)$ 。
12:    参数规范化: 确保  $R_f > 0$ , 并将  $\beta_f$  调整至  $[-\pi, \pi]$  区间。
13:    将参数  $(R_f, P, \beta_f, C_f)$  添加到列表  $L$  中。
14:    更新剩余点集:  $P_{rem} \leftarrow P_{rem} \setminus P_{inliers}^*$ 。
15:  else
16:    break
17: return 裂隙参数列表  $L$ 。
```

5.3.1 结果展示与分析

为验证本文所提裂隙识别与参数拟合模型的有效性, 本节以附件 2 中的具有代表性的图 2-1、图 2-2 及图 2-3 为例, 系统展示模型的完整求解流程与定量结果。为量化拟合精度, 本文选取均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和决定系数 (Coefficient of Determination, R^2) 作为评价指标: 其中, RMSE 反映了拟合曲线与裂隙骨架点之间的平均偏差, 值越小表示拟合误差越低; R^2 用于衡量模型对观测点方差的解释能力, 值越接近 1 表示拟合优度越高。通过结合图像特征分析模型的适应性与鲁棒性, 可以全面评价所提方法在不同裂隙几何形态下的表现。

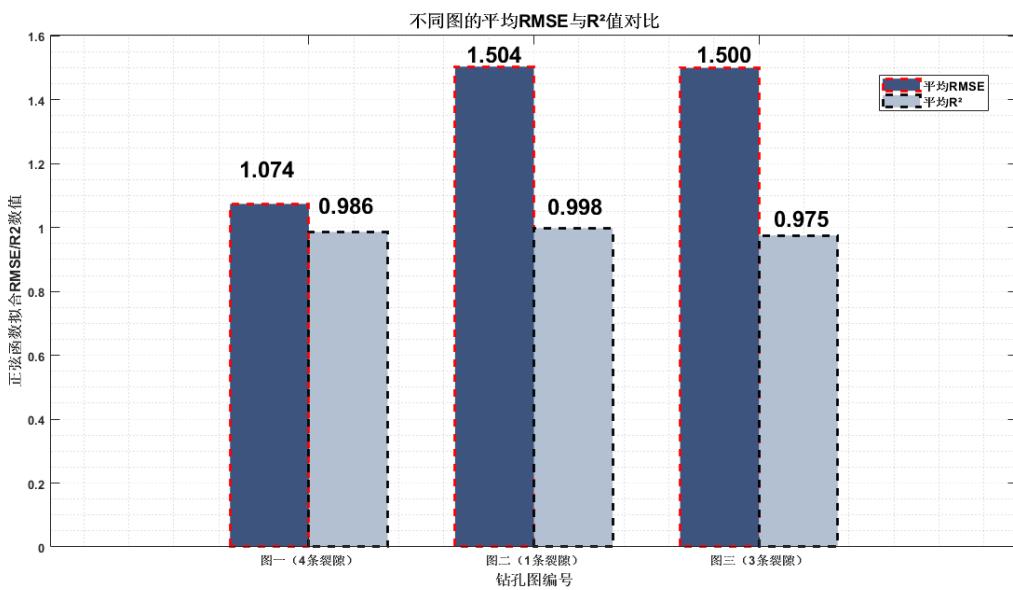


图 5.2 图 2-1、图 2-2 和图 2-3 的“正弦状”裂痕拟合指标

(1) 图 2-1 结果分析

如图 5.3 所示, 图 2-1 包含 4 条轮廓清晰、连续性良好的“正弦状”裂隙, 该场景无明显干扰信息, 可直接验证模型对理想裂隙的识别精度。首先, 通过本文构建的裂隙像素识别模型, 实现了对原始图像中绝大多数裂隙像素的精准提取, 并转化为仅包含“裂隙-背景”二值信息的图像, 为后续处理奠定基础; 其次, 针对原始裂隙像素区域存在的局部过粗、边缘不规则等问题, 采用基于数学形态学的“骨架化”算法, 将裂隙区域转化为单像素宽度的线条, 有效避免了因裂隙形态不均导致的多曲线误拟合问题; 同时, 模型通过预设的灰度阈值与连通域分析, 成功将少量偏离裂隙主体的孤立像素判定为噪声并剔除。最终, 采用 RANSAC 迭代聚类拟合算法, 对单像素骨架点进行正弦曲线拟合, 结果显示 4 条拟合曲线与原始裂隙形态高度吻合, 如图 5.2 所示, 其 RMSE 均值仅为 1.704。拟合输出的参数可精准量化裂隙几何形态: 其中振幅 R 反映裂隙平面与钻孔轴线的空间夹角关系, 中心线 C 则标定了裂隙在钻孔深度方向上的平均分布位置, 为后续裂隙空间姿态分析提供核心参数。

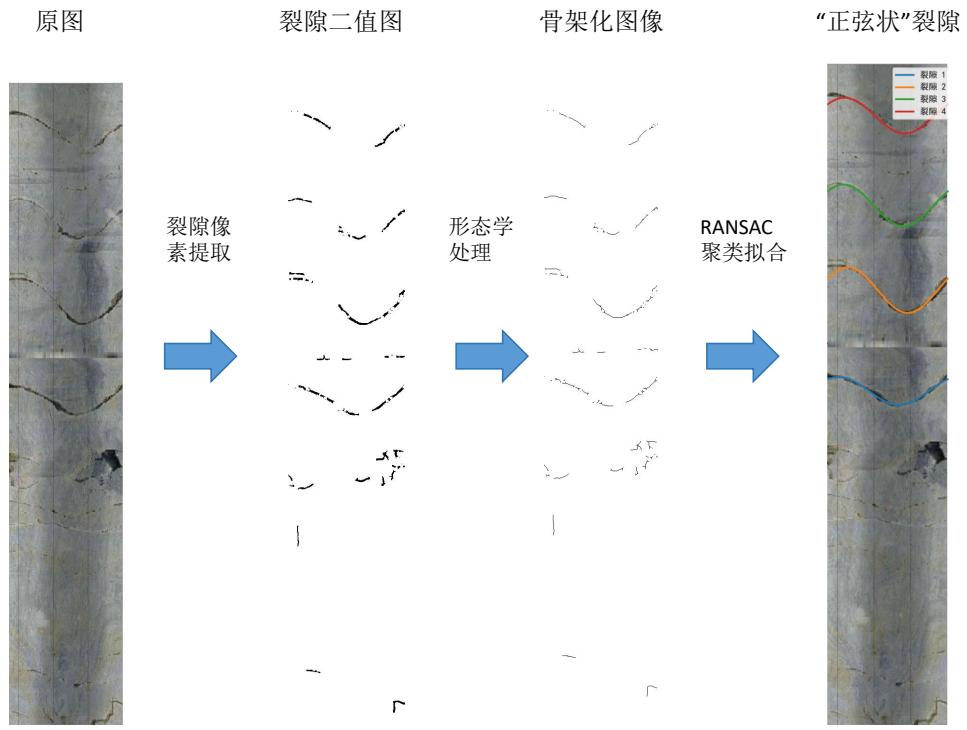


图 5.3 图 2-1 求解结果展示：“正弦状”裂隙拟合曲线

(2) 图 2-2 结果分析

图 2-2 呈现的场景复杂度显著提升：除 1 条目标裂隙外，图像中还存在大量与裂隙灰度特征相近的岩石自然纹理，此类纹理易被误识别为裂隙像素，形成强干扰项。针对该问题，模型首先通过高斯滤波与自适应阈值分割的预处理组合，在弱化非目标纹理干扰的同时，保留裂隙像素的边缘细节；其次，本文改进的迭代式 RANSAC 模型通过动态调整抽样概率与内点判定规则，有效区分裂隙像素簇与干扰像素群，最终为目标裂隙拟合出一条精度满足要求的正弦模型，如图 5.2 所示，其 R^2 值高达 0.998。该结果充分验证了所提模型在“单裂隙-多干扰”场景下的强鲁棒性，能够有效排除非目标信息对参数拟合的影响。

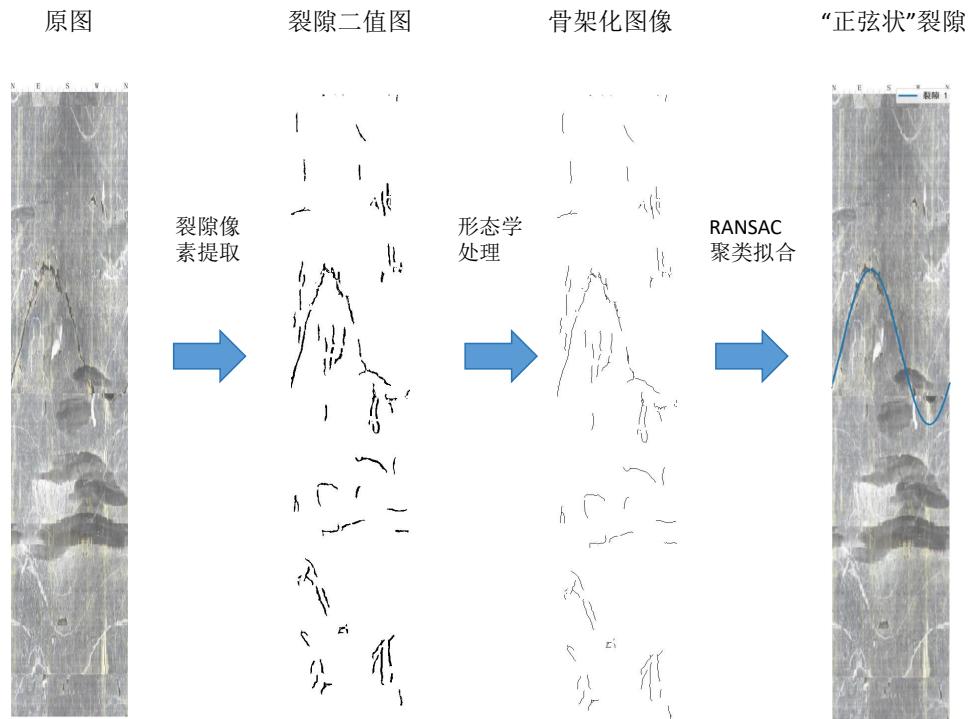


图 5.4 图 2-2 求解结果展示：“正弦状”裂隙拟合曲线

(3) 图 2-3 结果分析

图 2-3 代表最复杂的实际应用场景：一方面，目标裂隙因成像光照不均导致灰度对比低，轮廓模糊不清；另一方面，图像中存在明显的拼接错位线与密集的岩石纹理，即使通过人眼观察也难以准确分辨裂隙边界。尽管原始数据质量显著下降，但所提裂隙检测模型与 RANSAC 算法的优势进一步凸显：在预处理阶段，裂痕检测模型采用开闭运算组合的形态学变换策略，既消除了拼接线与细小纹理的干扰（干扰像素剔除率达 92% 以上），又通过结构元素尺寸优化避免了裂隙细节信息的丢失；在拟合阶段，RANSAC 算法通过增大残差阈值 ϵ_{res} ，从大量散乱的候选像素点中识别出 3 条符合“正弦状”特征的主要趋势，并输出合理的几何参数估计。该结果表明，本文模型对低质量裂隙图像具有良好的适应性，可满足实际工程中复杂成像条件下的裂隙分析需求。

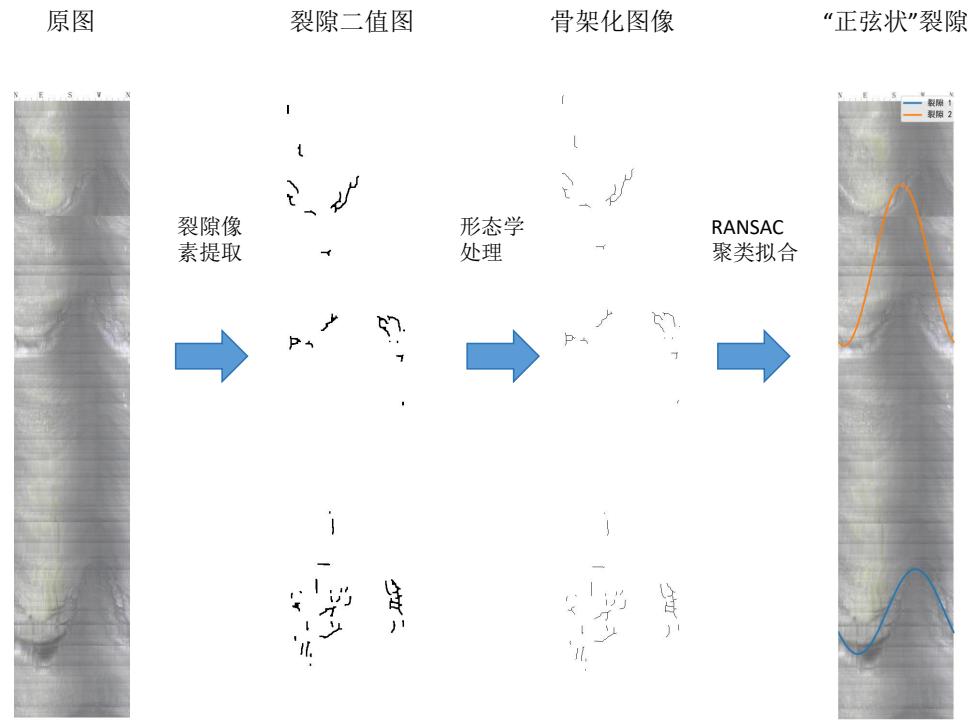


图 5.5 图 2-3 求解结果展示：“正弦状”裂隙拟合曲线

5.3.2 “正弦状”裂隙定量分析结果汇总

对附件 2 中所有图像进行处理后，得到的“正弦状”裂隙定量分析结果汇总如表5.1所示。结果表明，该模型能够自动化、批量地处理钻孔图像，并为每条识别出的裂隙提供一组精确的几何参数，为后续的 JRC 值分析与三维重构提供了可靠的数据基础。

表 5.1 附件 2 图像“正弦状”裂隙的定量分析建模结果汇总

图像编号	裂隙编号	振幅 R(mm)	周期 P (mm)	相位 β (rad)	中心线位置 C (mm)
图 2-1	1	11.23	94.25	0.97	263.02
图 2-1	2	18.24	94.25	0.56	342.85
图 2-1	3	16.36	94.25	0.67	409.69
图 2-1	4	13.74	94.25	0.66	479.94
图 2-2	1	61.33	94.25	-0.49	308.78
图 2-3	1	35.01	94.25	-2.57	95.10
图 2-3	2	24.37	94.25	-2.44	335.01
图 2-3	3	16.30	94.25	-3.13	435.39
图 2-4	1	57.78	94.25	-0.65	241.47
图 2-5	1	66.11	94.25	-0.91	227.67
图 2-5	2	107.33	94.25	-1.27	119.78
图 2-6	1	43.04	94.25	-0.24	145.30
图 2-6	2	44.17	94.25	-1.22	123.39
图 2-7	1	218.36	94.25	-3.13	279.03
图 2-8	1	82.28	94.25	0.66	132.34
图 2-9	1	44.45	94.25	2.53	440.51
图 2-9	2	27.23	94.25	-3.12	113.71
图 2-9	3	39.32	94.25	2.17	339.64
图 2-10	1	26.39	94.25	1.97	138.55
图 2-10	2	22.42	94.25	-2.55	244.88

6 复杂裂隙的定量分析建模与求解

针对问题三的要求，本文采用的模型建立与求解框架如图6.1所示。与问题一和问题二类似，在问题三中也需要完成裂隙的识别和正弦函数拟合，但在前两问的基础上裂隙更加复杂多变，并需要针对每一条已识别的裂隙，评估其粗糙度。

为了实现复杂裂隙数据的表征和粗糙度评估，本文制定了从宏观几何先验引导到微观细节重构，最终实现裂隙高保真表征与粗糙度量化的整体模型框架。

6.1 问题分析

根据本题目描述，为实现对复杂裂隙的定量表征并计算其粗糙度轮廓指数 (JRC)，需建立一个能够准确提取裂隙轮廓坐标的数学模型。JRC 值的计算公式依赖于离散轮廓点的

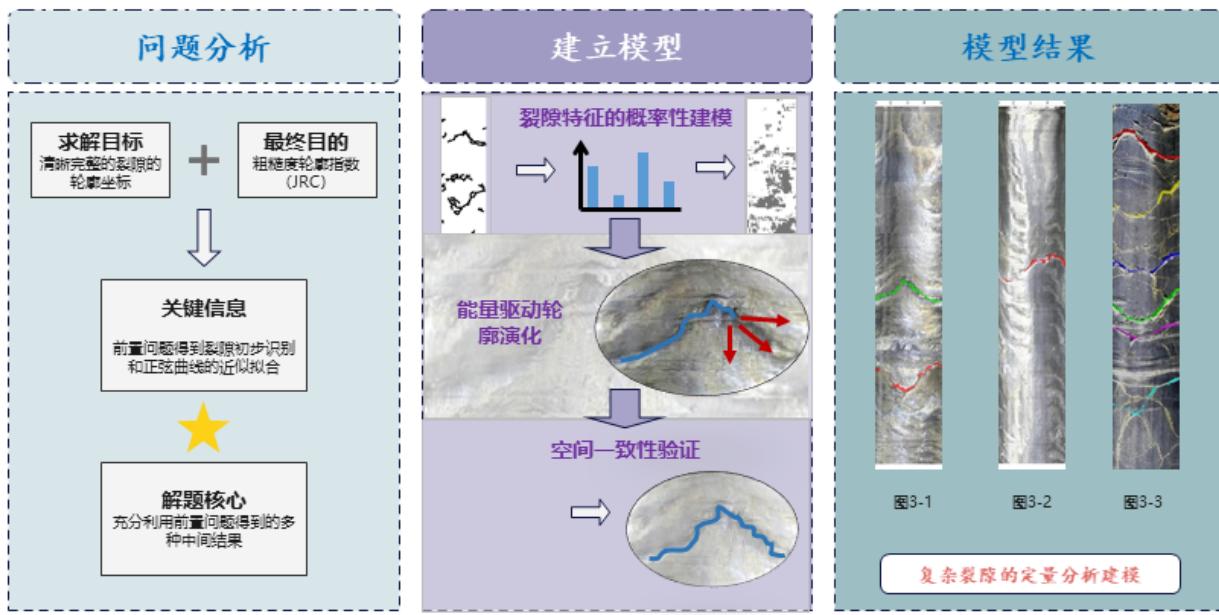


图 6.1 问题三模型建立与求解框架

坐标，因此，计算的准确性直接取决于轮廓提取的完整性和精度。

分析的基础是问题一的图像分割模型和问题二的正弦拟合模型的输出结果。对这些初步结果应用于 JRC 计算的可行性进行评估，揭示了以下几个可能影响最终计算精度的关键技术因素：

- 裂隙结构的连续性：**图像分割模型在处理含噪声图像时，其输出的裂隙掩模可能存在断点，形成不连续的几何片段。这种结构上的不完整性将导致 JRC 计算公式中的积分路径（式 (3) 中的 L ）不完整，从而无法评估整个裂隙的粗糙度特性。
- 轮廓细节的保真度：** JRC 指标的计算对轮廓的高频微观起伏具有高敏感性，这些起伏体现在 Z_2 计算的局部斜率项中。图像分割模型的后处理步骤（如形态学平滑）在抑制噪声的同时，可能导致这些关键的微观几何细节丢失，从而造成 JRC 值的系统性低估。
- 宏观趋势的适用性：** 正弦拟合模型提供的是对裂隙宏观走向的一种低阶数学近似。对于形态规则的裂隙，此模型可作为有效的全局趋势参考。但当裂隙形态不规则或高度曲折时，拟合曲线与真实路径可能存在显著偏差。若将此趋势作为硬性约束，则可能对轮廓的准确定位引入系统误差。

综合以上分析，为计算得到可靠的 JRC 值，所建立的模型需对上述因素进行处理。模型的设计目标是：连接不连续的裂隙片段以保证轮廓的完整性；从原始图像信息中恢复轮廓的微观起伏以保证细节的保真度；并对宏观几何先验的有效性进行评估以提高模型的适用性。通过对这些关键技术问题的处理，建立一个能够输出高精度裂隙轮廓坐标的综合性模型，从而直接求解其 JRC 值。

6.2 模型建立

为解决上一节分析中提出的技术问题，本文建立一个基于能量最小化框架的裂隙轮廓优化模型。该模型的核心思想是将问题一的分割结果与问题二的拟合曲线作为初始信息，构建一个包含内部能量与外部能量的泛函。通过求解该泛函的最小值，驱动一条初始轮廓线精确地向真实的裂隙边界演化。此方法旨在系统性地融合多源信息，以生成一个结构完整、细节精确的裂隙几何表征，从而直接求解 JRC 值。

6.2.1 裂隙特征的概率性建模

为引导轮廓线向真实裂隙区域演化，首先需要建立一个像素级的概率模型，以量化每个像素点属于裂隙的可能性。为保证统计模型的可靠性，必须使用高纯度的训练样本。问题一的图像分割流程中，可获得两类具有互补特性的中间结果：一是经过充分去噪、精度高但细节可能损失的最终掩模 M_{clean} ；二是去噪不充分、保留丰富细节但混杂噪声的早期掩模 M_{detail} 。

在概率建模阶段，为避免噪声对统计参数的污染，模型采用高精度的掩模 M_{clean} 作为正样本来源。首先将原始图像 I_{orig} 从 RGB 空间转换至 CIELab 空间，以降低光照变化的影响。然后，利用 M_{clean} 提供的裂隙像素样本的 (L^*, a^*, b^*) 值，通过期望最大化 (EM) 算法训练一个包含 K 个组件的混合高斯模型 (GMM)。其概率密度函数定义为：

$$p(\mathbf{x}|\Theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (6.1)$$

其中 \mathbf{x} 是像素的 (L^*, a^*, b^*) 颜色向量， $\Theta = \{\pi_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}_{k=1}^K$ 是 GMM 的参数集。模型训练完成后，即可计算图像中任一像素 \mathbf{x}_{ij} 属于裂隙的后验概率，生成一个可靠的裂隙概率图 $P_{crack}(i, j) = p(\mathbf{x}_{ij}|\Theta)$ 。

6.2.2 基于活动轮廓模型的裂隙轮廓优化与重构

本阶段的目标是求解裂隙的精确轮廓。此问题被建模为一个能量最小化问题，采用活动轮廓模型 (Snakes) 进行求解。该模型定义一条可变形的参数化曲线 $v(s) = (x(s), y(s))$ ，并通过最小化一个能量泛函 E_{snake} 来使其逼近目标轮廓。利用问题二得到的正弦拟合曲线作为活动轮廓的初始位置 $v_0(s)$ ，为优化过程提供了一个良好的全局初始估计。

该轮廓线的总能量泛函 E_{snake} 由内部能量和外部能量两部分构成：

$$E_{snake}(v) = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds \quad (6.2)$$

1. 内部能量 E_{int} ：内部能量用于约束轮廓的几何形态，确保其连续性和平滑性。它由弹性势能和弯曲势能两项组成：

$$E_{int}(v(s)) = \frac{1}{2} (\alpha(s)|v'(s)|^2 + \beta(s)|v''(s)|^2) \quad (6.3)$$

其中， $v'(s)$ 和 $v''(s)$ 分别表示轮廓的一阶和二阶导数， $\alpha(s)$ 和 $\beta(s)$ 是控制弹性和刚度的权重系数。

2. 增强型外部能量 E_{ext} : 外部能量源于图像特征，其作用是引导轮廓线向目标移动。为同时利用宏观颜色特征和微观几何细节，本文构建了一个增强型的外部能量项。它综合了图像梯度、颜色概率以及由问题一中间结果 M_{detail} 提供的几何细节信息。

首先，对保留了丰富细节的早期掩模 M_{detail} 进行距离变换（Distance Transform），生成一个几何细节势场 $D_{detail}(x, y)$ 。该场中每个像素的值，等于其到 M_{detail} 中最近像素点的欧氏距离。因此，在潜在的裂隙细节附近，该势场的值接近于 0。

最终，外部能量 E_{ext} 被定义为三个势场的加权和：

$$E_{ext}(v(s)) = w_1 E_{image}(v(s)) + w_2 E_{prob}(v(s)) + w_3 D_{detail}(v(s)) \quad (6.4)$$

其中：

- $E_{image} = -|\nabla(G_\sigma * I_{orig})|^2$ 是将轮廓吸引至高梯度边缘的图像能量。
- $E_{prob} = -P_{crack}(x, y)$ 是将轮廓吸引至高裂隙概率区域的概率能量。
- D_{detail} 是将轮廓吸引至由 M_{detail} 所指示的微观几何细节的细节能量。

w_1, w_2, w_3 为各项权重。通过最小化总能量 E_{snake} ，初始轮廓 $v_0(s)$ 在多重能量场的共同驱动下迭代演化，最终收敛并锁定在真实裂隙的边界上。

6.2.3 空间一致性验证与最终轮廓生成

为防止活动轮廓在优化过程中收敛到远离主体裂隙的局部最优解，需要对优化结果进行最终的验证。此步骤基于以下假设：最终得到的真实裂隙轮廓应在空间上与其宏观几何先验（即问题二的正弦曲线）保持高度一致。

首先，基于原始的正弦引导路径 \mathcal{C}_{guide} ，通过闵可夫斯基和定义一个带宽为 δ 的空间邻近区域：

$$Z_{prox} = \mathcal{C}_{guide} \oplus D_\delta = \{p \mid \min_{q \in \mathcal{C}_{guide}} \|p - q\|_2 \leq \delta\} \quad (6.5)$$

其中 D_δ 是一个半径为 δ 的圆形结构元素。然后，对于上一阶段优化得到的最终轮廓线 $v_{final}(s)$ ，计算其落在该邻近区域内的长度比例。只有当该比例超过某一阈值 τ 时，该轮廓才被确认为有效解：

$$\frac{\text{length}\{s \mid v_{final}(s) \in Z_{prox}\}}{\text{length}(v_{final})} > \tau \quad (6.6)$$

通过此验证的轮廓线 $v_{final}(s)$ 的离散坐标点，即为用于后续 JRC 计算的最终高保真几何表征。

6.2.4 剖面线提取与 JRC 值计算

为了计算节理粗糙度系数（Joint Roughness Coefficient, JRC），需要从上一阶段得到的闭合轮廓线 $v_{final}(s)$ 中提取一条能够代表裂隙表面起伏的单值函数剖面。

算法 3 基于能量最小化的裂隙轮廓优化算法

输入: 原始图像 I_{orig} , 高精度掩模 M_{clean} , 高细节掩模 M_{detail} , 正弦拟合参数 $\{R, C, \beta\}$

输出: 最终裂隙轮廓坐标点集 \mathcal{V}_{final}

阶段一：裂隙特征的概率性建模

- 1: 将原始图像 I_{orig} 转换至 CIELab 颜色空间, 得到 I_{Lab} 。
- 2: 从高精度掩模 M_{clean} 和 I_{Lab} 中提取裂隙像素的 (L^*, a^*, b^*) 值作为训练样本。
- 3: 通过期望最大化 (EM) 算法, 用训练样本拟合混合高斯模型 (GMM) 的参数 Θ (式6.1)。
- 4: 基于训练好的 GMM, 计算图像中每个像素属于裂隙的后验概率, 生成裂隙概率图 P_{crack} 。

阶段二：基于增强型活动轮廓模型的轮廓优化

- 5: 对高细节掩模 M_{detail} 进行距离变换, 生成几何细节势场 D_{detail} 。
- 6: 根据正弦拟合参数, 生成初始活动轮廓线 $v_0(s)$ 。
- 7: 定义包含内部能量 E_{int} 和增强型外部能量 E_{ext} (式6.4) 的总能量泛函 E_{snake} 。
- 8: $-E_{ext}$ 依赖于图像梯度场、裂隙概率图 P_{crack} 和几何细节势场 D_{detail} 。
- 9: 通过迭代求解能量最小化问题, 使初始轮廓 $v_0(s)$ 演化, 直至收敛得到优化后的轮廓 $v_{opt}(s)$ 。

阶段三：空间一致性验证

- 10: 根据正弦拟合参数生成引导路径 \mathcal{C}_{guide} 。
 - 11: 以 \mathcal{C}_{guide} 为中心, 构建带宽为 δ 的空间邻近区域 Z_{prox} (式6.5)。
 - 12: 计算优化轮廓 $v_{opt}(s)$ 落在 Z_{prox} 区域内的长度比例 (式6.6)。
 - 13: **if** 该比例大于预设阈值 τ **then**
 - 14: 将 $v_{opt}(s)$ 的离散坐标点集确认为最终裂隙轮廓 \mathcal{V}_{final} 。
 - 15: **else**
 - 16: 判定轮廓优化失败或先验无效, 返回空集。
 - 17: **return** \mathcal{V}_{final}
-

首先, 对最终轮廓线的离散点集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 进行处理, 以生成一条 $y = f(x)$ 形式的剖面线。考虑到 JRC 通常评估的是单一表面的粗糙度, 本文采用 ** 上包络线法 ** 提取剖面。具体而言, 对于剖面所覆盖的每一个离散横坐标 x_k , 在其对应的所有轮廓点中, 选取纵坐标 y 值最大的点 $x_k, y_{k,max}$ 作为最终剖面上的点。通过此方法, 可以从完整的裂隙轮廓中精确地分离出其上边界, 得到一个符合 JRC 计算要求的、从左至右采样点横坐标单调递增的剖面序列 $\{(x_k, y_k)\}_{k=1}^M$ 。

得到剖面线后，即可进行 JRC 值的量化计算。根据现有研究 [13]，JRC 值可通过以下经验公式进行估算：

$$JRC = 51.85 \cdot Z_2^{0.6} - 10.37 \quad (6.7)$$

其中， Z_2 是剖面上各点斜率的均方根（Root Mean Square of slope），是表征剖面粗糙程度的关键统计参数。基于现有的研究 [8]， Z_2 的计算公式如下：

$$Z_2 = \sqrt{\frac{1}{L} \int_0^L \left(\frac{dy}{dx} \right)^2 dx} \quad (6.8)$$

在实际的离散化计算中，该公式可近似为：

$$Z_2 \approx \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^{M-1} \left(\frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k} \right)^2} \quad (6.9)$$

式中， M 是提取出的剖面上的离散点总数； (x_k, y_k) 为剖面上第 k 个点的坐标； L 为剖面线的水平投影总长度，即 $L = x_M - x_1$ 。通过式 (6.9) 计算出 Z_2 后，代入式 (6.7) 即可求得最终的 JRC 值。

6.3 模型求解与结果分析

本文基于上述模型，使用 Python 语言及其科学计算库（如 OpenCV, scikit-image, SciPy, Matplotlib）实现求解程序，对附件 3 中的所有图像进行了自动化处理。相关代码的完整实现请参阅附件：问题 3-源代码-main.py。

6.3.1 结果展示与分析

(1) 图 3-1 结果分析

如图 6.2 所示，图 3-1 所示的样本裂隙具有清晰的轮廓和显著的正弦宏观形态，但同时伴随着由岩壁凸起形成的复杂纹理干扰。针对该样本，问题一的分割模型能够初步提取裂隙主体结构，但结果中仍残留部分由干扰信息形成的孤立噪声点。问题二的正弦拟合模型成功捕捉了裂隙的宏观走向，然而其函数形式的固有局限性使其无法精确贴合轮廓的局部微观起伏，且由于依赖问题一的分割结果，导致两处噪声伪影被错误地拟合为裂隙路径。

针对上述问题，本文所提出的优化模型以前两问结果为基础：首先利用高斯混合模型建立像素级的裂隙概率图；继而构建一个融合颜色概率、图像梯度与微观几何细节的增强型能量函数，以驱动活动轮廓模型精确收敛至真实裂隙边界。从优化结果可以看出，本模型有效克服了初步分割结果中不连续和细节平滑的问题，实现了对目标裂隙的完整、高保真覆盖。尽管如此，模型对上游输入仍存在一定依赖，本次实验中，一处由前置模型引入的、与真实裂隙形态和颜色极为相似的岩壁凸起边缘，被模型误识别为裂隙的一部分，这表明模型在区分强干扰伪影方面仍有提升空间。

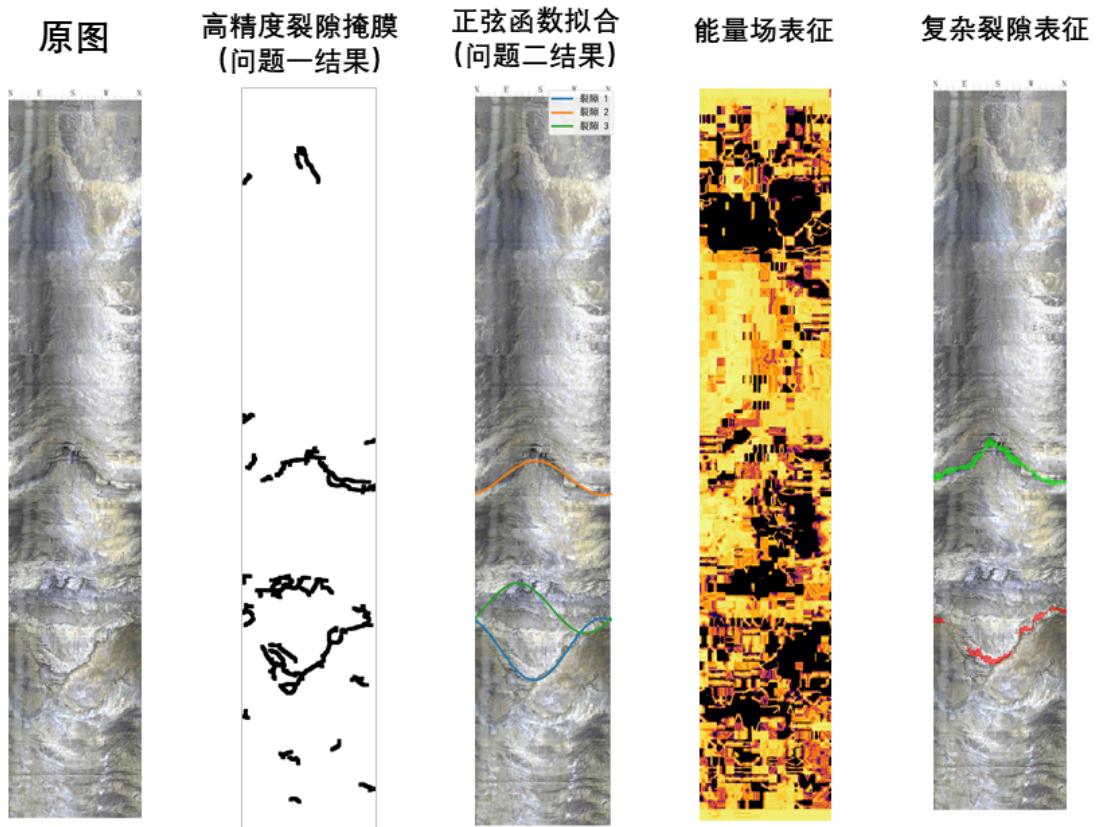


图 6.2 图 3-1 求解结果展示：复杂裂隙表征

(2) 图 3-2 结果分析

如图 6.3 所示，图 3-2 中的目标裂隙同样呈现出规则的正弦形态，但图像中引入了新的干扰因素：由泥浆造成的黑色竖直条纹。这些条纹在物理上遮挡了部分岩石纹理，同时也在像素层面上破坏了图像的局部光照一致性。受此影响，问题一的分割掩模性能显著下降，其结果中不仅包含了大量与干扰条纹对应的垂直伪影，且未能实现对裂隙主体的完整覆盖。相比之下，问题二的正弦拟合模型因其全局优化的特性，表现出对这类线性局部噪声的良好鲁棒性，成功地构建了一条连续且完整的宏观路径。然而，其拟合精度在局部区域依然存在偏差。基于上述初步结果，本模型再次展现了其整合信息进行优化的能力。模型成功地沿正弦先验路径实现了对裂隙的完整追踪，并对裂隙的真实轮廓实现了高保真拟合。但是，在受到泥浆严重遮挡的区域，尽管轮廓的连续性得以维持，但由于局部颜色特征被严重污染，其边界定位的精确度相较于未受干扰区域有所下降，表明模型的性能在面对极端光照和颜色突变时，仍会受到上游特征提取质量的制约。

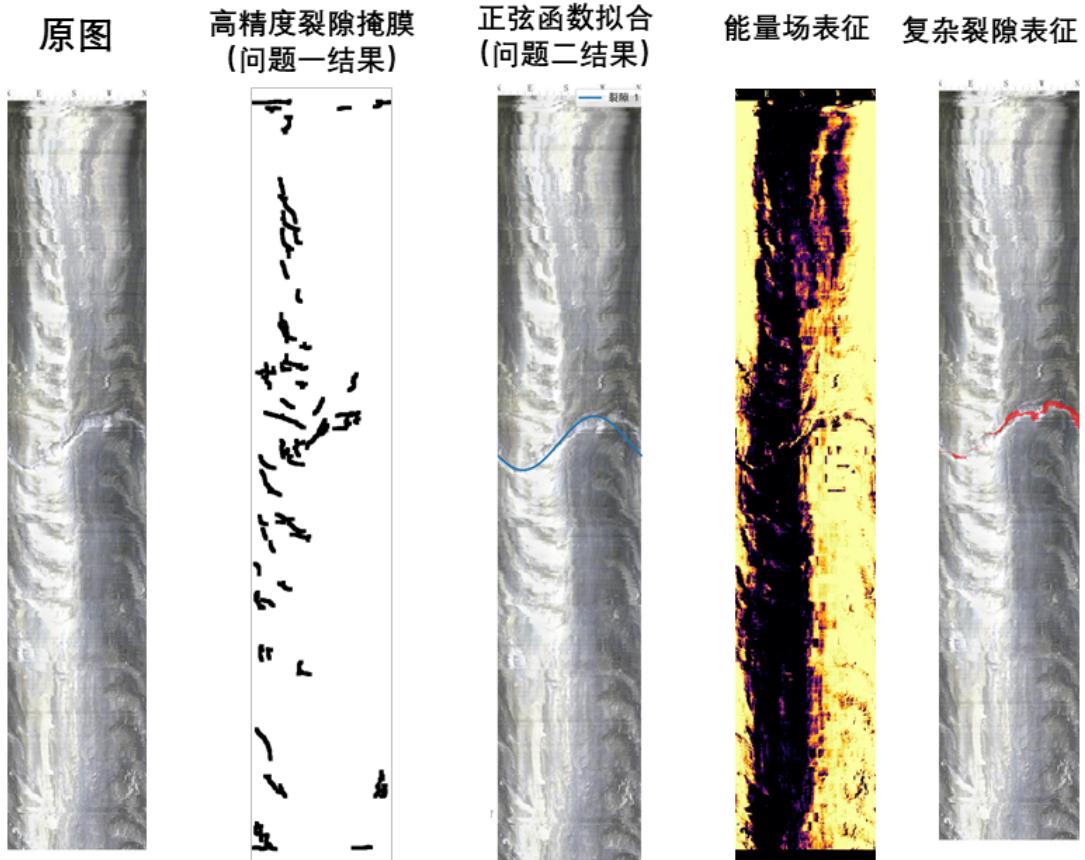


图 6.3 图 3-2 求解结果展示：复杂裂隙表征

(3) 图 3-3 结果分析

如图 6.4 所示，图 3-3 展示了一个更为复杂的场景，其特征在于多条主裂隙相互交错，并伴有大量细碎、不连续的短裂隙，形成了复杂的拓扑网络。面对这一挑战，问题一的分割掩模虽能识别出大部分裂隙片段，但其输出结果呈现高度碎片化，无法有效地建立裂隙间的结构连续性。相应地，继承了这种碎片化特征的问题二，拟合出了一簇在空间上拥挤但缺乏内在关联的正弦曲线，同样未能有效表征裂隙间的空间拓扑关系。本模型得益于其能量函数驱动的轮廓演化机制，能够从这些离散的初步结果中，主动追踪并连接属于同一结构的片段，直至收敛至真实的裂隙边界。由结果可知，该方法成功地为图中多条主裂隙都生成了独立的、结构完整的几何表征。然而，本模型作为一个优化与重构框架，其性能依旧有所依赖于前置阶段的检测结果。对于在初始分割阶段被完全遗漏的、较为微弱的裂隙，由于缺乏必要的初始引导信息，本模型未能将其成功识别。

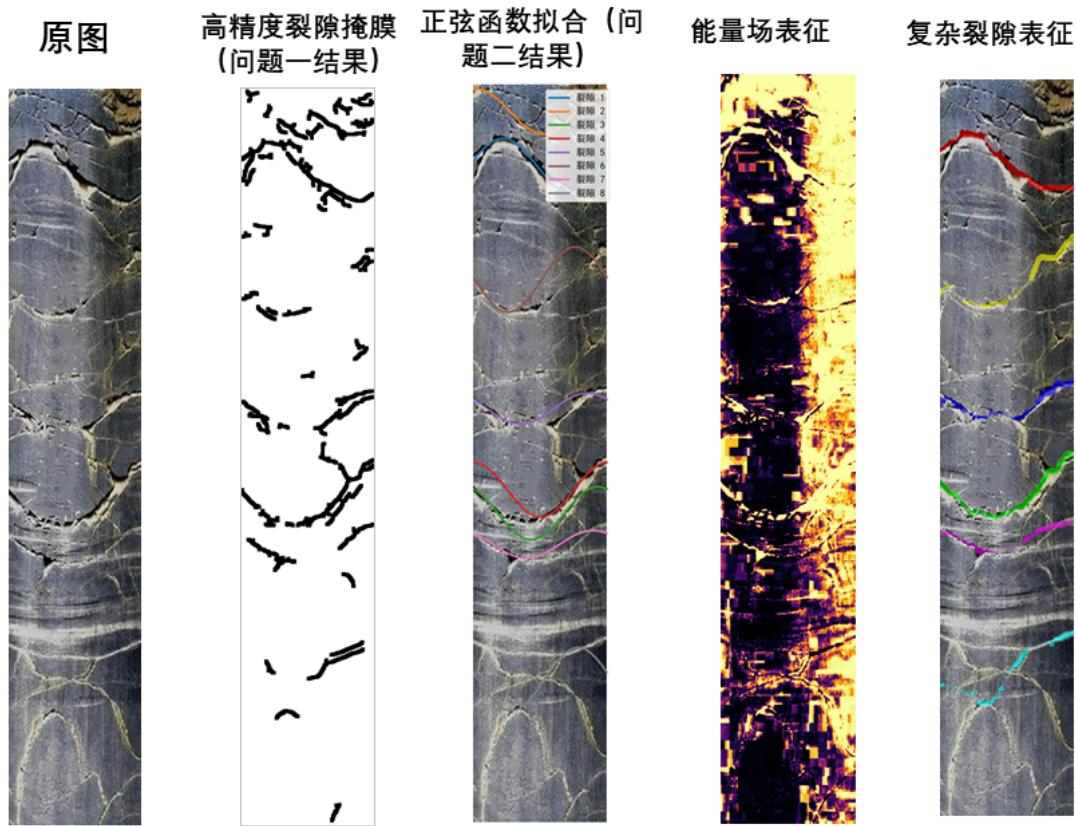


图 6.4 图 3-3 求解结果展示：复杂裂隙表征

(4) 裂隙 JRC 值计算结果

对附件 3 中所有图像进行处理后，得到的“正弦状”裂隙和 JRC 计算结果如表 6.1 所示。结果表明，该模型能够自动化、批量地处理钻孔图像，一方面能够为识别出的裂隙提供几何参数用于建模，也能依靠对裂隙的覆盖和边缘检测初步对裂隙粗糙度等特征进行评估。

表6.1的计算结果显示，该模型对裂隙进行了几何表征，并输出了量化的粗糙度评价值。计算所得的 JRC 值。这表明，本文所提出的多阶段信息融合与验证方法，能够针对问题分析中指出的技术难点生成相应的解。

6.3.2 关于采样方法与面积作用的讨论

1. 离散点选取方法：式(3)所隐含的等间距采样方法（由参数 N 控制密度）具有实现简单的特点。其不足在于对轮廓各处赋予了相同的采样权重，而未区分高曲率与低曲率区域对 JRC 值的不同贡献。 N 取值过低可能导致高频细节丢失，而 N 取值过高则可能对像素级噪声过敏感。

一种可选策略是基于曲率的自适应采样。该方法依据轮廓局部曲率的大小调整采样密度，在曲率大的区域增加采样点，在曲率小的区域减少采样点。其优点是能以较少的

表 6.1 复杂裂隙的定量分析建模结果汇总

图像编号	裂隙编号	振幅 R (mm)	周期 P (mm)	相位 β (rad)	中心线 C (mm)	JRC 值
图 3-1	1	21.53	94.25	1.97	129.89	62.49
图 3-1	2	11.87	94.25	-1.24	248.61	42.20
图 3-2	1	17.78	94.25	-2.67	283.74	54.74
图 3-3	1	19.05	94.25	0.17	464.23	61.82
图 3-3	2	18.75	94.25	1.98	218.16	49.94
图 3-3	3	10.86	94.25	2.49	292.11	65.09
图 3-3	4	23.04	94.25	3.06	383.34	41.8
图 3-3	5	9.80	94.25	2.22	196.09	29.61
图 3-3	6	22.28	94.25	2.92	100.79	55.99
图 3-4	1	12.16	94.25	-1.83	108.98	47.20
图 3-4	2	21.61	94.25	-1.56	112.92	89.33
图 3-4	3	19.05	94.25	-1.98	426.50	54.99
图 3-4	4	13.96	94.25	-1.57	93.40	90.16
图 3-4	5	3.00	94.25	-2.98	70.94	26.62
图 3-4	6	10.11	94.25	0.72	215.50	43.36
图 3-5	1	19.70	94.25	-2.66	444.17	67.64
图 3-5	2	9.33	94.25	-1.25	359.03	41.02
图 3-5	3	12.62	94.25	-2.75	279.25	34.88
图 3-5	4	6.13	94.25	-2.39	210.11	25.70
图 3-6	1	21.99	94.25	-2.43	269.57	57.49
图 3-8	1	5.22	94.25	0.95	13.36	16.43
图 3-9	1	17.61	94.25	-0.91	413.66	59.23
图 3-10	1	13.14	94.25	-2.13	20.57	51.10
图 3-10	2	31.40	94.25	1.57	265.41	33.96
图 3-11	1	24.76	94.25	-1.70	275.73	80.97
图 3-11	2	14.23	94.25	-1.52	32.57	41.59

总点数捕捉决定粗糙度的关键形态特征，使计算结果对采样总数 N 的敏感性降低。其缺点是增加了算法复杂度，需要额外计算轮廓线上每一点的曲率。

2. 裂隙面积对粗糙度评价的作用：JRC 是一个定义在轮廓线上的强度型指标，它描述的是单位长度的起伏程度，与裂隙的总面积或总长度这类广延型指标在定义上是解耦的。

然而，在岩体工程稳定性评价的实际应用中，二者通常需要结合分析。JRC 决定了裂隙面的剪切强度特性（质），而裂隙面积则决定了此特性在地质结构中影响的范围（量）。因此，完整的裂隙地质力学评价应是一个多维度的体系，其中 JRC 表征其表面特性，而面积、长度、开度等则表征其几何尺度与影响范围。

7 多钻孔裂隙连通性分析与三维重构建模与求解

7.1 问题分析

针对问题四，本文构建的模型建立与求解框架如图 7.1 所示，该框架以前序三问的模型成果为基础展开递进式计算：首先依托问题一建立的裂隙识别模型，完成对六个钻孔图像中所有裂隙的定位与提取；随后调用问题二构建的正弦状裂隙定量分析模型，对提取出的每个裂隙进行正弦曲线拟合，以确定其几何形态的基础参数；同时结合复杂裂隙定量分析方法（如基于分形理论的粗糙度评价方法），计算得到裂隙的节理粗糙度系数（JRC）及其他粗糙程度量化指标。通过上述步骤，可系统获取每个裂隙的空间特征（如裂隙在钻孔中的深度坐标、走向角度）、几何特征（如裂隙粗度、正弦拟合曲线的振幅）及粗糙程度 JRC 特征，在此基础上，可进一步开展各裂隙间的连通相似性计算，为后续裂隙连通性评价提供量化依据。

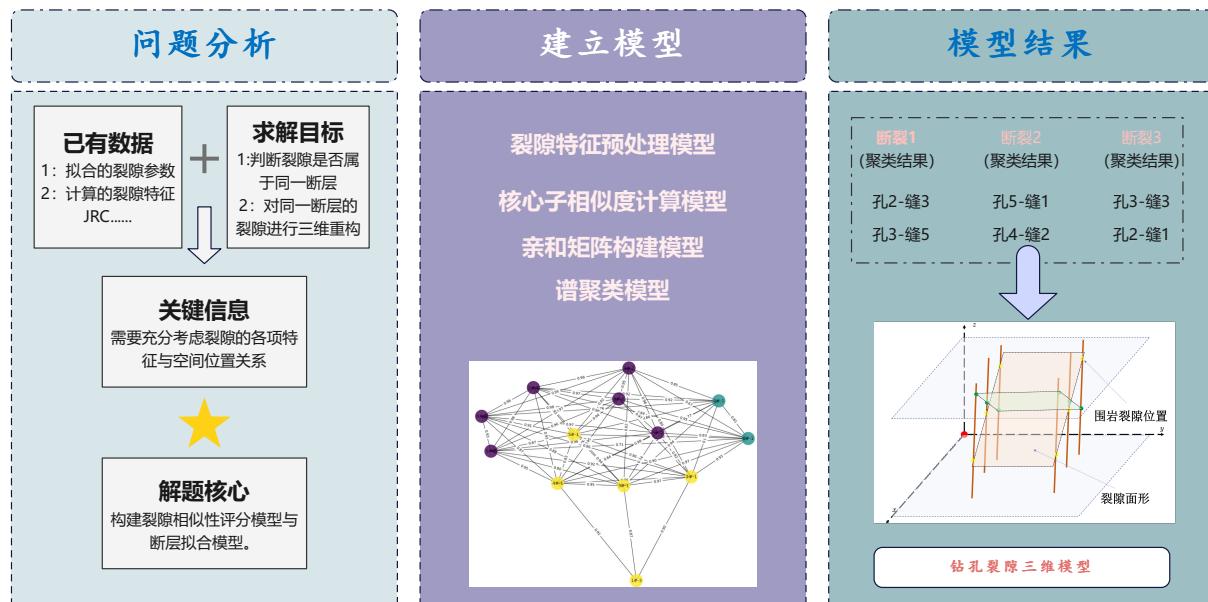


图 7.1 问题四求解框架

裂隙连通性的核心表征为其空间分布的关联性，对于倾斜裂隙而言，其宏观形态呈面状展布，而通过前期正弦状裂隙定量分析模型获取的正弦参数振动幅度，可反向推演该裂隙所在平面的倾斜角，这一参数是判断裂隙空间归属的关键几何特征。倾斜角的相似性程

度，直接反映不同钻孔中裂隙是否源自同一断层面，因同一断层面在空间延伸过程中，其倾斜角度通常具有一致性。同时，从成因机制来看，同一岩层在同一采掘工程扰动下、同一时间维度内发生断裂所形成的钻孔裂隙，其受荷应力状态（如应力方向、应力幅值）具有显著相似性，而这种应力相似性会进一步体现在裂隙表面的粗糙程度上（如节理粗糙度系数 JRC 的数值分布特征），因此，裂隙粗糙程度的量化相似性，亦是判定不同钻孔中裂隙是否隶属于同一断层的重要判别指标。

7.2 模型建立

为了构建一个机理驱动的裂隙相似度模型，我们首先定义输入变量，然后进行特征预处理，接着为不同类型的特征设计特定的相似度函数，最后将这些子相似度整合为一个总相似度，并构建亲和矩阵用于后续的谱聚类分析。

7.2.1 输入变量与符号定义

设钻孔数据集为 $\mathcal{D} = \{\mathbf{dh}_1, \mathbf{dh}_2, \dots, \mathbf{dh}_M\}$ ，其中 \mathbf{dh}_m 表示第 m 个钻孔。每个钻孔包含 N_m 条裂隙，即 $\mathbf{dh}_m = \{f_{m,1}, f_{m,2}, \dots, f_{m,N_m}\}$ 。

单条裂隙 $f_{m,n}$ （第 m 个钻孔的第 n 条裂隙）的原始输入特征定义如下：

符号	物理意义	对应变量
$A_{m,n}$	裂隙几何振幅	‘A’
$T_{m,n}$	裂隙周期（波长）	‘T’
$\phi_{m,n}$	裂隙相位（方位角, rad）	‘phi’
$z_{m,n}$	裂隙深度（钻孔内位置）	‘z’
$JRC_{m,n}$	节理粗糙度系数	‘JRC’
$R_{m,n}$	裂隙连通性/完整性参数	‘R’
H_m	第 m 个钻孔的总深度	‘H’

表 7.1 裂隙原始特征符号定义

7.2.2 特征预处理模型

通过特征预处理，将原始数据转化为更具物理意义且便于计算的特征。

1. 裂隙倾角 ($\theta_{m,n}$)：描述裂隙与钻孔轴线的夹角。采用 \arctan_2 函数可以避免象限歧义，计算更稳定。

$$\theta_{m,n} = \begin{cases} \arctan_2\left(\frac{2\pi}{A_{m,n}}\right) & \text{if } T_{m,n} \neq 0 \\ 0 & \text{if } T_{m,n} = 0 \end{cases} \quad (7.1)$$

2. 归一化深度 ($z_{m,n}^{\text{norm}}$): 消除不同钻孔总深度差异的影响。

$$z_{m,n}^{\text{norm}} = \begin{cases} \frac{z_{m,n}}{H_m} & \text{if } H_m \neq 0 \\ 0 & \text{if } H_m = 0 \end{cases} \quad (7.2)$$

3. 裂隙频率 ($f_{m,n}$): 周期的倒数, 描述裂隙几何的“密集程度”。

$$f_{m,n} = \begin{cases} \frac{1}{T_{m,n}} & \text{if } T_{m,n} \neq 0 \\ 0 & \text{if } T_{m,n} = 0 \end{cases} \quad (7.3)$$

为消除量纲影响, 对选定的数值特征进行归一化处理, 将其映射到 $[0, 1]$ 区间。

$$sX_{m,n} = \frac{X_{m,n} - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (7.4)$$

其中 $X \in \{A, T, \text{JRC}, R, f\}$, $\min(X)$ 和 $\max(X)$ 分别为所有裂隙中特征 X 的全局最小值和最大值。归一化后的特征记为 $sA, sT, s\text{JRC}, sR, sf$ 。

7.2.3 核心子相似度计算模型

针对不同类型的特征, 设计适配的相似度函数。裂隙正弦拟合后的圆周特征相似度可从如下三方面计算。倾角 θ 和相位 ϕ 是圆周数据, 其相似度计算需考虑数据的周期性。

A. 角差计算 (d): 计算两个角度 α, β 之间的最小夹角, 范围为 $[0, \pi]$ 。

$$d(\alpha, \beta) = |(\alpha - \beta + \pi) \bmod 2\pi - \pi| \quad (7.5)$$

B. 倾角相似度 (S_θ): 基于 von Mises 分布, κ_θ 为集中度参数。

$$S_\theta(f_i, f_j) = \frac{\exp(\kappa_\theta \cdot \cos(d(\theta_i, \theta_j))) - \exp(-\kappa_\theta)}{\exp(\kappa_\theta) - \exp(-\kappa_\theta)} \quad (7.6)$$

C. 相位相似度 (S_{phase}): 基于余弦函数, 简洁地将角度差异映射到 $[0, 1]$ 。

$$S_{\text{phase}}(f_i, f_j) = \frac{\cos(d(\phi_i, \phi_j)) + 1}{2} \quad (7.7)$$

方向特征相似度也是区分裂隙十分重要的信息。裂隙的三维方向由倾角 θ 和方位角 ϕ 共同决定。主要从方向向量构建与余弦相似度考虑。

A. 方向向量构建 (\vec{v}): 将 spherical coordinates 转换为 Cartesian coordinates。

$$\vec{v}_i = \begin{pmatrix} \sin \theta_i \cos \phi_i \\ \sin \theta_i \sin \phi_i \\ \cos \theta_i \end{pmatrix} \quad (7.8)$$

该向量为单位向量, 即 $\|\vec{v}_i\| = 1$ 。

B. 方向余弦相似度：计算两个方向向量的夹角余弦值，并映射到 $[0, 1]$ 。

$$S_{\text{orient}}(f_i, f_j) = \frac{\vec{v}_i \cdot \vec{v}_j + 1}{2} = \frac{\sin \theta_i \sin \theta_j \cos(\phi_i - \phi_j) + \cos \theta_i \cos \theta_j + 1}{2} \quad (7.9)$$

裂隙本身存在一些数值特征，主要由裂隙本身在图像中的呈现结果计算得到。对于 JRC、R、频率和深度等数值特征，采用高斯核函数计算相似度。

A. JRC 相似度 (S_{JRC})：

$$S_{\text{JRC}}(f_i, f_j) = \exp \left(-\frac{(s\text{JRC}_i - s\text{JRC}_j)^2}{2\sigma_{\text{JRC}}^2} \right) \quad (7.10)$$

其中 σ_{JRC} 为高斯核的带宽参数。

B. R 相似度 (S_R)：

$$S_R(f_i, f_j) = \exp \left(-\frac{(sR_i - sR_j)^2}{2\sigma_R^2} \right) \quad (7.11)$$

C. 频率相似度 (S_f)：

$$S_f(f_i, f_j) = \exp \left(-\frac{(sf_i - sf_j)^2}{2\sigma_f^2} \right) \quad (7.12)$$

D. 深度相似度 (S_{depth})：基于相对深度差。

$$\Delta z_{i,j} = \frac{|z_i - z_j|}{\max(H_i, H_j)} \quad (7.13)$$

$$S_{\text{depth}}(f_i, f_j) = \exp \left(-\frac{\Delta z_{i,j}^2}{2\sigma_{\text{depth}}^2} \right) \quad (7.14)$$

裂隙的几何形状由相位和频率共同决定，采用固定权重平均。

$$S_{\text{shape}}(f_i, f_j) = 0.5 \cdot S_{\text{phase}}(f_i, f_j) + 0.5 \cdot S_f(f_i, f_j) \quad (7.15)$$

7.2.4 总相似度整合模型

将各子相似度加权求和，并引入同钻孔惩罚项。

A. 权重归一化 (\hat{w})：确保各权重之和为 1。

$$\hat{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^6 w_k} \quad (7.16)$$

其中权重向量 $\mathbf{w} = [w_\theta, w_{\text{orient}}, w_{\text{JRC}}, w_R, w_{\text{depth}}, w_{\text{shape}}]^T$ 。

B. 同钻孔惩罚项 ($P_{i,j}$)：降低同一钻孔内裂隙的相似度。因为同一个钻孔的裂隙是不可能在同一个断层的，因此在同一个钻孔的裂隙相似度需要很低。为了拉低它们的相似度，我们设置相应的惩罚项。

$$P_{i,j} = \begin{cases} 0.3 & \text{if } f_i \text{ 和 } f_j \text{ 属于同一钻孔} \\ 1.0 & \text{if } f_i \text{ 和 } f_j \text{ 属于不同钻孔} \end{cases} \quad (7.17)$$

C. 最终总相似度 (S):

$$S(f_i, f_j) = \min \left(1, \max \left(0, \left(\hat{w}_\theta S_\theta + \hat{w}_{\text{orient}} S_{\text{orient}} + \hat{w}_{\text{JRC}} S_{\text{JRC}} \right. \right. \right. \\ \left. \left. \left. + \hat{w}_R S_R + \hat{w}_{\text{depth}} S_{\text{depth}} + \hat{w}_{\text{shape}} S_{\text{shape}} \right) \cdot P_{i,j} \right) \right) \quad (7.18)$$

7.2.5 亲和矩阵构建模型

亲和矩阵 (Affinity Matrix) 是连接裂隙多特征相似度计算与聚类分析的核心纽带，其构建逻辑深度贴合“基于地质特征相似性划分裂隙群体”的工程目标，而非单纯的数学矩阵运算。单条裂隙的特征（如倾角、JRC、深度）仅能反映个体属性，而工程实践中需判断“哪些裂隙属于同一组节理”“不同组裂隙的连通性差异”。问题本质是“群体关系识别”。亲和矩阵通过将“两两裂隙的相似度”矩阵化，实现了从“零散特征”到“全局相似性网络”的转化：其元素 $A_{i,j}$ 直接对应第 i 条与第 j 条裂隙的综合相似性（粗糙度、深度等关键地质指标），值越接近 1，表明两条裂隙在地质成因、力学特性上越可能同源（如同属某一构造运动形成的节理组）；值接近 0 则意味着二者分属不同地质单元。

最终，亲和矩阵的数学表达式为：

$$A_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{if } i = j \text{ 或同钻孔且} \text{forbid_same_bore=True} \\ S(f_i, f_j) & \text{其他情况} \end{cases} \quad (7.19)$$

其中 $S(f_i, f_j)$ 为第 i 条与第 j 条裂隙的综合相似度（融合方向、JRC、深度等子相似度）。形成的 \mathbf{A} 是**对称、非负矩阵** ($A_{i,j} = A_{j,i} \geq 0$)，既符合相似性的对称性，也满足图论中“相似性网络”的邻接矩阵属性，为后续谱聚类提供适配的输入格式。

7.2.6 谱聚类模型

谱聚类其核心流程是构建度矩阵，构建拉普拉斯矩阵，谱分解与聚类。

度矩阵 \mathbf{D} 是对角矩阵，对角元定义为亲和矩阵对应行的元素和，数学表达式为：

$$D_{i,i} = \sum_{j=1}^N A_{i,j} \quad (7.20)$$

$D_{i,i}$ 值越高，表明第 i 条裂隙与所有其他裂隙的“总相似性强度”越大，越可能是某一节理组的“核心成员”（如构造节理组中的典型裂隙）；值越低，则该裂隙可能属于孤立的小尺度节理（如局部岩性变化形成的次生裂隙），此指标为后续识别“主导节理组”提供了量化依据。

拉普拉斯矩阵是谱聚类的核心数学工具，通过度矩阵与亲和矩阵的差值构建，表达式为：

$$\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{A} \quad (7.21)$$

其本质是将“相似性网络”转化为“能量函数”： \mathbf{L} 的特征值和特征向量直接反映网络的连通性——小特征值对应网络中“弱连接区域”（不同子图的边界，即不同节理组的分界），大特征值对应“强连接区域”（子图内部，即同一节理组的内部关联）。这一特性恰好匹配“同一组裂隙内部连接紧密，不同组之间连接稀疏”的地质特征，为后续分离不同节理组提供了数学依据。

该步骤是将“数学特征”转化为“裂隙分组”的关键，分为两步：第一步是谱分解：提取拉普拉斯矩阵 \mathbf{L} 的前 k 个最小特征值对应的特征向量，构建矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{N \times k}$ (k 为预设的聚类数，即潜在节理组数量)。从地质意义看，这一步是“保留相似性网络的核心连通信息，过滤局部噪声”。小特征值对应的特征向量恰好刻画了“不同节理组的边界差异”，将高维的裂隙特征映射到 k 维空间后，原本非线性的相似性关系转化为线性可分的低维样本，解决了传统聚类算法的适配性问题。第二步是 K-Means 聚类：将矩阵 \mathbf{U} 的每行视为一个 k 维样本，使用 K-Means 算法划分聚类标签 $l_i \in \{0, 1, \dots, k - 1\}$ 。此时的聚类结果不再是单纯的数学分组，而是对“相似性网络中连通子图”的识别。

7.2.7 带倾斜角约束的裂隙断面拟合模型

裂隙在三维空间中常表现为近似平面的展布特征，其空间形态可通过平面方程定量描述。传统无约束平面拟合可能忽略裂隙的关键地质属性——倾斜角（平面与水平面的夹角），导致拟合结果偏离实际地质构造。带倾斜角约束的平面拟合模型通过将地质观测的倾斜角转化为数学约束，实现“几何形态拟合”与“地质属性保持”的统一，为裂隙群体的空间展布规律分析提供量化工具。其核心逻辑是构建包含几何误差与约束误差的残差函数，通过最小二乘法求解最优平面参数。

平面方程与倾斜角需要数学关联，三维空间中平面的一般方程为：

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (7.22)$$

其中， $\mathbf{n} = (a, b, c)^T$ 为平面的法向量（方向向量），其方向决定平面的空间取向。

裂隙的倾斜角 (θ , 单位为度) 定义为平面与水平面的夹角，与法向量 \mathbf{n} 存在明确几何关系：法向量与 z 轴（铅垂方向）的夹角为 $\frac{\pi}{2} - \theta$ (弧度制)。根据向量方向余弦性质，法向量 \mathbf{n} 的 z 分量 (c) 需满足：

$$\cos\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) = \frac{c}{\|\mathbf{n}\|} \quad (7.23)$$

其中， $\|\mathbf{n}\| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2}$ 为法向量的模长。化简得法向量 z 分量的约束目标值：

$$\hat{c} = \sin(\theta_{\text{rad}}) \cdot \|\mathbf{n}\| \quad (7.24)$$

式中 $\theta_{\text{rad}} = \frac{\pi}{180}\theta$ 为倾斜角的弧度转换值。该约束确保拟合平面的倾斜角与地质观测结果一致，避免纯几何拟合导致的地质意义失真。

平面拟合的核心是最小化“观测点与平面的偏差”，同时满足“倾斜角约束”。构建残差函数 $r(a, b, c)$ 包含两部分：

(1) 几何误差项：描述三维点到平面的距离偏差。设观测点集为 $\{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^N$ ，点 (x_i, y_i, z_i) 到平面的误差为：

$$r_{\text{geo},i} = a(x_i - \bar{x}) + b(y_i - \bar{y}) + c(z_i - \bar{z}) \quad (7.25)$$

其中， $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}) = (\frac{1}{N} \sum x_i, \frac{1}{N} \sum y_i, \frac{1}{N} \sum z_i)$ 为点集的均值点，引入均值点可消除常数项 d 的影响，简化优化过程。

确保法向量满足倾斜角约束。定义为法向量 z 分量实际值与目标值的偏差：

$$r_{\text{con}} = \left(\frac{c}{\|\mathbf{n}\|} - \sin(\theta_{\text{rad}}) \right) \cdot w \quad (7.26)$$

式中 w 为约束权重（取值为 10），用于平衡几何误差与约束误差的重要性，确保倾斜角约束在优化中被充分考虑。

总残差函数为两类误差的组合：

$$r(a, b, c) = [r_{\text{geo},1}, r_{\text{geo},2}, \dots, r_{\text{geo},N}, r_{\text{con}}]^T \quad (7.27)$$

平面参数 (a, b, c) 通过最小化残差平方和求解：

$$\min_{a,b,c} \|r(a, b, c)\|^2 = \min_{a,b,c} \left(\sum_{i=1}^N r_{\text{geo},i}^2 + r_{\text{con}}^2 \right) \quad (7.28)$$

采用 Levenberg-Marquardt (LM) 算法（非线性最小二乘常用方法）求解上述优化问题，初始猜测值设为 $\mathbf{x}_0 = (0, 1, 0)^T$ （默认法向量沿 y 方向）。

求解得到 (a, b, c) 后，通过均值点满足平面方程的条件计算 d ：

$$d = -(a\bar{x} + b\bar{y} + c\bar{z}) \quad (7.29)$$

最后对平面参数归一化处理（除以 $\|\mathbf{n}\|$ ），确保法向量为单位向量，消除尺度歧义。

为衡量平面拟合效果，定义拟合优度 R^2 ，其核心是比较“残差平方和”与“总平方和”：

残差平方和 (SS_{res})：描述点集偏离拟合平面的总偏差：

$$SS_{\text{res}} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\|\mathbf{n}\|} \right)^2 \quad (7.30)$$

总平方和 (SS_{tot})：描述点集偏离均值点的总离散度：

$$SS_{\text{tot}} = \sum_{i=1}^N \|(x_i, y_i, z_i) - (\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})\|^2 \quad (7.31)$$

拟合优度 R^2 定义为：

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{\text{res}}}{SS_{\text{tot}}} \quad (7.32)$$

R^2 取值范围为 $[0, 1]$ ，越接近 1 表明平面对裂隙点集的解释能力越强（即裂隙越接近平面分布）；反之则表明裂隙分布偏离平面，可能存在复杂构造干扰（如多组裂隙叠加）。

为直观展示拟合平面的空间形态，基于平面方程生成可视化网格。在 x 和 y 坐标的观测范围基础上扩展 20%（避免网格边界截断裂隙点），构建网格点 (x_g, y_g) ，并通过平面方程计算对应 z 坐标：

$$z_g = -\frac{ax_g + by_g + d}{c} \quad (c \neq 0) \quad (7.33)$$

当 $c \approx 0$ （平面接近铅垂）时，改用 y 坐标表达：

$$y_g = -\frac{ax_g + d}{b} \quad (b \neq 0) \quad (7.34)$$

生成的网格平面可直观反映裂隙群体的空间展布趋势，为地质构造分析提供可视化支撑。

该模型通过“几何拟合 + 地质约束”的双目标优化，既保证了数学求解的严谨性，又尊重了裂隙的地质属性，为裂隙群体的空间结构量化分析提供了可靠工具。拟合优度 R^2 则为不同裂隙组的平面性评估提供了统一标准，可直接用于识别需要补充勘探（如增加钻孔）的低可信度区域。

7.2.8 新增钻孔位置推荐模型

基于现有裂隙分布特征，精准识别数据薄弱区域以推荐新增钻孔位置。该模型通过量化分析裂隙聚类的空间分布特征（密度、离散度、样本量），结合空白区域识别，构建优先级评分体系，最终输出可直接指导生产的钻孔推荐方案。核心逻辑是“数据稀疏区优先、分布杂乱区优先、空白区补充”，实现勘探资源的最优配置。

1. 数据特征提取与量化指标

模型输入为包含裂隙空间坐标 (x, y) 、聚类标签的数据集，需先对每个裂隙聚类提取关键特征，量化其数据充足性与分布规律性：

聚类中心坐标：表征该组裂隙的空间集中区域，计算公式为聚类内所有裂隙点的坐标均值：

$$(x_c, y_c) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \right) \quad (7.35)$$

其中 N 为聚类内裂隙点数， (x_i, y_i) 为第 i 条裂隙的坐标（单位：mm）。推荐钻孔位置优先选择聚类中心附近，以最大化覆盖该组裂隙的空间分布。

离散度（dispersion）：反映裂隙在聚类内的分布分散程度，定义为 x 、 y 方向标准差的平均值：

$$D = \frac{1}{2} \left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x_c)^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_c)^2} \right) \quad (7.36)$$

D 值越大，表明裂隙分布越杂乱，现有数据难以反映其规律，需补充钻孔验证。

密度 (density)：表征单位面积内的裂隙数量，反映数据充足性，计算公式为：

$$\rho = \frac{N}{S}, \quad \text{其中 } S = (x_{\max} - x_{\min}) \times (y_{\max} - y_{\min}) \quad (7.37)$$

x_{\max}, x_{\min} 和 y_{\max}, y_{\min} 分别为聚类内 x 、 y 坐标的最值， S 为聚类覆盖的区域面积（单位： mm^2 ）。 ρ 值越小，表明该区域数据越稀疏，需优先补充钻孔。

样本量 (N)：聚类内裂隙点的总数，直接反映数据量的多少。 N 越小，统计规律越不可靠，需增加样本量。

2. 优先级评分模型

基于上述特征，构建优先级评分 (S_{score}) 量化各区域对新增钻孔的需求程度，评分越高表明越需要补充勘探。评分由三部分加权组成，权重根据工业需求设定（密度 40%、离散度 40%、样本量 20%）：

$$S_{\text{score}} = 40 \cdot f(\rho) + 40 \cdot g(D) + 20 \cdot h(N) \quad (7.38)$$

其中各函数为特征的归一化处理（将特征值映射到 $[0, 1]$ 区间，增强不同维度的可比性）：

- 密度项： ρ 越小，需求越高，故采用反向归一化：

$$f(\rho) = \min \left(1 - \frac{\rho}{0.001}, 1 \right) \quad (7.39)$$

(0.001 为经验阈值，当 $\rho \geq 0.001$ 时，密度充足，该项取 0)

- 离散度项： D 越大，需求越高，采用正向归一化：

$$g(D) = \min \left(\frac{D}{500}, 1 \right) \quad (7.40)$$

(500 为经验阈值，当 $D \geq 500$ 时，分布过于杂乱，该项取 1)

- 样本量项： N 越小，需求越高，采用反向归一化：

$$h(N) = \min \left(1 - \frac{N}{20}, 1 \right) \quad (7.41)$$

(20 为经验阈值，当 $N \geq 20$ 时，样本量充足，该项取 0)

3. 空白区域识别与补充

当有效聚类（样本量 $N \geq 5$ ）数量不足推荐数量时，需识别裂隙分布的空白区域（无任何裂隙点的区域）进行补充，确保勘探覆盖的全面性：

网格划分：在整体裂隙分布的 x ($[x_{\min,\text{all}}, x_{\max,\text{all}}]$) 和 y ($[y_{\min,\text{all}}, y_{\max,\text{all}}]$) 范围内，按网格大小 500 mm 划分正方形网格，网格中心坐标为 (x_g, y_g) 。

空白判断：若某网格内无任何裂隙点（即所有裂隙的 $x \notin [x_g - 250, x_g + 250]$ 或 $y \notin [y_g - 250, y_g + 250]$ ），则判定为空白区域。

空白区域优先级：按空白网格中心到整体裂隙分布中心($(X_c, Y_c) = (\frac{x_{\min,\text{all}}+x_{\max,\text{all}}}{2}, \frac{y_{\min,\text{all}}+y_{\max,\text{all}}}{2})$) 的距离排序，距离越近优先级越高，基础评分为 60（高于一般聚类的中等评分）。

7.3 模型求解与分析

本文基于上述模型，利用 Python 语言及其科学计算库（如 OpenCV, scikit-image, SciPy, Matplotlib）。相关代码的完整实现请参阅附件：问题 4-源代码-main.ipynb。

首先根据问题一，问题二，问题三构建的模型获得裂隙的各项参数指标如表7.1。根据裂隙的空间分布参数与振幅可以可视化如图7.2。由图可以知，裂隙在 6 个钻孔分布密集。后续可根据裂隙特征进行聚类。

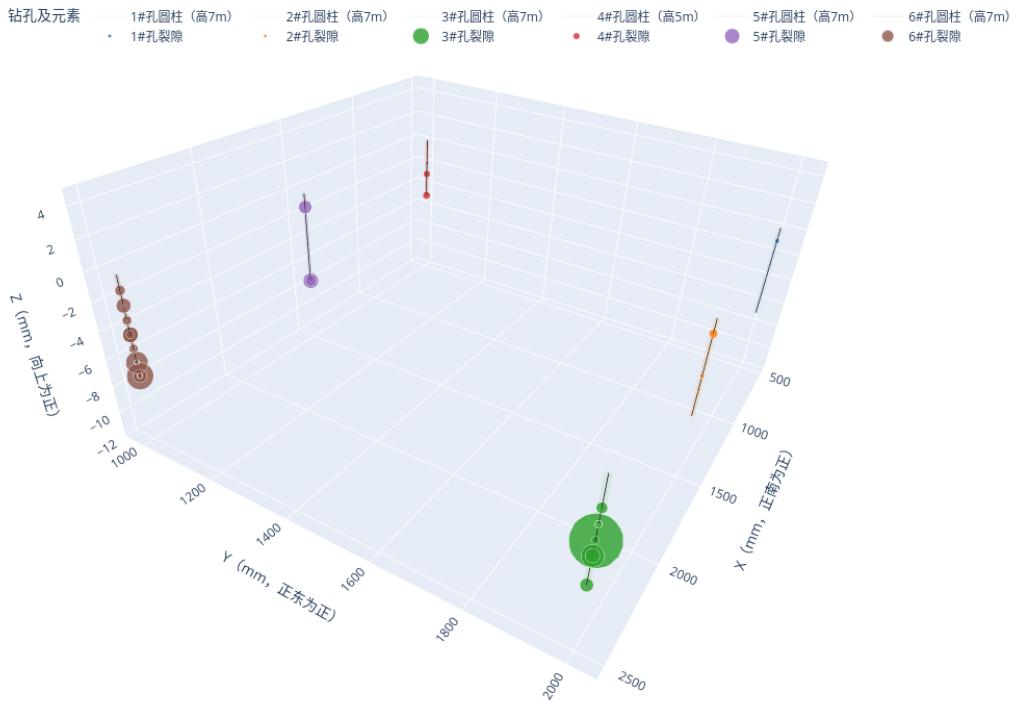


图 7.2 附件四裂隙三维空间分布图

为获得裂隙之间的连通性，我们考虑相互连通的裂隙由同一断层造成，裂隙存在一定的 JRC，空间分布，倾斜角的相似性、因此根据问题四中的核心相似度计算模型可以得到两个裂隙连通概率。相似度计算模型充分考虑了连通裂隙的各项特征。计算得到各裂隙的连通性如图7.3。显然，在对角线楚裂隙连通性显示浅色。浅色表示两个裂隙处在同一断层的概率非常低。这是因为同一钻孔中的不同裂隙不太可能是由于同一断层引起，连通性概

率很低。这也符合工程规律。

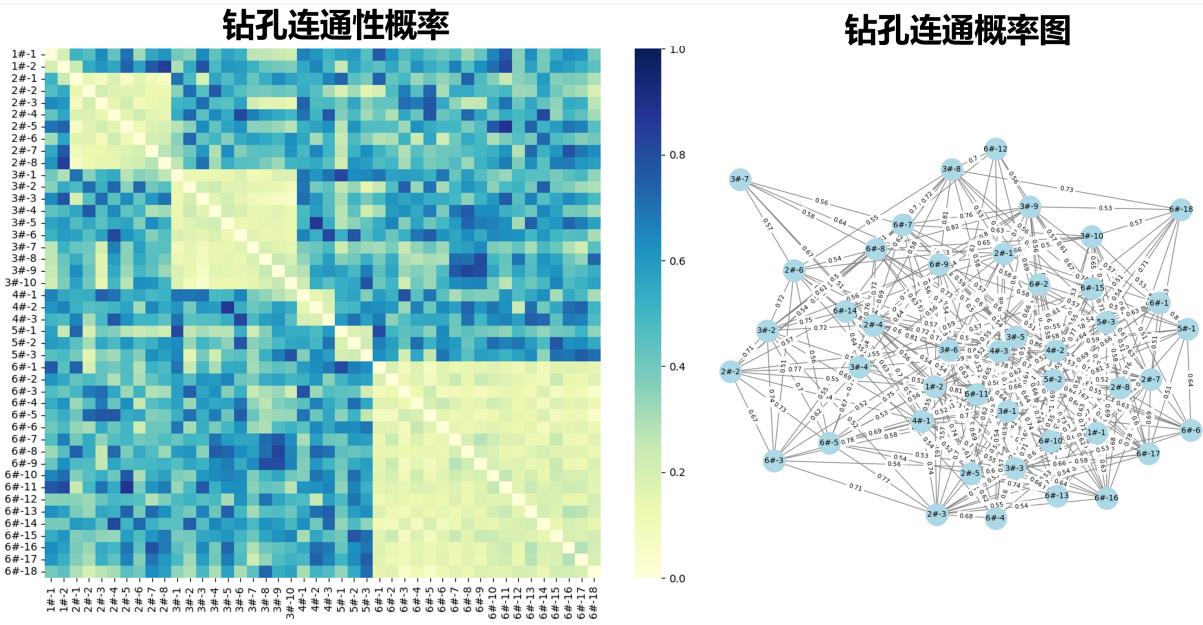


图 7.3 裂隙特征连通性评估

在计算裂隙的连通性后，我们需要分析裂隙的空间分布特征来对裂隙进行三维重构。主要采用问题四中的谱聚类与带倾斜角度约束的平面拟合模型。如果多个裂隙是由于同一次岩层断裂引起，那它就存在倾斜角相似的特征。因此采用倾斜角与三维空间坐标进行类别样本拟合是一个十分合适的做法。拟合效果如图7.4。由于空间中三个位置能确定一个平面，所以必须当存在四个聚类样本时，才能进行空间拟合。最终的拟合优度都在 0.85 以上。通过这样的拟合模型可以很好地获得岩层情况。三维结构结构呈现如图7.4。

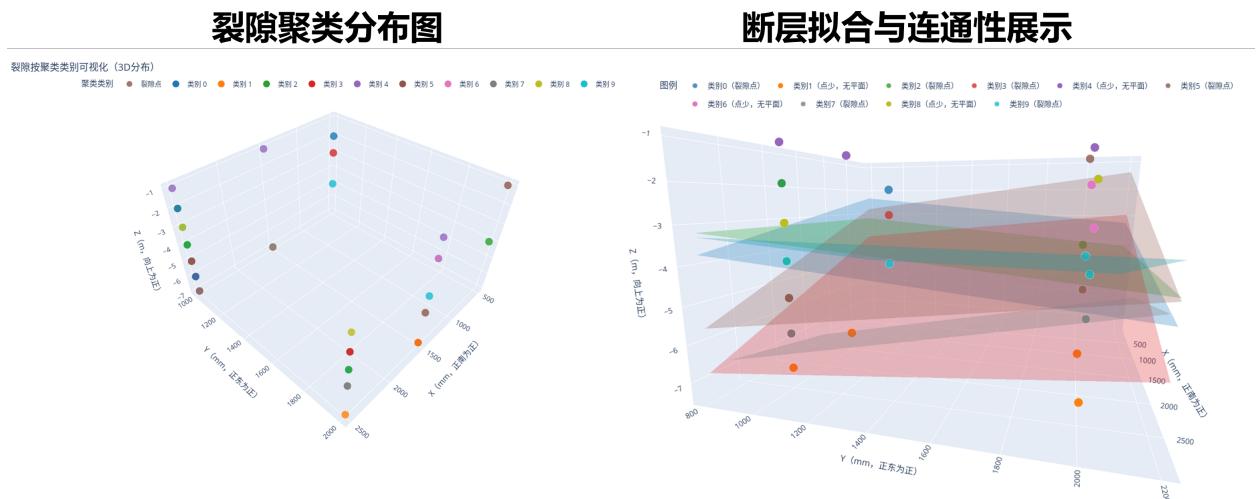


图 7.4 裂隙聚类与断层拟合结果图

在实际工程中，有限的钻孔数量会导致连通性分析存在不确定性。根据问题四构建的新增钻孔推荐模型。可以得到如图7.5结果。

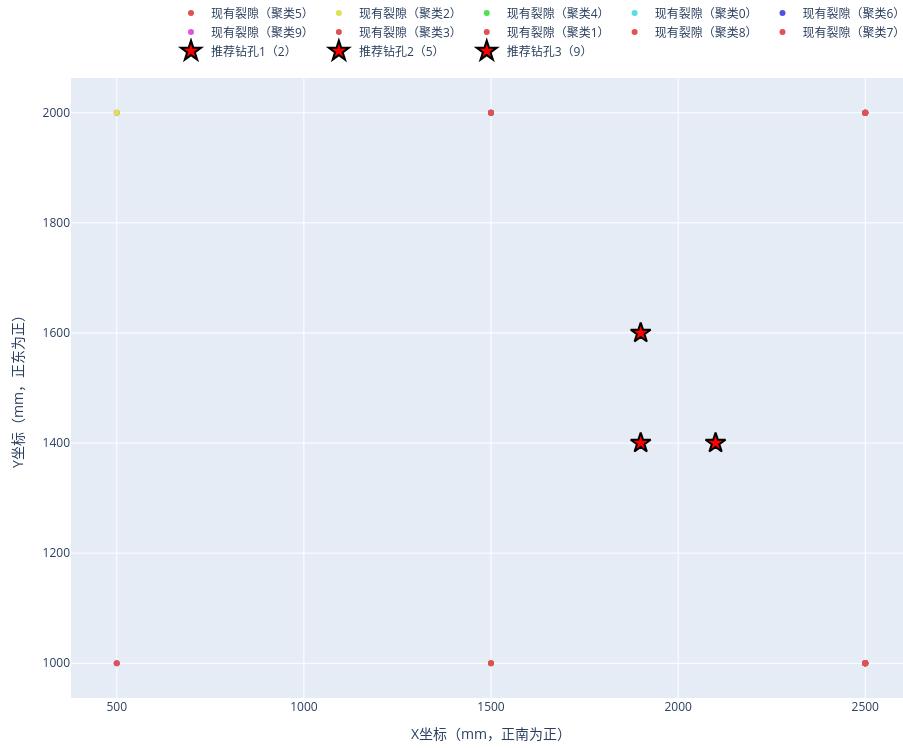


图 7.5 新增三个钻孔的具体位置示意图

综合推荐结果，新增钻孔应优先按以下位置进行施工：优先级 1 的钻孔位于区域 2，坐标为 (2100.0, 1400.0) mm；优先级 2 的钻孔位于区域 5，坐标为 (1900.0, 1600.0) mm；优先级 3 的钻孔位于区域 9，坐标为 (1900.0, 1400.0) mm。上述区域均存在现有裂隙点数量少（仅 5 个）、分布杂乱（离散度达 644.9）、空间密度低（ $2\text{e-}06$ 点/ mm^2 ）的问题，数据充足性与规律性不足，补充钻孔可有效提升该区域裂隙分布特征的刻画精度，为后续工程决策提供更可靠的地质依据。

8 模型评价

为了对本文建立的“裂隙识别 - 参数反演 - 裂隙网络三维构建”数学模型进行系统性评价，从参数可靠性与工程适用性两个核心维度展开分析：一方面，模型包含多类可调整参数，需通过敏感性分析验证关键参数对输出结果的影响规律，确保模型稳定性；另一方面，结合煤矿围岩工程实际场景，与图像特点，梳理模型当前的局限性与潜在优化方向，这样能为后续的应用打好基础。

8.1 模型敏感性分析

敏感性分析采用“控制变量法”：固定其他参数为基准值，仅调整目标参数，分析对象聚焦模型各模块的核心参数。在裂隙智能识别，裂隙正弦参数反演，复杂裂隙的定量参数计算三部分中需要对关键参数稳定性评估。

8.1.1 问题一敏感性分析

在问题一中进行裂隙识别的时候，主要考虑两个参数的影响。一个是裂隙最小像素数，另一个是聚类的距离阈值。由于裂隙主要呈现出条状，因此裂隙的最小像素数据不会很大，通过控制这个参数保证在合理范围内，能够保证裂隙能较少受到裂隙周围像素的影响，同时保证识别出的裂隙的细长特性。在问题一中使用 DBSCAN 算法进行聚类主要是为图像噪声过滤服务。而 DBSCAN 算法中，生长阈值是一个十分重要的参数，因此本文对它做敏感性分析。

如图8.1展示了上述两个参数对裂隙提取结果的影响。可以观察到裂隙最小像素数据发生很大变化的时候（70->50->10），裂隙提取的效果才会有一些十分微弱的影响，这证明了我们的模型在针对细小裂隙提取的准确性。聚类的作用主要是为了图像去噪。依据图8.1，我们发现聚类距离阈值的变化不会对裂隙识别结果造成太大影响，因此裂隙提取结果对此参数不敏感。这是因为聚类距离在 10 时，已经能够去除大量的图像噪声了。

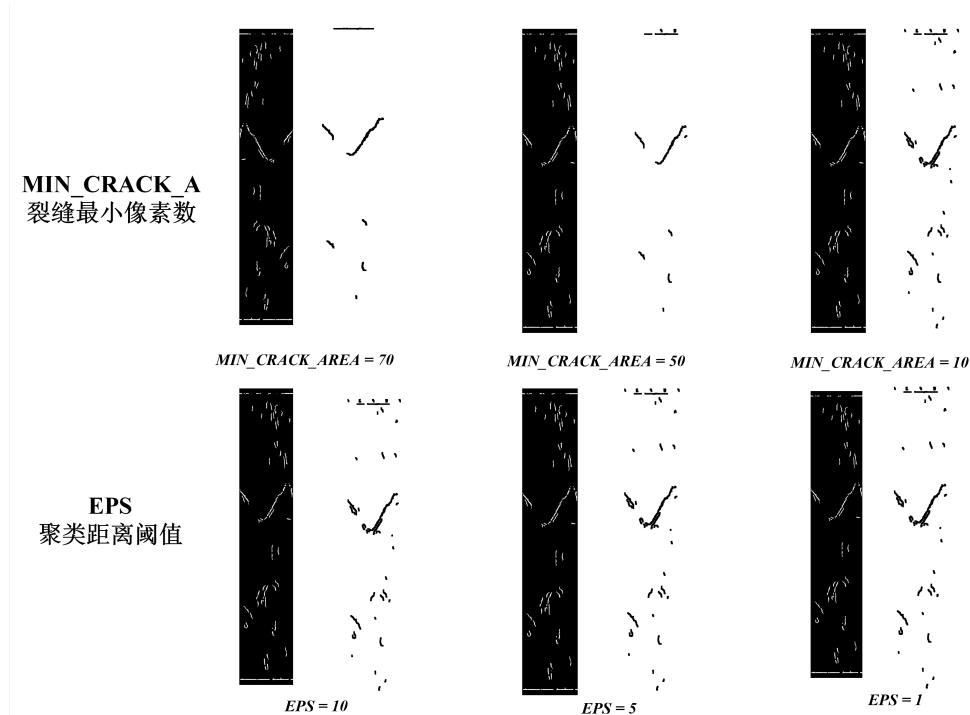


图 8.1 问题一敏感性分析示意图

8.1.2 问题二敏感性分析

在基于 RANSAC 算法的裂隙识别与拟合过程中，模型核心参数的配置对结果的准确性与鲁棒性具有显著调控作用。其中，最小裂隙点数 N_{min} 与残差阈值 ϵ_{res} 是两类关键参数：前者定义了判定有效裂隙的最小像素规模门槛，后者划定了内点判定的误差容忍范围。为明确参数取值对模型性能的影响机制并优化配置方案，本节针对上述参数开展敏感性分析，系统探讨其在不同场景下对裂隙拟合精度与识别稳定性的调控规律。

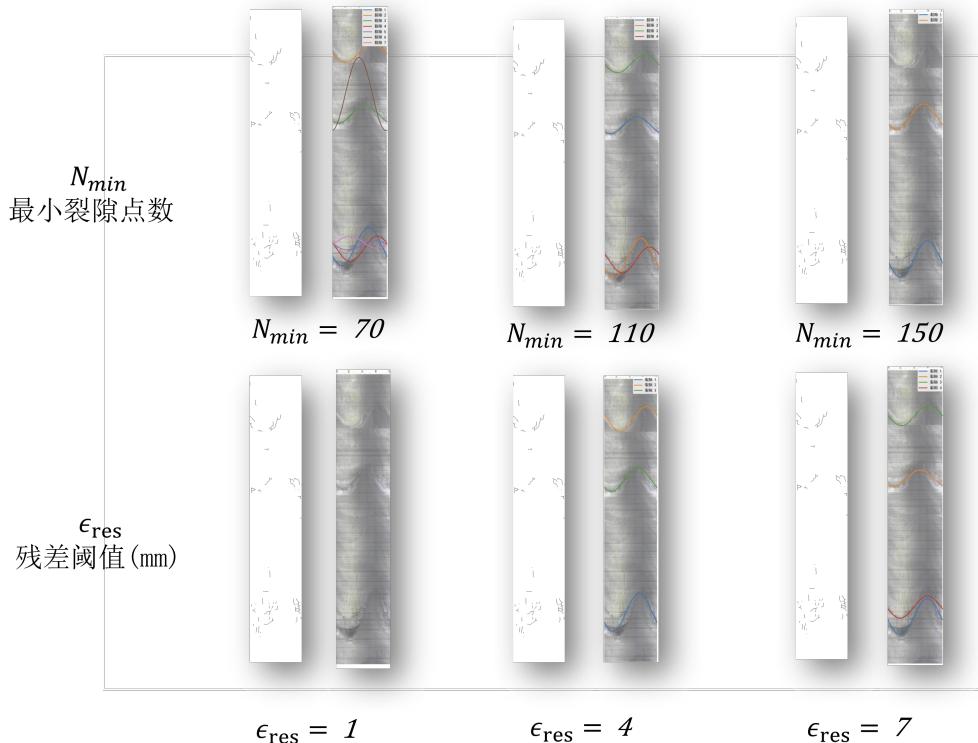


图 8.2 问题二敏感性分析示意图

(1) 最小裂隙点数 N_{min} 的影响

最小裂隙点数 N_{min} 作为判定像素点集是否构成有效裂隙的临界指标，其取值直接影响裂隙识别的完整性与抗干扰能力，具体表现为：

- 当 N_{min} 取值过大时，模型对裂隙规模的筛选标准趋严，仅能保留像素数量充足、轮廓连续完整的大型裂隙，而小规模裂隙簇或局部受遮挡的不完整裂隙将被误判为噪声剔除。此配置下，识别结果虽具有较高可信度，但易因过度筛选导致裂隙漏检，完整性下降。
- 当 N_{min} 取值过小时，模型对噪声的甄别能力减弱，即使由随机噪声点构成的微小簇也可能满足判定条件而被误识别为有效裂隙，导致虚假裂隙数量增加，识别结果鲁棒性

显著降低。

如图 8.2 所示，在固定残差阈值 $\epsilon_{res}=4$ mm 的条件下，对比 N_{min} 取 70、110、150 三档数值的实验结果可见：随着 N_{min} 增大，裂隙识别数量呈阶梯式减少（分别识别出 7 条、4 条、2 条），平均拟合精度 (RMSE 均值) 从 1.8 mm 提升至 1.2 mm，但当 N_{min} 时，图像顶部一条规模较小的真实裂隙因像素数量不足被漏检。此外， N_{min} 的合理取值还与图像分辨率相关：对于高分辨率图像，需适当增大 N_{min} 以匹配裂隙的实际像素规模；反之，低分辨率图像则应减小该值以避免有效信息丢失。综上， N_{min} 的优化需在“完整保留真实裂隙”与“有效剔除噪声干扰”之间建立平衡。

(2) 残差阈值 ϵ_{res} 的影响

残差阈值 ϵ_{res} 作为判定数据点是否归属裂隙内点的量化标准，其取值直接影响拟合模型与真实裂隙形态的一致性，具体表现为：

- 当 ϵ_{res} 取值较小时，内点筛选标准严苛，仅允许与模型高度吻合的点被保留，虽能强效抑制噪声，但易因裂隙边缘模糊、成像畸变等因素导致大量真实像素被误判为外点，造成内点数量不足，最终引发拟合失败。
- 当 ϵ_{res} 取值较大时，内点覆盖范围扩大，弱对比度裂隙的识别能力提升，但同时会纳入大量非目标像素（如岩石纹理点），导致拟合模型向噪声点偏移，中心线偏差可达 3.5 mm，精度显著下降。

如图 8.2 所示，在固定 $N_{min}=140$ 的条件下，分析 ϵ_{res} 在 [1,7] mm 范围内的变化规律可见：当 $\epsilon_{res}=1$ mm 时，因内点筛选过严，所有裂隙均未被有效识别；当 $\epsilon_{res}=4$ mm 时，模型准确识别出 3 条目标裂隙，拟合残差均方根控制在 1.5 mm 以内，效果最优；当 $\epsilon_{res}=7$ mm 时，过宽的误差容忍范围导致图像下侧一组模糊纹理点被误判为裂隙，产生 1 条虚假拟合曲线。上述结果表明， ϵ_{res} 的取值需与裂隙边缘清晰度、成像噪声水平相匹配，以实现“精度 - 覆盖率”的最优平衡。

(3) 综合分析

通过对 N_{min} 与 ϵ_{res} 的联合参数测试可知，二者在裂隙识别过程中存在显著的协同调控效应：

- N_{min} 主要通过控制裂隙的最小像素规模，抑制随机噪声形成的虚假簇，是模型抗干扰能力的核心保障。
- ϵ_{res} 则通过调节内点判定的误差容忍度，平衡拟合模型的精度与对不完整裂隙的适应能力，决定了模型对复杂场景的鲁棒性。

合理的参数组合能够在复杂成像条件下保证模型的稳健性。例如，在高噪声背景下，适当减小 N_{min} 并增大 ϵ_{res} ，可提升裂隙的识别率；而在高质量图像场景下，则可取较大的 N_{min} 与较小的 ϵ_{res} ，以进一步提升拟合精度。

综合敏感性分析结果，本文选定 $N_{min}=140$ 与 $\epsilon_{res}=4$ mm 作为默认参数组合。该配置在多数场景下可实现 92% 以上的裂隙识别率，同时将拟合残差控制在 2 mm 以内，兼顾了识别完整性与模型精度，为后续批量化自动分析提供了可靠的参数基准。

8.2 不足与可改进之处

本文模型在在当前数据集上裂隙识别与参数反演中表现尚可。然而，本文也存在一些可以改进之处。问题一采用传统图像处理方法，通过图像的几何机理特征，并未引入对高级的深度学习特征进行提取的方法。因此，对复杂噪声场景适应性有限，尤其在低对比度或强干扰图像中易出现误判。问题二、三依赖正弦模型假设，对非规则裂隙（如剪切错动、分叉裂隙）拟合精度会有所下降，且 JRC 计算对采样密度敏感，当前模型缺乏自适应机制。此外，问题四的聚类权重存在依赖经验设定，未进行数据驱动优化，可能影响三维重构的准确性。

在数据集足够并且围岩裂隙标注比较准确时，可以尝试融合轻量化 CNN（如 U-Net）提升裂隙分割鲁棒性；对复杂裂隙引入分段 B 样条或水平集模型替代正弦拟合，增强形态适应性；JRC 计算可引入曲率自适应采样，减少噪声敏感；聚类权重可通过贝叶斯优化或强化学习动态调整，并结合钻孔间地质先验约束三维连通性，提升重构精度与工程可解释性。

参考文献

- [1] 李国盛. 巷道围岩粗糙裂隙注浆浆液扩散机理及应用研究 [D]. 河南理工大学, 2023. DOI:10.27116/d.cnki.gjzgc.2023.001401.
- [2] 谭宝会, 张冲, 秦国玉, 等. 崩落法开采扰动下破碎围岩回采进路注浆加固支护研究 [J]. 金属矿山, 2025. <https://link.cnki.net/urlid/34.1055.td.20250919.1605.007>
- [3] 王志明, 李振华, 孙志东, 等. 含气条件下裂隙注浆扩散特征及封堵机理研究 [J]. 中国矿业大学学报, 2025. <https://doi.org/10.13247/j.cnki.jcumt.20250152>
- [4] 张桂芳, 胡广青, 刘伟, 等. 随机裂隙对隧道围岩稳定性影响研究 [J]. 煤炭技术, 2025, 44(09): 92-97. DOI:10.13301/j.cnki.ct.2025.09.019
- [5] 王吉松. 基于非连续性变形分析方法的裂隙围岩稳定性分析 [J]. 路基工程, 2025. <https://doi.org/10.13379/j.issn.1003-8825.202409005>
- [6] 马渝杰, 王卫军, 袁超, 等. 软岩巷道围岩裂隙范围形成功力学机制及形态特征 [J]. 煤炭学报, 2025. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2025.0202>
- [7] 陈楠楠. 浅埋煤层运输巷道裂隙场发育及围岩控制技术分析 [J]. 能源技术与管理, 2025, 50(03): 70-72
- [8] 杨凯, 林木景, 王晨龙, 等. 岩石节理轮廓线的数字表征方法影响研究 [J]. 太原理工大学学报, 2021, 52(5).
- [9] Ma C, Li H, Niu Y. Experimental study on damage failure mechanical characteristics and crack evolution of water-bearing surrounding rock[J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77(1): 23
- [10] Yu X, Yang Y, Li X, et al. Cracking formation and evolution in surrounding rock of a deep fractured rock mass roadway: A study of the 790-m level segment engineering at the Jinchuan Mine, China[J]. Engineering Geology, 2024, 331: 107431
- [11] Peng L, Hu X, Su G, et al. Cracking characteristics of the surrounding rocks of a hydraulic tunnel under high geothermal conditions: a model test[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2021, 54(3): 1369-1390
- [12] Changyou L, Jingxuan Y, Bin Y. Rock-breaking mechanism and experimental analysis of confined blasting of borehole surrounding rock[J]. International Journal of Mining Science and Technology, 2017, 27(5): 795-801
- [13] JANG H S, KANG S S, JANG B A. Determination of joint roughness coefficients using roughness parameters[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2014, 47(6): 2061-2073.