

基于可解释符号残差学习的水泥基材料碳化行为预测与CO₂矿化潜力评估

魏恺琪

西京学院土木工程学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年9月26日; 录用日期: 2026年10月17日; 发布日期: 2026年10月27日

摘 要

水泥基材料碳化过程不仅影响混凝土耐久性, 也是实现CO₂矿化固定和低碳建材设计的重要途径。针对传统碳化经验模型难以同时描述材料组成、养护制度和碳化环境耦合作用, 以及常规机器学习模型可解释性不足的问题, 提出了一种符号回归-残差补偿学习模型(SymResNet), 用于水泥基材料碳化深度预测与CO₂矿化潜力分析。首先基于公开文献和试验数据建立包含8152组样本的碳化数据库, 涵盖水胶比、胶凝材料用量、矿物掺合料取代率、养护条件、CO₂浓度、相对湿度、温度和碳化龄期等变量; 随后利用符号回归提取碳化行为的显式表达关系, 并引入XGBoost残差学习器修正复杂非线性偏差。结果表明, SymResNet模型在测试集上的R²、RMSE和MAE分别为0.883、2.043 mm和1.307 mm, 明显优于单独符号回归模型, 并在保持较好预测精度的同时提高了模型可解释性。SHAP分析表明, 碳化环境、暴露龄期、养护制度、水胶比、胶凝材料用量、矿物掺合料取代率、相对湿度和CO₂浓度是影响碳化行为的主要因素。进一步结合响应面分析和ICE-PDP分析, 揭示了材料组成、孔隙连通性、湿度状态和CO₂传输反应之间的耦合作用。模型指导试验结果表明, 预测碳化深度与实测值吻合较好, TG和XRD结果进一步证实了碳酸盐生成。研究结果可为水泥基材料碳化行为预测、CO₂矿化调控及低碳建材配合比设计提供参考。

关键词

水泥基材料, 碳化深度, CO₂矿化, 符号回归, 残差学习, 可解释机器学习

Carbonation Behavior Prediction and CO₂ Mineralization Potential Evaluation of Cement-Based Materials Based on Interpretable Symbolic Residual Learning

Kaiqi Wei

School of Civil Engineering, Xijing University, Xi'an Shaanxi

文章引用: 魏恺琪. 基于可解释符号残差学习的水泥基材料碳化行为预测与 CO₂ 矿化潜力评估[J]. 土木工程, 2026, 15(10): 128-140. DOI: 10.12677/hjce.2026.1510245

Abstract

The carbonation process of cement-based materials not only affects the durability of concrete, but also is an important way to realize CO₂ mineralization fixation and low-carbon building materials design. In order to solve the problem that it is difficult for the traditional empirical carbonation model to describe the coupling effect of material composition, curing system and carbonation environment at the same time, and the conventional machine learning model is not explanatory enough, a symbolic regression-residual compensation learning model (SymResNet) is proposed for the prediction of carbonation depth of cement-based materials and the analysis of CO₂ mineralization potential. Firstly, a carbonation database containing 8152 groups of samples was established based on published literature and experimental data, covering variables such as water-binder ratio, dosage of cement-based materials, replacement rate of mineral admixtures, curing conditions, CO₂ concentration, relative humidity, temperature and carbonation age. Then, the explicit expression relationship of carbonation behavior is extracted by symbolic regression, and the XGBoost residual learner is introduced to correct the complex nonlinear deviation. The results show that the R², RMSE and MAE of SymResNet model on the test set are 0.883, 2.043 mm and 1.307 mm, respectively, which are obviously superior to the single symbolic regression model, and improve the model interpretability while maintaining good prediction accuracy. SHAP analysis shows that carbonization environment, exposure age, curing system, water-binder ratio, dosage of cementing material, replacement rate of mineral admixture, relative humidity and CO₂ concentration are the main factors affecting carbonization behavior. Combined with response surface analysis and ICE-PDP analysis, the coupling effect between material composition, pore connectivity, humidity state and CO₂ transport reaction was revealed. The model-guided test results show that the predicted carbonation depth is in good agreement with the measured value, and the results of TG and XRD further confirm the carbonate formation. The research results can provide a reference for the prediction of carbonation behavior of cement-based materials, the regulation of CO₂ mineralization and the mix design of low-carbon building materials.

Keywords

Cement-Based Materials, Carbonation Depth, CO₂ Mineralization, Symbolic Regression, Residual Learning, Interpretable Machine Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

水泥基材料广泛应用于基础设施建设，但水泥生产及其全寿命过程伴随较高碳排放。服役环境中的CO₂可经孔隙进入材料内部[1]-[5]，并与Ca(OH)₂、C-S-H等水化产物反应生成碳酸盐。该过程一方面降低孔隙溶液碱度，增加钢筋锈蚀风险；另一方面可将气态CO₂转化为稳定矿物相[6]-[10]，为水泥基材料固碳和低碳化设计提供途径。因此，准确预测碳化深度并揭示其影响机制，对耐久性评价和CO₂矿化调控均具有重要意义。

碳化深度受水胶比、胶凝材料用量、矿物掺合料取代率、养护制度、CO₂浓度、相对湿度、温度及暴

露时间等因素共同影响[11]-[19], 具有明显的非线性和耦合特征。传统时间平方根模型难以全面反映多种材料-环境变量, 常规机器学习虽能提高预测精度, 但其黑箱特征限制了机理解释和工程应用。基于扩散-反应理论及碳化深度、碳化系数表征方法, 有必要建立兼顾预测能力与物理可解释性的碳化模型。

本文建立包含 8152 组样本的碳化数据库[20]-[22], 构建符号回归与 XGBoost 残差补偿相结合的 SymResNet 模型, 并通过重复交叉验证评价其可靠性。结合 SHAP、响应面和 ICE-PDP 分析关键变量及其耦合作用; 同时开展不同水胶比和矿物掺合料取代率的模型指导试验, 采用酚酞法测定碳化深度, 并以 TG 和 XRD 验证碳酸盐生成。预期该方法能够兼顾预测精度和物理可解释性, 明确材料组成、养护与暴露条件对碳化发展的作用, 为试验方案筛选、配合比优化、CO₂ 矿化潜力评价及低碳水泥基材料设计提供依据。

2. 模型构建与理论基础

二氧化碳作用下的水泥基材料碳化过程是混凝土耐久性研究中的重要问题。在该过程中, 气态 CO₂ 通过孔隙网络向材料内部扩散, 并与水化产物发生反应, 生成稳定的碳酸盐类产物。碳化过程的演化程度通常可通过碳化深度及碳化系数进行表征[23]-[27], 这两类指标在本文中作为描述碳化行为演化规律的实验响应量[28]。因此, 本文将碳化行为建模问题表述为一种可解释的数据驱动分析问题(见图 1), 旨在揭示材料配合比、养护历史及 CO₂ 暴露环境等因素对碳化过程发展的综合影响机制[29]-[35]。对于包含 N 个水泥基材料样本的数据集, 其输入-输出关系定义为:

$$D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N, x_i = x_i^m, x_i^c, x_i^e, x_i^g, y_i \in \{d_i, K_i\} \quad (1)$$

其中, x_i^m 、 x_i^c 、 x_i^e 和 x_i^g 分别表示配合比变量、养护变量、暴露环境变量以及几何或辅助描述变量。目标变量 y_i 表示实测碳化深度 d_i 或由其推导得到的碳化系数 K_i 。该定义使模型不仅能够刻画碳化深度的变化规律, 同时也能够从归一化角度描述不同材料体系的碳化发展差异。为削弱暴露时间对碳化深度的主导影响, 并增强不同试验条件下结果的可比性, 引入碳化系数, 其定义为:

$$t_i = t_{i,1} + t_{i,2}, t_{i,\text{year}} = \frac{t_i}{365}, K_i = \frac{d_i}{\sqrt{t_{i,\text{year}} + \varepsilon}} \quad (2)$$

其中, $t_{i,1}$ 和 $t_{i,2}$ 分别为两个阶段的碳化作用时间, $t_{i,\text{year}}$ 为以年为单位的暴露时间, ε 为防止数值不稳定的小常数。相比单一碳化深度指标, 碳化系数能够在一定程度上削弱时间尺度差异带来的影响, 更有利于反映材料在给定环境条件下的碳化发展速率特征。为提高数值稳定性并缓解目标变量分布偏态问题, 在符号学习前将原始响应映射至对数空间, 符号模型表达为:

$$\begin{aligned} z_i &= \log(1 + y_i), \hat{z}_i^{\text{SR}} = f_{\text{SR}}(x_i^{\text{SR}}) \\ &= \sum_{m=1}^M \alpha_m \phi_m(\log(1 + t_i), \sqrt{t_{i,\text{year}}}, w/b, \text{SCM}, RH, T, C_{\text{CO}_2}, t_{\text{cur}}) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, z_i 为变换后的目标变量, x_i^{SR} 为具有明确物理意义的紧凑特征集合, 包括水灰比 w/b 、矿物掺合料替代率(SCM)、相对湿度(RH)、温度(T)、CO₂ 浓度(C_{CO_2})以及养护龄期(t_{cur})等。函数 $\phi_m(\cdot)$ 由预定义符号算子库生成, 包含加减乘除以及对数、平方根、绝对值与平方等非线性变换, 用于刻画碳化过程中的主导可解释关系[36]-[42]。然而, 在实际水泥基体系中, 碳化行为还受到材料非均质性、分类变量差异、试件几何效应以及实验记录不完整等复杂因素影响, 这些因素难以通过单一紧凑符号表达完全描述。因此, 首先将符号预测结果还原至物理空间, 并定义残差项为:

$$\hat{y}_i^{\text{SR}} = \exp(\hat{z}_i^{\text{SR}}) - 1, r_i = y_i - \hat{y}_i^{\text{SR}}, \hat{r}_i = f_{\text{XGB}}(x_i, \hat{y}_i^{\text{SR}}, x_i - \bar{x}, C_i) \quad (4)$$

其中, $\hat{y}_i^{\text{SR}}$ 为符号模型预测值, r_i 为真实值与符号预测之间的残差。 C_i 表示材料类别与环境类别等离散变量, 包括胶凝材料类型、矿物掺合料类型、碳化环境类别、养护方式、试件形状等。该残差学习过程用于捕捉符号模型未能覆盖的非线性偏差与类别效应。最终, SymResNet 的预测结果由符号模型与残差补偿共同构成:

$$\hat{y}_i = \max \left[0, \exp \left(f_{\text{SR}} \left(x_i^{\text{SR}} \right) \right) - 1 + f_{\text{XGB}} \left(x_i, \hat{y}_i^{\text{SR}}, C_i \right) \right] \quad (5)$$

在该框架中, 符号模块提供具有明确物理意义的碳化行为解析表达, 而残差模块用于补偿复杂非线性因素带来的偏差, 从而实现对碳化深度演化规律的高精度与可解释统一建模。图 1 展示了本文提出的 SymResNet 框架总体结构。通过符号表达式学习与残差补偿学习的耦合建模方法, 实现了配合比参数、养护条件与 CO_2 暴露环境对碳化行为影响机制的统一刻画, 为水泥基材料碳化行为的机理分析与性能预测提供了一种可解释的数据驱动方法。

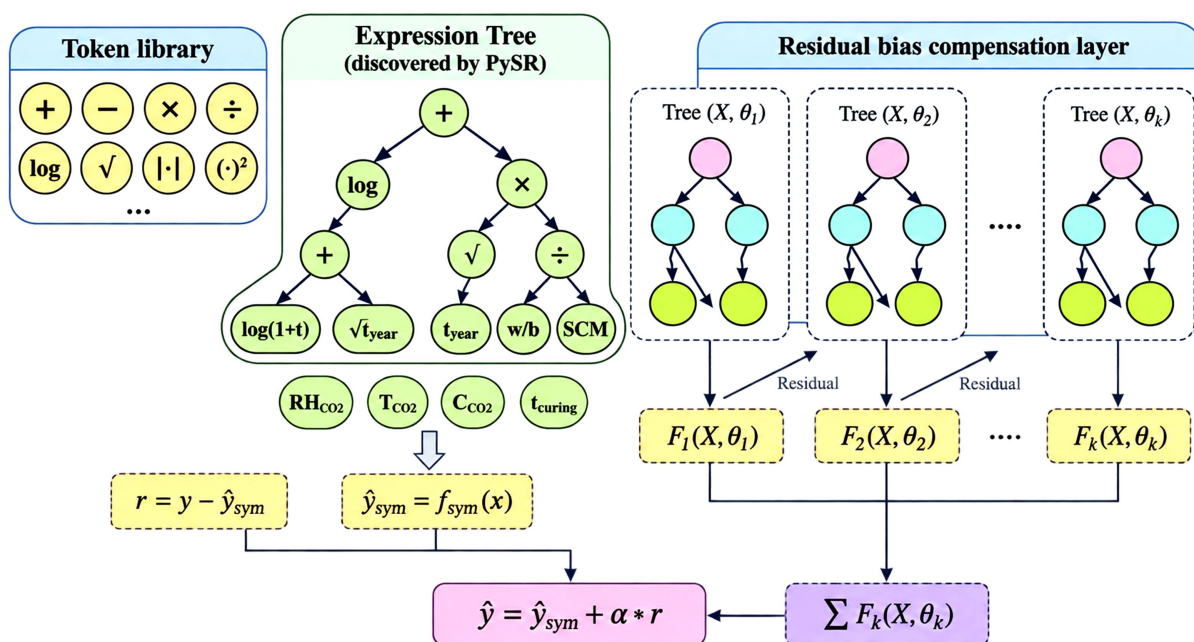


Figure 1. SymResNet framework for interpretable carbonization driven carbon storage modeling

图 1. 用于可解释碳化驱动碳储存建模的 SymResNet 框架

3. 材料与试验方法

3.1. 原材料与配合比设计

模型指导试验以普通硅酸盐水泥为主要胶凝材料, 补充胶凝材料(supplementary cementitious materials, SCM)按质量分数部分取代水泥。为突出孔隙结构和胶凝体系变化对碳化深度的影响, 设置水胶比 0.35、0.45 和 0.55, SCM 取代率 0%、20%和 40%, 形成 9 组正交组合。所有试样均在相同碳化环境下比较, 以降低环境变量对配合比效应判别的干扰(见表 1)。

3.2. 碳化环境模拟试验

试件脱模后进行 28 d 养护, 再置于加速碳化箱中。碳化环境控制为 CO_2 浓度 20%、相对湿度 65%、温度 20℃。分别在碳化 7、14 和 28 d 时取样, 以获得同一配合比下碳化深度随龄期发展的序列。统一的

温湿度和 CO₂ 浓度有利于将试验差异主要归因于 W/B、SCM 取代率和暴露时间。

Table 1. Design matrix of carbonization experiment guided by model

表 1. 模型指导的碳化试验设计矩阵

组别	水胶比 W/B	SCM 取代率/%	CO ₂ 浓度/%	相对湿度/%	温度/℃	碳化前养护/d
M1	0.35	0	20	65	20	28
M2	0.35	20	20	65	20	28
M3	0.35	40	20	65	20	28
M4	0.45	0	20	65	20	28
M5	0.45	20	20	65	20	28
M6	0.45	40	20	65	20	28
M7	0.55	0	20	65	20	28
M8	0.55	20	20	65	20	28
M9	0.55	40	20	65	20	28

3.3. 碳化深度与辅助性能测试方法

碳化深度采用酚酞显色法测定。试件在规定龄期取出后沿垂直暴露面的方向劈裂，在新鲜断面均匀喷涂酚酞溶液。未碳化区域保持较高碱度并呈紫红色，碳化区域呈无色或仅有微弱着色。从暴露表面量取至显色边界的距离，在断面上选取多个位置测量并取平均值作为该试件的碳化深度。对于边界不规则的试件，应避免仅用单点最大值或最小值代表整体结果。

碳化系数按式(2)由碳化深度和暴露时间计算。本文将碳化深度作为模型训练、组间比较和试验验证的核心指标。抗压强度及动态性能可作为碳化后基本服役性能的辅助检查，但原始资料未给出相应定量结果，因此不参与本文的主要结果比较。

3.4. CO₂ 矿化产物表征方法

选取不同碳化深度水平的试样进行热重分析(TG)和 X 射线衍射(XRD)。TG 用于估算碳酸盐分解对应的质量变化，并换算碳酸盐含量；XRD 用于识别方解石等碳酸盐相及水化产物变化。两种方法共同验证酚酞法所识别的碳化前缘是否伴随实际矿化反应。扫描电子显微镜可进一步观察碳酸盐沉积和孔隙结构变化，但原始试验结果以 TG 和 XRD 为主，本文不对未提供的 SEM 数据作推断。

3.5. 数据集构建与实验 - 文献融合策略

碳化数据库由公开文献、已有碳化数据库和模型指导试验记录共同组成。经重复项清理、缺失值筛选、变量统一和单位换算后，共保留 8152 组有效样本(见图 2)。输入信息按五类整理：胶凝材料组成、配合比参数、养护条件、碳化暴露条件以及试件几何与环境类别；输出信息以实测碳化深度为主，并计算碳化系数。

数据库中碳化深度均值为 6.15 mm，中位数为 4.60 mm，标准差为 5.73 mm，最小值为 0，最大值为 46.50 mm。均值大于中位数，且高碳化深度样本数量较少，说明目标变量呈明显右偏分布。对数变换可以降低极端值对符号搜索和残差学习的影响，但模型评价仍在原始毫米尺度上完成，以保证结果具有直接工程意义。

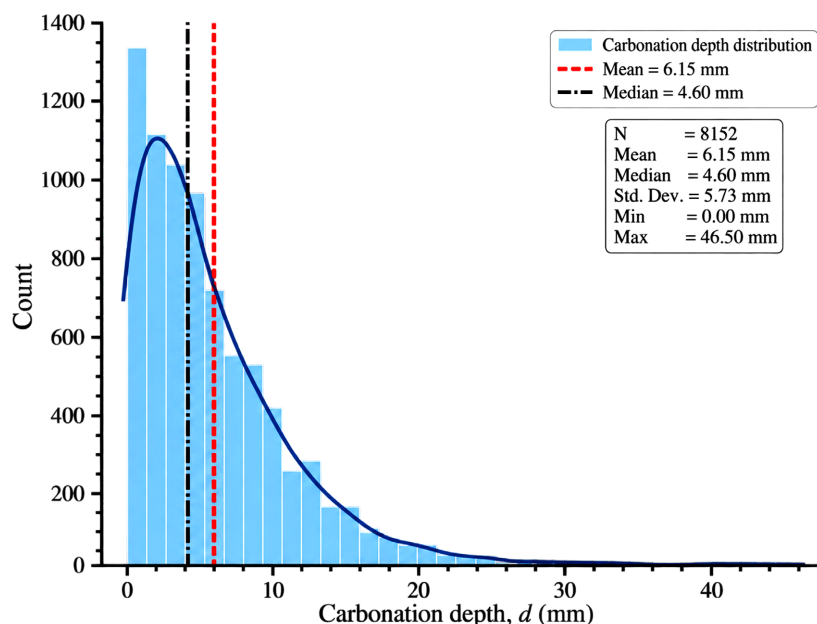


Figure 2. Statistical distribution of carbonization depth in the database

图 2. 数据库中碳化深度的统计分布

4. 碳化行为预测与实验验证

4.1. 碳化深度预测性能与模型可靠性分析

不同模型的测试结果见表 2。直接 XGBoost 的 R^2 最高，为 0.901，RMSE 为 1.882 mm；SVR 的 MAE 最低，为 1.036 mm。SymResNet 的 R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.883、2.043 mm 和 1.307 mm，点估计精度略低于最佳黑箱模型，但仍处于同一量级。与单独符号回归相比，SymResNet 的 R^2 由 -0.017 提高至 0.883，RMSE 由 6.020 mm 降至 2.043 mm，说明碳化深度数据中的分类效应和局部非线性不能仅依靠单一显式公式描述。

Table 2. Prediction performance of carbonization depth for different models

表 2. 不同模型的碳化深度预测性能

模型	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	R^2 的 95%CI
XGBoost	0.901	1.882	1.102	0.873~0.921
SVR	0.898	1.906	1.036	0.860~0.927
LightGBM	0.895	1.935	1.107	0.863~0.919
SymResNet	0.883	2.043	1.307	0.859~0.902
MLP	0.868	2.172	1.193	0.825~0.902
ExtraTrees	0.859	2.242	1.240	0.804~0.898
RandomForest	0.848	2.327	1.284	0.792~0.889
GradientBoosting	0.818	2.544	1.577	0.782~0.849
ElasticNet	0.590	3.823	1.926	0.144~0.777
SROnly	-0.017	6.020	3.328	-0.921~0.389

经验时间平方根模型能够反映碳化深度随龄期增加的总体趋势，但当样本的 W/B、SCM、养护条件和 CO₂ 暴露条件不同，其预测点在理想线两侧出现较大离散。SymResNet 将材料 - 环境变量直接纳入碳化深度计算后，预测点明显向 1:1 线集中，说明同一暴露时间下的碳化深度差异需要由材料组成和环境边界条件共同解释(见图 3)。

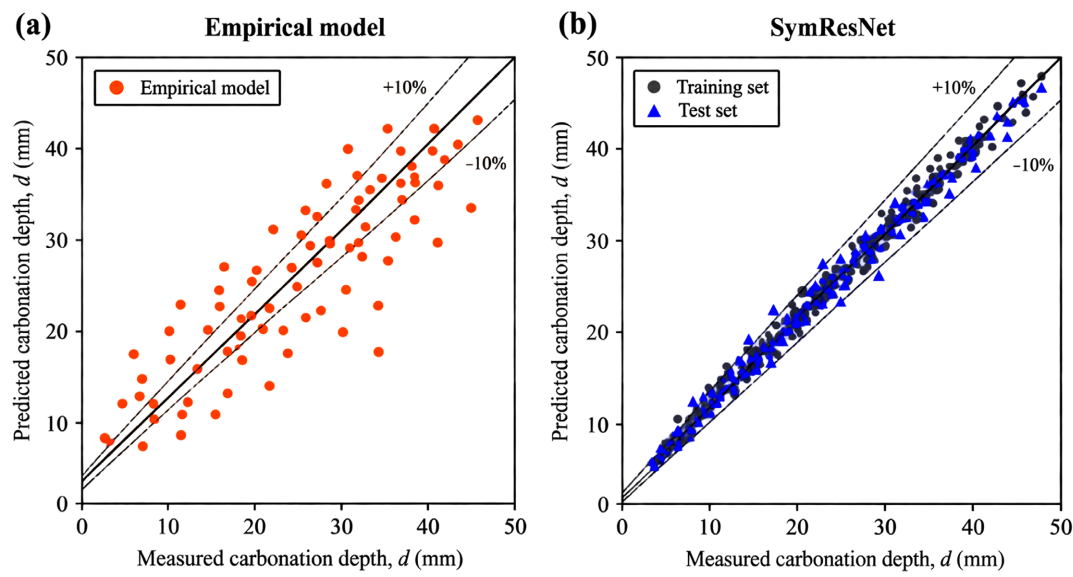


Figure 3. Comparison of carbonation depth predictions between the empirical model and SymResNet
图 3. 经验模型与 SymResNet 的碳化深度预测对比

重复随机划分结果表明，SymResNet 的平均 R² 为 0.883，标准差仅为 0.012；平均 RMSE 和 MAE 分别为 2.06 mm 和 1.32 mm。较小的标准差和较窄的置信区间表明模型对单次数据划分不敏感，碳化深度预测具有较好的稳定性(见表 3)。

Table 3. Robustness and uncertainty of carbonation depth predictions using SymResNet
表 3. SymResNet 碳化深度预测的稳健性与不确定性

指标	结果
R ² 标准差	0.012
平均 R ²	0.883
R ² 的 95%置信区间	0.861~0.901
RMSE 标准差/mm	0.14
平均 RMSE/mm	2.06
RMSE 的 95%置信区间/mm	1.88~2.31
MAE 标准差/mm	0.09
平均 MAE/mm	1.32
MAE 的 95%置信区间/mm	1.18~1.48

SHAP 结果显示，碳化环境类别和暴露时间对碳化深度预测的贡献最大，养护方式、养护龄期和养护湿度随后。W/B、胶凝材料用量、SCM 类型与取代率也具有明显影响。该排序说明碳化深度既受 CO₂ 传输边界控制，也受早期水化形成的孔隙结构和碱储备控制，不能用单一变量解释(见图 4)。

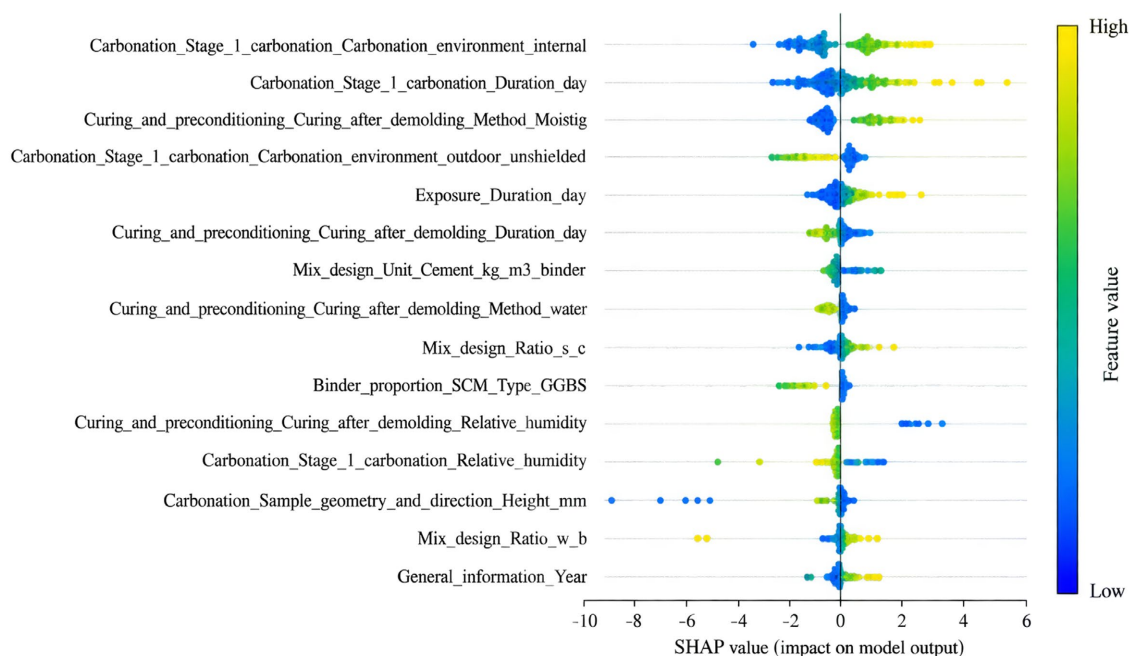


Figure 4. SHAP contributions of key variables to carbonation depth prediction

图 4. 关键变量对碳化深度预测的 SHAP 贡献

4.2. 模型指导下的碳化试验设计与验证

模型指导试验的结果集中展示于图 5。九组试样的碳化深度均随龄期由 7 d 增至 14 d 和 28 d，表明在既定加速环境下碳化前缘持续向内部推进。在本试验矩阵中，W/B 从 0.35 增至 0.55 时碳化深度整体增大；同一 W/B 下，SCM 取代率由 0% 增至 40% 时碳化深度也呈增加趋势。该结果与较高 W/B 提高孔隙连通性、较高 SCM 取代率降低早期碱储备并改变水化产物组成的作用方向一致。

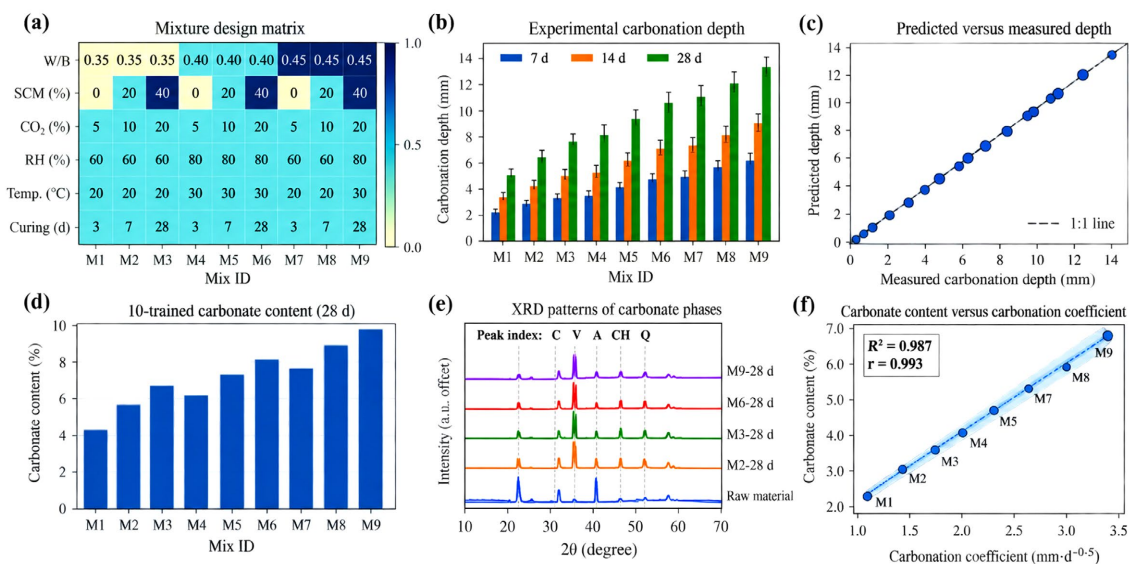


Figure 5. Model-guided experimental matrix, carbonation depth validation, and characterization of mineralization products

图 5. 模型指导的试验矩阵、碳化深度验证及矿化产物表征

预测碳化深度与实测值基本沿 1:1 线分布, 说明模型从多源数据库中学习到的关系能够迁移到所设计的配合比和环境条件。模型不仅给出单一龄期结果, 还能够区分不同 W/B、SCM 取代率及暴露龄期引起的碳化深度梯度, 这对试验方案筛选和减少无效组合具有实际意义。

酚酞显色结果见图 6。碳化试样的断面仅出现有限紫色区域或颜色明显变浅, 说明暴露表面附近的高碱性已被消耗; 未碳化参比试样则保持强烈紫色。颜色边界为碳化深度测量提供了直观依据, 但该边界受含水状态、显色时间和断面平整度影响, 测量时应保持操作条件一致。

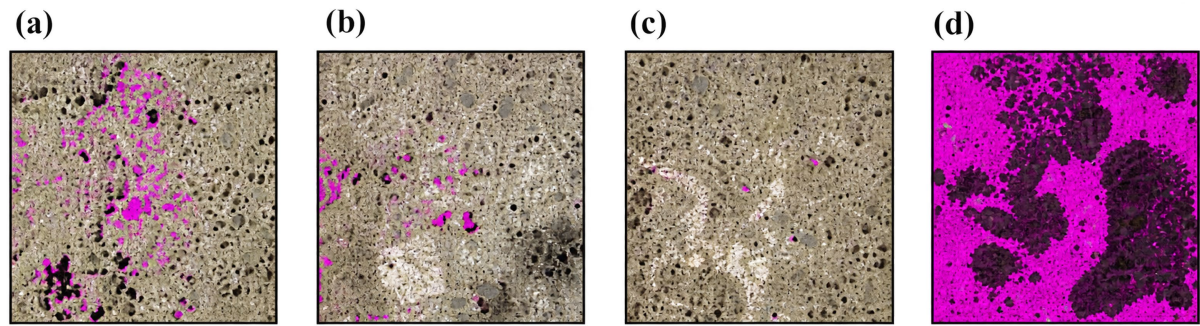


Figure 6. Phenolphthalein coloration results of carbonated specimens and uncarbonated reference specimens
图 6. 碳化试样与未碳化参比试样的酚酞显色结果

4.3. CO₂ 矿化过程与碳化深度影响机制

TG 结果表明, 28 d 碳化后各组试样均检测到不同程度的碳酸盐增加, XRD 图谱中可识别出碳酸盐相。碳化系数与 TG 推导的碳酸盐含量呈较强正相关, R^2 为 0.967, 相关系数 r 为 0.983。该关系说明在本试验范围内, 碳化前缘推进较快的试样通常也形成了更多碳酸盐, 碳化深度及其时间归一化指标能够用于初步判断矿化反应强弱。

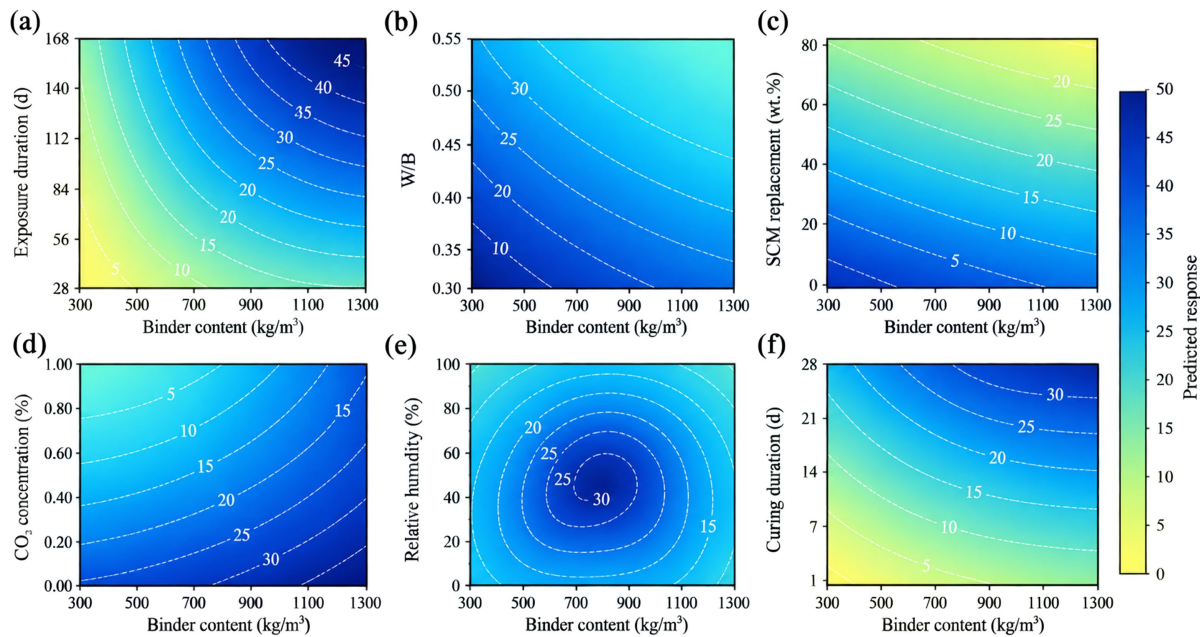


Figure 7. Coupled response surfaces of carbonation depth to material composition and environmental variables
图 7. 材料组成与环境变量对碳化深度的耦合响应面

这一相关性不能被理解为碳化深度与 CO_2 固存量完全等价。碳化深度主要给出碱度降低前缘的位置，而矿化量还受试样密度、碳化区内反应程度、可反应 Ca 含量及碳酸盐类型影响。两个试样可能具有接近的碳化深度，但碳化区内的碳酸盐含量不同。因此，面向低碳设计时应以碳化深度进行快速筛选，再用 TG、XRD 或直接 CO_2 吸收量进行定量确认。

响应面分析进一步显示，暴露时间对碳化深度具有稳定的正向作用；较高 W/B 通常提高孔隙可达性，使 CO_2 更易进入；较长养护龄期和较高养护湿度有助于形成更致密的早期结构，从而限制后续碳化。相对湿度的作用具有区间性：湿度过低时 CO_2 溶解和离子迁移不足，湿度过高时孔隙被水占据并阻碍气体扩散。SCM 的影响同时包含稀释、火山灰反应和孔结构重构作用，其对碳化深度的最终影响取决于取代率、养护程度和暴露条件(图 7)。

ICE-PDP 分析表明，碳化深度随暴露时间在早期增长较快，随后边际增量逐渐减小，符合扩散阻力随碳化前缘深入而增加的特征。W/B 的整体效应为正，但不同样本的局部曲线存在差异，说明其作用受到胶凝材料组成和养护条件调节。SCM 取代率、相对湿度和 CO_2 浓度同样表现出非线性和样本间差异，这也是残差学习能够显著提高碳化深度预测精度的原因(图 8)。

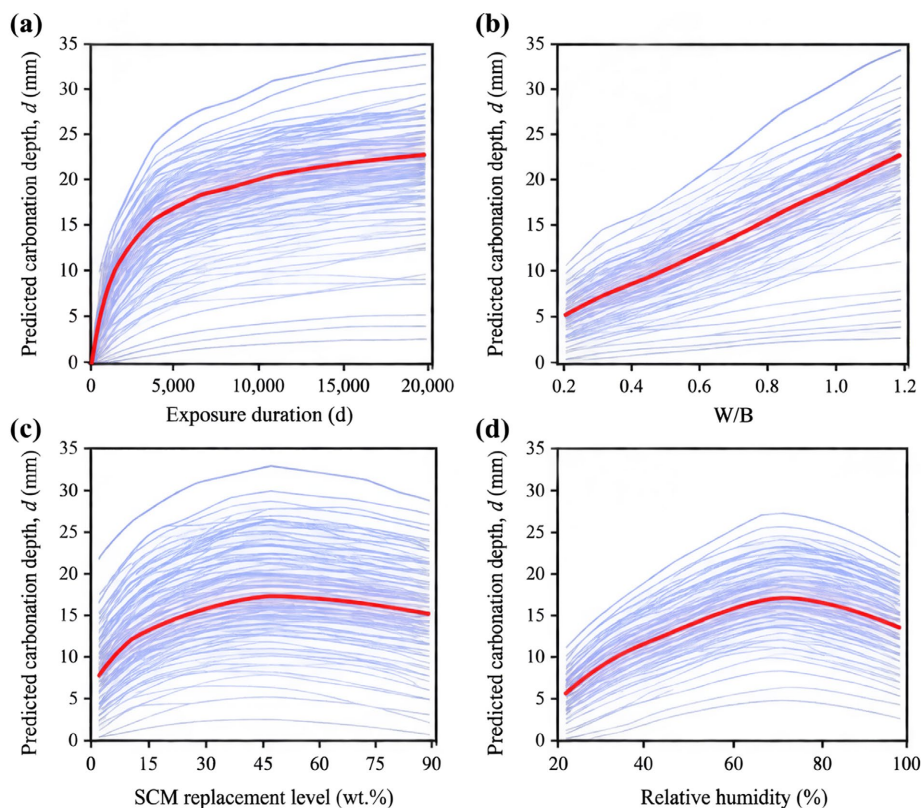


Figure 8. ICE-PDP marginal effects of dominant variables on carbonation depth

图 8. 主导变量对碳化深度的 ICE-PDP 边际效应

5. 结论

(1) 以碳化深度为核心响应量，建立了符号回归与 XGBoost 残差补偿相结合的 SymResNet。模型将可解释的主导关系与多源数据中的局部非线性分开处理，兼顾了碳化深度预测精度和物理可解释性。

(2) SymResNet 在测试集上的 R^2 、RMSE 和 MAE 分别为 0.883、2.043 mm 和 1.307 mm。其精度略低

于最佳黑箱模型,但显著优于单独符号回归;重复划分下 R^2 标准差为 0.012,说明模型具有较稳定的碳化深度泛化能力。

(3) 碳化环境、暴露时间和养护制度是控制碳化深度的主要因素, W/B、胶凝材料用量、SCM 类型与取代率、相对湿度、温度和 CO_2 浓度共同调节 CO_2 传输、孔隙含水状态、碱储备和反应动力学。

(4) 模型指导试验中,九组试样的碳化深度随 7、14 和 28 d 龄期持续增加;在设定范围内,提高 W/B 和 SCM 取代率均使碳化深度整体增大。预测值与实测值接近 1:1 关系,验证了模型用于配合比筛选和碳化试验设计的可行性。

(5) TG 和 XRD 证实碳化试样中形成了碳酸盐,碳化系数与碳酸盐含量呈较强正相关($R^2=0.967$)。碳化深度适合用于评价碳化前缘和快速比较矿化倾向,但不能单独代表 CO_2 固存量。后续研究应补充直接 CO_2 吸收量、孔隙结构、SEM 及生命周期碳核算,以建立碳化深度与实际固碳能力之间更可靠的定量关系。

参考文献

- [1] Ashraf, W. (2016) Carbonation of Cement-Based Materials: Challenges and Opportunities. *Construction and Building Materials*, **120**, 558-570. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.05.080>
- [2] Bertos, M.F., Simons, S.J.R., Hills, C.D. and Carey, P.J. (2004) A Review of Accelerated Carbonation Technology in the Treatment of Cement-Based Materials and Sequestration of CO_2 . *Journal of Hazardous Materials*, **112**, 193-205. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2004.04.019>
- [3] Andersson, R., Fridh, K., Stripple, H. and Häglund, M. (2013) Calculating CO_2 Uptake for Existing Concrete Structures during and after Service Life. *Environmental Science & Technology*, **47**, 11625-11633. <https://doi.org/10.1021/es401775w>
- [4] Chen, T. and Gao, X. (2019) Effect of Carbonation Curing Regime on Strength and Microstructure of Portland Cement Paste. *Journal of CO_2 Utilization*, **34**, 74-86. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2019.05.034>
- [5] Chen, K.Y., Xia, J., Wu, R.J., Shen, X.Y., Chen, J.J., Zhao, Y.X. and Jin, W.L. (2022) An Overview on the Influence of Various Parameters on the Fabrication and Engineering Properties of CO_2 -Cured Cement-Based Composites. *Journal of Cleaner Production*, **366**, Article 132968. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132968>
- [6] Daval, D., Martinez, I., Corvisier, J., Findling, N., Goffé, B. and Guyot, F. (2009) Carbonation of Ca-Bearing Silicates, the Case of Wollastonite: Experimental Investigations and Kinetic Modeling. *Chemical Geology*, **265**, 63-78. <https://doi.org/10.1016/j.chemgeo.2009.01.022>
- [7] Dixit, A., Du, H. and Pang, S.D. (2021) Carbon Capture in Ultra-High Performance Concrete Using Pressurized CO_2 Curing. *Construction and Building Materials*, **288**, Article 123076. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.123076>
- [8] Eklou, S.O. (2016) A Review on Effects of Curing, Sheltering, and CO_2 Concentration upon Natural Carbonation of Concrete. *Construction and Building Materials*, **127**, 306-320. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.09.056>
- [9] El-Hassan, H. and Shao, Y. (2015) Early Carbonation Curing of Concrete Masonry Units with Portland Limestone Cement. *Cement and Concrete Composites*, **62**, 168-177. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2015.07.004>
- [10] Ghoul, Z., Guthrie, R.I.L. and Shao, Y. (2015) High-Strength KOBM Steel Slag Binder Activated by Carbonation. *Construction and Building Materials*, **99**, 175-183. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.09.028>
- [11] Huijgen, W.J.J., Witkamp, G.J. and Comans, R.N.J. (2005) Mineral CO_2 Sequestration by Steel Slag Carbonation. *Environmental Science & Technology*, **39**, 9676-9682. <https://doi.org/10.1021/es050795f>
- [12] Kashef-Haghighi, S. and Ghoshal, S. (2010) CO_2 Sequestration in Concrete through Accelerated Carbonation Curing in a Flow-Through Reactor. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **49**, 1143-1149. <https://doi.org/10.1021/ie900703d>
- [13] Liu, Z. and Meng, W. (2021) Fundamental Understanding of Carbonation Curing and Durability of Carbonation-Cured Cement-Based Composites: A Review. *Journal of CO_2 Utilization*, **44**, Article 101428. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2020.101428>
- [14] Monkman, S. and Shao, Y. (2006) Assessing the Carbonation Behavior of Cementitious Materials. *Journal of Materials in Civil Engineering*, **18**, 768-776. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0899-1561\(2006\)18:6\(768\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0899-1561(2006)18:6(768))
- [15] Papadakis, V.G., Vayenas, C.G. and Fardis, M.N. (1989) A Reaction Engineering Approach to the Problem of Concrete Carbonation. *AIChE Journal*, **35**, 1639-1650. <https://doi.org/10.1002/aic.690351008>

- [16] Qiu, Q. (2020) A State-of-the-Art Review on the Carbonation Process in Cementitious Materials: Fundamentals and Characterization Techniques. *Construction and Building Materials*, **247**, Article 118503. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.118503>
- [17] Rostami, V., Shao, Y., Boyd, A.J. and He, Z. (2012) Microstructure of Cement Paste Subject to Early Carbonation Curing. *Cement and Concrete Research*, **42**, 186-193. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2011.09.010>
- [18] Sharma, D. and Goyal, S. (2018) Accelerated Carbonation Curing of Cement Mortars Containing Cement Kiln Dust: An Effective Way of CO₂ Sequestration and Carbon Footprint Reduction. *Journal of Cleaner Production*, **192**, 844-854. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.05.027>
- [19] Shi, C., Liu, M., He, P. and Ou, Z. (2012) Factors Affecting Kinetics of CO₂ Curing of Concrete. *Journal of Sustainable Cement-Based Materials*, **1**, 24-33. <https://doi.org/10.1080/21650373.2012.727321>
- [20] Skoceck, J., Zajac, M. and Ben Haha, M. (2020) Carbon Capture and Utilization by Mineralization of Cement Pastes Derived from Recycled Concrete. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 5614. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62503-z>
- [21] Souto-Martinez, A., Delesky, E.A., Foster, K.E.O. and Srubar, W.V. (2017) A Mathematical Model for Predicting the Carbon Sequestration Potential of Ordinary Portland Cement Concrete. *Construction and Building Materials*, **147**, 417-427. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2017.04.133>
- [22] Wang, D., Xiao, J. and Duan, Z. (2022) Strategies to Accelerate CO₂ Sequestration of Cement-Based Materials and Their Application Prospects. *Construction and Building Materials*, **314**, Article 125646. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2021.125646>
- [23] Xi, F., Davis, S.J., Ciaia, P., Crawford-Brown, D., Guan, D., Pade, C., *et al.* (2016) Substantial Global Carbon Uptake by Cement Carbonation. *Nature Geoscience*, **9**, 880-883. <https://doi.org/10.1038/ngeo2840>
- [24] Xian, X., Zhang, D. and Shao, Y. (2021) Flue Gas Carbonation Curing of Cement Paste and Concrete at Ambient Pressure. *Journal of Cleaner Production*, **313**, Article 127943. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.127943>
- [25] Xuan, D., Zhan, B. and Poon, C.S. (2016) Development of a New Generation of Eco-Friendly Concrete Blocks by Accelerated Mineral Carbonation. *Journal of Cleaner Production*, **133**, 1235-1241. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.06.062>
- [26] Yang, K.H., Seo, E.A. and Tae, S.H. (2014) Carbonation and CO₂ Uptake of Concrete. *Environmental Impact Assessment Review*, **46**, 43-52. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2014.01.004>
- [27] Zhan, B., Poon, C.S. and Shi, C. (2013) CO₂ Curing for Improving the Properties of Concrete Blocks Containing Recycled Aggregates. *Cement and Concrete Composites*, **42**, 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2013.04.013>
- [28] Zhang, D., Ghoulah, Z. and Shao, Y. (2017) Review on Carbonation Curing of Cement-Based Materials. *Journal of CO₂ Utilization*, **21**, 119-131. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2017.07.003>
- [29] Kazemian, M. and Shafei, B. (2023) Carbon Sequestration and Storage in Concrete: A State-of-the-Art Review of Compositions, Methods, and Developments. *Journal of CO₂ Utilization*, **70**, Article 102443. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2023.102443>
- [30] Oelkers, E.H., Arkadakskiy, S., Ahmed, Z., Kunnummal, N., Fedorik, J., Marchesi, M., *et al.* (2026) CO₂ Subsurface Mineral Storage by Its Co-Injection with Recirculating Water. *Nature*, **651**, 954-958. <https://doi.org/10.1038/s41586-026-10130-5>
- [31] Zou, S., Chen, X., Sham, M.L., Lu, J. and Poon, C.S. (2025) Carbon Sequestration in Aggregate and Concrete by Encapsulated Biochar and Carbonation: Experiment and Simulation. *Cement and Concrete Composites*, **159**, Article 105990. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2025.105990>
- [32] Cao, J., Zhang, Z., Ding, J., Li, L., Ai, J., Yang, Y., *et al.* (2025) Soil Organic Carbon Sequestration Potential, Storage, and Influencing Mechanisms in China. *Land Degradation & Development*, **36**, 4304-4319. <https://doi.org/10.1002/ldr.5636>
- [33] Zou, S., Sham, M.L., Xiao, J., Leung, L.M., Lu, J. and Poon, C.S. (2024) Biochar-Enabled Carbon Negative Aggregate Designed by Core-Shell Structure: A Novel Biochar Utilizing Method in Concrete. *Construction and Building Materials*, **449**, Article 138507. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2024.138507>
- [34] Liu, J., Liu, G., Zhang, W., Li, Z., Xing, F. and Tang, L. (2022) Application Potential Analysis of Biochar as a Carbon Capture Material in Cementitious Composites: A Review. *Construction and Building Materials*, **350**, Article 128715. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2022.128715>
- [35] Li, H., Zhang, N., Yang, J., Wang, L., Köberle, T. and Mechtcherine, V. (2025) Synergistic Reinforcement of Recycled Carbon Fibers and Biochar in High-Performance, Low-Carbon Cement Composites: A Sustainable Pathway for Construction Materials. *Cement and Concrete Composites*, **162**, Article 106148. <https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2025.106148>
- [36] Yang, Z., Xu, J., Chen, T., Gao, X. and Qin, L. (2025) Internal and External Synergistic CO₂ Capture of Cement-Based

- Materials Using Modified Biochar. *Construction and Building Materials*, **489**, Article 140696.
<https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2025.140696>
- [37] Huang, G., Shi, Y., Zhou, Y., Li, H., Ye, P., Guo, B., *et al.* (2026) Biochar-Augmented Carbon-Negative Concrete. In: *Biochar-Based Cement and Concrete for Sustainable Construction*, Elsevier, 21-40.
<https://doi.org/10.1016/b978-0-443-22037-1.00006-9>
- [38] Ye, P., Guo, B., Qin, H., Wang, C., Li, J., Chen, Y., *et al.* (2024) Investigation of the Properties and Sustainability of Modified Biochar-Doped Cement-Based Composite. *Cement and Concrete Composites*, **153**, Article 105684.
<https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2024.105684>
- [39] Mishra, G., Danoglidis, P.A., Shah, S.P. and Konsta-Gdoutos, M.S. (2023) Carbon Capture and Storage Potential of Biochar-Enriched Cementitious Systems. *Cement and Concrete Composites*, **140**, Article 105078.
<https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2023.105078>
- [40] Chen, T., Zhao, L., Gao, X., Li, L. and Qin, L. (2022) Modification of Carbonation-Cured Cement Mortar Using Biochar and Its Environmental Evaluation. *Cement and Concrete Composites*, **134**, Article 104764.
<https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2022.104764>
- [41] Lin, X., Li, W., Guo, Y., Dong, W., Castel, A. and Wang, K. (2023) Biochar-Cement Concrete toward Decarbonisation and Sustainability for Construction: Characteristic, Performance and Perspective. *Journal of Cleaner Production*, **419**, Article 138219. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138219>
- [42] Huang, G., Xia, Y., Liu, Y., Li, H., Zhang, Y., Chen, L., *et al.* (2025) Upcycling Rice Husk Biochar into Carbon-Negative Composites. *Construction and Building Materials*, **470**, Article 140459.
<https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2025.140459>