

DOI: 10.13715/j.issn.2096-644X.20250227.0003

引用格式:殷新锋,傅鑫,全阳,等.基于无人机路径优化算法的高墩桥梁三维建模和裂缝检测方法[J].湘潭大学学报(自然科学版),2026,48(1):36-51.

Citation: YIN Xinfeng, FU Xin, QUAN Yang, et al. Research on three-dimensional modelling of high pier bridges based on UAV route planning[J]. Journal of Xiangtan University (Natural Science Edition), 2026, 48 (1): 36-51.

# 基于无人机路径优化算法的高墩桥梁 三维建模和裂缝检测方法\*

殷新锋<sup>1</sup>, 傅鑫<sup>1</sup>, 全阳<sup>1</sup>, 黄胄<sup>1</sup>, 徐东风<sup>2</sup>

(1. 长沙理工大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410114;

2. 湖北交投建设集团有限公司, 湖北 武汉 430070)

**摘要:**【目的】该文介绍了一种针对山区高墩桥梁的无人机路径优化算法,旨在实现精细航线规划与快速建模。【方法】首先运用无人机五向航摄方法构建粗略倾斜摄影模型,随后采用改进蜣螂优化算法(TDBO)进行精细航线规划,生成精细化桥墩模型,进而评估模型精度。同时基于 Matlab 软件,开发自动化程序实现对桥墩表面裂缝的自动检测和定量分析。为验证该算法的有效性,研究选取湖北某高墩桥梁为研究对象。【结果】结果表明:TDBO 显著提高了桥梁三维建模的精确度,平面最大误差为 0.059 m,中误差为 0.051 m;高程最大误差为 0.178 m,中误差为 0.147 m。【结论】无人机裂缝识别程序展现出高精度,裂缝识别精度超过 90%,宽度误差小于 10%,且能准确定位裂缝。

**关键词:** 无人机倾斜摄影;高墩桥梁;三维建模;改进蜣螂优化算法;航线规划

中图分类号: TU 997

文献标志码: A

文章编号: 2096-644X (2026) 01-0036-16

## Research on three-dimensional modelling of high pier bridges based on UAV route planning

YIN Xinfeng<sup>1</sup>, FU Xin<sup>1</sup>, QUAN Yang<sup>1</sup>, HUANG Zhou<sup>1</sup>, XU Dongfeng<sup>2</sup>

(1. School of Civil Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;

2. Hubei Communications Investment Construction Group Co., Ltd. Wuhan 430070, China)

**Abstract:** 【Objective】 This paper presents a UAV path optimization algorithm for high pier bridges in mountainous areas, aiming at fine route planning and fast modelling. 【Method】 Firstly, the UAV five-direction aerial photography method is applied to construct a rough inclined photography model, and then the Tuning dung beetle optimization algorithm (TDBO) is used for fine route planning to generate a refined bridge pier model and then evaluate the accuracy of the model. Meanwhile, based on Matlab software, an automated procedure was developed to achieve automatic detection and quantitative analysis of cracks on the surface of bridge piers. To verify the effectiveness of the algorithm and the accuracy of the crack identification method, the study selected a high pier bridge in Hubei as the research object. 【Result】 The results show that TDBO significantly improves the accuracy of 3D modelling of bridges, with a maximum

\* 收稿日期: 2025-02-27

基金项目: 湖南省自然科学基金项目 (2023JJ30044)

通信作者: 殷新锋 (1980-), 男, 安徽岳西人, 教授, 博士生导师. E-mail: yinxinfeng@163.com

error of 0.059 m in plane and a median error of 0.051 m; and a maximum error of 0.178 m in elevation and a median error of 0.147 m. **【Conclusion】** The UAV crack identification procedure demonstrates high accuracy, with a crack identification accuracy of more than 90%, a width error of less than 10%, and the ability to accurately locate cracks.

**Key words:** unmanned aerial vehicle (UAV) oblique photography; high pier bridges; 3D modelling; tuning dung beetle optimization algorithm; route planning

## 0 引言

当前, 基于无人机的倾斜摄影技术, 凭借其数据采集高效、自动化程度高及对施工无干扰的独特优势, 已成为桥梁三维建模与质量监测的关键手段, 已广泛应用于多个领域<sup>[1]</sup>. 特别是在大范围区域巡检<sup>[2]</sup>、道路抢险<sup>[3]</sup>和单体建筑建模<sup>[4]</sup>方面, 该技术已展现出广泛的应用潜力与系统化研究成果. 然而构建完整而准确的三维模型, 关键在于合理规划无人机空中飞行轨迹<sup>[5-6]</sup>.

刘春磊等<sup>[7]</sup>针对桥梁的巡检覆盖路径规划问题, 提出了一个基于点云切片的大型桥梁检查覆盖路径规划通用模型. 张云辉等<sup>[8]</sup>提出自适应秃鹰搜索算法, 通过调整螺旋轨迹控制参数, 改善了路径规划的效率和精度. 陈明强<sup>[9]</sup>等结合天牛须算法与粒子群算法, 利用球坐标系对航向和俯仰角约束, 有效避免了局部最优问题. 郭启程等<sup>[10]</sup>提出基于莱维飞行改进鲸鱼算法, 通过信息交流机制和随机扰动提升了全局搜索能力. 尽管许多启发式算法<sup>[11-14]</sup>已在仿真模拟中优化了无人机的路径, 但其在实际应用中的有效性尚未得到验证. 研究人员一直在探索基于无人机成像技术的自动裂缝检测系统. 例如, Das 等<sup>[15]</sup>提出了一种利用无人机和三维建模识别桥墩裂缝的方法. 结合图像处理技术进行裂缝提取和识别, 并利用三维建模进行空间分析, 从而提高了裂缝检测的准确性和效率. Won 等<sup>[16]</sup>介绍了一种基于深度匹配生成桥梁全景图像的方法. 该方法通过图像匹配和 RANSAC 算法生成高质量图像, 克服了传统方法中常见的重影和错位问题. Jiang 等<sup>[17]</sup>利用近距离无人机摄影和 YOLO v8 网络开发了一种检测桥梁底部缺陷的方法. 传统路径规划算法如粒子群优化在复杂三维地形中易陷入局部最优, 而遗传算法因收敛速度不足难以满足高精度建模的实时性需求<sup>[18-19]</sup>. 蜣螂优化算法通过模拟蜣螂滚球、跳舞与觅食行为, 天然适配多目标优化场景, 其独特的生物启发机制可有效平衡路径长度、避障能力与计算效率, 为高墩桥梁精细化建模提供理论支撑. 与此同时, 虽然这些方法在裂缝识别精度方面取得了重大进步, 但在准确定位真实三维结构中裂缝的空间位置方面仍存在挑战.

针对上述挑战, 本研究提出一种融合无人机路径优化、三维建模与裂缝检测的集成化方法. 首先通过改进蜣螂优化算法 (TDBO) 实现桥墩精细化航线规划, 再基于多视角影像融合构建高精度三维模型, 最后结合机器学习与纹理映射技术实现裂缝的定位与定量分析. 本文主要内容如下: 第 1 节阐述无人机航测系统的整体设计与路径规划理论; 第 2 节提出 TDBO 算法并验证其性能; 第 3 节介绍裂缝检测方法; 第 4 节通过工程实例验证方法有效性; 第 5 节结论.

## 1 倾斜摄影与航线规划

摄影测量是通过对多个角度观测到的被摄对象的影像进行分析, 从而准确地再现出物体的空间位置及立体形状. 其主要内容包括: 影像预处理, 空中三角法添加控制点, 纹理贴图, 最

后重建三维模型<sup>[20]</sup>. 在倾斜摄影技术中, 精密的无人机飞行路径规划是一个不可或缺的环节. 传统的航线规划有五向飞行和环形航线. 选择合适路径, 调整图像重叠度、相机倾角、焦距及曝光参数, 可实现无人机自动采集图像. 但传统规划方法并非在所有场景下均适用, 例如, 五向飞行适合大范围建模如城市建筑, 但对单一桥墩可能造成数据冗余, 延长飞行并影响处理效率. 环形航线适于单个建筑的建模, 特别是小型结构的三维重建, 但存在视觉盲区, 如桥面底部等难以观察的区域, 导致模型缺失或不完整, 难以满足桥墩模型的可视化需求.

为克服这些局限, 准确还原施工阶段桥梁的三维结构, 设计精细的倾斜摄影航线显得尤为重要. 本文介绍的改进算法是基于点云环境模型的无人机路径规划方法. 利用点云数据建立环境模型, 从模型中提取需要的特征点, 即无人机视点的生成, 然后利用在路径规划算法添加途径的特征点, 在符合航向重叠率的同时找出从起点到终点的最短路径. 最后, 结合无人机飞行任务参数编制 KML 文件, 导入无人机中, 生成路径开始飞行任务. 图 1 为本研究采用的无人机航测系统框架.

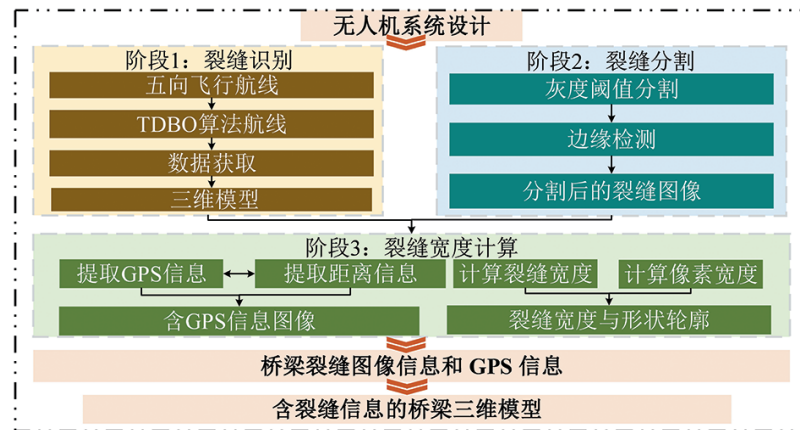


图 1 无人机系统设计

Fig. 1 UAV system design

## 2 蜚螂优化算法

### 2.1 传统蜚螂优化算法

传统蜚螂优化算法 (DBO) 是一种模拟蜚螂自然行为的群体智能优化算法, 其核心原理通过仿生学机制解决无人机路径规划问题<sup>[21]</sup>. 无人机的路径规划通常根据路径长度、航向重叠率和障碍物的最小距离作为目标优化函数, 故总成本函数可以表示为:

$$F = 0.6 \times \frac{L}{L_{\max}} + 0.3 \times \frac{1}{C} + 0.1 \times D_{\text{obs}}, \quad (1)$$

式中:  $L$  为路径长度;  $C$  为航向重叠率;  $D_{\text{obs}}$  为与障碍物的距离, 目标函数值越小代表路径质量越好.

DBO 算法主要模拟 4 种行为: 滚球、繁殖、觅食和偷窃. 滚球行为对应全局搜索, 无人机像蜚螂推动粪球一样探索大范围空间, 利用随机扰动跳出局部最优; 繁殖行为则聚焦局部精细化调整, 通过在潜在最优路径附近生成子代路径, 逐步优化细节; 觅食和偷窃行为通过引入随机干扰路径, 维持种群多样性, 避免过早收敛.

## 1) 滚球蜣螂

在模拟中, 滚球蜣螂根据太阳导向来直线移动, 其位置更新为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x, \quad (2)$$

$$\Delta x = x_i(t) - X^W, \quad (3)$$

式中:  $t$  为当前的循环次数;  $x_i(t)$  为在第  $t$  次循环时第  $i$  只蜣螂的位置坐标;  $\alpha$  属于自然常数;  $k$  为偏转系数, 赋值为 0.1;  $b$  设为 0.05;  $X^W$  为全局最差位置;  $\Delta x$  则用来模拟光强的变化.

当蜣螂遭遇前进中的障碍时, 它会通过舞动来改变前进方向, 以寻找新的前进路径. 为模拟这一跳舞行为, 通常用正切函数表示新的前进方向. 因此, 滚球蜣螂的位置更新公式如下:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)|, \quad (4)$$

式中,  $\theta \in [0, \pi]$  为偏转角度.

## 2) 育雏球

选择合适的产卵地点对于蜣螂为后代提供安全的环境至关重要. 在 DBO 中, 按以下定义模拟雌性蜣螂的产卵区域:

$$Lb^* = \max(X^* \times (1 - R), Lb), \quad (5)$$

$$Ub^* = \min(X^* \times (1 + R), Ub), \quad (6)$$

式中:  $X^*$  为当前本地最优位置;  $Lb^*$  和  $Ub^*$  分别为产卵区域的最差值和最优值;  $R = 1 - t/T_{\max}$ ,  $T_{\max}$  为最大迭代数;  $Lb$  和  $Ub$  分别为探索范围的最差值和最优值.

假设每只雌性蜣螂在每次迭代中仅产下一个幼虫. 由于生成区域的边界范围会不断改变, 幼虫的位置在迭代过程中也会随之变化, 具体表示如下:

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*), \quad (7)$$

式中:  $B_i(t)$  为第  $i$  只幼虫在第  $t$  次循环时的位置信息;  $b_1$  和  $b_2$  为两个不同的随机数列.

## 3) 小蜣螂

小蜣螂觅食时, 算法设定一个最优觅食区, 其界定如下:

$$Lb^b = \max(X^b \times (1 - R), Lb), \quad (8)$$

$$Ub^b = \min(X^b \times (1 + R), Ub), \quad (9)$$

式中:  $X^b$  为全局最佳点;  $Lb^b$  和  $Ub^b$  分别为最优觅食区的最差值和最优值.

小蜣螂的位置变化规则如下:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b), \quad (10)$$

式中:  $C_1$  为一个正态分布的随机数;  $C_2$  则为一个取值于区间 (0, 1) 的随机变量.

## 4) 小偷蜣螂

小偷蜣螂的定位策略更新如下:

$$x_i(t+1) = X^b + S \times \mathbf{h} \times (|x_i(t) - X^*|) + (|x_i(t) - X^b|), \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{h}$  为随机向量, 大小为  $1 \times D$ ;  $S$  为常数.

## 2.2 多策略改进蜣螂优化算法

尽管传统蜣螂优化算法在求解某些类型的优化问题时表现出色, 但其在全局收敛性、收敛速度和解的质量方面仍然存在不足. 引入多策略进行改进, 旨在融合多种优化策略的有机结合, 强化算法的性能和可靠性.

## (1) 引入 Circle 混沌映射

传统蜣螂优化算法依赖随机点法进行全局搜索, 但此方法易导致种群多样性不足, 影响算法收敛速度. 通过引入 Circle 混沌映射, 利用其非线性特性和周期性, 可生成复杂随机序列,

增加种群多样性, 防止陷入局部最优解, 提高智能算法的求解精度和收敛速度. Circle 映射初始总体分布如图 2 所示.

$$x_{n+1} = \text{mod}\left(3.85x_n + 0.4 - \frac{0.7}{3.85\pi} \sin(3.85\pi x_n), 1\right), \quad (12)$$

式中:  $x$  为混沌序列的迭代变量;  $n$  为解的纬度, 一般取 2 000.

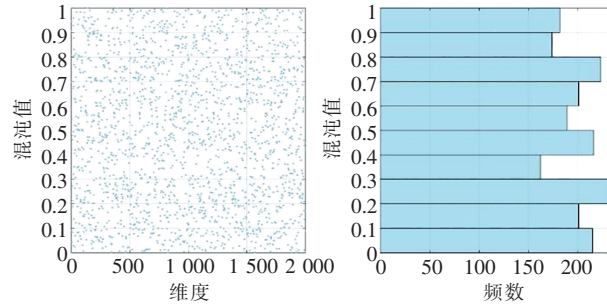


图 2 Circle 映射混沌初始化分布

Fig. 2 Circle mapping chaotic initialization distribution

### (2) 自适应权重

传统蜣螂算法在优化过程中保持种群规模和比例不变, 难以适应不同优化阶段的需求, 影响了算法的探索效率和灵活性, 容易形成局部收敛. 采用自适应调整权重策略, 根据优化阶段和环境动态调整权重, 增加迭代次数来避免搜索过程停滞, 并在种群接近局部最优时调整权重, 帮助种群逃离局部最优, 持续寻找全局最优解, 防止过早收敛. 具体公式如下:

$$P_p(t) = P_p(t_1) - t \times \left( \frac{P_p(t_1) - P_p(t_{\max})}{T_{\max}} \right), \quad (13)$$

$$pNum(t) = N \times P_p(t) \times t. \quad (14)$$

式中:  $P_p(t_1)$ 、 $P_p(t_{\max})$  分别为迭代开始及结束时生产者权重;  $N$  为蜣螂规模;  $pNum(t)$  为蜣螂数量.

### (3) 螺旋搜索策略

传统蜣螂优化算法通过正切函数模拟蜣螂调整方向的机制, 但该算法随机性强, 参数敏感, 且收敛能力较差, 容易导致搜索不稳定, 影响整体的全局与局部优化效果. 为了解决这些问题, 引入螺旋搜索策略, 建立基于旋转运动的螺旋搜索模型, 以增强算法的全局搜索能力, 快速定位最优解, 提升算法稳定性以及加快搜索速度. 新蜣螂的位置更新公式如下:

$$X_i(t+1) = X^* + e^{rl} \cdot \cos(2\pi l) \times b_1 \times (X_i(t) - Lb^*) + e^{rl} \cdot \cos(2\pi l) \times b_2 \times (B_i(t) - Ub^*), \quad (15)$$

式中:  $r = e^{\cos(\frac{\pi}{t_{\max}})}$  为动态螺旋搜索形状的参数;  $l$  为  $[-1, 1]$  中的随机数.

## 2.3 改进算法精度分析

无人机三维路径规划问题属于目标函数优化问题, 通常通过目标函数优化值来评估算法的性能<sup>[22]</sup>. 采用 CEC2005 测试函数中的 6 种典型特征函数, 与传统蜣螂优化算法 (DBO)、灰狼优化算法 (GWO)、麻雀优化算法 (SSA) 等进行比较, 以检验 TDBO 算法的寻优效果. 进一步, 选取 4 种单一模态标准函数 (F1~F4) 和 2 种多模态标准函数 (F9~F10) 对方法进行验证, 测试函数信息详见表 1.

表 1 测试函数信息

Tab. 1 Test function information

函数公式	维数	搜索区域	理论值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	30	$[-100, 100]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_4(x) = \max( x_1 ,  x_2 , \dots,  x_n )$	30	$[-100, 100]$	0
$F_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_{10}(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right)$	30	$[-32, 32]$	0

为增强实验结果的可靠性和减少实验中的随机干扰, 规定每次测试的样本量为 30, 迭代次数为 500. 对每种标准函数分别执行 30 次实验, 以确定每组实验的最优解. 通过平均值 (Mean)、最佳值 (Best) 和标准差 (Std) 分析这些最优解, 详细结果见表 2, 其中最优值用粗体标出.

表 2 测试函数结果对比

Tab. 2 Comparison of test function results

基准函数	统计量	GWO	SSA	DBO	TDBO
F1	Best	$3.36 \times 10^{-29}$	$1.41 \times 10^{-160}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Mean	$1.20 \times 10^{-27}$	$4.9 \times 10^{-54}$	$7.71 \times 10^{-110}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Std	$2.03 \times 10^{-27}$	$2.6 \times 10^{-53}$	$4.22 \times 10^{-109}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
F2	Best	$2.41 \times 10^{-17}$	$4.54 \times 10^{-81}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Mean	$9.37 \times 10^{-17}$	$5.91 \times 10^{-28}$	$3.33 \times 10^{-54}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Std	$7.92 \times 10^{-17}$	$2.38 \times 10^{-27}$	$1.82 \times 10^{-53}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
F3	Best	$2.73 \times 10^{-8}$	$4.49 \times 10^{-150}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Mean	$1.72 \times 10^{-5}$	$6.63 \times 10^{-30}$	$6.77 \times 10^{-77}$	<b><math>2.73 \times 10^{-160}</math></b>
	Std	$4.06 \times 10^{-5}$	$3.63 \times 10^{-29}$	$3.71 \times 10^{-76}$	<b><math>1.49 \times 10^{-159}</math></b>
F4	Best	$8.21 \times 10^{-1}$	$2.65 \times 10^{-256}$	$6.62 \times 10^{-74}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Mean	$4.74 \times 10$	$3.83 \times 10^{-30}$	$3.23 \times 10^{-39}$	<b><math>3.83 \times 10^{-70}</math></b>
	Std	$2.67 \times 10$	$1.27 \times 10^{-29}$	$1.72 \times 10^{-38}$	<b><math>2.05 \times 10^{-69}</math></b>
F9	Best	$3.83 \times 10^{-30}$	$2.72 \times 10^{-256}$	$6.42 \times 10^{-74}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Mean	$3.09 \times 10^0$	$3.47 \times 10^{-30}$	$3.37 \times 10^{-39}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
	Std	$4.71 \times 10^0$	$1.58 \times 10^{-29}$	$1.54 \times 10^{-38}$	<b><math>0.00 \times 10^0</math></b>
F10	Best	$7.51 \times 10^{-14}$	$4.37 \times 10^{-16}$	$4.44 \times 10^{-16}$	<b><math>4.52 \times 10^{-17}</math></b>
	Mean	$9.91 \times 10^{-14}$	$4.44 \times 10^{-16}$	$5.63 \times 10^{-16}$	<b><math>4.84 \times 10^{-29}</math></b>
	Std	$1.22 \times 10^{-14}$	$6.49 \times 10^{-16}$	$4.56 \times 10^{-15}$	<b><math>3.89 \times 10^{-17}</math></b>

在 CEC2005 测试函数的 6 种典型特征函数 (F1~F4、F9~F10) 中, TDBO 算法明显优于 DBO、GWO 和 SSA. 在单模态基准函数 (F1 至 F4) 的测试中, TDBO 算法在 Best、Mean 和 Std 指标上均表现出色, 特别是在 F1 函数中展示出了卓越的寻优效果. 在 F2、F3 和 F4 函数中, TDBO 同样展现出高精度, 接近理论最优解. 在多模态基准函数 (F9、F10) 的测试中, TDBO 展现出显著优势, 尤其是在 F9 函数中, TDBO 达到了理论最优解, 其他算法则表现平平. 在 F10 函数中, 尽管 4 种算法的 Best 值接近最优解, 但 TDBO 在 Mean 和 Std 方面的表现更佳. 在对两类基准函数的综合测试中, TDBO 算法在平均值和最优值方面表现显著, 优于其他 3 种算法, 在达到相同精度的收敛结果时, TDBO 所需的迭代次数显著降低. DBO 算法的表现略逊于 TDBO, 但在大多数测试中, 其性能仍优于 SSA 和 GWO 算法.

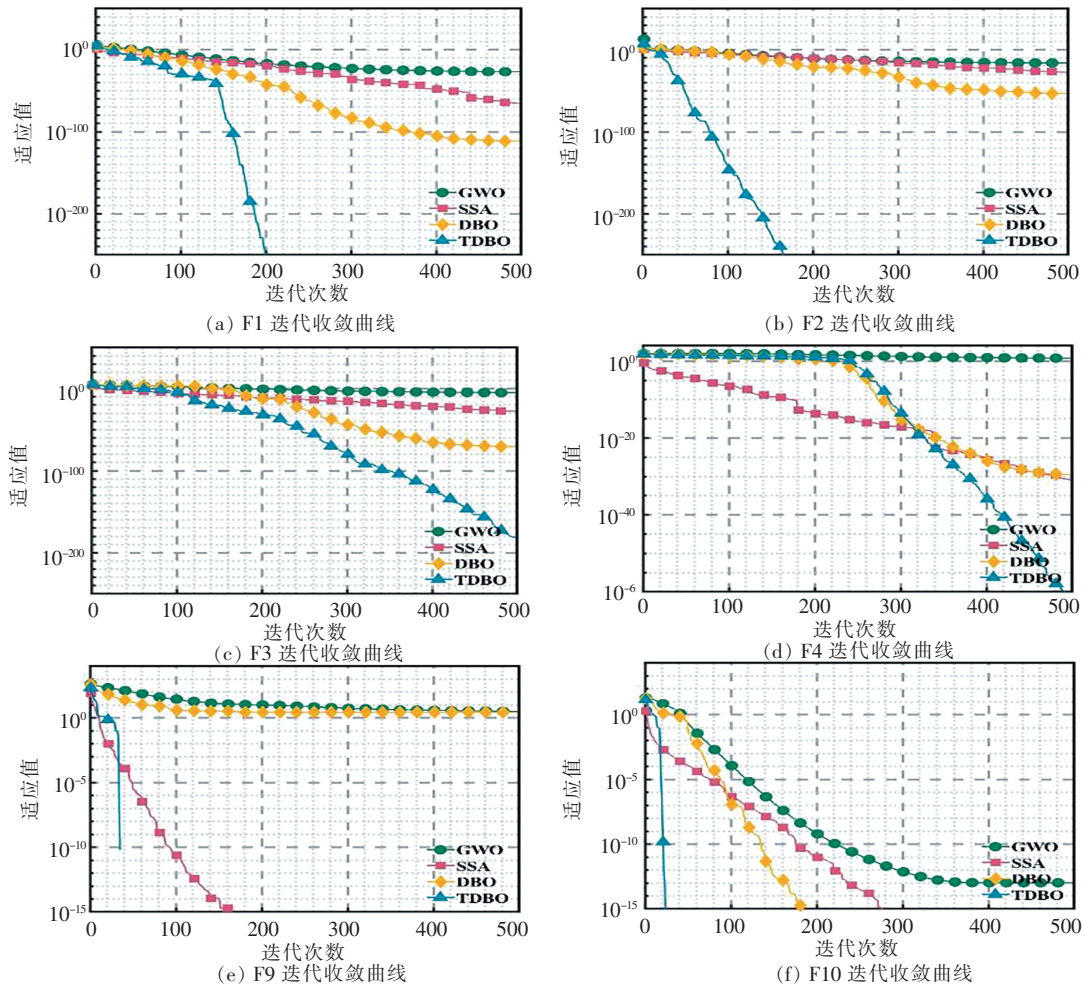


图 3 迭代收敛曲线对比

Fig. 3 Comparison of iterative convergence curves

## 2 裂缝识别

采用商业数学软件 MATLAB (R2023a) 版本进行裂缝检测系统的开发. 裂缝检测方法结合了机器学习和图像处理技术, 对裂缝图像进行一系列预处理. 包括灰度化处理、二值化处理

和支持向量机分类等, 旨在生成清晰的裂缝图像, 并便于宽度计算. 检测流程如图 4 所示.

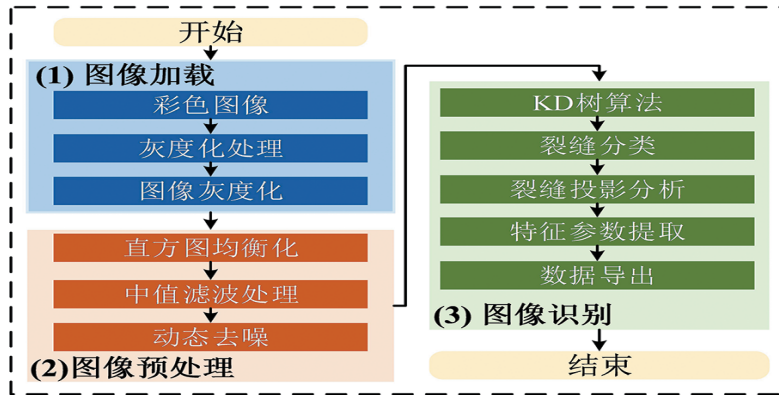


图 4 裂缝识别分割流程

Fig. 4 Crack identification segmentation process

## 2.1 图像预处理

图像预处理包括多个步骤, 如灰度化、直方图均衡化、滤波和去噪. 具体而言, 灰度转换是将彩色图像转换为灰度图像的过程. 将彩色图像转换为灰度图像有助于减轻计算负担. 处理方法如下所示:

$$F(x, y) = 0.3R(x, y) + 0.59G(x, y) + 0.11B(x, y), \quad (16)$$

式中:  $F(x, y)$  为像素点  $(x, y)$  灰度化之后的灰度值;  $R(x, y)$ ,  $G(x, y)$ ,  $B(x, y)$  分别为像素点  $(x, y)$  在彩色图像中 R、G、B 三个分量的值.

灰度化处理后, 本文采用线性灰度变换增强裂纹视觉效果并提升细节清晰度. 虽然图像增强能提高对比度, 但不能完全消除干扰. 因此, 结合滤波和去噪算法是必要的, 以清晰展现裂纹轮廓. 通过基于连通域的动态去噪方法, 计算噪声区域与裂纹区域的比值, 判断是否需要滤除当前连通域, 从而提高裂纹检测的精度.

$$R_{\text{atio}} = \frac{A_{\text{noise}}}{A_{\text{crack}}}, \quad (17)$$

式中:  $A_{\text{noise}}$  为噪声区域的面积;  $A_{\text{crack}}$  为裂纹区域的面积. 如果比值  $R_{\text{atio}}$  超过预定的阈值  $\theta$ , 则当前连通域会被滤除, 反之则保留.

## 2.2 裂缝识别与分割

动态去噪后, 大部分噪声区域已被有效滤除, 但裂纹毛刺仍然存在, 并且部分裂纹出现不连续的情况. 采用基于 KD 树的裂纹连接算法, 用于识别相邻裂纹的端点. 裂纹曲率变化量为相邻特征点曲率的差值, 对于裂纹路径上的连续 3 点  $P_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1})$ ,  $P_i(x_i, y_i)$ ,  $P_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1})$ , 其曲率变化量  $\Delta\kappa_i$  计算为<sup>[23]</sup>:

$$\Delta\kappa_i = \left| \frac{(x_{i+1} - 2x_i + x_{i-1})(y_{i+1} - y_{i-1}) - (y_{i+1} - 2y_i + y_{i-1})(x_{i+1} - x_{i-1})}{[(x_{i+1} - x_{i-1})^2 + (y_{i+1} - y_{i-1})^2]^{3/2}} \right|. \quad (18)$$

当相邻点曲率变化超过设计阈值 (默认值为 0.15) 时, 判定为异常拐点并断开连接.

利用支持向量机将裂缝进行种类划分, 同时将识别出的裂缝图像及其相关特征参数存储并导出至 Excel 文件中. 在 MATLAB 平台上开发的桥梁表面裂缝检测系统整合了上述各项操作, 并由 4 个核心模块组成: (1) 文件信息模块, 负责管理图像的基本属性和元数据; (2) 操

作模块, 实现图像预处理、边缘检测及特征提取等功能; (3) 结果显示模块, 用于可视化处理后的裂纹图像及其识别结果; (4) 数据存储和导出模块, 将分析结果以 Excel 格式存储, 并生成标准化的分析报告. 此外, 本文采用了一种结合相互信息和对应点的空间配准算法, 用于实现精确的裂缝映射. 利用顶点的纹理坐标进行线性插值计算其他纹理坐标. 通过纹理映射方法, 将裂缝特征图映射到三维模型, 得到含有裂缝凸起的实景三维模型. 裂缝检测系统如图 5 所示.



图 5 裂缝检测系统

Fig. 5 Crack detection system

### 3 实际应用

#### 3.1 工程背景

为验证 TDBO 算法规划的航线在桥梁快速建模中的有效性, 以湖北某大桥高墩为研究对象开展应用研究. 该大桥处于构造剥蚀溶蚀丘陵区, 横跨典型的“V”形河谷, 河谷深度接近 183 m, 宽度约 37 m. 两岸地势险峻, 部分区域为陡崖. 研究中采集了十余座桥墩的数据, 特别是 5 号至 6 号墩之间的区域, 是精细航线规划的重点区域, 详见图 6.

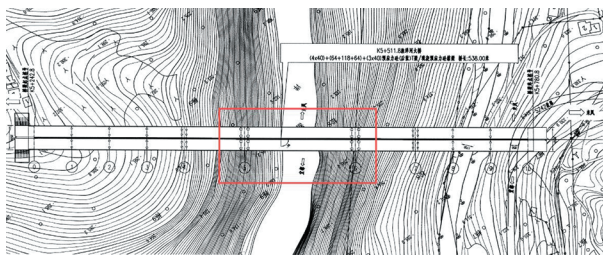


图 6 航线规划段示意图

Fig. 6 Schematic representation of route planning segments

#### 3.2 桥墩粗模

桥梁图像采集设备为大疆 Mavic 3E 无人机, 搭载实时动态载波相位差分系统, 引导无人机精确飞行<sup>[24]</sup>. 基于五向飞行倾斜摄影技术, 在相对高度 50 m 处完成桥梁区域图像的采集. 渔洋河大桥的粗略倾斜摄影三维模型如图 7 所示. 尽管该方法能够以较少的数据量快速构建桥墩模型, 但由于拍摄距离较远, 像元精度偏低, 同时存在桥墩底部等视觉盲区, 容易导致细节

重构效果不佳, 模型显得较为粗糙. 从图 7 (b) 和图 7 (c) 可以看出, 三维模型的桩基础及桥侧部分出现纹理缺失, 桥墩重建中存在缺失和扭曲等问题.

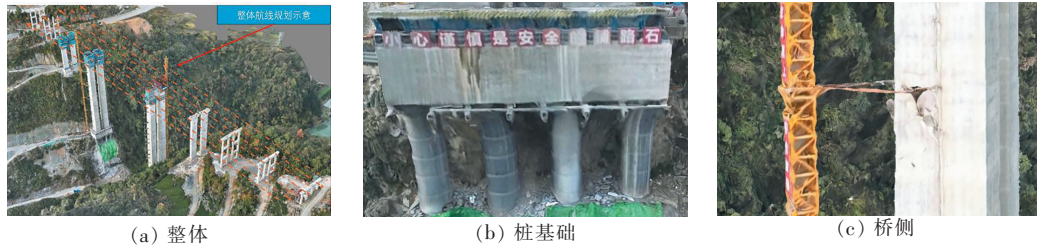


图 7 桥墩粗模

Fig. 7 Rough 3D model of bridge abutment

### 3.3 精细航线规划

以渔洋河大桥 5# 至 6# 墩之间的桥梁为研究对象, 采用 DBO 算法与 TDBO 算法分别规划无人机的精细化航线, 与五向飞行航线融合后对比分析建模精度和效率.

将无人机路径优化算法应用于三维高墩桥梁建模的实际问题, 需对算法进行完善. 在粗略三维模型上标记特征点, 无人机经过的有效特征点个数影响着航向重叠率<sup>[25]</sup>. 通过三维激光扫描仪获取点云数据, 使用 GIS 软件提取目标区域的 KML 格式地形数据, 解析其中的地理坐标和高度信息, 从而构建三维地形模型. 在 MATLAB 中利用 2 种算法分别进行路径规划, 路径规划思路如图 8 所示.

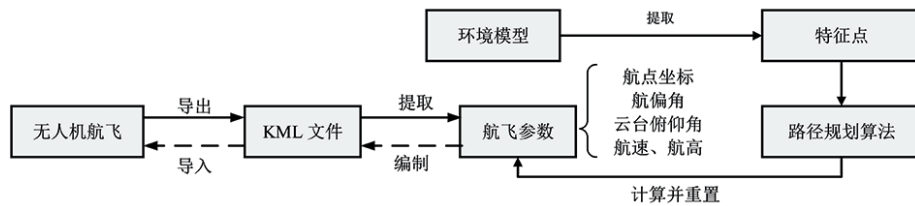


图 8 路径规划思路

Fig. 8 Path planning ideas

利用点云数据建立环境模型, 在符合航向重叠率的同时找出从起点到终点的最短路径. 在算法中定义起点、途径特征点和终点, 用  $D_1, D_2, \dots, D_{n-1}$  表示途径特征点<sup>[26]</sup>. 无人机精细航线规划示意如图 9 所示. 将路径规划中各个航点的信息编制成 KML 文件导入无人机, 通过读取 KML 文件执行航线任务.

### 3.4 模型对比

在实桥试验中, 采集了桥墩的精细化航线图像, 并结合五向航摄图像, 将不同航线的图像数据进行融合以实现三维建

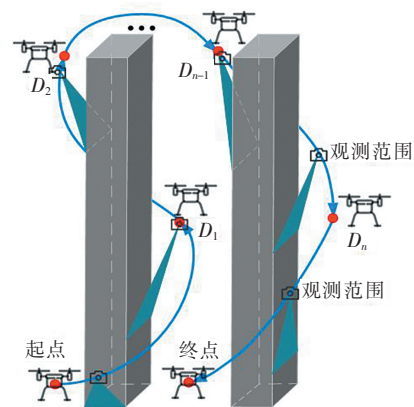


图 9 精细航线规划示意

Fig. 9 Schematic illustration of fine route planning

模. 以 5#墩的建模情况为例, 其结果如图 10 所示.

基于五向航摄重建的粗略模型如图 10 (a) 所示; 结合五向航摄和 DBO 算法规划得到的三维模型如图 10 (b) 所示; 而通过五向航摄和 TDBO 算法重建的三维模型如图 10 (c) 所示. 为评估不同航线组合方式的建模质量, 以下从模型的完整性和一致性角度进行对比分析.

在承台正面的纹理重建中, 图 10 (a) 存在局部地区较模糊的现象且细节不清楚, 图 10 (b) 存在明显的缺失和空洞现象, 相比而言, 图 10 (c) 细节分明, 纹理清晰. 在承台侧面结构的重建中, 图 10 (a) 出现了显著的扭曲现象, 同时部分区域存在明显的缺失; 图 10 (b) 的三维模型几乎无缺失, 但表面仍存在一定程度的失真; 图 10 (c) 的模型在完整性和细节表现更佳, 展示了更高的建模质量. 关于倾斜摄影与精细化航线在建模效率上的对比数据, 参见表 3.

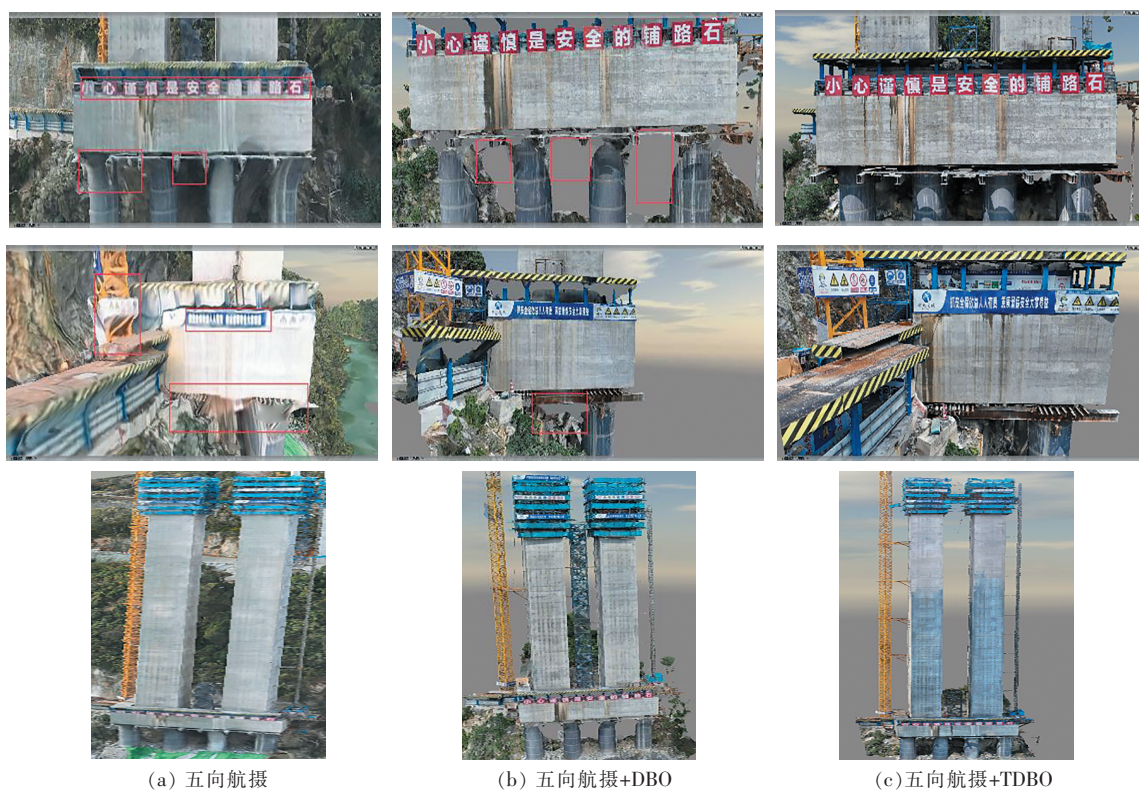


图 10 多组合数据建模效果

Fig. 10 Effect of modelling multiple combinations of data

表 3 3 种航线建模方式的效率对比

Tab. 3 Comparison of the efficiency of the three route modelling approaches

航线规划	图像数量	外业耗时/min	内业耗时/h
五向航摄	299	16	1
五向航摄+DBO 航线	1 362	77	4
五向航摄+TDBO 航线	1 036	63	3

在桥梁施工场地选择 5 个具有代表性的高程特征点作为检查点, 分别位于墩顶、墩身中部、墩底、承台和基础. 利用 GPS RTK 技术测定坐标, 作为真实值参考. 同时, 从三维模型

中提取对应点的坐标作为计算值. 对比五向航摄模型、五向航摄+DBO 生成的模型 (模型 1)、五向航摄+TDBO 生成的模型 (模型 2) 的精度误差, 评估建模效果. 误差计算公式如下:

$$m_x = \sqrt{\frac{\sum (\Delta x)^2}{n}}, \quad (19)$$

$$m_y = \sqrt{\frac{\sum (\Delta y)^2}{n}}, \quad (20)$$

$$m_z = \sqrt{\frac{\sum (\Delta z)^2}{n}}, \quad (21)$$

$$m = \sqrt{(m_x)^2 + (m_y)^2}. \quad (22)$$

式中:  $m_x$ ,  $m_y$ ,  $m_z$  分别为模型在  $x$ ,  $y$ ,  $z$  平面上的误差;  $m$  为三维模型在  $x$ ,  $y$  平面上的综合均方根误差.

表 4 三维模型精度统计表

Tab. 4 Statistics of 3D model accuracy

检查点编号	五向航摄模型 平面误差/m	五向航摄模型 高程误差/m	模型 2 平面 误差/m	模型 2 高程 误差/m	模型 3 平面 误差/m	模型 3 高程 误差/m
墩顶	0.112	0.302	0.082	0.235	0.054	0.162
墩中	0.095	0.241	0.067	0.174	0.046	0.128
墩底	0.127	0.285	0.095	0.213	0.059	0.151
承台	0.104	0.267	0.078	0.198	0.048	0.139
基础	0.118	0.312	0.091	0.256	0.052	0.178

表 5 三维模型误差统计表

Tab. 5 3D model error statistics

统计指标	模型 1	模型 1	模型 2	模型 2	模型 3	模型 3
	平面误差/m	高程误差/m	平面误差/m	高程误差/m	平面误差/m	高程误差/m
最小误差	0.095	0.241	0.067	0.174	0.046	0.128
最大误差	0.127	0.312	0.095	0.256	0.059	0.178
平均误差	0.111	0.281	0.083	0.215	0.052	0.152
中误差	0.102	0.265	0.079	0.208	0.051	0.147

三组模型的建模精度对比显示, 模型 2 的精度显著优于模型 1, 且五向航摄模型精度最差. 将模型 1 与模型 2 进行对比, 可以得出以下结论: 在平面误差方面, 最大误差从 0.095 m 减少到 0.059 m, 中误差从 0.079 m 减少到 0.051 m; 在高程误差方面, 最大误差从 0.256 m 减少到 0.178 m, 中误差从 0.208 m 减少到 0.147 m. 通过对比不同航线规划的建模效果, 可发现 TDBO 算法规划的精细化航线虽然增加了图像数据采集量和外业、内业的工作量, 但能显著提高三维重建的精度, 减少缺失和扭曲问题.

无人机精细化航线的工作任务主要是拍摄桥墩外表面以及下表面, 因此, 无人机的航线需要尽可能多的遍历特征点. 分析同一环境下两种算法的 KML 文件, 使用路径长度、路径规划时间以及经过的特征点个数作为算法的性能指标, 结果如表 6 所示.

表 6 不同路径规划算法性能比较

Tab. 6 Performance comparison of different path planning algorithms

指标	DBO	TDBO
路径长度/m	3 043	2 596
路径规划时间/s	243	198
特征点个数	89	114

TDBO 算法规划出来的路径长度短, 规划速度更快且经过的特征点个数更多, 有效提高了在不设置地面控制点的情况下的重叠率, 从而提升了模型的完整度.

### 3.5 裂缝识别结果

为评估裂缝识别算法的性能, 引入分割任务中常用的评估指标, 包括精确度、召回率和 F1 分数. 计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (20)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (21)$$

$$F1-score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}. \quad (22)$$

由于该高墩桥梁裂缝数量较少, 故采用 SDNET 2018 数据集进行训练, 该数据集作为混凝土结构表面缺陷检测领域最具代表性的基准数据集之一, 并加入在实际工程中捕获的裂缝图像作为补充<sup>[27]</sup>.

表 7 裂缝识别结果

Tab. 7 Crack identification results

裂缝种类	准确率	召回率	F1 分数
横向裂缝	91.58	91.23	91.74
纵向裂缝	90.34	92.54	91.43
其他裂缝	90.33	87.32	88.80
整体	90.12	91.08	90.60

通过检测系统从拍摄的图像中选取典型裂缝进行检测, 部分结果如图 11 所示. 结果表明, 该程序可以有效地识别和分割出完整的裂缝.

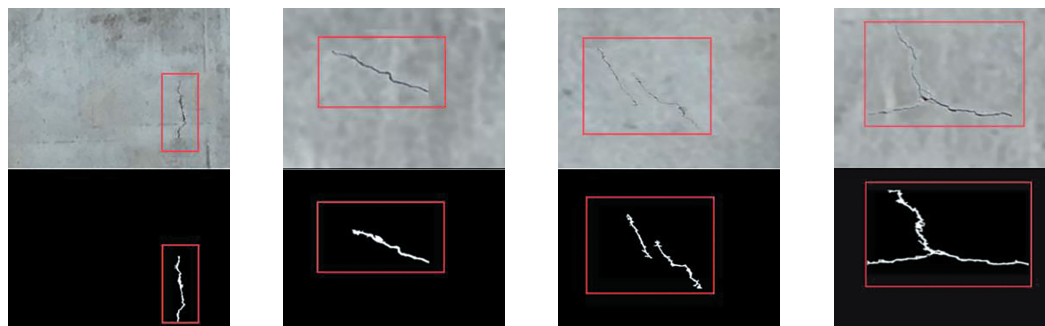


图 11 裂缝识别结果

Fig. 11 Results of crack identification

为验证裂缝宽度计算方法的准确性, 通过实测宽度与计算宽度对比, 结果如表 8 所示. 不难发现, 计算出的裂缝宽度接近实测值, 检测结果中最大宽度和平均宽度之间的相对误差小于 10%.

表 8 裂缝宽度检测结果

Tab. 8 Crack width detection results

图片编号	测量宽度 /mm		计算宽度 /mm		绝对误差/mm		相对误差 /%	
	最大值	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值
1	1.16	0.39	1.187	0.418	0.037	0.038	2.36	7.38
2	1.28	0.37	1.326	0.399	0.056	0.039	3.63	8.07
3	0.97	0.47	1.008	0.492	0.048	0.032	3.97	4.79
4	0.79	0.41	0.777	0.389	0.023	0.031	1.68	5.26

采用 TDBO 算法重建模型, 同时利用相关信息和同名点匹配算法对齐图像和模型之间的对应特征点及纹理映射技术实现裂缝的三维映射. 图 12 为包含裂缝信息的高墩三维模型.

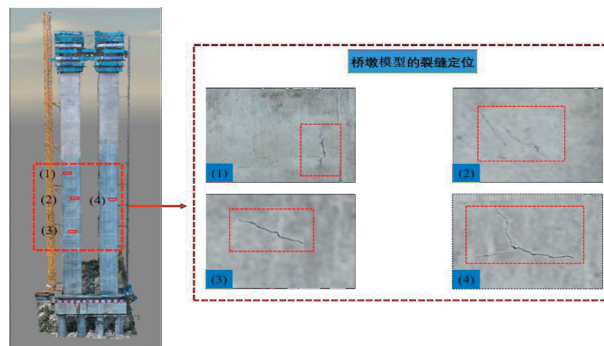


图 12 桥墩的三维模型和裂缝评估

Fig. 12 Three-dimensional model and crack evaluation of the pier

## 4 结论

本文针对复杂山区环境中大跨度桥梁的裂缝检测和路径规划所面临的技术挑战, 提出了一种将 TDBO 算法与多维图像信息相结合的综合解决方案. 实验验证得出以下结论:

1) 算法优化性能显著提升. 通过引入混沌映射、自适应权重和螺旋搜索策略, 该算法的优化性能显著提高. 与其他算法的对比分析表明, 改进后的算法在多模态和单模态基准函数测试中都获得了更高的适应度值, 有效解决了局部最优问题, 从而增强了其在复杂环境中的适用性和效率.

2) 多维图像信息观测效果增强. 基于获取的五向飞行图像数据, 应用 TDBO 算法对飞行轨迹进行补充, 实现了多高度、多角度的观测, 有效减少了视觉盲区. 不仅增强了模型的完整性和纹理精细度, 还显著提高了模型的精细度.

3) 三维模型精度大幅提高. 通过三维模型精度对比分析, 研究发现采用 TDBO 算法后, 细部模型在平面方向最大误差由 0.095 m 减小到 0.059 m, 平均误差由 0.079 m 减小到 0.051 m; 在高程方向最大误差由 0.256 m 减小到 0.178 m, 平均误差由 0.208 m 减小到 0.147 m.

4) 裂缝识别与定量分析准确度高. 无人机裂缝识别程序研究和裂缝定量分析准确定位了裂缝. 将结果与实际测量结果进行了比较. 程序验证了裂缝识别的准确率超过 90%, 最大宽度和平均宽度的相对误差均小于 10%, 满足桥梁缺陷检测的要求, 为桥梁结构的健康监测和安全评估提供了有力支持.

未来的研究可进一步优化 TDBO 算法动态环境适应性和改进实时路径规划算法, 以提高无人机在不同气候条件下的飞行性能. 同时, 提高裂缝识别算法的泛化能力, 将其应用扩展到更复杂的桥梁结构中.

### 参 考 文 献

- [1] 王雪茹, 曹立佳. 面向倾斜摄影的实景模型融合技术与应用展望[J]. 电子测量技术, 2024, 47(10): 34-47.
- [2] 李游, 龙伟迪, 魏绍东. 基于微型红外双光机载装置的变电站无人机巡检系统研究[J]. 湘潭大学学报(自然科学版), 2020, 42(5): 118-126.
- [3] 李伟, 李永东, 范铁强. 巨量山体崩塌抢险技术探索[J]. 湘潭大学学报(自然科学版), 2020, 42(6): 51-60.
- [4] 娄宇, 马健, 杨永崇, 等. 倾斜摄影的单体精细化三维建模技术[J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 44-48.
- [5] ZHANG S, ZHANG W, LIU C. Model-based multi-UAV path planning for high-quality 3d reconstruction of buildings [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2023, 48: 1923-1928.
- [6] 杨向东, 周汶锋, 张陈宏, 等. 基于无人机倾斜摄影的三维路径规划[J]. 机电工程技术, 2023, 52(4): 155-160.
- [7] 刘春磊, 张宏立, 王聪. 基于覆盖路径弧的无人机桥梁激光扫描路径规划[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 440-451.
- [8] 张云辉, 肖文红. 基于自适应秃鹰搜索算法的无人机三维路径规划[J]. 现代计算机, 2024, 30(15): 18-24.
- [9] 陈明强, 李奇峰, 冯树娟, 等. 基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J]. 无线电工程, 2023, 53(2): 394-400.
- [10] 郭启程, 杜晓玉, 张延宇, 等. 基于改进鲸鱼算法的无人机三维路径规划[J]. 计算机科学, 2021, 48(12): 304-311.
- [11] 戴佳佳, 龚小溪, 汪俊. 面向飞机外表面检测任务的无人机覆盖路径规划方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(16): 243-253.
- [12] 赵畅, 刘允刚, 陈琳, 等. 面向元启发式算法的多无人机路径规划现状与展望[J]. 控制与决策, 2022, 37(5): 1102-1115.
- [13] 吴玉文, 牛智越, 韩倩倩. 基于启发式搜索算法的无人机航迹快速规划[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(20): 8394-8399.
- [14] 岑哲, 符强, 童楠. 基于自适应鱼鹰优化算法的无人机路径规划[J]. 电光与控制, 2024, 31(11): 26-33, 67.
- [15] DAS R, KHAN A, PAUL G. A proximal policy optimization with curiosity algorithm for virtual drone navigation[J]. Engineering Research Express, 2024, 6(1): 015057.
- [16] WON J, PARK J W, SHIM C, et al. Bridge-surface panoramic-image generation for automated bridge-inspection using deep matching[J]. Structural Health Monitoring, 2020, 20(4): 1689-1703.
- [17] JIANG S, ZHANG Y, WANG F, et al. Three-dimensional reconstruction and damage localization of bridge undersides based on close-range photography using UAV[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 36(1): 015423.
- [18] 沈跃, 张凌飞, 沈亚运, 等. 基于相邻争夺算法的无人机多架次植保作业路径规划[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 44-51.
- [19] 黄新林, 张隆飞, 唐小伟. 基于改进遗传算法的家电回收车辆路径规划方法[J]. 同济大学学报(自然科学

- 版), 2024, 52(1): 27-34.
- [20] 朱绪鹤, 罗宁馨, 王君毅. 基于倾斜影像和机载 LiDAR 点云的城市级实景三维模型生产技术[J]. 测绘通报, 2024, (2): 144-147.
- [21] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79: 7305-7336.
- [22] 陈先亮, 黄元君, 范勤勤. 基于多模态多目标进化算法的无人机三维路径规划[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(11): 32-39.
- [23] MARR D, HILDRETH E. Theory of edge detection[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1980, 207(1167): 187-217.
- [24] 张发兴, 王大千, 员航. 基于实时动态载波相位差分的无人机起降引导系统研制[J]. 湘潭大学学报(自然科学版), 2023, 45(5): 87-96.
- [25] 冯东明, 余星宇, 韩怡天, 等. 倾斜摄影航线规划在桥梁建模中的应用研究[J]. 公路, 2023, 68(6): 227-232.
- [26] 罗隆福, 李冬, 钟杭. 基于改进 RRT 的无人机电力杆塔巡检路径规划[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2018, 45(10): 80-86.
- [27] DORAFSHAN S, THOMAS R J, MAGUIRE M. SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks[J]. Data in Brief, 2018, 21: 1664-1668.

(责任编辑: 夏金玉)