

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412663

# 基于点云分层融合架构的混凝土气孔 缺陷量化评估方法\*

王煜<sup>1</sup>, 齐宏拓<sup>2</sup>, 杨整涛<sup>2</sup>, 程柯伟<sup>2</sup>, 伍洲<sup>1</sup>

(1. 重庆大学自动化学院 重庆 401331; 2. 重庆大学土木工程学院 重庆 400044)

**摘要:** 气孔是钢筋混凝土结构最常见的表观质量问题,受现场复杂环境和设备算力的限制,现有评估方法存在准确性差、运算效率慢等挑战。本文提出了一种基于点云分层融合架构的气孔缺陷量化评估方法,从而实现对混凝土表观质量端到端的高效量化评估。首先,提取目标场景点云的集合、形状和深度3个维度特征信息,给出了一种全新的点云多维信息分层融合架构;其次,提出了一种基于深度线畸变的平面线性搜索方法,有效克服缺陷检测中的环境和噪声影响;然后,为了降低拍摄角度和其他干扰信息的影响,建立了最大重平面缺陷体积量化模型;此外,为解决倾斜扫描情况下缺陷关键点丢失问题,提出了一种补偿策略提高不同拍摄角度的评估准确率。最终,通过缺陷综合评价指标和现场实验,验证了所提方法的准确性和鲁棒性。结果表明,该方法对各种情况下的气孔缺陷均有较好地评估效果,正面扫描误差低于6.0%,倾斜拍摄的补偿误差低于19.8%,能够为现场施工质量评估提供有效参考。

**关键词:** 点云;分层融合;混凝土;气孔缺陷;量化;评估方法

**中图分类号:** TP29 TH702 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 560.20

## Quantitative assessment method of concrete airhole defects based on point cloud hierarchical fusion architecture

Wang Yu<sup>1</sup>, Qi Hongtuo<sup>2</sup>, Yang Zhengtao<sup>2</sup>, Cheng Kewei<sup>2</sup>, Wu Zhou<sup>1</sup>

(1. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 401331, China; 2. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Airhole is the most common apparent quality problem in reinforced concrete structures. Limited by the complex site environment and the computing power of equipment, existing evaluation methods have challenges such as poor accuracy and slow operation efficiency. In this paper, a quantitative assessment method of airhole defects based on hierarchical fusion architecture of point clouds is proposed, to realize efficient quantitative assessment of the apparent quality of concrete from end to end. Firstly, the set, shape, and depth feature information of the point cloud of the target scene were extracted, and a new hierarchical fusion architecture of multi-dimensional information of point cloud was given. Secondly, a planar linear search method based on depth line distortion is proposed to effectively overcome the influence of environment and noise in defect detection. Then, in order to reduce the influence of shooting angle and other interference information, the maximum heavy plane defect volume quantification model was established. In addition, to address the issue of key defect point loss during oblique scanning, a compensation strategy is proposed to improve the evaluation accuracy of different shooting angles. Finally, the accuracy and robustness of the proposed method are verified by the comprehensive evaluation index of defects and field experiments. The results show that the proposed method has a good evaluation effect on stomatal defects under various conditions, with a front scan error of less than 6.0% and a compensation error for oblique shooting of less than 19.8%. This method can provide an effective reference for on-site construction quality assessment.

**Keywords:** point cloud; hierarchical fusion; concrete; airhole defects; quantitative; assessment method

## 0 引言

钢筋混凝土结构的施工过程是一个劳动密集型工序,施工质量严重依赖于工人的操作技能和项目经理的管理能力。施工现场质量控制难度大、效率低。气孔作为最常见的表观质量通病之一,严重影响钢筋混凝土结构的平整度、美感、承载力和耐久性。住建部发布质量验收标准<sup>[1]</sup>,严格要求禁止出现外观质量问题。然而,气孔缺陷的质量评估主要依靠人工目测与测量<sup>[2-3]</sup>,主观性强、耗时、且容易出错<sup>[4]</sup>。此外,很多施工区域存在出入限制,频繁的人工检查可能会引发安全事故。因此,实现准确、高效的气孔缺陷评估对于加快工程进度,提高工程质量具有重要意义。

混凝土表观质量评估是为了获取缺陷的综合评价指标,包括缺陷目标检测与指标量化两方面技术。在缺陷检测方面,随着人工智能的发展,越来越多的目标检测模型和方法被提出<sup>[5-6]</sup>。彭雨诺等<sup>[7]</sup>根据桥梁病害的实际情况,提出了双网络桥梁表观病害快速检测算法。Wang等<sup>[8]</sup>提出了一种单阶段目标检测模型,从多尺度特征图中提取信息,结合上采样操作将缺陷的低级特征与高级特征融合,提高了检测精度。Wei等<sup>[9]</sup>将图像处理技术与神经网络相结合,提出了一种气孔自动检测方法,有效提高了精度和召回率。为了实现像素级检测精度,一些研究者使用语义分割模型<sup>[10-11]</sup>。Duan等<sup>[12]</sup>针对混凝土裂缝像素级分割问题,提出了一种基于深度全卷积网络的裂缝检测方法。金侠挺等<sup>[13]</sup>将语义分割框架DeepLab V3+拓展为轻量级、可伸缩的贝叶斯版本DeeperLab,实现了钢轨表面缺陷的概率分割。基于深度学习的方法虽然具有很强的非线性拟合能力,但往往依赖大量的样本数据<sup>[14]</sup>,对标注质量、设备内存和算力要求较高,难以应用到实际的施工现场。基于图像处理的方法<sup>[15-17]</sup>无需训练,可以直接部署到施工现场的边缘或移动计算设备,具有良好的可移植性。Liu等<sup>[18]</sup>利用图像灰度、对比度增强和阈值分割技术对混凝土表面气孔特征进行提取,提出了一种基于图像分析的混凝土表面气孔检测方法。黄梦涛等<sup>[19]</sup>提出了一种基于改进Canny算子的表面缺陷检测方法,取得了较好的检测效果。然而,基于图像的方法易受光照、背景和噪声等条件影响,存在较大的应用局限性,通常准确率较差。

在缺陷指标量化方面,一些学者通过图像方法获得缺陷的尺寸或面积<sup>[20-22]</sup>。Wei等<sup>[23]</sup>通过语义分割得到的气孔缺陷掩码像素数量,利用像素与实际区域之间的映射关系量化气孔的实际尺寸。Kang等<sup>[21]</sup>提出了一种融合Faster R-CNN的裂缝自动检测、定位和损失面积量化方法。然而,基于图像的方法无法获得缺陷的空间深

度信息,难以得到全面的综合评价指标。为了解决这个问题,点云数据以其特有的空间特性,广泛的应用于检测和测量任务<sup>[24-26]</sup>。赵志鹏等<sup>[27]</sup>提出了一种基于超声相控阵的缺陷三维成像方法,通过点云数据准确地重建缺陷的位置、形状与尺寸信息。然而,这种对点云数据直接进行三维重建或检测的方法往往有更大的算力需求,而将点云当成一种测量工具还需要人为设置测量点,难以实现自动化的量化结果。

针对上述问题,考虑实际应用场景的算力限制和准确性需求,利用实时采集的点云数据,本文提出了一种基于点云分层融合架构的气孔缺陷量化评估方法。主要贡献如下:

- 1) 构建点云多维信息的分层融合架构,实现质量缺陷端到端的自动化评估;
- 2) 针对深度信息,提出一种平面线性搜索的缺陷检测方法,克服环境和噪声影响,快速定位缺陷关键点;
- 3) 利用点云集合信息,建立基于最大重平面的缺陷体积量化模型,以最小代价计算缺陷所在墙平面,有效避免拍摄角度和其他干扰信息的影响;
- 4) 针对倾斜拍摄导致的缺陷关键点丢失问题,设计一种倾斜补偿策略,提高不同拍摄角度下的评估准确率。

## 1 混凝土气孔缺陷问题描述

由于材料、工艺和管理等多方面原因,在混凝土成型过程中,主体结构表面常呈现出密集、不规则的气孔。这些气孔影响混凝土的平整度和美观度,严重时还会降低混凝土的强度和耐腐蚀性。气孔率<sup>[28]</sup>、直径<sup>[29]</sup>和深度<sup>[18]</sup>常作为评价其严重性的关键指标。然而由于气孔的物理特性,上述评价指标直接获取存在诸多困难。如图1所示,气孔的3个特征:1) 气孔分布无规律,多数情况下呈现密集状,通过测量面积和计数获取气孔率的方法很繁杂;2) 气孔形状各不相同,尺寸跨度较大,通过单一直径表征尺寸不准确;3) 气孔深度具有三维特性,通过最大深度代表三维信息不科学。

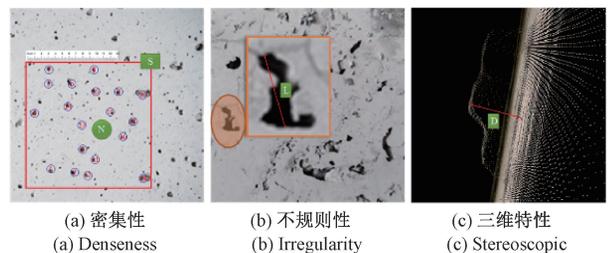


图1 混凝土气孔特征

Fig. 1 Characteristics of concrete airholes

为了解决上述问题,本文采用气孔面积和体积代替直径和深度,提出一种基于点云分层融合架构的评估方法,为工程施工提供更加科学、可靠的质量评测参考。

## 2 混凝土气孔缺陷量化评估方法

### 2.1 点云分层融合架构

点云数据是以扫描设备空间位置为坐标原点,以右、

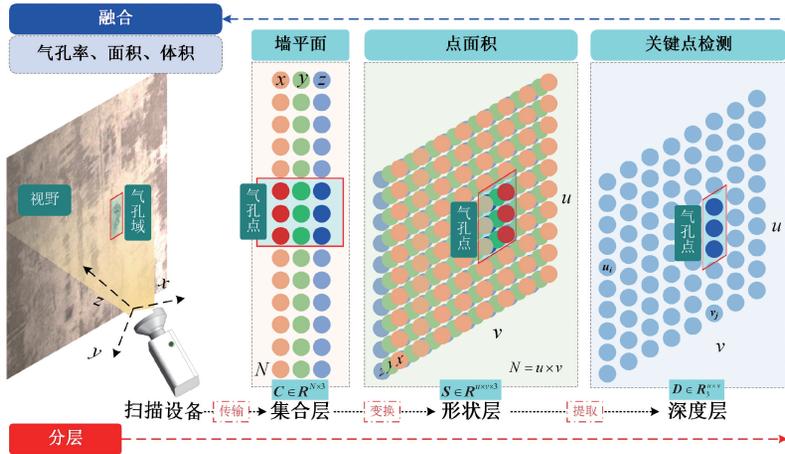


图2 点云分层融合架构

Fig. 2 Point cloud layered fusion architecture

与宽。形状矩阵将集合矩阵按照扫描点空间位置进行重新排列。深度层是点云深度矩阵  $D \in R_3^{u \times v}$ , 为形状矩阵的第3维度,保存点云数据的深度信息。

在融合阶段,首先,根据缺陷在墙平面的凹凸性原理,通过深度层对缺陷进行检测,并将检测的缺陷关键点像素坐标映射到形状层,获得缺陷的真实空间坐标;然后,根据形状层相邻点空间坐标位置计算点的实际面积,并融合全部缺陷点空间坐标得到缺陷面积;接着,根据集合层得到缺陷所在的墙平面方程,融合缺陷点空间坐标、缺陷点面积,通过缺陷点到墙面的距离微元求得缺陷体积;最后,根据视野内所有点面积和缺陷数量得到气孔率。

本文根据构建的分层融合方法,对每一层单独处理,并将预处理结果进行映射、融合实现质量缺陷端到端的自动化评估。

### 2.2 气孔缺陷目标检测方法

气孔缺陷目标检测的目的是在深度层的深度矩阵  $D$  中找到属于气孔点的像素坐标。已知光滑平面的深度值具有平滑性,任意行、列的深度值都可以连成一条深度直线,且深度线与其拟合线近似重合,如图3中三角和圆形散点所示。当平面上存在凹凸时,过该区域的深度线会在出现畸变,且畸变区域的深度值会远离拟合线,如矩形散点局部放大图所示。

下、前为  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴正方向的三维点坐标集合。首先分析点云数据特征,将点云数据经过变换、提取得到点云的形状和深度信息,构建点云分层融合架构,具体过程如图2所示。

在分层阶段,集合层是点云集合矩阵  $C \in R^{N \times 3}$ , 其中,  $N$  代表点的个数,3 为点的三维空间坐标,集合矩阵是扫描点顺序排列矩阵。形状层是点云形状矩阵  $S \in R^{u \times v \times 3}$ , 其中,  $u \times v = N$ ,  $u$ 、 $v$  分别表示形状层矩阵的高

由此可知,当某行、列不经过气孔时,该行、列的深度值与其拟合线的偏差较小;经过气孔时,该区域的深度值与其拟合线的偏差将会增加。基于深度线的畸变思想,本文提出一种平面线性搜索方法检测气孔关键点。

平面线性搜索方法包括平面核心点搜索和核心点生长两个步骤。原理如图4所示,核心点搜索方式可以采用横向和纵向搜索。

以横向搜索为例,首先,定义行搜索矩阵:

$$W = [w_0, w_1, \dots, w_i, \dots, w_u] \quad W \in R^{u \times u} \quad (1)$$

式中:  $w_i$  代表深度矩阵  $D$  的第  $i$  行深度值集合。由于每一行深度值大部分来自于墙面,其拟线近似为墙面。对每一行进行线性拟合得到拟线,最小二乘法求得拟线参数矩阵:

$$\theta = [K, B]^T = (X^T X)^{-1} X^T W \quad (2)$$

式中:  $X = \begin{bmatrix} 1 & 2 & \dots & v \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T$ 。偏差表示点到墙面的距离,偏差越大表示气孔越深,定义偏差矩阵为:

$$Pc = |W - X\theta| \quad (3)$$

定义核心点阈值为  $\alpha$ , 当偏差值大于阈值,则判定为核心点。核心阈值可以用来筛选气孔深度的检测范围,当需要检测更浅的气孔时,调低阈值  $\alpha$  以获得更多的独立核心点。同时,为防止噪声干扰,  $\alpha$  取值应  $\geq 3$  mm。由

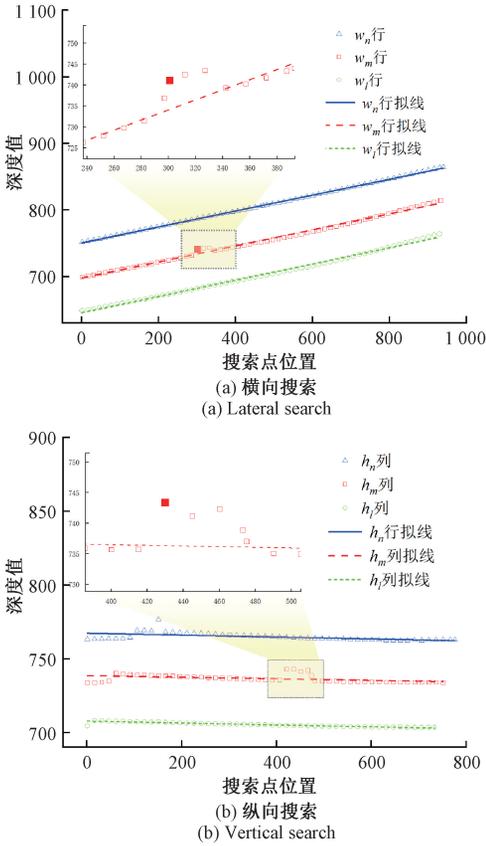


图3 深度线与拟线示意图

Fig. 3 Schematic of depth lines and fit line

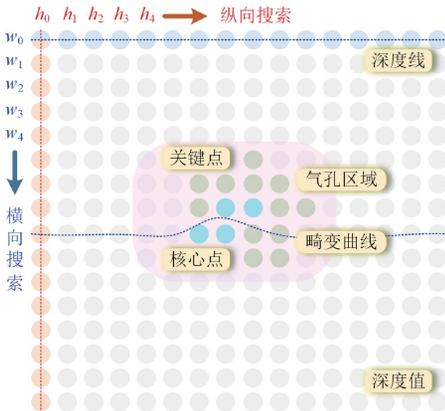


图4 平面线性搜索原理

Fig. 4 Principle of a planar linear search

于小气孔由单个圆形气泡产生,因此测试的孔径 $>6$  mm。核心点矩阵为:

$$Hx = Pc - \alpha \quad (4)$$

以核心点为生长点,以  $Pc$  矩阵为生长矩阵,设置核心点生长条件  $\beta$ ,搜索核心点邻域,当邻域偏差值大于生长条件,则判定该邻域点属于关键点,得到所有关键点矩

阵  $G_j$ 。根据气孔的空间特性,核心点生长条件  $\beta$  应控制在  $1 \sim 5$  mm,过小会生长出过多噪声关键点,过大会导致气孔关键点丢失。

当深度线上存在气孔时,其拟线会向气孔侧偏移,导致气孔边缘某些关键点会被忽略,本文通过形态学膨胀方法补充被忽略的关键点,参数  $ker$  表示膨胀核尺寸,处理后得到  $G_{jpx}$  矩阵,该矩阵包含了视野内所有气孔关键点。最后使用广度优先搜索算法将不同气孔的关键点分区,储存到分区列表  $R(k, l, 2)$ ,其中,  $k$  代表视野内气孔数量;  $l$  是对应气孔的关键点数; 2 代表对应关键点在深度矩阵  $D$  上的像素位置坐标。

### 2.3 气孔缺陷面积量化方法

深度层检测到缺陷关键点的像素坐标  $D(u_i, v_j)$  后,通过位置映射从形状层矩阵  $S$  提取该点真实的空间坐标  $(x_n, y_n, z_n)$ 。同时,根据点在空间中的相对位置,计算相邻两点在  $x, y$  方向上的实际距离。当行  $u_i$  保持不变时,相邻两点在  $x$  轴方向的距离可以计算为:

$$d_1 = S[u_i, v_{j+1}, 0] - S[u_i, v_j, 0] \quad (5)$$

式中: 0 代表的形状矩阵中的  $x$  维度。同理,当列  $v_j$  保持不变时,相邻两点在  $y$  轴方向的距离为:

$$d_2 = S[u_{i+1}, v_j, 1] - S[u_i, v_j, 1] \quad (6)$$

式中: 1 代表的形状矩阵中的  $y$  维度。那么,点  $D(u_i, v_j)$  的计算面积:

$$s = \frac{1}{4} \sum_{q=0}^1 \sum_{e=0}^1 [(S[u_i, v_{j-q+1}, 0] - S[u_i, v_{j-q}, 0]) \times (S[u_{i-e+1}, v_j, 1] - S[u_{i-e}, v_j, 1])] \quad (7)$$

根据视野内所有点面积可以计算气孔率  $\eta$ , 表示单位平方米气孔数量,可计算为:

$$\eta = \frac{k \times 10^6}{\sum_{i=0}^N s_i} \quad (8)$$

式中:  $k$  为气孔数,  $N$  表示视野内点的总数。气孔面积为该气孔所有关键点的面积总和:

$$S_k = \sum_{i=0}^l s_i \quad (9)$$

式中:  $l$  为独立气孔  $k$  的关键点数。

### 2.4 气孔缺陷体积量化模型

气孔体积是相对墙平面的指标,为了计算墙平面方程,本文提出一种最大重平面方法。基本思想是在点云集合矩阵  $C \in R^{N \times 3}$  中找到一个平面,使其与所有点的重合度最大。

将包含  $N$  个点的点云矩阵  $C$  随机打乱为  $C'$  和  $C''$ , 计算两个基础向量:

$$v_1 = C - C' \quad (10)$$

$$v_2 = C - C'' \quad (11)$$

通过向量积求得两个基础向量所在平面的法向量  $\mathbf{n}$ :

$$\mathbf{n} = \mathbf{v}_1 \times \mathbf{v}_2 = (x_1, y_1, z_1) \times (x_2, y_2, z_2) = (y_1 z_2 - z_1 y_2, z_1 x_2 - x_1 z_2, x_1 y_2 - y_1 x_2) \quad (12)$$

平面方程  $ax+by+cz+d=0$ , 其中法向量为  $\mathbf{n}(a, b, c)$ , 代入原点坐标, 求偏置参数  $d$  矩阵, 通过向量点乘:

$$\mathbf{d} = -\mathbf{C} \cdot \mathbf{n} \quad (13)$$

对  $\mathbf{C}$  矩阵坐标创建增广矩阵:

$$\mathbf{Ct} = [\mathbf{C} \mid 1] \quad (14)$$

对法向量创建增广矩阵:

$$\mathbf{nt} = [\mathbf{n} \mid d] \quad (15)$$

将  $\mathbf{C}$  增广矩阵与法向量增广矩阵的转置点乘:

$$\mathbf{Re} = \mathbf{Ct} \cdot \mathbf{nt}^T \quad \mathbf{Re} \in R^{N \times N} \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{nt}$  中包含了  $N$  个平面的法向量, 将  $\mathbf{C}$  中每个点分别代入平面方程。当计算结果为 0 时, 则表示该点在平面上。计算每一列 0 值个数, 找到 0 最多的列  $i$ , 提取该列的增广法向量, 得到墙平面方程  $P_i$ :

$$a_i x + b_i y + c_i z + d_i = 0 \quad (17)$$

气孔体积  $V$  为气孔点到墙平面的体积总和, 如图 5 所示。

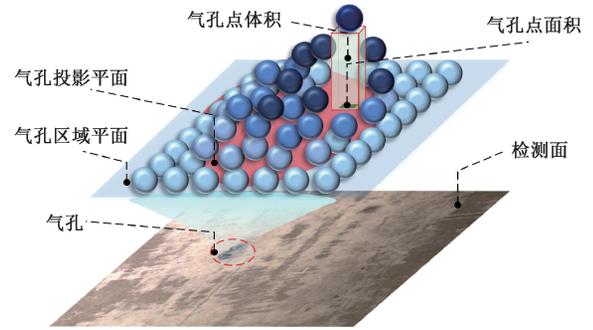


图5 气孔体积计算

Fig. 5 Airhole volume calculation

通过体积微元, 将独立气孔的所有点体积进行累加:

$$V_k = \sum_{i=0}^l s_i h_i \quad (18)$$

式中:  $h_i$  表示单个点到墙平面的距离。如图 6 所示为所有气孔评价指标的详细计算流程。

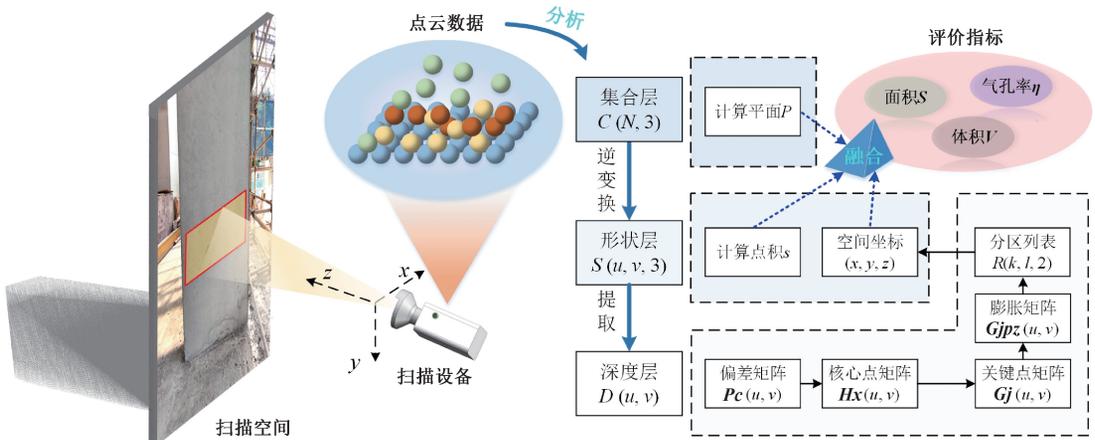


图6 气孔评价指标计算流程

Fig. 6 Flow of airhole evaluation index calculation

## 3 实验

### 3.1 实验条件

本文选用 MotionCam-3D M+结构光相机对气孔缺陷量化评估方法进行实验, 结构光相机参数如表 1 所示。为确保方法的适用性, 本文采集的点云数据全部来源于钢筋混凝土结构建筑的施工现场, 在确保安全性前提下, 对场景内气孔缺陷点云数据进行拍摄与收集, 具体实验流程如图 7 所示。

实验包括两个阶段, 在拍摄阶段需要综合考虑拍摄位置对检测方法的影响, 采用近、远距离拍摄, 近距离

表 1 结构光相机参数

Table 1 Structured light camera parameters

名称	参数	值
一般信息	扫描范围/mm	630~1 574
	最大帧率/fps	20
	数据采集时间/ $\mu\text{s}$	10
	最大相机速度/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	40
	3D 点吞吐量/ $(\text{点} \cdot \text{s}^{-1})$	$1\ 500 \times 10^4$
相机 & 扫描模式	点尺寸/mm	0.76 @ $z=900$ & 0.52 @ $z=900$
	误差范围/mm	$< 0.600$ & $< 0.300$
	时间噪声/mm	$< 0.100$ & $< 0.050$
	深度图分辨率	1 680×1 200 & 1 120×800

越1 m,远距离约2 m。同时拍摄正面、倾斜小角度和大角度的点云数据,小角度约30°,大角度约60°。拍摄包括楼梯、柱、墙和板等多个结构上的缺陷目标。拍摄时应避免强光直射,提高点云数据的质量。

验证阶段是为了验证本文所提方法的有效性,需要获取真实的气孔体积信息。首先用毛刷清洁孔洞内壁,防止灰尘粘连影响真实结果。接着用白色粘土塞实孔洞,同时使用抹子压平。然后,用小刀清除突出边界,循环进行压平和切边操作,直到粘土完整的嵌入孔洞,无突出。用小木棍将粘土轻轻抠出,保持粘土的完整性,并将其密封保存,防止水分蒸发。最后对粘土进行称重,求得真实体积。

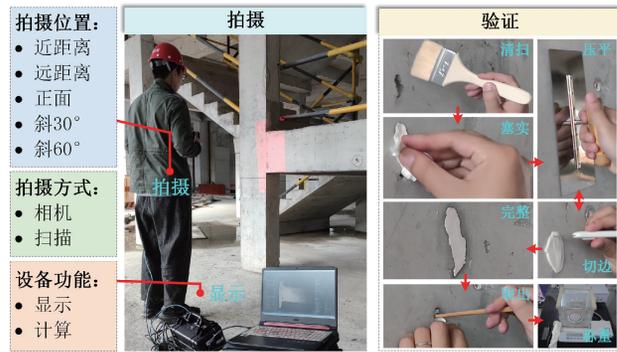


图7 实验流程

Fig. 7 Flow of the experiment

### 3.2 倾斜补偿策略

在实际的应用场景中,存在两种难以直接拍摄完整孔内三维结构的情况。1)根据气孔的形成原理,混凝土墙面会存在少数孔口尺寸小于孔内尺寸的气孔。这种气孔无法使用结构光相机直接获取内部完整三维信息,尽管可以使用激光、微型探针进行辅助成像,但会增加设备成本,且操作难度较高。为了使模型更加简单、快捷,本文分析气孔三维几何结构,给出一种间接计算气孔体积的方法。首先,设气孔球心坐标为 $O$ ,扫描的气孔点为 $N_i$ ,其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。接着,计算圆心与各点的欧氏距离 $D_i = \|O - N_i\|$ ,并求得平均距离。然后求各点距的方差,计算最小方差下的 $O$ 为气孔球心坐标,平均点距为气孔球半径 $R$ 。根据气孔半径可求得气孔全部体积 $V$ ,而气孔还存在一部分缺失体积 $V'$ ,缺失部分又称为球缺,根据相关公式<sup>[30]</sup>可求得球缺体积。最后用气孔全部体积减去球缺体积便可得到真实得内部气孔体积。该方法利用气孔三维空间信息建立数学模型,方法简单,其准确性受气孔真实形态特征影响。

2)在复杂的施工场景下,存在少数难以正面扫描的区域。此时,对墙体表面进行倾斜拍摄时,容易导致气孔关键点丢失。如图8所示,视角1和2分别从不同倾斜

角度进行拍摄。可以发现,随着倾斜角度增加,视野盲区越大,丢失的气孔点越多。为了提高本文方法在极端情况下的适用性,设计一种倾角补偿方法来弥补点丢失问题。考虑气孔的形成机理,由圆形气泡产生,本文首先假设气孔是一个半球空腔,气孔点均匀排布在球面上。接着,将气孔点分层,每一层都可以看成一个半圆,如图8气孔立体图所示。当拍摄光线呈 $\delta$ 角度摄入时,每一层半圆气孔点都有相同比例的遮挡区域。于是,任一层由遮挡导致的体积缺失占比均可反映整个气孔的体积缺失比。为了简化计算,本文选择单位半径的半圆气孔点层进行分析。

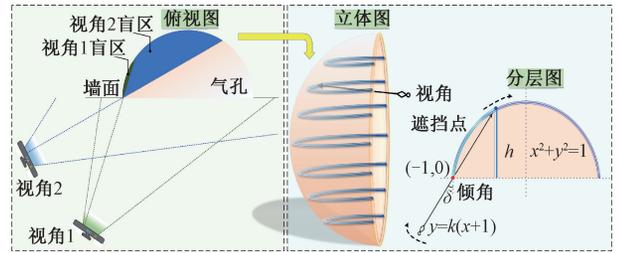


图8 倾斜补偿策略

Fig. 8 Skew compensation strategy

气孔点所在半圆区域能够表示为:

$$x^2 + y^2 = 1, \quad y > 0 \quad (19)$$

视线可以看作一条过气孔边缘的直线:

$$y = k(x + 1), \quad k \in (+\infty, 0) \quad (20)$$

正面拍摄时,倾角为0,斜率 $k$ 为 $+\infty$ ;当倾角增加,斜率 $k$ 随着倾角增大而减小,直到斜率为0。结合式(19)~(20)可以得到交点随 $k$ 的变化曲线为:

$$x^2 + [k(x + 1)]^2 = 1, \quad k \in (+\infty, 0) \quad (21)$$

求解得交点变化轨迹:

$$y = \sqrt{-\left(\frac{-k^2 + 1}{k^2 + 1}\right)^2 + 1}, \quad k \in (+\infty, 0) \quad (22)$$

将斜率 $k$ 等效成倾角 $\delta$ ,得到:

$$y = \sqrt{-\left(\frac{-(\cot\delta)^2 + 1}{(\cot\delta)^2 + 1}\right)^2 + 1}, \quad \delta \in \left(0, \frac{\pi}{2}\right) \quad (23)$$

该层气孔点体积可以等效为该曲线与 $x$ 轴之间的面积。

当倾角为 $\delta_1$ 时,缺失点的体积可以由曲线积分得:

$$V_{\text{loss}} = \frac{1}{2} \arcsin\left(\frac{-(\cot\delta)^2 + 1}{(\cot\delta)^2 + 1}\right) + \frac{1}{4} \sin\left(2 \arcsin\left(\frac{-(\cot\delta)^2 + 1}{(\cot\delta)^2 + 1}\right)\right) \Big|_0^{\delta_1} \quad (24)$$

该层总体积为半圆面积 $V_{\text{all}} = \pi/2$ 。因此,能够得到补偿比为:

$$\psi = \frac{V_{all}}{V_{all} - V_{loss}} \quad (25)$$

对气孔进行评估时,通过墙平面法向量自动获取倾斜角度。并将倾斜角代入补偿策略得到补偿比,再与初始评估值运算得到补偿后的评估值。

上述两种情况都会导致气孔内部空间被遮挡,但采用的数学描述方法不同。在第1种情况中,相机只能捕获到少量气孔点,无法通过这些点计算气孔的体积。因此,只能通过对这些稀疏点进行拟合,重建气孔的三维结构,并根据这个虚拟结构来估计气孔的体积。在第2种情况中,通过倾斜拍摄可以获得大量真实的气孔点,而遮挡点则占据少数。因此,可以直接根据这些真实的气孔点来计算气孔的体积。同时,基于气孔的三维结构特征,对计算得到的体积进行了修正,以补偿因遮挡而未观测到的部分,从而得到完整的气孔体积。

### 3.3 评价方法

点云数据中气孔点的集合称为关键点集合,本实验中,评价方法采用关键点数量和关键点中心坐标的相对误差。数量误差是一个范围指标,评价是否多检或漏检:

$$\sigma = \frac{|N_{real} - N_{det}|}{N_{real}} \quad (26)$$

其中,  $N_{real}$ 、 $N_{det}$  分别表示真实关键点和检测关键点的数量。中心坐标偏差是一个偏移指标,评价检测区域是否发生偏移:

$$\tau = \text{mean}\left(\frac{|I_{real} - I_{det}|}{I_{real}}\right) \quad (27)$$

其中,  $I_{real}$ 、 $I_{det}$  表示真实关键点和检测关键点的中心坐标,  $\text{mean}(\cdot)$  计算检测关键点中心坐标在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3个方向上的平均偏差。

## 4 结果与分析

### 4.1 气孔缺陷目标检测结果

分别采用横向搜索和纵向搜索两种方式进行实验,检测效果如图9所示。其中,第1行是横向搜索结果,第2行是纵向搜索结果。可以发现,不同的搜索方式会在偏差图上产生相应的纹理,且气孔区域会有更大的偏差亮度,气孔内部深红区域为本文方法搜索出的关键点。核心点矩阵参数  $\alpha$  用来筛选检测的气孔深度范围。关键点矩阵参数  $\beta$  是核心点生长条件,值越大,丢失的气孔点越多,但稳定性越好。膨胀核参数  $ker$  越大,最后得到的关键点数量就越多。不同的搜索方式获取的初始核心点数量有差异,但经过核心生长和膨胀后,得到的关键点数量和位置相同,说明两种方法都可以有效搜索出关键点。

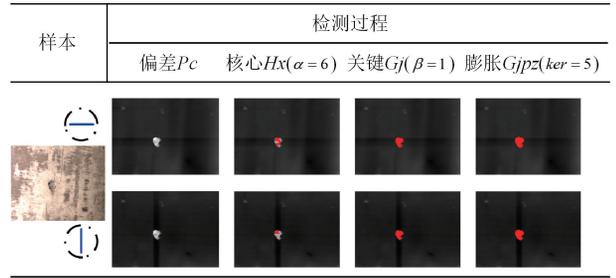


图9 横向搜索和纵向搜索结果

Fig. 9 Horizontal search and vertical search results

$\beta$  和  $ker$  影响气孔关键点的检测结果,选择合适的参数值是准确计算气孔面积和体积的前提。本文通过设定不同参数值,计算误差结果,得到最优的参数选择。图10为4种膨胀参数  $ker$  下,误差随着生长条件的变化趋势。

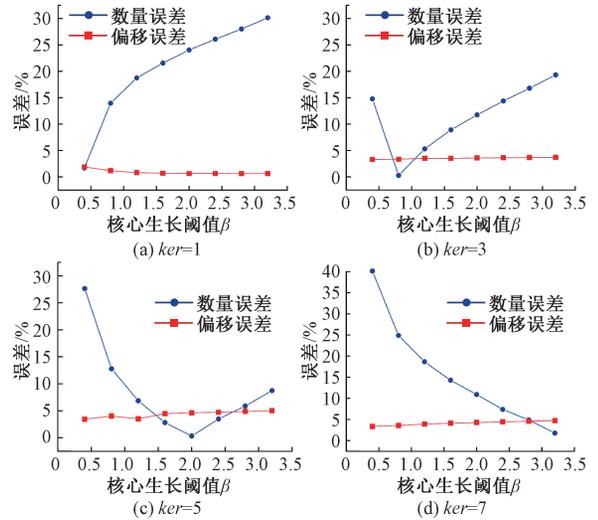


图10 不同  $\beta$  和  $ker$  条件的数量误差与偏移误差比较

Fig. 10 Comparison of quantity and offset error for different  $\beta$  and  $ker$

从图10中能够发现,偏移误差的变化较小,都低于5%,说明本文方搜索的关键点中心偏移量较小,能够准确地定位真实关键点位置。生长条件值过大,会丢失更多的关键点;过小会生长出不属于关键点的干扰点。膨胀参数越大,补充的关键点数量越多。当  $ker=1$  不膨胀时,可以发现生长条件越高,关键点数量就越少,导致数量误差持续增大。当  $ker=3$  时,  $\beta$  在  $0 \sim 0.8$  区间,数量偏差减小,说明当前关键点数量大于实际数量。  $\beta > 0.8$ , 数量偏差开始变大,说明小尺寸的膨胀核已经难以补充高生长条件导致的丢失关键点。当增加  $ker$  值时,数量误差曲线谷底会向右偏移。因此,综合考虑生长条件带来的关键点丢失和稳定性、膨胀补充的关键点范围。选择  $\beta=2, ker=5$  作为后续的实验参数。

为了进一步验证本文提出方法的有效性,与其他图像处理方法进行比较,如阈值分割<sup>[31]</sup>、边缘检测<sup>[32]</sup>和聚类<sup>[33-35]</sup>。实验采用包括墙面不平整、孔洞干扰、长形状气孔、密集形气孔和小尺寸气孔 5 类气孔样本,检测结果如图 11 所示。其中,Ostu 方法是在搜索平面设置一个阈值,将超过该阈值的深度值作为搜索结果。当墙面不平整或倾斜拍摄时,Ostu 很难通过单一阈值分割气孔关键点。Sobel 方法能够有效检测气孔边缘,但无法获得所有气孔关键点,且容易漏检小型气孔。对于一些聚类算法,由于气孔关键点数量稀疏,K-means 和 Mean shift 方法很难将气孔作为一个目标簇进行聚类。高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)方法的灵活性使得它能够捕捉到不同区域内潜在的分布差异,在样本 1~4 中都能够获得气孔的关键点,但受墙面信息影响,检测结果中保留了其他无用信息,同时也无法检测小尺寸气孔。本文平面线性搜索方法,可以有效降低面不平、拍摄角度的影响,对墙面不平、不同形状、尺寸和密集程度的气孔都有很好的检测结果。

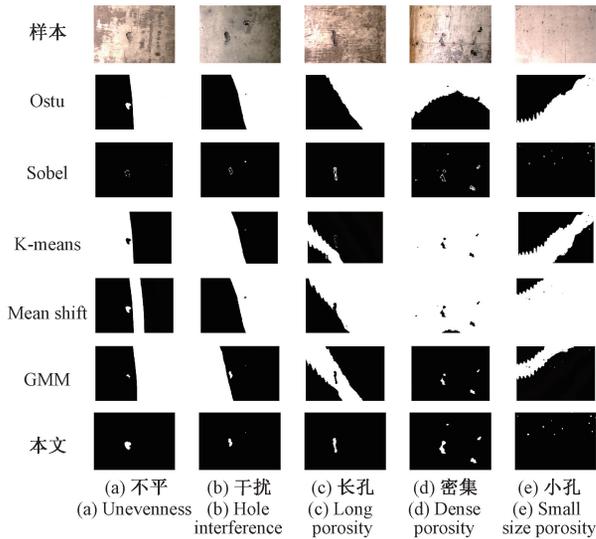


图 11 多种算法测试效果对比

Fig. 11 Comparison of test results of multiple algorithms

已知 5 个样本的气孔数与位置,可以根据每种算法正确检测气孔数、错误检测气孔数与漏检气孔数计算平均准确率和召回率来量化比较结果。量化结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出,本文提出的方法受噪声影响较小,在准确率与召回率方面均取得了较好的结果。可以通过减小核心阈值点  $\alpha$  来检测更小的气孔,提高召回率分数。

#### 4.2 最大重平面结果

平面拟合常用来计算三维点集中的平面方程,但拟合平面对噪声敏感,且易受局部数据的动态干扰。实验按顺序依次选取普通平面、大孔洞、有临边和面不平

表 2 检测结果量化对比

Table 2 Quantitative comparison of detection results

方法	Ostu	Sobel	K-means	Mean shift	GMM	本文
准确率/%	10.0	84.3	56.0	46.0	53.7	<b>90.0</b>
召回率/%	20.0	85.3	55.4	37.4	74.6	<b>89.4</b>
无噪声		√				√

4 类样本。由于点云集合矩阵中点个数  $N$  过大,常以万为单位,本文设置取样参数  $\lambda$ ,表示从  $N$  个点中选择  $\lambda$  个点进行平面计算,同时与常用平面拟合算法最小二乘法<sup>[36]</sup>(least square method, LSM)和随机采样一致法<sup>[37]</sup>(random sample consensus, RANSAC)进行比较,计算结果如图 12 所示。

对于样本 1 普通平面,本文在  $\lambda = 20\ 000$  条件下,用不到 10% 的采样点就可以得到与 LSM 和 RANSAC 相同的拟合效果。同时以不到 1% 的采样点数获得了近似平面。样本 2 是一个存在较大孔洞的平面,受孔洞点影响,LSM 方法拟合结果较差,丢失了平面信息。由于 RANSAC 通过随机采样迭代的方式进行平面计算,可以有效地避免孔洞噪声,从而得到了一个较好的平面效果。本文提出的方法,当  $\lambda = 20\ 000$  时,与 RANSAC 的平面近似,能够有效地避免噪声干扰,具有很好抗噪性。抗噪性随着采样点的增加而增大,在小采样点数  $\lambda = 1\ 000$  时,平面会向噪声区域偏移。

样本 3 是一个包含临边的平面,点集合中包含 2 个平面。LSM 会对所有点进行拟合,难以适用这种场景,拟合平面效果较差。RANSAC 将临边视为内点,拟合平面会像临边侧偏移,当临边增大时,RANSAC 可能会丢失主边平面。本文通过构造重点最大的平面,只要满足临边点小于主边点数,就可以准确地获得真实的墙平面。当采样点较少时( $\lambda = 1\ 000$ ),可能会计算成临边平面。因此,存在临边和噪声情况下,通过提高采样点数可以得到更准确的平面。样本 4 平面中心有一排较宽的凸起,墙面不平整,LSM 和 RANSAC 都会向突起处有不同程度的偏移。

进一步通过 3 个量化指标来验证本文提出方法的优劣。其中,时间单位为 ms,代表运行算法所需时间;重合单位为 m,表示所有扫描点到拟合平面方程的距离总和;点率表示该算法使用点数占总点数的百分比。实验获得的量化结果如表 3 所示,可以发现 LSM 算法运行速度最快,但在有干扰信息情况下平面拟合效果较差;RANSAC 速度较快,对有干扰平面拟合效果较好;本文提出方法由于使用了较多的几何运算,运行速度较慢,但在准确率方面提升较大,且无需处理所有点云数据,具有良好的抗噪性,适用于墙面不平、孔洞较大和存在临边等情况。平面拟合结果对气孔量化评估影响大,因此针对毫秒级别的

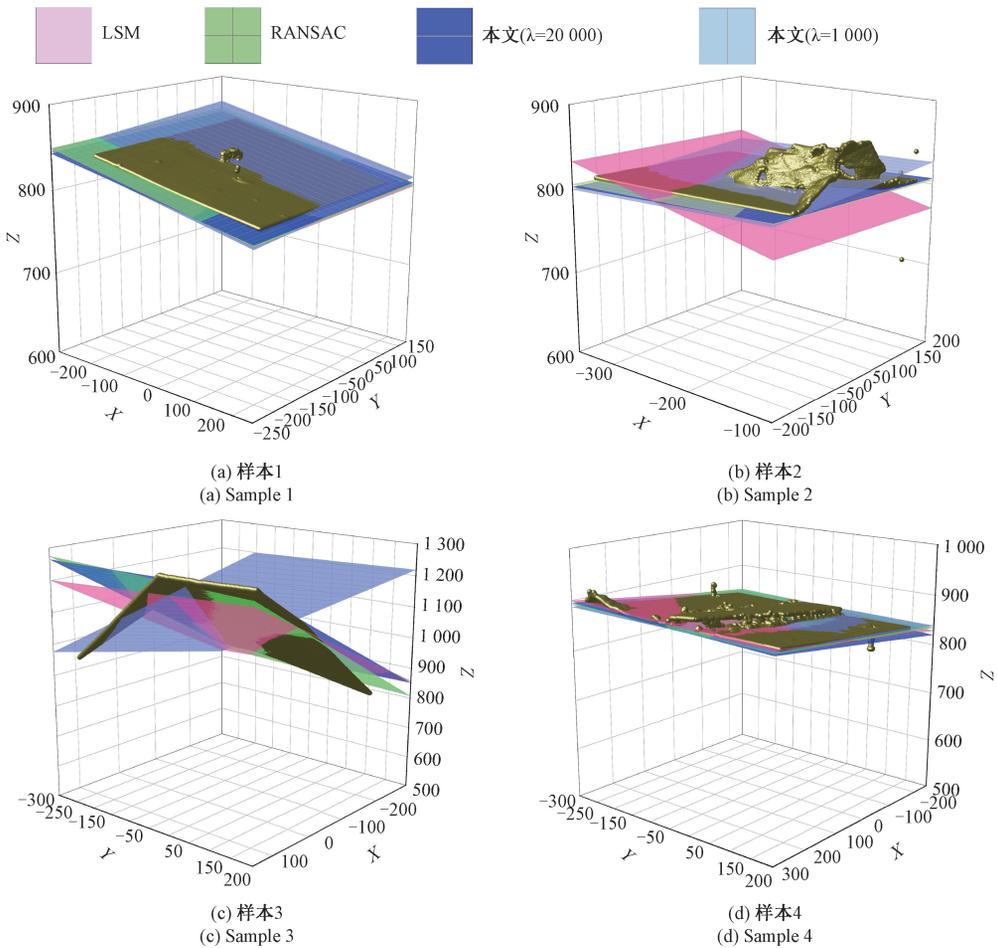


图 12 多种算法平面计算效果对比结果  
Fig. 12 Comparison results of multiple algorithms

表 3 平面拟合结果量化信息

Table 3 The plane fitting result quantifies the information

方法	LSM	RANSAC	$\lambda = 20\ 000$	$\lambda = 1\ 000$	
样本 1	时间/ms	12.9	32.8	252.1	51.8
	重合/m	139.3	168.2	115.4	179.8
	点率/%	100	100	6.9	0.3
样本 2	时间/ms	6.0	24.9	247.8	29.8
	重合/m	455.9	199.2	198.5	229.6
	点率/%	100	100	12.7	0.6
样本 3	时间/ms	8.9	29.9	235.6	46.8
	重合/m	8 943	7 732	6 445	>9 999
	点率/%	100	100	8.0	0.4
样本 4	时间/ms	14.9	57.8	256.1	61.7
	重合/m	412.0	415.4	387.5	473.1
	点率/%	100	100	5.5	0.2

运行速度损失,准确获取拟合平面显得更为重要。

### 4.3 气孔缺陷综合指标量化结果

本文通过综合评价指标计算方法得到点云数据中气孔的评估信息,并以特征纹理较为明显的偏差图为底片,输出气孔率、气孔面积和体积评价指标信息,同时还附带了检测区域面积、区域气孔数量、气孔编号和位置等信息,方便工作人员查看与整理。

如图 13 所示,从输出结果可以发现,气孔是由混凝土中未排出的气泡产生,单个气泡形成的气孔面积较小,常低于  $100\text{ mm}^2$ ,形状相对规则,近似为圆形。处于该区间的气孔面积与体积的变化趋势处于线性与二阶之间,类似于球体横截面积与体积的关系。而较大气孔往往是多个小气孔连通形成,面积与体积的关系规律不明显。根据小气孔的连通性,较大气孔都可以归类为似圆形气孔与似长形气孔。因此,为验证本文评估方法的准确性,选择可视化结果上方两个代表性样本(圆形、长形)进行体积验证。

实验中已经得到了气孔处粘土质量,与粘土密度值运算后得到真实的气孔体积。同时,考虑到远距离扫描

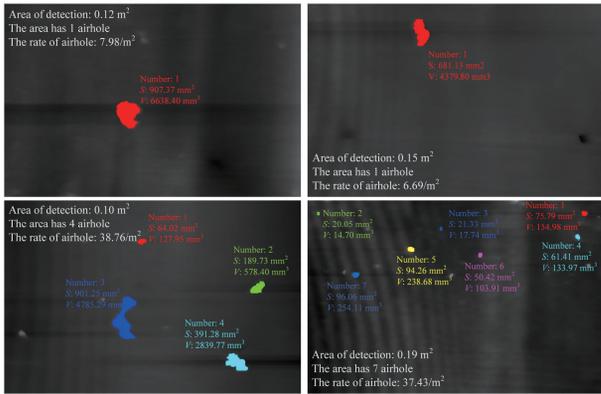


图 13 评估结果可视化

Fig. 13 Visualization of evaluation results

和倾斜扫描时的点丢失问题,本文进行探究性实验,验证多种条件下的体积评估结果。视角 1~4 分别代表正面远距离、正面近距离、小角度近距离和大角度近距离。视角 1 和 2 分别从不同距离进行拍摄,两种视角均可获得全部的气孔点。验证结果如表 4 所示。针对两种不同形状气孔,正面拍摄(视角 1 和 2)的误差相差较小,且都低于 6.0%,说明拍摄角度对量化结果影响较小。视角 3 和 4 未补偿条件下评估结果误差较大,误差随着倾角的增加而增大,最高达到 79.1%,经过补偿后,误差缩小。

直观的验证结果如图 14 所示,可以发现,正面拍摄的体积评估结果逼近于真实值,在真实值上下浮动。当评估值大于真实值时,可能由于粘土称量过程中水分蒸

表 4 气孔体积验证结果

Table 4 Validation results of stomatal volume

样本	视角	检测值/mm <sup>3</sup>	倾角/(°)/距离/m	补偿检测值/mm <sup>3</sup>	真实值/mm <sup>3</sup>	相对误差/%	补偿相对误差/%
1	2	6 638.4	0/1	-	6 260.9	<b>6.0</b>	-
	3	3 690.6	40.61/1	6 183.9		41.1	1.2
	4	1 305.7	61.32/1	7 499.9		79.1	<b>19.8</b>
2	1	4 491.1	0/2	-	4 521.7	0.7	-
	2	4 379.8	0/1	-		3.1	-
	3	3 861.7	10.82/1	3 905.0		14.6	13.6
	4	1 931.9	43.75/1	3 660.5		57.9	19.1

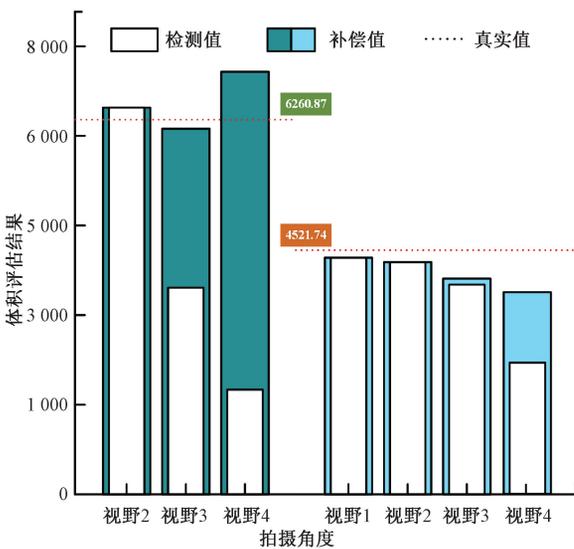


图 14 验证结果对比

Fig. 14 Comparison of verification results

倾斜拍摄的检测结果与真实值相差较大,这是由于气孔点被遮挡导致。倾斜补偿后,补偿值逐渐靠近真实值,误差减小。倾斜补偿是在极端情况下无法正面扫描时的补救措施,其补偿效果受气孔真实形状影响。从两个样本的补偿结果显示,补偿值误差控制在 20% 以内,可以作为评价指标参考。

### 5 结 论

本文提出了一种基于点云分层融合架构的混凝土气孔缺陷量化评估方法。首先利用点云数据的多维信息构建分层融合架构,并对每一层分别处理,提出了平面线性搜索的缺陷检测方法和最大重平面的墙平面计算方法。然后融合各层预处理信息计算综合评价指标,实现端到端的质量评估。最后考虑倾斜拍摄下导致的缺陷关键点丢失问题,设计了倾斜补偿策略,提高本文方法的适用性。实验结果表明,本文提出的缺陷检测方法具有良好的抗噪性,检测性能优于其他图像处理算法。同时,提出的最大重平面方法能够适用于多种复杂场景,相较于其他平面拟合方法,以最小代价获得了最好的平面拟合效果。两种代表性气孔体积指标验证误差低于 6.0%,倾斜

发,粘土质量减小导致计算的真实体积变小。检测值小于真实值时,是由于数据采集时气孔点丢失导致的评估结果偏小。

拍摄下的补偿误差低于 19.8%,说明本文评估方法和补偿策略的有效性和泛化性。

在未来的工作中,可以综合考虑气孔形状,优化补偿策略,提高倾斜拍摄角度下的准确率。

## 参考文献

- [ 1 ] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 混凝土结构工程施工质量验收规范: GB 50204—2015[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015.  
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Code for acceptance of constructional quality of concrete structures: GB 50204—2015[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2015.
- [ 2 ] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 混凝土结构现场检测技术标准: GB/T 50784—2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2013.  
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Technical standard for in-situ inspection of concrete structure: GB/T 50784—2013[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2013.
- [ 3 ] 中华人民共和国工业和信息化部. 乡镇建设用混凝土构件质量检测方法: JC/T 624—2011[S]. 北京: 中国建材工业出版社, 2012.  
Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. Test methods of concrete sets for village constructs: JC/T 624—2011[S]. Beijing: China Building Materials Press, 2021.
- [ 4 ] DAIS D, BAL I E, SMYROU E, et al. Automatic crack classification and segmentation on masonry surfaces using convolutional neural networks and transfer learning[J]. Automation in Construction, 2021, 125: 103606,1-18.
- [ 5 ] YU W Y, ZHANG Y, YAO H M, et al. Visual inspection of surface defects based on lightweight reconstruction network [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(9): 2175-2186.
- [ 6 ] 许玉格, 钟铭, 吴宗泽, 等. 基于深度学习的纹理布匹瑕疵检测方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(4): 857-871.  
XU Y G, ZHONG M, WU Z Z, et al. Detection of detecting textured fabric defects based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(4): 857-871.

- [ 7 ] 彭雨诺, 刘敏, 万智, 等. 基于改进 YOLO 的双网络桥梁表观病害快速检测算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(4): 1018-1032.  
PENG Y N, LIU M, WAN ZH, et al. A dual deep network based on the improved YOLO for fast bridge surface defect detection [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(4): 1018-1032.
- [ 8 ] WANG W J, SU C, FU D. Automatic detection of defects in concrete structures based on deep learning[J]. Structures, 2022, 43: 192-199.
- [ 9 ] WEI W, DING L Y, LUO H B, et al. Automated bughole detection and quality performance assessment of concrete using image processing and deep convolutional neural networks [J]. Construction and Building Materials, 2021, 281: 122576,1-11.
- [ 10 ] 郭晓轩, 冯其波, 冀振燕, 等. 多线激光光条图像缺陷分割模型研究[J]. 电子学报, 2023, 51(1): 172-179.  
GUO X X, FENG Q B, JI ZH Y, et al. Research on segmentation model of multi-line laser strip image's defects[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(1): 172-179.
- [ 11 ] FEI Y, WANG K C P, ZHANG A, et al. Pixel-level cracking detection on 3D asphalt pavement images through deep-learning-based CrackNet-V [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(1): 273-284.
- [ 12 ] DUAN C V, ANH L D. Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network[J]. Automation in Construction, 2019, 99: 52-58.
- [ 13 ] 金侠挺, 王耀南, 张辉, 等. 基于贝叶斯 CNN 和注意力网络的钢轨表面缺陷检测系统[J]. 自动化学报, 2019, 45(12): 2312-2327.  
JIN X T, WANG Y N, ZHANG H, et al. DeepRail: Automatic visual detection system for railway surface defect using Bayesian CNN and attention network [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(12): 2312-2327.
- [ 14 ] 周大蔚, 汪福运, 叶翰嘉, 等. 基于深度学习的类别增量学习算法综述[J]. 计算机学报, 2023, 46(8): 1577-1605.  
ZHOU D W, WANG F Y, YE H J, et al. Deep learning for class-incremental learning: A survey [J]. Chinese Journal of Computers, 2023, 46(8): 1577-1605.

- [15] HSIEH Y A, TSAI Y J. Machine learning for crack detection: Review and model performance comparison[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2020, 34(5): 04020038,1-12.
- [16] 郝勇, 耿佩, 温钦华, 等. 滚动轴承保持架缺陷的图像处理及模式识别方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(9): 162-169.  
HAO Y, GENG P, WEN Q H, et al. Research on image processing and pattern recognition of skew defect of antifriction bearing cage [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(9): 162-169.
- [17] 李少波, 杨静, 王铮, 等. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述[J]. *自动化学报*, 2020, 46(11): 2319-2336.  
LI SH B, YANG J, WANG ZH, et al. Review of development and application of defect detection technology[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(11): 2319-2336.
- [18] LIU B J, YANG T Y. Image analysis for detection of bugholes on concrete surface [J]. *Construction and Building Materials*, 2017, 137: 432-440.
- [19] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(10): 199-209.  
HUANG M T, LIAN Y X. Lithium battery electrode plate surface defect detection based on improved Canny operator[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(10): 199-209.
- [20] ZHAO SH, ZHANG D M, XUE Y D, et al. A deep learning-based approach for refined crack evaluation from shield tunnel lining images [J]. *Automation in Construction*, 2021, 132: 103934,1-14.
- [21] KANG D, BENIPAL S S, GOPAL D L, et al. Hybrid pixel-level concrete crack segmentation and quantification across complex backgrounds using deep learning [J]. *Automation in Construction*, 2020, 118: 103291,1-13.
- [22] DENG J H, SINGH A, ZHOU Y Y, et al. Review on computer vision-based crack detection and quantification methodologies for civil structures[J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 356(21): 103-122.
- [23] WEI F J, YAO G, YANG Y, et al. Instance-level recognition and quantification for concrete surface bughole based on deep learning[J]. *Automation in Construction*, 2019, 107: 102920,1-13.
- [24] 杨傲雷, 曹裕, 徐昱琳, 等. 基于深度卷积网络的多目标动态三维抓取位姿检测方法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(12): 135-142.  
YANG AO L, CAO Y, XU Y L, et al. Dynamic multi-target 3D grasp posture detection approach based on deep convolutional network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(12): 135-142.
- [25] WANG Q, KIM M K, SOHN H, et al. Surface flatness and distortion inspection of precast concrete elements using laser scanning technology[J]. *Smart Structures and Systems*, 2016, 18(3): 601-623.
- [26] CAO Y, LIU J, FENG S, et al. Towards automatic flatness quality assessment for building indoor acceptance via terrestrial laser scanning [J]. *Measurement*, 2022, 203: 111862,1-15.
- [27] 赵志鹏, 戴宁, 周鑫, 等. 复合材料曲面构件缺陷超声三维成像方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 257-266.  
ZHAO ZH P, DAI N, ZHOU X, et al. A 3D ultrasonic imaging method for defects of composite curved component[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 257-266.
- [28] AKKAYA A, ÇAGATAY İ H. Investigation of the density, porosity, and permeability properties of pervious concrete with different methods [J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 294: 123539,1-11.
- [29] KUNAR R, BHATTACHARJE B. Porosity, pore size distribution and in situ strength of concrete[J]. *Cement and Concrete Research*, 2003, 33(1): 155-164.
- [30] JACOT-DSECOMBES L, GULLO M R, CADARSO V J, et al. Fabrication of epoxy spherical microstructures by controlled drop-on-demand inkjet printing[J]. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, 2012, 22(7): 074012,1-8.
- [31] 邢致恺, 贾鹤鸣, 宋文龙. 基于莱维飞行樽海鞘群优化算法的多阈值图像分割[J]. *自动化学报*, 2021, 47(2): 363-377.  
XING ZH K, JIA H M, SONG W L. Levy flight trajectory-based salp swarm algorithm for multilevel thresholding image segmentation [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(2): 363-377.
- [32] 李洁, 袁知博, 秦嘉悦. 基于 Sobel 算子边缘检测的

太阳能电池缺陷特征提取方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 63-68.

LI J, YUAN ZH B, QIN J Y. Research on solar cells defects feature extraction based on Sobel operator edge detection [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2021, 42(1): 63-68.

[33] SINAGA K P, YANG M S. Unsupervised K-means clustering algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 80716-80727.

[34] SUN G, ZHOU R, MA Z, et al. Mean-shift exploration in shape assembly of robot swarms [J]. Nature Communications, 2023, 14(1): 3476.

[35] 刘溯源,王思为,唐厂,等. 基于加权锚点的多视图聚类算法[J]. 自动化学报,2024,50(6):1160-1170.

LIU S Y, WANG S W, TANG CH, et al. Multi-view clustering with weighted anchors [J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(6): 1160-1170.

[36] 孙明轩,毕宏博. 学习辨识:最小二乘算法及其重复一致性[J]. 自动化学报, 2012, 38(5): 698-706.

SUN M X, BI H B. Learning identification: Least squares algorithms and their repetitive consistency [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(5): 698-706.

[37] PEREIRA S, FERRIS J. Random sampling and probabilistic consensus for identifying outliers in road surface datasets [J]. International Journal of Vehicle Systems Modelling and Testing, 2020, 14(2-3): 133-148.

## 作者简介



王煜,2022年于东北电力大学控制科学与工程专业获硕士学位。目前在重庆大学攻读控制科学与工程博士学位,主要研究方向为计算机视觉和深度学习技术在智能建造中的应用。

E-mail: ysy\_wang@163.com

Wang Yu received the M.Sc. degree in Control Science and

Engineering from Northeast Electric Power University, Jilin, China, in 2022. He is currently pursuing the Ph.D. degree in Control Science and Engineering with Chongqing University, Chongqing, China. His research interests include the application of computer vision and deep learning techniques to smart building.



齐宏拓,2008年和2014年获得哈尔滨工业大学结构工程硕士学位和博士学位。现为重庆大学博士后,主要研究方向为EPC全过程项目管理、装配式结构体系、钢-混凝土混合结构、建筑智能化施工等。

E-mail: hitqht@163.com

Qi Hongtuo received the M. Sc. degree and the Ph. D. degree in structural engineering from the Harbin Institute of Technology, Heilongjiang, China, in 2008 and 2014, respectively. He is currently a postdoctoral researcher with Chongqing University (CQU), Chongqing, China. His research interests include EPC whole process project management, prefabricated structure system, steel-concrete mixed structure, intelligent construction of buildings and other directions.



伍洲(通信作者),2009年获得武汉大学控制工程硕士学位,2013年获得香港城市大学电子工程博士学位,2012年至2015年在南非比勒陀利亚大学担任高级研究员。现为重庆大学自动化学院教授。主要研究方向包括能源、建筑信息建模、智能优化和博

弈论。

E-mail: zhouwu@cqu.edu.cn

Wu Zhou (Corresponding author) received the M. Sc. degree in Control Engineering from Wuhan University in Hubei, China in 2009 and the Ph. D. degree in Electronic Engineering from City University of Hong Kong in 2013. He was a senior research fellow at the University of Pretoria in South Africa from 2012 to 2015. He is currently a full professor at the School of Automation, Chongqing University, Chongqing, China. His research interests include energy, architecture information modeling, intelligent optimization, and game theory.