

基于GA-BP神经网络的轻骨料混凝土弹性模量预测

苏棕茗*, 隋奕#, 黄炜烨

北京工业大学建筑工程学院, 北京

收稿日期: 2025年4月6日; 录用日期: 2025年4月27日; 发布日期: 2025年5月8日

摘要

轻骨料混凝土弹性模量的预测能够优化材料配比、降低工程成本、提升结构安全性和推动绿色建筑发展, 具有重要的意义。应用遗传算法(GA)优化BP神经网络的网络结构及网络权重和阈值, 使其拥有更高的精度。通过GA-BP神经网络模型预测轻骨料混凝土的弹性模量, 并对模型进行评估和应用。结果表明, GA-BP神经网络模型训练完成后的训练集、验证集、测试集和完整数据集的目标间相关度均在0.94以上; GA-BP神经网络模型预测结果所得的RMSE值和MAE值均低于BP神经网络; GA-BP神经网络模型应用所得的预测值与真实值间平均误差为0.759。GA-BP神经网络能够较为准确地预测轻骨料混凝土的弹性模量。

关键词

GA-BP神经网络, 轻骨料混凝土, 弹性模量

Prediction of Elastic Modulus of Lightweight Aggregate Concrete Based on GA-BP Neural Network

Zongming Su*, Yi Sui#, Weiye Huang

School of Civil Engineering, Beijing University of Technology, Beijing

Received: Apr. 6th, 2025; accepted: Apr. 27th, 2025; published: May 8th, 2025

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 苏棕茗, 隋奕, 黄炜烨. 基于 GA-BP 神经网络的轻骨料混凝土弹性模量预测[J]. 土木工程, 2025, 14(5): 962-969. DOI: 10.12677/hjce.2025.145104

Abstract

The prediction of the elastic modulus of lightweight aggregate concrete holds significant importance for optimizing material mix ratios, reducing engineering costs, enhancing structural safety, and promoting green building development. This study applies the Genetic Algorithm (GA) to optimize the network structure, weights, and thresholds of the BP neural network, thereby improving its prediction accuracy. The GA-BP neural network model is employed to predict the elastic modulus of lightweight aggregate concrete, followed by model evaluation and application. Results demonstrate that the correlation coefficients between targets in the training set, validation set, test set, and complete dataset all exceed 0.94 after GA-BP model training. The Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) values obtained from the GA-BP neural network predictions are lower than those of the conventional BP neural network. The average error between predicted values and actual measurements in model applications reaches 0.759. These findings indicate that the GA-BP neural network can achieve relatively accurate predictions for the elastic modulus of lightweight aggregate concrete.

Keywords

GA-BP Neural Network, Lightweight Aggregate Concrete, Elastic Modulus

Copyright © 2025 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

轻骨料混凝土(LWAC)具有轻质、高强、保温隔热特性,在高层建筑、大跨度桥梁和绿色节能结构中备受关注[1]。弹性模量作为其重要力学性能参数,直接影响结构的刚度、变形及耐久性,是工程设计和安全评估的重要依据。然而,轻骨料混凝土弹性模量受骨料类型、孔隙率、界面过渡区等多种因素的影响,传统预测方法难以预测。近年来,神经网络模型在材料性能预测中展现潜力,已广泛应用于混凝土材料[2]-[5]。其中,BP神经网络易陷入局部最优解,且网络结构和初始参数的敏感度较大,限制了其工程适用性[6]。为突破上述局限,本文提出一种基于遗传算法优化的GA-BP神经网络模型,探求轻骨料混凝土弹性模量的高精度预测。通过遗传算法优化BP神经网络的初始权重和阈值,显著提升模型收敛速度与泛化性能,并基于数据集的相关度、均方根误差、平均绝对误差和模型应用评估模型可靠性。本文旨在探求GA-BP神经网络应用于轻骨料混凝土弹性模量预测的可行性,为将来轻骨料混凝土弹性模量的定量研究提供理论基础。

2. 数据集的创建

根据文献[7]-[22],本研究获取了140组轻骨料混凝土实验数据并建立数据库。为了准确预测轻骨料混凝土的弹性模量,本研究选取7个基本参数,分别为每立方米轻骨料混凝土水泥、砂、石、粉煤灰、水、添加剂的用量及28天时轻骨料混凝土试件的抗压强度。

在神经网络模型构建中,数据集的预处理非常重要,包括数据集的分块处理和数据的标准化。数据集的分块处理是指将一个完整的数据集划分为训练集、验证集和测试集三部分。其中,训练集用于训练模型,验证集用于模型的超参数选择,测试集用于网络评估;数据标准化则是将数据按比例缩放,使数

据全部落入一个特定区间,最常用的方法是数据归一化方法,即将数据全部缩放至[0, 1]区间内。

原始数据集中,不同输入参数间的数量级差异有时会较大,如添加剂与水泥的每立方米用量。通常情况,数据归一化会有助于模型快速找到最优解、减少数值计算过程中的数值不稳定性问题、提高模型的泛化能力、确保所有参数在模型训练中发挥同等作用及优化初始权重的范围。因此,对初始数据集中的数据进行预处理十分重要。在神经网络领域,常选择最小-最大归一化(min-max)方法和 Z-score 标准化方法作为数据标准化方法。本研究应用 Matlab 中的 mapminmax 函数进行数据的归一化。mapminmax 函数将整个数据集中的数据缩放到[0, 1]区间内,如公式(1)所示:

$$[B, C] = \text{mapminmax}(A, x, y) \quad (1)$$

式中, x 和 y 分别是归一化后期望数据中的最小值和最大值, A 是待处理数据, B 是归一化后的数据, C 是映射。

3. 模型建立与训练

建立网络结构如图 1 所示的遗传算法优化 BP 神经网络模型。

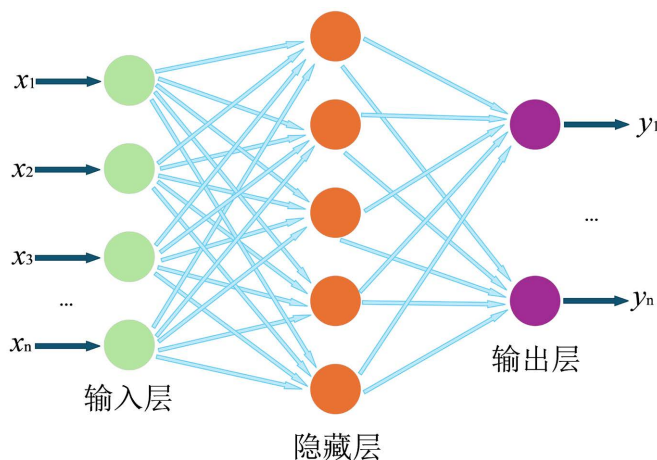


Figure 1. Network structure
图 1. 网络结构

图 1 为带有一个隐藏层的前馈神经网络,由输入层、隐藏层、输出层构成。在输入层,数据会经过权重值和偏置项的线性变换处理,然后送往激活层,得到隐藏层的输出,最终根据前面相同的步骤得到输出层。本研究中,输入层节点个数为 7 个,输出层节点个数为 1 个。经过反复验算,本研究中隐藏层节点个数为 16 个。

本研究采用改编的 GA-BP 神经网络程序进行网络模型的训练。首先将数据集的数据划分为训练集、验证集和测试集,再应用 mapminmax 函数将所有样本的参数进行归一化处理。为解决数据划分过程中存在的偶然性问题,本章在划分时采用 randperm 函数,将 140 组数据随机打乱并划分。

误差阈值是网络训练过程中一个重要的参数,在确定终止条件、评估网络性能、防止过拟合、节省计算资源和时间成本方面发挥着重要的作用,通常用于衡量网络的预测输出与实际目标输出之间的差异。在本文,误差阈值取值为 10^{-6} 。

学习率也是网络训练过程中非常重要的参数,用来指导我们调整网络权重。学习率决定了参数的更新速度和步伐大小。学习率越高,参数更新的步伐越大,模型越快速接近最优解,同时也容易越过最优

解, 导致损失函数的波动和发散; 学习率越低, 参数更新幅度越小, 模型需要更多的迭代次数才会收敛, 同时也能稳定接近最优解。一般情况下, 学习率应选择较小值。在本文, 初始学习率取值为 0.001。

遗传算法将神经网络数据转化为遗传算法可以处理的形式, 生成一定数量的初始种群, 利用适应度函数来计算每个个体的适应度值, 并从中选出适应度较高的个体进行交叉、变异, 用经过交叉、变异产生的新个体替换掉适应度值较低的个体, 当达到一定的性能指标时停止迭代。本研究中, 初始种群规模为 5, 遗传代数 50。GA-BP 神经网络的训练流程如图 2 所示。

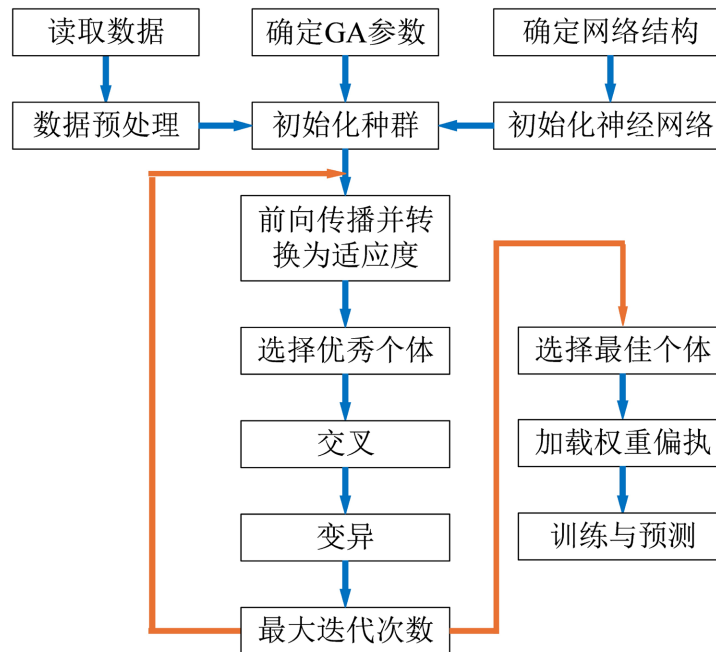


Figure 2. Establishment process of GA-BP neural network
图 2. GA-BP 神经网络的训练流程

4. 模型评估

训练完成后, 训练集、验证集、测试集和完整数据集的目标相关度如图 3 所示。其中, 横坐标为目标输出结果, 纵坐标为预测输出和目标输出两组数据所得的拟合函数。由图可见, 四组数据的 R 值都在 0.94 以上, 预测输出和目标输出数据间的拟合较好, 数据间的相关度较大。

本研究中, 模型预测的准确度通过均方根误差(RMSE)值和平均绝对误差(MAE)值表示。RMSE 值和 MAE 值的计算由公式(2)和公式(3)所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2} \quad (2)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i| \quad (3)$$

式中, n 表示样本总数, X_i 表示样本的实际值, $\hat{X}_i$ 表示样本的预测值。

RMSE 值通过计算预测值与实际值之差的平方和的平均值的平方根来定量衡量预测值与真实值之间的偏差程度。RMSE 的数值越小, 模型的预测能力越强; MAE 值表示预测值和实际值之间绝对误差的平均值。将 GA-BP 神经网络和 BP 神经网络的预测结果进行对比, 所得结果如图 4 和图 5。

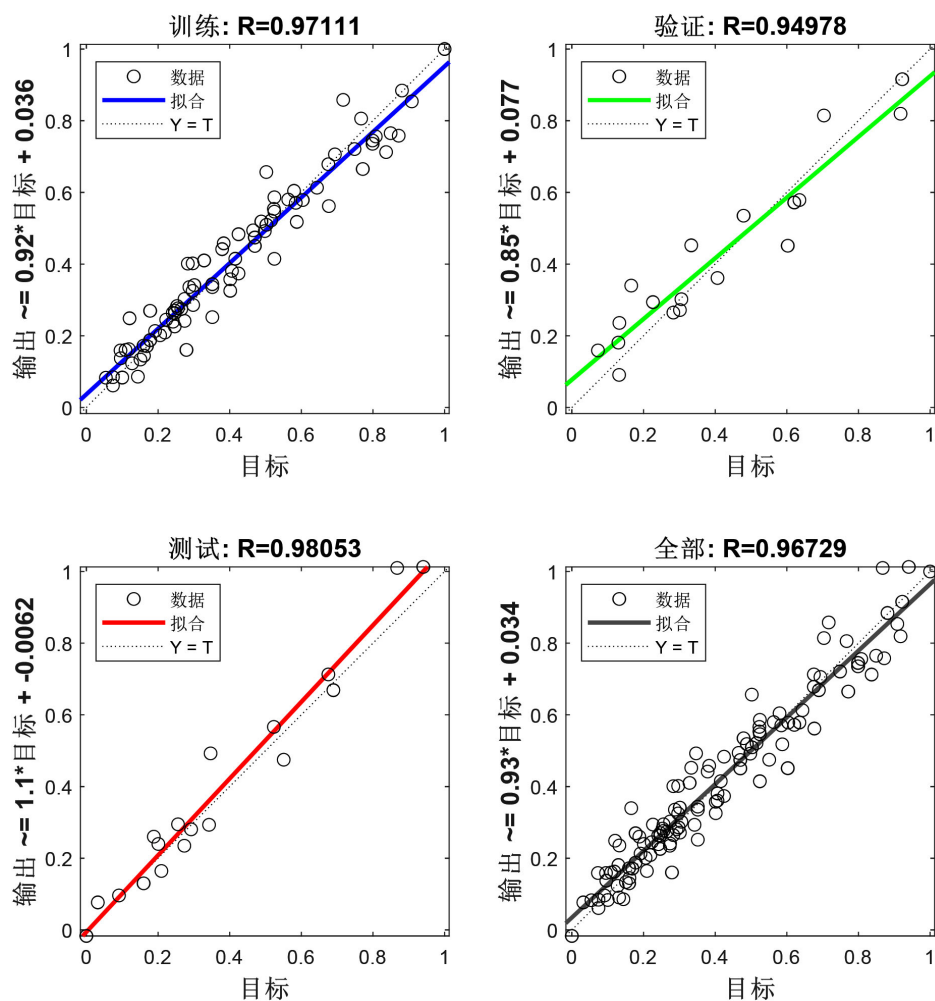


Figure 3. Correlation between data

图 3. 数据间的相关度

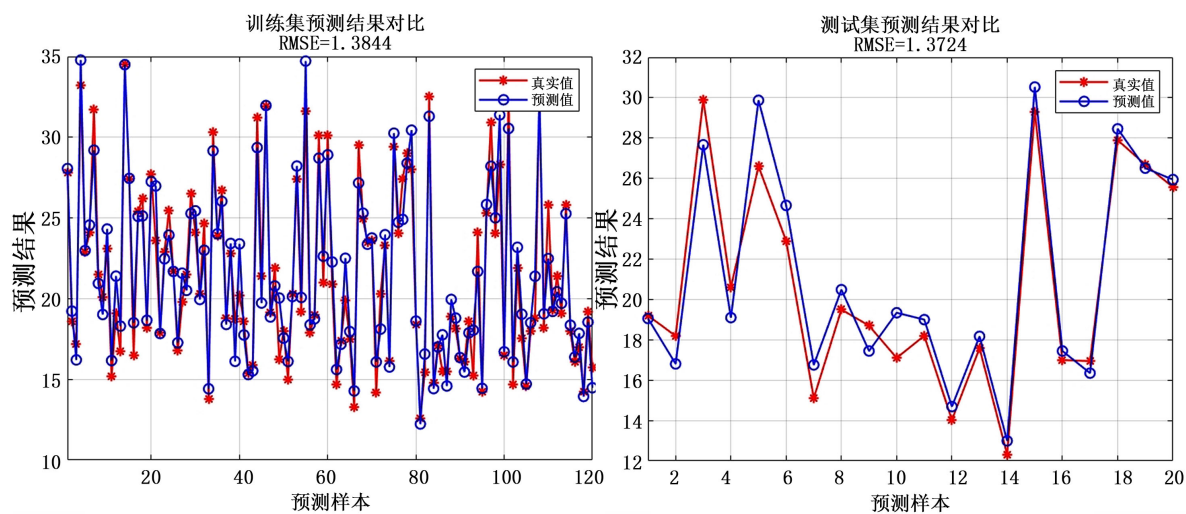


Figure 4. Comparison of GA-BP neural network prediction results and RMSE calculation

图 4. GA-BP 神经网络预测结果对比与 RMSE 计算

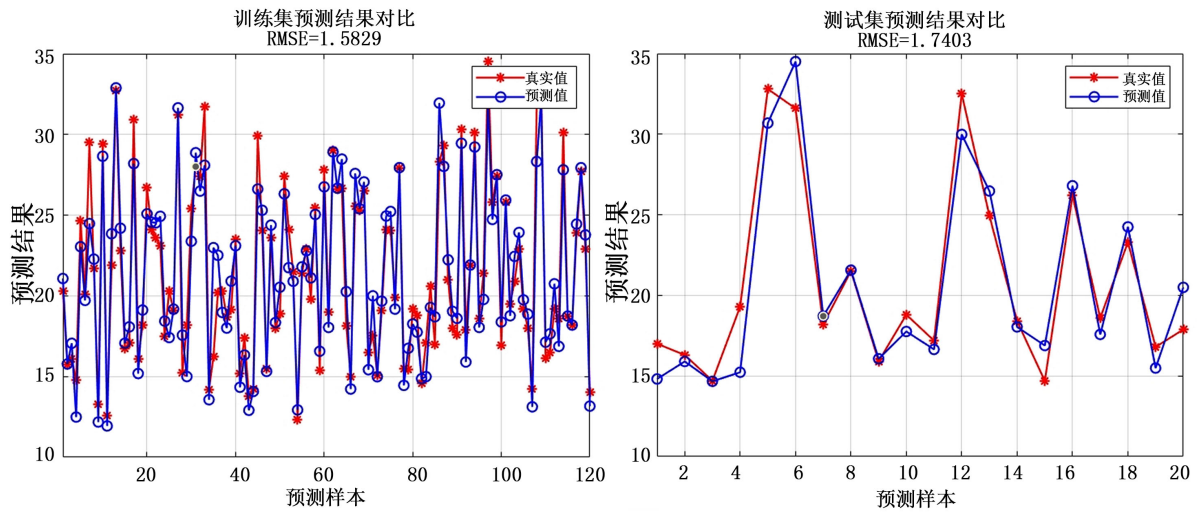


Figure 5. Comparison of BP neural network prediction results and RMSE calculation

图 5. BP 神经网络预测结果对比与 RMSE 计算

由上两图可得, GA-BP 神经网络模型训练集和预测集预测结果的 RMSE 值均低于 BP 神经网络。经计算得出, GA-BP 神经网络训练集和测试集预测结果的 MAE 值分别为 1.057 和 1.1257, BP 神经网络训练集和测试集预测结果的 MAE 值分别为 1.2038 和 1.3562。可以看出, GA-BP 神经网络模型可以较为准确地预测弹性模量的变化走向, 具有较好的预测能力。

5. 模型应用

模型训练完毕后, 将模型保存至 net.mat 文件。选取文献[23] [24]中的数据进行轻骨料混凝土弹性模量的预测并与文献中的数据进行比较, 测试模型的应用能力, 且这些数据未存在于数据集中。预测结果如图 6 所示。

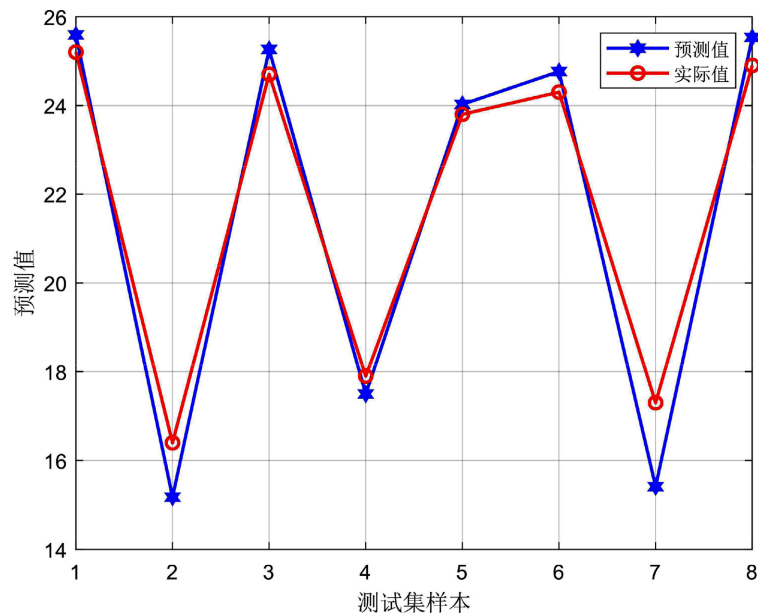


Figure 6. Prediction results

图 6. 预测结果

由图 6 可以看出, 模型能够较为准确地预测轻骨料混凝土弹性模量的走向。通过计算得出, 预测值与真实值间的平均误差为 0.759。根据以上结果, 此模型可以较为准确地预测轻骨料混凝土的弹性模量。

6. 结论

(1) 建立 GA-BP 神经网络模型, 确定模型各项参数, 利用归一化后的数据对模型进行训练和应用。由四组数据的 R 值、GA-BP 神经网络模型与 BP 神经网络模型的预测结果对比及模型的应用结果可得, 该 GA-BP 神经网络模型拥有较好的预测能力, 可以较为准确地预测轻骨料混凝土的弹性模量。

(2) 由于网络资源有限, 本研究仅收集到 140 组轻骨料混凝土数据。随着数据集中数据的逐渐增加, GA-BP 神经网络模型的预测能力会更加准确。

(3) 下一步, 研究将转向 GA 与粒子群算法(PSO)或模拟退火算法的结合, 进一步提升神经网络权值优化的效率和全局搜索能力。同时, 探索将 GA-BP 预测结果与有限元分析(FEA)结合, 建立从材料性能到构件力学行为的跨尺度仿真框架。

参考文献

- [1] 王公志, 许斌, 王江, 等. 轻骨料混凝土单轴受压性能细观模拟[J]. 应用力学学报, 2023, 40(4): 909-916.
- [2] 周明翔, 郑祥增, 唐炜业, 等. 最少浆体理论与智能算法的机制砂混凝土配合比设计方法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2025, 53(1): 69-77.
- [3] 金浏, 赵瑞, 杜修力. 混凝土抗压强度尺寸效应的神经网络预测模型[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(3): 260-268.
- [4] 张久洪, 康转转, 张悦. 基于 BP 神经网络的再生混凝土抗压强度预测[J]. 江苏建筑, 2022(5): 84-88.
- [5] 梁炯丰, 严兰兰, 胡鹏, 等. BP 神经网络在再生混凝土强度预测中的应用[J]. 混凝土, 2017(6): 9-12, 16.
- [6] 瞿伟, 刘祥斌, 李久元, 等. 改进哈里斯鹰优化算法与 BP 神经网络组合的滑坡位移高精度预测模型[J]. 地球科学与环境学报, 2023, 45(3): 522-534.
- [7] 王鹏. 陶粒混凝土基本力学性能的试验研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 长沙理工大学, 2008.
- [8] 高英力, 陈家宝, 邹超, 等. 基于工业 CT 试验的轻骨料混凝土细观裂纹扩展规律研究[J]. 硅酸盐通报, 2014, 33(4): 947-952.
- [9] 周晓朋, 曹禹, 王娜, 等. 海工轻骨料混凝土力学和耐久性能的试验研究[J]. 中国港湾建设, 2020, 40(8): 33-37.
- [10] 喻晓. 高强页岩陶粒制备及其混凝土性能研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2004.
- [11] 李平江, 刘翼伯. 高强页岩陶粒混凝土的基本力学性能[J]. 建筑材料学报, 2004, 7(1): 113-116.
- [12] Rahai, A., Dolati, A., Kamel, M.E. and Babaizadeh, H. (2014) Studying the Effect of Various Parameters on Mechanical Properties of Lightweight Aggregate Concrete Using MANOVA. *Materials and Structures*, **48**, 2353-2365. <https://doi.org/10.1617/s11527-014-0317-4>
- [13] Chi, J.M., Huang, R., Yang, C.C. and Chang, J.J. (2003) Effect of Aggregate Properties on the Strength and Stiffness of Lightweight Concrete. *Cement and Concrete Composites*, **25**, 197-205. [https://doi.org/10.1016/s0958-9465\(02\)00020-3](https://doi.org/10.1016/s0958-9465(02)00020-3)
- [14] Lo, T.Y., Cui, H.Z. and Li, Z.G. (2004) Influence of Aggregate Pre-Wetting and Fly Ash on Mechanical Properties of Lightweight Concrete. *Waste Management*, **24**, 333-338. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2003.06.003>
- [15] 张登祥, 韦莹, 周佳. 自密实轻骨料混凝土约束收缩试验及抗裂性能研究[J]. 硅酸盐通报, 2019, 38(5): 1462-1467, 1476.
- [16] 汪洪菊, 段君峰, 武文龙, 等. 页岩陶粒混凝土细观参数及损伤演化研究[EB/OL]. 中国测试, 2023: 1-8. <https://link.cnki.net/urlid/51.1714.TB.20230911.2112.002>, 2023-09-12.
- [17] 李文斌. 陶粒轻集料高性能混凝土的试验研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2012.
- [18] 李想, 张丽娟, 赵军, 等. 陶粒混凝土力学性能试验及数值模拟研究[J]. 混凝土, 2024(3): 111-118.
- [19] 王海龙. 轻骨料混凝土早期力学性能与抗冻性能的试验研究[D]: [硕士学位论文]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2009.
- [20] 朱然, 徐俊, 占羿箭. 基于成熟度理论的单掺粉煤灰轻质混凝土弹性模量预测新模型[J]. 建筑材料, 2020, 42(11): 2108-2110, 2116.

-
- [21] 陈连发, 陈悦, 李龙, 等. 高性能轻集料混凝土的力学性能研究[J]. 硅酸盐通报, 2015, 34(10): 2822-2828.
- [22] 李瑞. 粉煤灰陶粒轻骨料混凝土性能试验研究[D]: [博士学位论文]. 银川: 宁夏大学, 2015.
- [23] 曹亮. LC30 轻骨料混凝土的研究与应用[J]. 城市建筑, 2020, 17(36): 101-103.
- [24] 朱玲, 吴辉琴, 岑钊湮, 等. 粉煤灰陶粒轻骨料混凝土弹性模量试验研究[J]. 广西科技大学学报, 2021, 32(2): 26-32.