

文章编号:1007-9629(2026)01-0129-11

基于响应面法和遗传算法的混凝土配合比 多目标优化设计

余志刚¹, 孙仁发¹, 刘洋¹, 朱必洋^{2,3}, 何倍^{2,3,*}

(1.安徽建工集团股份有限公司,安徽合肥 230001; 2.同济大学先进土木工程材料教育部重点实验室,上海 201804; 3.同济大学材料科学与工程学院,上海 201804)

摘要:为实现混凝土配合比多目标优化设计,通过单因素试验确定 C40 混凝土中矿粉掺量、粉煤灰掺量和水胶比的最佳范围;采用响应面法构建二次多项式回归模型,系统研究不同矿粉掺量、粉煤灰掺量及水胶比对混凝土坍落度和抗压强度的影响规律,并进一步应用非支配排序遗传算法(NSGA-II)结合逼近理想解排序(TOPSIS)综合评价法实现混凝土配合比多目标优化设计。结果表明:通过响应面法建立的混凝土坍落度和 28 d 抗压强度回归模型相关系数分别为 0.944 7 和 0.960 4,预测精度良好;粉煤灰掺量对坍落度的影响显著,而抗压强度主要受水胶比影响;优化后得到最优配合比方案为矿粉掺量 8.66%、粉煤灰掺量 25.00%、水胶比为 0.34,预测值与试验值之间的相对误差小于 5%。

关键词:混凝土;响应面法;遗传算法;配合比设计;多目标优化

中图分类号:TU528.29

文献标志码:A

doi:10.3969/j.issn.1007-9629.2026.01.014

Multi-objective Optimization Design of Concrete Mix Proportion Based on Response Surface Methodology and Genetic Algorithm

YU Zhigang¹, SUN Renfa¹, LIU Yang¹, ZHU Biyang^{2,3}, HE Bei^{2,3,*}

(1. Anhui Construction Engineering Group Corporation Limited, Hefei 230001, China; 2. Key Laboratory of Advanced Civil Engineering Materials of Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. School of Materials Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: To realize the multi-objective performance of concrete proportion design, the optimal ranges for slag content, fly ash content, and water/binder ratio in C40 ready-mixed concrete were studied through single-factor experiments. The response surface methodology was employed to construct quadratic polynomial regression models, with which the effects of different slag content, fly ash content, and water-binder ratio on the slump and compressive strength of concrete were systematically investigated. Furthermore, the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) combined with the technique for order preference by similar to ideal solution (TOPSIS) comprehensive evaluation method was applied to achieve the multi-objective optimization design of concrete mix proportion. The results demonstrate that the regression models of concrete slump and 28 d compressive strength established by response surface methodology have correlation coefficients of 0.944 7 and 0.960 4 respectively, indicating good prediction accuracy. The fly ash content has a significant influence on the slump, while the compressive strength is mainly affected by the water-binder ratio. After optimization, the optimal mix proportion scheme is obtained as follows: slag content of 8.66%, fly ash content of 25.00%, and water-binder ratio of 0.34. The relative error between the predicted values

收稿日期:2025-03-28;修订日期:2025-05-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52508302);上海市科技计划资助项目(24ZR1468700);中国博士后科学基金资助项目(2024M762409);安徽建工集团股份有限公司重大科研项目

第一作者:余志刚(1979—),男,安徽池州人,安徽建工集团股份有限公司高级工程师,硕士。E-mail:11418051@qq.com

通讯作者:何倍(1993—),男,四川阆中人,同济大学博士后。E-mail:beihe@tongji.edu.cn

and the experimental values is less than 5%.

Key words: concrete; response surface methodology; genetic algorithm; mix proportion design; multi-objective optimization

混凝土材料性能直接影响建筑工程安全、耐久性和施工效率^[1-2]。传统混凝土生产过程能耗高、碳排放量大,仅水泥生产环节碳排放量就约占全球人为碳排放量总量的8%,减碳压力巨大^[3-4]。为降低碳排放,学术界已提出多种策略^[5-7],其中采用辅助胶凝材料替代水泥的策略已得到广泛研究和应用^[8-10],尤以矿粉、粉煤灰等工业固废的高效利用为关键。如何通过配合比设计平衡力学性能和施工性能,仍是当前研究难点。

目前,混凝土的配合比设计多依赖经验公式和单因素试验法^[11],前者拟合非线性关系能力不足,后者难以解析多因素复杂交互作用。此外,多目标约束下最优配合比的求解亦是行业共性挑战。响应面法(RSM)通过有限次试验构建多因素交互模型并定量预测最佳参数,在混凝土配合比优化中已有应用^[12-17],如优化泡沫和纤维掺量、再生骨料透水混凝土的骨料级配和外加剂用量等,但整体仍处于探索阶段。鉴于矿粉与粉煤灰的协同作用对混凝土综合性能的影响,基于RSM实现多目标优化是突破现有配合比经验化设计的重要途径。作为典型的多目标优化算法,非支配排序遗传算法(NSGA-II)具有良好的收敛性和稳定性^[18],但最终解的选择仍存主观依赖性。在多目标优化中,评价指标权重的合理配置是保证决策质量的关键。逼近理想解排序

(TOPSIS)能基于信息熵建立客观权重体系,结合系统工程多目标决策框架进行综合评价^[19],有效规避了主观赋权带来的误差。

基于此,本文以C40混凝土为研究对象,选取矿粉掺量、粉煤灰掺量和水胶比为影响因素,坍落度与28 d抗压强度为响应目标,采用单因素试验确定优化区间,基于RSM的Box-Behnken试验设计构建二次多项式回归模型,探究多因素交互作用对混凝土性能的影响规律,再利用NSGA-II结合TOPSIS综合评价法实现坍落度与抗压强度的多目标优化,以期混凝土配合比优化设计提供参考。

1 试验

1.1 原材料

水泥采用凤阳中都水泥有限公司提供的P·O 42.5普通硅酸盐水泥,其性能参数见表1。矿粉采用安徽祥瑞再生资源开发有限公司提供的S95矿粉,其性能参数见表2。粉煤灰采用淮南平发粉煤灰销售有限公司提供的F类Ⅱ级粉煤灰,其性能参数见表3。细骨料采用细度模数分别为1.0、3.2的特细砂和粗砂,其石粉含量(质量分数,文中涉及的掺量、比值等除特殊说明外均为质量分数或质量比)分别为2.1%和4.8%,掺配比为3:7。碎石采用5~10、5~25 mm两种规格碎石,其掺配比为35:65,混合后粗

表1 水泥的性能参数
Table 1 Performance parameters of Cement

Density/ (g·cm ⁻³)	Specific surface area/(m ² ·kg ⁻¹)	Requirement of normal consistency(by mass)/%	Setting time/min		Flexural strength/MPa		Compressive strength/MPa	
			Initial	Final	3 d	28 d	3 d	28 d
3.10	372	28.3	179	286	4.8	7.7	27.6	46.3

表2 矿粉的性能参数
Table 2 Performance parameters of slag

Density/ (g·cm ⁻³)	Specific surface area/(m ² ·kg ⁻¹)	Activity index/%		Liquidity ratio/%	Moisture content (by mass)/%	SO ₃ content(by mass)/%	IL(by mass) /%
		7 d	28 d				
2.88	436	91	99	99	0.20	0.24	0.78

表3 粉煤灰的性能参数
Table 3 Performance parameters of fly ash

Density/ (g·cm ⁻³)	Specific surface area/(m ² ·kg ⁻¹)	Fineness/%	Water demand ratio(by mass)/%	SO ₃ content(by mass)/%	Free CaO content (by mass)/%	Activity index/%
2.30	350	15.3	100.0	0.36	0.64	77

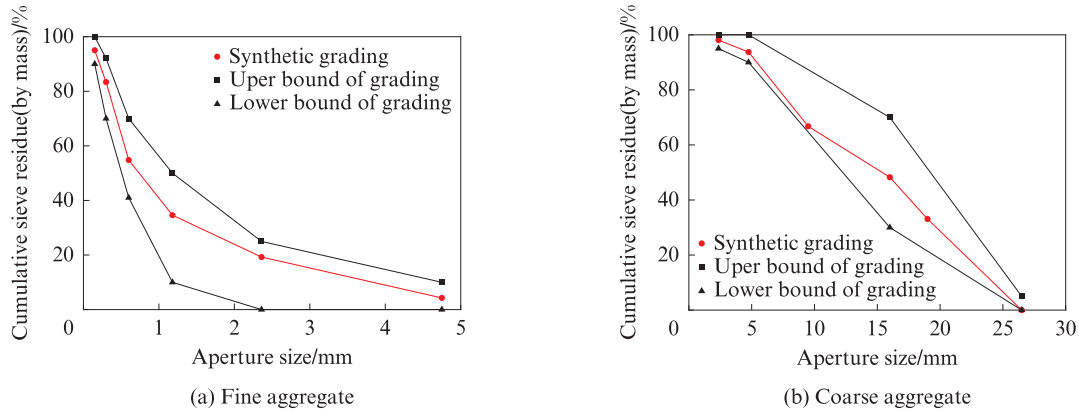


图1 混合后粗细骨料筛分级配曲线

Fig. 1 Grading curves of fine and coarse aggregates after mixing

细骨料筛分级配曲线见图1。外加剂采用安徽建工港通新材料科技有限公司提供的聚羧酸高性能减水剂,其减水率为15%。拌和水采用自来水。

1.2 单因素试验设计

采用单因素试验,系统研究矿粉掺量 w_s 、粉煤灰掺量 w_{FA} 及水胶比 m_w/m_B 对C40混凝土工作性能和抗压强度的影响,进而确定各因素的最佳范围。通过前期试验确定胶凝材料用量为 460 kg/m^3 ,砂率为45%,设计容重为 2380 kg/m^3 。在各组配合比试验中,外加剂的掺量根据混凝土拌和物的实际流动状态进行调整,为达到目标坍落度范围(250 ± 20) mm,外加剂掺量范围为2.6%~3.3%。

1.3 响应面法试验设计

基于响应面法采用Design Expert软件中的Box-Behnken进行试验设计与数据结果分析。以矿粉掺量(因素A)、粉煤灰掺量(因素B)及水胶比(因素C)为自变量,以混凝土坍落度(Y_1)和28 d抗压强度(Y_2)为响应值。每个因素3个水平,中心点编码为0(中水平),各参数的编码水平见表4。试验设计包含17组随机排序的试验点,为提升结果可靠性,在中心点设置5组重复性试验以评估试验误差。

表4 各参数的编码水平
Table 4 Code levels of each parameter

Code	Influence factor	Code level		
		-1	0	1
A	$w_s/\%$	5.00	10.00	15.00
B	$w_{FA}/\%$	15.00	20.00	25.00
C	m_w/m_B	0.34	0.35	0.36

采用二阶响应面法对试验结果进行拟合分析,其二阶多项式函数式为:

$$Y = a + \sum_{i=1}^m b_i x_i + \sum_{i=1}^m b_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m b_{ii} x_i^2 \quad (1)$$

式中: Y 为响应值; a 和 b 为模型参数; x 为因素; m 为因素数量。

1.4 遗传算法及评价方法

采用NSGA-II,并结合TOPSIS综合评价法对混凝土的坍落度与28 d抗压强度进行多目标优化。

1.5 试件制备及方法

依据GB/T 50080—2016《普通混凝土拌和物性能试验方法标准》,测试混凝土的工作性能。力学性能测试按照GB/T 50081—2019《混凝土物理力学性能试验方法标准》执行,试件为100 mm的立方体,测试其3、7、28、56 d抗压强度。在此基础上,应用响应面法中的Box-Behnken设计方案,建立混凝土坍落度及28 d抗压强度的预测模型。

2 结果与讨论

2.1 单因素分析

2.1.1 矿粉掺量

矿粉掺量对混凝土性能的影响见图2。由图2可见:随着矿粉掺量 w_s 的增加,混凝土坍落度波动较小,整体保持在250 mm左右;扩展度随 w_s 增加呈现先减后增再减的趋势,当 $w_s=10.00\%$ 时,扩展度达680 mm;当 $w_s < 10.00\%$ 时,混凝土的抗压强度随 w_s 增加而增大,当 $w_s > 10.00\%$ 时,抗压强度先减后增,且在 $w_s=20.00\%$ 时28 d抗压强度达到峰值63.1 MPa;当 $w_s=10.00\%$ 时,混凝土的工作性能和28 d抗压强度均达到最佳,相较于未掺矿粉($w_s=0\%$)时,混凝土的扩展度、28 d抗压强度分别增长了6.3%、10.6%。基于此,选定 $w_s=10.00\%$ 作为后续研究的中水平,确定 w_s 最佳范围为5.00%~15.00%。

2.1.2 粉煤灰掺量

粉煤灰掺量对混凝土工作性能的影响见图3。由图3可见:随着粉煤灰掺量 w_{FA} 的增加,混凝土坍落

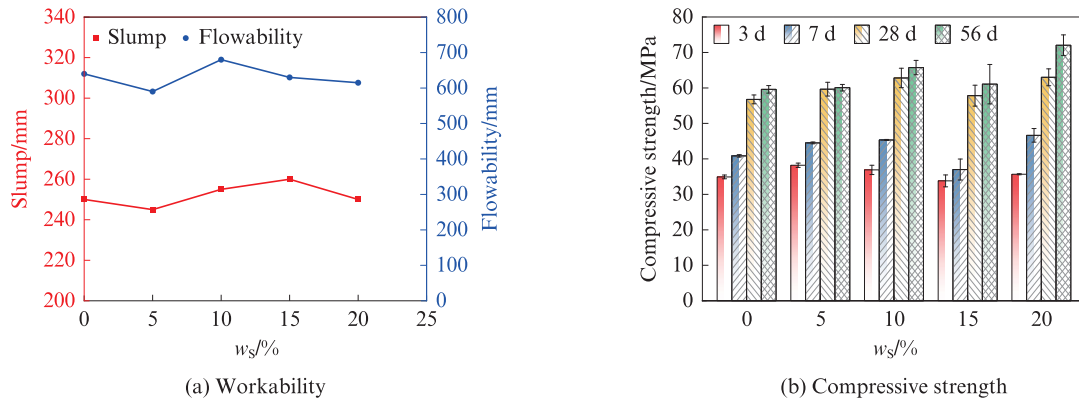


图 2 矿粉掺量对混凝土性能的影响
Fig. 2 Effect of slag contents on performance of concretes

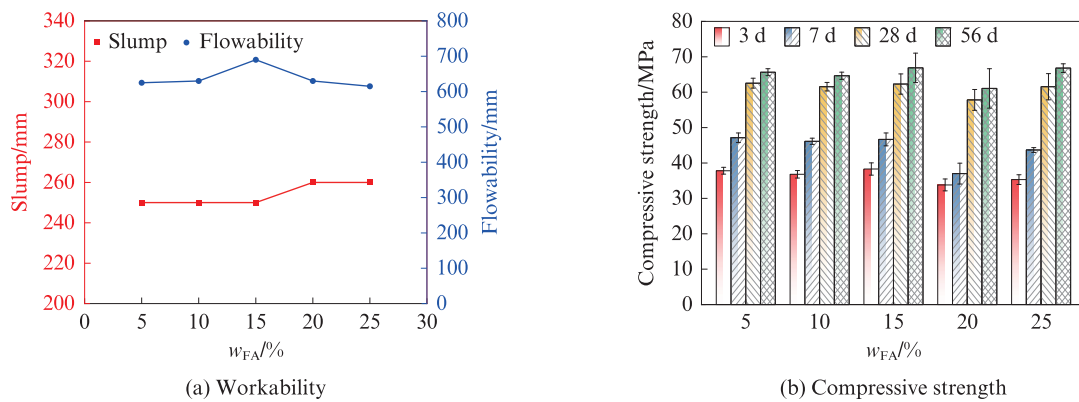


图 3 粉煤灰掺量对混凝土性能的影响
Fig. 3 Effect of fly ash content on performance of concretes

度呈现增大的趋势,扩展度则呈现先增后减的趋势,抗压强度在 $w_{FA} < 15.00\%$ 时无明显增长;当 $w_{FA} = 15.00\%$ 时,混凝土的扩展度最大,28 d 抗压强度最高;当 w_{FA} 为 $15.00\% \sim 25.00\%$ 时,混凝土的工作性能相对较好,抗压强度虽有所波动但均满足设计要求。基于性能分析与经济性评估结果,将 w_{FA} 的最佳范围确定为 $15.00\% \sim 25.00\%$ 。

2.1.3 水胶比

水胶比对混凝土性能的影响见图 4。由图 4 可

见:在满足坍落度和扩展度要求的情况下,随着水胶比 m_w/m_b 的增大,外加剂掺量降低,坍落度和扩展度均有不同程度的波动;抗压强度随 m_w/m_b 增大呈降低趋势,低 m_w/m_b 虽能改善混凝土强度,但相对会损失混凝土工作性能和泵送性能,而 m_w/m_b 过高则会降低强度;当 $m_w/m_b = 0.35$ 时,混凝土坍落度为 255 mm,扩展度为 585 mm,28 d 抗压强度为 62.3 MPa,均达到较高水平。因此,综合考虑,后续试验中以 m_w/m_b 以 0.35 为中水平,最佳水胶比范围为 0.34~0.36。

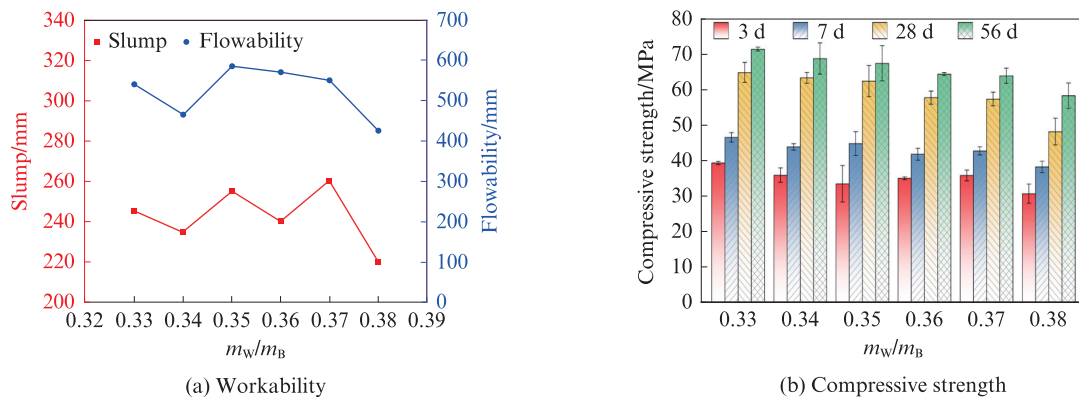


图 4 水胶比对混凝土性能的影响
Fig. 4 Effect of m_w/m_b on performance of concretes

2.2 响应面建模及分析

2.2.1 模型建立

响应面试验设计和结果见表5。由表5可见,试验值和预测值具有良好的一致性。

采用 Design-Expert 软件,比较线性(linear)模型、二阶交互模型(2FI)、二次多项式(quadratic)模型和三次(cubic)模型对坍落度及28 d抗压强度与3个自变量关系的拟合效果。依据模型显著性($P < 0.01$ 为极显著; $0.01 \leq P \leq 0.05$ 为显著; $P > 0.05$ 为不显著)、失拟项检验(lack of fit)以及校正系数 R_a^2 与预测系数 R_p^2 的分析结果,最终选定最优模型。特别地,失

拟项检验中 P 值反映试验数据与模型不相关的显著程度,当 $P > 0.05$ 表明模型与试验数据拟合良好。坍落度和28 d抗压强度多模型综合分析结果见表6。由表6可见,二次多项式模型在两响应值分析中均表现最优:模型的 P 值均为0.000 5,表明非常显著;失拟项 P 值分别为0.839 5、0.915 4,均为不显著; R_a^2 和 R_p^2 均接近1。故采用二次多项式模型分析混凝土的坍落度和28 d抗压强度。

通过RSM对混凝土中矿粉掺量、粉煤灰掺量及水胶比因素的相互关系进行多元回归分析,构建了坍落度、28 d抗压强度回归模型:

表5 响应面试验设计和结果
Table 5 Design and results of RSM experiments

Code level			Slump/mm		28 d compressive strength/MPa	
A	B	C	Tested value	Predicted value	Tested value	Predicted value
-1	-1	0	250	249	60.73	60.94
-1	1	0	260	259	59.84	59.58
-1	0	-1	260	260	62.02	62.56
-1	0	1	265	266	44.00	43.52
0	-1	-1	250	251	70.41	69.66
0	1	-1	265	266	69.33	69.06
0	-1	1	260	259	58.69	58.96
0	1	1	265	264	56.23	56.98
0	0	0	255	252	65.21	62.29
0	0	0	250	252	59.82	62.29
0	0	0	255	252	63.41	62.29
0	0	0	250	252	62.81	62.29
0	0	0	250	252	60.19	62.29
1	-1	0	250	251	62.29	62.56
1	1	0	260	261	61.55	61.34
1	0	-1	265	264	56.13	56.61
1	0	1	265	265	53.40	52.86

表6 坍落度和抗压强度多模型综合分析结果
Table 6 Comprehensive analysis results of multiple models for slump and 28 d compressive strength

Property	Model	P-value		R_a^2	R_p^2
		Model	Lack of fit		
Slump	Linear	0.118 9	0.052 2	0.203 2	-0.100 5
	2FI	0.849 3	0.031 4	0.040 4	-1.022 5
	Quadratic	0.000 5	0.839 5	0.873 7	0.776 1
	Cubic	0.839 5		0.817 0	
28 d compressive strength	Linear	0.039 8	0.045 4	0.336 7	-0.063 2
	2FI	0.536 9	0.034 9	0.299 4	-0.979 9
	Quadratic	0.000 5	0.915 4	0.909 5	0.875 5
	Cubic	0.915 4		0.858 9	

$$Y_1 = 252 + 0.625A + 5B + 1.88C - 1.25AC - 2.50BC + 3.37A^2 - 0.375B^2 + 8.38C^2 \quad (2)$$

$$Y_2 = 62.29 + 0.8477A - 0.6549B - 5.7C + 0.0347AB + 3.82AC - 0.3450BC - 5.48A^2 + 4.30B^2 - 2.92C^2 \quad (3)$$

2.2.2 方差分析

方差分析通过检验模型及其组成项(失拟项、线性项、二次项、交互项)的 P 值和 F 值来评估预测效果、可靠性及各因素的显著性。统计学意义上, F 值越大, P 值越小,表明模型显著性越强。

坍落度回归模型方差分析见表7。由表7可知:坍落度二次回归模型的 P 值为0.0013, F 值为13.29,表

明回归模型具有较高显著性;失拟项 $P=0.8395>0.05$,说明模型失拟度不显著,误差较小;单因素分析表明粉煤灰掺量对坍落度的影响显著,矿粉掺量和水胶比不显著;两因素交互作用分析显示,各因素的交互作用均不显著;二次项的影响程度也可根据 P 值进行显著性判断,单因素二次作用对坍落度影响程度最大的是水胶比,其次是矿粉掺量,而粉煤灰掺量不显著。

表7 坍落度回归模型方差分析

Table 7 Variance analysis of slump regression model

Source	Sum of square	Degree of freedom	Mean square	F-value	P-value	Significance
Model	619.63	9	68.85	13.29	0.0013	Significant
A	3.13	1	3.13	0.60	0.4627	Not significant
B	200.00	1	200.00	38.62	0.0004	Significant
C	28.12	1	28.12	5.43	0.0526	Not significant
AB	0.00	1	0	0	1.0000	Not significant
AC	6.25	1	6.25	1.21	0.3083	Not significant
BC	25.00	1	25.00	4.83	0.0640	Not significant
A ²	47.96	1	47.96	9.26	0.0188	Significant
B ²	0.59	1	0.59	0.11	0.7452	Not significant
C ²	295.33	1	295.33	57.03	0.0001	Significant
Residual	36.25	7	5.18			
Lack of fit	6.25	3	2.08	0.28	0.8395	Not significant
Pure error	30.00	4	7.50			
Cor total	655.88	16				

28 d抗压强度回归模型方差分析见表8。由表8可知:28 d抗压强度二次多项式回归方程的 P 值为0.0004, F 值为18.86,表现出极强显著性;失拟项 $P=0.9154>0.05$,说明模型拟合精度良好;单因素分析表明,水胶比呈现高度显著影响,矿粉掺量次之,而粉煤灰掺量未表现出显著影响;两因素交互作用中,矿粉掺量和水胶比的交互作用非常显著,其余交互作用不显著;单因素二次作用对28 d抗压强度影响最大的是粉煤灰掺量,矿粉掺量和水胶比的影响略低。

模型可靠性检验结果见表9。表中, R^2 、C.V.分别为相关系数、变异系数。 R^2 表示预测值和试验值的吻合程度,数值越大,预测精度越高; R_s^2 和 R_p^2 的差异越小,表明模型拟合度越高,性能越稳定;同时,若C.V. $<10\%$ 且信噪比大于4,表明试验数据可信度和精度越高。由表9可知,坍落度和28 d抗压强度回归模型均表现出良好的预测性、高拟合度和可靠性。

学生化残差是原始残差除以标准差后得到的数值,可用于评估残差分布的正态性假设。坍落度和

28 d抗压强度的学生化残差分布图见图5。由图5可见,坍落度和28 d抗压强度的学生化残差数据均均匀分布于参考线两侧,表明回归模型的方差分析拟合精度理想,印证了矿粉掺量、粉煤灰掺量及水胶比与响应值回归模型方程的关系显著。

2.2.3 响应面分析

三维响应面及其等高线图可定量表征双因素交互作用对响应值的影响。等高线呈椭圆形表示交互效应显著,呈圆形则表明交互作用较弱。同时,等高线与坐标轴交点的密度可反映各因素对响应值的影响程度,交点越密集,影响越显著。

研究了第3个因素处于中水平时双因素交互作用对坍落度响应值的影响,结果见图6。由图6可见:(1)当 $m_w/m_b=0.35$ 时,坍落度随着 w_s 的增加无明显变化,但随着 w_{FA} 的增加呈显著增大趋势。结合表7, w_s 和 w_{FA} 交互作用的 $P=1.0000>0.05$,表明该交互作用对坍落度影响不显著。(2)当 $w_{FA}=20.00\%$ 时, w_s 和 m_w/m_b 的交互作用对坍落度无显著影响。当 w_s 一定时,坍落度随 m_w/m_b 增加先降后增,存在极小

表8 28 d抗压强度回归模型方差分析
Table 8 Variance analysis of 28 d compressive strength regression model

Source	Sum of square	Degree of freedom	Mean square	F-value	P-value	Significance
Model	559.69	9	62.19	18.86	0.000 4	Significant
A	5.75	1	5.75	1.74	0.228 2	Not significant
B	3.34	1	3.34	1.01	0.347 9	Not significant
C	259.62	1	259.62	78.74	< 0.000 1	Significant
AB	0.48×10^{-2}	1	0.48×10^{-2}	0.15×10^{-2}	0.970 5	Not significant
AC	58.42	1	58.42	17.72	0.004 0	Significant
BC	0.48	1	0.48	0.14	0.715 2	Not significant
A ²	126.53	1	126.53	38.38	0.000 4	Significant
B ²	77.73	1	77.73	23.58	0.001 8	Significant
C ²	35.88	1	35.88	10.88	0.013 1	Significant
Residual	23.08	7	3.30			
Lack of fit	2.53	3	0.84	0.16	0.915 4	Not significant
Pure error	20.55	4	5.14			
Cor total	582.77	16				

表9 模型可靠性检验结果
Table 9 Results of model reliability tests

Response value	R ²	R _a ²	R _p ²	C. V./%	Adeq precision
Y ₁	0.944 7	0.873 7	0.776 1	0.88	9.669
Y ₂	0.960 4	0.909 5	0.875 5	3.01	18.772

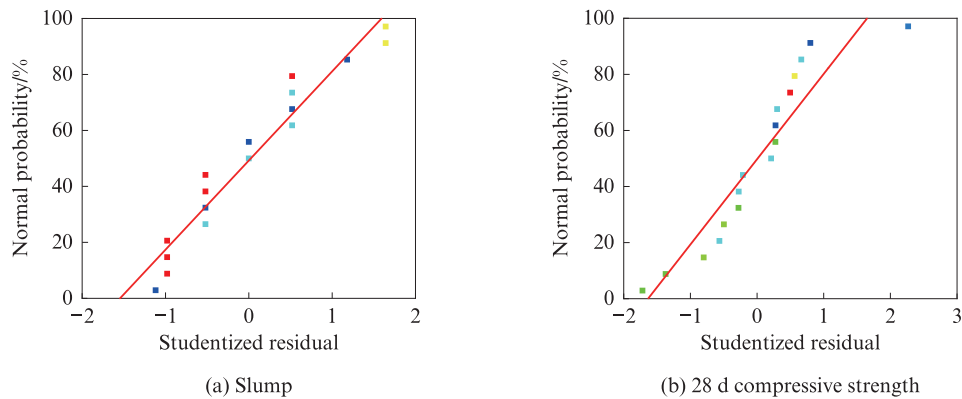


图5 坍落度和28 d抗压强度的学生化残差分布图
Fig. 5 Studentized residual distribution of slump and 28 d compressive strength

值。当 m_w/m_b 一定时,坍落度随 w_s 增加无明显变化。
(3)当 $w_s=10.00\%$ 时,无论水胶比大小,坍落度均随 w_{FA} 增加而增大。当 w_{FA} 一定时,坍落度随着 m_w/m_b 的增加无明显变化。这与模型回归分析结果相吻合,表明粉煤灰掺量与水胶比的交互作用不显著。综上,在矿粉掺量、粉煤灰掺量和水胶比3个因素中,粉煤灰掺量对坍落度的影响最显著,但各因素间的交互作用均不显著。这主要源于粉煤灰的形态效应,其球形特征和表面光滑特性可降低水泥颗粒间的摩擦阻力,产生“滚珠”润滑作用;同时,粉煤灰微细颗粒可有效分散混凝土拌和物中的水泥颗粒,使部分吸附水得以释放^[20],从而有效提升了混凝土的

工作性能。

研究了第3个因素处于中水平时双因素交互作用对28 d抗压强度响应值的影响,结果见图7。由图7可见:(1)当 $m_w/m_b=0.35$ 时,28 d抗压强度随 w_s 增加呈现先升后降趋势,并于 $w_s=10.00\%$ 时达到峰值。无论 w_s 大小,28 d抗压强度均随着 w_{FA} 的增加无明显变化。结合表8, w_s 和 w_{FA} 交互作用的 $P=0.970 5 > 0.05$,表明其对28 d抗压强度的影响不显著。(2) w_s 和 m_w/m_b 交互作用对28 d抗压强度影响显著。当 $w_{FA}=20.00\%$ 、 w_s 一定时,28 d抗压强度随 m_w/m_b 增加而降低,较 $m_w/m_b=0.34$ 时降低了4.9%~29.1%。当 m_w/m_b 一定时,28 d抗压强度随 w_s 增加呈现先增后

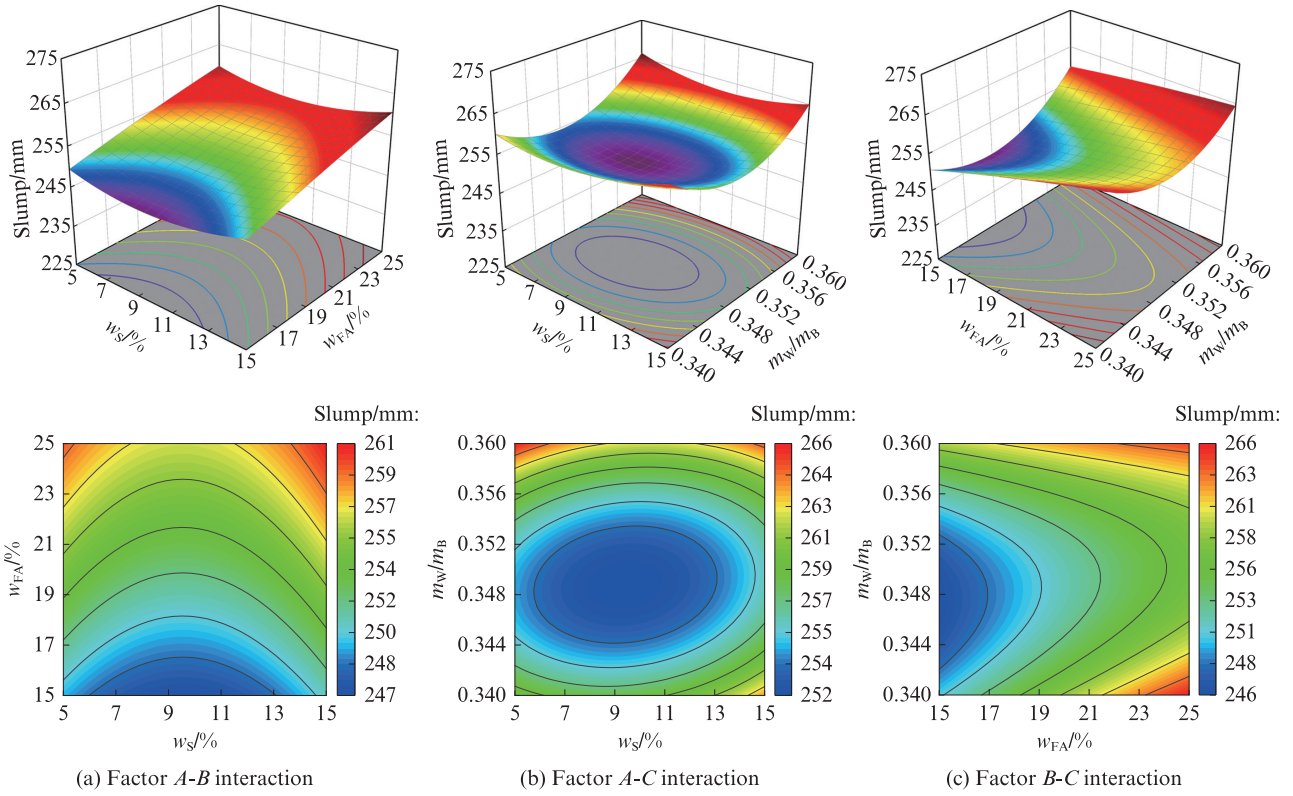


图6 坍落度响应曲面图及等高线图

Fig. 6 Response surface plots and contour diagrams of slump

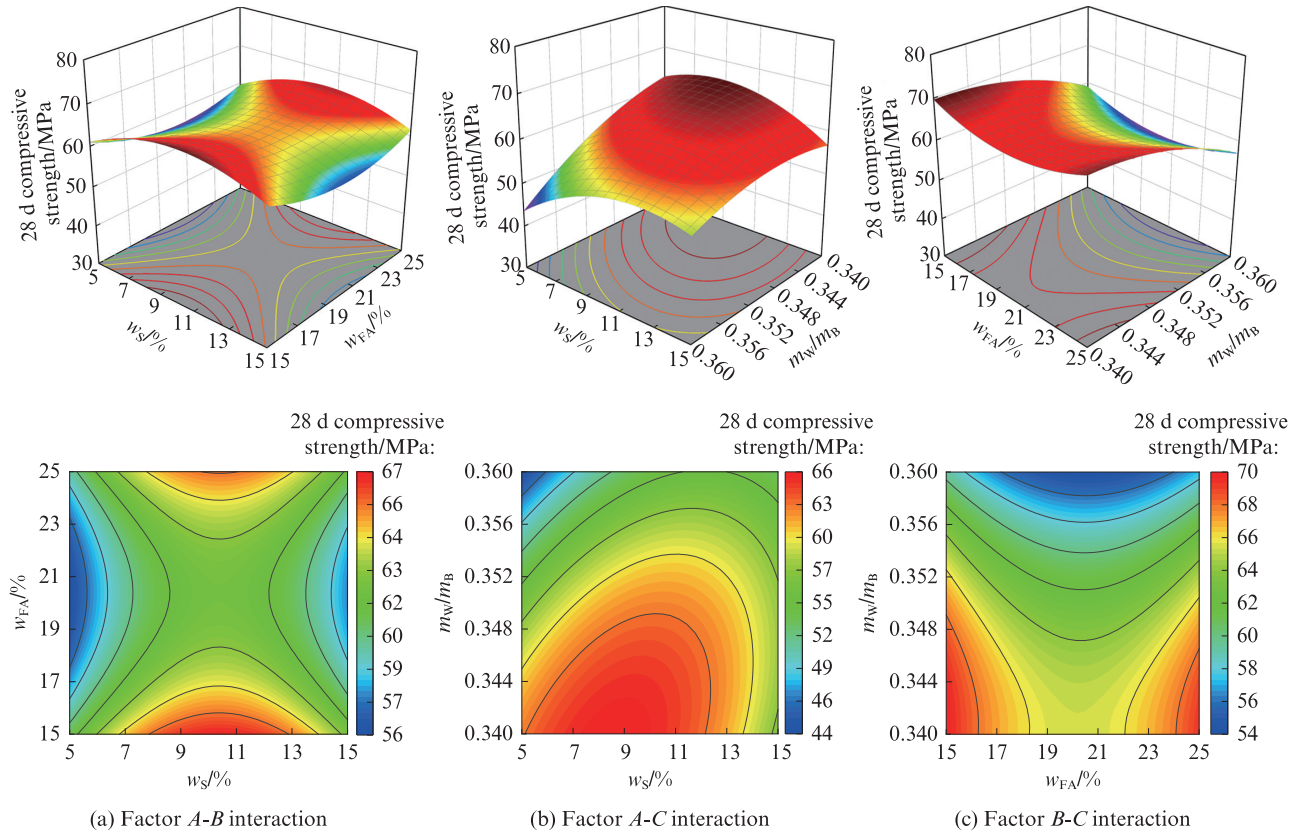


图7 抗压强度响应曲面图及等高线图

Fig. 7 Response surface plots and contour diagrams of 28 d compressive strength

减的趋势,并于 $w_s=10.00\%$ 时达到极大值。同时,等高线图显示等高线与 m_w/m_B 所在轴交点更密集,表明 m_w/m_B 对28d抗压强度的影响更显著。(3)固定 $w_s=10.00\%$,无论 m_w/m_B 高低,28d抗压强度的主导因素仍为 m_w/m_B (均随 m_w/m_B 增大而降低)。在此条件下,28d抗压强度随 w_{FA} 的变化幅度较小。这表明 w_{FA} 与 m_w/m_B 的交互作用对28d抗压强度的影响不显著,与上述模型回归分析中该交互项 P 值较大(不显著)的结论一致。综上,在水胶比、矿粉掺量及粉煤灰掺量3个因素中,水胶比对28d抗压强度的影响为显著,且矿粉掺量和水胶比的交互作用最明显。适当降低水胶比可降低混凝土的孔隙率、提高其密实度,从而改善强度。矿粉则通过火山灰效应与微集料填充效应优化混凝土微观结构^[21]:一方面,矿粉中的活性 SiO_2 与水泥水化产物 $Ca(OH)_2$ 发生二次水化反应,生成更多的水化硅酸钙(C-S-H)凝胶;另一方面,微米级矿粉颗粒填充毛细孔隙,降低了孔隙连通度,进而提升混凝土的28d抗压强度。

2.3 配合比多目标优化

2.3.1 优化流程

方差和响应面分析结果表明,矿粉掺量、粉煤灰掺量和水胶比对混凝土28d抗压强度、坍落度的影响呈现非一致性,这导致直接确定可使混凝土综合性能达到最优的配合比变得更复杂。因此,针对该多因素、多评价指标的优化问题,为提升决策的客观性与优化结果的精准度,在响应面模型的基础上,构

建了一种结合NSGA-II与TOPSIS综合评价法的优化策略,旨在获取混凝土配合比的最优参数组合。配合比多目标优化流程图见图8。

2.3.2 优化求解

以28d抗压强度和坍落度最大化为优化目标,多目标优化模型为:

$$\begin{cases} \min \{-Y_1(x), -Y_2(x)\} \\ x_{iL} \leq x_i \leq x_{iU} \end{cases} \quad (4)$$

式中: x_{iL} 和 x_{iU} 分别为第 i 个因素 x_i 的下限和上限, $i=1,2,3$ 。

基于已构建的响应面模型,运用NSGA-II进行多目标寻优。算法参数设定为:种群规模为50,最大迭代次数为200次,交叉概率为0.9,变异概率为0.1。优化得到的Pareto最优解集见图9。由图9可见,该解集直观地揭示了28d抗压强度与坍落度这两个性能指标的内在制约关系,表明不存在单一解能使这两个目标同时达到各自的最优值。

针对50个Pareto最优解,即50种配合比方案,采用TOPSIS法进行综合评价,遴选出理想解。相对贴近度综合权衡了混凝土28d抗压强度与坍落度这两个目标,客观反映了各方案与理想解的接近程度。相对贴近度越接近1,表明该方案综合性能越优。各方案相对贴近度见图10。由图10可知,第2组方案的相对贴近度高达0.997,表明该方案下混凝土综合性能最佳。最终确定最优配合比方案为:矿粉掺量8.66%,粉煤灰掺量25.00%,水胶比0.34。

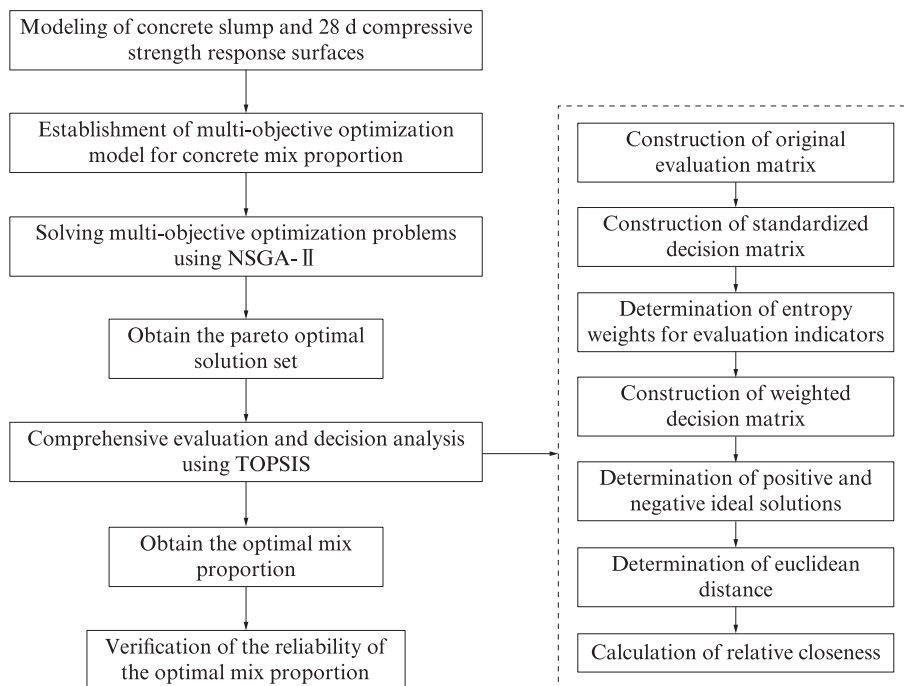


图8 配合比多目标优化流程图

Fig. 8 Flow chart for multi-objective optimization of mix proportion

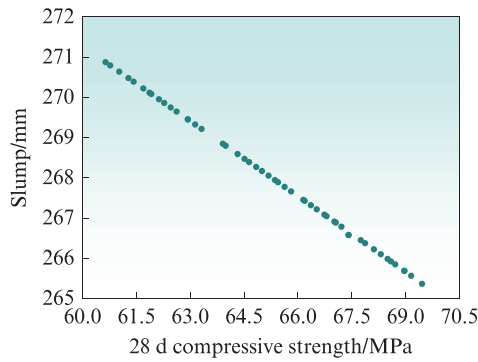


图9 优化得到的 Pareto 最优解集
Fig. 9 Pareto optimal solution set

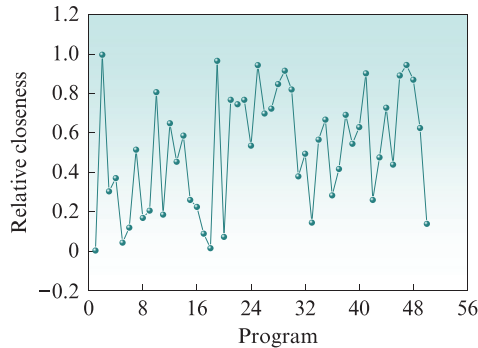


图10 各方案相对贴适度
Fig. 10 Relative closeness of each program

对最优方案进行试验验证,并采用式(5)计算相对误差绝对值 E ,结果见表10。由表10可见,在最优配合比方案下,坍落度和28 d抗压强度的相对误差绝对值分别为1.92%和2.13%,均控制在5%以内,验证了回归模型良好的预测精度。可见,采用RSM和NSGA-II并结合TOPSIS综合评价法进行混凝土配合比多目标优化设计,可提升试验效率并获得性能优良的混凝土。

$$E = \frac{|Y_T - Y_P|}{Y_T} \times 100\% \quad (5)$$

式中: Y_T 为坍落度或28 d抗压强度试验值; Y_P 为坍落度或28 d抗压强度预测值。

表10 最优方案结果试验验证

Table 10 Test verification of optimal program results

Value	Slump/mm	28 d compressive strength/MPa
Y_P	265	69.46
Y_T	260	68.01
$E/\%$	1.92	2.13

3 结论

(1)基于响应面法构建的二次多项式回归模型能够有效表征矿粉掺量、粉煤灰掺量和水胶比对C40混凝土坍落度和28 d抗压强度的非线性影响,相

关系数 R^2 分别为0.960 4、0.944 7,表明模型具有较高的精确度与可靠性。

(2)粉煤灰掺量对坍落度的影响最为显著($P=0.000 4$),增加粉煤灰掺量可以改善混凝土的流动性;水胶比是影响混凝土28 d抗压强度的最显著因素($P<0.000 1$),其降低可显著提升强度,但需要权衡工作性能的损失;矿粉掺量与水胶比的交互作用对28 d抗压强度的影响显著。

(3)利用NSGA-II结合TOPSIS综合评价法进行多目标优化得到了最优配合比方案:矿粉掺量为8.66%,粉煤灰掺量为25.00%,水胶比为0.34。该方案可实现坍落度265 mm与28 d抗压强度69.46 MPa的协同优化。模型相对误差均小于5%,响应面法和NSGA-II并结合TOPSIS综合评价法在平衡混凝土流动性与强度需求方面具有显著优势,为绿色高性能混凝土的配合比优化提供了理论依据和参考。

参考文献:

- [1] ZHANG S H, YUAN Q, NI J, et al. CO₂ utilization and sequestration in ready-mix concrete—A review[J]. Science of the Total Environment, 2024, 907:168025.
- [2] MILLER S A, JOHN V M, PACCA S A, et al. Carbon dioxide reduction potential in the global cement industry by 2050[J]. Cement and Concrete Research, 2018, 114:115-124.
- [3] MONTEIRO P J M, MILLER S A, HORVATH A. Towards sustainable concrete[J]. Nature Materials, 2017, 16(7):698-699.
- [4] KIM T H, CHAE C U, KIM G H, et al. Analysis of CO₂ emission characteristics of concrete used at construction sites[J]. Sustainability, 2016, 8(4):348.
- [5] 蒋正武, 高文斌, 杨巧, 等. 低碳混凝土的技术理念与途径思考[J]. 建筑材料学报, 2023, 26(11):1143-1150.
JIANG Zhengwu, GAO Wenbin, YANG Qiao, et al. Technical principles and approaches for low carbon concrete[J]. Journal of Building Materials, 2023, 26(11):1143-1150. (in Chinese)
- [6] MONKMAN S, MACDONALD M. On carbon dioxide utilization as a means to improve the sustainability of ready-mixed concrete[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 167:365-375.
- [7] SCHNEIDER M, ROMER M, TSCHUDIN M, et al. Sustainable cement production—Present and future[J]. Cement and Concrete Research, 2011, 41(7):642-650.
- [8] 汪保印, 张洁, 熊金伟, 等. 废弃石粉对混凝土的性能影响及碳排放分析[J]. 建筑材料学报, 2023, 26(11):1151-1157, 1206.
WANG Baoyin, ZHANG Jie, XIONG Jinwei, et al. Influence of waste stone powder on properties and carbon emissions of concrete[J]. Journal of Building Materials, 2023, 26(11):1151-1157, 1206. (in Chinese)
- [9] 施麟芸, 匡敬忠, 刘松柏. 尾矿制备辅助胶凝材料的潜能与机制评述[J]. 建筑材料学报, 2024, 27(10):922-930.
SHI Linyun, KUANG Jingzhong, LIU Songbai. Review on

- potential and mechanism of supplementary cementitious materials prepared by tailings[J]. *Journal of Building Materials*, 2024, 27(10):922-930. (in Chinese)
- [10] 翟梦怡, 赵计辉, 王栋民. 锂渣粉作为辅助胶凝材料在水泥基材料中的研究进展[J]. *材料导报*, 2018, 31(5):139-144. ZHAI Mengyi, ZHAO Jihui, WANG Dongmin. Applying lithium slag powders to cement-based materials as supplementary cementitious component: An overview[J]. *Materials Reports*, 2018, 31(5):139-144. (in Chinese)
- [11] DEROUSSEAU M A, KASPRZYK J R, SRUBAR III W V. Computational design optimization of concrete mixtures: A review[J]. *Cement and Concrete Research*, 2018, 109:42-53.
- [12] 王开强, 零朝维, 李迪, 等. 响应面法优化3D打印砂浆的性能[J]. *建筑材料学报*, 2024, 27(6):543-550. WANG Kaiqiang, LING Chaowei, LI Di, et al. Optimizing properties of 3D printing mortar using response surface methodology[J]. *Journal of Building Materials*, 2024, 27(6):543-550. (in Chinese)
- [13] 胡静, 张品乐, 吴磊, 等. 基于响应面法的ECC基体力学性能研究与配合比优化[J]. *材料导报*, 2022, 36(增刊2):165-169. HU Jing, ZHANG Pinle, WU Lei, et al. Study on mechanical properties of cementitious matrix based on response surface method and optimization of the fitting ratio[J]. *Materials Reports*, 2022, 36(Suppl 2):165-169. (in Chinese)
- [14] 刘子仪, 宋少民. 基于响应面法的混杂纤维-复合胶凝材料体系优化设计[J]. *硅酸盐通报*, 2023, 42(12):4197-4207. LIU Ziyi, SONG Shaomin. Optimal design of hybrid fiber-composite cementitious material system based on response surface methodology[J]. *Bulletin of the Chinese Ceramic Society*, 2023, 42(12):4197-4207. (in Chinese)
- [15] 高英力, 祝张煌, 孟浩, 等. 电石渣-脱硫石膏-钢渣改性粉煤灰地聚物协同增强机理[J]. *建筑材料学报*, 2023, 26(8):870-878. GAO Yingli, ZHU Zhanghuang, MENG Hao, et al. Synergistic enhancement mechanism of calcium carbide residue-desulfurization gypsum-steel slag modified fly ash geopolymer[J]. *Journal of Building Materials*, 2023, 26(8):870-878. (in Chinese)
- [16] 王静文, 王伟. 玄武岩纤维增强泡沫混凝土响应面多目标优化[J]. *材料导报*, 2019, 33(24):4092-4097. WANG Jingwen, WANG Wei. Response surface based multi-objective optimization of basalt fiber reinforced foamed concrete[J]. *Materials Reports*, 2019, 33(24):4092-4097. (in Chinese)
- [17] ZHANG Q Y, FENG X J, CHEN X D, et al. Mix design for recycled aggregate pervious concrete based on response surface methodology[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, 259:119776.
- [18] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2):182-197.
- [19] BEHZADIAN M, OTAGHSARA S K, YAZDANI M, et al. A state-of-the-art survey of TOPSIS applications[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(17):13051-13069.
- [20] 程云虹, 张伟, 郭晗, 等. 粉煤灰对混凝土坍落度影响的试验研究[J]. *混凝土*, 2005(12):39-41. CHENG Yunhong, ZHANG Wei, GUO Han, et al. Test research of fly ash affecting on slump of concrete[J]. *Concrete*, 2005(12):39-41. (in Chinese)
- [21] ONER A, AKYUZ S. An experimental study on optimum usage of GGBS for the compressive strength of concrete[J]. *Cement and Concrete Composites*, 2007, 29(6):505-514.