

基于半监督深度学习的混凝土骨料 X 射线计算机断层扫描图像 分割与三维重构

吉朵朵¹, 范定强², 吕学森³, 李 旺¹, 陆建鑫⁴

(1. 武汉理工大学硅酸盐科学与先进建材全国重点实验室, 中国 武汉 430070; 2. 香港理工大学土木与环境工程系, 中国 香港 999077; 3. 广西大学化学化工学院, 中国 南宁 530004; 4. 哈尔滨工业大学(深圳)智能土木与海洋工程学院, 中国 广东 深圳 518055)

摘 要: X 射线计算机断层扫描(CT)技术能够实现混凝土内部骨料结构的无损表征, 但由于骨料与基体灰度接近且界面过渡区域模糊, 传统阈值分割方法难以获得稳定可靠的识别结果。为提高复杂 CT 图像中的骨料识别精度, 本工作构建了由少量标注样本和大量未标注样本组成的数据集, 并建立了一种基于 U-Net 的半监督分割框架。通过伪标签迭代更新策略, 引导模型利用未标注数据中的结构信息, 增强其对低对比度区域及复杂边界特征的学习能力。采用 Dice、重叠度(Intersection over Union, IoU)和精度(Accuracy)等指标对模型性能进行评价, 并与传统阈值方法及全监督模型进行对比。结果显示, 随着伪标签迭代次数增加, 模型性能持续提升, 在 S-40 阶段达到最佳效果, Dice、IoU 和 Accuracy 分别为 0.971、0.944 和 0.982。与全监督模型相比, 三项指标分别提高 11.7%、22.7%和 7.4%, 同时损失函数值降低 82.9%, 表明模型具有更好的收敛特性和泛化能力。基于分割结果开展三维重构与定量分析发现, 基于半监督模型的识别方法能够有效减少骨料粘连和误连接现象, 重建得到的骨料形态更加完整, 空间分布特征与真实结构更加吻合。结果表明, 在有限标注条件下引入半监督学习策略, 可显著提升混凝土 CT 图像的分割质量与三维重构效果, 为水泥基材料微结构的数字化表征和后续定量分析提供有效方法支撑。

关键词: 半监督学习; X 射线计算机断层扫描图像分割; U-Net; 伪标签; 三维重建; 水泥基材料

中图分类号: TP183; TU528 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2026)08-2614-13

网络出版时间: 2026-07-15



X 射线计算机断层扫描(CT)技术作为一种典型的无损检测手段, 能够在不破坏材料结构的前提下获取其内部三维信息, 已广泛应用于水泥基材料的微观结构研究^[1-3]。借助 CT 切片数据, 可以直观分析骨料分布^[4]、孔隙结构^[5]及界面过渡区等特征, 为材料力学性能与耐久性研究提供重要依据。随着数字化表征技术的发展, 基于 CT 数据的三维重建方法逐渐成为研究材料内部结构演化的重要手段^[6, 7], 其分析精度在很大程度上依赖于前期图像处理与分割结果的质量。

对于水泥基材料而言, 其内部通常由骨料、浆

体、孔隙等多种组分构成, 不同相之间的灰度分布存在交叉重叠现象。同时, 界面过渡区灰度变化较为平缓, 边界位置难以准确界定^[8]。尤其是在低对比度条件下, 骨料与基体之间的灰度差异较小, 叠加噪声干扰及部分体素效应的影响, 传统分割方法难以准确提取目标区域^[9], 容易产生误分割或边界模糊等问题。另外, 高质量训练样本的获取通常依赖人工逐像素标注, 工作量较大, 限制了监督学习方法在 CT 图像分析中的进一步应用^[10]。图像分割质量不仅关系到目标区域的识别精度, 也影响三维结构重建及后续定量分析结果^[11]。若骨料边界提取

收稿日期: 2026-04-30。 修订日期: 2026-05-29。

基金项目: 国家自然科学基金(52178249); 广东省自然科学基金青年提升项目(2024A1515030243); 武汉市知识创新专项(2023010201010094); 硅酸盐科学与先进建材全国重点实验室开放基金(SYYJJ2025-9)。

第一作者: 吉朵朵(2002), 女, 硕士研究生。

通信作者: 范定强(1996), 男, 博士。

陆建鑫(1988), 男, 博士, 教授。

Received date: 2026-04-30. Revised date: 2026-05-29.

First author: JI Duoduo (2002-), female, Master candidate.

E-mail: pikaduod@whut.edu.cn

Correspondent author: FAN Dingqiang (1996-), male, Ph.D.

LU Jianxin (1988-), male, Ph.D., Professor.

E-mail: dingqiang.fan@polyu.edu.hk; Jianxin.lu@polyu.edu.hk

不完整,则会对体积分数、粒径分布、形态参数以及空间连通性等指标的计算产生影响^[12],从而制约微结构与宏观性能之间关系的深入研究。因此,在有限标注数据条件下充分利用大量未标注样本信息,提高复杂 CT 图像中的骨料识别精度,已成为当前水泥基材料数字化表征研究中值得关注的问题。

近年来,随着计算机视觉技术的发展,深度学习方法在复杂图像分割任务中取得了显著进展^[13, 14],并逐渐应用于水泥基材料显微图像,如裂缝识别^[15]和显微背散射电子成像(BSE)图像^[16]的多相识别等^[17, 18]。然而,相较于二维显微图像,CT 图像在灰度分布、空间分辨率及噪声特性等方面更加复杂^[19],使得现有基于全监督学习的方法在实际应用中仍面临对标注数据依赖强、边界识别能力不足以及小尺度结构提取困难^[20, 21]等问题。因此,引入能够充分利用未标注数据的信息学习策略具有重要研究意义。

针对上述问题,本工作提出一种基于半监督深度学习的混凝土骨料自动分割与三维重构方法。首先对 CT 切片进行预处理与标准化,构建由少量标注数据与大量未标注数据组成的多相数据集;在此基础上引入半监督学习框架,以 U-Net 为主体结构,通过伪标签生成及一致性约束提升模型对低对比度区域和模糊界面的表征能力;随后对分割结果进行三维重建与结构分析,实现骨料颗粒的空间形态表达及参数化描述。该研究在降低高成本精细标注依赖的同时,为复杂多相材料微结构的自动化提取与定量分析提供了可扩展的技术路径,可为水泥基材料的级配优化、性能预测及耐久性评估提供数据支撑,并对推动材料设计由经验驱动向数据驱动转变具有一定意义。

1 实验与模型

1.1 数据集的构建

本工作所使用的 CT 图像数据均来源于实验室条件下采集的水泥基材料试样。通过 CT 技术获取材料内部结构的三维体数据,所获得原始数据具有典型的低对比度特征,不同相(骨料、基体与孔隙)在灰度空间中存在明显重叠,同时伴随一定程度的噪声干扰及界面模糊现象,具有较强的实际工程代表性。为了便于后续图像分析与模型训练,首先对原始 CT 体数据进行二维切片处理,将三维体数据沿扫描方向逐层展开,转换为二维图像序列,并统一保存为 TIFF 格式,以保证图像信息的完整性与灰度精度。

共选取 4 组具有代表性的 CT 体数据,每组数据均包含不同程度的灰度分布特征及对比度差异。通过切片处理,共获得约 2000 张二维 CT 图像。为保证数据集的多样性与有效性,在每组数据中进一步筛选出具有代表性的切片图像 42 张作为标注对象,筛选原则主要包括:不同灰度分布区间、不同骨料尺寸特征以及不同界面清晰度水平。该过程旨在覆盖典型的低对比度与复杂边界场景,从而提升模型的泛化能力。图 1 是 2000 张切片的灰度分布特征。

针对 2000 张 CT 切片数据,利用图像分割标注工具(Image Segmentation Annotation Tool, ISAT)标注软件开展了半自动标注工作,图 2 是 ISAT 的具体标注流程。为解决混凝土骨料边缘项目模糊、形态各异的问题,标注过程中内嵌并调用了 sam_hq_vit_b.pth 模型。该模型通过 ViT-B 编码器提取深度特征,能够在交互下快速生成高质量的初始掩码。标注人员针对复杂相位进行“引导式”点击,

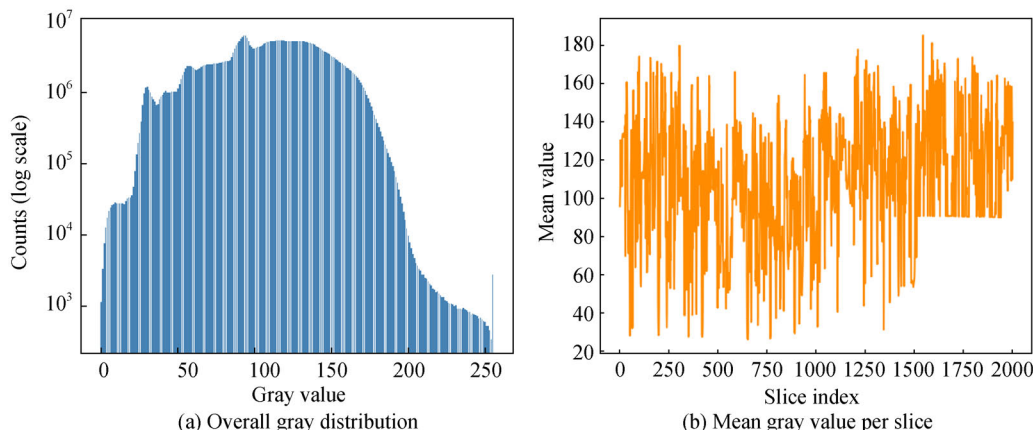


图 1 原始图像数据的全局加权直方图(累计)和切片灰度均值波动图

Fig. 1 Global weighted histogram (cumulative) of the original image data and fluctuation of slice-wise mean gray values

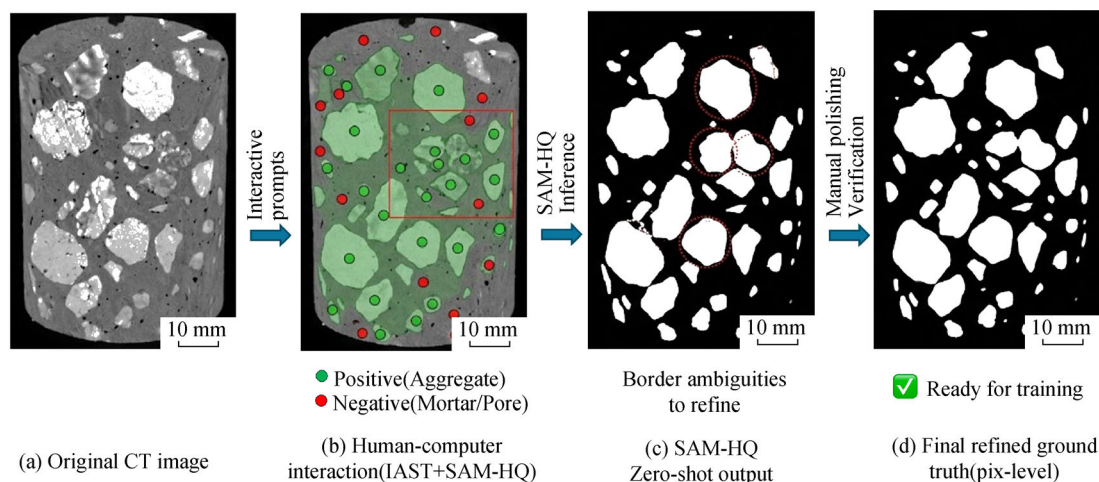


图2 半自动 ISAT 标注流程图

Fig. 2 Workflow of semi-automatic ISAT annotation

即可完成从粗分割到精细标注的补充。最终，所有标注结果均导保存为标准的 JSON/Mask 格式，确保了数据集过程中的可靠性与标准化。

考虑到原始 CT 图像存在对比度低、噪声较强及边界不清晰等问题，在模型训练前对图像进行系统预处理，以增强特征表达能力^[22]。首先对原始图像进行归一化处理，将不同灰度范围统一映射至标准区间，以消除不同扫描数据之间的灰度差异；随后采用对比度受限自适应直方图均衡化(CLAHE)方法^[23]对图像进行增强，提高局部区域的对比度，使骨料与基体之间的差异更加明显。在此基础上，引入非局部均值(NLM)去噪方法^[24]，有效抑制 CT 图像中的随机噪声，同时尽可能保留结构边界信息。进一步地，通过 Laplacian 算子提取图像的高频边缘特征^[25]，以强化界面信息表达。

在特征融合方面，将归一化图像、去噪图像以及边缘增强结果进行多通道融合，构建三通道输入数据^[26]。该处理方式能够在保留原始灰度信息的同时，引入边界与结构信息，从而为分割模型提供更加丰富的特征输入，有助于提升对低对比度区域及模糊边界的识别能力^[27]。最终，所有图像统一调整至 500×500 像素分辨率，以兼顾计算效率与结构细节表达，为后续模型训练与对比实验提供一致的数据基础。

通过上述数据构建与预处理流程，形成了一个具有多样性、高质量标注及良好特征表达能力的 CT 图像分割数据集，为开展骨料精细分割及三维重建研究奠定了坚实基础。

1.2 基于半监督学习的骨料智能分割策略

1.2.1 基础模型构建与预训练 采用 U-Net 顶层

神经网络作为底层结构框架，利用特有的高精度式编码-解码结构实现对混凝土 CT 图像微观特征的多精度提取^[28]。在编码路径中，通过融合连续梯度与下采样操作逐层深挖，捕捉骨料的宏观视觉信息；在路径中，通过跳转连接(Skip Connection)将高精度的几何细节与其高层抽象进行深度抽象，从根本上对高精度骨料边界及高精度的界面进行信息识别。实验一组，以人工精确标注的 42 张真标签切片为核心驱动，引入损失函数(Dice Loss)以克服骨料与基体背景间的类别不平衡问题，经过初步迭代^[29]，模型在极小样本量约束下成功建立了起始的分割逻辑，为后续大规模无监督数据的标记奠定了权值基础^[30]。

1.2.2 伪标签生成与高保真筛选 本工作共采用 4 组 CT 数据，原始数据格式为 TBM 文件。随后利用 Avizo 软件对每组 CT 数据进行切片处理，每组数据生成 1014 张 TIFF 格式图像，因此共获得 4056 (1014×4=4056)张二维切片图像。在后续图像处理过程中，从 4056 张图像中筛选出具有不同亮度、灰度分布及结构特征的代表性切片，作为模型训练与图像处理的输入数据。

在基础模型具备初步解析能力的基础上，进一步引入自训练(Self-training)机制，对剩余无标签 CT 切片进行批量自动化推理。具体而言，将待处理序列输入预训练模型后，可获得像素级类别概率分布图，并进一步将其二值化生成初始伪标签(pseudo-labels)。考虑到复杂背景条件下初始模型预测可能存在误差，本工作制定了较为严格的置信度筛选标准，仅保留预测概率大于 0.95 的高可靠性区域。同时，结合形态学开闭运算对伪标签进行后处理，以

有效去除掩膜中的噪点及微小空洞。经过筛选与优化后的高质量伪标签数据,被定义为 α 标签(α -labels),并进一步参与后续迭代训练过程。该过程确保了参与训练的 α 标签数据在几何形态上能够较好契合混凝土骨料的真实物理特征,从而显著提升了训练数据集的整体保真度与模型训练稳定性。

1.2.3 迭代进化训练与全局优化 为了挖掘大规模无标签数据中蕴藏的微观构造特征,本工作实施了基于“真 α ”标签(真标签)混合驱动的迭代进化训练。将 42 张真标签混合驱动的迭代进化训练。将 42 张真标签流程与筛选后的 2000 张高质量 α 标签按比例重组,构建进一步增强型训练数据库,利用真标签作为“物理依据点”强力约束分割方向,同时利用真标签提供丰富的特征多样性拓宽模型的泛化边界,在迭代过程中,通过动态调整学习率引导模型平稳逼近全局最优化解。数据监测显示,随着循环轮次的增加,系统总损失值呈现单调下降趋势,最终在损失约为 0.03 时达到理想的收敛状态优化后期的模型在处理低衬度边界捕捉及相互粘连骨料的首部任务时,表现出远超初始模型的鲁棒性与精确度,为后续三维形态学分析提供了高可靠性的数据支撑。

1.3 三维结构重构

1.3.1 空间体素重建与结构体重建 将经深度学习算法处理后的二值化掩码序列导入 Avizo 图像处理平台,通过体素大量技术恢复混凝土内部构造的连续空间根据 CT 扫描时的空间分辨率(Voxel Size)建立三维笛卡尔坐标系,将二维像素转化为具备物理属性的体素单元,实现从切片序列到三维体素模型(Voxel Model)的跨三维重建。针对混凝土内部骨料因空间接触而产生的粘连问题,本工作应用分离对象模块进行数值分割,确保系统能够精确识别每一个独立的骨料颗粒并分配全局唯一的 ID 标识符,为后续针对独立骨料颗粒的实例统计与形态学表征奠定基础。

1.3.2 骨料形态学表征与几何参数提取 基于重建后的骨料构建模型,建立内置的标签分析模块对微观几何参数进行自动化定量封装^[31],以实现骨料物理特性的外部描述,重点提取指标包括:三维体积(Volume3D),作为评价混凝土含石量及骨料空间关注的基石指标;等效直径(Equivalent diameter),即骨料体积转换为标准球体的直径,用于构建三维建筑级配分布曲线并验证其设计级配的旋转度;球形度(Sphericity),通过计算颗粒模型与同体积球体

模型之比,限定表征骨料的几何规则程度,从而评价其对混合混合物流动性及基体不稳定分布的影响;引入三维分形维数(Fractal Dimension)来计算骨料界面的复杂程度。

1.3.3 费雷特直径与细长特征测量 为了评估粗骨料中片状颗粒的含量及其空间形态特征,本工作提取了颗粒的三维最大费雷特直径与最小费雷特直径。费雷特直径通过模拟平行卡尺在三维空间内不同旋转角度下的投影测量获得,可进一步表征颗粒的最长路径与最短路径,从而克服传统二维表征方法难以准确捕捉颗粒真实空间尺寸与形貌特征的局限性。基于最大与最小费雷特直径之比定义颗粒长径比,该表征体系不仅有助于分析骨料在浇筑过程中的空间排列特征,还能够进一步揭示颗粒微观形态对混凝土宏观力学性能及内部界面过渡区(ITZ)分布规律的内在影响。

1.4 主要分割性能评价指标

本工作采用 Dice 系数作为模型分割性能的主要评价指标。对于混凝土 CT 图像而言,背景区域通常占据绝大多数像素,而骨料仅占较小比例,存在明显的类别不平衡现象^[32]。在这种情况下,传统基于像素准确率的指标容易受到大量背景像素主导的影响,产生评估偏差。Dice 系数通过度量预测区域与真实区域之间的重叠程度,在计算中不依赖真负样本数量,能够更客观地反映目标区域的分割效果^[33]。相较于其他如重叠度(Intersection over Union, IoU)指标等,Dice 系数对区域重叠变化更加敏感,尤其适用于小目标或样本不均衡场景。因此,在本工作中,Dice 系数能够更有效地评估模型对骨料微观结构及边界区域的识别能力。

Dice 系数用于衡量预测结果与真实标注之间的重叠程度,其定义为预测区域与真实区域交集的 2 倍与两者像素总数之比,表达式如式(1)所示。

$$\text{Dice} = \frac{2|P \cap G|}{|P| + |G|} \quad (1)$$

其中: P 表示模型预测的目标区域像素集合; G 表示真实标注区域像素集合。Dice 系数取值范围为 (0,1),数值越接近 1 表示分割结果与真实标注越一致。该指标对小目标区域较为敏感,能够较好地表征模型对骨料区域及边界特征的识别能力。

1.5 实验环境

本工作的模型训练与测试均在同一计算环境下完成。实验采用 Python 3.12.7 和 PyTorch 2.5.0 作为开发平台,硬件配置为 Intel Core i7-14700HX 处

理器(2.10 GHz)、16 GB 内存以及 NVIDIA GeForce RTX 4070 显卡(12 GB 显存)。训练和推理过程均基于图形处理器(GPU)进行计算。

2 结果与讨论

2.1 标注结果可视化

为评估人工标注质量与模型分割结果之间的一致性, 本工作对部分裁剪区域的标注结果进行了可视化分析。如图 3 所示, 该组图像包括原始 CT 图像、人工标注得到的真值掩膜以及二者的叠加可视化结果。其中, 第 1 列为原始 CT 数据中的代表性切片图像; 第 2 列为通过标注程序生成的掩膜(mask)图像; 第 3~第 5 列为原始图像与掩膜叠加后的可视

化结果。不同颜色主要用于区分标注过程中的不同区域, 以便更直观地观察标注边缘与实际微结构边界之间的贴合情况, 从而辅助验证标注结果的准确性与可靠性。

由图 3 可见, 人工标注较好地遵循了骨料的几何形态特征。在原始图像与标注结果的对比中, 骨料边界清晰且连续, 不仅能够准确刻画大尺度骨料的轮廓, 同时对微小颗粒也具有较好的识别能力。叠加结果显示, 标注区域与原始骨料边界基本一致, 有效改善了由灰度差异较小所引起的界面模糊问题。整体来看, 该标注结果在边界精度和结构完整性方面具有较高可靠性, 可作为后续模型训练与性能评估的有效参考标准。

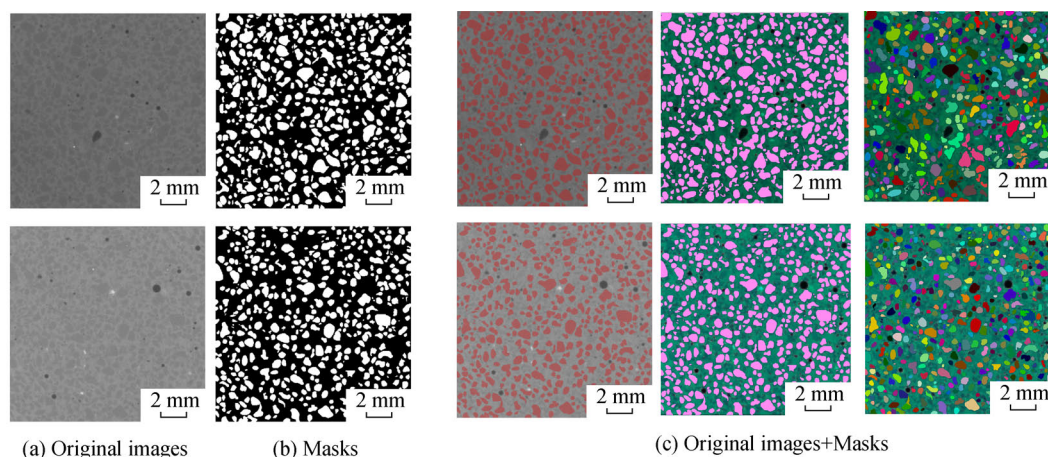


图 3 标注标签图片可视化结果图

Fig. 3 Visualization of annotated label images

2.2 模型算法评估

2.2.1 初始监督模型性能评估 本工作首先利用 42 张人工精准标注的 CT 切片对 U-Net 模型进行初步训练, 旨在建立基础的骨料特征映射。图 4 展示了模型在 50 个 Epoch 内的学习曲线。

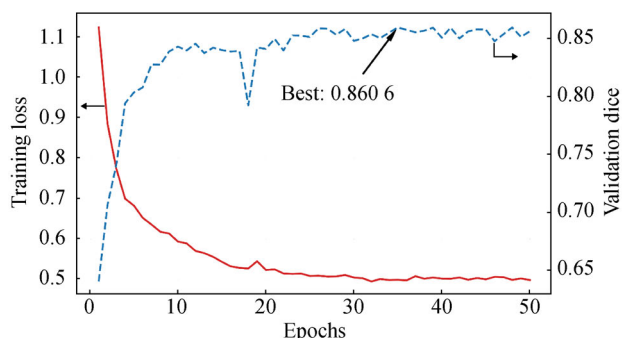


图 4 初始模型训练学习曲线

Fig. 4 Learning curves of the initial model training

从模型训练过程来看, 其收敛表现较为稳定且具有较高的学习效率。在训练初期(前 10 个 Epoch),

Training loss 由 1.126 快速下降至 0.594, 下降幅度达 47.2%, 同时验证集 Dice 系数由 0.641 提升至 0.844, 表明模型能够在少量标注数据的驱动下迅速学习骨料与基体之间的判别特征。随着训练的深入 (Epoch 30~50), 模型性能逐渐趋于稳定, 并在第 35 轮达到最优验证精度 (Val Dice = 0.861)。然而, 在训练过程中(约 Epoch 18 附近)出现了轻微的性能波动, 表现为损失震荡及 Dice 系数小幅回落, 反映出在样本数量有限的情况下, 模型在复杂细观结构上的泛化能力仍存在一定局限。

进一步分析表明, 尽管初始模型在验证集上取得了较高精度, 但在面对不同样本(如 F1、F3 等低对比度或结构复杂区域)时, 其预测稳定性仍有不足。这说明仅依赖少量标注数据的全监督学习难以充分覆盖混凝土材料内部复杂的灰度分布与结构变化。因此, 有必要引入未标注数据, 通过半监督学习策略扩展数据分布信息, 以提升模型在复杂场景下的泛化能力与分割鲁棒性。

2.2.2 伪标签质量评估可视化 为验证半监督学习过程中伪标签的有效性, 本工作对迭代阶段生成的中间结果进行了可视化分析。如图 5 所示, 采用颜色映射对伪标签进行表达, 以直观评估模型预测的置信程度与空间分布特征。

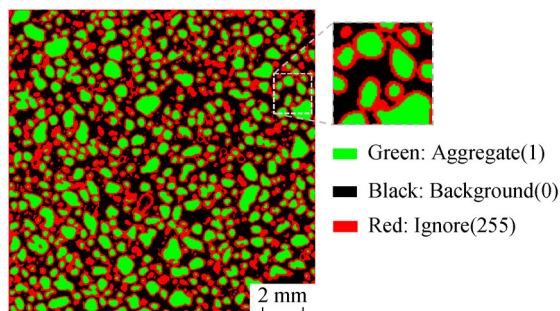
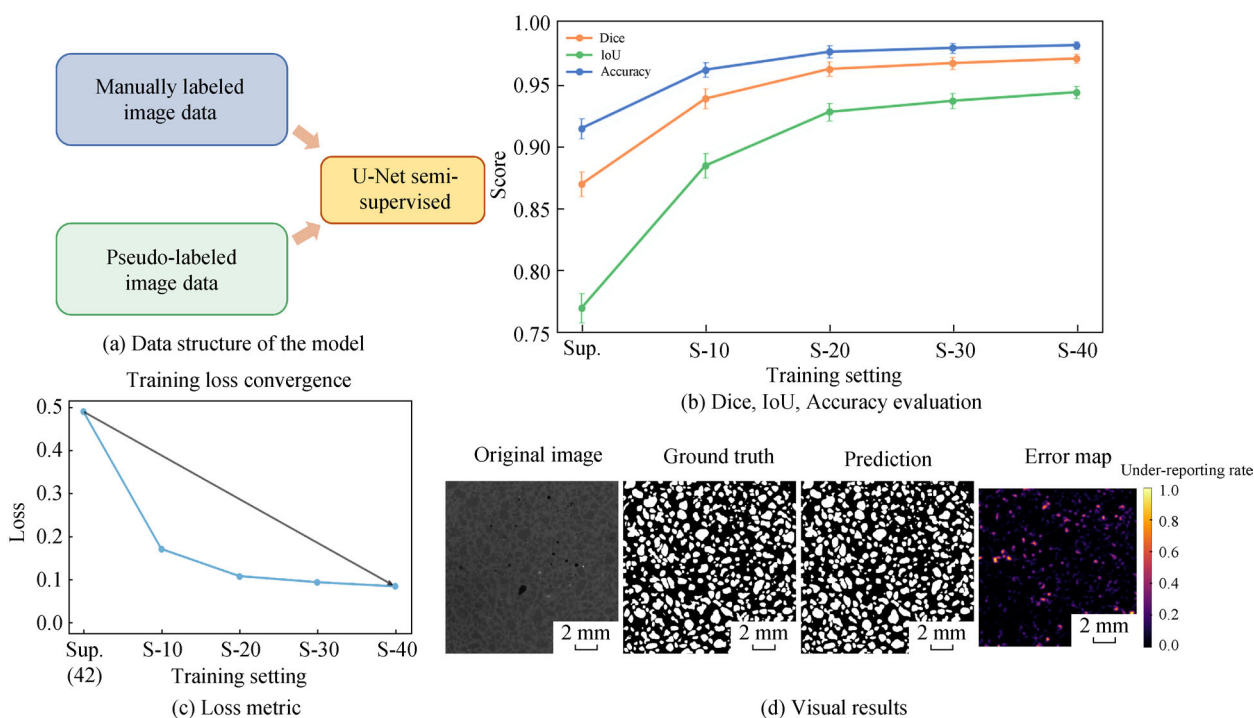


图 5 伪标签可视化
Fig. 5 Pseudo-label visualization

从可视化结果来看, 绿色区域主要对应于高置信度的骨料区域, 其空间分布与 CT 图像中的高灰度颗粒高度一致, 且在形态上与实际骨料结构相符, 表明模型已能够稳定提取骨料的主体特征。黑色区域对应于基体背景, 整体分布连续且无明显噪声干扰, 说明模型在非目标区域具有较好的判别能力, 有效抑制了误分割现象。相较之下, 沿骨料边界分布的红色区域反映了模型在骨料-基体过渡区的预测不确定性, 该区域通常对应于灰度变化平缓或受

部分体素效应影响的模糊边界。进一步来看, 该类不确定区域的存在具有积极意义。一方面, 其反映了模型对复杂边界区域的敏感性, 避免了对不确定信息的过度拟合; 另一方面, 在训练过程中可通过掩码策略对其进行选择性约束, 从而减少错误监督信号对模型的干扰。整体而言, 这种由高置信区域与不确定区域共同构成的伪标签结构, 有助于在训练过程中实现“可靠信息利用”与“噪声抑制”之间的平衡, 从而提升半监督学习框架的稳定性与有效性。

2.2.3 半监督模型评估 为验证所提出的半监督 U-Net 分割方法的有效性, 本工作构建了由少量人工标注数据与大量未标注数据组成的混合训练框架。在实验设置中, 由图 6a 可以看出模型数据类型, 全监督基线仅使用有限标注样本 42 组图片, 而半监督方案在此基础上引入未标注数据 1958 组图片, 并通过伪标签机制进行逐步迭代优化。具体而言, 半监督模型分别进行 10~40 轮的迭代训练(S-10、S-20、S-30、S-40), 以逐步扩展高置信度伪标签数据, 从而增加训练集规模与信息多样性。所有模型均基于相同的 U-Net 架构, 并在一致的训练策略与超参数配置下进行对比, 以保证实验的公平性。评估指标采用 Dice 系数、IoU 以及像素精度(Accuracy), 从区域重叠与像素级分类精度 2 个层面综合评估模型性能。



Note: original image, ground truth, prediction result, and error map.

图 6 半监督模型评价
Fig. 6 Semi-supervised model evaluation

如图 6b 所示, 模型整体性能呈持续提升趋势。Accuracy 与 Dice 指标随着半监督训练轮数的增加显著优于全监督模型, 并在 S-40 达到最优表现, 都稳定达到 0.95 以上, IoU 同样同步提升至趋近 0.95 且表现更加稳定。其中, S-10 至 S-20 阶段的提升最为显著, 说明少量高置信度伪标签即可有效增强模型的特征表达能力; 而在 S-30 与 S-40 阶段, 性能增益逐渐趋于饱和, 但仍保持稳定的上升趋势。同时, 如图 6c 所示, 训练损失整体呈持续下降趋势, 表明伪标签机制未引入额外优化不稳定性, 反而在一定程度上加速了模型收敛, 并进一步降低了最终损失水平。

如图 6d 所示的可视化结果进一步验证了该方法的有效性。相比全监督模型, 半监督模型能够更完整地恢复目标结构, 在细小区域及低对比度区域

的分割质量均得到明显改善。误差热力图(图 6d)显示, 主要预测误差集中在边界模糊区域及高噪声背景区域, 而目标主体区域整体预测较为稳定, 表明模型已学习到较强的结构先验信息, 但在边界精细化建模方面仍存在一定改进空间。综合来看, 该半监督 U-Net 框架在显著降低人工标注依赖的同时, 有效提升了分割精度、训练稳定性与泛化能力, 在复杂微观结构图像分析任务中表现出良好的鲁棒性与应用潜力。

2.2.4 半监督模型的性能增益分析 为定量评估半监督迭代策略对模型分割性能的影响, 本工作对全监督模型及不同半监督训练阶段模型的 Loss、Dice、IoU 与 Accuracy 指标进行了对比分析, 如图 7 所示。结果表明, 随着半监督伪标签迭代训练的不断进行, 模型整体分割性能呈现持续优化趋势。

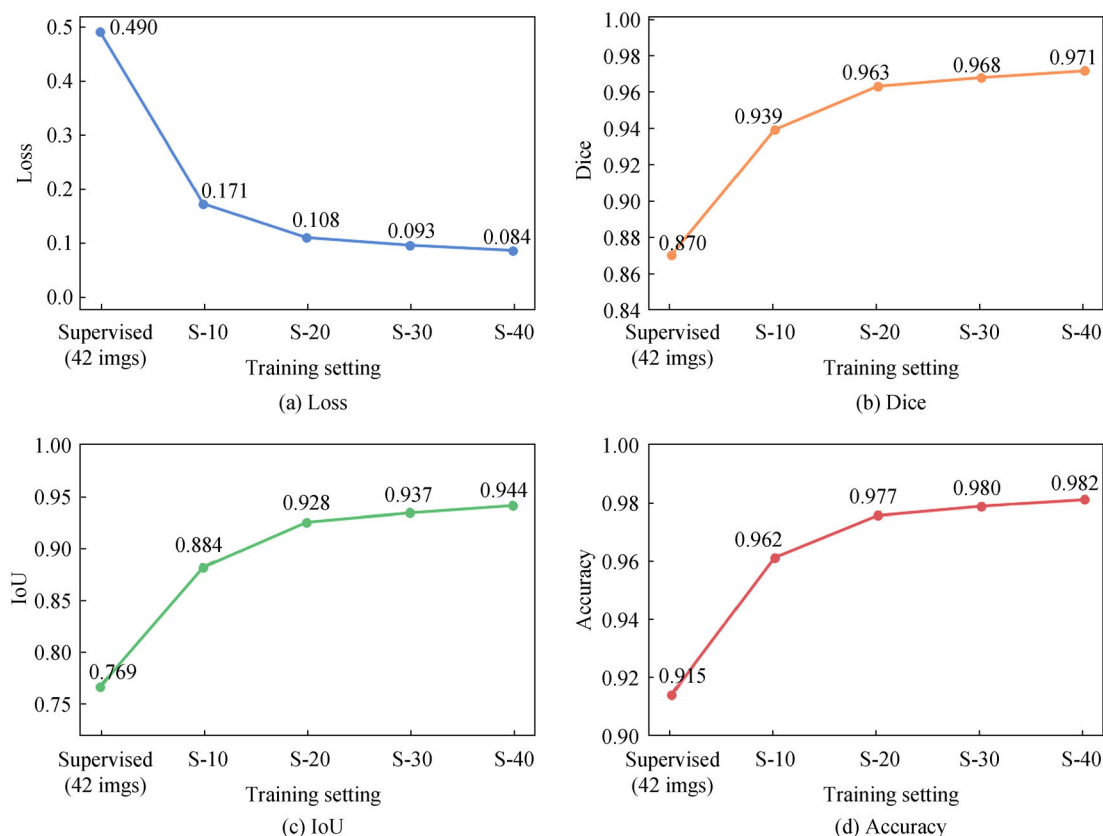


图 7 初始全监督模型和半监督不同训练轮数下的模型结果对比图

Fig. 7 Comparison of model results between the fully supervised model and semi-supervised models trained for different numbers of epochs

利用 42 张人工标注切片训练得到的全监督模型, 其 Dice、IoU 和 Accuracy 分别为 0.8696、0.7694 和 0.9147, 对应 Loss 为 0.4897。模型能够识别大部分骨料区域, 但在骨料边界模糊、灰度对比度较低以及颗粒分布复杂的位置仍存在误分割和漏分割现

象, 分割结果与真实边界之间存在一定偏差。

引入半监督学习后, 各项评价指标均呈现持续提升趋势。经过 10 轮迭代训练, Loss 下降至 0.1707, Dice 和 IoU 分别提高至 0.9387 和 0.8845, 较全监督模型分别提升 7.9% 和 15.0%。这一阶段对应的性

能变化最为明显, 表明伪标签提供了额外的结构信息, 使模型能够学习到更多边界及局部细节特征。随着迭代次数增加, 模型性能继续提高。S-20 阶段 Dice 达到 0.962 7, IoU 达到 0.928 0; 至 S-40 阶段, 各项指标达到最高水平, Loss 进一步降低至 0.083 7, Dice、IoU 和 Accuracy 分别达到 0.971 2、0.944 0 和 0.982 0。与初始全监督模型相比, Dice 提高 11.7%, IoU 提高 22.7%, Accuracy 提高 7.4%, Loss 降低 82.9%。

从整体变化过程来看, 模型性能呈现先快速增长后逐渐趋于稳定的特征。S-10 至 S-20 阶段是性能提升的主要区间, 而 S-30 与 S-40 阶段增幅明显减小。随着高置信度伪标签不断加入训练过程, 模型参数逐步优化, 预测结果与真实标注之间的差异持续减小。后期指标变化趋缓, 也反映出模型已接近当前数据条件下的收敛状态。在全部实验阶段中, Dice、IoU 和 Accuracy 均保持稳定增长, 说明半监督迭代策略能够充分利用未标注数据中的结构信息, 并改善模型在复杂 CT 图像中的分割表现。

2.3 三维重构结果

2.3.1 可视化结果 将分割结果导入 Avizo 软件进行三维重建与可视化分析, 得到结果如图 8 所示。从重建结果来看, 骨料颗粒在空间分布上具有较好的连续性与独立性, 整体形态与原始 CT 结构保持一致。相比传统阈值分割方法, 基于本工作方法得到的三维结构中骨料之间的粘连现象明显减少, 颗粒边界更加清晰, 能够较好地还原真实的几何形态特征。同时, 在细小骨料及复杂边界区域, 模型分割结果在三维空间中表现出更高的完整性, 有效避免了结构缺失或断裂问题。

进一步观察可见, 骨料的体积分布与空间连通关系更加合理, 有利于后续定量分析(如体积分数、粒径分布及连通性分析)的准确开展。总体而言, 基于该分割方法的三维重建结果在结构真实性与细节表达方面均具有较好表现, 为水泥基材料微结构分析提供了可靠的可视化基础。

2.3.2 骨料参数分析结果 图 9a 和图 9b 显示骨料颗粒的体积呈现显著的对数正态分布特征, 范围跨越约 4 个数量级($3 \times 10^4 \sim 3 \times 10^9 \text{ nm}^3$), 峰值位于 $10^7 \sim 10^8 \text{ nm}^3$ 区间, 表明中等粒径骨料在数量上占主导地位。体积的对数均值约为 8.5(中位体积 $\sim 3 \times 10^8 \text{ nm}^3$), 均值略大于中位数, 反映出少量超大颗粒导致的轻微右偏分布。体积与表面积的双对数分析显示二者呈强正相关($r > 0.95$), 数据点紧密围绕

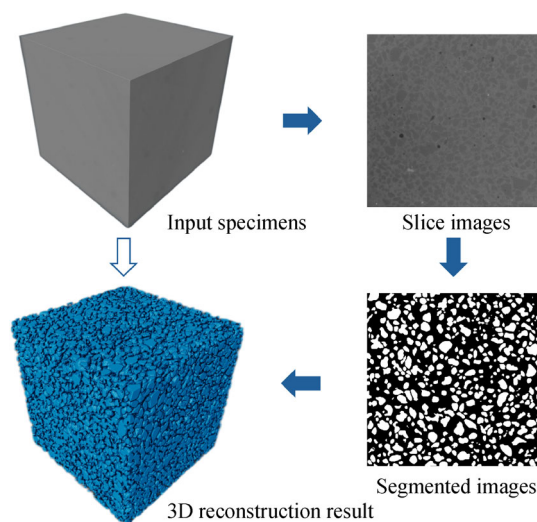


图 8 三维重建 CT 可视化结果

Fig. 8 3D reconstructed CT visualization results

理论球体拟合线($A \propto V^{\frac{2}{3}}$)分布, 表明骨料形态受几何自相似性约束^[34]。值得注意的是, 小体积颗粒($< 10^7 \text{ nm}^3$)表现出更大的离散度和更高的表面积-体积比, 归因于其更显著的棱角特征和破碎过程中产生的尖锐边角; 而大体积颗粒则更趋近球体, 可能经历了更充分的磨圆过程^[35]。这一宽级配特征有利于形成密实堆积结构, 高表面积-体积比的细颗粒也提供了更多的骨料-浆体粘结界面^[36, 37]。

图 9c 和图 9d 对空间分布分析进行展示, 骨料颗粒在 X-Y 平面呈现明显的团聚特征, 形成了若干空间聚类。最大的颗粒倾向于集中在聚类中心区域, 而细小颗粒则分散在周边并填充大颗粒间隙, 这种“核心-边缘”分布模式可从沉降动力学角度解释——大颗粒沉降更快, 易在中心富集^[38]。凸包分析界定了骨料群的覆盖范围约为 $1.5 \times 10^8 \text{ nm}^2$ 。Pareto 累积分析进一步揭示, 前 20% 的最大颗粒贡献了约 65% 的总骨料体积, 前 50% 贡献了 85%~90%, 表明骨料体积集中度较高, 少数大颗粒主导了整体体积填充^[39]。这一特征符合理想 Fuller 级配曲线对粗骨料骨架结构的要求^[40], 略低于经典 80-20 Pareto 规则的数值也反映了本试样中粒径分布相对均匀、中粒径颗粒比例较高的特点。

由图 10a 可以看出三维空间分布特征, 骨料质心在试件内部呈现较均匀的三维分布, 不存在明显的团聚或偏析现象。不同颜色代表不同体积等级的骨料, 可以发现大颗粒骨料和小颗粒骨料均随机分布于整个试件内部, 没有表现出明显的沉降趋势, 说明试件制备过程中拌合均匀, 浇筑过程未发生明显的颗粒分层。这种均匀的空间分布有利于形成稳

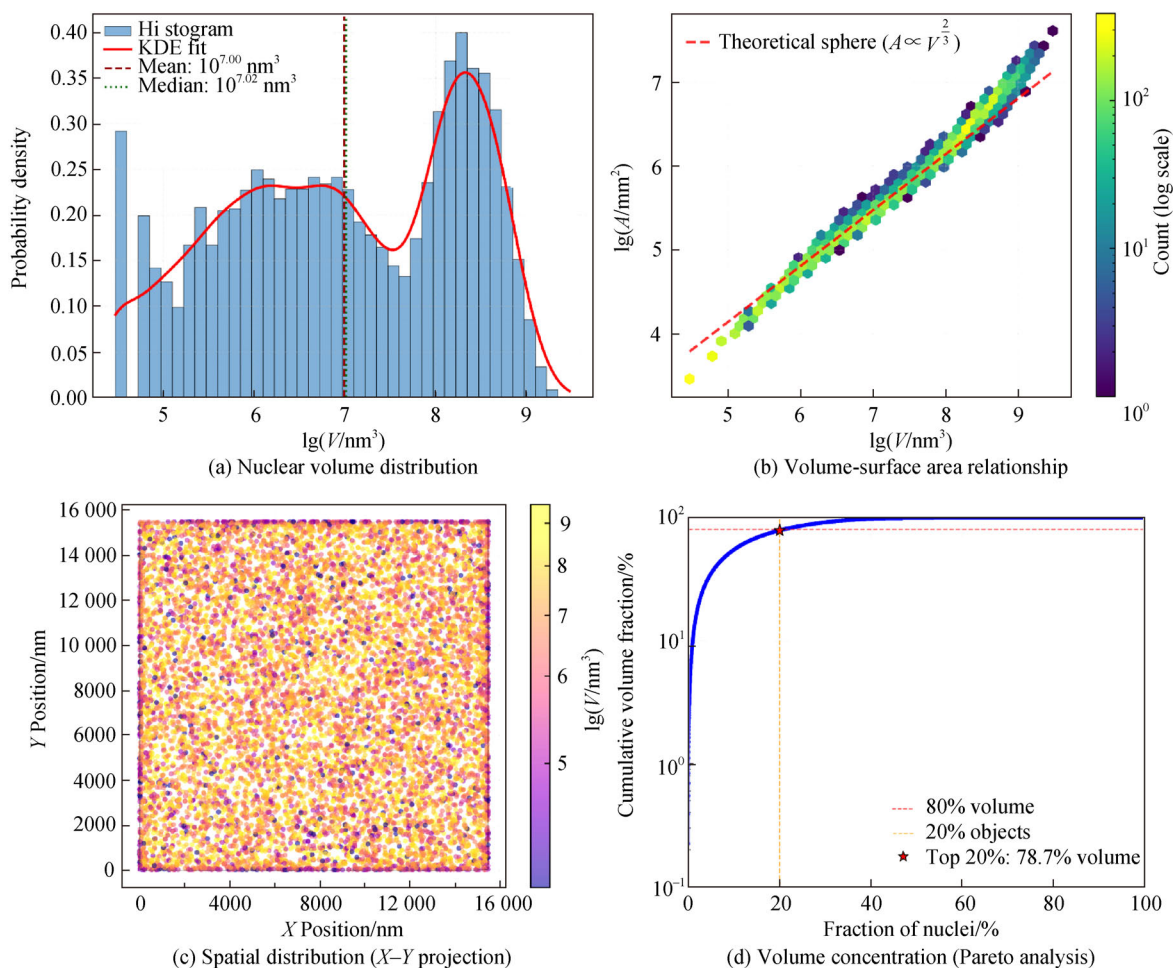


图9 三维重构骨料颗粒的形态与空间分布特征

Fig. 9 Morphological characteristics and spatial distribution of reconstructed 3D aggregate particles

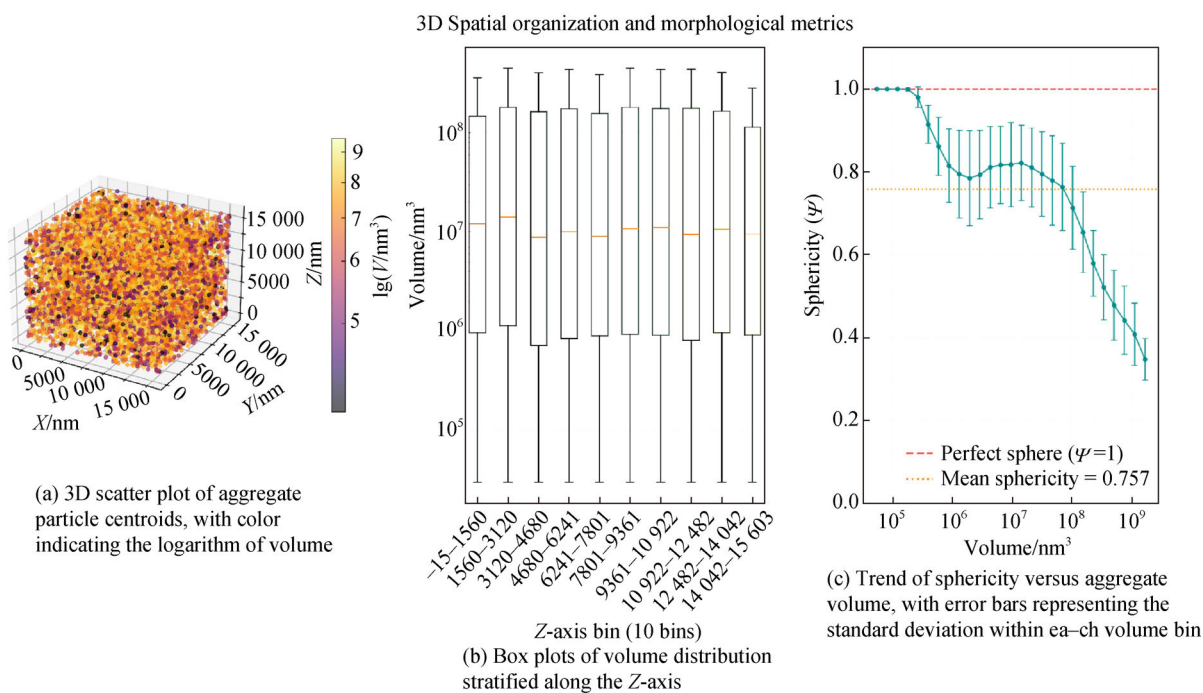


图10 骨料颗粒的3D空间结构与形状指标分析

Fig. 10 3D spatial structure and shape metrics of aggregate particles

定的骨架结构,降低局部应力集中,对材料力学性能具有积极作用。

为了进一步分析骨料沿高度方向的分布均匀性,将试件沿 Z 轴划分为 10 个等厚区间,并统计各区间内骨料体积分布,如图 10b 所示。各分区箱线图具有相近的中位数、四分位间距及总体分布范围,不同高度之间未出现明显的体积分布差异,也不存在随高度增加而逐渐增大或减小的变化趋势。这说明骨料在整个试件高度方向保持了较好的均匀分布,证明了 CT 图像识别及三维重构结果能够真实反映材料内部骨料的组织空间结构^[41]。尽管存在轻微的不均匀性,但总体 Z 轴厚度仅约 1.5 μm ,对应于扫描电子显微镜/CT 的典型切片厚度,表明数据具有良好的代表性,且三维重建有效避免了传统二维分析中因投影重叠导致的误判。而图 10c 的球形度分析揭示了骨料形状的一个核心规律:球形度(Ψ)随颗粒体积增大而减小。小粒径骨料($<10^7 \text{ nm}^3$)平均球形度仅 0.65~0.75,形状最不规则;中粒径($10^7\sim10^8 \text{ nm}^3$)为 0.75~0.85;大粒径($>10^8 \text{ nm}^3$)则达 0.85~0.95,趋近球体,说明粗骨料更多保留了破碎形成的棱角和不规则外形。这种尺寸效应与骨料的破碎加工过程密切相关,大颗粒通常具有更多天然断裂面和尖角结构,因此球形度较低^[42]。本工作中骨料的平均球形度约为 0.757,属中等偏上水平,表明骨料兼具良好的流动性(源于较高球形度)和界面粘结性能(源于保留的棱角特征)^[43]。高分辨率三维重建技术(体素尺寸为 31.02 nm)为骨料级配设计和形状优化提供了可靠的数据基础。

3 结论

1) 本工作构建了一种基于少量标注数据与未标注数据联合利用的半监督 U-Net 骨料分割框架。通过引入伪标签迭代训练机制,在仅使用 42 张人工标注 CT 切片的条件下,实现了对复杂微观结构的有效学习与稳定分割,为低标注成本条件下的图像分割任务提供了一种可行方案。

2) 实验结果表明,半监督策略能够显著提升模型性能。随着伪标签迭代轮数从 S-10 逐步增加至 S-40, Dice、IoU 与 Accuracy 均呈持续增长趋势,并在 S-40 达到最优表现,分别为 0.971、0.944、0.982,相较全监督模型分别提升约 11.7%、22.7%和 7.4%,同时 Loss 下降约 82.9%,验证了该方法在精度与收敛性方面的双重优势。

3) 可视化与误差分析结果进一步表明,该方法

在细小结构与低对比度区域具有更强的分割能力,能够有效减少漏检与边界不连续问题。误差主要集中在骨料-基体过渡边界区域,而主体结构区域预测稳定,说明模型已具备较强的结构先验学习能力,但边界精细化仍存在进一步优化空间。

4) 基于分割结果的三维重建与形态分析表明,该方法能够较好恢复骨料的真实空间结构与几何特征,显著减少颗粒粘连与结构断裂现象,并支持进一步的体积分布、级配特征及球形度分析。整体而言,该半监督框架在降低人工标注依赖的同时,提高了分割精度、结构重建质量与统计分析可靠性,具有良好的工程应用潜力与推广价值。

参考文献:

- [1] ZHANG M Y, WANG W L. Deep learning-based extraction and quantification of features in X-CT images of steel corrosion in concrete[J]. *Case Stud Constr Mater*, 2024, 20: e02717.
- [2] MIAO X, WANG Y Z, PENG L G, et al. Feature extraction and quantitative analysis of steel corrosion in reinforced concrete components based on X-CT scanning and deep learning model[J]. *J Build Eng*, 2025, 106: 112652.
- [3] WANG X X, JIN Z Q, LIU J P, et al. Research on internal monitoring of reinforced concrete under accelerated corrosion, using X-CT and DIC technology[J]. *Constr Build Mater*, 2021, 266: 121018.
- [4] 贾耀东, 阎培渝. 用于水泥基材料微观结构研究的计算机断层扫描技术的发展历史与现状[J]. *硅酸盐学报*, 2010, 38(7): 1346-1356. JIA Yaodong, YAN Peiyu. *J Chin Ceram Soc*, 2010, 38(7): 1346-1356.
- [5] 周双喜, 盛伟, 魏星, 等. 基于深度学习的混凝土孔结构图像法快速分析[J]. *硅酸盐学报*, 2019, 47(5): 653-663. ZHOU Shuangxi, SHENG Wei, WEI Xing, et al. *J Chin Ceram Soc*, 2019, 47(5): 653-663.
- [6] WU D Y, REN J G, ZHENG R, et al. X-CT scanning and 3D digital image reconstruction conducted on pore and crack evolution in concrete under sulfate wetting-drying attack[J]. *Case Stud Constr Mater*, 2026, 24: e06096.
- [7] ZHENG K H, CAO X Q, JIANG Z Y, et al. Improved X-CT image automatic segmentation for quantitative characterization of the meso-morphological features in the damaged braided composite fabric[J]. *Compos Sci Technol*, 2024, 247: 110395.
- [8] ZHANG Z, ZHU E Y, LI J C, et al. Meso-structure segmentation of concrete CT image using lightweight DeepLabv3 plus with attention mechanisms: X-ray computed tomography and mesoscopic modeling[J]. *J Build Eng*, 2026, 121: 115694.
- [9] ZHAO Q L, HUANG Y X, WANG B W, et al. An integrated deep learning framework for CT-based mesoscopic segmentation and quantitative analysis of 3D-printed concrete[J]. *J Build Eng*, 2026, 123: 115869.
- [10] FANG X, WANG C, LI H, et al. Influence of mesoscopic pore characteristics on the splitting-tensile strength of cellular concrete through deep-learning based image segmentation[J]. *Constr Build Mater*, 2022, 315: 125335.
- [11] QIAN L P, LI X Y, BAI Y L, et al. Deep learning-driven microstructural image analysis: Recent advances in cementitious materials[J]. *J Build Eng*, 2026, 123: 115845.

- [12] NOUSHAD BIN JAMAL M, KUANG C, MICHEL A. Microstructure-informed modelling of cement mortar using X-CT imaging and phase segmentation[J]. *Constr Build Mater*, 2025, 477: 141342.
- [13] 姜占, 滕乐, 童昕阳, 等. 人工智能驱动可持续混凝土: 方法、机遇、挑战[J]. *硅酸盐学报*, 2026, 54(3): 1016–1031.
JIANG Zhan, TENG Le, TONG Xinyang, et al. *J Chin Ceram Soc*, 2026, 54(3): 1016–1031.
- [14] GENG S Y, LUO Q L, LIU K, et al. Research status and prospect of machine learning in construction 3D printing[J]. *Case Stud Constr Mater*, 2023, 18: e01952.
- [15] 龙武剑, 罗盛禹, 程博远, 等. 机器学习算法用于自密实混凝土性能设计的研究进展[J]. *材料导报*, 2024, 38(11): 104–113.
LONG Wujian, LUO Shengyu, CHENG Boyuan, et al. *Mater Rep*, 2024, 38(11): 104–113.
- [16] 李粒琿, 王相权, 姚羿舟, 等. 基于背散射电子-X 射线能谱图像智能分析的胶凝材料微观多模态多视图表征[J]. *硅酸盐学报*, 2025, 53(8): 2362–2373.
LI Lihui, WANG Xiangquan, YAO Yizhou, et al. *J Chin Ceram Soc*, 2025, 53(8): 2362–2373.
- [17] HUO W W, MAN LI R Y, ZHU Z D. Developing a program for quantification and characterization of microstructure: Application to BSE images of geopolymer recycled concrete[J]. *J Build Eng*, 2025, 104: 112290.
- [18] BANGARU S S, WANG C, ZHOU X, et al. Scanning electron microscopy (SEM) image segmentation for microstructure analysis of concrete using U-Net convolutional neural network[J]. *Autom Constr*, 2022, 144: 104602.
- [19] LIU C X, PENG Y, YU X, et al. Multiscale characterization of microstructure and micromechanical properties of ultra-high performance geopolymer concrete (UHPGC)[J]. *Constr Build Mater*, 2026, 512: 145311.
- [20] JIN L, MIAO J X, LIN J L, et al. Attention-enhanced lightweight network for mesostructural segmentation and quantification of heterogeneous concrete X-CT images[J]. *Case Stud Constr Mater*, 2026, 24: e05940.
- [21] SHI M N, HUA T B, YANG Z J, et al. Weakly supervised deep learning-based concrete aggregates automatic segmentation for assessing separation degree[J]. *J Build Eng*, 2024, 82: 108342.
- [22] WANG C Q, GUO J, ZHANG Y C, et al. Multiscale constitutive characterization of steel-fiber-engineered recycled aggregate concrete under impact loading via 4D crack imaging and coupled SPCD model[J]. *Constr Build Mater*, 2025, 492: 142947.
- [23] KURAN U, KURAN E C. Parameter selection for CLAHE using multi-objective cuckoo search algorithm for image contrast enhancement[J]. *Intell Syst Appl*, 2021, 12: 200051.
- [24] PARASKEVOULAKOS C, KUNTHER W, MICHEL A. Quantifying the effect of scanning parameters on digital volume correlation analysis for *in situ* X-ray imaging of concrete[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 449: 138408.
- [25] HUANG Y J, GUO F Q, ZHANG H, et al. An efficient computational framework for generating realistic 3D mesoscale concrete models using micro X-ray computed tomography images and dynamic physics engine[J]. *Cem Concr Compos*, 2022, 126: 104347.
- [26] HE J T, GAO Z Q, XIANG Y, et al. Microscale fracture analysis of concrete interfacial transition zone based on digital image correlation[J]. *Eng Fract Mech*, 2026, 337: 112000.
- [27] HONG S X, YUAN Z B, PAN D S, et al. Digital-volume-correlation-assisted crack extraction using X-ray computed tomography images of cementitious materials[J]. *Cem Concr Compos*, 2025, 158: 105968.
- [28] YU F, LI K L, ZHANG H, et al. Pore structure identification method for pervious concrete based on improved UNet and fusion algorithm[J]. *KSCE J Civ Eng*, 2023, 27(11): 4834–4848.
- [29] ZHANG H, MA L Y, YUAN Z M, et al. Enhanced concrete crack detection and proactive safety warning based on I-ST-UNet model[J]. *Autom Constr*, 2024, 166: 105612.
- [30] GENG S Y, CHENG B Y, LONG W J, et al. Co-driven physics and machine learning for intelligent control in high-precision 3D concrete printing[J]. *Autom Constr*, 2025, 176: 106294.
- [31] 杨子晴, 杨健, 熊吴越. 基于改进分水岭算法的堆积态再生混合粗骨料图像分析[J]. *硅酸盐学报*, 2021, 49(8): 1691–1698.
YANG Ziqing, YANG Jian, XIONG Wuyue. *J Chin Ceram Soc*, 2021, 49(8): 1691–1698.
- [32] MAZZUCCO G, POMARO B, XOTTA G, et al. Meso-scale XCT-based modeling of ordinary concrete[J]. *Constr Build Mater*, 2021, 286: 122850.
- [33] ZHANG J B, YANG R J, WANG J Z, et al. Evaluating mechanical properties and failure mechanisms of hardened binder paste in ultra-high performance concrete through a microscale structure driven multiscale modeling framework[J]. *Constr Build Mater*, 2025, 500: 144236.
- [34] LI L D, TANG A M, ZHAO B D. Characterisation of non-uniform deformation and desiccation crack formation in drying fine sediments using X-ray CT and particle tracking[J]. *Eng Geol*, 2026, 366: 108676.
- [35] BATEN B, GARG N. Introducing Particle Shape Metric (PSM): A fundamental parameter that encapsulates role of aggregate shape in enhancing packing and performance[J]. *Cem Concr Res*, 2024, 182: 107558.
- [36] LI J H, GUO Y Q, ZHANG T S, et al. Clarifying the effects of volume proportion and surface area of aggregate on chloride diffusivity of concrete through microstructural design[J]. *Cem Concr Compos*, 2023, 143: 105248.
- [37] LYU K, SHE W, CHANG H L, et al. Effect of fine aggregate size on the overlapping of interfacial transition zone (ITZ) in mortars[J]. *Constr Build Mater*, 2020, 248: 118559.
- [38] GUO J, WANG G D, LI Y. Enhancing system kinetics through size segregation in granular materials[J]. *Powder Technol*, 2025, 454: 120706.
- [39] GUO Y Q, REN M M, LI J H, et al. Synergetic optimizing particle size distributions of aggregate and cementitious materials: Toward lower chloride diffusivity of concrete[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 436: 136979.
- [40] SUN Z H, CAO S B, XIONG J, et al. A nonlinear particle packing model for micro-aggregate[J]. *Constr Build Mater*, 2023, 379: 131213.
- [41] THAKUR M M, ENRIGHT S, HURLEY R C. Phase segmentation in X-ray CT images of concrete with implications for mesoscale modeling[J]. *Constr Build Mater*, 2023, 403: 133033.
- [42] CAI P C, MAO X S, WU Q, et al. Quantifying the influence of single particle shape on crushing characteristics of recycled aggregates: Experimental and numerical insights[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 439: 137363.
- [43] YANG D T, JI Y L, STEPHAN D, et al. Dominant effect of fine-scale particle shape in aggregates on the rheology of cement-based mortar: Experimental and DEM study of particle size-shape interactions[J]. *Constr Build Mater*, 2026, 520: 146045.

作者贡献声明:

吉朵朵: 论文构思、调查研究、数据管理、分析/综合数据并推导结论、设计研究方法和实验方案、撰写初稿

范定强: 论文构思、数据管理、提供资源、监督指导、审阅与修订

吕学森: 软件使用、调查研究、数据管理

李 旺: 提供资源、调查研究、软件使用

陆建鑫: 论文构思、获取资助、监督指导、审阅与修订

Semi-Supervised Deep Learning for Aggregate Segmentation and 3D Reconstruction of Concrete from CT Images

Ji Duoduo¹, Fan Dingqiang², Lv Xuesen³, Li Wang¹, Lu Jianxin⁴

(1. State Key Laboratory of Silicate Materials for Architectures, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Department of Civil and Environmental Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Kowloon, Hong Kong 999077, China; 3. School of Chemistry and Chemical Engineering, Guangxi University, Nanning 53000, Guangxi, China; 4. School of Intelligent Civil and Marine Engineering, Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen 518055, Guangdong, China)

Extended Abstract

Introduction X-ray computed tomography (CT) is an important non-destructive technique for analyzing the microstructure of cement-based materials, which can characterize aggregate distribution, pore structure and interfacial transition zone. The accuracy of subsequent 3D reconstruction and quantitative analysis is highly dependent on the quality of image segmentation. However, concrete CT images generally have some problems such as low contrast between aggregate and matrix, blurred boundary and strong noise, which seriously limit the effect of conventional segmentation methods such as threshold method.

Deep learning performs well in complex image segmentation, but its training relies on large-scale and high-quality labeled data sets, while CT image labeling is difficult and time-consuming. In practice, there are often only a few labeled slices, leading to insufficient generalization ability and unstable performance of the model, especially in low contrast and fine structure areas. To solve the contradiction between model complexity and data availability, it is necessary to develop efficient learning strategies that can make full use of unlabeled data.

This paper was to propose a semi-supervised deep learning framework for automatic segmentation and three-dimensional reconstruction of concrete CT images. This method could effectively utilize a small number of labeled slices and a large number of unlabeled slices based on U-Net segmentation model and self-training mechanism. Through pseudo-label generation and confidence filtering, the boundary recognition and structural consistency under low contrast conditions could be improved.

Methods The proposed framework consisted of three stages, i.e., initial supervised training, pseudo-label generation, and iterative semi-supervised optimization.

Firstly, U-Net was used as a backbone model, and its encoder-decoder structure was combined with jump connection, thus extracting high-level semantic and fine spatial features at the same time. The initial segmentation ability was obtained with 42 manually labeled CT slices, combined with Dice loss and binary cross entropy loss for training.

Secondly, the trained model was applied to 2000 unlabeled CT slices to generate pixel-level prediction and probability maps. Through the confidence threshold, the high-reliability region was retained as a pseudo-label, and the low-confidence region (usually near the fuzzy boundary) was excluded. After morphological operation, the isolated noise was removed, and the boundary continuity was improved.

Finally, the filtered pseudo-labels were merged with the original labeled data to form an augmented training set. The model was iteratively retrained on this mixed set, with labeled data providing stable supervision, and pseudo-labeled data supplementing structural information. Also, the learning rate attenuation strategy was introduced to ensure the stability and convergence of training. The Dice coefficient and the intersection-union ratio (IoU) were used to evaluate the segmentation performance.

Results and discussion The performance of manual annotation quality and initial supervision model is evaluated. The marking mask can be close to the aggregate boundary in different scales, indicating great marking consistency and reliability. The U-Net model trained with only 42 labeled slices can quickly learn the discriminant characteristics of aggregate and matrix, and obtain a better verification performance (i.e., the optimum verification Dice = 0.860 6). However, in low contrast and complex structure areas, the performance still fluctuates, indicating that the generalization ability is limited when the training data is extremely limited.

The semi-supervised learning strategy significantly improves the performance of the model. The pseudo-label visualization shows that the high confidence region is highly consistent with the actual aggregate distribution, and the uncertainty mainly appears at the aggregate-matrix interface. With iterative training, the indicators further improve. The Dice, IoU and accuracy of the final model (S-40) reach 0.971 2, 0.944 0 and 0.982 0, respectively, which are 11.7 %, 22.7 % and 7.4 % higher than the fully supervised baseline, respectively, and the loss is reduced by 82.9 %. These results show that high-confidence pseudo-labels can effectively enhance feature learning without compromising training stability.

Three-dimensional reconstruction demonstrates that the proposed semi-supervised framework effectively preserves the spatial continuity and geometric integrity of aggregate particles. Compared with the fully supervised baseline, the reconstructed aggregates exhibit markedly fewer adhesion artifacts, better-defined particle boundaries, and more complete representations of fine aggregates and complex interfaces. These improvements enable reliable quantitative characterization of aggregate morphology, connectivity, and spatial organization, demonstrating that the proposed segmentation framework provides high-fidelity input for three-dimensional reconstruction.

Quantitative analysis reveals that aggregate volumes follow a log-normal distribution and exhibit a pronounced surface area–volume scaling relationship (*i.e.*, $A \propto V^{\frac{2}{3}}$), reflecting the geometric self-similarity of the reconstructed particles. Large particles contribute most of the total aggregate volume, whereas smaller particles occupy the interstitial spaces to form a dense skeleton-filling structure. The reconstructed aggregates are uniformly distributed throughout the specimen without evident segregation, and the extracted morphological descriptors yield a mean sphericity of 0.757, indicating moderate particle roundness while preserving angular characteristics. Collectively, these findings validate the reliability of the proposed reconstruction framework and provide a robust basis for quantitative three-dimensional microstructural characterization and aggregate gradation analysis.

Conclusions This paper proposed a semi-supervised deep learning framework for concrete CT image segmentation and 3D reconstruction. This method effectively overcame the difficulties caused by limited labeled data and low imaging contrast *via* combining pseudo-label learning with U-Net architecture. The results showed that the model converged stably, the segmentation accuracy improved significantly, and an effective balance between manual labeling and high-precision microstructure analysis could be achieved. The framework could provide an extensible solution for the intelligent characterization of cement-based materials and have application prospects in the field of digital engineering.

Keywords semi-supervised learning; X-ray computed tomography image segmentation; U-Net; pseudo-label; 3D reconstruction; cement-based materials