

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20220711

早期受冻损伤混凝土强度预测模型研究及其配比优化

徐存东^{1,2,3}, 徐慧¹, 陈家豪^{1,2}, 李准^{1,2}, 赵志宏^{1,2}, 王海若¹, 任子豪¹

(1. 华北水利水电大学水利学院, 河南 郑州 450046; 2. 浙江省农村水利水电资源配置与调控关键技术重点实验室, 浙江 杭州 310018; 3. 河南省水工结构安全工程技术研究中心, 河南 郑州 450046)

摘要: 针对严寒地区水工混凝土建筑物在浇筑施工时易受早期冻害, 并可能影响后期健康服役的问题, 为研究早冻混凝土强度损伤规律并对其配比进行优化, 利用 RSM 响应面法 Box-Behnken(RSM-BBD) 优化试验设计, 并建立以水胶比、粉煤灰掺量、引气剂掺量为变量的 RSM 响应面模型; 同时, 构建一种 GA-BPNN 强度预测模型, 实现早冻混凝土强度的精确预测。结果表明, 与 RSM 模型相比, GA-BPNN 模型有更精确的预测性能, 且能更高效地优化配比设计; GA-BPNN 强度预测模型的拟合优度 R^2 和平均相对误差 e_{MRE} 分别为 0.998 5、2.13%, 最优配比强度预测值与试验值的相对误差约为 1%, 应用该模型可实现混凝土受冻强度推演及其配比的高效优化。

关键词: 响应面法; 遗传优化; BP 神经网络; 配比优化; 早冻混凝土

中图分类号: TV431

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)03-0144-05

1 引言

冻融循环损伤是严寒地区混凝土建筑遇到的常规问题之一, 水胶比及外加混合材料等是影响混凝土损伤破坏的直观因素^[1], 针对早期受冻的混凝土, 胡晓鹏等^[2]研究了起冻时刻、掺合料掺量对早期受冻混凝土的耐久性影响; 杨艳娟等^[3]研究表明引气剂能提高早冻混凝土的抗冻性能; 胡亚飞等^[4]利用 RSM-BBD 优化试验设计, 研究了复合胶凝体系对尾砂混凝土力学特性的影响规律; 韩斌等^[5]通过构建 ANN-PSO-GA 人工智能模型, 对湿喷混凝土强度进行精细化预测, 并对其配合比进行精准优化; LIN C J 等^[6]利用人工神经网络(ANN)通过添加粉煤灰来预测混凝土力学特性。研究表明, 基于 RSM 响应面模型能有效优化早冻混凝土强度配比, 但控制精度略微不足, GA-BPNN 模型可精确预测早冻混凝土强度。为此, 本文采用 RSM 响应面法 Box-Behnken

(RSM-BBD) 优化试验设计, 并构建以水胶比、粉煤灰及引气剂掺量为变量的 RSM 响应面模型; 同时, 构建一种 GA-BPNN 强度预测模型, 优化早冻混凝土强度最佳配比。研究结果可为类似工程配比优化设计试验研究提供借鉴。

2 试验

2.1 试验材料

试验水泥选用郑州天瑞 P. O 42.5 水泥, 性能参数见表 1。粗骨料选用粒径 5~25 mm 连续级配的石子; 细骨料选用细度模数为 2.74 天然砂; 添加料采用粉煤灰; 减水剂选用 RD-N 型; 引气剂含气率为 4%。

表 1 P. O 42.5 水泥性能参数标准值

Tab. 1 P. O 42.5 cement performance standard value of parameters

抗压强度/MPa		抗折强度/MPa		凝结时间/min	
3 d	28 d	3 d	28 d	初凝	终凝
17	42.5	3.5	6.5	45	600

收稿日期: 2022-03-11, **修回日期:** 2022-04-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(51579102); 河南省高校科技创新团队支持计划(19IRTSTHN030); 中原科技创新领军人才支持计划(204200510048); 河南省科技攻关项目(212102310273); 河南省高等学校重点科研项目计划(20A570006); 浙江省重点研发计划(2021C03019); 平原河网多尺度水动力调控对河湖水生态影响研究(LZJWD22E090001)

作者简介: 徐存东(1972-), 男, 博士、教授、博导, 研究方向为水工结构优化设计和耐久性, E-mail: xcundong@126.com

2.2 RSM-BBD 试验方案设计及结果

选定早期受冻混凝土的试验养护环境,其早冻温度 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$,养护龄期为 3.5 h ,设计水胶比、粉煤灰掺量、引气剂掺量的三因素三水平正交试验,各材料掺量取值范围见表 2。试验细骨料用量为 662 kg/m^3 ,拌合水用量为 174 kg/m^3 ,部分试验混凝土配合比用量见表 3。RSM-BBD 试验选取水胶比、粉煤灰、引气剂掺量作为配合比试验的影响参数,分别以 X_1 、 X_2 、 X_3 表示;选取初始及经 150 次室内快速冻融循环试验后的抗压强度作为响应值,分别表示为 Y_1 、 Y_2 。

表 2 早期受冻混凝土正交试验因素与水平表

Tab. 2 Orthogonal test factors and level table of early frozen concrete

水平	因素		
	水胶比	粉煤灰掺量/%	引气剂掺量/%
1	0.45	0	0
2	0.40	10	0.005
3	0.35	20	0.010

表 3 混凝土配合比

Tab. 3 The mix design of concrete

编号	水胶比	高效水泥	减水剂	粗骨料		水	粉煤灰	引气剂	粉煤灰率/%	引气剂率/%
				粗骨料	细骨料					
A1	0.35	398	4.97	1 167	662	174	99	24.85	20	0.005
A2	0.40	348	4.35	1 217	662	174	87	21.75	20	0.005
A3	0.45	310	3.87	1 255	662	174	77	19.35	20	0.005
B1	0.45	387	3.87	1 178	662	174	0	19.35	0	0.005
B2	0.45	348	3.87	1 178	662	174	39	19.35	10	0.005
C1	0.45	310	3.87	1 178	662	174	77	0	20	0
C2	0.45	310	3.87	1 178	662	174	77	38.70	20	0.010

注:水泥、高效减水剂、粗骨料、细骨料、水、粉煤灰单位均为 kg/m^3 ;引气剂单位为 g/m^3 。

3 预测模型

3.1 RSM-BBD 试验结果

参照表 3 RSM-BBD 试验的混凝土配合比,结合表 2 正交试验因素与水平,设计 17 个试验点,试验抗压强度结果见表 4。

表 4 RSM 试验方案及试验结果

Tab. 4 RSM test plan and test results

组号	试验方案			抗压强度试验结果/MPa		组号	试验方案			抗压强度试验结果/MPa	
	X_1	X_2 /%	X_3 /%	Y_1	Y_2		X_1	X_2 /%	X_3 /%	Y_1	Y_2
1	0.35	0	0.005	41.00	29	10	0.45	0	0.005	22.56	14
2	0.35	10	0	37.00	27	11	0.40	10	0.005	27.50	19
3	0.35	10	0.010	39.00	28	12	0.45	10	0	20.60	14
4	0.35	20	0.005	35.50	25	13	0.45	10	0.010	23.30	16
5	0.40	0	0	31.00	19.00	14	0.40	10	0.005	27.50	19
6	0.40	0	0.010	33.00	21	15	0.40	10	0.005	27.50	19
7	0.40	10	0.005	27.50	19	16	0.45	20	0.005	19.00	13
8	0.40	20	0	27.00	21	17	0.40	10	0.005	27.50	19
9	0.40	20	0.010	23.00	14						

3.2 RSM 响应面模型

3.2.1 模型构建

试验采用三因素三水平的正交试验法,应用 Design-Expert 12.0 软件处理表 4 试验数据,建立早期受冻损伤混凝土抗压强度与混凝土水胶比、粉煤灰、引气剂掺量关系的多元二次拟合非线性回归模型:

$$y^{(p)} = c_0 + \sum_{1 \leq j \leq n_v} c_j x_j^{(p)} + \sum_{1 \leq j < k \leq n_v} c_{(n_v-1+j+k)} x_j^{(p)} x_k^{(p)} \quad (1)$$

式中, $y^{(p)}$ 为响应变量,即抗压强度; X 为影响因素; c_0 、 c_j 、 $c_{(n_v-1+j+k)}$ 均为未知项,假定模型运行 n_s 次,则 p 取 $1, 2, \dots, n_s$; n_v 为因素个数。

3.2.2 模型性能分析

选取早冻混凝土经 150 次冻融循环后的抗压强度试验结果用作参数分析,结果见表 5。

表 5 RSM 响应面法模型显著性评价

Tab. 5 Significance evaluation of RSM response surface method model

影响因素	平方和	自由度	均方	F	p	显著性
模型	390.56	9	43.40	35.74	<0.000 1	极显著
X_1	338.00	1	338.00	278.35	<0.000 1	极显著
X_2	12.50	1	12.50	10.29	0.014 9	显著
X_3	0.50	1	0.50	0.411 8	0.541 5	不显著
$X_1 X_2$	2.25	1	2.25	1.85	0.215 6	不显著
$X_1 X_3$	0.25	1	0.25	0.205 9	0.663 7	不显著
$X_2 X_3$	20.25	1	20.25	16.68	0.004 7	极显著
X_1^2	14.80	1	14.80	12.19	0.010 1	显著
X_2^2	1.64	1	1.64	1.35	0.282 6	不显著
X_3^2	0.592 1	1	0.592 1	0.487 6	0.507 5	显著
残差	8.5	7	1.21			
失拟项	8.5	3	2.83	4.61	0.043 9	显著
误差项	0	4	0			

显著性概率 p 若小于 0.05 ,则表示模型项显著;若小于 0.01 ,则表示模型项极显著;若大于 0.1 ,则表示模型项不显著^[4]。由表 5 可看出:①模型 X_1 与 $X_2 X_3$ 项是极显著的模型项,响应面模型 F 为 35.74 ,显著性概率 $p < 0.000 1$,表明模型较为显著。②响应面模型中的单因素水胶比($p < 0.000 1$)对抗压强度的影响极为显著。

3.3 GA-BPNN 模型

3.3.1 模型构建

当 BP 神经网络运行时,若分析处理得到的仿真预测数据传递至输出层与期望的输出相差较大时,网络会反馈误差以修正参值,使模型输出的数据更接近真值^[7]。遗传算法的特点是将每个样本数据编码成由一串结构数据组成的染色体(又称基因型个体),群体数据按适应度不断进行迭代

和繁衍,使得函数值越来越趋近于最优解^[8]。本文确定水胶比、粉煤灰掺量、引气剂掺量和冻融循环次数为 GA-BPNN 模型的输入值,输入层神经元节点数 m 为 4;以抗压强度作为输出值,输出层神经元节点数 n 为 1;隐含层是对归一化数据分析、整理和传递的重要部分,隐含层节点数 l 的计算公式^[9]为:

$$l < n - 1 \tag{2}$$

$$l < \sqrt{m + n} + a \tag{3}$$

$$l = \log_2 n \tag{4}$$

式中, a 为计算常数,一般取 0~10。

从表 4 的 34 组试验中去除重复的数据,选取 26 组非重复数据作为 BPNN 的样本集,随机产生 20 组训练集和 6 组测试集。选取 BPNN 隐含层和输出层的传递函数为 tansig 和 purelin,设定参与遗传算法优化即用作获取适应度函数的神经网络训练次数为 1 000,训练精度为 0.1,学习速率为 0.5;用作预测强度的 BPNN 的训练次数为 5 000,精度为 0.001,学习速率为 0.2。设定 GA 最大遗传代数为 50,图 1 为 GA 优化权值和阈值的神经网络反馈的误差迭代图。由图 1 可看出,当迭代至 50 代时,参值误差小于 0.05,将 GA 优化后的权值和阈值更新至 BPNN 用于训练网络,能达到预期训练目标,设定遗传代沟为 0.95,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.01。

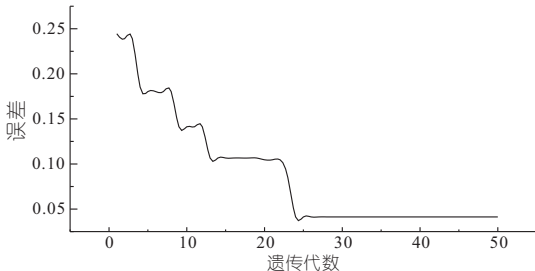


图 1 误差迭代图
Fig. 1 Error iteration diagram

确定输入层与输出层节点数 n 、 m 分别为 4、1,选用式(5)预估节点数 l 大致为 3~12,分别构建强度预测模型,并将计算所得的拟合优度 R^2 和平均相对误差 e_{MRE} 对比,见图 2。当隐含层节点数 l 为 10 时,该预测模型拟合优度 R^2 为 0.998 5,最趋近于 1,平均相对误差 e_{MRE} 为 2.13%,数值较小,说明该模型与真实环境拟合度较高,选用隐含层节点数为 10,构建的 BPNN 结构为 4-10-1,拓扑结构图见图 3。

3.3.2 模型性能分析

BPNN 能利用训练集样本训练预测模型,通过测试集能对模型性能做出评估,但对样本预测

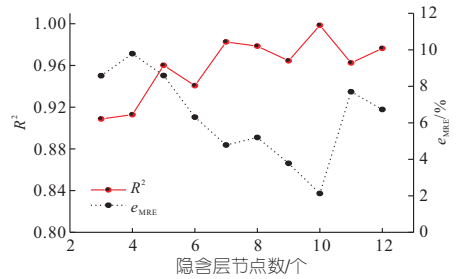


图 2 GA-BPNN 隐含层节点数比选
Fig. 2 GA-BPNN hidden layer node number comparison

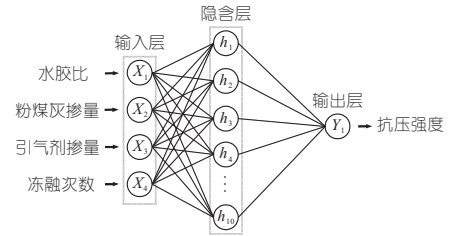


图 3 BP 神经网络拓扑结构图
Fig. 3 BP neural network topology diagram

的精度控制有限;GA 的全局搜索能力强,以此找寻 BP 网络的权值与阈值最优解^[10]。

利用 RSM-BBD 试验数据建立 GA-BPNN 早冻混凝土抗压强度模型,将强度试验值与预测值及相应的回归曲线进行比较,见图 4。图 4 中 1 为强度预测值,2 为强度试验值。由图 4 可知,训练集与测试集对应的平均相对误差 e_{MRE} 分别为 2.13%、5.32%,相应的拟合优度 R^2 分别为 0.998 5、0.945 4,说明模型预测效果较好,控制精度较高,能准确有效地预测早冻混凝土的抗压强度。

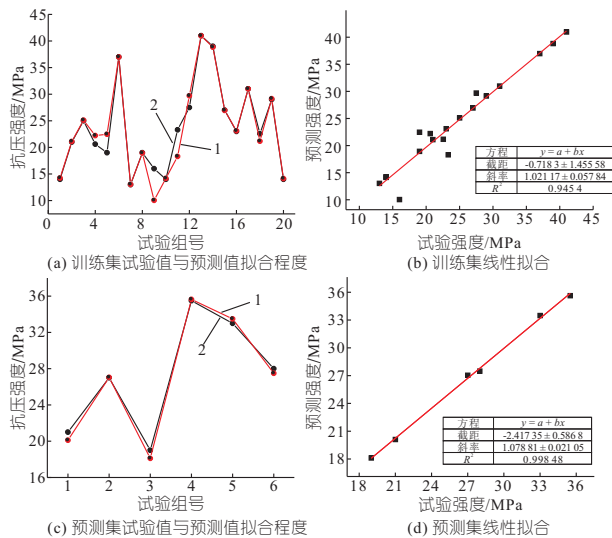


图 4 GA-BPNN 模型预测值与试验值对比
Fig. 4 GA-BPNN model predicted values were compared with experimental values

3.4 GA-BPNN 与 RSM 模型预测性能对比

为比较 GA-BPNN 与 RSM 响应面两种模型的预测性能,采用非线性回归算法评价标准对模

型作评价。分别计算两种模型的均方误差 (e_{MSE})、均方根误差 (e_{RMSE})、平均绝对误差 (e_{MAE})、平均相对误差 (e_{MRE}) 及拟合优度 R^2 , 结果见表 6。同时,对 GA-BPNN 与 RSM 模型的预测值分别与试验值进行线性回归拟合分析,见图 5。由表 6、图 5 可知,GA-BPNN 的仿真误差均小于 RSM 模型的误差,且拟合优度更趋近于 1,由此可得 GA-BPNN 相较于 RSM 模型具有更精确的预测性能和更好的拟合精度。

表 6 RSM 响应面法模型显著性评价

Tab. 6 Significance evaluation of RSM response surface method model

模型	e_{MSE}	e_{RMSE}	e_{MAE}	e_{MRE}	R^2
GA-BPNN	1.901 43	1.378 92	1.057 57	0.046 47	0.970 92
RSM	3.131 54	1.769 62	1.561 65	0.068 51	0.949 44

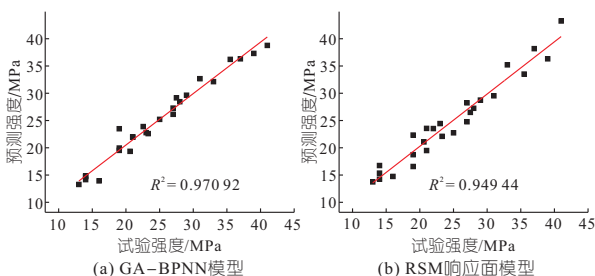


图 5 GA-BPNN 与 RSM 模型回归拟合曲线

Fig. 5 Regression fitting curve of GA-BPNN and RSM model

4 早冻混凝土配比优化

分别应用 GA-BPNN 与 RSM 响应面两种模型对受早期受冻损伤的混凝土进行配比优化,获取满足工程强度要求且尽量增大水胶比以减少水泥用量的最佳配合比方案,要求水胶比、粉煤灰及引气剂掺量必须均处于三因素三水平正交试验数值范围内,求解配合比方案以冻融次数为 0 即初始冻融条件下,以初始强度不少于 30 MPa 作为目标配比方案的设计抗压强度目标值,即配比方案的初始抗压强度 ≥ 30 MPa。为评价模型的准确性,再分别对试件进行单轴抗压测试和快速冻融试验,重复进行 3 次试验并取平均值,得到初始及冻融循环后的抗压强度值,再与预测值进行对比,验证模型的准确性和方法的可行性。

4.1 RSM 模型优化配比

由 RSM 模型得到的最优配比方案见表 7。图 6(a)为满足强度要求的配比方案的期望图,期望值越趋近于 1,说明方案越能满足要求。选择期望为 1 的配比方案,对掺量取整,RSM 得到的配比方案为水胶比 0.37、粉煤灰掺量 19.06%、引气剂掺量 0.004%,图 6(b)、(c)为该模型寻优的

表 7 GA-BPNN、RSM-BBD 试验最优配比

Tab. 7 GA-BPNN and RSM-BBD test optimal ratio

模型	掺量	水胶比	水泥	水	粉煤灰	引气剂	粉煤灰率/%	引气剂率/%
RSM-最优	0.373	377.72	174	88.76	18.66	19.028	0.004	
BBD 取整后	0.370	378.00	174	89.00	19.00	19.060	0.004	
GA-最优	0.387	381.81	174	67.82	24.29	15.08	0.005	
BPNN取整后	0.390	382.00	174	68.00	24.00	15.10	0.005	

注:水泥、水、粉煤灰单位均为 kg/m^3 ;引气剂单位为 g/m^3 。

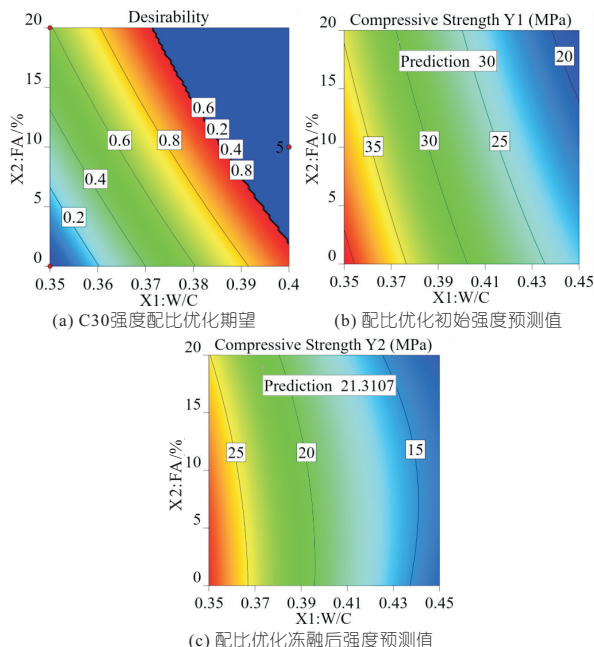


图 6 RSM-BBD 早冻混凝土最优配比强度等值线图

Fig. 6 Contour map of RSM-BBD optimal ratio strength of early-frozen concrete

最佳配比方案预测的抗压强度值。

4.2 GA-BPNN 模型优化配比

利用 GA 全局寻优的特点,寻求混凝土的最佳配比。以 GA-BPNN 模型调试函数的适应度,即视作求解混凝土抗压强度的“非线性函数 $f_{GA-BPNN}$ ”,将该函数作为 GA 中的适应度函数,通过 GA 搜寻初始强度大于 30 MPa 的最小值且择优挑选水灰比和粉煤灰掺量较大的染色体,以该染色体个体作为最优解,从而能找寻带有早期受冻损伤的混凝土最佳配比方案,见表 7。图 7 为遗传算法迭代的适应度曲线图。

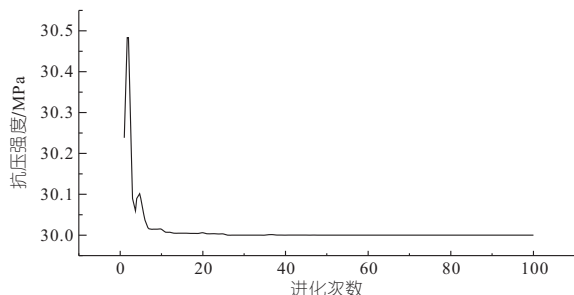


图 7 适应度曲线图

Fig. 7 Fitness curve

4.3 GA-BPNN 与 RSM 模型配比优化对比

表 8 为 GA-BPNN 和 RSM 模型对寻优配比结果进行试验并与预测值比对的误差结果,重复进行 3 次试验并取平均值。由表 8 可知,GA-BPNN 模型的优化结果比 RSM 模型的更接近真实值,相对误差更小,约为 1%。

表 8 优化掺量强度预测值与试验值对比

Tab. 8 Comparison between prediction and experimental value of optimized dosage intensity

模型	项目	预测值 /MPa	试验值 /MPa	相对 误差/%
GA-BPNN	初始	30.00	30.36	1.12
	经 150 次冻融	19.12	19.31	0.98
RSM	初始	30.00	32.32	7.18
	经 150 次冻融	21.31	22.76	6.37

5 结论

a. RSM 响应面模型对强度精度控制和配比寻优效果不及 GA-BPNN 模型;GA-BPNN 模型对带有早期受冻损伤的混凝土强度衰减有良好的预测效果,其拟合优度 R^2 和平均相对误差 e_{MRE} 分别为 0.998 5 和 2.13%,优化配比强度预测值与试验值的相对误差约为 1%,应用该模型能获得抗早冻混凝土的最佳配比。

b. GA-BPNN 模型相较于 RSM 模型的均方误差、均方根误差、平均绝对误差和平均相对误差均要小,其拟合优度 R^2 更接近于 1,GA-BPNN 模型比 RSM 模型有更精确的仿真效果,更能反

映带早期受冻损伤的混凝土抗压强度演变。

参考文献:

- [1] 苏怀智,谢威. 寒区水工混凝土冻融损伤及其防控研究进展[J]. 硅酸盐通报,2021,40(4):1053-1071.
- [2] 胡晓鹏,杨兰,杨超,等. 早期受冻掺合料混凝土服役性能试验研究[J]. 土木建筑与环境工程,2017,39(5):93-99.
- [3] 杨艳娟,张茂亮,白召军,等. 松香酸钠对水泥基材料早期抗冻性的影响及作用机理研究[J]. 混凝土,2018(4):98-101.
- [4] 胡亚飞,李克庆,韩斌,等. 复合胶凝体系对尾砂湿喷混凝土强度的影响及其配比优化[J]. 中南大学学报(自然科学版),2021,52(11):3999-4009.
- [5] 韩斌,吉坤,胡亚飞,等. ANN-PSO-GA 模型在湿喷混凝土强度预测及配合比优化中的应用[J]. 采矿与安全工程学报,2021,38(3):584-591.
- [6] LIN C J, WU N J. An ANN model for predicting the compressive strength of concrete[J]. Applied sciences,2021,11(9):3798-3798.
- [7] 刘春艳,凌建春,寇林元,等. GA-BP 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计,2013,30(2):173-176,181.
- [8] 郭锐. 基于 RSM 和 BP 神经网络预测选矿厂药剂添加量研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2020.
- [9] 张铃,张钺. 遗传算法机理的研究[J]. 软件学报,2000,11(7):945-952.
- [10] 李松,刘力军,解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测[J]. 控制与决策,2011,26(10):1581-1585.

Research on Strength Prediction Model and Ratio Optimization of Concrete Damaged by Early Freezing

XU Cun-dong^{1,2,3}, XU Hui¹, CHEN Jia-hao^{1,2}, LI Zhun^{1,2}, ZHAO Zhi-hong^{1,2}, WANG Hai-ruo¹, REN Zi-hao¹

(1. School of Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China; 2. Key Laboratory for Technology in Rural Water Management of Zhejiang Province, Hangzhou 310018, China; 3. Henan Provincial Hydraulic Structure Safety Engineering Research Center, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: In view of the problem that hydraulic concrete buildings in cold regions are vulnerable to early freezing injury during pouring construction and may affect the later healthy service, in order to study the strength damage law of early frozen concrete and optimize its ratio, Box-Behnken (RSM-BBD) response surface method was used to optimize the experimental design. The RSM response surface model was established by taking water binder ratio, fly ash content and air entraining agent content as variables. A GA-BPNN strength prediction model was constructed to predict the strength of early-frozen concrete accurately. Compared with the RSM model, the results show that the GA-BPNN has more accurate prediction performance and can optimize proportion design more efficiently. The goodness of fit R^2 and average relative error e_{MRE} by the GA-BPNN strength prediction model are 0.998 5 and 2.13%, respectively. The relative error between the predicted value of the optimal strength ratio and the experimental value is about 1%. The application of GA-BPNN strength prediction model can realize the efficient optimization of concrete freezing strength and its ratio.

Key words: response surface method; genetic optimization; BP neural network; ratio optimization; early frozen concrete