

基于高斯过程回归模型的电石渣激发煤矸石地聚合物强度响应预测与分析

宁慧员¹, 张 菊¹, 闫长旺^{1,2}, 白 茹^{3,4}

(1. 内蒙古工业大学土木工程学院, 呼和浩特 010051; 2. 内蒙古工业大学资源与环境工程学院, 呼和浩特 010051; 3. 内蒙古工业大学矿产资源绿色开发重点实验室, 呼和浩特 010051; 4. 生态型建筑材料与装配式结构内蒙古自治区工程研究中心, 呼和浩特 010051)

摘要:地聚合物的抗压强度是评估其能否代替水泥作为新型建筑材料的关键因素之一, 但仅依靠大量试验测试强度, 既浪费资源又增加成本。为了解决这一问题, 通过早期试验收集的电石渣激发煤矸石地聚合物的强度数据, 将不同配合比、水胶比、龄期作为输入参数, 抗压强度作为输出结果, 基于机器学习方法构建强度响应预测模型——高斯过程回归(GPR)模型, 并利用模型对不同配合比及龄期的地聚合物强度进行预测, 进而建立各组分掺量、水胶比、龄期对强度的影响曲线并探究原因。结果表明: GPR模型经过对样本数据的拟合, 可以较好地预测地聚合物的强度, 且误差为(-0.001 93 ~ +0.001 83); 利用受过训练的模型对未知抗压强度的地聚合物进行强度预测, 通过预测结果分析各输入参数(电石渣掺量、煤矸石掺量、水胶比和养护龄期)对强度的影响, 发现强度与上述变量均有密切关系, 其中电石渣掺量、煤矸石掺量和养护龄期对强度的影响更显著。

关键词:电石渣; 煤矸石; 地聚合物; 高斯过程回归; 抗压强度预测; 强度影响因素

中图分类号: TU528.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-1625(2024)03-0905-09

Prediction and Analysis of Strength Response of Calcium Carbide Slag Excited Coal Gangue Geopolymer Based on Gaussian Process Regression Model

NING Huiyuan¹, ZHANG Ju¹, YAN Changwang^{1,2}, BAI Ru^{3,4}

(1. School of Civil Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China; 2. School of Resource and Environmental Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China; 3. Key Laboratory of Green Development of Mineral Resources, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China; 4. Ecological Building Materials and Prefabricated Structures Inner Mongolia Autonomous Region Engineering Research Center, Hohhot 010051, China)

Abstract: The compressive strength of geopolymer is one of key factors in evaluating whether geopolymer can replace cement as a new building material, but relying only on many tests to test its strength wastes resources and improves costs. To solve this problem, the data of calcium carbide slag excited coal gangue geopolymer collected through early experiments, different mixing ratios, water-binder ratios, and ages were used as input parameters and compressive strength was used as output results. The strength response prediction model—Gaussian process regression (GPR) model was constructed based on machine learning methods. The geopolymer strength of different mixing ratios and ages was predicted by using the model, then the influence curves of each component content, water-binder ratio and age on the strength were established and the reasons were explored. The results show that the GPR model can predict the strength of geopolymer well after fitting the sample data, and the error is in the range of (-0.001 93 ~ +0.001 83). The strength prediction of geopolymer with

收稿日期: 2023-09-28; 修订日期: 2023-11-23

基金项目: 国家自然科学基金(52068059, 52368036); 中央引导地方科技发展资金(2022ZY0160); 鄂尔多斯市重点研发计划(YF20232358); 内蒙古自治区直属高校基本科研业务费(JY20220009, JY20230117, JY20220179); 内蒙古工业大学博士基金科学研究项目(BS2021049)

作者简介: 宁慧员(1999—), 男, 硕士研究生。主要从事低碳建筑材料的研究。E-mail: ninghuiyuan2022@163.com

通信作者: 张 菊, 博士, 教授。E-mail: zj970741@126.com

unknown compressive strength is made by the trained model, and the influences of each input parameters (calcium carbide slag content, coal gangue content, water-binder ratio, and curing age) on the strength were analyzed through the prediction results. It is found that the strength is closely related to the above variables, among which the calcium carbide slag content, coal gangue content and curing age have more influence on the strength.

Key words: calcium carbide slag; coal gangue; geopolymer; Gaussian process regression; compressive strength prediction; strength influencing factor

0 引言

近年来,随着我国经济飞速发展,工业生产过程中产生的固体废弃物的数量也在逐年增加。据统计,2022年我国工业固体废弃物产量为41.1亿吨,综合利用量为23.7亿吨,综合利用率不足60%^[1]。固体废弃物露天堆放不仅会对空气、土壤、水资源等造成一定污染,还会占用大量的土地资源,但实际上固体废弃物属于“没有被利用起来的资源”^[2]。在如今“双碳”的背景下,固体废弃物的利用已经成为各行各业研究人员的研究热点,采用固体废弃物代替水泥或骨料制作普通混凝土构件是固体废弃物再利用的一个主要方向^[3]。还可以利用煤矸石和电石渣等固体废弃物作为主要胶凝材料生产地聚合物,在一定条件下可以替代普通混凝土^[4-5]。

使用固体废弃物所生产的地聚合物是复合胶凝材料的一种,与普通混凝土有相似的特性,比如强度、耐久性和耐火性等,可以作为建筑材料被广泛应用。但是建筑物构件的安全性和耐久性受抗压强度的影响巨大,因此人们认为抗压强度是最主要的力学性能。作为一种非均质的材料,地聚合物的抗压强度由多种因素共同作用,如各组分的掺量、水胶比和外加剂等。因此,在实际应用中很难准确地预测地聚合物的抗压强度^[6]。传统地聚合物的抗压强度测定与普通混凝土相似,通过压碎立方体或圆柱体获得,但试验费时费力且不经济。对于抗压强度的预测方法,传统的是基于线性或非线性回归方程的统计分析,但由于各变量的特征重要性不一,要得到较准确的方程很难^[7]。

为了解决预测准确性的问题,引入了机器学习技术对抗压强度进行预测^[8]。机器学习是人工智能领域的一个分支,其中一个功能就是可以通过分析已知数据之间的关系,对未知的数据进行预测^[9-11]。如人工神经网络(artificial neural network, ANN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、提升决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)、随机森林(random forest, RF)和极端学习机(extreme learning machine, ELM)等智能模型和算法被广泛应用于胶凝材料抗压强度的预测^[12-15]。吴贤国等^[16]使用一种经特征筛选的抗压强度RF预测模型预测56组数据样本,求得均方根误差为0.014,并且与未经过特征筛选的RF和BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)的性能进行比较,发现经过特征筛选的RF模型有更高的预测精度。Chen等^[17]提出一种基于改进的麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)和RF优化BPNN的预测模型来增强BPNN对混凝土抗压强度的泛化能力和预测精度,预测结果表明,该模型与其他预测模型相比,预测误差最小,期望值与真实值拟合效果较好。Beskopylny等^[18]用CatBoost梯度提升、k近邻(k-nearest neighbor, KNN)和支持向量回归三种机器学习算法来预测混凝土的抗压强度,结果显示KNN算法的误差最小,决定系数最高,达0.99,均方根误差为2.62,可以成功地用于建筑材料的生产过程和质量控制。

本文使用高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)模型预测电石渣激发煤矸石地聚合物在不同配合比、水胶比和龄期下的抗压强度。通过所预测的抗压强度值,深入分析各因素(如电石渣掺量、煤矸石掺量、水胶比、养护龄期)对抗压强度的影响及作用机理,改变了在实际应用中依靠大量试验来探究影响因素的定向思维。

1 高斯过程回归模型建立

高斯过程是定义在连续域上的无限多个服从高斯分布的随机变量组成的随机过程。GPR模型在使用时,不需要指出具体的输出形式,只需将 n 维训练集所对应的关系 $(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$ 作为高斯分布的一个 n 维采样点^[19]。

假设一个带有噪声的回归模型为

$$y = f(x) + N(0, \sigma_n^2) \quad (1)$$

协方差函数可表示为

$$k(x, x') = \sigma_f^2 \cdot \exp\left[-\frac{(x - x')^2}{l^2}\right] + \sigma_n^2 \cdot \delta(x, x') \quad (2)$$

式中: σ_f 代表输出标准差, l 代表长度尺度向量, σ_n 代表噪声水平。

$$\begin{bmatrix} y \\ y^* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma^2 l & K(X, x_*) \\ K(x_*, X) & K(x_*, x_*) \end{bmatrix}\right) = N\left(0, \begin{bmatrix} K & K^T \\ K_* & K_{**} \end{bmatrix}\right) \quad (3)$$

式中:

$$K = \begin{bmatrix} k(x_1, x_1) & \cdots & k(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & \cdots & k(x_n, x_n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$K_* = [k(x_*, x_1) k(x_*, x_2) \cdots k(x_*, x_n)] \quad (5)$$

$$K_{**} = k(x_*, x_*) \quad (6)$$

联合概率密度函数:

$$p(x, y) = p(x|y)p(y) = p(y|x)p(x) \quad (7)$$

贝叶斯公式:

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} \quad (8)$$

联合高斯概率密度函数:

$$p(y, y^*) = N\left(\begin{bmatrix} \mu_y \\ \mu_{y^*} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K & K^T \\ K_* & K_{**} \end{bmatrix}\right) \quad (9)$$

通过计算求得高斯分布:

$$\bar{y}|y = N(K_* K^{-1} y, K_{**} - K_* K^{-1} K_*^T) \quad (10)$$

由上式可知, 近似预测值(均值)为

$$\bar{y}_* = K_* K^{-1} y \quad (11)$$

方差为

$$\text{var}(y_*) = K_{**} - K_* K^{-1} K_*^T \quad (12)$$

通过以上原理使用 MATLAB2022b 软件进行编程模拟, 建立了 GPR 模型, 但由于本试验所用数据集的同龄期的数据样本较少, 拟合模型效果较差, 所以本模型采取有放回抽样的方式将数据集扩充到 360 组样本, 其中随机抽取 270 组样本作为训练数据集, 剩余 90 组样本作为测试数据集。

2 试验验证与误差分析

由课题组早期的电石渣激发煤矸石地聚合物的强度测试结果组成试验样本, 其中的主要掺合物有电石渣 (calcium carbide slag, CS)、煤矸石 (coal gangue, CG)、高炉矿渣 (blast furnace slag, BFS)、NaOH、水玻璃 ($R_2O \cdot nSiO_2$) 等^[20], 化学成分见表 1。不同配合比及龄期的抗压强度值见表 2。

表 1 各试验材料的化学成分

Table 1 Chemical composition of each test material

Ingredient	Mass fraction/%							
	SiO ₂	Al ₂ O ₃	CaO	MgO	Fe ₂ O ₃	SO ₃	Na ₂ O	LOI
CS	0.80	0.25	98.40	0.04	0.09	0.14	0.10	24.78
CG	50.90	46.70	0.09	0.03	0.56	0.01	0.02	11.67
BFS	28.60	13.10	40.40	8.37	1.28	2.46	0.78	
R ₂ O · nSiO ₂	29.20						12.80	
NaOH				Analyze pure reagent				

表2 地聚合物的配合比和不同龄期的抗压强度

Table 2 Mixing ratio of geopolymer and compressive strength of different ages

Sample number	Mass fraction/%					W/B	Compressive strength/MPa					
	CS	CG	BFS	NaOH	$R_2O \cdot nSiO_2$		1 d	3 d	7 d	14 d	28 d	90 d
1	0	50	50	10	30	0.30	7.35	24.36	30.14	37.83	42.68	55.11
2	5	45	50	10	30	0.30	14.71	28.97	33.61	45.00	49.47	64.29
3	10	40	50	10	30	0.30	17.57	16.76	22.12	32.11	36.85	47.58
4	15	35	50	10	30	0.30	19.17	7.62	12.45	13.81	24.31	40.32
5	0	50	50	10	30	0.32	11.47	24.25	30.91	36.11	44.15	63.48
6	5	45	50	10	30	0.32	17.04	25.45	33.55	39.75	48.32	68.21
7	10	40	50	10	30	0.32	8.83	15.21	16.11	23.61	50.49	58.50
8	15	35	50	10	30	0.32	7.21	7.02	8.95	13.83	37.96	48.47
9	0	50	50	10	30	0.34	9.82	20.23	27.46	37.70	37.74	47.98
10	5	45	50	10	30	0.34	14.65	27.01	27.75	40.58	49.58	60.00
11	10	40	50	10	30	0.34	10.19	10.28	17.88	24.13	27.35	42.95
12	15	35	50	10	30	0.34	17.63	6.81	11.27	27.39	20.89	37.39

注:NaOH、水玻璃含量为占胶凝材料总质量的百分比,W/B为水胶比。

使用经过训练的 GPR 模型分别对训练集数据和预测集数据进行抗压强度预测。将预测值与试验值进行对比,如图1、图2所示。对于 GPR 模型的预测精度,本研究从精度和稳定性两方面进行综合评价,选取了决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 两个评价指标^[21]。其中, RMSE 是预测值与真实值偏差的平方与观测次数 n 比值的平方根,衡量预测值与实际值之间的偏差,并且对数据中的异常值比较敏感,同时还可以反映样本的离散程度。当 RMSE 的值越接近 0 时,说明预测值与真实值越接近,模型误差越小,精度越高; R^2 是反映变量间拟合程度的统计量,为回归平方和与总平方和之比,其值越接近 1,说明模型的可解释性越高,预测结果与真实结果匹配度越好。综合考虑以上两个指标可较为全面地评价 GPR 模型, RMSE 和 R^2 可分别按式(13)、(14)计算。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N}} \quad (13)$$

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

式中: \hat{y}_i 、 y_i 为样本的预测值和观测值。

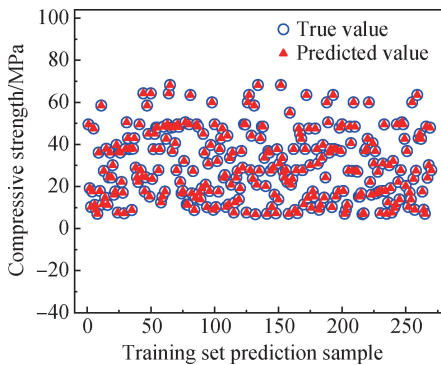


图1 训练集预测结果对比

Fig. 1 Comparison of training set prediction results

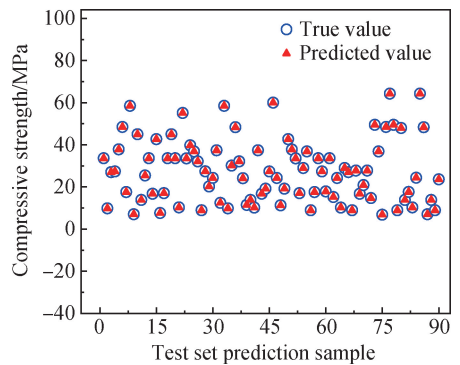


图2 测试集预测结果对比

Fig. 2 Comparison of test set prediction results

由图1、图2可知,预测值与真实值的相似程度较高,说明 GPR 模型的拟合效果较好,能够较准确地预测不同配合比的地聚合物的抗压强度。根据式(13)、(14),得到训练集的决定系数 R^2 为 0.998,均方根误差 RMSE 为 0.001 760 6;测试集决定系数 R^2 为 0.996,均方根误差 RMSE 为 0.002 608 0,说明 GPR 模型的预测精度较高,可解释性也较好。

对地聚合物的强度预测值与真实值进行误差计算,结果如图3、图4所示。由图可知,训练集和测试集的误差大致服从正态分布,且大部分误差都位于 $(-0.00193 \sim +0.00183)$,说明通过GPR模型预测的地聚合物强度与真实强度之间误差微小,模型预测结果具有较高准确性。试验初期,可通过强度预测,对配合比进行指导及优化。

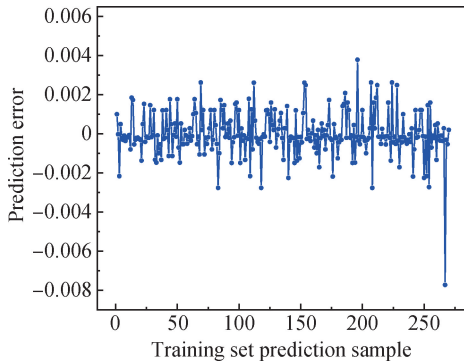


图3 训练集预测值与真实值误差

Fig. 3 Error between predicted value and true value of training set

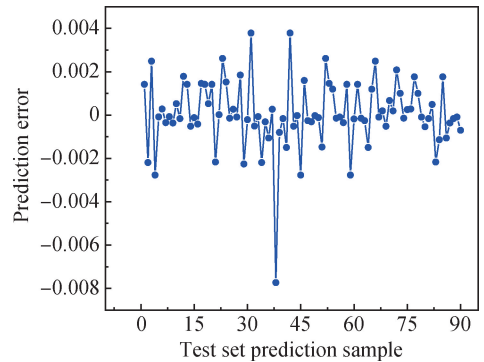


图4 测试集预测值与真实值误差

Fig. 4 Error between predicted set value and true value of test set

3 电石渣激发煤矸石地聚合物强度发展规律与参数影响

3.1 电石渣掺量

在经过训练的GPR模型中输入将进行批量预测的配合比(电石渣掺量分别为0%、3%、6%、9%、12%、15%、18%、21%、24%,煤矸石掺量分别为45%与50%,BFS、NaOH、水玻璃掺量不变,水胶比为0.30),对3、7、14、28、90 d的地聚合物的抗压强度进行预测,预测结果如图5、图6所示。

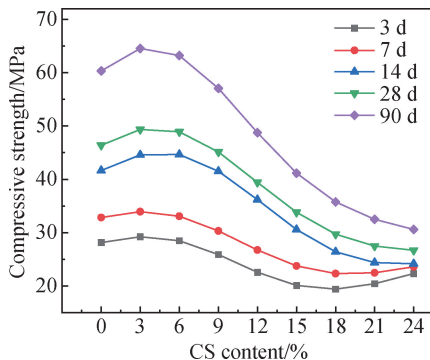


图5 煤矸石掺量为45%时预测强度随电石渣掺量的变化

Fig. 5 Predicted strength changes with calcium carbide slag content (coal gangue content 45%)

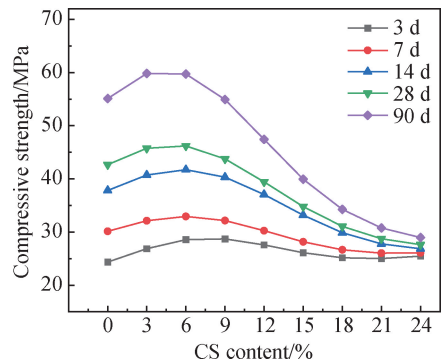
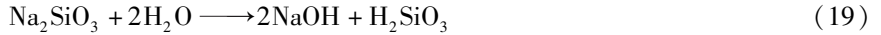
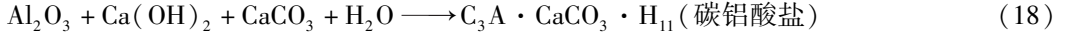


图6 煤矸石掺量为50%时预测强度随电石渣掺量的变化

Fig. 6 Predicted strength changes with calcium carbide slag content (coal gangue content 50%)

从图5和图6可以看出,电石渣掺量直接影响地聚合物的抗压强度值,随电石渣掺量的增加,地聚合物的抗压强度值均呈先增加后减少的趋势。在电石渣掺量为3%~6%、煤矸石掺量为50%时,抗压强度最大,不同龄期(3、7、14、28、90 d)的抗压强度分别为28.558、32.930、41.726、46.192、59.730 MPa,表明随电石渣掺量的增加,煤矸石活性被激发,提高了地聚合物的 Ca^{2+} 含量和碱性,促进材料力学性能的提升;但随着电石渣掺量的增加(7%~24%),抗压强度显著呈下降趋势,引起这一现象的原因可能是,过量的电石渣导致 $\text{Ca}(\text{OH})_2$ 晶体增多,使得碱性激发剂溶液的黏度增大,降低了 SiO_2 和 Al_2O_3 颗粒的溶解速率,阻碍了地聚合物机械性能的发展^[22]。同时当电石渣掺量在15%以内时,同掺量的情况下,抗压强度随龄期的增长较快,在电石渣掺量为3%~6%时,增长最快,平均增长率为1.653 MPa/d;当电石渣掺量在18%~24%时,地聚

合物的抗压强度随龄期的增长较慢,且当电石渣掺量为24%时,3 d到90 d的抗压强度只增长了3.506 MPa。究其原因,电石渣对胶凝体系的影响实际上就是 $\text{Ca}(\text{OH})_2$ 的影响。在地聚合物凝结硬化初期,有强碱 NaOH 为溶液提供 OH^- ,进一步提高水化反应的碱性,同时所掺电石渣还为水化反应提供了 Ca^{2+} ,提高了反应速率;在凝结硬化后期,随着水化反应的进行,体系中的碳铝酸盐增加,电石渣水解提供的 Ca^{2+} 促进了凝胶的生成,使胶凝体系生成更多有利于抗压强度发展的无定形水化硅酸钙(C-S-H)和水化硅铝酸钙(C-A-S-H),反应式见式(15)~(18)。除此之外,体系中还含有强碱 NaOH ,参与水化反应,生成可以提高地聚合物抗压强度的水化硅铝酸钠(N-A-S-H),如式(19)、(20)所示。



3.2 煤矸石掺量

与3.1节中的步骤相似,在经过训练的GPR模型中输入将进行批量预测的配合比(其中煤矸石掺量分别为25%、28%、31%、34%、37%、40%、43%、46%、49%,电石渣掺量分别为5%、10%,BFS、 NaOH 、水玻璃掺量不变,水胶比为0.30),然后通过模型的回归预测,得到3、7、14、28、90 d的地聚合物的抗压强度预测值。由于在地聚合物中,电石渣的作用主要是协助强碱 NaOH 溶液激发煤矸石的活性,为水化反应提供良好的碱性环境,促进有利于抗压强度提升的凝胶生成,所以单独预测一组电石渣掺量为0%,以煤矸石掺量为变量的不同龄期的抗压强度值。上述抗压强度预测结果如图7~图9所示。

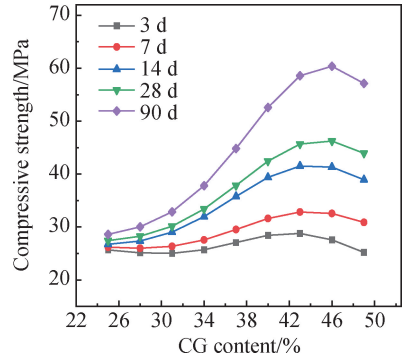


图7 电石渣掺量为0%时预测强度随煤矸石掺量的变化
Fig. 7 Predicted strength changes with coal gangue content (calcium carbide slag content 0%)

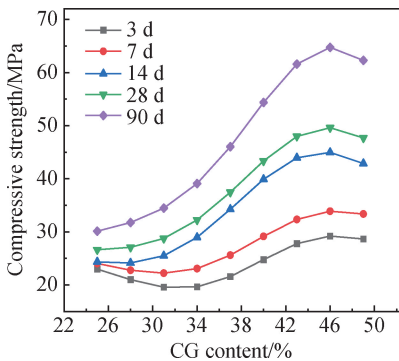


图8 电石渣掺量为5%时预测强度随煤矸石掺量的变化
Fig. 8 Predicted strength changes with coal gangue content (calcium carbide slag content 5%)

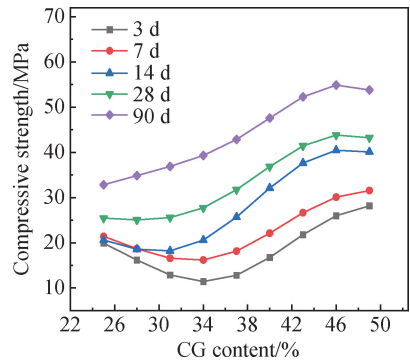


图9 电石渣掺量为10%时预测强度随煤矸石掺量的变化
Fig. 9 Predicted strength changes with coal gangue content (calcium carbide slag content 10%)

由图7~图9可以看出,当煤矸石掺量在25%~49%时,随煤矸石掺量的增加,地聚合物的抗压强度呈先增加后减少的趋势,其中当煤矸石掺量在25%~46%时,地聚合物的抗压强度随煤矸石掺量的增加增长较快,并在掺量为46%时,抗压强度达到最大。分析原因,煤矸石的主要化学成分为 SiO_2 、 Al_2O_3 等,当煤矸石掺量增加时,被碱激发剂溶解的 SiO_2 和 Al_2O_3 也同样增多,为聚合反应提供大量的 Al^{3+} 和 Si^{4+} ,促进地聚合物的强度提升。但当煤矸石掺量超过46%时,抗压强度又呈下降趋势。其主要原因是随煤矸石掺量的不

断增加,地聚合物中的含碳量、吸水率不断增加,煤矸石粗骨料的堆积密度和表观密度不断降低,影响了有利于地聚合物抗压强度提升的凝胶的生成^[23]。

同时预测结果显示,随着养护龄期的不断增加,不同配合比的地聚合物的抗压强度预测值存在明显的差别。由图7~图9可以看出,随着龄期的不断增长,地聚合物的抗压强度不断增长,这符合复合胶凝材料的强度增长规律。其中当煤矸石掺量在38%~49%时,同配合比的情况下,地聚合物的抗压强度随龄期的增长速率较大。主要是因为煤矸石掺量较高,在水化反应初期,在强碱NaOH溶液的激发下,各离子的浓度较大,被激发的煤矸石活性较高,水化反应剧烈,生成了Ca(OH)₂、C-S-H凝胶和C-A-S-H凝胶,填充了地聚合物内部部分孔隙,提高了抗压强度;在28 d后,尽管有电石渣提供的Ca²⁺和OH⁻,但由于强碱NaOH的减少,碱离子的总体浓度仍是下降的,水化反应的速率逐渐降低,水化产物也减少,使得地聚合物抗压强度增长缓慢,90 d抗压强度相较于28 d抗压强度只增加了约10 MPa,相较0~28 d,28~90 d的增长速率降低。

3.3 水胶比

为探究地聚合物中水胶比对抗压强度的影响,本节以水胶比(W/B)为变量,分别为0.28、0.29、0.30、0.31、0.32、0.33、0.34、0.35、0.36,其他的掺合料(除电石渣、煤矸石)均与3.1、3.2节相同,电石渣和煤矸石的掺量分为两组,分别为5%和45%、7%和43%。将上述配合比作为输入参数输入到经训练的GPR模型中进行地聚合物的不同龄期(3、7、14 d)抗压强度预测,预测结果如图10、图11所示。

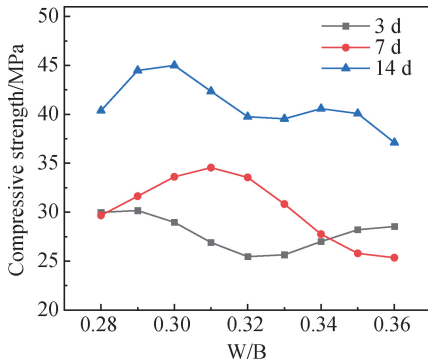


图10 预测强度随水胶比的变化
(CS掺量为5%,CG掺量为45%)

Fig. 10 Changes of predicted strength with water-binder ratio (CS content 5%, CG content 45%)

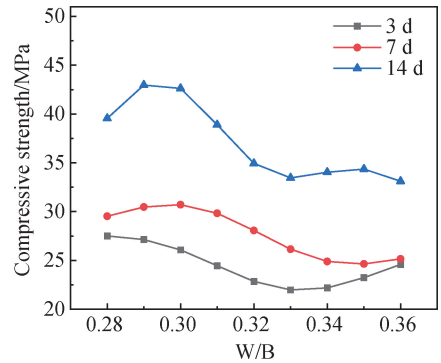


图11 预测强度随水胶比的变化
(CS掺量为7%,CG掺量为43%)

Fig. 11 Changes of predicted strength with water-binder ratio (CS content 7%, CG content 43%)

由图10和图11可知,各龄期胶凝体系的强度随着水胶比的增大而降低。其中由图11可以看出,水胶比0.36相较水胶比0.28,3、7、14 d龄期强度分别下降了2.922、4.364、6.442 MPa,降幅分别为10.60%、14.78%、16.29%,表明水胶比对中期强度影响较大,且水胶比太大不利于胶凝体系强度的提高。在体系水化的过程中,胶凝体系的力学性能和孔隙率会受水胶比的影响。当水胶比较大时,一部分水参与水化反应,另一部分成为胶凝体系中游离的水,在孔隙水压力作用下,发生迁移,在胶凝材料中形成细小孔隙,增大了内部孔隙率,使地聚合物的强度降低^[24]。

3.4 养护龄期

养护龄期也是地聚合物抗压强度的影响因素之一。将电石渣和煤矸石的掺量分为两组,分别为3%和45%、10%和46%,BFS、NaOH、水玻璃掺量不变,水胶比为0.30。将上述配合比作为输入参数输入到经训练的GPR模型中进行地聚合物的不同龄期(3、7、14、28、90 d)抗压强度预测,预测结果如图12所示。

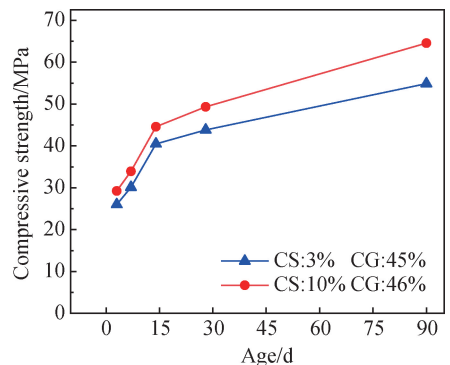


图12 不同配合比下抗压强度随龄期的变化
Fig. 12 Changes of compressive strength with age under different mixing ratios

由图12可以看出,随龄期的增加,不同配合比的地聚合物的抗压强度均是增大的,其中在3~14 d的强度增长最快,平均增长速度为1.35 MPa/d;在14~28 d的强度增长有所减缓,平均增长速度为0.29 MPa/d;28 d后的强度增长相对缓慢。究其原因:可能是14 d前的水化反应中,煤矸石和高炉矿渣的活性主要依靠强碱NaOH来激发,所处的水化环境属于强碱环境,反应速率较高,可以快速生成较多有利于抗压强度发展的凝胶,使强度快速增长;在14~28 d,由于NaOH被大量消耗,虽然有电石渣水解所生成的OH⁻来维持碱性环境,但相比14 d前的碱性还是有所下降的,反应速率降低,从而地聚合物的强度增长也较为缓慢;在后期随着各组分不断反应,碱性下降,反应物减少,反应速率越来越低,强度的增长也随之减慢。

4 结 论

1) 基于机器学习方法构建的强度响应预测模型——高斯过程回归(GPR)模型从精度和稳定性两方面进行综合评价,选取了决定系数 R^2 和均方根误差RMSE两个评价指标,训练集和测试集的决定系数 R^2 和均方根误差RMSE分别为0.998和0.001 760 6,0.996和0.002 608 0,因此利用GPR模型能够较准确且高效地预测电石渣激发煤矸石地聚合物的抗压强度。

2) 同龄期地聚合物的抗压强度随着电石渣掺量的增加呈先增大后减小的趋势(电石渣掺量在0%~6%时,强度呈上升趋势,在6%~24%时,强度呈下降趋势);在电石渣同掺量的情况下,抗压强度随龄期的增长速率也不同;当电石渣掺量为3%~6%时,抗压强度值最大,增长速度最快。

3) 随煤矸石掺量的增加,地聚合物的抗压强度呈先增大后减小的趋势(煤矸石掺量在25%~46%时,强度呈上升趋势且增长较快,在46%~49%时,强度呈下降趋势),当煤矸石掺量为46%时,抗压强度达到最大,且不同龄期的增长速率也较其他掺量时高。

4) 同龄期的地聚合物抗压强度随着水胶比的增大而减小,水胶比对中期强度影响较大。

5) 随龄期的增加,不同配合比的地聚合物抗压强度均是增大的。在3~14 d,抗压强度增长速率最高,14 d以后,增长速率降低。

参 考 文 献

- [1] 2022年中国生态环境状况公报[R]. 中国生态环境部, 2022: 69.
Communiqué on the state of China's ecology and environment in 2022[R]. Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China, 2022: 69 (in Chinese).
- [2] 王悠悠, 袁浩, 谌世英. 固废制备碱激发胶凝材料配比研究[J]. 化工矿物与加工, 2022, 51(12): 1-6.
WANG Y Y, YUAN H, CHEN S Y. Study on preparation of alkali-activated cementing materials using solid wastes with different blending ratios[J]. Industrial Minerals & Processing, 2022, 51(12): 1-6 (in Chinese).
- [3] 陈玲玲, 曹星宇, 王志远, 等. 建筑固废制备再生混凝土技术路线应用研究综述[J]. 山西建筑, 2023, 49(8): 29-32.
CHEN L L, CAO X Y, WANG Z Y, et al. Study on the application of the technical route for producing recycled concrete from construction solid waste[J]. Shanxi Architecture, 2023, 49(8): 29-32 (in Chinese).
- [4] 丁庆军, 孙孝平, 施建军, 等. 大掺量固废胶凝材料制备C50高耐磨路面混凝土[J]. 混凝土, 2022(4): 176-181.
DING Q J, SUN X P, SHI J J, et al. C50 high wear-resisting pavement concrete prepared by large amount of solid waste cementitious material[J]. Concrete, 2022(4): 176-181 (in Chinese).
- [5] 段喜平, 陈杰, 闫长旺, 等. 钢渣对固废基贝利特硫铝酸盐水泥水化的影响[J]. 内蒙古工业大学学报(自然科学版), 2023, 42(6): 549-554.
DUAN X P, CHEN J, YAN C W, et al. Effect of steel slag on hydration of solid waste belite sulfoaluminate cement[J]. Journal of Inner Mongolia University of Technology (Natural Science), 2023, 42(6): 549-554 (in Chinese).
- [6] 蔡亮学, 何利民, 吕宇玲, 等. 水平定向钻管道穿越孔底泥浆的力学特性[J]. 油气储运, 2011, 30(1): 25-29+4.
CAI L X, HE L M, LV Y L, et al. Hole-bottom slurry mechanical properties of horizontal directional drilling in pipeline crossing project[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2011, 30(1): 25-29+4 (in Chinese).
- [7] 王好喜, 陈卓, 程勋明, 等. 基于优化支持向量回归的混凝土抗压强度预测研究[J]. 施工技术(中英文), 2023, 52(4): 117-121+138.
WANG H X, CHEN Z, CHENG X M, et al. Prediction research of concrete compressive strength based on optimal support vector regression[J]. Construction Technology, 2023, 52(4): 117-121+138 (in Chinese).
- [8] 徐潇航, 胡张莉, 刘加平, 等. 基于机器学习回归模型的三峡大坝混凝土强度预测[J]. 材料导报, 2023, 37(2): 45-53.

- XU X H, HU Z L, LIU J P, et al. Concrete strength prediction of the Three Gorges Dam based on machine learning regression model[J]. *Materials Reports*, 2023, 37(2): 45-53 (in Chinese).
- [9] 王庆贺, 张提睿, 李永进, 等. 基于机器学习的钢-自燃煤矸石混凝土组合梁栓钉抗剪承载力研究[J]. *沈阳建筑大学学报(自然科学版)*, 2023, 39(2): 227-233.
- WANG Q H, ZHANG T R, LI Y J, et al. Shear capacity of studs in steel-spontaneous-combustion coal gangue concrete composite beams using machine learning[J]. *Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science)*, 2023, 39(2): 227-233 (in Chinese).
- [10] 李东泽, 齐咏生, 刘利强. 基于 LSTM-ATTENTION 融合神经网络的光伏功率预测[J]. *内蒙古工业大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(4): 350-354 + 384.
- LI D Z, QI Y S, LIU L Q. PV power prediction based on LSTM-ATTENTION fusion neural network[J]. *Journal of Inner Mongolia University of Technology (Natural Science Edition)*, 2023, 42(4): 350-354 + 384 (in Chinese).
- [11] 张襄松, 高秀秀. 基于随机森林的逻辑回归预测抗乳腺癌药物的 ADMET 性质[J]. *内蒙古工业大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(6): 481-487.
- ZHANG X S, GAO X X. Prediction of ADMET properties of anti-breast cancer drugs by random forest-based logistic regression[J]. *Journal of Inner Mongolia University of Technology (Natural Science)*, 2023, 42(6): 481-487 (in Chinese).
- [12] 范向前, 刘决丁, 史晨雨, 等. 基于神经网络方法的 FRP 增强混凝土断裂研究新思路[J]. *防灾减灾工程学报*, 2023, 43(3): 626-636.
- FAN X Q, LIU J D, SHI C Y, et al. Innovative idea on fracture analysis of FRP reinforced concrete using artificial neural network[J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2023, 43(3): 626-636 (in Chinese).
- [13] 靳江伟, 董春芳, 冯国红. 基于灰色关联支持向量机的混凝土抗压强度预测[J]. *郑州大学学报(理学版)*, 2015, 47(3): 59-63.
- JIN J W, DONG C F, FENG G H. Prediction of concrete compressive strength based on grey relational-support vector machine[J]. *Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition)*, 2015, 47(3): 59-63 (in Chinese).
- [14] 王建民, 叶钰蓉, 饶超敏, 等. 基于 GBDT 算法的混凝土叠合面黏结强度预测分析[J]. *建筑材料学报*, 2023, 26(2): 150-155 + 171.
- WANG J M, YE Y R, RAO C M, et al. Prediction on composite interface bonding strength between ceramsite lightweight aggregate concrete and normal concrete based on GBDT algorithm[J]. *Journal of Building Materials*, 2023, 26(2): 150-155 + 171 (in Chinese).
- [15] SONG H W, AHMAD A, FAROOQ F, et al. Predicting the compressive strength of concrete with fly ash admixture using machine learning algorithms[J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 308: 125021.
- [16] 吴贤国, 刘鹏程, 陈虹宇, 等. 基于随机森林的高性能混凝土抗压强度预测[J]. *混凝土*, 2022(1): 17-20 + 24.
- WU X G, LIU P C, CHEN H Y, et al. Characteristic screening and prediction of high-performance concrete compressive strength based on random forest method[J]. *Concrete*, 2022(1): 17-20 + 24 (in Chinese).
- [17] CHEN G, ZHU D L, WANG X A, et al. Prediction of concrete compressive strength based on the BP neural network optimized by random forest and ISSA[J]. *Journal of Function Spaces*, 2022, 2022: 1-20.
- [18] BESKOPYLNY A N, STEL' MAKH S A, SHCHERBAN' E M, et al. Concrete strength prediction using machine learning methods CatBoost, k-nearest neighbors, support vector regression[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(21): 10864.
- [19] 王方成, 刘玉敏, 崔庆安. 基于高斯过程回归的混合型参数建模及优化[J]. *统计与决策*, 2023, 39(1): 34-39.
- WANG F C, LIU Y M, CUI Q A. Hybrid parameter modeling and optimization based on Gaussian process regression[J]. *Statistics & Decision*, 2023, 39(1): 34-39 (in Chinese).
- [20] 袁干琳. 电石渣基地质聚合物水化特性研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2022.
- YUAN G L. Study on hydration characteristics of carbide slag-based geopolymer[D]. Hohhot: Inner Mongolia University of Technology, 2022 (in Chinese).
- [21] 郑冠雨. 大型粮仓建筑高强混凝土强度预测的遗传支持向量机方法研究[J]. *河南工业大学学报(自然科学版)*, 2014, 35(3): 88-91 + 104.
- ZHENG G Y. Study on genetic support vector machine method in strength prediction of high strength concrete for constructing large granary[J]. *Journal of Henan University of Technology (Natural Science Edition)*, 2014, 35(3): 88-91 + 104 (in Chinese).
- [22] 李剑锋. 煤矸石-电石渣地聚物胶凝材料固化软土的试验研究与应用[D]. 广州: 广州大学, 2021.
- LI J F. Experimental study and application of coal gangue-carbide slag geopolymer cementing material for curing soft soil[D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2021 (in Chinese).
- [23] 白国良, 刘瀚卿, 刘 辉, 等. 煤矸石理化特性与煤矸石混凝土力学性能研究[J]. *建筑结构学报*, 2023, 44(10): 243-254.
- BAI G L, LIU H Q, LIU H, et al. Study on physicochemical properties of coal gangue and mechanical properties of coal gangue concrete[J]. *Journal of Building Structures*, 2023, 44(10): 243-254 (in Chinese).
- [24] 杨忠波, 黄森乐, 姚冀恺, 等. 养护方式对大掺量粉煤灰混凝土抗压强度的影响[J]. *混凝土*, 2022(10): 151-155.
- YANG Z B, HUANG S L, YAO J K, et al. Effect of curing method on the compressive strength of high-volume fly ash concrete[J]. *Concrete*, 2022(10): 151-155 (in Chinese).