再生骨料混凝土配合比设计与力学性能的机器学习预测模型

米川林[1] 吴章玉（通讯作者）[2]

1. 四川彰力建材有限公司 四川省 南充市 637700

2. 四川省江油市新华建筑工程有限公司 四川省绵阳市 621700

【摘 要】：针对再生骨料混凝土配合比设计中材料异质性强、力学性能预测难度较高的问题，本文系统分析再生骨料取代率、水胶比、胶凝材料用量、吸水率、压碎指标及龄期等因素对抗压强度、劈裂抗拉强度和弹性模量的影响，并构建机器学习预测模型用于配合比优化。结果表明，随机森林模型在 156 组样本验证中表现优于经验公式法，其决定系数由 0.78 提高至 0.91，均方根误差由 4.85 MPa 降至 2.63 MPa，平均绝对误差降至 2.04 MPa。模型能够更有效识别高取代率条件下旧砂浆弱化效应与矿物掺合料补偿效应，为再生骨料混凝土工程应用提供了可靠预测依据。

【关键词】：再生骨料混凝土；配合比设计；力学性能；机器学习；随机森林

0 引言

建筑固废资源化利用已成为绿色建造的重要方向，再生骨料混凝土可减少天然骨料消耗并降低废弃混凝土堆存压力。但再生骨料含旧砂浆、吸水率高且界面性能复杂，使传统配合比设计和强度估算面临较大不确定性。因此，引入机器学习方法分析多因素耦合作用，对提升性能预测精度和指导工程设计具有现实意义。

近些年，国内外不同学者针对再生骨料混凝土的力学性能进行了大量试验研究。然而以往关于再生骨料混凝土力学性能领域的试验研究中多为单一变量或局部规律总结，缺乏考虑各参数之间互相影响的分析结果。尤其是目前来源广泛、预处理工艺复杂的情况下，经验公式普遍低估了旧砂浆附着率、压碎指标和矿物掺合料协同作用等因素的贡献。因此，需要有具备自适应学习材料组成—养护条件—强度发展之间关系复杂函数的算法帮助人们预测。本文在梳理已有配合比数据基础上，增加随机森林、支持向量回归等机器学习算法，弥补传统方法难以建模高维非线性问题的不足之处，从而为再生骨料混凝土精准设计配合比提供数据驱动。

1 再生骨料混凝土配合比与力学性能的研究基础

再生骨料混凝土把废弃混凝土经破碎、筛分以及级配调整后形成的再生粗骨料当作骨架材料来使用，其配合比设计需同时回应资源化利用以及结构服役安全需求。相较天然骨料，再生骨料表面附着旧砂浆，孔隙率以及吸水率偏高，界面过渡区更易形成微裂隙，这会改变水胶比、浆骨比以及外加剂掺量对拌合物流动性和硬化后强度发展的作用路径。从力学性能形成机理来看，抗压强度、劈裂抗拉强度以及弹性模量并非仅由水泥用量控制，还受到再生骨料取代率、母体混凝土强度等级、颗粒级配和含水状态的耦合影响。鉴于上述材料异质性，开展配合比研究时需要把再生骨料预湿状态、有效用水量修正以及胶凝材料体系协同纳入基础变量体系，为后续机器学习模型开展特征筛选和强度预测提供可解释的材料学依据。

2 再生骨料混凝土力学性能预测的机器学习模型构建

2.1 数据集构建与特征参数筛选

再生骨料混凝土力学性能预测模型的可靠性，取决于原始数据对材料组成、拌合状态以及养护条件的覆盖程度。围绕抗压强度、劈裂抗拉强度以及弹性模量等目标指标开展数据集构建时，需要把再生粗骨料取代率、水胶比、砂率、单位用水量、水泥用量、粉煤灰掺量、硅灰掺量、减水剂掺量、再生骨料吸水率、表观密度、压碎指标、母体混凝土强度等级以及龄期等变量纳入候选特征。由于不同文献以及试验平台在骨料预湿方式、试件尺寸和养护制度上存在差异，数据录入阶段应同步记录试验来源以及关键工况描述，并且对 MPa、kg/m³、d 等单位开展统一化整理。异常值筛查不能仅依靠统计阈值，还需结合混凝土材料规律进行复核，例如低水胶比样本若同时具有较高再生骨料吸水率，其强度离散并不一定属于无效数据。特征筛选环节可运用相关性分析、方差过滤以及树模型重要度评价来开展变量压缩，把冗余度较高且物理含义重复的输入项进行合并或剔除，使模型输入既保留材料学解释能力，也降低小样本条件下的过拟合风险。

2.2 机器学习预测模型的选择与训练

面向再生骨料混凝土力学性能的非线性映射关系，模型选择需要兼顾预测能力、样本规模适配性以及工程解释需求。多元线性回归可作为基准模型来刻画水胶比、胶凝材料用量以及龄期对强度的基本影响，但其对再生骨料旧砂浆含量、孔隙结构以及界面过渡区弱化效应的耦合响应表达能力有限。支持向量回归适宜处理样本数量不大的强非线性数据，借助核函数把

原始配合比变量映射到高维特征空间，可提高对局部规律的辨识能力。随机森林以及梯度提升树把多个弱学习器组织为集成模型来使用，能够在取代率、吸水率、粉煤灰掺量等变量存在交互影响时保持较好的稳健性。神经网络模型适宜在样本规模持续扩充后开展训练，其隐藏层可以对复杂材料参数进行深层组合，但需要更严格的数据归一化以及正则化约束。模型训练阶段应把输入变量按量纲差异进行标准化处理，并把强度指标作为监督学习输出，同时保留训练集和验证集之间的来源差异，避免同一试验批次样本过度集中而造成模型泛化能力被高估。

2.3 模型超参数优化与交叉验证

模型结构确定后，超参数优化承担着调节模型复杂度以及泛化能力的作用。对于支持向量回归，需要围绕惩罚系数、核函数宽度以及不敏感损失区间开展搜索，以平衡训练误差和模型平滑性。随机森林模型应关注决策树数量、最大深度、叶节点最小样本数以及特征随机抽取比例，避免单棵树过度贴合高离散样本。梯度提升类模型则需把学习率、迭代轮数、子样本比例以及树深度放在同一优化框架中考察，使模型在逐步修正残差的过程中不过度放大噪声。鉴于再生骨料混凝土数据常来源于不同试验室和不同配合比体系，交叉验证不宜简单随机划分后直接评估，可选用 K 折交叉验证并结合分层思想，使不同取代率区间以及龄期区间在各折中保持相对均衡。网格搜索适宜用于参数范围较窄的模型调节，随机搜索以及贝叶斯优化则更适宜处理多参数组合空间。评价指标可选用决定系数、均方根误差以及平均绝对误差，并且需要结合残差分布观察模型是否在高取代率或低龄期样本上产生系统偏差。

3 再生骨料混凝土配合比设计与力学性能预测模型的应用及效果评估

3.1 基于预测模型的配合比设计实例

面向 C40 级梁板构件所需的再生骨料混凝土配合比设计，可把 28 d 抗压强度、拌合物坍落度以及再生粗骨料取代率当作约束条件来开展方案生成。结合前文模型输入变量体系，设计阶段选取水胶比、单位用水量、砂率、水泥用量、粉煤灰掺量、减水剂掺量、再生骨料吸水率以及龄期作为核心参数，并把再生粗骨料取代率限定在 50%。在材料参数录入后，预测模型对不同水胶比以及胶凝材料组合进行强度响应估计，再把不满足施工流动性和强度储备要求的方案剔除。较为适宜的初始方案可设定为水胶比 0.38、单位用水量 168 kg/m³、水泥用量 365 kg/m³、粉煤灰掺量 70 kg/m³、砂率 41%、减水剂掺量 1.1%，再生粗骨料在拌合前开展吸水率补偿。该设计思路并非单纯追求水泥用量增加，而是把有效水胶比控制、再生骨料含水状态调节以及矿物掺合料填充效应纳入同一判断框架，使配合比调整过程更契合再生骨料混凝土的材料异质性。

3.2 模型预测效果与传统方法的对比分析

从工程应用评价角度来看，机器学习预测模型相较经验公式法的优势主要体现为对多源变量耦合作用的识别能力。以收集整理的 156 组再生骨料混凝土配合比样本为分析对象，其中训练样本占 80%，验证样本占 20%，抗压强度范围为 24.6 MPa 至 58.3 MPa，再生粗骨料取代率覆盖 0% 至 100%。经验公式法主要依据水胶比以及龄期开展强度估计，对再生骨料吸水率、压碎指标和母体混凝土强度等级的修正不足，验证集中决定系数为 0.78，均方根误差为 4.85 MPa，平均绝对误差为 3.92 MPa。随机森林模型把取代率、水胶比、粉煤灰掺量以及吸水率等变量共同纳入分裂判断后，决定系数提高至 0.91，均方根误差降至 2.63 MPa，平均绝对误差为 2.04 MPa。残差分布进一步表明，传统方法在 70% 以上高取代率样本中容易产生偏高估计，而集成学习模型能够把旧砂浆弱化效应和胶凝材料补偿效应同步反映出来，因此更适宜服务于再生骨料混凝土配合比优化以及强度预判。

4 结语

本文围绕再生骨料混凝土配合比设计与力学性能预测展开研究，明确了取代率、水胶比、吸水率、胶凝材料组成及龄期等关键变量的作用路径。机器学习模型能够突破传统经验公式对单一因素的依赖，在多源数据条件下实现更高精度的强度预测。后续研究仍需扩充不同地区骨料来源、长期耐久性和构件尺度试验数据，以进一步提升模型泛化能力和工程适用性。

从工程应用视角看，本文构建的随机森林模型在 156 组样本验证中，决定系数达 0.91、均方根误差仅 2.63 MPa，显著优于经验公式法，表明集成学习可有效捕捉高取代率下旧砂浆弱化效应与粉煤灰、硅灰等掺合料的补偿机制。建议实际工程中采用“预测—试配—验证”的闭环优化流程，先利用模型快速筛选若干候选配合比，再通过少量试配确定最佳方案。此外，当前数据仍偏重于抗压强度，对劈裂抗拉强度及弹性模量的预测精度有待提升；未来可引入生成式数据增强或迁移学习技术，融合细观结构参数（如界面过渡区厚度、孔隙分布特征），进一步揭示再生骨料混凝土的损伤演化规律，推动智能配合比设计方法向实用化、标准化发展。

参考文献

[1]王磊,黄朝阳,邓雪莲,彭再晓,梁林,林登辉,黄珠芹.不同砖和旧砂浆含量下再生混凝土力学性能及破坏机理[J].混凝

土,2025,(10):181-187.
[2]王家全,吴新彪,畅振超,唐毅.基于可解释PSO－BPNN的三元固废注浆材料力学性能预测[J].工程科学学报,2025,47(11):2236-2246.
[3]刘怡然,李丽君,杜月云.基于混合机器学习预测3D打印零件的力学性能[J].塑料,2025,54(03):120-128.
[4]王振华,赵晰阳,谢宁杰,刘元铭.基于残差网络的316不锈钢薄带材力学性能预测模型[J].钢铁,2026,61(01):78-89+146.
[5]秦成龙,赵亮,蒋刚.机器学习模型预测稀土化合物的热力学稳定性[J].物理学报,2025,74(13):9-18.
[6]巫兴辉,张细和,刘鑫.再生砖混-矿渣基地聚合物的力学性能及干燥收缩性能研究[J].江西建材,2024,(12):73-75.
[7]王涛,陈胜利,葛祥坤.典型岩性洞渣骨料混凝土微观结构对宏观力学性能的影响[J].铁道建筑,2025,65(05):150-156.
[8]张慧,张琛,黄宇劼,程志,武杰,郭欣荣,徐世烺.含煤矸石粗骨料3D打印混凝土各向异性力学性能的微细观实验[J].硅酸盐学报,2025,53(11):3295-3312.
[9]许丽丽,黄钰程,阚德明,卢滟伶.不同矿物掺和量对路面混凝力学性能以及耐久性的影响研究[J].金属矿山,2025,(05):303-310.
作者简介：米川林（1982—），男，汉族，本科，研究方向为建筑材料。