

超高性能混凝土早期收缩性能及神经网络预测模型

蒋志鹏¹, 高 畅¹, 汤金辉², 胡张莉², 王 磊¹

(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: 超高性能混凝土(UHPC)是一种具有高强、高耐久性的先进水泥基材料,但早期收缩大是影响其结构体积稳定性,并带来潜在开裂风险的重要影响因素。本工作探究了胶砂比、水胶比、不同纤维种类与掺量及养护环境对 UHPC 早期收缩性能的影响,并结合 BPNN 和 WOA-BPNN 神经网络建立了 UHPC 早期收缩模型。结果表明:细集料对 UHPC 早期干燥收缩和自收缩有抑制作用,当胶砂比从 1.2 降低至 0.8 时,其早期干燥收缩及自收缩分布增加了 108%和 60%;UHPC 的早期干燥收缩和自收缩随着水胶比的降低而增加,水胶比的降低导致 UHPC 自干燥现象提前;聚丙烯纤维的掺入对其早期干燥收缩和自收缩具有抑制作用,呈先增后减的趋势,聚丙烯纤维体积掺量为 0.10%时效果最好;养护方式对其早期干燥收缩和自收缩的影响较大,干燥养护条件下的干燥收缩率是标养条件下的 2.5 倍,干燥养护条件下的自收缩率是标养条件下的 1.2 倍;WOA-BPNN 神经网络构建的 UHPC 早期干燥收缩和自收缩预测模型相比于 BPNN 体现出更好的精准性和鲁棒性。

关键词: 超高性能混凝土; 早期干燥收缩; 早期自收缩; 机器学习算法

中图分类号: TP183; TU528 文献标志码: A 文章编号: 0454-5648(2025)05-1098-12

网络出版时间: 2025-01-08



超高性能混凝土(UHPC)是一种采用颗粒紧密堆积模型配制的新型水泥基复合材料^[1-2],具有高强、高耐久性的水泥基复合材料,是迄今为止最先进的土木工程材料之一,已逐渐应用于土建工程各领域^[3-4]。由于 UHPC 的低水胶比和高粘结剂消耗量,使得其在凝结硬化过程中的早期收缩比常规混凝土和高强混凝土更大,容易导致工程结构开裂,从而影响结构的性能。已有研究^[5]表明,对于水胶比较低的 UHPC,其早期收缩值占收缩总量的一半以上。因此,研究 UHPC 早期收缩特征对该材料的优化和早期开裂的预测有重要意义。

对于 UHPC 早期收缩的研究大多聚焦于掺合料、水胶比、钢纤维的影响,且多研究 UHPC 自收缩,而针对干缩及胶砂比、纤维种类影响的研究鲜有论述^[6-9]。UHPC 的早期干燥收缩和自收缩变形会受到胶砂比、水胶比、纤维种类与掺量及养护环境等因素的影响,当发生收缩变形时会伴

随拉应力的产生, UHPC 内部产生的拉应力超过抗拉强度时,会发生开裂损伤^[10]。另外, UHPC 组成成分多、反应机理复杂,收缩影响因素种类繁多,在浇筑、养护乃至服役期间不停的发生各种物理化学反应,都导致混凝土材料性能存在很强的随机性。而现有解析模型的考虑因素有限,模型的适用性有待考量,因此,亟须建立 UHPC 早期收缩的预测模型。

目前对于混凝土早期收缩的预测,大多基于传统的回归方法,其中存在考虑影响因素不全面、适用性有限、预测精度低等问题^[11]。机器学习在复杂的回归问题中体现出准确性高、高效快速等优势^[12]。目前已有相关的机器学习模型应用于预测混凝土的早期收缩。Wang 等^[13]基于萤火虫算法(FA)建立了随机森林模型(RF),考虑了 CaO、MgO 和纤维掺量对混凝土早期收缩的影响, Li 等^[11]基于梯度推进算法(GB)建立了 UHPC 自收缩预测

收稿日期: 2024-08-26。 修订日期: 2024-11-23。

基金项目: 国家自然科学基金(52308233); 湖南省自然科学基金(2022JJ40062); 国家自然科学基金重大项目(52293432); 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: 蒋志鹏(2003—), 男, 本科生。

通信作者: 高 畅(1991—), 女, 博士, 讲师。

Received date: 2024-08-26. Revised date: 2024-11-23.

First author: JIANG Zhipeng (2003—), male, Undergraduate.

E-mail: jiangzhipeng@stu.csust.edu.cn

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

E-mail: gc812@csust.edu.cn

模型, Shen 等^[14]采用 XGB 算法对碱矿渣-粉煤灰地质聚合物浆体和砂浆进行自收缩预测。Hilloulin 等^[15]发现极度梯度提升(XGboost)模型对低碳胶凝材料的自收缩有较好的预测效果。以上研究的机器学习模型, 与传统的预测模型相比, 体现出良好的优势。

首先对 UHPC 在 28 d 内的早期干燥收缩和自收缩性能分别进行研究, 采用正交试验探究不同胶砂比、水胶比、不同纤维类别与体积分数、养护条件等因素影响下的 UHPC 早期收缩性能, 并结合 BPNN 和 WOA-BPNN 机器学习模型对测量数据进行小样本训练, 最终获得可用于预测 UHPC 早期干燥和自收缩性能的神经网络模型, 成果望进一步完善 UHPC 早期收缩理论研究。

1 实验

1.1 原材料和配合比

细骨料采用天然河砂, 堆积密度 $1560 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$, 细度模数为 2.68; 胶凝材料采用 42.5 级普通硅酸盐水泥, 产自湖南韶峰南方水泥有限公司, 其主要成分如表 1 所示。硅灰采用河南郑州荣崇新材料生产的一级硅灰粉; 聚丙烯纤维为山东富泰纤维有限公司生产的塑料单丝短纤维, 钢纤维采用康盛钢纤维厂家生产的镀铜直钢纤维, 各项性能指标分别见表 2。减水剂为山西飞科新材料科技有限公司的聚羧酸减水剂粉, 固含量 20%(质量分数), 减水率 25%以上。本工作共设置 7 组试验, 具体配合比见表 3。

表 1 胶凝材料主要化学成分

Table 1 Main chemical composition of cementitious materials

w/%

Material	CaO	Al ₂ O ₃	MgO	Fe ₂ O ₃	SiO ₂	SO ₃
Cement	65.40	5.50	3.30	2.90	21.00	2.00

w is mass fraction.

表 2 纤维的基本性能指标

Table 2 Basic properties of fiber

Material	Length/mm	Diameter/ μm	Tensile strength/GPa	$\rho/(\text{g} \cdot \text{cm}^{-3})$
Polypropylene fiber	6	30	780	0.91
Steel fiber	12–13	350	2.8	200

表 3 试验配合比

Table 3 Test mix ratios

Sample No.	Binder-sand ratio	Water-binder ratio	w(Water reducing admixture)/%	w(Steel fiber)/%	w(Polypropylene fiber)/%
U1	1.0	0.17	0.8	2	0.10
U2	1.0	0.17	0.8	2	0.10
U3	0.8	0.17	0.8	2	0.10
U4	1.2	0.17	0.8	2	0.10
U5	1.0	0.17	0.8	2	0.05
U6	1.0	0.17	0.8	2	0.15
U7	1.0	0.15	0.8	2	0.10

Cementitious material mass ratio is $m(\text{cement}):m(\text{silica fume}) = 1.00:0.42$. Fine aggregate is sand.

1.2 方案

共考虑 4 个控制因素: 胶砂比(B/S)、水胶比(W/B)、养护环境(CE)、聚丙烯纤维体积掺量(PF), 共设为 7 组, 每组 4 个试件, 3 个干燥收缩, 1 个自收缩。实验设置因素水平如表 4 所示, 方案如表 5 所示。

参照规范《水泥胶砂干缩试验方法》(JC/T 603—2004)^[16]制作早期干燥收缩和自收缩试件, 采用比长仪测试早期干燥收缩和自收缩。如图 1 所示,

早期干燥收缩和自收缩试件均为 $25 \text{ mm} \times 25 \text{ mm} \times 280 \text{ mm}$ 。图 2 为早期收缩试验装置。试件采用铸铁模具分两层浇筑在已装铜制探头模具内, 边浇筑边用捣棒捣压, 同时辅以振捣台振捣, 完毕后刮平试件表面, 并在温度 $(25 \pm 2)^\circ\text{C}$ 、相对湿度在 $(98\% \pm 2\%)$ 养护箱内养护成型, 养护 24 h 后拆模, 测量其初始值后继续放在养护箱内养护, 自收缩试件采用工业薄膜进行包裹密封后存放在普通养护箱内, 共同养护 28 d。

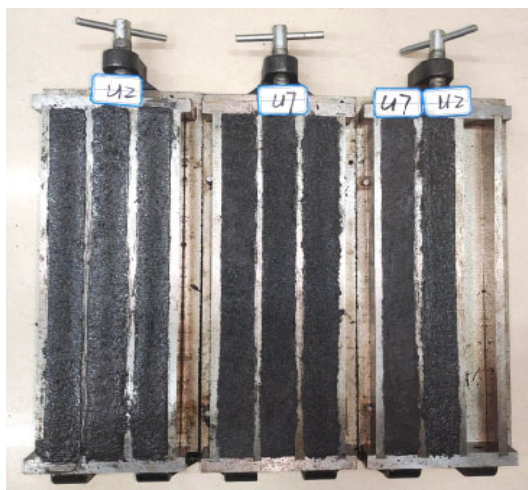
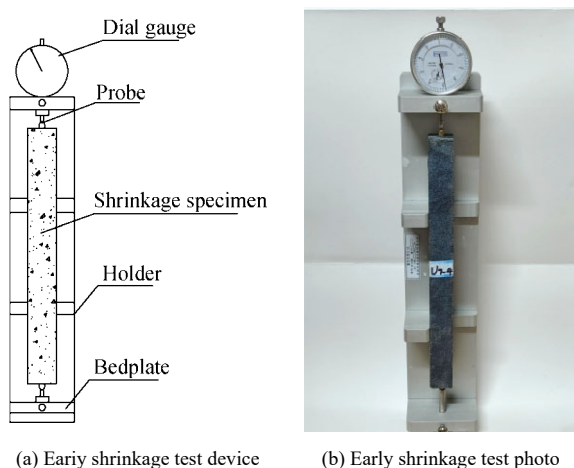


图 1 早期收缩试件

Fig. 1 Early shrinkage specimen



(a) Early shrinkage test device

(b) Early shrinkage test photo

图 2 早期收缩性能试验装置

Fig. 2 Early shrinkage performance test device

同时设置一组养护条件对照组，全程在温度 $(28 \pm 5)^\circ\text{C}$ ，相对湿度 $(60\% \pm 15\%)$ 的自然环境下进行养护，使用比长仪分别在 0、1、2、3、4、6、8、10、12 h，1.0、1.5、2.0、2.5、3.0、4.0、5.0、6.0、7.0、9.0、11.0、14.0、18.0、21.0、25.0、28.0 d 测量试件收缩变形。

表 4 试验可控因素水平

Table 4 Test controllable factors and levels

Controllable factor and level	B/S ratio	W/B ratio	CE	$\phi(\text{PF})/\%$
1	0.8	0.15	Standard curing	0.05
2	1.0	0.17	Dry curing	0.10
3	1.2			0.15

B/S ratio is cement sand ratio. W/B ratio is water/binder ratio. CE is curing environment. $\phi(\text{PF})$ is polypropylene fiber volume content, the same below.

表 5 试验方案设计

Table 5 Test plan design

Test No.	Controllable factor combination	B/S ratio	W/B ratio	CE	$\phi(\text{PF})/\%$
U1	B/S2-W/B2-CE1-PF2	1.0	0.17	Standard curing	0.10
U2	B/S2-W/B2-CE2-PF2	1.0	0.17	Dry curing	0.10
U3	B/S1-W/B2-CE1-PF2	0.8	0.17	Standard curing	0.10
U4	B/S3-W/B2-CE1-PF2	1.2	0.17	Standard curing	0.10
U5	B/S2-W/B2-CE1-PF1	1.0	0.17	Standard curing	0.05
U6	B/S2-W/B2-CE1-PF3	1.0	0.17	Standard curing	0.15
U7	B/S2-W/B1-CE1-PF2	1.0	0.15	Standard curing	0.10

2 结果与讨论

2.1 胶砂比对 UHPC 早期收缩的影响

试验对水胶比为 0.17，胶砂比分别为 0.8，1.0，1.2 的 UHPC 进行早期干燥收缩和自收缩试验，以研究胶砂比对其早期干燥收缩和自收缩的影响，结果见图 3 和图 4。

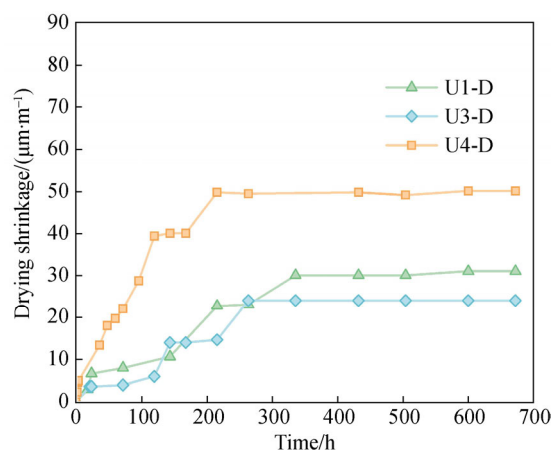


图 3 胶砂比对 UHPC 干燥收缩的影响

Fig. 3 Effect of binder-sand ratio on drying shrinkage of UHPC

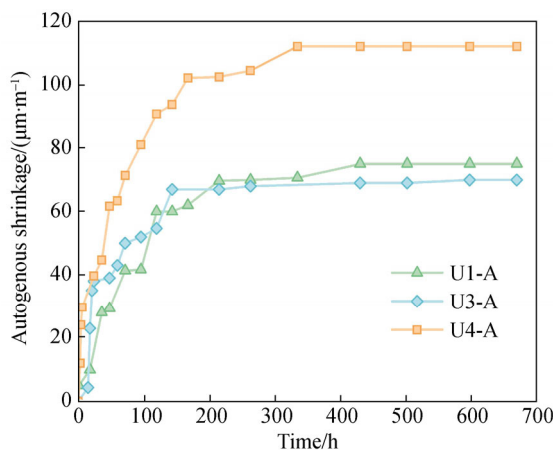


图 4 胶砂比对 UHPC 自收缩的影响

Fig. 4 Effect of binder-sand ratio on autogenous shrinkage of UHPC

由图 3 和图 4 可见, 胶砂比不同的各组试件在早期的干燥收缩和自收缩均遵循双阶段模式, 即早期的快速发展期和随后的缓慢发展期^[17]。胶砂比为 0.8, 1.0, 1.2 这 3 组试件在 28 d 时的干燥收缩值分别为 24×10^{-6} , 31×10^{-6} , 50×10^{-6} , 在 28 d 时的自收缩值分别为 70×10^{-6} , 75×10^{-6} , 112×10^{-6} ; 随着胶砂比的增加, UHPC 的干燥收缩和自收缩值都逐渐增加。主要有 2 个方面的原因: 一方面, 水泥石的收缩引起的宏观体积变形是 UHPC 的体积变形的主要因素^[17], 随着胶砂比的增大, UHPC 水泥石的体积分数随之增大, 因此, 其宏观体积变形规律体现为随着 UHPC 试件的胶砂比增大而增大; 另一方面, 加入的细集料增强了材料整体的刚度, 对周围水泥浆体的干燥收缩和自收缩有一定的抑制作用, 随着胶砂比增大, 材料刚度减小, 同时水泥水化空间增大, 水化扩散及溶解速率增加, 从而增加了由于水泥水化产生的干燥收缩和自收缩值, 因此, 加入细集料的比例也是影响 UHPC 早期收缩的重要因素。

2.2 水胶比变化对 UHPC 早期收缩的影响

研究了水胶比为 0.15、0.17 的 UHPC 早期干燥收缩和自收缩性能, 结果如图 5 和图 6 所示。由图 5 和图 6 可见, UHPC 的早期干燥收缩和早期自收缩值随龄期的发展也呈现出明显的双阶段特征^[17], 即早期的快速发展期和随后的缓慢发展期, 在快速发展期, 水泥水化反应十分剧烈, 内部相对湿度下降, 导致干燥收缩和自收缩值显著增加, 进而使低水胶比 UHPC 在早期更易产生裂缝^[10,18-19]。

随着水胶比的降低, UHPC 早期收缩的增长速度增加, 当水胶比从 0.17 减小到 0.15 时, UHPC 的早期干燥收缩和自收缩有所增加, 这是因为水胶比

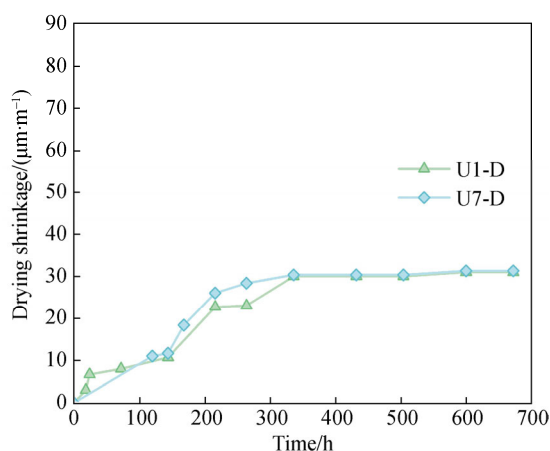


图 5 水胶比对 UHPC 干燥收缩的影响

Fig. 5 Effect of water-binder ratio on drying shrinkage of UHPC

的降低会导致 UHPC 孔隙细化, 增大毛细管张力, 从而增加 UHPC 的早期干燥收缩和自收缩值^[20], 同时, 当水胶比降低时, UHPC 内部可提供给水泥水化的自由水量进一步减少, 内部相对湿度下降, 导致自干燥现象提前^[10]。

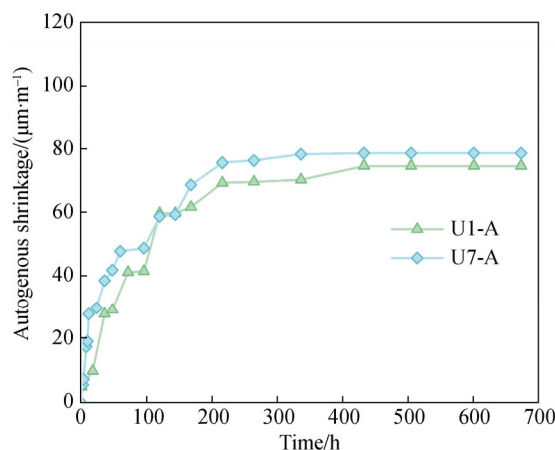


图 6 水胶比对 UHPC 自收缩的影响

Fig. 6 Effect of water-binder ratio on autogenous shrinkage of UHPC

2.3 纤维类别及掺量对 UHPC 早期收缩的影响

试验研究了钢纤维-聚丙烯纤维混掺对 UHPC 早期收缩性能的影响, 其中钢纤维体积掺量为 2.0%, 聚丙烯纤维体积掺量分别为 0.05%, 0.10%, 0.15%, 结果见图 7 和图 8。龄期为 28 d 时, 3 组试件相应的早期干燥收缩率分别为 0.014%, 0.011%, 0.017%, 早期自收缩率分别为 0.030%, 0.027%, 0.032%, UHPC 在 0.10% 聚丙烯纤维体积掺量时收缩率最低, 在 0.05% 和 0.15% 聚丙烯纤维体积掺量下收缩率反而变大。

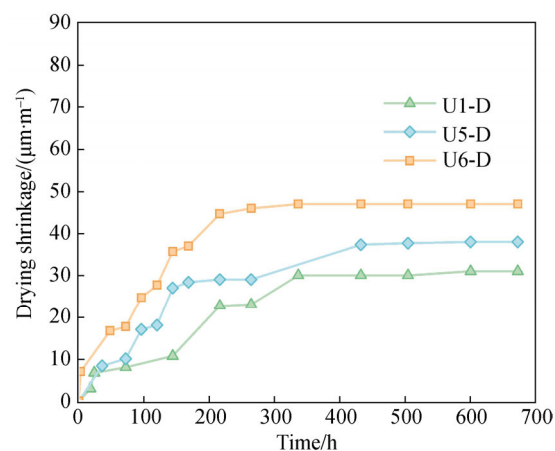


图 7 聚丙烯纤维体积掺量对 UHPC 干燥收缩的影响

Fig. 7 Effect of polypropylene fiber volume content on drying shrinkage of UHPC

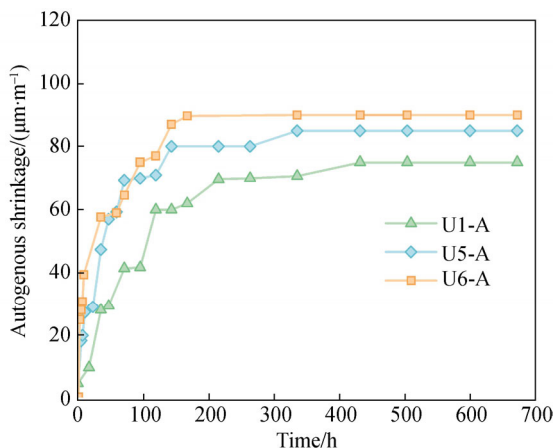


图 8 聚丙烯纤维体积掺量对 UHPC 自收缩的影响

Fig. 8 Effect of polypropylene fiber volume content on autogenous shrinkage of UHPC

这说明掺入适量的聚丙烯纤维可以有效抑制 UHPC 的干燥收缩和自收缩, 原因是聚丙烯纤维和钢纤维之间相互混掺改变了分颗粒之间的嵌挤结构, 增加了纤维与基体之间的摩阻力^[21]。混掺纤维在超高性能混凝土中的随机分布, 可以承受部分内应力, 降低基体的有效应力, 减小 UHPC 的早期收缩, 同时可以起到连接 UHPC 内部裂缝的作用, 从而抑制裂缝的产生和发展^[22–23]。

然而, 当聚丙烯纤维掺量过多时, UHPC 的早期干燥收缩率和自收缩率反而会增大, 这是由于聚丙烯纤维体积掺量过大, 会在 UHPC 内部发生团聚现象, 降低了聚丙烯纤维对 UHPC 早期收缩的抑制作用^[22], 同时由于聚丙烯纤维会吸收一定量的水分, 会导致相应的水胶比降低, 从而促使 UHPC 的自生体积收缩变大^[24]。

2.4 养护方式对 UHPC 早期收缩的影响

研究了在标准养护和干燥养护条件下的 UHPC 早期干燥收缩和自收缩性能, 结果如图 9 和图 10 所示。由图 9 和图 10 可见, 在干燥养护条件下 UHPC 的早期干燥收缩和早期自收缩值明显高于标准养护条件下的收缩值。

对于 UHPC 早期干燥收缩, 干燥养护条件下的收缩率(0.028%)是标准养护条件下(0.011%)的 2.5 倍, 对于 UHPC 早期自收缩, 干燥养护条件下的收缩率(0.033%)是标准养护条件下(0.027%)的 1.2 倍, 主要原因可能是干燥养护条件下空气相对湿度小, 温度高, UHPC 表面失水越多, 混凝土干燥收缩和自收缩越大, 随着 UHPC 内部的水泥水化反应的进行, 需要更多的水分, 而 UHPC 表面的水分较少, 不能很好地补充 UHPC 内部的水分, 导致干燥收缩

明显增加^[25]。

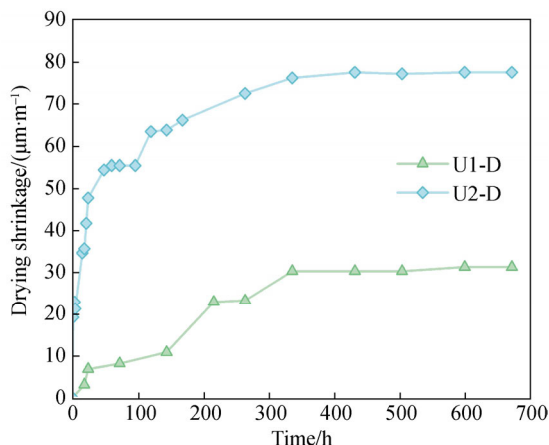


图 9 养护方式对 UHPC 干燥收缩的影响

Fig. 9 Effect of curing on drying shrinkage of UHPC

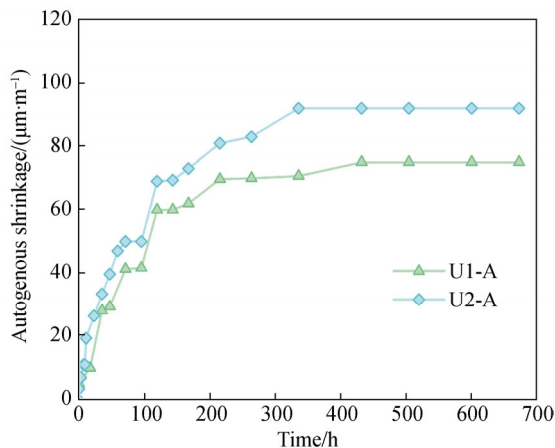


图 10 养护方式对 UHPC 自收缩的影响

Fig. 10 Effect of curing on autogenous shrinking of UHPC

3 UHPC 早期收缩预测模型

3.1 模型构建方法

3.1.1 模型输入参数确定 将试验中的胶砂比(B/S)、水胶比(W/B)、聚丙烯纤维体积掺量(PF)、养护环境(CE)、水含量(W)、河砂含量(S)、龄期(A)作为模型输入参数。图 11 为 28 d 早期干燥收缩量和自收缩量与各因素的 MIC 热图。MIC 值越高, 说明参数之间的耦合程度越高。可见, 干燥收缩值与养护方式的相关性较大, 相关系数为 0.56; 自收缩值与养护方式的相关性较小, 相关系数为 0.27。

3.1.2 数据集构建 整合测量 UHPC 早期干燥收缩和自收缩所得到的数据, 分别构建了包含 175 个样本点的数据集, 处理样本数据时, 将样本点中的异常数据去除。基于前期针对平衡采样方案的研究,

构建了模型性能与训练数据大小之间的关系模型,得到的最优样本量估计结果,将本研究中数据集随机分为 80%训练集和 20%测试集^[26]。在训练之前,首先对数据进行归一化,以加快模型的收敛速度^[27],采用最大-最小归一化对数据预处理,并将结果映射到[0,1]。函数如下:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

结合 BPNN 和 WOA-BPNN 机器学习模型对测量所得到的数据进行训练,从而得到 UHPC 早期干燥和自收缩的预测模型。

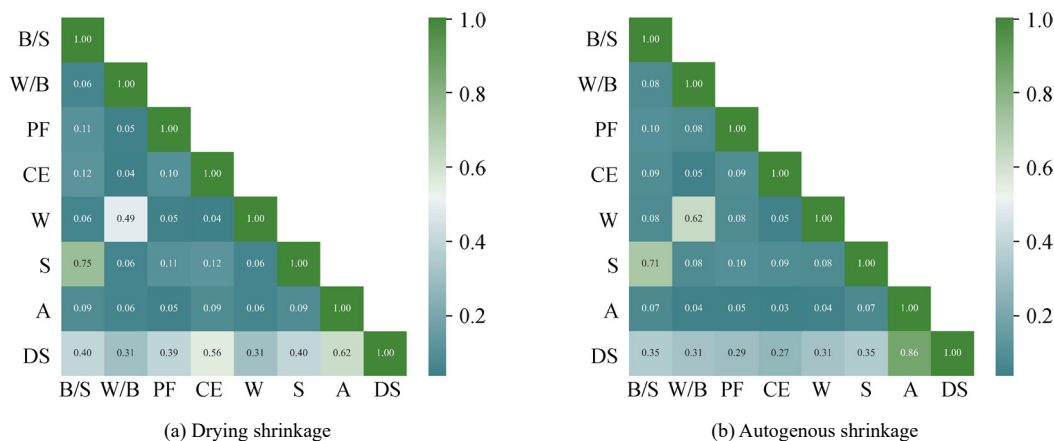


图 11 MIC 热图

Fig. 11 MIC heat map

3.2 机器学习模型

反向传播神经网络(BPNN)的基本架构来源于多层感知机。通过不断迭代外部信号的前向传播并进行反向纠错, BPNN 能够为非线性信息处理创建一个高效的预测模型^[28],在解决复杂离散化数据回归预测问题方面具有明显优势,因而在混凝土性能预测方面得到广泛应用^[29]。图 12 为 BPNN 的拓扑结构,包括输入层、隐藏层和输出层结构。

基于构建的数据集,采用全连接多层神经网络结构来构建 UHPC 早期干燥收缩和自收缩模型。其中,输入层包含 7 个神经元,对应于本试验中的变量参数:胶砂比、水胶比、聚丙烯纤维体积掺量、养护环境、水含量、河砂含量和龄期;输出层包含早期收缩量一个神经元。隐藏层对神经网络的预测性能影响显著,基于经验公式(2)和实验^[30]确定最佳神经元数量 h , m 和 n 分别表示输入层和输出层中的神经元数量, k 为 1 到 10 的整数。

$$h = \sqrt{m + n} + k \quad (2)$$

本模型选择具有 3 个隐藏层的网络架构, UHPC 干燥收缩模型初始设置隐藏层神经元的数量:第 1 个隐藏层的神经元数量候选值为 14、16 和 18,第 2 个为 10、12 和 14,第 3 个为 8、10 和 12; UHPC 自收缩模型初始设置隐藏层神经元的数量:第 1 个隐藏层的神经元数量候选值为 14、16 和 18,第 2 个为 10、

12 和 14,第 3 个为 8、10 和 12。通过 5 次交叉验证,在范围内随机搜索来确定每个隐藏层的最佳神经元数量,选择其中预测精度最好的结构。同时选择 ReLU 和 Purelin 函数分别作为隐藏层和输出层的激活函数,本工作使用的 BPNN 结构参数见表 6。

鲸鱼优化算法(WOA)是一种元优化技术,其灵感来自座头鲸独特的狩猎策略^[31]。当确定了潜在猎物的位置时,座头鲸会以螺旋形移动并更新位置以找到理想的解决方案^[32]。鲸鱼优化算法(WOA)具有强大的全局搜索最优解的能力,本研究采用 WOA 来增强 BPNN,克服了 BPNN 易陷入局部最优和收敛速度慢的问题,从而提高模型的预测性能和鲁棒性^[33],WOA 的优化过程如图 13 所示。

本工作选择具有 3 个隐藏层的网络架构, UHPC 干燥收缩模型初始设置隐藏层神经元的数量:第 1 个隐藏层的神经元数量候选值为 10、14、16 和 18,第 2 个为 8、10、12 和 14,第 3 个为 8、10、12 和 14; UHPC 自收缩模型初始设置隐藏层神经元的数量:第 1 个隐藏层的神经元数量候选值为 10、14、16 和 18,第 2 个为 10、12、14、16,第 3 个为 8、10、12 和 14。通过 5 次交叉验证,在范围内随机搜索来确定每个隐藏层的最佳神经元数量,选择其中预测精度最好的结构,同时选择 ReLU 和 Purelin 函数分别作为隐藏层和输出层的激活函数,本文使用的 WOA-BPNN 结构参数见表 7。

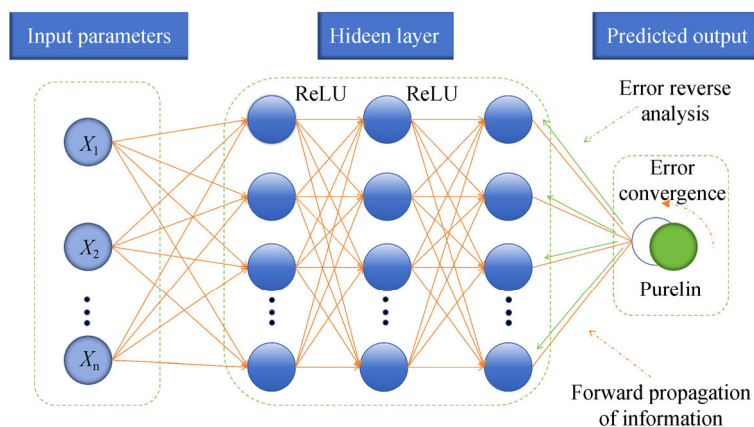


图 12 BPNN 结构示意图

Fig. 12 Schematic diagram of the BPNN structure

表 6 BPNN 结构参数

Table 6 BPNN structure parameters

Model	Input parameters	Hidden layer	Predicted output	Activation function	Learning rate	Loss function
Drying shrinkage	7	[18, 14, 8]	1	ReLU Purelin	0.02	MSE
Autogenous shrinkage	7	[16, 12, 12]	1	ReLU Purelin	0.02	MSE

表 7 WOA-BPNN 结构参数

Table 7 WOA-BPNN structure parameters

Model	Input parameters	Hidden layer	Predicted output	Activation function	Learning rate	Loss function
Drying shrinkage	7	[18, 14, 8]	1	ReLU Purelin	0.02	MSE
Autogenous shrinkage	7	[16, 12, 12]	1	ReLU Purelin	0.01	MSE

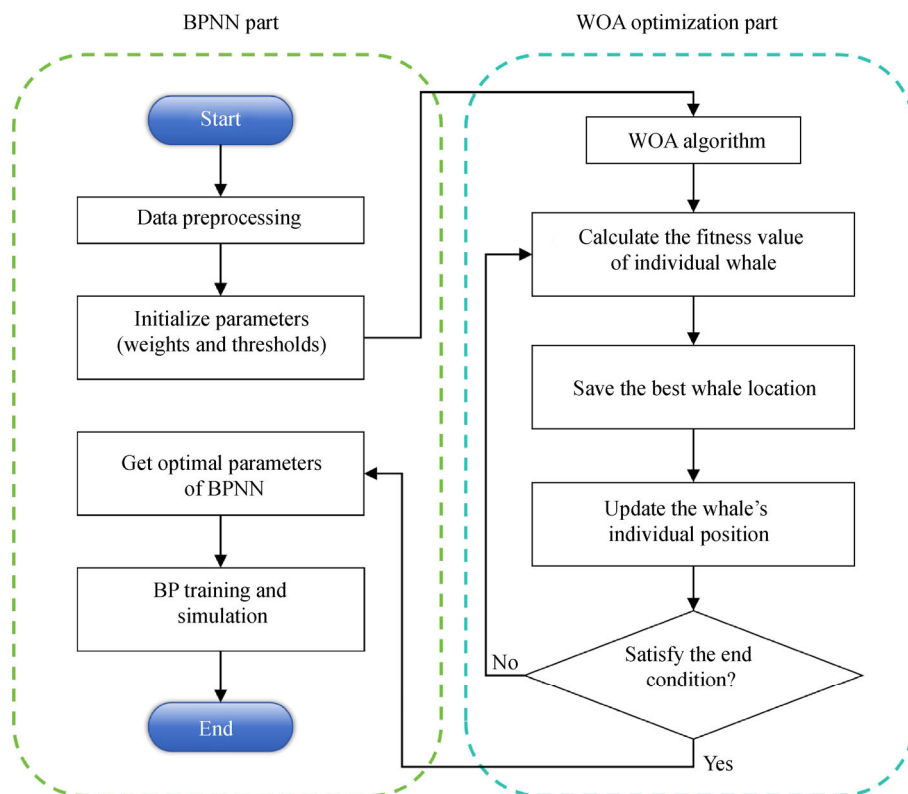


图 13 WOA-BPNN 流程图

Fig. 13 Flowchart of the WOA-BPNN

3.3 机器学习模型预测准确性的评价指标

本工作采用判定系数 R^2 、均方根误差 RMSE 与平均绝对误差 MAE 进行模型预测性能评估。当 R^2 值越接近 1.0, 并且 RMSE 值与 MAE 值越小时, 表明模型的预测性能越好, 具体表达式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

式中: n 为测试集样本个数; y_i ($i = 1, 2, \dots, l$) 为第 i 个样本真实值; ($i = 1, 2, \dots, l$) 为第 i 个样本的预测值; $\bar{y}$ 表示数据集样本数据真实值的平均值。

3.4 机器学习模型预测结果对比

3.4.1 UHPC 早期干燥收缩模型 基于 UHPC 早期干燥收缩数据集的数据训练得到的两种机器学习早期干燥收缩预测模型, 均能较好的预测 UHPC 早期干燥收缩性能。图 14 和图 15 为 2 种机器学习模型训练集和测试集预测结果, 表 8 列举出不同机器学习模型的预测性能。

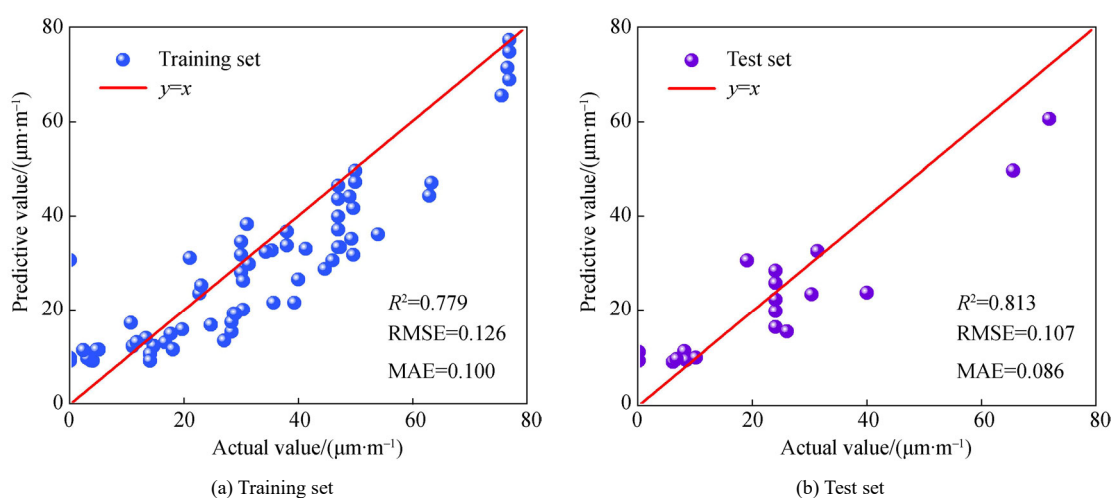


图 14 基于 BPNN 的 UHPC 早期干燥收缩训练结果

Fig. 14 Early drying shrinkage training results of UHPC based on BPNN

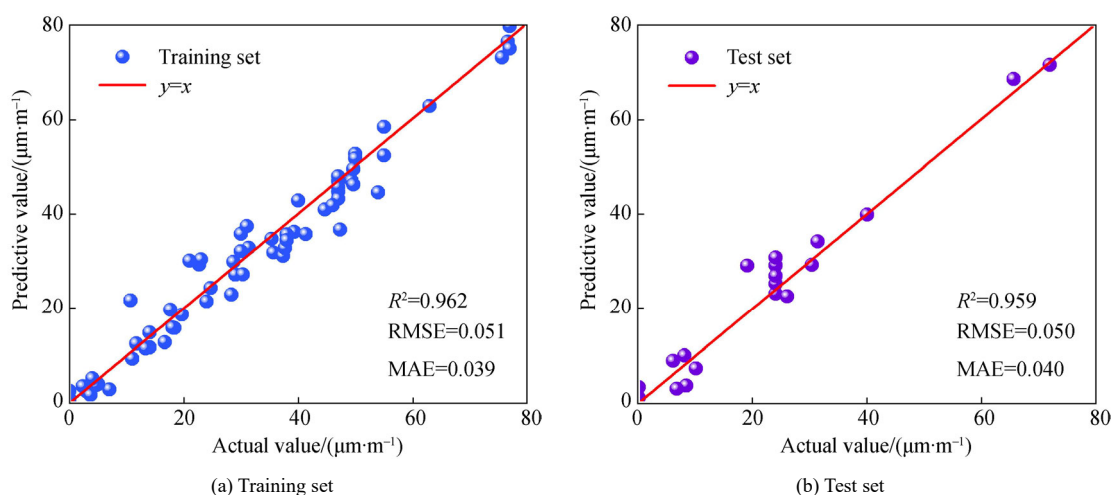


图 15 基于 WOA-BPNN 的 UHPC 早期干燥收缩训练结果

Fig. 15 Early drying shrinkage training results of UHPC based on WOA-BPNN

结合图 14、图 15 和表 8 可知, 2 种预测模型均具有良好的预测能力, BPNN 和 WOA-BPNN 的相关系数分别为 0.813 和 0.959, 这表明 WOA-BPNN

模型对 UHPC 早期干燥收缩预测效果更好, 训练集和测试集的相关系数比较接近, 表明模型未出现欠拟合或者过拟合现象。

表 8 BPNN 和 WOA-BPNN 早期干燥收缩模型的预测性能
Table 8 Prediction performance of BPNN and WOA-BPNN early drying shrinkage models

Model types	BPNN		WOA-BPNN	
	Training set	Test set	Training set	Test set
RMSE	0.126	0.107	0.051	0.050
MAE	0.100	0.086	0.039	0.040
R^2	0.779	0.813	0.962	0.959

3.4.2 UHPC 早期自收缩模型 基于 UHPC 早期自收缩数据集的数据训练得到的 2 种机器学习早

期自收缩预测模型，均能较好的预测超高性能混凝土早期自收缩性能。图 16 和图 17 为 2 种机器学习模型训练集和测试集预测结果，表 9 列举出不同机器学习模型的预测性能。

结合图 16、图 17 和表 9 可知，2 种预测模型均具有良好的预测能力，BPNN 和 WOA-BPNN 的相关系数分别为 0.803 和 0.896，这表明 WOA-BPNN 模型对 UHPC 早期自收缩预测效果更好，训练集和测试集的相关系数比较接近，表明模型未出现欠拟合或者过拟合现象。

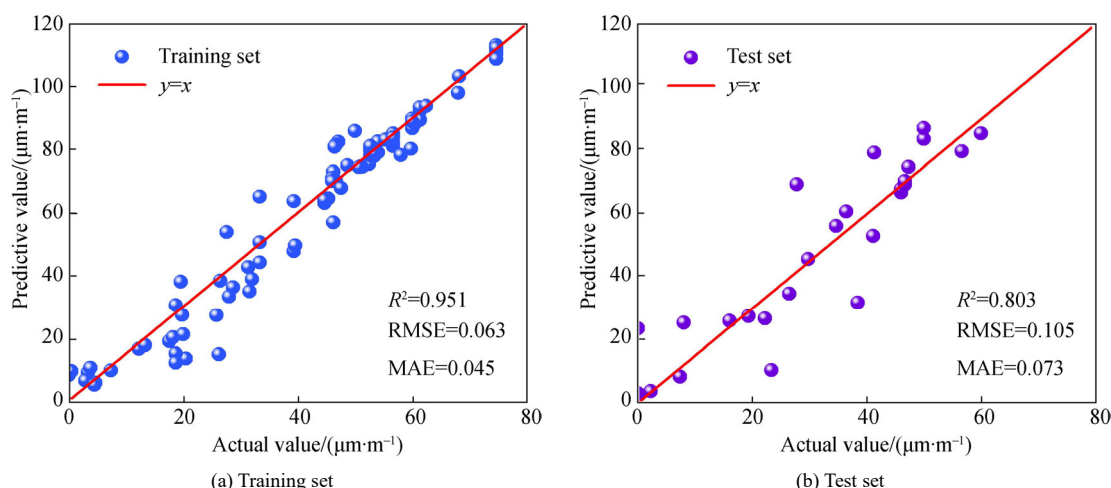


图 16 基于 BPNN 的 UHPC 早期自收缩训练结果

Fig. 16 Early autogenous shrinkage training results of UHPC based on BPNN

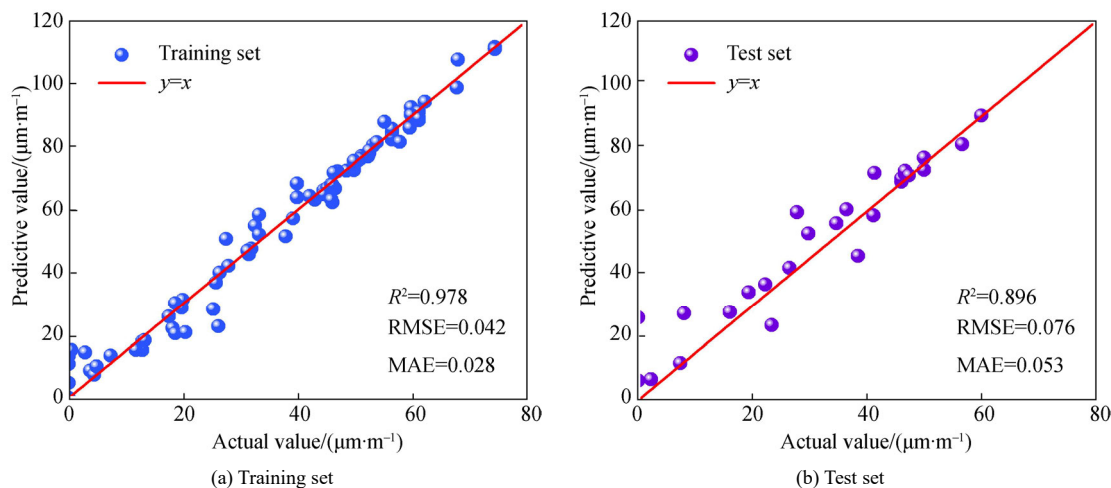


图 17 基于 WOA-BPNN 的 UHPC 早期自收缩训练结果

Fig. 17 Early autogenous shrinkage training results of UHPC based on WOA-BPNN

表 9 BPNN 和 WOA-BPNN 早期自收缩模型的预测性能
Table 9 Prediction performance of BPNN and WOA-BPNN early autogenous shrinkage models

Model types	BPNN		WOA-BPNN	
	Training set	Test set	Training set	Test set
RMSE	0.063	0.105	0.042	0.076
MAE	0.045	0.073	0.028	0.053
R^2	0.951	0.803	0.978	0.896

4 结论

1) UHPC 的早期干燥收缩和自收缩随着胶砂比的增加而增加，其中干燥收缩值与胶砂比的 MIC 值更大，胶砂比为 1.2 的试件相对于胶砂比为 0.8 的试件，早期干燥收缩与自收缩分别增加了 108%与 60%；UHPC 的早期干燥收缩和自收缩随着水胶比

的降低而增加。

2) 适量聚丙烯纤维与钢纤维混掺对早期收缩有抑制作用, 随着聚丙烯纤维掺量增大, 对早期干燥收缩和自收缩的抑制作用呈先增后减的趋势, 聚丙烯纤维体积掺量为 0.10% 时效果最好。

3) 干燥收缩值与养护方式的相关性较大, MIC 值为 0.56; 自收缩值与养护方式的相关性较小, MIC 值为 0.27; 干燥养护条件下的干燥收缩率和自收缩率分别是标养条件下的 2.5 倍和 1.2 倍。

4) 选取的 2 种机器学习模型在预测 UHPC 早期干燥收缩和自收缩具有良好的精度, 其中 WOA-BPNN 的预测效果更好, 干燥收缩模型中 R^2 、RMSE、MAE 分别为 0.959、0.050、0.040, 自收缩模型中 R^2 、RMSE、MAE 分别为 0.896、0.076、0.053, 鲸鱼优化算法可以起到良好的改善效果。

参考文献:

- [1] LIU K N, YIN T Y, FAN D Q, et al. Multiple effects of particle size distribution modulus (q) and maximum aggregate size (D_{max}) on the characteristics of ultra-high performance concrete (UHPC): Experiments and modeling[J]. *Cem Concr Compos*, 2022, 133: 104709.
- [2] YU R, SPIESZ P, BROUWERS H J H. Mix design and properties assessment of ultra-high performance fibre reinforced concrete (UHPFRC)[J]. *Cem Concr Res*, 2014, 56: 29–39.
- [3] YANG K, LONG G C, TANG Z, et al. Enhancement in strength and toughness of ultra-high performance concrete (UHPC) from micron- and nano-scale[J]. *J Build Eng*, 2023, 69: 106308.
- [4] RAVICHANDRAN D, PREM P R, KALIYAVARADHAN S K, et al. Influence of fibers on fresh and hardened properties of ultra high performance concrete (UHPC)—A review[J]. *J Build Eng*, 2022, 57: 104922.
- [5] 陈宝春, 李聪, 黄伟, 等. 超高性能混凝土收缩综述[J]. *交通运输工程学报*, 2018, 18(1): 13–28.
CHEN Baochun, LI Cong, HUANG Wei, et al. *J Traffic Transp Eng*, 2018, 18(1): 13–28.
- [6] 高英力, 龙杰, 刘赫, 等. 粉煤灰高强轻骨料混凝土早期自收缩及抗裂性试验研究[J]. *硅酸盐通报*, 2013, 32(6): 1151–1156.
GAO Yingli, LONG Jie, LIU He, et al. *Bull Chin Ceram Soc*, 2013, 32(6): 1151–1156.
- [7] 李顺凯, 赵欢, 曾秦威, 等. 氧化镁膨胀剂与纳米二氧化硅协同作用对 UHPC 性能的影响[J]. *功能材料*, 2024, 55(6): 6148–6152.
LI Shunkai, ZHAO Huan, ZENG Qinwei, et al. *J Funct Mater*, 2024, 55(6): 6148–6152.
- [8] 杭美艳, 程腾, 曲树强, 等. 风积砂和铬铁渣对 UHPC 收缩性能的影响[J]. *混凝土*, 2023(6): 1–5.
HANG Meiyang, CHENG Teng, QU Shuqiang, et al. *Concrete*, 2023(6): 1–5.
- [9] 李剑峰. 超高性能混凝土早期收缩变形和裂缝发展规律研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2023.
LI Jianfeng. Study on early shrinkage deformation and crack development law of ultra-high performance concrete[D]. Jilin: Northeast Dianli University, 2023.
- [10] 张云升, 张国荣, 李司晨. 超高性能水泥基复合材料早期自收缩特性研究[J]. *建筑材料学报*, 2014, 17(1): 19–23.
ZHANG Yunsheng, ZHANG Guorong, LI Sichen. *J Build Mater*, 2014, 17(1): 19–23.
- [11] LI Y Q, SHEN J L, LI Y, et al. The data-driven research on the autogenous shrinkage of ultra-high performance concrete (UHPC) based on machine learning[J]. *J Build Eng*, 2024, 82: 108373.
- [12] MOHTASHAM MOEIN M, SARADAR A, RAHMATI K, et al. Predictive models for concrete properties using machine learning and deep learning approaches: A review[J]. *J Build Eng*, 2023, 63: 105444.
- [13] WANG J Q, LIU H, SUN J B, et al. Research on concrete early shrinkage characteristics based on machine learning algorithms for multi-objective optimization[J]. *J Build Eng*, 2024, 89: 109415.
- [14] SHEN J L, LI Y, LIN H, et al. Development of autogenous shrinkage prediction model of alkali-activated slag-fly ash geopolymer based on machine learning[J]. *J Build Eng*, 2023, 71: 106538.
- [15] HILLOULIN B, TRAN V Q. Interpretable machine learning model for autogenous shrinkage prediction of low-carbon cementitious materials[J]. *Constr Build Mater*, 2023, 396: 132343.
- [16] 中国建筑材料科学研究院. JC/T 603—2004 水泥胶砂干缩试验方法[S]. 北京: 中国建材工业出版社, 2005.
- [17] 张君, 陈浩宇, 侯东伟. 水泥净浆、砂浆及混凝土早期收缩与内部湿度发展分析[J]. *建筑材料学报*, 2011, 14(3): 287–292.
ZHANG Jun, CHEN Haoyu, HOU Dongwei. *J Build Mater*, 2011, 14(3): 207–292.
- [18] 曾旭. 超高性能应变硬化水泥基复合材料的力学特性及早期收缩研究[D]. 南宁: 广西大学, 2023.
ZENG Xu. Study on mechanical properties and early shrinkage of ultra-high performance strain hardening cement-based composites[D]. Nanning: Guangxi University, 2023.
- [19] 谢丽, 吴胜兴. 水灰比对混凝土早期收缩影响的研究[J]. *建筑科学*, 2007, 23(1): 54–57.
XIE Li, WU Shengxing. *Build Sci*, 2007, 23(1): 54–57.
- [20] 巴恒静, 高小建, 杨英姿. 高性能混凝土早期自收缩测试方法研究[J]. *工业建筑*, 2003, 33(8): 1–4.
BA Hengjing, GAO Xiaojian, YANG Yingzi. *Ind Constr*, 2003, 33(8): 1–4.
- [21] 涂禹政. 钢-聚丙烯混掺纤维对超高性能混凝土性能影响研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
TU Yuzheng. Study on the influence of steel-polypropylene blended fiber on the properties of ultra-high performance concrete[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023.
- [22] 李杉, 周郑州, 卢亦焱, 等. 聚乙烯醇纤维掺量对高延性地聚合物混凝土早期抗裂和收缩性能影响[J]. *大连理工大学学报*, 2024, 64(1): 74–81.
LI Shan, ZHOU Zhengzhou, LU Yiyan, et al. *J Dalian Univ Technol*, 2024, 64(1): 74–81.
- [23] LI F P, CHEN D F, YANG Z M, et al. Effect of mixed fibers on fly ash-based geopolymer resistance against carbonation[J]. *Constr Build Mater*, 2022, 322: 126394.
- [24] 王瑞斌. 聚丙烯纤维增强膨胀自密实混凝土内养护条件下早期收缩与抗裂性能研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2020.
WANG Ruibin. Study on early shrinkage and crack resistance of polypropylene fiber reinforced expansive self-compacting concrete under internal curing conditions[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2020.
- [25] 舒志坚. 养护条件对混凝土早期性能的影响[D]. 杭州: 浙江工业大

- 学, 2007.
- SHU Zhijian. Influence of curing conditions on early performance of concrete[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2007.
- [26] LIU Q F, HU Z, WANG X E, et al. Numerical study on cracking and its effect on chloride transport in concrete subjected to external load[J]. *Constr Build Mater*, 2022, 325: 126797.
- [27] 梅生启, 刘晓东, 王兴举, 等. 基于参数相关性分析和机器学习算法的高强混凝土徐变预测[J/OL]. *吉林大学学报(工学版)*, 2024: 1–11[2024-07-19].
- MEI Shengqi, LIU Xiaodong, WANG Xingju, et al. *J Jilin Univ (Eng Tech Ed)*, 2024: 1–11[2024-07-09].
- [28] 谢浩. 基于 BP 神经网络及其优化算法的汽车车速预测[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- XIE Hao. Vehicle speed prediction based on BP neural network and its optimization algorithm[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [29] 曲广雷, 闫宗伟, 郑木莲, 等. 基于神经网络与回归分析的多孔混凝土性能预测[J/OL]. *吉林大学学报(工学版)*, 2024: 1–13[2024-07-19].
- Qv Guanglei, YAN Zongwei, ZHENG Mulian. *J Jilin Univ*, 2024: 1–13[2024-07-19].
- [30] WU Y Q, GAO R L, YANG J Z. Prediction of coal and gas outburst: A method based on the BP neural network optimized by GASA[J]. *Process Saf Environ Prot*, 2020, 133: 64–72.
- [31] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Adv Eng Softw*, 2016, 95: 51–67.
- [32] XI B, HUANG Z W, AL-OBAIDI S, et al. Predicting ultra high-performance concrete self-healing performance using hybrid models based on metaheuristic optimization techniques[J]. *Constr Build Mater*, 2023, 381: 131261.
- [33] JIANG J Q, XU G B, WANG H Z, et al. High-accuracy road surface condition detection through multi-sensor information fusion based on WOA-BP neural network[J]. *Sens Actuat A Phys*, 2024, 378: 115829.

Early Shrinkage Performance and Neural Network Prediction Model of Ultra-High Performance Concrete

JIANG Zhipeng¹, GAO Chang¹, TANG Jinhui², HU Zhangli², WANG Lei¹

(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

Introduction Ultra-high performance concrete is an advanced cement-based material with high strength and high durability. Due to the low water-binder ratio and high binder consumption of UHPC, the early shrinkage of UHPC during the setting and hardening process is larger than that of conventional concrete and high-strength concrete, which easily leads to the cracking of engineering structures and affects the performance of structures. Therefore, it is of great significance to study the early shrinkage characteristics of UHPC for the optimization of the material and the prediction of early cracking. In this paper, the effects of binder-sand ratio, water-binder ratio, different fiber types and contents and curing environment on the early shrinkage performance of UHPC were investigated, and the early shrinkage model of UHPC was established by combining BPNN and WOA-BPNN neural network.

Methods In this study, a total of seven groups of specimens were set up, considering four control factors, i.e., the cement-sand ratio, water-binder ratio, curing environment and polypropylene fiber volume content. Each group consisted of four specimens with size of 25 mm×25 mm×280 mm (including three specimens for drying-shrinkage tests and one specimen for autogenous-shrinkage tests). The specimens were cured in a curing box with a temperature of (25±2) °C and a relative humidity of (98%±2%). At the same time, a control group was set up, which was cured in a natural environment with a temperature of (28±5) °C and a relative humidity of (60%±15%). The shrinkage deformation of the specimens was measured by a specific length meter at 0, 1, 2, 3, 4, 6, 8, 10, 12 h and 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 4.0, 5.0, 6.0, 7.0, 9.0, 11.0, 14.0, 18.0, 21.0, 25.0, 28.0 d. Combined with BPNN and WOA-BPNN machine learning models, the measured data were trained with small samples, and finally a neural network model that can be used to predict the early drying and autogenous shrinkage performance of UHPC was obtained.

Results and discussion The early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage of UHPC increased with an increase of the cement-sand ratio, and the MIC values of drying shrinkage and cement-sand ratio also increased. The early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage of specimen with a cement-sand ratio of 1.2 increased by 108% and 60%, respectively, compared with specimen with a cement-sand ratio of 0.8. The early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage of UHPC increased with a decrease of the water-binder ratio. The appropriate amount of polypropylene fiber and steel fiber mixture would limit the early shrinkage of UHPC. With an increase of polypropylene fiber content, the inhibitory effect on both the early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage grew firstly and then weakened. The specimens with fiber content of 0.10 % exhibit the best inhibitory effect. The drying-shrinkage expressed a great correlation with the curing method, and the MIC value was 0.56. The correlation between the autogenous-shrinkage and curing method is small, and the MIC value is 0.27. The drying-shrinkage rate and self-shrinkage rate under dry curing conditions were 2.5 times and 1.2 times that under standard curing conditions, respectively.

The two machine learning (ML) algorithms were used in the shrinkage prediction and exhibit good accuracy. The WOA-BPNN algorithm expressed delightful predicted accuracy, whose R^2 , RMSE and MAE for drying-shrinkage model are 0.959, 0.050 and 0.040, respectively, and R^2 , RMSE and MAE for autogenous-shrinkage model are 0.896, 0.076 and 0.053, respectively. The predicted results indicated that the whale optimization algorithm could improve the ML model effectively.

Conclusions The main conclusions of this paper are given as follows: 1) The fine aggregate has an inhibitory effect on the early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage of UHPC. When the cement-sand ratio decreases from 1.2 to 0.8, the early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage increase by 108% and 60%, respectively. 2) The early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage of UHPC increase with a decrease of water-binder ratio, and the decrease of water-binder ratio leads to the advance of UHPC self-drying phenomenon. 3) The research found that the polypropylene fiber volume content of 0.10% exhibit the best inhibitory effect on the UHPC shrinkage. 4) The curing method had a great influence on its early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage. The drying-shrinkage rate of specimens under dry curing condition is 2.5 times that under standard curing condition, and the autogenous-shrinkage rate of specimens under dry curing condition is 1.2 times that under standard curing condition. The early drying-shrinkage and autogenous-shrinkage predicted results of UHPC based on the WOA-BPNN neural network show nice accuracy and robustness compared to that of BPNN.

Keywords ultra-high performance concrete; early drying shrinkage; early autogenous shrinkage; machine learning algorithms