

# 基于机器学习的超高性能混凝土成本优化

周 帅<sup>1</sup>, 贾 跃<sup>1</sup>, 李 凯<sup>1</sup>, 李紫剑<sup>1</sup>, 巫晓雪<sup>2</sup>, 彭海游<sup>3</sup>, 张成明<sup>1</sup>,  
韩凯航<sup>4</sup>, 王 冲<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400045; 2. 同济大学 材料科学与工程学院, 上海 200092;  
3. 重庆大学 土木工程学院, 重庆 400045; 4. 深圳大学 土木与交通工程学院, 广东 深圳 518061)

**摘要:** 近年来,超高性能混凝土(UHPC)凭借其优异的力学性能和耐久性能成为热点研究方向之一,但高昂的成本始终限制其在工程中的应用。提出了一种基于机器学习的超高性能混凝土配合比优化的方法,以降低UHPC的成本。为实现这一目标,首先通过人工神经网络(ANN)建立了UHPC 28 d 抗压强度与扩展度的预测模型,再以其为约束条件,同时考虑UHPC 组分含量约束、组分比例约束,通过遗传算法(GA)降低UHPC的成本。研究表明,ANN模型的预测结果与实验结果的误差在10%以内,具有良好的预测精度;遗传算法优化后的UHPC成本降低至838.8美元,低于文献中1000美元的成本。

**关键词:** 超高性能混凝土(UHPC);机器学习;人工神经网络(ANN);遗传算法;成本  
中图分类号: TU528. 572 文献标志码: A

## Mix Proportion Optimization of Ultra-High Performance Concrete Based on Machine Learning

ZHOU Shuai<sup>1</sup>, JIA Yue<sup>1</sup>, LI Kai<sup>1</sup>, LI Zijian<sup>1</sup>, WU Xiaoxue<sup>2</sup>, PENG Haiyou<sup>3</sup>, ZHANG Chengming<sup>1</sup>, HAN Kaihang<sup>4</sup>, WANG Chong<sup>1</sup>

(1. College of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China; 2. College of Materials Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3. College of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China; 4. College of Civil and Transportation Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518061, China)

**Abstract:** In recent years, ultra-high performance concrete (UHPC) has become one of the hot research directions due to its excellent mechanical properties and durability, but its high cost has always limited its application in engineering. In order to reduce the cost of

UHPC, this paper proposes a method based on machine learning to optimize the mix proportion of UHPC. In order to achieve this goal, the prediction model of a 28-day compressive strength and expansion of UHPC was first established by using artificial neural network (ANN), which was taken as the constraint condition, taking into account the constraints of UHPC component content, component proportion and absolute volume. The cost of UHPC was reduced by using genetic algorithm (GA). The research results show that the error between the prediction results of ANN model and the experimental results is within 10%, which has good prediction accuracy. The cost of UHPC optimized by GA is reduced to \$838.8, which is lower than the cost of \$1000 mentioned in the literature.

**Keywords:** ultra-high performance concrete (UHPC); machine learning; artificial neural network (ANN); genetic algorithm; cost

超高性能混凝土 (ultra-high performance concrete, UHPC) 是一种力学性能优异、延展性高、耐久性好水泥基材料。近年来,关于UHPC的研究已成为一大热点,UHPC的应用范围不断扩大,已被应用于高层建筑、桥梁、建筑装饰材料、薄壁结构、海洋结构、防爆结构、核废料储存容器以及修复和加固构件等领域。UHPC原材料主要包括硅酸盐水泥、硅灰、矿粉、粉煤灰、偏高岭土、石英粉、石英砂、高性能减水剂、钢纤维等<sup>[1]</sup>。UHPC性能与原材料之间的关系相较于普通混凝土更为复杂,呈高度非线性关系。传统的方法不适合预测UHPC的性能,很难得到精确的回归方程。除了复杂的原材料,高

收稿日期: 2023-11-23

基金项目: 国家自然科学基金(52002040),重庆市地质灾害防治中心(KJ2021050),宁夏回族自治区重点研发计划项目(2023BDE02004)

第一作者: 周 帅,副教授,工学博士,主要研究方向为土木工程材料。E-mail: shuaizhou@cqu.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

成本也是限制UHPC广泛应用的主要原因。

近年来,机器学习方法迅速发展,其理论和方法已被广泛应用于解决工程应用和科学领域的复杂问题。Kumbhar等<sup>[2]</sup>通过卷积神经网络建立了再生骨料混凝土抗压强度的预测模型,Cascardi等<sup>[3]</sup>利用人工神经网络(artificial neural network, ANN)建立了纤维增强聚合物承压混凝土抗压强度预测模型。Xu等<sup>[4]</sup>利用ANN建立了再生骨料混凝土抗压强度、弹性模量、抗折强度、劈裂抗拉强度的预测模型。ANN由于其普遍的逼近能力,越来越受到研究者的重视。现有的研究已经证明了模型中的参数会影响预测的精度。通过在预测模型中使用适当的参数,可以提高其精度,并解释其物理机理。

采用机器学习方法优化混凝土的性能可以回避其影响机理,同时也可以对实验研究进行指导。Sobolev等<sup>[5]</sup>使用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化了顺序打包算法,并用其对混凝土骨料紧密堆积进行建模,该方法可以应用于混凝土配合比的优化。Chiniforush等<sup>[6]</sup>采用了一种基于混凝土传热综合数值模拟和GA优化的配合比设计方法,将早期开裂的风险最小化。Fan等<sup>[7]</sup>通过GA模型对UHPC的湿堆积密度进行优化,得到了具有更高湿堆积密度和更低孔隙率的UHPC配合比。Li等<sup>[8]</sup>运用ANN和GA对高强混凝土的抗裂性进行了优化,优化后的高强混凝土与对照组相比开裂风险系数降低了25%。

本文首先通过ANN建立UHPC 28 d抗压强度与扩展度的预测模型。再以工程上所要求的最小的28 d抗压强度和最小的扩展度为约束条件,同时考虑UHPC组分含量约束、组分比例约束,以成本为优化目标,通过遗传算法寻优得到成本最低的UHPC配合比。本文的目的是通过ANN方法模拟UHPC组成与性能之间复杂的关系,通过GA得到成本最低的配比,进而推动UHPC的应用。

## 1 神经网络及遗传算法

### 1.1 ANN

ANN是20世纪80年代以来人工智能领域兴起的研究热点,通过模拟人脑神经网络,建立非线性信息处理模型,模型由大量的节点(或称神经元)之间相互联结构成。它可以以令人满意的精度近似一个任意的非线性函数。ANN采用误差反向传播算法,系统地解决了多层神经网络隐藏层连接权重学习

问题<sup>[9]</sup>。

### 1.2 GA

遗传算法最早由美国的John Holland于20世纪70年代提出,后经DeJong、Goldberg等归纳总结所形成的一类模拟进化算法<sup>[10]</sup>。GA是一种模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的搜索最优解的计算模型<sup>[11]</sup>。

### 1.3 K折交叉验证法

K折交叉验证(k-fold cross validation, CV)由Stone于1974年开发,并被广泛的应用于机器学习方法中,以选择合适的超参数<sup>[12]</sup>。将训练数据被分为 $k$ 个组。进一步,应用 $k-1$ 组对模型进行训练。其余的组用于验证模型。 $k$ 次测试将使用不同的组作为验证组来运行。在本研究中选定 $k=10$ 。利用均方误差 $E_{\text{MSE}}$ 和相关系数 $R$ 来评价超参数的性能。 $E_{\text{MSE}}$ 和 $R$ 计算如下:

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{mi} - y_i)^2 \quad (1)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{mi} - \bar{y}_{mi})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{mi} - \bar{y}_{mi})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

式中: $y_{mi}$ 为预测值; $y_i$ 为实验值。

## 2 原材料与试验

### 2.1 原材料

根据GB/T 31387—2015《活性粉末混凝土》<sup>[13]</sup>,UHPC胶凝材料包括水泥、粉煤灰、矿粉、硅灰以及钢铁渣粉,其他矿物掺合料需通过试验验证确认其满足工程应用要求方可使用。UHPC最常用的矿物掺合料包括粉煤灰、矿粉、硅灰,本文选用这三种矿物掺合料进行UHPC的制备以及相关试验研究数据的收集并建立数据集。硅酸盐水泥(P. I. 52.5R)由四川峨胜公司提供。表1总结了水泥、粉煤灰、矿粉、硅灰的化学组成及密度。粉煤灰采用一级粉煤灰,比表面积 $415 \text{ m}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ ,由重庆富皇公司提供;矿粉(GGBS)的比表面积为 $427 \text{ m}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ ,由宁夏博宇公司提供;硅灰平均粒径为 $13.3 \mu\text{m}$ ,由上海山鹰环保科技有限公司提供;细骨料采用机制砂,表观密度 $2630 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ ,测得细度模数 $M_x=3.34$ ;本实验所用减水剂为中建西部建设股份有限公司生产的聚羧酸减水剂,减水率45%,固含量40%;钢纤维长度12 mm,直径0.25 mm,极限抗拉强度1800 MPa。

### 2.2 试验

首先将水泥、矿物掺合料与砂搅拌1 min,得到

表1 胶凝材料的化学组成及密度

Tab. 1 Chemical composition and density of cementitious materials

化学组成	质量分数/%										密度/ ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )
	SiO <sub>2</sub>	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	CaO	MgO	Na <sub>2</sub> O	K <sub>2</sub> O	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	TiO <sub>2</sub>	SO <sub>3</sub>	P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	
水泥	21.39	5.15	61.04	2.82	0.64	0.62	3.86	0.85	3.1	0.10	3 190
粉煤灰	48.54	27.12	3.19				11.08		1.63		2 270
矿粉	26.74	12.36	41.34				4.56		3.89	0.03	2 750
硅灰	94.57	0.67	0.34	0.23		0.82	0.15		2.07	0.90	2 310

均匀的干拌合物。然后将高效减水剂加入水中,逐渐倒入干拌合物中,持续搅拌约3 min。然后,在拌合物中均匀加入钢纤维,继续搅拌4 min。参照相关标准进行养护与抗压强度试验<sup>[13-14]</sup>。

### 3 机器学习建模

#### 3.1 建立数据库

本文UHPC配合比与其对应的28 d抗压强度、扩展度的数据来源于两方面,第一方面来自于已有文献[15],第二方面来自UHPC实验数据,共收集到374组数据。将数据集分为训练组(70%)和测试组(30%),使用训练组数据训练神经网络,测试组数据进行模型测试。

#### 3.2 建立ANN预测模型

这里先采用人工神经网络建立原材料与成本间的联系,后基于已经训练好的人工神经网络模型采用遗传算法优化原材料组分降低成本。本文采用

ANN建立UHPC性能预测模型,其原理已在第1节中介绍。输入层和输出层神经元个数由输入因素和输出因素所决定。输入层共有8个节点,分别为每立方米混凝土中水泥、粉煤灰、矿渣、硅灰、细骨料、钢纤维、高效减水剂以及水的掺量。输出层共有2个节点,分别代表UHPC的28 d抗压强度与扩展度。 $w_i$ 为连接权重值。在每个节点上,前一个输入 $x_i$ 乘以一个 $w_i$ 。再将所有之前的乘积相加后,将添加一个偏置 $B$ 。然后采用激活函数来传递输出值 $y$ ,如等式(3)所示:

$$y=f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + B\right) \quad (3)$$

ANN隐藏层神经元个数会影响模型预测精度,本研究采用指标 $R$ 和MSE评价模型预测精度,并对隐藏层节点数5~20进行了网络训练,比较其 $R$ 和MSE值。当隐藏层节点数为15时, $R=0.88$ ,MSE为102.01 MPa<sup>2</sup>, $R$ 值最接近1且MSE值最小,因此选用隐藏层节点数为15。此时抗压强度与扩展度的预测结果见图1。

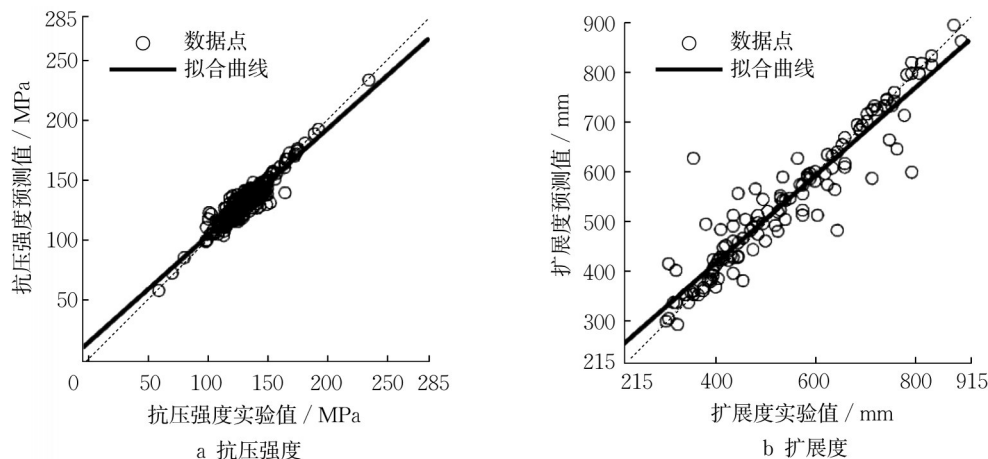


图1 训练数据相关系数

Fig. 1 Regression of teaching data

确定了ANN的结构后,对数据进行了多次训练,选用其中预测效果最佳的网络建立了UHPC 28 d抗压强度及扩展度的预测模型,其相关系数 $R$ 值见图1,抗压强度和扩展度预测模型的 $R$ 值分别为

0.947、0.944,均接近于1,表示网络的学习效果非常好。为了证明预测结果的稳定性,进行了不同批次的预测。通过训练好的ANN对UHPC的28 d抗压强度和扩展度进行预测,预测结果如图2、图3所示,

并与实验值进行对比,可以看出预测值大多与实验值接近,误差均在10%之内,ANN预测结果良好。

### 3.3 GA优化流程

#### 3.3.1 优化目标函数

UHPC配合比优化问题可以归结为在满足强度

和工作性的要求下,实现成本的最小化。本研究的优化目标为UHPC的成本,函数如式(4)所示。原材料价格如表2所示。

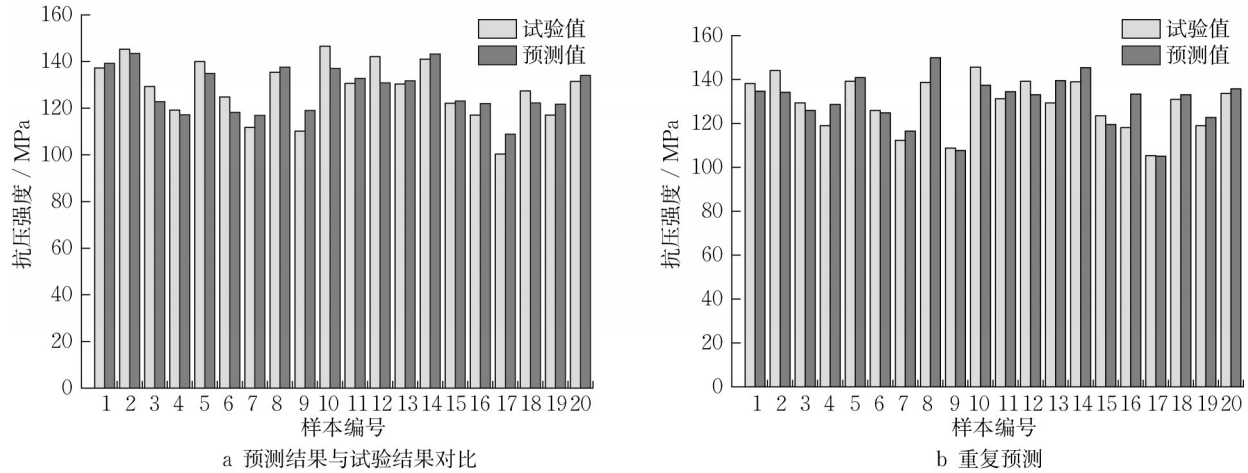


图2 不同批次UHPC抗压强度预测值

Fig. 2 Predicted compressive strength of UHPC in different batches

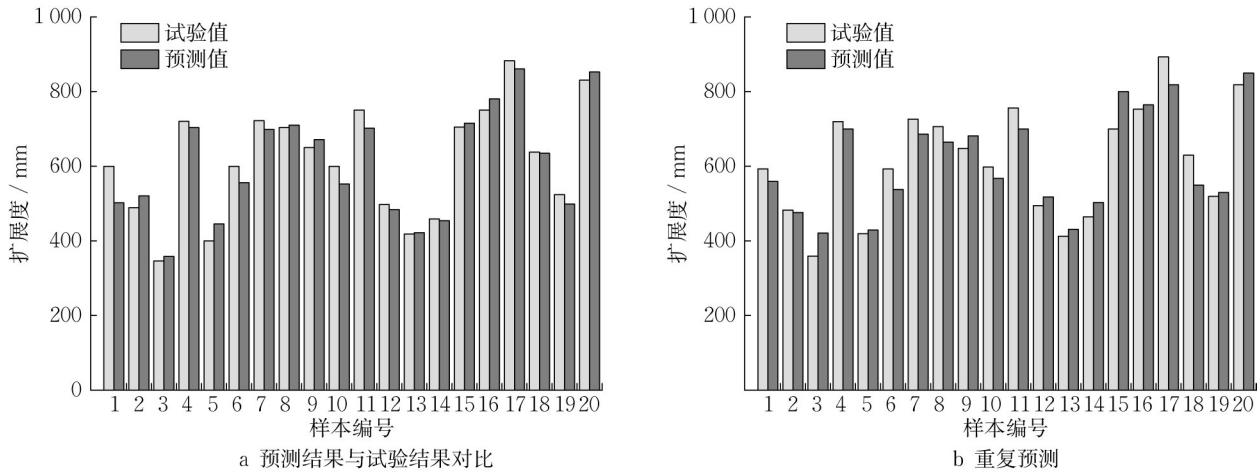


图3 不同批次UHPC扩展度预测值

Fig. 3 Predicted slump flow of UHPC in different batches

表2 原材料成本

Tab. 2 Cost of materials

原材料	水泥	粉煤灰	矿粉	硅灰	细骨料	钢纤维	减水剂	水
成本/(美元·t <sup>-1</sup> )	82	40	36.80	800	23.57	5 000	3 400	—

$$C_{min} = C_C \cdot W_C + C_{F1} \cdot W_{F1} + C_{GGBS} \cdot W_{GGBS} + C_{Si} \cdot W_{Si} + C_{FA} \cdot W_{FA} + C_{SF} \cdot W_{SF} + C_{SP} \cdot W_{SP} + C_W \cdot W_W \quad (4)$$

式中:  $C_C$ ,  $C_{F1}$ ,  $C_{GGBS}$ ,  $C_{Si}$ ,  $C_{FA}$ ,  $C_{SF}$ ,  $C_{SP}$ ,  $C_W$  分别为水泥、粉煤灰、矿渣、硅灰、细骨料、钢纤维、高效减水剂和水的单位质量成本;  $W_C$ ,  $W_{F1}$ ,  $W_{GGBS}$ ,  $W_{Si}$ ,  $W_{FA}$ ,  $W_{SF}$ ,  $W_{SP}$ ,  $W_W$  分别为水泥、粉煤灰、矿渣、硅灰、细骨料、钢纤维、高效减水剂和水在 1 m<sup>3</sup> UHPC

中的质量。

#### 3.3.2 约束条件

约束条件是在遗传算法中施加的,目的是进行有约束的目标函数优化。目标函数成本的优化会受到很多约束条件的限制,在本研究中考虑到了UHPC强度约束、扩展度约束、成分含量约束、成分比约束。



强度约束:UHPC 28 d抗压强度的ANN预测值应高于所需的强度。强度约束公式如下:

$$f_c(28) \geq f_{cr}(28) \quad (5)$$

式中: $f_c(28)$ 为UHPC 28 d抗压强度的ANN预测值; $f_{cr}(28)$ 为UHPC 28 d抗压强度的要求值。考虑到UHPC的基本力学性能,在本研究中取为120 MPa。

扩展度约束:新拌UHPC的扩展度的ANN预测值应高于所需的扩展度。扩展度约束公式如下:

$$S \geq S_r \quad (6)$$

式中: $S$ 为新拌UHPC扩展度的ANN预测值; $S_r$ 为新拌UHPC扩展度的要求值。考虑到UHPC的基本工作性能,在本研究中取为600 mm。

组分含量约束:优化后的UHPC组分含量应在一个合理范围内,本研究采用数据集中的数据范围作为组分含量约束范围。组分含量约束公式如不等式(7)所示,数据集的一些统计学参数见表3。

$$W_{Low} \leq W_{Com} \leq W_{up} \quad (7)$$

式中: $W_{Com}$ 为各组分含量,包括水泥、粉煤灰、GGBS、硅灰、细骨料、钢纤维、高效减水剂、水。 $W_{Low}$ 和 $W_{up}$ 为组分含量的下限和上限。

表3 数据集统计参数

Tab. 3 Statistical parameters of dataset

原材料用量	最小值	最大值
水泥用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	490	1 000
粉煤灰用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	0	275
矿粉用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	0	275
硅灰用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	30	210
细骨料用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	940	1 408
钢纤维体积分数/%	1	3.5
减水剂质量分数/%	0.4	2.0
水用量/( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	142	282
扩展度/mm	300	920
抗压强度/MPa	100.2	190.8

组分比例约束:本研究对水灰比、水胶比、胶砂比进行了约束。成分比约束公式如不等式(8)~(10)所示,数据集中水灰比、水胶比、胶砂比的一些统计学参数见表4。

$$R_{wc}^l \leq R_{wc} \leq R_{wc}^u \quad (8)$$

$$R_{wb}^l \leq R_{wb} \leq R_{wb}^u \quad (9)$$

$$R_{bfa}^l \leq R_{bfa} \leq R_{bfa}^u \quad (10)$$

式中: $R_{wc}$ 、 $R_{wb}$ 和 $R_{bfa}$ 分别为水灰比、水胶比和胶砂比; $R^l$ 和 $R^u$ 分别为成分比的下限与上限。这里水灰比是指水与水泥质量之比,水胶比是指水与胶凝材料质量之比。

表4 数据集统计参数

Tab. 4 Statistical parameters of dataset

	最小值	最大值	平均值	范围
$R_{wc}$	0.140	0.477	0.239	0.337
$R_{wb}$	0.120	0.300	0.171	0.180
$R_{bfa}$	0.650	1.600	1.030	0.950

## 4 结果分析

通过优化最终得到1组成本最低的且满足给定约束条件的UHPC配合比,为水泥 $565.1 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,粉煤灰 $202.4 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,矿粉 $201.0 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,硅灰 $148.4 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,细骨料 $942.1 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,钢纤维体积掺量1.47%,高效减水剂质量分数1.51%,水 $207.5 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ ,对应的28 d抗压强度为135.1 MPa,扩展度为603.2 mm,成本为838.8美元。目前工程中UHPC的成本为1 000~2 620美元<sup>[15]</sup>,优化结果低于常见UHPC的成本。

## 5 结论

本文旨在通过机器学习的方法优化UHPC的配合比,在考虑UHPC强度和工作性的条件下,得到成本最低的UHPC配合比。首先,建立UHPC的28 d抗压强度与扩展度的数据库,然后以UHPC的配合比参数为输入变量,通过ANN建立UHPC 28 d抗压强度和扩展度的预测模型。通过GA优化目标函数,优化后的UHPC成本为838.8美元,大大降低了UHPC的生产成本。

### 作者贡献声明:

周 帅:论文审阅与修订。

贾 跃:论文写作,模型仿真。

李 凯:研究概念生成,模型仿真。

李紫剑:论文初稿撰写,模型仿真。

巫晓雪:资料查询,论文审阅。

彭海游:资料查询,论文审阅。

张成明:论文修订。

韩凯航:数据整理与管理。

王 冲:研究资金获取,方案制定。

### 参考文献:

- [1] SHI C, WU Z, XIAO J, *et al.* A review on ultra-high performance concrete: Part I. Raw materials and mixture design [J]. *Construction and Building Materials*, 2015, 101: 741.
- [2] KUMBHAR P D, MURNAL P B. Assessment of suitability of existing mix design methods of normal concrete for designing

- high performance concrete mixes [J]. *International Journal of Civil & Structural Engineering*, 2012, 3: 158.
- [3] CASCARDI A, MICELLI F, AIELLO M A. An artificial neural networks model for the prediction of the compressive strength of FRP-confined concrete circular columns [J]. *Engineering Structures*, 2017, 140: 199.
- [4] XU J J, ZHAO X Y, YU Y, *et al.* Parametric sensitivity analysis and modelling of mechanical properties of normal- and high-strength recycled aggregate concrete using grey theory, multiple nonlinear regression and artificial neural networks [J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 211: 479.
- [5] SOBOLEV K, AMIRJANOV A. Application of genetic algorithm for modeling of dense packing of concrete aggregates [J]. *Construction and Building Materials*, 2010, 24(8): 1449.
- [6] CHINIFORUSH A A, GHAREHCHAEI M, NEZHAD A A, *et al.* Minimising risk of early-age thermal cracking and delayed ettringite formation in concrete — A hybrid numerical simulation and genetic algorithm mix optimisation approach [J]. *Construction and Building Materials*, 2021, 299: 124280.
- [7] FAN D Q, YU R, SHUI Z H, *et al.* A novel approach for developing a green ultra-high performance concrete (UHPC) with advanced particles packing meso-structure [J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 265: 120339.
- [8] YUE L, LI H W, LI Y N, *et al.* Optimum design of high-strength concrete mix proportion for crack resistance using artificial neural networks and genetic algorithm [J]. *Frontiers in Materials*, 2020, 7: 590661.
- [9] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533.
- [10] HOLLAND J H. *Adaptation in natural and artificial systems* [M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [11] TURKELI E, OZTURK HT. Optimum design of partially prestressed concrete beams using genetic algorithms [J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2017, 64 (5): 579.
- [12] STONE M. Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions [J]. *Journal of the royal statistical society: Series B (Methodological)*, 1974, 36(2): 111.
- [13] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 活性粉末混凝土: GB/T 31387—2015 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. The National Standardization Administration of China. Reactive powder concrete: GB/T 31387—2015 [S]. Beijing: China Standard Publishing House, 2015.
- [14] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 普通混凝土拌合物性能试验方法标准: GB/T 50080—2002 [S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2002.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. Standard for testing the performance of ordinary concrete mixtures: GB/T 50080—2002 [S]. Beijing: China Construction Industry Press, 2002.
- [15] WANG M, DU M, JIA Y, *et al.* Carbon emission optimization of ultra-high performance concrete using machine learning methods [J]. *Materials*, 2024, 17(7): 1670.