第 54 卷第 3 期
2026 年 3 月

硅 酸 盐 学 报
JOURNAL OF THE CHINESE CERAMIC SOCIETY

Vol. 54，No. 3
March，2026

http://jccsoc.cbpt.cnki.net

DOI：10.14062/j.issn.0454-5648.20250781

基于扩散生成模型的高延性水泥基复合材料三维渗流通道智能推演与渗流行为预测

鲁 聪[1]，郝哲昕[1]，庞志明[2]

(1. 东南大学土木工程学院，南京 211189；2. 青岛理工大学土木工程学院，山东 青岛 266033)

摘 要：高延性水泥基复合材料(ECC)的裂后渗流行为对其安全服役及耐久性至关重要，但传统方法难以进行原位渗流评估。本工作在基于计算机视觉的“表面裂纹–内部裂隙”表征基础上，提出了一种基于扩散生成模型的三维渗流通道智能推演方法，并结合格子玻尔兹曼法对推演所得裂隙进行了渗流模拟，验证了其在渗透性能预测方面的有效性。结果表明：推演裂隙在裂隙几何参数(曲折度、粗糙度、平均宽度)方面与 CT 得到的真实裂隙差别小于 5%，水力隙宽与几何缝宽比值误差小于 9%，为裂后 ECC 结构的抗渗性能原位评估提供了新途径，对土木工程材料的耐久性设计具有指导意义。

关键词：高延性水泥基复合材料；渗流模拟；计算机视觉；扩散生成模型；格子玻尔兹曼法
中图分类号：TU528　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0454–5648(2026)03–0868–10
网络出版时间：2026–02–10

为应对传统混凝土抗拉性能弱、易脆性开裂的问题，美国密歇根大学 Victor C. Li 于 20 世纪 90 年代初基于细观断裂理论研发了高延性水泥基复合材料(ECC)[1–2]，在拉弯荷载下呈现多细纹开裂、应变硬化的特性，延性可达传统混凝土的数百倍，被誉为“可弯曲的混凝土”，在改善结构的力学性能和耐久性能等方面具有显著优势，已广泛应用于砌体结构加固、装配式结构现浇节点、无筋建造、隧道衬砌、组合桥面板、桥路伸缩缝等工程场景[3]。在上述应用场景中，水和离子等介质的渗入会引起结构的腐蚀、开裂和承载力降低，抗渗性能直接影响到结构的使用寿命和安全性；而 ECC 通过触发多缝开裂机制实现高延性，其在带裂缝状态下的渗流行为成为研究重点，但实际工况下表面裂纹易观测而内部裂隙不可得。因此，实现 ECC 三维渗流通道的推演并预测渗流行为对结构可靠性和耐久性的监测与提升具有重要意义。

三维裂隙和穿过裂隙的桥接纤维组成的三维渗流通道主导裂后 ECC 的渗流行为，因此，二者的精准表征是渗流行为研究的重要基础。一方面，X 射线断层扫描(CT)在特定设备条件下须缩小试样尺寸才可获得更高的体素精度，导致现有 ECC 三维裂隙形貌研究中试样尺寸偏小，通常不超过 10 mm[4–7]，难以推广至常规尺寸试样，且裂隙与孔隙分割困难；另一方面，CT 无法像表征钢纤维那样有效区分合成纤维和基体[8–9]，与扫描电子显微镜[10]和背散射[11]类似，这些显微测试方法的随机取样亦无法满足全域纤维表征的要求。荧光显微镜[12]虽然更容易分辨纤维，但受视野大小的限制，全域分析效率低下且极其耗时，非纤维发光物质的存在也会带来大量噪声。因此，ECC 中的有机合成纤维通常在复合材料力学模型中被假设为随机分布。此外，为实现从表面到内部三维渗流通道的推演，ECC 表面微裂纹的表征[13–14]仍需进一步精细化和智能化。

受渗流通道表征手段限制，现有 ECC 渗透系数主要通过渗流试验依据达西定律(Darcy’s law)拟合[15]，但依赖试验测定的渗透系数缺乏物理含义。为建立基于缝宽的 ECC 渗透性能评估模型，裂

收稿日期：2025–10–28。　修订日期：2025–11–10。
基金项目：国家自然科学基金面上项目(52378221)；江苏省杰出青年基金(BK20240074)；国家自然科学基金青年学生基础研究项目(博士研究生)(523B2085)。
第一作者：鲁 聪(1990)，男，博士，教授。
通信作者：郝哲昕(1995)，男，博士。

Received date: 2025–10–28.　**Revised date:** 2025–11–10.
First author: LU Cong (1990–), male, Ph.D., Professor.
E-mail: conglu@seu.edu.cn
Correspondent author: HAO Zhexin (1995–), male, Ph.D.
E-mail: zxhao@seu.edu.cn

隙间渗流可基于泊肃叶公式(Poiseuille's law)依据纳维-斯托克斯方程和理想化平行平板的边界条件求解[16–17]，但预测值往往比实测值高 1~2 个数量级，且呈现非达西效应。ECC 裂纹细密，裂纹面对渗流的影响尤为显著，然而目前尚缺乏合适的分析模型解释 ECC 渗透系数所呈现出的宽度相关特性。上述 ECC 渗流研究主要基于表面裂纹特征，渗流预测结果与实测结果差异巨大，常需依赖修正系数，渗流行为影响机制研究不足。与传统的计算流体力学方法(有限元或有限差分法等)相比，格子玻尔兹曼法作为一种基于分子运动论和统计力学的渗流模拟方法，通过格子间的碰撞迁移过程描述流体运动规律，善于处理复杂与不规则的结构，为实现裂隙复杂形态和纤维阻塞的精细渗流模拟提供了手段，有望构建更准确的 ECC 渗流模型。

裂后 ECC 的渗流行为研究对渗流通道的高精度表征提出了要求。然而，即使在实验室条件下能实现对三维渗流通道的定量表征，在实际监测中也仅能观测到结构表面的二维裂纹，因此，现有抗渗性能评价方法主要基于表面裂纹宽度，无法考虑内部"裂隙–纤维"影响。亟须从可观测的表观裂纹到内部渗流通道的智能推演方法。近年来深度学习的快速发展为解决上述 2 个方面的研究瓶颈提供了新路径——计算机视觉技术用于 ECC 三维渗流通道的高精度表征，而扩散模型强大、稳定的生成能力，为"表观二维推演内部三维"、实现裂后 ECC 抗渗性能原位评估提供了可能。

基于上述分析，本工作首先以计算机视觉算法驱动，实现了对包括表面裂纹、内部裂隙、纤维分布在内的裂后 ECC 三维渗流通道的高精度表征；随后开发了一种新型扩散模型范式，建立了从表面二维裂纹到内部三维裂隙的智能推演模型；最终建立了考虑裂隙三维形态和纤维阻塞效应的格子玻尔兹曼流场模拟，基于智能推演渗流通道提出裂后 ECC 抗渗性能原位评估方法。

1　实验

1.1　原材料

水泥：海螺牌 P·O 42.5R 普通硅酸盐水泥；矿粉：南京钢铁集团有限公司 S95 级矿粉；埃肯牌硅灰；Ⅰ级粉煤灰。水泥、矿粉、硅灰、粉煤灰作为胶凝材料，其化学组成见表 1。骨料：80~100 目石英砂。纤维：安徽皖维高新材料股份有限公司生产的聚乙烯醇(PVA)纤维，长度约 12 mm，直径约 39 mm，杨氏模量 11 GPa，拉伸强度 950 MPa，密度 1.30 g/cm^3。减水剂为江苏苏博特新材料股份有限公司生产的高效聚羧酸减水剂，减水率 40%，固含量(质量分数)30%。

表 1　胶凝材料化学组分

Table 1　Chemical compositions of the utilized cementitious materials　*w*/%

Compositions	CaO	SiO_2	Al_2O_3	Fe_2O_3	SO_3	MgO	K_2O	Na_2O	L.O.I.
OPC	62.52	21.81	4.72	3.45	2.60	2.31			2.58
GGBS	39.21	32.85	13.88	0.83		10.03	1.90		2.30
SF	1.82	94.40		0.82	0.88	0.35		0.25	1.48
FA	3.96	50.21	31.63	5.12	1.30	2.85	1.54	3.20	0.19

w—Mass fraction ; OPC—Ordinary Portland cement; GGBS—Ground granulated blast furnace slag; SF—Silica fume; FA—Fly ash; L.O.I.—Loss on ignition.

1.2　成型与养护

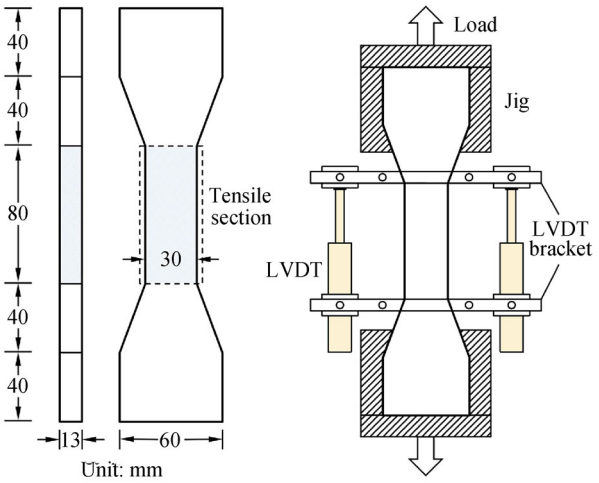
按水泥 : 粉煤灰 1 : 5、砂胶比 0.2、水胶比 0.28、减水剂掺量 0.05%、纤维体积掺量 2%的配比制备 ECC。试件制备时先将干料(包含胶凝材料和石英砂)放入搅拌锅内，低速搅拌 1 min 混合均匀。随后将高效减水剂掺入水中并加入搅拌锅内，以高速搅拌直至达到所需流动性，然后边搅拌边缓慢分批加入纤维以确保纤维分散均匀，再低速搅拌 5 min。浆体入模后，室温下固化 24 h 后脱模，随后标养至测试龄期(28 d)。

1.3　狗骨试件与单轴拉伸试验

采用狗骨试件用于单轴拉伸试验，如图 1a 所示。浇筑成型并标养 28 d 后，依据 JC/T 2461—2018《高延性纤维增强水泥基复合材料力学性能试验方法》，拉伸试验采用的设备为深圳万测试验设备有限公司生产的 ETM 104-B 型试验机，试验机拉伸力量程为 10 kN，通过位移控制进行加载，加载速度为 0.4 mm/min，试件的变形通过 2 个直线位移传感器(LVDT)进行测量，实验设置如图 1b 所示。

1.4　CT 测试

单轴拉伸试验卸载后，为进行参照和比较，试样分别使用高分辨率工业 CT(Y. CT Precision S)和亚微米 CT(Zeiss Xradia 510 Versa)扫描。扫描参数设置确保试样的充分穿透和足够的视域：对于



(a) Dog-bone specimen (b) Tensile test setup

LVTD—Linear variable displacement transducer.

图 1 狗骨试件与轴拉试验

Fig. 1 Specimen and tensile test

工业 CT，X 射线管电压为 190 kV，恒定电流为 160 μA，图像尺寸为 1024×1024 像素，对应体素尺寸为 21.42 μm；对于亚微米 CT，X 射线管电压为 80 kV，恒定电流为 87.5 μA，图像尺寸为 2048×2048 像素，对应体素尺寸为 10.97 μm。除对完整的受拉标段进行 CT 测试外，从试件中心以裂缝为中线将开裂区域切割为 10 mm × 10 mm × 10 mm 的立方体试样进行精细 CT 测试(单根狗骨只取样 1 处，共 64 组)，以用于进一步的精细渗流通道生成及渗流模拟。为保证提出的方法不受 CT 数据预处理中人为参数设置的影响，从而实现对 CT 测试条件的鲁棒性，后续直接采用未经预处理的灰度数据进行建模和分析。

1.5 计算平台与通用性训练设置

本工作提出的深度学习模型基于 PyTorch 2.4.0 与 Python 3.8.10 开发，模型训练与优化采用单张 NVIDIA GeForce RTX 3090 Ti 显卡，配合 Intel Xeon Gold 5218 CPU 协同工作，并通过 CUDA 12.4.1 及 cuDNN 8.6 加速。

各数据集按 7 : 3 随机划分为训练集和验证集，并经 K 折交叉验证。本工作所展示的测试样本均不被包含在训练集或验证集中。

2 ECC 表面裂纹与内部裂隙表征

2.1 表面微裂纹语义分割

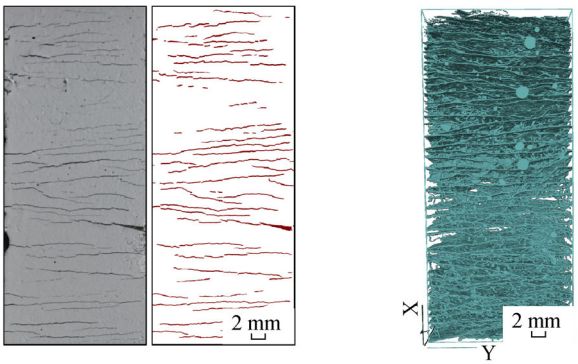
受 FCN[18]和 U-Net[19]启发，提出的 ECC 表面微裂纹语义分割模型分为特征提取模块和特征融合模块，其中，特征提取模块包含 5 层卷积，每层由 2 或 3 个 3×3 卷积组成，随后进行批标准化和线性整流(ReLU)激活，再通过 2×2 池化降维。经过 5 次池化迭代后，原始图像大小变为 1/32 的特征，通过 32 倍上采样还原输出预测结果。特征融合模块对不同层级的预测结果进行多尺度融合以平衡低级几何信息和高级语义信息。

尽管该架构实现了端到端输出，但微裂纹的像素数量明显少于背景，易使模型严重偏向背景；同时裂纹边缘和与裂纹颜色接近的孔洞或噪点作为难以获得高置信度分类的难样本，易致使模型忽视其带来的损失，从而难以继续优化。为解决上述问题，从目标函数的角度提出了双重预修正深度学习策略：

$$\text{Objective}=\begin{cases}-w_{\text{crack}}\log(p)^{\gamma}, y=1\\ -w_{\text{back}}\log(1-p)^{\gamma}, y=0\end{cases} \tag{1}$$

式中：y 为真实标签值；1 为裂纹；0 为背景；p 为归一化指数函数(Softmax)作用后的分割概率；w(质量分数)为类别权重；γ 为样本难易平衡因子。数据集包含 604 组轴拉多缝样本，通过实验确定 $w_{\text{crack}}=7.659\,992$，$w_{\text{back}}=0.534\,916$，$\gamma=2$。

提出的双重预修正深度学习策略将裂纹分割的像素准确率从 92.28%提升至 99.87%，且裂纹独立于孔隙、纤维和其他噪声源(图 2a)，这是传统图像处理方法或类似使用机器学习的方法难以实现的。上述工作可用于智能化监测 ECC 表面多裂纹演化进程，为三维裂隙的智能推演提供了精准可靠的定量化表面信息。



(a) ECC surface microcrack segmentation (b) ECC 3D fissures characterization

图 2 ECC 表面裂纹与内部裂隙表征

Fig. 2 Characterization of ECC surface microcrack and internal 3D fissures

2.2 内部裂隙超分与提取

为突破 CT 的“精度–视域”矛盾，开发了一种基于 Transformer 的超分辨率模型以从计算机视觉的角度提高 CT 体素精度。具体来说，采用较低精度

的工业 CT 扫描结果作为模型输入，相同试件在高精度的亚微米 CT 下获得的结果作为比较基准，通过将低精度 CT 切片下采样，形成已知退化模型下的数据集，共 890 组样本。将 Swin Transformer Layer 与 3×3 卷积结合建立多级残差架构，并以图像峰值信噪比和结构相似性指数优化。将固化的模型用于未知发展模型下的超分，提取匹配多元高斯模型的特征并计算标准与待测多元高斯模型的参数距离，以自然图像质量评估器评估并优化实际超分效果。随后运用计算机视觉插帧技术[20]，考虑帧间注意力用于特征增强和帧间信息提取，进一步实现帧间超分辨率重构。最终耦合上述模型，实现在不改变 CT 测试精度和试件尺寸的前提下将体素精度增强 4×4×4 倍，保障后续精细分割。

在超分辨率重构的基础上，进一步通过卷积神经网络提取 CT 切片图像特征，将前述双重预优化深度学习策略拓展至多目标场景，基于特征融合和反卷积上采样实现像素级分割三维裂隙、气孔和背景。建立的数据集包含 962 组样本，经三维重构与语义分割后的三维裂隙结果如图 2b 所示。与人为测量结果相比，智能定量化分析的裂隙宽度平均相对误差仅为 5.14%，孔隙直径平均相对误差仅为 1.67%。

80 mm × 30 mm 的拉伸标段在低精度 CT 中对应 960×352 像素，每个像素约 85 μm，无法精准表征 ECC 中宽度小于 100 μm 的细微裂隙。所提出的超分辨率重构+精细分割二阶段模型，在体素精度提高 4×4×4 倍的同时有效去除了不连通孔隙，并确保裂隙形态的连续和完整，可准确提取宽度小于 50 μm 的裂隙，为后续的裂隙的智能推演和渗流精细分析提供了可靠的智能化手段。

3　基于扩散模型的渗流通道智能推演

3.1　生成模型架构

本工作核心在于基于表面裂纹生成具有三维结构连贯性的切片序列，其中表面裂纹不仅作为边界约束，更是具有强关联性的三维裂隙切片之一。因此，在生成式模型常用的编码器–解码器架构基础上，设计引入光流以提取该关联信息。然而在实际应用中，待推演的裂隙内部结构未知。生成对抗网络(GAN)[21]与扩散模型[22]均可解决此类问题，即从已知简单分布(如高斯分布)中采样并学习从先验分布到真实数据分布的非线性映射。但 GAN 需平衡生成器与鉴别器，训练过程复杂且不稳定[23]；而扩散模型训练简洁可控，通过自回归逐步生成，既避免信息丢失又能在连续空间获得更优生成质量。此外，还需要基于真实裂隙对模型进行监督学习，以确保从随机分布生成的三维结构具有连贯性和可靠性。

本工作提出的生成模型主要包含 4 个模块：1)切片模式编码器 ***E***，用于将表面裂纹映射至潜在空间；2)切片模式解码器 ***D***，与 ***E*** 协同生成切片；3)辅助切片转换器 ***T***，用于提取切片间转换信息(包括光流场)并参与切片生成；4)基于扩散模型的转换序列生成器 ***G***，用于监督生成三维结构的一致性。建模分为 2 个阶段：一阶段训练 ***E***、***D*** 和 ***T***；二阶段利用训练好的 ***E*** 和 ***T*** 参与训练 ***G***。模型建立后，即可利用训练好的 ***E***、***D*** 和 ***G*** 实现基于表面裂纹的原位三维裂隙重建：首先，***G*** 采用高斯分布采样的随机噪声序列生成基于表面裂纹的三维结构连贯性；随后利用一阶段训练的 ***E*** 和 ***D*** 将表面裂纹编码至潜在空间，并通过获得的光流场序列进行变换；最后通过与生成的掩码序列进行元素相乘解码，从而重建三维裂隙。

3.2　物理性考量与设计

建模涉及的物理特性分为 2 部分：材料、载荷、尺寸等非样本特异性特征，以及样本特异性特征。本任务中唯一可获取的样本特异性物理特征为表面二维裂纹，该特征作为隐式物理参数，结合非样本特异性物理特征，可协助模型解析三维裂隙结构。若将表面至内部深度的方向视为时间轴，则裂隙的每一层切片便构成了一段连续的“动画”，而裂纹形态正是裂隙在这段动画中的运动轨迹。对于机器而言，裂隙形态需通过定量像素演化过程来描述。由于各切片在截面上的演化具有连续性，裂隙形态可分解为刚体运动(平移、旋转、反射)与局部非刚体运动(局部变形与尺度变化)。关键在于如何从物理特性推导出裂纹形态，由于通常无法获取内部先验信息，因此无法通过基于力学的途径进行推导，而深度学习的作用在于通过多层级线性与非线性操作的级联来实现未知方程的模拟。因此，首先构建嵌入层以建模非样本特异性物理特征向非样本特异性裂隙模式转化，将语义文本(例如，“engineered cementitious composites; OPC: 0.4, SF: 0.1, GGBFS: 0.5, S/B: 0.3, W/B: 0.26, R/B: 0.05, Fiber: 2% PE; uniaxial tensile; 10 mm × 10 mm × 10 mm”)通过 BERT 后映射至潜在空间维度，以条件形式作为输入嵌入。

由于三维裂隙本身具有结构连贯性(空间连续性)，设计通过光流——即像素瞬时变化率来表征这一空间特性。本模型提取的光流是基于特征点对

多个区域的表征，旨在表现裂隙在不同切片上的不规则变化。具体来说，为提升泛化性能并减轻计算负担，光流计算在 1/8 原始分辨率下进行，分辨率下采样采用抗锯齿插值以减少混叠效应，从而更好地保留输入信息，而非常见的平均池化操作。与 FOMM[24]和 MRAA[25]类似，区域预测器和像素级流预测器均采用“5 级下采样+5 级上采样”的 U-Net 架构。同时，掩码用于表征基于光流进行直接变换可获得的目标置信度。推演过程中，光流与掩膜协同作用：

$$\text{Output} = \mathbb{D}\left(\text{Mask} \otimes \text{Warp}\left(\mathbb{E}(\text{Input}), \text{Flow}\right)\right) \quad (2)$$

式中：Warp 为将光流应用于编码输入的变换；⊗为哈达玛积，掩码值域为[0,1]，表明高置信度区域可依赖光流变换得到；而低置信度区域则需更多依赖编码器–解码器本身的生成能力。

3.3　智能推演结果与分析

通过高分辨率 CT 扫描获取 ECC 内部真实裂隙三维结构，量化生成裂纹与真实裂纹的指标差异以确保比较的客观性。经 64 组样本训练后，随机选取测试样本(表面裂纹及其对应的真实三维裂隙均未包含在训练集中)及对应的推演结果如图 3 所示。可以看到提出的模型不仅能捕捉到裂隙的宽度、方向和大致形状，甚至能推演出局部细节，例如与裂隙连通的孔隙、分叉与交联，这种强大的推演生成能力是以往方法不具备的。此外，二值化三维结构的推演时间不超过 1 min，并可通过采样策略的优化进一步缩减(5 s、性能无明显损失)。

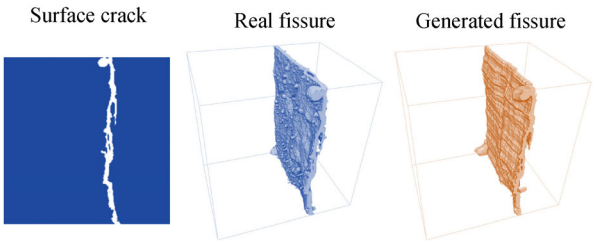


图 3　三维裂隙智能推演结果(测试样本)

Fig. 3　3D fissure intelligent derivation results (test sample)

通过比较与裂隙渗流行为密切相关的几何参数，可以进一步展示生成结果与真实裂隙的相似度，研究表明，裂纹整体曲折程度与局部粗糙程度均会对裂纹渗流行为造成关键影响[26]。本研究采用裂纹曲折度与粗糙度指标对真实与生成裂纹形貌进行对比，如图 4a 所示，裂纹粗糙度 τ 为裂纹实际长度 Δl 与投影长度 Δx 的比值，可由式(3)确定：

$$\tau = \sum_{i=1}^{n} \Delta x \Big/ \sum_{i=1}^{n} \Delta l \quad (3)$$

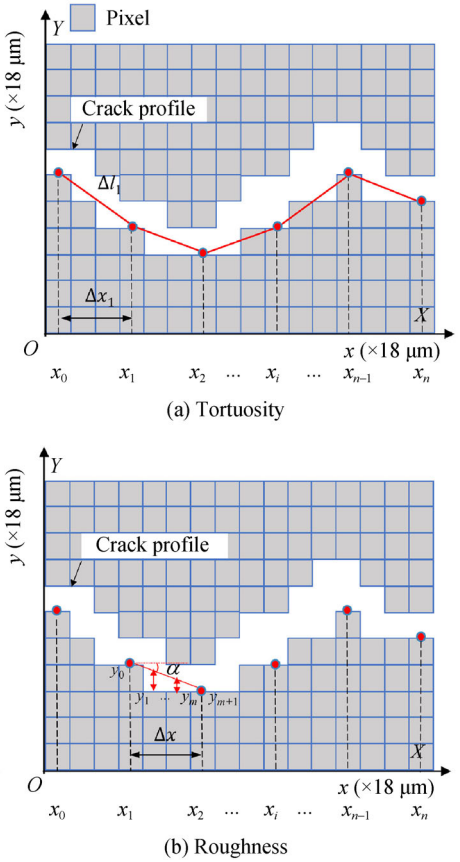
裂纹的绝对粗糙度 R_a 反映了局部裂纹轮廓高度的起伏程度，如图 4b 所示，对于任意像素区间 Δx，可通过式(4)计算其粗糙度 $R_{a,i}$，而整个裂纹粗糙度 R_a 可通过式(5)计算所有 X-Δx 个区间上 $R_{a,i}$ 的均值来确定：

$$R_{a,i} = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} y_j \cos\alpha \quad (4)$$

$$R_a = \frac{1}{X-\Delta x}\sum_{i=1}^{X-\Delta x} R_{a,i} \quad (5)$$

式中：α 为区间端点连线的倾斜角；y_j 为沿 y 方向中间像素与区间端点连线间的距离。

本工作对比分析了 3 组真实裂纹与生成裂纹样本的曲折度和粗糙度参数，每个裂纹样本等间距选取 20 个沿渗流方向的二维裂纹切片，分析计算中采用的区间宽度 Δx 为 3 个像素，统计所得各组曲折度与粗糙度指标平均值见表 2。现有研究常采用上述 2 个指标建立混凝土裂隙渗透系数预测公式[27]，可以看出生成裂纹与真实裂纹的指标数值差别小于



x-*y*: pixel-based planar grid.

图 4　裂纹曲折度与粗糙度示意图(像素网格)

Fig. 4　Illustration of tortuosity and roughness (pixel grid)

表 2　真实裂隙与对应生成裂隙粗糙度及曲折度对比

Table 2　Comparison of tortuosity and roughness between real and generated fissures

Sample No.	Type	Tortuosity	Relative error/%	Roughness /μm	Relative error/%
1	Real	0.780		5.75	
	Generated	0.783	0.38	5.51	4.2
2	Real	0.774		5.40	
	Generated	0.778	0.52	5.15	4.6
3	Real	0.783		4.63	
	Generated	0.784	0.13	4.71	1.7

5%，表明提出的裂纹生成方法可以获得与真实裂纹接近的裂隙渗透率，为后续基于智能推演的原位精细渗流模拟提供了全新路径。

4　基于格子玻尔兹曼法的渗流原位评估

4.1　ECC 裂隙流场的格子玻尔兹曼法仿真

ECC 裂隙面构造曲折复杂且裂隙间存在大量桥接纤维和基体碎块等复杂结构，可自然地将复杂裂隙构造要素转变为格子单元，通过格子玻尔兹曼方程迭代求解 ECC 裂隙渗流场[28]。格子玻尔兹曼法(LBM)通过追踪一组粒子在空间中的碰撞和迁移过程来模拟流体运动过程，其最基本变量为粒子分布函数 $f_i(\boldsymbol{x},t)$，基于每次迭代过程中计算的 f_i，可通过式(6)计算流速 $\boldsymbol{u}$ 和水压 P 等宏观物理量：

$$\begin{aligned}\rho\boldsymbol{u}&=\sum_i f_i\boldsymbol{e}_i\\ P&=c_s^{\,2}\rho\end{aligned}\tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{e}_i$ 为微观速度分量；c_s 为格子声速。

粒子碰撞和迁移过程中，沿各方向运动的概率不同，故各方向上的权重 w_i 也不同，粒子沿各方向速度分量 $\boldsymbol{e}_i$ 与对应权重 w_i 组成的集合$\{\boldsymbol{e}_i, w_i\}$可表示为 D_mQ_n，其中，m 和 n 分别表示空间维数和离散速度分量数。本工作考虑计算效率与精度，采用 D_3Q_{19} 速度模型用于 ECC 裂隙流场仿真，其速度模型如图 5 所示，相应权重如下：

$$w_i=\begin{cases}1/3, & i=0\\ 1/18, & i=1,2,3,4,5,6\\ 1/36, & i=7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18\end{cases}\tag{7}$$

基于 Bhatnagar-Gross-Krook(BGK)近似，可将玻尔兹曼方程的碰撞项简化，通过 Chapman-Enskog 展开可以证明，简化后的方程可还原为 Navier-Stokes 方程[29]，相应离散化的格子玻尔兹曼方程如下：

$$f_i(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{e}_i\Delta t,t+\Delta t)-f_i(\boldsymbol{x},t)=-\frac{\Delta t}{\tau}[f_i(\boldsymbol{x},t)-f_i^{\mathrm{eq}}(\boldsymbol{x},t)]\tag{8}$$

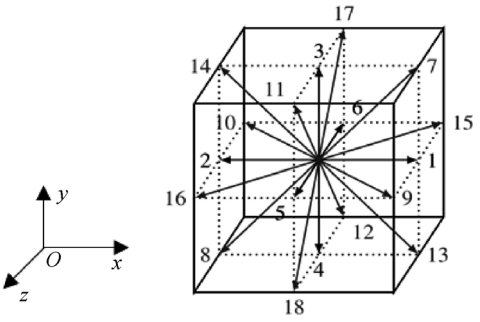


图 5　D_3Q_{19} 速度模型

Fig. 5　D_3Q_{19} velocity model

式中：右侧表示粒子分布函数 $f_i(\boldsymbol{x},t)$向麦克斯韦–玻尔兹曼平衡分布函数 f_i^{eq} 弛豫的过程；τ 为弛豫时间，可用于推算出动力黏度系数 v[$v=c_s^2(\tau-\Delta t/2)$，其中，$c_s=(\Delta\boldsymbol{x}/\Delta t)^2/\sqrt{3}$]；$f_i^{\mathrm{eq}}$ 可采用式(8)通过宏观量密度 ρ 和 $\boldsymbol{u}$ 速度进行计算：

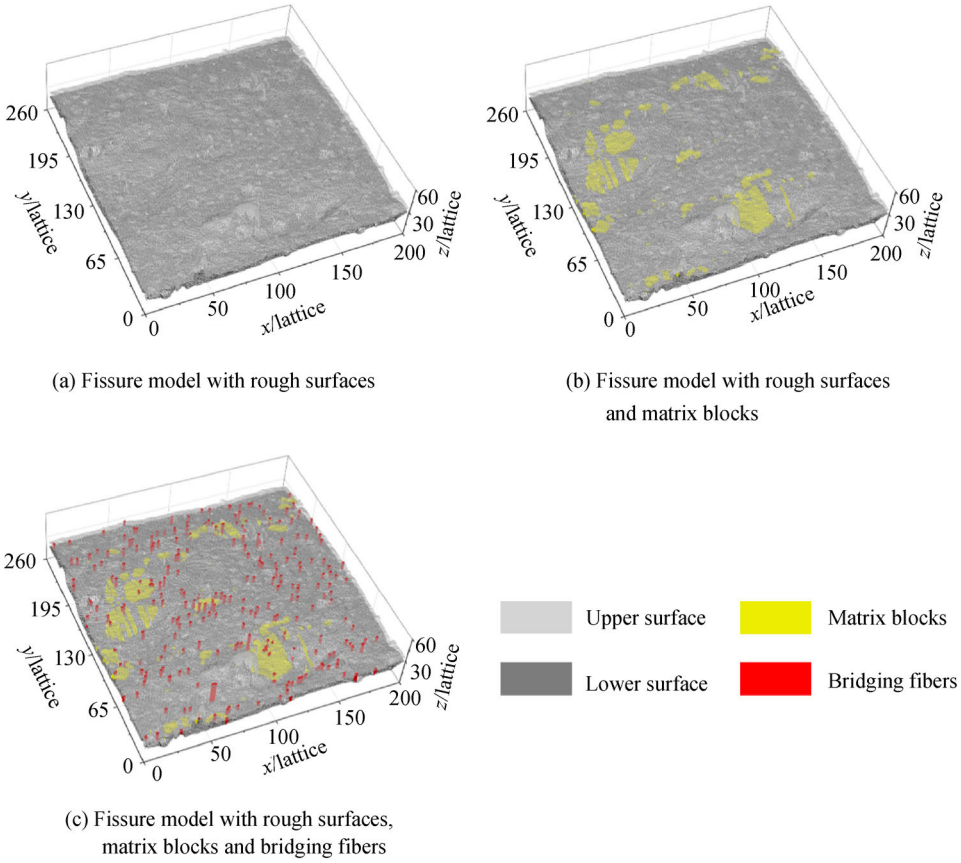
$$f_i^{\mathrm{eq}}=w_i\rho\left[1+\frac{\boldsymbol{e}_i\cdot\boldsymbol{u}}{c_s^{\,2}}+\frac{(\boldsymbol{e}_i\cdot\boldsymbol{u})^2}{2c_s^{\,4}}-\frac{\boldsymbol{u}\cdot\boldsymbol{u}}{2c_s^{\,2}}\right]\tag{9}$$

在 LBM 仿真过程中，首先初始化宏微观力学量，然后依据式(8)进行碰撞和迁移过程，重新计算分布函数 f_i，之后开展边界上的碰撞过程计算，考虑计算精度和效率，本工作模拟采用反弹边界条件和经典无滑移边界条件[30]。最后依据式(6)计算宏观物理量，并检验是否满足收敛条件，根据收敛结果可计算出 ECC 裂隙流场，并分析裂纹渗透率等参数。

ECC 裂隙粗糙面具有粗糙裂纹面、基体碎块和桥接纤维等复杂几何构造，在 LBM 建模过程中，需要综合考虑上述要素[31]，本工作中 ECC 裂隙各几何构造与格子模型如图 6 所示。此外，粗糙裂纹面具有复杂分形特性，已有研究表明，当格子单元尺寸小于 25 μm 时，可较好地还原裂纹粗糙特性且不影响渗流分析精度[32]，本工作选取格子边长为 18 μm，可满足分析需要。桥接纤维同样采用格子进行建模，格子纤维截面为 2×2 格子(36 μm × 36 μm)，接近实际采用 PVA 纤维直径。

基于格子单位物理量与真实物理量之间的联系，可以换算获得裂隙内部沿水压梯度方向的流速场 $\boldsymbol{u}_x$，根据达西定律可知裂隙流量 Q 与所施加水压梯度∇P 成正比例关系，然而当水压过大时，水流与 ECC 裂隙复杂构造的相互作用会造成附加动能损失，形成紊流并偏离线性关系，本工作将格子水压梯度设置为 0.000 05，在此水压梯度下可保持 ECC 裂隙渗流为层流状态[33]。根据水在 20 ℃的密

度(1.0×10³ kg/m³)、运动黏度(1.0×10⁻⁶ m²/s)可将格子单位换算为真实的物理单位(表 3)。



(a) Fissure model with rough surfaces

(b) Fissure model with rough surfaces and matrix blocks

(c) Fissure model with rough surfaces, matrix blocks and bridging fibers

图 6 ECC 裂纹面几何构造与格子模型

Fig. 6 Geometric structure and lattice model of an ECC fissure

表 3 格子单位与真实物理单位换算

Table 3 Conversion between lattice units and real physical units

Unit category	Lattice unit	Physical unit
Time/s	1	5.38×10^{-5}
Length/m	1	1.80×10^{-5}
Mass/kg	1	5.83×10^{-12}

4.2 真实裂隙与生成裂隙渗流性能分析

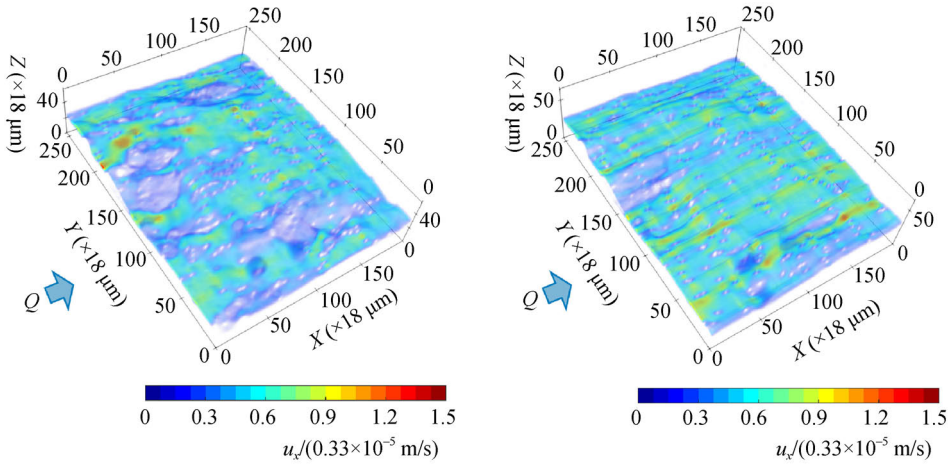
根据泊肃叶定律，两平板组成裂隙的渗透率 k 与缝宽 w_{crack} 的平方成正比(= $w_{crack}^2/12$)，然而由于 ECC 复杂三维裂隙构造对水流造成的附加能量损失，实测渗透率与相应的水力隙宽 $w_{hydraulic}$ 通常小于裂纹的几何宽度，作者前期研究证实采用格子玻尔兹曼法可较准确地分析 ECC 裂隙几何宽度 $w_{geometry}$ 与水力隙宽之间的定量折减关系，可用于 ECC 裂隙渗透性能预测[31]。本工作进一步采用格子玻尔兹曼法定量分析生成 ECC 裂隙与真实裂隙的渗透性能，以证实基于表面裂纹的三维裂隙生成方法在原位渗流评估上的有效性。

基于格子玻尔兹曼法仿真结果，可得 ECC 裂隙渗流场(见图 7)，并可计算出不同分组 ECC 裂隙水力隙宽与几何缝宽比值(见表 4)。由图 7 和表 4 可以看出，预测裂纹与实测裂纹的几何宽度很接近，且宽度折减系数误差小于 9%，说明本工作提出“二维推演”裂隙生成算法可还原真实裂隙渗透性能，具有较好应用前景，但是不同组之间预测效果离散性稍大。

表 4 真实裂隙与对应生成裂隙渗透性能对比

Table 4 Comparison of permeation performance between real and generated fissures

Sample No.	Type	$w_{geometry}$ /μm	$w_{hydraulic}$ /μm	$w_{hydraulic}$ /$w_{geometry}$	Relative error
1	Real	186.3	131.8	0.71	
	Generated	175.7	127.1	0.72	1.4%
2	Real	148.0	115.0	0.78	
	Generated	141.1	120.6	0.85	8.9%
3	Real	196.3	122.6	0.62	
	Generated	190.0	121.0	0.64	3.2%



(a) Velocity field of the real crack　(b) Velocity field of the generated crack

图 7　真实裂隙与智能推演裂隙模拟渗流场

Fig. 7　Simulated seepage fields in real and intelligently inferenced fissures

5　结论

基于计算机视觉、扩散生成模型、格子玻尔兹曼法，本工作研究了裂后 ECC 三维渗流通道的智能推演与渗流行为预测。

1)　提出的双重预修正深度学习策略显著提升了表面微裂纹语义分割的精度与鲁棒性，像素准确率达 99.87%，为后续三维推演提供了可靠的表面信息；

2)　基于 Transformer 的超分辨率重构与精细分割二阶段模型有效突破了 CT 的“精度–视域”矛盾，体素精度提升 4×4×4 倍，可精准提取宽度<50 μm 的细微裂隙；

3)　设计的扩散生成模型融合光流与掩码机制，能够从表面裂纹原位推演出具有三维结构连贯性的内部裂隙，生成裂隙在曲折度、粗糙度和平均宽度等关键几何参数上与实际裂隙差别小于 5%；

4)　格子玻尔兹曼法模拟结果表明，推演裂隙与真实裂隙宽度折减系数误差小于 9%，验证了所提方法在渗流性能原位评估中的可行性与准确性。

5)　局限与展望：当前研究整体上仍局限于单裂缝尺度，未来工作拟在此基础上从生成式建模和渗流模拟 2 个方面拓展至多裂缝尺度；更丰富的数据样本(材料配比、载荷方式、尺寸效应等)可强化模型的泛化能力，未来研究需进一步验证不同实验条件下的模型适用性；虽然基于格子玻尔兹曼法的渗流模拟已在文献中通过真实渗流实验得到了验证，但本工作提出的基于智能推演渗流通道的抗渗性能原位评估，尚需在实际应用中进一步验证和优化。

参考文献:

[1] Li V C, Wu C, Wang S X, et al. Interface tailoring for strain-hardening polyvinyl alcohol engineered cementitious composite (PVA-ECC)[J]. ACI Mater J, 2002, 99(5): 463–472.

[2] Li V C, Wang S X, Wu C. Tensile strain–hardening behavior of polyvinyl alcohol engineered cementitious composite (PVA-ECC)[J]. ACI Mater J, 2001, 98(6): 483–492.

[3] Li V C. Engineered Cementitious Composites (ECC)[M]. Springer, Berlin, Heidelberg, 2019.

[4] XU K, JIN Q X, LI J Q, et al. *In-situ* microtomography image segmentation for characterizing strain–hardening cementitious composites under tension using machine learning[J]. Cem Concr Res, 2023, 169: 107164.

[5] LORENZONI R, CUROSU I, LÉONARD F, et al. Combined mechanical and 3D-microstructural analysis of strain–hardening cement-based composites (SHCC) by *in situ* X-ray microtomography[J]. Cem Concr Res, 2020, 136: 106139.

[6] FAN S, LI M. X-ray computed microtomography of three-dimensional microcracks and self-healing in engineered cementitious composites[J]. Smart Mater Struct, 2015, 24(1): 015021.

[7] LU C, LI V C, LEUNG C K Y. Flaw characterization and correlation with cracking strength in Engineered Cementitious Composites (ECC)[J]. Cem Concr Res, 2018, 107: 64–74.

[8] SONG Q L, YU R, SHUI Z H, et al. Intrinsic effect of hybrid fibres 3D network on the electrochemical characteristics of Ultra-High Performance Fibre Reinforced Composites (UHPFRC)[J]. Cem Concr Compos, 2020, 114: 103818.

[9] BORDELON A C, ROESLER J R. Spatial distribution of synthetic fibers in concrete with X-ray computed tomography[J]. Cem Concr Compos, 2014, 53: 35–43.

[10] SHEN B, HUBLER M, PAULINO G H, et al. Functionally-graded fiber-reinforced cement composite: Processing, microstructure, and properties[J]. Cem Concr Compos, 2008, 30(8): 663–673.

[11] LEI D Y, GUO L P, CHEN B, et al. The connection between microscopic and macroscopic properties of ultra-high strength and ultra-high ductility cementitious composites (UHS-UHDCC)[J]. Compos Part B Eng, 2019, 164: 144–157.

[12] LI Z H, ZHOU J J, LEUNG C K Y. Fiber orientation distribution in strain hardening cementitious composites (SHCC): Experimental investigation and consideration of processing effect[J]. Cem Concr Res, 2023, 170: 107190.
[13] GUO P W, MENG W N, BAO Y. Automatic identification and quantification of dense microcracks in high-performance fiber-reinforced cementitious composites through deep learning-based computer vision[J]. Cem Concr Res, 2021, 148: 106532.
[14] GUO P W, MENG X J, MENG W N, et al. Monitoring and automatic characterization of cracks in strain–hardening cementitious composite (SHCC) through intelligent interpretation of photos[J]. Compos Part B Eng, 2022, 242: 110096.
[15] LIU H Z, ZHANG Q, GU C S, et al. Influence of micro-cracking on the permeability of engineered cementitious composites[J]. Cem Concr Compos, 2016, 72: 104–113.
[16] WANG Z B, SUN P, HU Y D, et al. Crack morphology tailoring and permeability prediction of polyvinyl alcohol-steel hybrid fiber engineered cementitious composites[J]. J Clean Prod, 2023, 383: 135335.
[17] WAGNER C, VILLMANN B, SLOWIK V, et al. Water permeability of cracked strain–hardening cement-based composites[J]. Cem Concr Compos, 2017, 82: 234–241.
[18] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 3431–3440.
[19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234–241.
[20] ZHANG G Z, ZHU Y H, WANG H N, et al. Extracting motion and appearance *via* inter-frame attention for efficient video frame interpolation[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 5682–5692.
[21] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Commun ACM, 2020, 63(11): 139–144.
[22] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[J]. Adv Neur Infor Process Syst (NeurIPS), 2020, 33: 6840–6851.
[23] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, et al. Generative adversarial networks: An overview[J]. IEEE Signal Process Mag, 2018, 35(1): 53–65.
[24] Siarohin A, Lathuilière S, Tulyakov S, et al. First order motion model for image animation [J]. Adv Neur Infor Process Syst (NeurIPS), 2019, 32: 1–11.
[25] SIAROHIN A, WOODFORD O J, REN J, et al. Motion representations for articulated animation[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 13653–13662.
[26] ZOU L C, JING L R, CVETKOVIC V. Roughness decomposition and nonlinear fluid flow in a single rock fracture[J]. Int J Rock Mech Min Sci, 2015, 75: 102–118.
[27] AKHAVAN A, SHAFAATIAN S M H, RAJABIPOUR F. Quantifying the effects of crack width, tortuosity, and roughness on water permeability of cracked mortars[J]. Cem Concr Res, 2012, 42(2): 313–320.
[28] MOHAMAD A A. Lattice Boltzmann Method [M]. Springer, London, 2011.
[29] QIAN Y H, D'HUMIÈRES D, LALLEMAND P. Lattice BGK models for navier-stokes equation[J]. Europhys Lett, 1992, 17(6): 479–484.
[30] DEGRUYTER W, BURGISSER A, BACHMANN O, et al. Synchrotron X-ray microtomography and lattice Boltzmann simulations of gas flow through volcanic pumices[J]. Geosphere, 2010, 6(5): 470–481.
[31] PANG Z M, DONG B Q, LU C, et al. Studying water permeation behavior of cracked ECC based on lattice Boltzmann method and X-ray computed tomography[J]. Cem Concr Compos, 2025, 163: 106155.
[32] WANG M, CHEN Y F, MA G W, et al. Influence of surface roughness on nonlinear flow behaviors in 3D self-affine rough fractures: Lattice Boltzmann simulations[J]. Adv Water Resour, 2016, 96: 373–388.
[33] PANG Z M, LU C, ZHANG Y H. Analyzing water permeation in Engineered Cementitious Composites through inner crack morphology: An X-ray computed tomography based study[J]. Constr Build Mater, 2024, 416: 135093.

Intelligent Inference of 3D Seepage Channels and Prediction of Seepage Behavior for Engineered Cementitious Composites Based on Diffusion-Based Generative Modeling

LU Cong[1], *HAO Zhexin*[1], *PANG Zhiming*[2]
(1. School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. School of Civil Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, Shandong, China)

Extended Abstract

Introduction The post-cracking seepage behavior of Engineered Cementitious Composites (ECC) is critical to their service security and durability. However, conventional methods are not capable of *in-situ* seepage assessment due to the difficulty in characterizing internal fissures from observable surface cracks. This study was to develop an intelligent approach for inferring 3D seepage channels from surface cracks and accurately predicting the seepage performance, thereby providing a novel pathway for *in-situ* durability evaluation of cracked ECC structures.

Methods A computer vision-based approach was employed to achieve a high-precision characterization of surface microcracks and internal 3D fissures. A dual pre-modification deep learning strategy was proposed for semantic segmentation of surface cracks, significantly improving the accuracy to 99.87%. For internal fissure characterization, a transformer-based super-resolution model coupled with a fine segmentation network was developed to enhance computed tomography (CT) voxel resolution by 4×4×4 times,

enabling extraction of fine fissures less than 50 μm in width. Also, a novel diffusion-based generative model was designed to intelligently infer 3D internal fissures from 2D surface cracks. The model could integrate optical flow mechanisms to ensure structural coherence and physical plausibility. Furthermore, the Lattice Boltzmann Method (LBM) was utilized to simulate seepage flow within both real and generated fissures, considering complex geometric features and fiber blocking effects, to validate the permeability performance of the inferred fissures.

Results and discussion The proposed diffusion model effectively generates 3D fissures that closely resemble real ones obtained from CT. The key geometric parameters (*i.e.*, tortuosity, roughness, and average width) are differed by less than 5% between generated and real fissures. The results of the LBM simulations further demonstrate that a ratio of hydraulic width to geometric width for generated fissures has an error of less than 9%, compared to real ones. These results indicate that the intelligently inferred fissures can reliably replicate the seepage behavior of actual ECC cracks, enabling to accurate *in-situ* permeability assessment based solely on surface crack information.

Conclusions This study presented an integrated framework combining computer vision, diffusion generative modeling, and LBM for intelligent inference and seepage prediction of 3D seepage channels in post-cracked ECC. The key achievements could include, *i.e.*, 1) highly accurate surface crack segmentation; 2) enhanced internal fissure characterization overcoming CT resolution limitations; 3) effective 3D fissure inference from 2D surface cracks with high geometric fidelity; and 4) validated seepage performance of generated fissures *via* the LBM simulation. The proposed method could offer a promising tool for *in-situ* durability assessment of ECC structures. A future work could be needed to extend an approach to multiple cracks and validate it under broader experimental conditions.

Keywords engineered cementitious composite; seepage simulation; computer vision; diffusion model; lattice boltzmann method