

再生骨料混凝土徐变行为的关键影响参数及预测模型研究进展

高 畅¹, 蒋志鹏², 罗楚钰², 汤金辉², 胡张莉², 王 磊¹, 刘加平²

(1. 长沙理工大学土木工程学院, 长沙 410114; 2. 东南大学材料科学与工程学院, 南京 211189)

摘 要: 再生骨料混凝土徐变是其结构长期性能评判的一个重要时变指标, 但其徐变行为显著大于普通混凝土, 严重影响结构长期性能。本文将从再生骨料混凝土徐变行为的关键影响因素、微观作用机理及预测模型 3 个方面概述再生骨料混凝土材料的徐变特性研究进展。本文系统综述了材料组分、配比设计、环境因素等关键因素作用下的再生骨料混凝土徐变性能, 并基于最大相关性分析方法及关键因素耦合作用分析, 发现再生骨料残余砂浆含量、吸水率及母体混凝土水灰比是影响徐变的关键材料因素。在微观层面上, 从物化作用、水化产物、微观结构等角度, 分析概述了导致再生骨料混凝土相较于普通混凝土更为显著徐变的内部机理, 主要源于其内部 C-S-H 凝胶的黏滑效应、双重 ITZ 的应力集中及骨料-基体间相互作用所致。关于再生骨料混凝土徐变预测, 本文系统总结了相关徐变模型, 包括经典解析式模型、修订的再生骨料混凝土徐变模型、神经网络模型等, 并分析了各个模型优缺点及适用性。最后, 讨论当前再生骨料混凝土徐变性能及预测研究的不足及发展趋势, 未来可结合多尺度仿真、智能算法与动态数据库, 建立再生骨料质量-徐变性能关联体系, 发展界面修复技术与寿命预测方法, 以推动再生骨料混凝土的高性能化应用。

关键词: 再生骨料混凝土; 徐变行为; 预测模型; 机器学习

中图分类号: TU528 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2026)05-1685-14

网络出版时间: 2025-08-01



随着我国城镇化建设的快速推进, 混凝土需求量不断攀升, 再生骨料混凝土材料的研发与应用有助于减少自然资源的消耗, 解决因废弃物填埋所造成的土地污染问题^[1-2]。再生骨料混凝土是通过将混凝土废料进行破碎、筛选和混合从而获得再生骨料, 然后进行部分或完全替代天然骨料制备得到^[3-4]。

徐变行为作为水泥基材料的关键性能之一, 对工程安全起着至关重要的影响。徐变变形的持续发展可能引发构件开裂, 使钢筋外露, 进而加速钢筋锈蚀, 最终损害结构强度和耐久性^[5-6]。相对于普通混凝土, 再生骨料混凝土具有更为显著的徐变变形^[7]。混凝土黏性流动理论认为, 普通混凝土徐变较小的原因是粗骨料有效限制了水泥浆变形, 而再生骨料由于表面附着硬化砂浆, 刚度不足以对水泥浆体变形进行完全限制, 导致徐

变变形增大^[5-7]。此外, 再生骨料在破碎过程中形成微裂纹, 逐渐扩大导致高孔隙率和高吸水性, 进一步恶化了混凝土徐变变形^[8]。徐变作为混凝土长期性能的一个重要时变性能指标, 对桥梁、基础、建筑等工程起到至关重要的影响。因此, 准确评估徐变行为对再生骨料混凝土结构长期性能研究及其推广应用十分关键。

目前, 学者们已通过试验证实了各影响因素与再生骨料混凝土徐变的密切联系^[4-11]。然而, 这些因素与徐变之间呈现出的复杂非线性关系, 目前仍无法用明确的理论公式表示^[9]。针对再生骨料混凝土徐变的研究多依赖于试验以及半经验半理论、全经验模型, 并且混凝土中再生骨料、砂浆和孔隙的随机分布对混凝土性能带来很大影响^[10-11]。再生骨料在前期破碎处理过程中产生的新微观结构与表面特性以及旧混凝土性质的差异, 导致其性能表现出

收稿日期: 2025-03-31。 修订日期: 2025-05-06。

基金项目: 国家杰出青年科学基金项目(52425802); 国家自然科学基金重大项目(52293432); 国家自然科学基金(52308233); 高性能土木工程材料国家重点实验室开放课题(2023CEM002); 高速铁路建造技术国家工程实验室开放课题(HSR202101)。

第一作者: 高 畅(1991—), 女, 博士。

通信作者: 王 磊(1979—), 男, 博士, 教授。

Received date: 2025-03-31. Revised date: 2025-05-06.

First author: GAO Chang (1991—), female, Ph.D.

E-mail: gc812@csust.edu.cn

Correspondent author: WANG Lei (1979—), male, Ph.D., Professor.

E-mail: Leiwang@csust.edu.cn

较大的不确定性, 增大了材料长期性能借助传统力学理论进行表达的难度^[8]。

鉴于再生骨料混凝土材料质量本身的复杂性以及不确定性, 传统徐变预测方法具有耗时与经济性差等问题^[11–12]。为了改善这一状况, 学者们引入机器学习技术进行混凝土徐变等性能预测, 包括支持向量回归(SVR)、反向传播神经网络(BPNN)等算法用于预测再生骨料混凝土强度^[12–14]、混凝土徐变^[15–17]及耐久性^[18–19]等, 以期得到泛化能力较好的预测模型。而机器学习算法用于再生骨料混凝土徐变预测模型的建立还存在以下问题: 1) 现有预测模型所涉及的影响因素有限; 2) 针对徐变开展的相关试验研究成果较少; 3) 已有机器学习模型的适用性不足; 4) 模型的预测机制不够完善。

为此, 有必要深入探究再生骨料混凝土材料的徐变效应, 本文将从徐变行为的关键影响因素、徐变机理及预测模型 3 个方面系统地综述再生骨料混凝土徐变性能的研究进展, 徐变特性包括材料组分、配比设计、环境因素等对再生骨料混凝土徐变性能的影响规律; 徐变机理从微观角度出发, 阐述再生骨料的特性等因素导致其相较于普通混凝土的徐变变形增大成因; 并评估了现有再生骨料混凝土徐变预测的力学模型、解析式模型及神经网络模型等预测方法的精度及效率, 讨论和展望再生骨料混凝土徐变性能及模型优化的未来趋势。

1 再生骨料混凝土徐变特性研究进展

本节将从材料组分、配比设计及环境因素 3 个方面, 概述其对再生骨料混凝土徐变特性的影响规律。

1.1 材料组分对再生骨料混凝土徐变性能的影响

从再生骨料品质(残余砂浆含量、再生骨料表观密度与吸水率)、胶凝材料体系、矿物掺合料种类、外加剂和纤维、母体混凝土品质等材料组分 5 个方面, 概述不同材料组分对再生骨料混凝土的收缩徐变性能带来的影响, 参数汇总如图 1 所示。

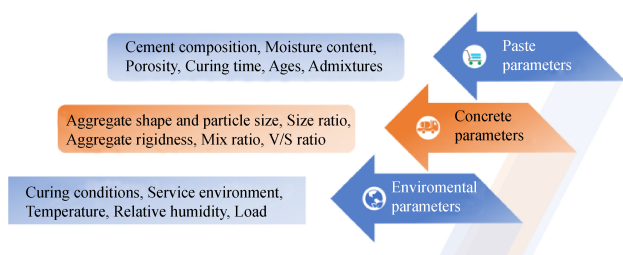


图 1 再生骨料混凝土徐变影响因素

Fig. 1 Parameters affecting the creep of recycled aggregate concrete

再生骨料品质对再生骨料混凝土徐变性能的影响主要体现在物理特性、微观结构和界面行为 3 个方面^[20–21]。物理特性层面主要包括再生骨料的吸水率及孔隙率指标, 是引起再生骨料混凝土徐变增加的主要因素。微观结构层面表现为再生骨料表面附着有旧砂浆, 其含量增加引发的骨料-砂浆界面过渡区(ITZ)数量增加, 而 ITZ 区微裂纹密度较多、弹性模量较低, 软质 ITZ 区会导致应力集中, 使徐变速率提高 30%~50%^[21–23]。界面行为方面表现在时变劣化, 即由于 ITZ 区孔隙连通性较高, 通常为砂浆的 2~3 倍, 从而加速水分迁移^[24–26]。再生骨料品质对再生骨料混凝土徐变特性的影响情况具体如下:

1) 残余砂浆含量。旧砂浆含量是再生骨料混凝土相较于天然骨料混凝土徐变增大的主要原因之一^[27–29]。肖建庄等^[30]研发的再生骨料颗粒整形技术(见图 2), 通过“高速自击与摩擦”原理去除薄弱老砂浆, 改善颗粒形状, 显著提高再生骨料品质, 经试验验证Ⅲ类再生粗骨料经颗粒整形后, 可达到国家标准对Ⅰ类再生粗骨料的要求。部分学者采用强化附着砂浆法, 即通过聚合物、硅酸钠、微粉、二氧化碳和微生物强化等化学和生物方法^[31–33]对再生骨料表层硬化砂浆进行强化处理。Pedro 等^[34]则是采用去除附着砂浆法, 即通过机械碾磨、微波加热、超声水洗和酸浸泡等物理方法进行再生骨料表层附着砂浆去除。试验证实了该方法可以提高再生骨料混凝土强度 7%~15%, 当残余砂浆量降低 18% 时, 再生骨料混凝土干燥徐变下降 26.7%^[35]。

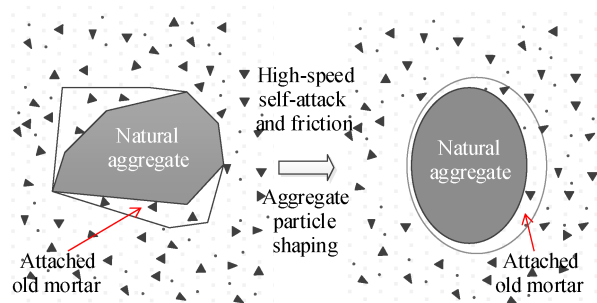


图 2 再生骨料残余砂浆颗粒整形

Fig. 2 Recycling aggregate residual mortar particle shaping

2) 再生骨料表观密度与吸水率。再生骨料有着更低的表观密度和更高的吸水率, 均是作为评估再生骨料混凝土长期性能的关键因素。Domingo 等^[20]表明, 混凝土密度随着再生骨料取代率增加而降低。Brito 等^[36]对不同表观密度及吸水率的再生骨料混

凝土徐变性能展开系统研究, 得到再生骨料混凝土徐变与骨料加权平均吸水率及加权平均表观密度之间均呈线性关系。

3) 母体混凝土品质。原母体混凝土性质的不同对徐变产生的影响同样值得关注, 主要包括母体混凝土的原始强度、孔隙率、ITZ 区发育程度、碳化深度及损伤历史等关键指标^[37-39]。在强度方面, 母体混凝土强度越低, 破碎后骨料表面附着砂浆越多(质量占比可达 40%)。这些疏松砂浆层在再生骨料混凝土中形成双重 ITZ(新浆体-旧砂浆-骨料), 使徐变应变增加 30%~50%。母体混凝土碳化(CO₂侵蚀)会显著改变其微观结构, 进而影响再生骨料的吸水行为和湿度调节能力, 导致其内部孔隙 pH 值降低、孔隙结构粗化, 加快其制备的再生骨料混凝土(RAC)的吸水速率, 特别是在相对湿度(RH)低于 60%环境下, 碳化再生骨料的湿度调节能力将失衡^[40]。另外, Ravindrarajah 等^[37]发现 RAC 徐变性能的较大差异来源于原母体混凝土水灰质量比的不同, 当水灰比从 0.25 提升到 0.60 时, 再生骨料混凝土徐变系数提高 33%。Geng 等^[38]在此基础上进一步研究了水灰比在 0.3~0.6 之间的母体混凝土和再生骨料混凝土徐变性能的不同, 结果表明, 二者水灰比的差异大小会显著影响再生骨料混凝土徐变变形, 母体混凝土水灰比甚至超过了再生骨料混凝土水灰比对其徐变的影响。因此, 母体混凝土品质通过力学遗传、湿度调控和界面演化 3 条路径显著影响再生骨料混凝土徐变。建议优先选用 C40 以上非碳化母体混凝土以制备再生骨料, 并结合骨料改性与矿物掺合料实现其徐变可控。

4) 矿物掺合料。矿物掺合料包括粉煤灰、粒化高炉矿渣粉和硅灰等, 通过适当添加矿物掺合料, 将实现对再生骨料混凝土中的水化产物调控、孔隙结构优化及 ITZ 界面强化 3 大途径, 进而限制徐变变形发展。黄海生等^[41]采用取代 40%质量分数水泥含量的粉煤灰制得再生骨料混凝土, 其总徐变度下降 15.6%, 而当粉煤灰掺量大于 50%质量分数, 徐变度反而增加, 进一步得到粉煤灰和矿粉复掺, 可实现总徐变度减小 13.8%~23.8%, 抑制作用更为明显。3 种典型矿物掺合料对再生骨料混凝土徐变的影响作用如表 1 所示^[39-40, 42-44], 不同矿物掺合料因其活性、颗粒尺寸的不同, 最优掺量范围亦不相同, 影响作用也有所变化。最新研究显示, 通过纳米改性掺合料或碱激发矿渣体系等化学激发技术等可实现 RAC 徐变的大幅降低。

表 1 典型矿物掺合料对再生骨料混凝土徐变的影响作用
Table 1 Effect of typical mineral admixture on RAC creep

Typical SCMs	Optimum dosage (Mass fraction)	Effects on Creep of RAC
Fly Ash	20%~30%	RAC creep coefficient increase 0.15~0.20 early and decrease 0.25~0.35 later
GGBS	30%~50%	RAC creep coefficient decrease 0.3~0.5
Silica Fume	5%~10%	RAC creep rate decrease early and increase later

1.2 配比设计对再生骨料混凝土徐变性能的影响

配比设计作为徐变研究的一个方面, 就是要找出再生骨料混凝土各组分的理想比例。鉴于再生骨料具有高吸水性、高孔隙率以及内部存在着许多裂隙, 将再生骨料混凝土的配比设计与一般混凝土配比设计不做区分, 很可能导致所制备的再生骨料混凝土性能降低, 出现高渗透性和低弹性模量现象^[45]。为此, 研究者从水灰比和骨料取代率 2 个参数出发, 进行参数调整, 充分考虑了再生骨料高吸水性和附着在表面的砂浆含量, 以此避免对徐变测量的潜在干扰^[23, 44]。关于再生骨料混凝土配比设计, 其中涉及 3 个核心指标: 水灰比、再生骨料取代率及制备工艺。

1) 水灰比设计。在研究水灰比设计时, 一些研究者选择采用饱和面干法和附加水法。饱和面干法是在拌合前将再生骨料浸入水中至表面干燥来控制水灰比, 从而降低对徐变性能研究的负面影响^[37, 42]。这种方法有助于评估再生骨料的吸水性能, 提供吸水率对再生骨料混凝土徐变行为影响的具体机理。而附加水法是根据再生骨料吸收的自由水量, 进行额外添加相应水量来弥补这部分损失。通过精准控制这部分外加水量, 可以起到积极的作用, 例如可以通过填充骨料孔隙和降低孔隙压力, 进而减小徐变。

2) 再生骨料取代率。再生骨料取代率是再生骨料混凝土收缩徐变研究中的一个关键参数, 它衡量了混凝土垃圾经破碎和筛分出的再生骨料替代天然骨料的程度。已有研究^[5, 20-24, 46]证实了再生骨料取代率的增加会导致徐变变形的增加。推测其原因可能出自母体混凝土, 经破碎得到的再生骨料表面黏附有大量的残余硬化砂浆, 与骨料交界处形成双重界面过渡区, 从而导致再生骨料刚度降低, 进而降低其抵抗变形的能力^[25-26]。后续多名学者^[25, 27-28]通过试验证实了这一结论的正确性。而传统替换方法忽略了再生骨料相较天然骨料表面所附着的旧砂浆, 导致砂浆总量增加, 引起徐变变形增加^[43]。

Fathifazl 等^[35]提出等体积砂浆法,即再生骨料混凝土与普通混凝土具有相同的砂浆总体积。霍俊芳等^[42]通过对比得出传统替代法和等体积砂浆法徐变度较普通混凝土分别增加了 6.5%和降低了 23.3%。由此可见,等体积砂浆法减少了新拌砂浆量,进而有效抑制徐变发展。

3) 制备工艺。目前再生骨料混凝土配制方法包括再生骨料饱和面干法(PMA)、两阶段拌合法(TSMA)、等量砂浆含量法(EMV)与直接加水法(MWC)等,具体制备过程如图 3 所示,以提高再生骨料混凝土基本力学性能或简化其配制过程。为了便于实现再生骨料混凝土在结构工程领域的商品化。王庆贺等^[30]采用两阶段拌合法(TSMA)与饱和面干法(PMA)分别配制再生骨料混凝土,对比其收缩性能,TSMA 法可最大降低 4.7%,建议工程应用中采用更为简便的 TSMA 法。高畅等^[2]采用超声振动法与 TSMA 法分别制备改性再生骨料混凝土,实验室结果表明,超声振动从骨料碰撞打磨及加速水化反应等角度明显改善再生骨料混凝土界面过渡区及微观堆积结构,特别是 TSMA 结合超声振动对其性能改善效果明显。

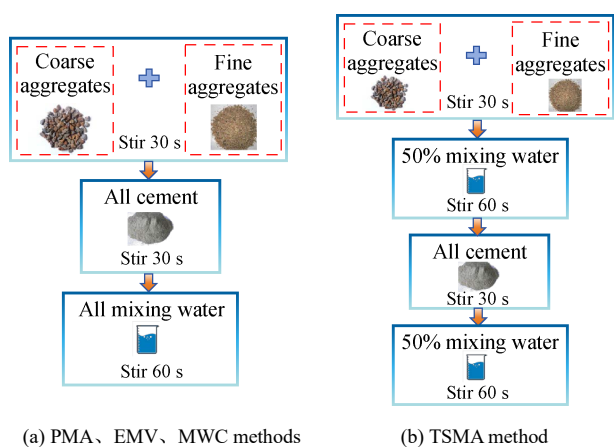


图 3 再生骨料混凝土制备方法

Fig. 3 Mixing method of RAC

1.3 环境因素对再生骨料混凝土徐变性能的影响

环境因素包含相对湿度、温度、二氧化碳浓度及养护条件。从普通混凝土研究中可以得到,环境因素对混凝土材料徐变的影响巨大,进一步研究表明,混凝土材料对再生骨料混凝土徐变行为的影响规律与普通混凝土相似,并进一步放大徐变变形。

1) 湿度和干燥条件。经研究发现,环境相对湿度改变对再生骨料混凝土徐变行为存在一定影响,该变化趋势与普通混凝土基本一致。低湿度

会加速混凝土内部水分的蒸发,导致毛细孔压力增大,加剧徐变变形。再生骨料孔隙率较高,吸水性更强,在干燥环境中更易失水,徐变增大。而高湿度可延缓水分流失,减少徐变。但再生骨料若长期处于饱和状态,因内部微裂缝扩展可能导致长期徐变性能劣化^[20–23, 27–28, 35]。多数研究采用普通混凝土中相对湿度及干燥条件对徐变的影响表征对再生骨料混凝土徐变的影响^[20–21, 35]。赵木子等^[40]对不同相对湿度环境下,再生骨料 100% 取代的混凝土徐变进行模拟分析,得到环境相对湿度的提高可以实现徐变系数大幅降低,具体的,当环境相对湿度由 30% 增加到 70%,徐变系数降低 37.7%。

2) 温度变化。温度变化对再生骨料混凝土徐变行为影响的趋势与普通混凝土亦基本一致。在混凝土材料中,温度升高会加速水泥水化反应和水分迁移,短期内可能降低徐变,但长期高温可能引发骨料-砂浆界面过渡区(ITZ)的微裂缝扩展,特别是再生骨料混凝土 ITZ 种类及数量均有增加,将增加徐变变形^[20–23, 35]。另外,对于冻融循环条件,再生骨料由于孔隙多,在冻融作用下易产生内部损伤,也将导致徐变性能退化^[47]。

3) 二氧化碳养护。再生骨料混凝土表面孔隙率和裂缝的存在,导致养护方式的不同对其性能影响尤为显著。在再生骨料混凝土的二氧化碳养护过程中,二氧化碳可以有效渗入界面之间相对薄弱区域,并与该区域的氢氧化钙发生化学反应,形成碳酸钙。该产物不仅能够填充界面孔隙,还能显著减小孔隙率,加厚界面结构,改善徐变性能^[48]。

4) 碳化效应。大气中的二氧化碳(CO_2)渗透到混凝土内部,将引起混凝土材料的碳化效应,进而改变其内部的化学组成和微观结构。碳化会降低再生骨料混凝土孔隙溶液的碱度,可能使再生骨料-砂浆界面更脆弱,长期徐变增大^[49]。但碳化也可能使水泥石致密化,短期徐变减小,需结合时间尺度分析^[49–50]。

1.4 再生骨料混凝土徐变性能的影响因素相关性分析

如何准确预测各影响因素对混凝土徐变的影响机制是一个关键问题,而现有再生骨料混凝土徐变研究缺少各项参数的相对重要性信息,各影响参数与再生骨料混凝土徐变性能之间的关系及其影响机理尚不明确。本文通过总结文献并收集大量再生骨料混凝土徐变性能数据,采用最大信息相关性分析

方法,通过最大信息相关性系数(MIC)这一指标,定量表征各影响因素与再生骨料混凝土徐变度之间的最大信息相关性系数^[11]。为减少数据异质性影响,所列数据采用标准分数(Z-score)标准化方法进行了归一化处理。影响再生骨料混凝土徐变性能的参数众多,可以大致分为材料参数和环境参数。本研究共涉及 10 个材料影响参数和 2 个环境影响参数。材料影响参数包括粗骨料取代率、粗骨料吸水率、水灰比、水泥种类、减水剂、28 d 抗压强度比、名义尺寸、加载龄期的应力强度比、加载时的弹性模量和 28 d 弹性模量。环境影响参数包括加载龄期和相对湿度^[11]。

表 2 再生骨料混凝土各影响因素与其徐变度的 MIC 值
Table 2 MIC of each influencing factor and RAC creep

Influencing factors	MIC values
w/c ratio	0.476
w/a ratio	0.454
$t-t_0$	0.441
E_{cm}	0.388
$E_{cm}(t_0)$	0.379
Sp	0.339
δ/f_{cm}	0.318
f_{cm}	0.251
RCA	0.222
h_0	0.219
RH	0.213
Type	0.193

w/c ratio is the mass ratio of water and cement, w/a ratio is the water absorption of coarse aggregate, $t-t_0$ is the loading age, E_{cm} is the RAC elastic modulus under loading, $E_{cm}(t_0)$ is the RAC elastic modulus at 28d, Sp is the content of superplasticizer, δ/f_{cm} is then RAC stress-strength ratio under loading, f_{cm} is the RAC compressive strength at 28d, RCA is the replacement ratio of recycled coarse aggregate, h_0 is the nominal size of samples, RH is the relative humidity, Type is the type of cement.

MIC 值主要反映参数对结果的影响程度。本文利用 Python 中的 minepy 库进行 MIC 值计算,并得到数据集各影响参数与输出结果之间的 MIC 值。表 2 展示了 MIC 值从大到小排列得到的再生骨料混凝土徐变影响因素与再生骨料混凝土徐变的相关系数。图 4 通过柱状图的形式直观展示了各输入变量与徐变度之间的相关性强弱。最大相关性分析结果显示:与徐变度相关性较强的关键因素为水灰比、再生骨料吸水率和加载龄期,而试件名义尺寸、相对湿度和水泥种类与再生骨料混凝土徐变度的相关性较小,对徐变结果影响较小^[11]。

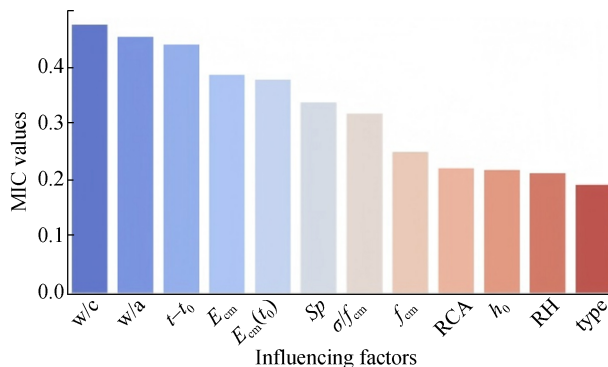


图 4 各影响因素与再生骨料混凝土徐变度相关性示意图
Fig. 4 Relevance of each influencing factor and RAC creep

1.5 各因素间耦合作用对再生骨料混凝土徐变的影响

再生骨料混凝土的徐变行为受材料参数、设计参数与环境参数的多维协同作用影响,各影响因素间存在非线性耦合关系。本文将从再生骨料特性与水灰比的协同优化、弹性模量与应力比的耦合作用机制,以及龄期-环境湿度-取代率三者的时变交互效应 3 个方面展开叙述,揭示再生骨料混凝土徐变行为的关键影响因素及控制策略。

1) 再生骨料特性与水灰比。再生骨料吸水率高(约为 3%~8%,天然骨料为 0.5%~2.0%),在制拌过程中存在争夺拌合水现象,若水灰比未调整,实际有效水灰比降低,导致早期水化不足(弹性模量下降 10%~15%),后期徐变因 ITZ 薄弱仍较高。基于此,建议采取粗骨料特性与水灰比协同优化方法,当吸水率>5%时,水灰比逐渐增加 0.05~0.10,并掺入减水剂补偿流动性,可减少徐变 20%~30%^[37, 42]。

2) 弹性模量与应力比。再生骨料混凝土加载时的弹性模量低于同配比条件下的天然骨料混凝土,通常低 20%~30%。这主要归因于再生骨料内部孔隙和薄弱 ITZ 的存在。当混凝土材料在低弹性模量状态下(如早期加载)承受高应力比(应力与强度之比>0.4)时,其徐变行为会呈现显著的非线性增长。研究表明,当应力比从 0.3 提升至 0.5 时,由于内部微观损伤累积及黏弹性响应增强,再生骨料混凝土徐变速率可能翻倍^[51-52]。因此,再生骨料混凝土在高应力比环境下,应尽量推迟加载龄期,以确保其弹性模量充分发展。

3) 加载龄期、环境相对湿度与再生骨料取代率。再生骨料混凝土的徐变行为受加载龄期、环境相对湿度(RH)和再生骨料取代率三者的协同影响,其交互作用呈现显著的时变特征^[27-28, 52-55]。当再

生骨料混凝土在早龄期(7 d)加载并暴露于低湿度($RH=50\%$)环境时, 其徐变变形较标准养护条件($RH=75\%$)可急剧增加 70%~90%, 这一现象在高取代率(50%)再生骨料混凝土中尤为显著。当加载龄期延长至 90 d, 并在高湿度($RH\geq 80\%$)环境中服役时, 再生骨料取代率对徐变的影响大幅减弱, 不同取代率混凝土的徐变差异缩小至 10%~15%^[23, 27–28]。这一耦合机制揭示了再生骨料混凝土徐变控制的时间窗口效应——通过合理设计加载时间与环境调控, 可大幅降低高取代率再生骨料混凝土的长期变形风险。

2 徐变微观机理

再生骨料混凝土的徐变微观机理与传统混凝土存在显著差异, 主要源于再生骨料的复杂微观结构和骨料–砂浆界面过渡区(ITZ)特性。通过 1.1 节关于再生骨料特性的阐述, 再生骨料由多相组成, 并且本身孔隙率高、存在微裂缝。诸上特征使再生骨料成为徐变的“活跃区域”, 尤其是长期荷载下。再生骨料混凝土的徐变机理主要体现在以下微观层面:

1) 老砂浆相的黏弹性行为。再生骨料表面附着的老水泥砂浆(含量 20%~40%)富含未水化水泥颗粒和 C-S-H 凝胶, 在应力作用下, 导致 C-S-H 凝胶层间吸附水迁移, 产生剪切变形^[56–58]。同时, 老砂浆的高孔隙率加速了水分向 ITZ 的迁移, 引发黏性流动^[58]。

2) 骨料–砂浆界面过渡区(ITZ)的弱化效应。再生骨料混凝土存在双重 ITZ: 老 ITZ(老砂浆与原骨料界面)与新 ITZ(新砂浆与再生骨料界面)。双重 ITZ 的协同作用, 成了应力集中区, 促进微裂缝扩展, 另外水分通过 ITZ 的渗透加速了徐变相关的扩散过程^[58–59]。

3) 骨料–基体相互作用。生骨料弹性模量较低(比天然骨料低 20%~40%), 导致大部分应力由水泥基体承担, 加剧基体徐变^[59–61]。并且, 骨料内部微裂缝在荷载下延伸至新砂浆基体, 形成贯通路径, 增大不可逆徐变。

4) 水分迁移机制。再生骨料的高吸水率(3%~10%)导致初始养护阶段内部湿度梯度显著, 长期荷载下水分从骨料孔隙向基体迁移, 引发收缩徐变耦合效应。同时, 老砂浆中凝胶孔的吸附水在应力作用下向毛细孔迁移, 导致了浆体黏性变形^[62]。

现有关于再生骨料混凝土微观尺度的研究方法表现为“高分辨率显微观测→水化产物与化学分析→图像数字化与算法重构→数值模拟与细观力学模型→多尺度建模与机器学习→性能预测”的技术链

条, 从而揭示其微观结构缺陷, 发展优化再生骨料处理工艺等。如通过扫描电子显微镜(SEM)镜头下可以发现新旧砂浆由于长期碳化会造成界面过渡区结构松散、孔隙率大等特征^[59]。Dang 等^[62]结合 SEM 技术揭示了胶凝材料掺入矿渣得以改善过渡区孔隙结构的原因, 是水化生成了大量絮团状水化硅酸钙凝胶体及钙矾石。雷斌等^[63]采用图像采集和 Matlab 技术, 对再生骨料及新旧砂浆的疲劳损伤模型进行有限元数值模拟, 进一步验证了再生骨料混凝土在荷载作用下的破坏主要发生在骨料边界区域。一部分学者通过采用数字图像处理(DIP)、计算机断层扫描(CT)等图像技术结合计算机图像处理及相关算法重构骨料, 真实地反映再生骨料粒形及旧砂浆分布情况, 以用于细观建模(见图 5a)。另有学者选取老砂浆、新老界面区均匀包裹的椭球体、凸多面体来表征再生骨料, 以提高运算效率(见图 5b)^[60–61]。关于再生骨料混凝土徐变机理的研究将更为聚焦于多技术联用(如 SEM+AI)和动态原位表征技术, 融合人工智能与大数据驱动分析, 发展高效、跨尺度数值模拟技术, 实现再生骨料混凝土服役性能的动态仿真与寿命预测。

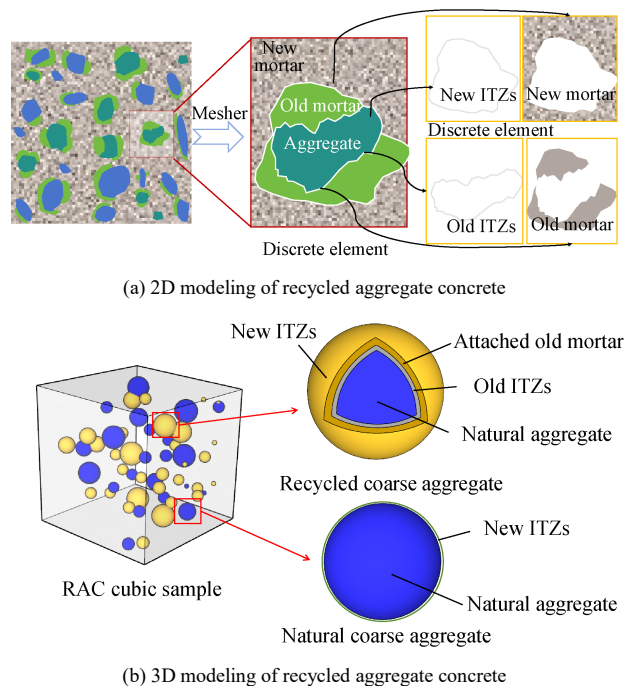


图 5 再生骨料细观建模方法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of mesoscopic modeling method of recycled aggregate

3 预测模型研究进展

3.1 传统徐变预测模型

为了更高效、经济地评估混凝土徐变行为, 基

于上述试验结果, 国内外学者提出了多种徐变预测模型, 并通过试验证实了徐变模型在特殊条件下是有效的。现有常用的再生骨料混凝土徐变预测模型, 包括半理论半经验预测模型(如 B3 模型^[64]和 B4 模型^[65])和纯经验预测模型(如 MC 2010 模型^[66]、ACI 209 模型^[67]和 GL2000 模型^[68])。

表 3 统计了上述经典模型中主要涉及的材料因素和环境因素, 具体包括骨料质量、水泥类型、水泥含量、水灰比等内部因素以及应力、计算龄期、环境温度和湿度等外界因素。考虑到预测模型所涉及的参数越多, 会导致模型形式越复杂, 进而限制了模型的推广应用, 有学者提出, 参考部分参数之间存在的关联, 建立部分参数与其他参数之间的相

关性, 在确保预测结果精度的同时, 可以减少参数的使用。

考虑到上述经典徐变模型的局限性, 学者们在此基础上, 建立了包含多个改进系数的新型预测模型。改进后的徐变模型主要考虑了再生骨料取代率^[35, 69-70]、母体混凝土水灰比^[38]、再生细骨料吸水率^[71]、残余砂浆弹性模量和长期变形^[21]、再生骨料受荷历史^[39]等徐变影响因素, 一定程度上提高了再生骨料混凝土徐变模型的预测准确性。表 4 总结了上述再生骨料混凝土徐变模型。由表 4 可知, Fathifazl 等^[35]在 ACI-209 模型的基础上引入残余砂浆系数。该改进模型存在简化假设, 且基于少量试验数据提出, 缺乏理论基础, 不具备较广的适用性。

表 3 经典徐变预测模型影响因素

Table 3 Influencing factors of classical creep models

Concrete creep models	Internal factors of concrete itself					External factors				
	Aggregate quality	Cement type	Cement content	Water-cement ratio	Void content	Stress	Ages	Humidity	Temperature	Section size
ACI-209					√	√	√	√		√
MC2010		√				√	√	√	√	√
GL 2000		√				√	√	√		√
B3	√			√		√	√	√	√	√
B4	√	√	√	√		√	√	√	√	√

表 4 再生骨料混凝土徐变改进模型

Table 4 Revised creep models of recycled aggregate concrete

Sources	Applicable aggregate types	Model fomula
Fathifazl <i>et al.</i> ^[35]	Only for RCA	$\frac{C_{RCA-concrete}}{C_{NAC}} = \left[\frac{1 - (1 - C_{RM}) \times V_{RCA}^{RCA}}{1 - V_{RCA}^{RCA}} \right]^{1.33}$
Geng <i>et al.</i> ^[38]	Only for RCA	$\frac{\phi_{RCA}}{\phi_{NAC}} = K_{RC} \left[1 + \frac{K_{w/c} \cdot r \cdot C_{RM} \cdot V_{RCA}^{RCA}}{1 - V_{RCA}^{RCA}} \right]^{1.33}$
Fan <i>et al.</i> ^[21]	Only for RCA	$K_{w/c} = \ln \left[\frac{2.12(w_{or}/c_{or})^2 - 0.52(w_{or}/c_{or}) + 0.16}{2.13(w/c)^2 - 1.28(w/c) + 0.31} \right]$
Geng <i>et al.</i> ^[72]	RCA and RFA	$C_{RAC-EC} = [1 - (1 - g_{om})^{\alpha_{om}}] C_{om} + (1 - g_{NAC})^{\alpha_{RAC-E}} - \alpha_{NAC} C_{NAC}$
		$\beta_c^R(t, t_0) = \left[\frac{(t - t_0)}{(\beta_H k_{r-\frac{\Delta w}{c}}) + t - t_0} \right]^{0.3}$
		$k_{r-\frac{\Delta w}{c}} = 87 \frac{\Delta w}{c} + 1$
		$\frac{\phi_{RAC}}{\phi_{NAC}} = k_{r-RP} \cdot k_{r-imp}$
		$k_{r-imp} = 1.3 + 1.5 V_{RCA}^{RAC} - 35 V_{RCA}^{RAC} (w_{re}/c)$

$\frac{C_{RCA-concrete}}{C_{NAC}}$ is the creep compliance ratio of RAC and NAC, $\frac{\phi_{RCA}}{\phi_{NAC}}$ is the creep coefficient ratio of RAC and NAC, C_{RM} is the content of attached old mortar, V_{RCA}^{RCA} is the volume fraction of RCA in RAC, K_{RC} and $K_{w/c}$ are the recoverable creep coefficient and water-cement ratio factor, respectively; V_{CA}^{RCA} is the volume fraction of total coarse aggregates in RAC, (w_{or}/c_{or}) and w/c are the water-cement ratio of parent concrete and RAC, respectively; C_{RAC-EC} , C_{om} and C_{NAC} are the creep compliance ratio of attached mortar, RAC and NAC; g_{om} and g_{NAC} are the volume fraction of attached mortar and coarse aggregate content of NAC, respectively; α_{om} , C_{RAC-EC} and C_{NAC} are the stiffness correlation coefficient of attached mortar, RAC and NAC, respectively; β_c^R and β_H are the creep development coefficient in modified EC model and ambient relative humidity coefficient, respectively; $k_{r-\frac{\Delta w}{c}}$, k_{r-RP} and k_{r-imp} are the creep development factor, residual cement paste coefficient and creep improvement factor, respectively; w_{re} is the total effective water contribution from RFA.

Geng 等^[38]在此基础上引入水灰比因子和可恢复徐变系数,充分考虑了母体混凝土水灰比和受荷历史对徐变行为的影响。尽管模型有所改进,但仍存在一些问题,比如实际中难以获得母体混凝土的水灰比,限制了模型的准确性。后续研究中,对上述研究模型进行改进,考虑了细再生骨料对徐变的影响^[72]。由于再生细骨料(RFA)在拌合和硬化过程中的潜在吸水能力,以及对再生粗骨料(RCA)周围界面过渡区 ITZ 的增强作用,引入徐变改善因子 k_{r-imp} 进行模型修正;考虑到再生骨料加入所引起的额外水分会对徐变产生额外影响,作者引入了徐变发展系数 $k_{r-\Delta w/c}$,最终实现了模型预测精度的大幅提升。

Guo 等^[73]采用有限元分析软件(Cast3 M)进行徐变-损伤耦合模型建立,提高了徐变预测的效率,并对骨料微观结构以及宏观性能有了更深的理解。不可忽略的是,该模型的运行对计算设备要求高,并且模拟的徐变行为是线性变化的,与现实有所出入,因此限制了该模型的推广应用。

基于以上研究内容,传统徐变模型存在以下问题:1) 模型的建立是基于一定假设条件的,限制了模型在不同工况下应用的普适性和准确性;2) 难以准确反映部分影响因素(如水泥类型、养护条件)对徐变的非线性影响;3) 大多数模型更适用于短期徐变性能预测,而缺乏长期性能预测的研究^[23]。

3.2 机器学习算法徐变预测模型

为了弥补传统徐变模型的缺陷,学者们将机器学习引入混凝土徐变预测中。多项研究表明,机器学习方法在混凝土徐变预测方面,相比传统徐变模型,存在以下优缺点:可以在不考虑物理机制的前提下,结合大量试验数据进行预测关系建立;强大的泛化能力可以对未知工况进行准确推断;对数据量提出了更高的要求且模型容易出现过拟合风险,需要对超参数进行不断调试;模型的可解释性不佳。

Yang 等^[74]借助人工神经网络(ANN)预测模型处理大量离散和并行分布数据的能力以及有效评估复杂非线性函数关系的能力,预测海砂珊瑚骨料混凝土的短期徐变行为。Liang 等^[75]基于 3 种集成机器学习(EML)模型,即随机森林、极端梯度提升机和轻量梯度提升机,结合贝叶斯优化法和交叉验证优化法提高了混凝土徐变预测模型精度。

Bal 等^[76]通过建立人工神经网络预测模型,证实了机器学习方法可以处理各参数与徐变之间复杂的非线性关系,对比传统预测模型,具有更好的预

测性能。Hodhod 等^[77]进一步提出了多基因遗传规划(MGGP)和 ANN 相结合的预测模型,考虑了 28 d 平均抗压强度、相对湿度、水泥种类和加载龄期等参数,得到的徐变预测值与试验值相关性高于传统 GL2000 模型、B3 模型。其神经网络结构如图 6 所示,ANN 模型先将输入值传送到隐藏层,后产生输出结果。输出值生成后,与预期结果相比较,并计算误差。如果误差不符合预设的精确度标准,就会触发反向传播机制。在反向传播过程中,误差会以相反的顺序传送回网络,网络权重和偏置项会根据误差信息进行调整,以逐步减少预测误差。这个迭代过程一直持续到找到一组权重和偏置项能使模型在给定数据集上实现最低预测误差。

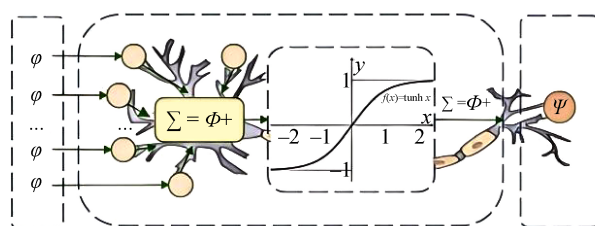


图 6 神经网络结构图

Fig. 6 Structures of neural network

深度学习作为机器学习的一种,相比其他机器学习算法,适用于处理涉及大量数据的模型问题,同时,具有优越的特征提取功能。Zhu 等^[16]开创性地将卷积神经网络(CNN)应用在混凝土徐变预测中,利用 CNN 自主高效学习数据中隐藏、抽象特征的特点,结合自适应一维 CNN 用于捕捉复杂的非线性数据关系,提高徐变预测的准确性、泛化能力和稳定性,其神经网络结构如图 7 所示,包括了输入层、隐藏层、全连接层和输出层结构。Li 等^[17]在此基础上,进一步考虑了外加剂对徐变的影响,增加了去噪和全局特征提取功能的残差编码器,建立了去噪残差的 CNN 预测模型。该模型对比 RF 和 XGBoost 等算法模型表现出更优越的预测能力。

现有机器学习预测 RAC 徐变的研究报道较少。Rong 等^[78]采用反向传播神经网络(BPNN)和支持向量回归(SVR)算法建立徐变预测模型,相比传统模型提高了预测精度;Feng 等^[79]进一步探讨了 EML 算法对 RAC 徐变行为的预测精度,得到 XGBoost 模型具有较高的预测精度和计算速率^[80]。表 5 详细展示了现有机器学习算法用于混凝土徐变预测的研究方法以及优缺点。由表 5 可知,机器学习算法的使用可以整体提高模型预测效率和精度,不同算法之间表现出各自

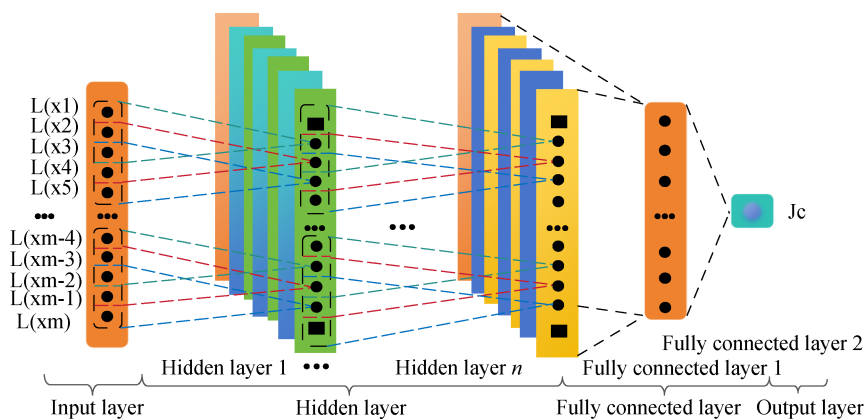


图 7 CNN 结构图

Fig. 7 Structures of CNN

表 5 机器学习预测混凝土徐变研究汇总

Table 5 Concrete creep researches by machine learning

Sources	Type	Machine learning algorithms	Input variables	Output	Date account	Advantages	Disadvantages
Liang <i>et al.</i> ^[75]	NAC	RF, XGBoost and LGBM	w/c, a/c, c, cem, SP, f_{cm28} , V/S, H0, t_0 , t, T, RH, type, sigma	$J(t, t_0)$	26 458	Bayesian optimization with 5-fold cross-validation was employed to achieve high model accuracy while ensuring interpretability	Outliers and missing values in database
Bal <i>et al.</i> ^[76]	NAC	ANN	c, cem, f_{cm28} , E_{cm28} , E_{cm} , V/S, t_0 , t, RH, w, Ta, Fa/Ta	Cr	233	The proposed model demonstrates superior computational efficiency (30%–50% faster runtime) compared to B3, ACI 209, and GL2000 models, with improved prediction accuracy	Lack of model interpretability
Hodhod <i>et al.</i> ^[77]	NAC	MGGP and ANN	cem, f_{cm28} , V/S, t_0 , t, RH	$J(t, t_0)$	4242	MGGP enhances model generalization and realizes automated parameter optimization and avoid overfitting	High computational cost with prolonged runtime
Zhu <i>et al.</i> ^[16]	NAC	CNN	w/c, a/c, c, cem, f_{cm28} , E_{cm28} , V/S, t_0 , t, T, RH, h, TPa	$J(t, t_0)$	1114	Powerful feature extraction capability and high prediction accuracy	High sensitivity to error values
Li <i>et al.</i> ^[17]	NAC	CNN	w/c, a/c, c, cem, f_{cm28} , E_{cm28} , V/S, t_0 , t, T, RH, h, sigma, SP, TPa	$J(t, t_0)$	19 294	Residual encoder architecture effectively mitigates data noise interference, enhancing output prediction accuracy	Gaussian noise injection fails to capture the disorderliness and complexity of real-world data noise.
Feng <i>et al.</i> ^[79]	RAC	LS-SVM, BPNN, RCA, Wa, w/c, RT, RF and XGBoost	$f_{cm}(RAC/NAC)$, t, h, RH, E_{cm28} , E_{cm} , σ/f_{cm}	$C(t, t_0)$	233	High predictive accuracy and excellent generalization across diverse scenarios	Lack of model interpretability
Feng <i>et al.</i> ^[80]	RAC	RF, AdaBoost, GBDT, LGBM and XGBoost	RCA, Wa, w/c, $f_{cm}(RAC/NAC)$, t, h, RH, E_{cm28} , E_{cm} , σ/f_{cm}	$\varphi(t, t_0)$	233	Model interpretability; XGBoost exhibits rapid computation and high accuracy, Bayesian optimization improves hyper parameters tuning	Limited database scale and completeness

NAC is natural aggregate concrete, RAC is recycled aggregate concrete; w/c and a/c are water-cement ratio and aggregate-cement ratio, respectively; c and cem are cement content and cement type, respectively; f_{cm28} is 28 d compressive strength (MPa); V/S is volume-surface area ratio (mm); H0 is the initial humidity; t_0 and t are age at loading (d) and curing duration before loading (d), respectively; T is temperature at loading; RH is relative humidity; type is the classification of concrete creep tests (e.g., basic/drying creep); sigma is sustained stress (MPa); w is the water content; Ta, Fa/Ta and TPa are unit volume aggregate weight, fine aggregate proportion and aggregate types, respectively; E_{cm28} and E_{cm} are the elastic modulus at 28 d and loading, respectively; h is height of samples; RCA is replacement ratio of RCA; Wa is water absorption capacity (%); $f_{cm}(RAC/NAC)$ is RAC-to-NAC compressive strength ratio, σ/f_{cm} is stress-to-strength ratio at loading; $J(t, t_0)$ is creep compliance ($\times 10^{-6}/\text{MPa}$); Cr is drying creep strain; $C(t, t_0)$ is specific creep ($\times 10^{-6}/\text{MPa}$); $\varphi(t, t_0)$ is creep coefficient; LGBM is Light Gradient Boosting machine learning algorithms; LS-SVM is Least Squares Support Vector machine learning algorithms; RT is Regression Tree machine learning algorithms; AdaBoost is Adaptive Boost machine learning algorithms; GBDT is Gradient Boosting Decision Tree machine learning algorithms.

优势，而不足之处主要集中在缺少模型可解释性，且数据库不完善、涉及影响因素较少。

3.3 传统模型与机器学习算法模型对比

表 6 展示了再生骨料混凝土的传统徐变预测模型与机器学习算法徐变预测模型对比，可以看出，传统模型的相关系数 R^2 大多分布在 0.7 左右，而机器学习算法预测模型的相关系数 R^2 大多分布在 0.9 左右，其中 XGBoost 模型的 R^2 为 0.989，在准确性方面表现出最好的结果，整体上机器学习算法模型相比于传统模型的预测精度更高、误差更小，机器

学习算法可以更有效地捕捉序列的特征，在处理高维参数上有更大的优势，表现出更强的模型泛化能力和鲁棒性。

传统的再生骨料混凝土徐变预测模型的模型参数覆盖度有限，通常仅能反应 3~5 个主要因素的影响，难以处理多因素耦合作用的影响，机器学习算法徐变模型可以更加高效处理高维度参数，并且可以通过 SHAP 价值分析，准确识别各参数的贡献度，因此机器学习算法再生骨料混凝土徐变预测模型表现出更广阔的应用前景。

表 6 再生骨料混凝土徐变预测模型对比

Table 6 Comparison of creep prediction models of recycled aggregate concrete

Traditional creep models	R^2	Ratio	Machine learning algorithms	R^2	MSE	RMSE	Ratio
Fathifazl ^[36]	0.678	1.227	LS-SVM ^[79]	0.970	0.004	0.005	0.980
Brito(D) ^[81]	0.767	1.091	BPNN ^[79]	0.965	0.006	0.008	0.995
Brito(W) ^[81]	0.717	1.061	RT ^[79]	0.822	0.010	0.015	0.955
Geng ^[81]	0.899	1.006	WOA-BPNN ^[11]	0.879	0.062	0.091	0.947
EC2 ^[82]	0.650	0.810	RF ^[80]	0.938	0.183	0.284	0.974
ACI209R ^[82]	0.660	0.810	AdaBoost ^[80]	0.954	0.148	0.210	0.980
Bazant-Baweja B3 ^[82]	0.630	0.790	GBDT ^[80]	0.988	0.081	0.119	0.988
CEB-FIPMC99 ^[82]	0.650	0.810	XGBoost ^[80]	0.989	0.078	0.117	0.989
GL2000 ^[82]	0.510	0.710	LGBM ^[80]	0.967	0.116	0.163	0.968

4 结论

1) 再生骨料混凝土的徐变随再生骨料取代率、残余砂浆含量和母体水灰比的增加而增大，但可通过优化矿物掺合料、提升骨料品质(如降低残余砂浆、提高表观密度)及调整养护条件来抑制徐变。其中，残余砂浆含量与骨料品质是调控徐变的关键因素。

2) 再生骨料混凝土徐变的微观机理主要源于 C-S-H 凝胶层间的水分子作用(微滑动理论)和化学键断裂重构(微应力固化理论)，而残余砂浆形成的薄弱界面过渡区(ITZ)会进一步加剧徐变。

3) 传统徐变模型无法实现多因素与徐变建立复杂非线性关系，且模型由特定条件下少量数据集建立，应用推广能力较差，限制了模型在不同工况下应用的鲁棒性和普适性；同时大多数模型更适用于短期徐变性能的预测，而缺乏长期徐变性能预测的研究。

4) 机器学习算法(如 ANN、CNN 和 EML)通过处理非线性关系和自主特征提取，显著提升了混凝土徐变预测的精度和泛化能力，优于传统模型。然而，其可解释性不足、数据依赖性高及过拟合风险等问题仍需解决。未来需完善数据库并融合多因素

影响以优化预测性能。

5) 再生骨料混凝土徐变性能可拓展研究再生骨料质量评价体系与徐变行为的关联机制；发展耦合分子动力学与有限元的多尺度仿真框架，量化 ITZ 缺陷对徐变的贡献率；通过生物-化学协同作用主动修复 ITZ 微裂纹，实现徐变自抑制；建立涵盖环境温度、湿度、荷载历程、材料组分等参数的再生骨料混凝土徐变全生命周期数据库，支持机器学习模型的泛化应用。

参考文献:

- [1] 王春晖, 肖建庄. 再生细骨料混凝土材料性能与结构行为研究评述[J]. 土木工程学报, 2022, 55(5): 37–53.
WANG Chunhui, XIAO Jianzhuang. China Civ Eng J, 2022, 55(5): 37–53.
- [2] GAO C, HUANG L, YAN L B, et al. Mechanical properties of recycled aggregate concrete modified by nano-particles[J]. Constr Build Mater, 2020, 241: 118030.
- [3] 刘云鹏, 申培亮, 何永佳, 等. 特种骨料混凝土的研究进展[J]. 硅酸盐通报, 2021, 40(9): 2831–2855.
LIU Yunpeng, SHEN Peiliang, HE Yongjia, et al. Bull Chin Ceram Soc, 2021, 40(9): 2831–2855.
- [4] 万炳彤, 鲍学英, 李爱春. 再生混凝土细骨料质量等级评价研究[J]. 硅酸盐通报, 2019, 38(9): 2758–2764.
WAN Bingtong, BAO Xueying, LI Aichun. Bull Chin Ceram Soc, 2019,

- 38(9): 2758–2764.
- [5] 肖建庄, 许向东, 范玉辉. 再生混凝土收缩徐变试验及徐变神经网络预测[J]. 建筑材料学报, 2013, 16(5): 752–757.
XIAO Jianzhuang, XU Xiangdong, FAN Yuhui. J Build Mater, 2013, 16(5): 752–757.
- [6] 郭嘉, 高嵩, 班顺利, 等. 再生混凝土单轴受压下多重界面过渡区的破坏机理研究[J]. 硅酸盐通报, 2022, 41(10): 3445–3457.
GUO Jia, GAO Song, BAN Shunli, et al. Bull Chin Ceram Soc, 2022, 41(10): 3445–3457.
- [7] 张玉. 基于徐变收缩预测模型的再生混凝土梁长期变形计算方法研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2014.
ZHANG Yu. Study on long-term deflection of recycled concrete beams based on creep and shrinkage prediction model[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2014.
- [8] 李秋义, 李云霞, 朱崇绩, 等. 再生混凝土骨料强化技术研究[J]. 混凝土, 2006(1): 74–77.
LI Qiuyi, LI Yunxia, ZHU Chongji, et al. Concrete, 2006(1): 74–77.
- [9] DENG F M, HE Y G, ZHOU S X, et al. Compressive strength prediction of recycled concrete based on deep learning[J]. Constr Build Mater, 2018, 175: 562–569.
- [10] WANG S Q, XIA P, CHEN K Y, et al. Prediction and optimization model of sustainable concrete properties using machine learning, deep learning and swarm intelligence: A review[J]. J Build Eng, 2023, 80: 108065.
- [11] GAO C, LUO C Y, ZHANG B, et al. Creep behavior evaluation of recycled aggregate concrete using machine learning technology[J]. J Build Eng, 2025, 99: 111538.
- [12] VAN QUAN TRAN, DANG V Q, HO L S. Evaluating compressive strength of concrete made with recycled concrete aggregates using machine learning approach[J]. Constr Build Mater, 2022, 323: 126578.
- [13] TIPU R K, BATRA V, SUMAN, et al. Efficient compressive strength prediction of concrete incorporating recycled coarse aggregate using Newton's boosted backpropagation neural network (NB-BPNN)[J]. Structures, 2023, 58: 105559.
- [14] VISINTIN P, XIE T, BENNETT B. A large-scale life-cycle assessment of recycled aggregate concrete: The influence of functional unit, emissions allocation and carbon dioxide uptake[J]. J Clean Prod, 2020, 248: 119243.
- [15] LI K, LONG Y P, WANG H, et al. Modeling and sensitivity analysis of concrete creep with machine learning methods[J]. J Mater Civ Eng, 2021, 33(8): 04021206.
- [16] ZHU J S, WANG Y L. Convolutional neural networks for predicting creep and shrinkage of concrete[J]. Constr Build Mater, 2021, 306: 124868.
- [17] LI C H, ZHANG M, ZHANG X Z. Enhancing concrete creep prediction with deep learning: A soft-sorted one-dimensional CNN approach[J]. IEEE Access, 2023, 11: 139314–139325.
- [18] OZBAKKALOGLU T, GHOLAMPOUR A, XIE T Y. Mechanical and durability properties of recycled aggregate concrete: Effect of recycled aggregate properties and content[J]. J Mater Civ Eng, 2018, 30(2): 04017275.
- [19] WANG S Q, XIA P, GONG F Y, et al. Multi objective optimization of recycled aggregate concrete based on explainable machine learning[J]. J Clean Prod, 2024, 445: 141045.
- [20] DOMINGO-CABO A, LÁZARO C, LÓPEZ-GAYARRE F, et al. Creep and shrinkage of recycled aggregate concrete[J]. Constr Build Mater, 2009, 23(7): 2545–2553.
- [21] FAN Y H, XIAO J Z, TAM V W Y. Effect of old attached mortar on the creep of recycled aggregate concrete[J]. Struct Concr, 2014, 15(2): 169–178.
- [22] 陈杰. 圆钢管再生混凝土轴压构件长期静力性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
CHEN Jie. Time-dependent behaviour of axially loaded circular steel tubes filled with recycled aggregate concrete[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [23] 赵木子, 徐雯雯, 闫贵海, 等. 再生混凝土徐变性能研究综述[J]. 工业建筑, 2023, 53(S2): 663–665.
ZHAO Muzi, XU Wenwen, YAN Guihai, et al. Ind Constr, 2023, 53(S2): 663–665.
- [24] 王长青, 肖建庄, 孙振平. 再生粗骨料取代率对约束再生混凝土动态力学行为的影响[J]. 土木工程学报, 2016, 49(S2): 8–13.
WANG Changqing, XIAO Jianzhuang, SUN Zhenping. China Civ Eng J, 2016, 49(S2): 8–13.
- [25] 罗俊礼, 徐志胜, 谢宝超. 不同骨料等级再生混凝土的收缩徐变性能[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(9): 3815–3822.
LUO Junli, XU Zhisheng, XIE Baochao. J Cent South Univ Sci Technol, 2013, 44(9): 3815–3822.
- [26] XIAO J Z, ZHANG H H, TANG Y X, et al. Principles for waste concrete recycling and basic problems of recycled concrete[J]. Chin Sci Bull, 2023, 68(5): 510–523.
- [27] 叶禾. 高品质再生骨料混凝土的力学性能和耐久性试验研究[J]. 四川建筑科学研究, 2009, 35(5): 195–199.
YE He. Sichuan Build Sci, 2009, 35(5): 195–199.
- [28] 全洪珠, 袁传鹏, 迟玉锦. 再生粗骨料取代率对混凝土各项性能的影响[J]. 青岛理工大学学报, 2011, 32(4): 12–17.
QUAN Hongzhu, YUAN Chuanpeng, CHI Yujin. J Qingdao Technol Univ, 2011, 32(4): 12–17.
- [29] 王庆贺, 王玉银, 耿悦, 等. 配制方法对再生混凝土基本力学性能的影响[J]. 建筑结构学报, 2016, 37(S2): 79–87.
WANG Qinghe, WANG Yuyin, GENG Yue, et al. J Build Struct, 2016, 37(S2): 79–87.
- [30] 肖建庄, 孙振平, 李佳彬, 等. 废弃混凝土破碎及再生工艺研究[J]. 建筑技术, 2005, 36(2): 141–144.
XIAO Jianzhuang, SUN Zhenping, LI Jiabin, et al. Archit Technol, 2005, 36(2): 141–144.
- [31] 梁超锋, 杜孝敏, 裘锦瑜, 等. 再生混凝土骨料强化方法研究进展[J]. 混凝土与水泥制品, 2020(12): 87–91.
LIANG Chaofeng, DU Xiaomin, QIU Jinyu, et al. China Concr Cem Prod, 2020(12): 87–91.
- [32] 耿闻泽, 李可娜, 张锦峰. 混凝土再生粗骨料改性方法综述[J]. 工业建筑, 2023, 53(增刊 2): 657–662.
GENG Wenze, LI Kena, ZHANG Jinfeng. Ind Constr, 2023, 53(Suppl 2): 657–662.
- [33] 吴建超, 程宇东, 钟彤, 等. 建筑垃圾再生骨料强化研究综述[J]. 环境卫生工程, 2022, 30(2): 53–62.
WU Jianchao, CHENG Yudong, ZHONG Tong, et al. Environ Sanit Eng, 2022, 30(2): 53–62.
- [34] PEDRO D, DE BRITO J, EVANGELISTA L. Performance of concrete made with aggregates recycled from precasting industry waste: Influence of the crushing process[J]. Mater Struct, 2015, 48(12): 3965–3978.
- [35] FATHIFAZL G, GHANI RAZAQPUR A, BURKAN ISGOR O, et al. Creep and drying shrinkage characteristics of concrete produced with coarse recycled concrete aggregate[J]. Cem Concr Compos, 2011,

- 33(10): 1026–1037.
- [36] DE BRITO J, ROBLES R. Recycled aggregate concrete (RAC) methodology for estimating its long-term properties[J]. *Indian J Eng Mater Sci*, 2010, 17(6): 449–462.
- [37] SRI RAVINDRARAJAH R, TAM C T. Properties of concrete made with crushed concrete as coarse aggregate[J]. *Mag Concr Res*, 1985, 37(130): 29–38.
- [38] GENG Y, WANG Y Y, CHEN J. Creep behaviour of concrete using recycled coarse aggregates obtained from source concrete with different strengths[J]. *Constr Build Mater*, 2016, 128: 199–213.
- [39] BAHRAQ A A, JOSE J, SHAMEEM M, et al. A review on treatment techniques to improve the durability of recycled aggregate concrete: Enhancement mechanisms, performance and cost analysis[J]. *J Build Eng*, 2022, 55: 104713.
- [40] 赵木子, 杨华, 王玉银, 等. 考虑基体混凝土水灰比影响的再生粗(细)骨料混凝土徐变模型[J]. *建筑结构学报*, 2020, 41(12): 148–155. ZHAO Muzi, YANG Hua, WANG Yuyin, et al. *J Build Struct*, 2020, 41(12): 148–155.
- [41] 黄海生, 郑建岚. 粉煤灰和矿粉对再生混凝土徐变性能影响的研究[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(2): 206–211. HUANG Haisheng, ZHENG Jianlan. *J Fuzhou Univ Nat Sci Ed*, 2017, 45(2): 206–211.
- [42] 霍俊芳, 李晨霞, 侯永利, 等. 再生粗骨料混凝土收缩徐变性能试验[J]. *硅酸盐通报*, 2017, 36(2): 723–726. HUO Junfang, LI Chenxia, HOU Yongli, et al. *Bull Chin Ceram Soc*, 2017, 36(2): 723–726.
- [43] 韩超, 何智海, 詹培敏, 等. 矿物掺合料对混凝土徐变影响研究进展[J]. *硅酸盐通报*, 2020, 39(12): 3753–3762. HAN Chao, HE Zhihai, ZHAN Peimin, et al. *Bull Chin Ceram Soc*, 2020, 39(12): 3753–3762.
- [44] 白国良, 祁豪, 刘超. 再生混凝土徐变试验与预测模型研究[J]. *建筑结构学报*, 2016, 37(S2): 121–126. BAI Guoliang, QI Hao, LIU Chao. *J Build Struct*, 2016, 37(S2): 121–126.
- [45] 寇世聪, 潘智生. 不同强度混凝土制造的再生骨料对高性能混凝土力学性能的影响[J]. *硅酸盐学报*, 2012, 40(01): 7–11. KOU Shicong, PAN Zhisheng. *J Chin Ceram Soc*, 2012, 40(1): 7–11.
- [46] 邢锋, 冯乃谦, 丁建彤. 再生骨料混凝土[J]. *混凝土与水泥制品*, 1999(2): 10–13. XING Feng, FENG Naiqian, DING Jiantong. *China Concr Cem Prod*, 1999(2): 10–13.
- [47] 徐嘉. 加压和不同养护方式对再生粗骨料混凝土性能的影响[D]. 成都: 成都理工大学, 2021. XU Jia. Effect of pressure and different curing methods on properties of recycled coarse aggregate concrete[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2021.
- [48] 朱雪峰. 养护方式对再生混凝土力学性能影响试验研究[J]. *公路*, 2019, 64(3): 241–245. ZHU Xuefeng. *Highway*, 2019, 64(3): 241–245.
- [49] HU K, LIU M, CHEN Y J, et al. Effect and mechanism of accelerated carbonization on the adhesion property of asphalt mixture containing recycled concrete aggregate[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 445: 137932.
- [50] QU F, XIA W, SUN C T, et al. Modeling carbonation depth of recycled aggregate concrete containing chlorinated salts[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 430: 136478.
- [51] BAŽANT Z P, HAUGGAARD A B, BAWEJA S, et al. Microprestress-solidification I: Aging and drying effects[J]. *J Eng Mech*, 1997, 123(11): 1188–1194.
- [52] TAMTSIA B T, BEAUDOIN J J. Basic creep of hardened cement paste A re-examination of the role of water[J]. *Cem Concr Res*, 2000, 30(9): 1465–1475.
- [53] THOMAS J J, JENNINGS H M. A colloidal interpretation of chemical aging of the C-S-H gel and its effects on the properties of cement paste [J]. *Cem Concr Res*, 2006, 36: 30–38.
- [54] VLAHINIC I, JENNINGS H, THOMAS J. Can nano-models lead to improved concrete Materials science as the intersection of chemistry and mechanics (KEYNOTE LECTURE)[M]//Creep, Shrinkage and Durability Mechanics of Concrete and Concrete Structures. Taylor & Francis, 2008: 11–23.
- [55] 赵木子. 圆钢管再生粗/细骨料混凝土柱徐变性能研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021. ZHAO Muzi. Research on creep behaviour of coarse/fine recycled aggregate concrete filled circular steel tubes[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [56] 范玉辉, 牛海成, 张向冈. 再生混凝土徐变试验及老砂浆影响机理研究[J]. *建筑材料学报*, 2020, 23(3): 596–602. FAN Yuhui, NIU Haicheng, ZHANG Xianggang. *J Build Mater*, 2020, 23(3): 596–602.
- [57] 张鸿儒. 基于界面参数的再生骨料混凝土性能劣化机理及工程应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2016. ZHANG Hongru. Deterioration mechanism of recycled aggregate concrete (RAC) based on interface parameters and the application of RAC[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [58] YUAN H Q, ZHU L H, WANG X P. Long-term performance of steel fiber reinforced recycled concrete: Creep calculation model based on recycled aggregate attached mortar and the interfacial transition zone of steel fiber[J]. *Constr Build Mater*, 2025, 474: 141163.
- [59] MASO J C. The effect of the transition zone on the transfer properties of concrete[M]//Interfacial Transition Zone in Concrete. Boca Raton: CRC Press, 1996: 133–147.
- [60] 刘琼, 肖建庄, 潘智生, 等. 废混凝土骨料和废砖骨料再生混凝土的模型化研究[J]. *建筑结构学报*, 2020, 41(12): 133–140. LIU Qiong, XIAO Jianzhuang, POON Chisun, et al. *J Build Struct*, 2020, 41(12): 133–140.
- [61] 刘琼, 肖建庄, 郅晓, 等. 基于再生骨料方位的模型再生混凝土损伤演化分析[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(10): 1417–1424. LIU Qiong, XIAO Jianzhuang, ZHI Xiao, et al. *J Tongji Univ Nat Sci*, 2020, 48(10): 1417–1424.
- [62] DANG J T, LIU Y C, ZHAO J, et al. Influence of fine inclusions in recycled fine aggregates from clay bricks on water transport and pore structure of concrete[J]. *Constr Build Mater*, 2024, 444: 137796.
- [63] 雷斌, 李宏, 晏育松. 再生混凝土疲劳损伤机理的数值模拟[J]. *水利水电技术*, 2014, 45(10): 115–119. LEI Bin, LI Hong, YAN Yulong. *Water Resour Hydropower Eng*, 2014, 45(10): 115–119.
- [64] BAŽANT Z P, BAWEJA S. Justification and refinements of model B3 for concrete creep and shrinkage 1. statistics and sensitivity[J]. *Mater Struct*, 1995, 28(7): 415–430.
- [65] WENDNER R, HUBLER M H, BAŽANT Z P. The B4 model for multi-decade creep and shrinkage prediction[C]//Mechanics and Physics of Creep, Shrinkage, and Durability of Concrete. Cambridge, Massachusetts, USA. American Society of Civil Engineers, 2013: 429–436.
- [66] WALRAVEN J, BELLETTI B, ESPOSITO R. Shear capacity of normal,

- lightweight, and high-strength concrete beams according to model code 2010. I: Experimental results versus analytical model results[J]. J Struct Eng, 2013, 139(9): 1593–1599.
- [67] Rhodes J A, Carreira D J, Bazant Z P, et al. Prediction of creep, shrinkage, and temperature effects in concrete structures: 1978 Adrian Pauw Symposium on Designing for Creep and Shrinkage at the 1978 ACI Fall Convention[J]. Designing for Creep and Shrinkage in Concrete Structures, 1982: 193–300.
- [68] GARDNER N J, LOCKMAN M J. Design provisions for drying shrinkage and creep of normal-strength concrete[J]. ACI Mater J, 2001, 98(2): 159–167.
- [69] PEREIRA P, EVANGELISTA L, DE BRITO J. The effect of superplasticisers on the workability and compressive strength of concrete made with fine recycled concrete aggregates[J]. Constr Build Mater, 2012, 28(1): 722–729.
- [70] 江宇舟, 罗素蓉, 黄欢, 等. 再生骨料自密实混凝土受压徐变及预测模型[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2025, 53(02): 185–192.
JIANG Yuzhou, LUO Surong, HUANG Huan, et al. J Fuzhou Univ (Nat Sci Ed), 2025, 53(02): 185–192.
- [71] ZHAO M Z, ZHANG H, GENG Y, et al. Basic creep behavior and modeling of recycled coarse and fine aggregate concrete[J]. Constr Build Mater, 2023, 389: 131724.
- [72] GENG Y, ZHAO M Z, YANG H, et al. Creep model of concrete with recycled coarse and fine aggregates that accounts for creep development trend difference between recycled and natural aggregate concrete[J]. Cem Concr Compos, 2019, 103: 303–317.
- [73] GUO M H, GRONDIN F, LOUKILI A. Numerical method to model the creep of recycled aggregate concrete by considering the old attached mortar[J]. Cem Concr Res, 2019, 118: 14–24.
- [74] YANG Z Y, ZHU H, ZHANG B, et al. Short-term creep behaviors of seawater sea-sand coral aggregate concrete: An experimental study with Rheological model and neural network[J]. Constr Build Mater, 2023, 363: 129786.
- [75] LIANG M F, CHANG Z, WAN Z, et al. Interpretable Ensemble-Machine-Learning models for predicting creep behavior of concrete[J]. Cem Concr Compos, 2022, 125: 104295.
- [76] BAL L, BUYLE-BODIN F. Artificial neural network for predicting creep of concrete[J]. Neural Comput Appl, 2014, 25(6): 1359–1367.
- [77] HODHOD O A, SAID T E, ATAYA A M. Prediction of creep in concrete using genetic programming hybridized with ANN[J]. Comput Concr, 2018, 21(5): 513–523.
- [78] RONG X, LIU Y B, CHEN P, et al. Prediction of creep of recycled aggregate concrete using back-propagation neural network and support vector machine[J]. Struct Concr, 2023, 24(2): 2229–2244.
- [79] FENG J P, ZHANG H W, GAO K, et al. Efficient creep prediction of recycled aggregate concrete *via* machine learning algorithms[J]. Constr Build Mater, 2022, 360: 129497.
- [80] FENG J P, ZHANG H W, GAO K, et al. A machine learning and game theory-based approach for predicting creep behavior of recycled aggregate concrete[J]. Case Stud Constr Mater, 2022, 17: e01653.
- [81] 陈杰, 耿悦, 王玉银. 钢管再生混凝土徐变预测模型的确定及应用[J]. 建筑结构学报, 2014, 35(4): 280–288.
CHEN Jie, GENG Yue, WANG Yuyin. J Build Struct, 2014, 35(4): 280–288.
- [82] SILVA R V, DE BRITO J, DHIR R K. Comparative analysis of existing prediction models on the creep behaviour of recycled aggregate concrete[J]. Eng Struct, 2015, 100: 31–42.

作者贡献声明:

高 畅: 提出研究方向、设计论文框架、撰写论文

蒋志鹏: 绘制图表、数据分析与论文撰写

罗楚钰: 调研、参与数据分析

汤金辉: 完善论文框架, 修订论文, 项目资金获取

胡张莉: 完善论文框架, 修订论文, 项目资金获取

王 磊: 完善论文框架, 修订论文, 项目资金获取

刘加平: 完善论文框架, 修订论文, 项目资金获取

Research Progress on Key Influencing Parameters and Prediction Models of Creep Behavior of Recycled Concrete

GAO Chang¹, JIANG Zhipeng², LUO Chuyu², TANG Jinhui², HU Zhangli², WANG Lei¹, LIU Jiaping²

(1. School of Civil Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. School of Materials Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Extended Abstract

The rapid urbanization in China significantly increases a demand for concrete, driving the development and application of recycled aggregate concrete (RAC) to reduce natural resource consumption and mitigate land pollution from construction waste. The RAC is produced *via* crushing, screening, and reusing demolished concrete as partial or full replacements for natural aggregates. However, its creep behavior exhibits higher deformation than conventional concrete due to the attached old mortar on recycled aggregates, which weakens interfacial transition zones (ITZs) and increases porosity. This review represents the influencing factors, mechanisms, and prediction models of RAC creep, aiming to guide its engineering applications.

In this review, the creep characteristics and influencing factors of RAC are summarized and discussed from three aspects (*i.e.*, material composition, mix design and environmental factors). The material composition consists of recycled aggregate quality, binder system and parent concrete. Residual mortar content (20%–40%), water absorption (3%–8%), and microcracks in aggregates are exacerbated by 30%–50%. Some techniques like mechanical shaping (*e.g.*, high-speed self-impact to remove weak mortar) and chemical strengthening (*e.g.*, polymers, CO₂ treatment) can reduced by 26.7%. For a binder system, mineral admixtures (*e.g.*, fly ash, GGBS, silica fume) optimize hydration products and ITZs. Fly ash (20%–30%) reduces a long-term creep by 0.25–0.35 in coefficient,

while excessive dosage ($>50\%$) increases it. A lower parent concrete strength (e.g., water-cement ratio >0.6) increases RAC creep by 33%. The carbonation of parent concrete alters pore structures, accelerating moisture migration at the RH of $<60\%$. For a mix design, the water-cement ratio, recycled aggregate replacement ratio and mixing methods are discussed. The existing research indicates that saturated surface-dry or additional water method compensates aggregate absorption mitigating creep. Conventional recycled aggregate replacement methods increase a creep by 6.5%, whereas the “equivalent mortar volume” method reduces it by 23.3% *via* balancing mortar content. The two-stage mixing (TSMA) and ultrasonic vibration enhance the ITZ density, lowering a creep by 4.7%. The environmental factors on the RAC creep of humidity, temperature, CO_2 curing and carbonation effects are summarized. The RH reduction from 70% to 30% increases a creep by 37.7% due to moisture loss in porous aggregates. Elevated temperature accelerates the ITZ microcrack propagation, especially in freeze–thaw cycles. CO_2 curing densifies ITZs *via* CaCO_3 formation, reducing creep. Finally, the maximum information coefficient (MIC) analysis is conducted, ranking water-cement ratio ($\text{MIC}=0.476$), aggregate absorption (0.454), and loading age (0.441) as dominant effects, and the cement type (0.193) and specimen size (0.213) are less significant.

This review also discusses the microscale creep mechanisms. The RAC’s creep stems from viscous flow, dual ITZs, moisture diffusion and elastic modulus mismatch according to the results of the existing research. The viscous flow is caused by the stress-induced water migration in C-S-H gels of old mortar. More types of ITZ exist in RAC micro-structures, and weak zones between old/new mortar and aggregates promote microcracking (The SEM images reveal 2–3 times higher porosity in ITZs). A high water absorption (3%–10%) of recycled aggregate creates internal humidity gradients, also coupling shrinkage and creep. Recycled aggregates present a lower stiffness (*i.e.*, 20%–40% reduction compared to natural aggregates), which transfers stress to the matrix, amplifying deformation.

Summary and prospects The predicted models consisting of empirical models, classical models, code-oriented models, theoretical aging models and machine learning algorithms prediction are summarized. The conventional prediction models, such as ACI 209 and CEB-FIP MC90, rely on regression-based equations, but struggle to account for the complexity of recycled aggregate concrete (RAC). The theoretical models like B3/B4 incorporate aging theory, but still require a recalibration for RAC, such as introducing residual mortar coefficients. These models have limitations, including narrow parameter coverage (3–5 factors), reliance on linear assumptions, and poor long-term prediction accuracy ($R^2 \sim 0.7$). In contrast, machine learning (ML) models (e.g., XGBoost, CNN, LGBM) achieve significantly a higher performance, with $R^2 > 0.95$, compared to 0.6–0.8 for the conventional models. The XGBoost demonstrates the optimum accuracy (*i.e.*, $R^2=0.989$, $\text{RMSE}=0.117$). The ML key advantages include handling nonlinear interactions among 10+ parameters (e.g., the SHAP analysis) and improving stability through CNN’s residual encoder. However, some challenges remain, such as high data dependency (requiring 23 300+ samples), overfitting risks, and limited interpretability, due to their “black-box” nature.

This review highlights the complexities of creep in RAC and proposes key strategies for optimization and innovation. Material optimization can be achieved *via* controlling residual mortar ($<20\%$), incorporating supplementary cementitious materials (SCMs) like 30% GGBS, and adopting CO_2 curing to mitigate creep. Multiscale modeling, combining molecular dynamics with FEM, can simulate interfacial transition zone (ITZ) effects. Machine learning (ML) advancements should focus on expanding databases to include load history, environmental cycles, and admixtures, while hybrid models (e.g., physics-informed neural networks) can enhance both accuracy and interpretability. Sustainable solutions like bio-chemical ITZ self-healing and digital twins for lifecycle prediction offer promising future directions. Overall, integrating ML-enhanced, data-driven approaches enable safer, large-scale RAC applications, supporting greener construction practices.

Keywords recycled concrete; creep behavior; predictive model; machine learning