

# 基于 LSSVM 与 GA 的混凝土抗冻性多目标配合比优化研究

吴贤国,刘茜,王雷,陈彬

(华中科技大学土木工程与力学学院,湖北 武汉 430074)

**摘要** 目的 提出一种 LSSVM-GA 模型,以实现混凝土抗冻性的精确预测及快速而高效的混凝土配合比优化设计。方法 首先利用最小二乘支持向量机(LSSVM)实现对混凝土抗冻性的高精度预测,然后将抗冻性回归预测函数作为适应度函数,以混凝土抗冻性和经济成本为优化目标,结合工程要求及相关规范建立配合比参数约束条件,最后通过遗传算法(GA)实现混凝土配合比的多目标优化设计。结果 以吉林省某工程项目为例进行应用分析,计算结果表明该模型对混凝土抗冻性预测的 RMSE 低至 0.0025,  $R^2$  高达 0.976,预测结果精度较高。将所得 LSSVM 预测回归函数作为适应度函数,结合 GA 算法进行多目标优化,能够获得符合规范和工程要求的混凝土最优配合比。结论 笔者构建的 LSSVM-GA 模型,以混凝土抗冻性和经济成本为目标,实现了更加智能化和精确化的混凝土配合比多目标寻优。

**关键词** 混凝土抗冻性;相对动弹性模量;最小二乘支持向量机;GA 算法;配合比优化  
中图分类号 TU528 文献标志码 A

## Multi-objective Mix Proportion Optimization of Frost Resistance of Concrete based on LSSVM and GA

WU Xianguo, LIU Xi, WANG Lei, CHEN Bin

(School of Civil Engineering and Mechanics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, 430074)

**Abstract:** Propose a LSSVM-GA model to achieve accurate prediction of concrete frost resistance and rapid and efficient concrete mix optimization design. First, the least squares support vector machine (LSSVM) is used to achieve high-precision prediction of the frost resistance of concrete. Then the frost resistance regression prediction function is used as the fitness function, the concrete frost resistance and economic cost are the optimization objectives, and the mix ratio parameter

收稿日期:2020-07-26

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFC0800208);国家自然科学基金项目(51778262)

作者简介:吴贤国(1964—),女,教授,主要从事土木工程施工及管理方面研究。

constraint conditions are established in combination with engineering requirements and related specifications. Finally, the genetic algorithm (GA) is used to realize the multi-objective optimization design of concrete mix ratio. Taking an engineering project in Jilin Province as an example, the calculation results show that the RMSE of the model for predicting the frost resistance of concrete is as low as 0.0025, and the  $R^2$  is as high as 0.976. The accuracy of the prediction results is high. Using the obtained LSSVM prediction regression function as the fitness function, combined with the GA algorithm for multi-objective optimization, the optimal mix ratio of concrete that meets the specifications and engineering requirements can be obtained. Taking concrete frost resistance and economic cost as the goal, the LSSVM-GA model is constructed to achieve a more intelligent and accurate multi-objective optimization of concrete mix ratio in this paper.

**Key words:** concrete impermeability; chloride permeability coefficient; support vector machine; GA algorithm; mix proportion optimization

混凝土作为土木工程行业中应用最为广泛的材料,其耐久性能的研究一直是工程领域的热点问题。抗冻性能是混凝土耐久性的重要指标之一,对于混凝土结构的使用寿命具有重要影响,而混凝土的抗冻性又与混凝土的配合比设计紧密相关,因此对混凝土的抗冻性能及其配合比优化进行研究具有重要的工程意义。

近年来,国内外学者对混凝土的抗冻性及配合比优化进行了广泛研究。张凯等<sup>[1-2]</sup>针对多年冻土地区,通过试验研究了不同引气剂掺量下混凝土抗压强度和抗冻性能的变化,并建立了相关的预测模型。李伟民等<sup>[3]</sup>基于冻融循环试验,探究了冻融循环作用对于混凝土抗冻性能的影响。杨璐等<sup>[4]</sup>利用灰色理论对混凝土的抗冻性寿命进行了预测,并验证了其可行性。郭寅川等<sup>[5]</sup>针对高寒盐冻环境,对桥面板混凝土的抗盐冻性能进行了深入研究。A. Nowak-Michta<sup>[6]</sup>采用改性聚羧酸盐作为高效减水剂,研究其对混凝土抗冻融耐久性的影响。杨绿峰等<sup>[7]</sup>基于强度指标和抗氯盐耐久性指标,结合理论分析和正交试验进行了混凝土配合比的优化设计。霍曼琳等<sup>[8]</sup>在正交试验的基础上,对地铁盾构管片混凝土的配合比设计进行了优化。袁明等<sup>[9]</sup>通过试验分析,对超高性能混凝土的配合比进行了优化研究。上述研究大多采用的是传统的试验方法或理论分析,不

仅限制条件较多、耗时长、成本高,而且试验过程中存在较多的不确定性因素,所获得的最优配合比与实际情况相比存在较大误差。

近年来,随着机器学习算法的发展和应用,其在目标优化问题中已经得到了较好的尝试<sup>[10-11]</sup>,但目前在混凝土配合比优化中的应用却很少。基于此,笔者将最小二乘支持向量机(LSSVM)算法和遗传算法(GA)相结合,提出一种基于LSSVM-GA模型的混凝土配合比多目标优化方法。首先基于原材料及配合比建立LSSVM混凝土抗冻性预测模型,然后将LSSVM回归函数作为混凝土抗冻性目标函数,以保证混凝土抗冻性和实现经济成本最低为优化目标,引入GA算法构建混凝土配合比多目标优化模型,根据得到的Pareto前沿解集确定了同时满足混凝土抗冻性和经济成本最低的最优混凝土配合比参数组合。

## 1 方法及原理

### 1.1 最小二乘支持向量机理论

支持向量机(SVM)是一种能很好地解决非线性问题,且适用于小样本研究的机器学习算法<sup>[12]</sup>。最小二乘支持向量机(LSSVM)则是对SVM算法的一种改进,采用平方和误差代替原本的损失函数,并将SVM算法中不等式约束转化等式约束,从而降低了算法的计算量<sup>[13]</sup>。假设训练样本集

为  $(x_i, y_i)$ ,  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in \{-1, +1\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ 。其中  $x_i$  表示样本的输入, 表示样本的输出,  $N$  代表训练样本的总数。针对非线性问题, LSSVM 回归模型的结果可由以下优化问题得:

$$\begin{cases} \min R(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^N \xi_i; \\ y_i [\omega^T \varphi(x) + b] = 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (1)$$

$$L(\omega, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{k=1}^N \xi_k^2 - \sum_{k=1}^N a_k \{y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\}. \quad (2)$$

式中:  $a_i > 0$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 为 Lagrange 乘子。

对式(2)进行优化, 令  $L$  对  $\omega, b, a_i, \xi_i$  的偏导数等于 0, 由此可得:

$$\begin{bmatrix} 0 & Y^T \\ Y & ZZ^T + c^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ m_i \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中,  $Z = (\varphi(x_1)y_1, \varphi(x_2)y_2, \dots, \varphi(x_N)y_N)$ ,  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ ,  $m_i = [1, 1, \dots, 1]$ 。

通过以上推导求解, 可得 LSSVM 的非线性回归模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i y_i K(x, x_i) + b. \quad (4)$$

式中:  $K(x, x_i)$  表示核函数, 用来代替高维空间上的内积运算;  $x_i$  表示核函数的中心;  $x$  表示训练样本的输入值。

## 1.2 遗传算法

遗传算法(GA)是一种源于进化和遗传学的机器学习方法, 与生物学中的进化理论相似<sup>[14]</sup>。首先随机产生一代初始种群, 通过一组算法评估以确定个体的“适应度”, 根据每个个体评估的适应度值大小进行排名。按照优胜劣汰的原则, 高适应度的个体即是越符合目标要求, 通过保留高适应度的个体, 删除低适应度的个体, 再利用生殖模拟(遗传算子)来产生下一代, 这个过程像自然进化一样, 种群的平均适应度通过进化逐渐提高, 算法最终得到一个解决方案。

遗传算法的核心要素包括编码、种群初始化、适应度函数和遗传算子<sup>[15]</sup>。其中, 遗传算子包括选择、交叉和变异算子三种, 其设

式中:  $\varphi(\cdot)$  表示非线性映射;  $\omega$  表示权重;  $\xi_i$  表示误差变量;  $b$  表示偏差量;  $c > 0$  表示惩罚系数。

将式(1)转化为 Lagrange 函数:

计的好坏将直接决定整个算法性能的优劣, 而适应度函数则是遗传算法进行学习的关键, 根据实际问题主要分为两种类型。

类型 1: 求最大最小值。

$$f_{\text{fit}}(x) = \begin{cases} f(x), & \text{当优化目标为求最大值时;} \\ 1/f(x), & \text{当优化目标为求最小值时.} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $f_{\text{fit}}(x)$  为适应度函数;  $f(x)$  为目标函数。

类型 2: 求大于或者小于某定值。

当要求目标函数  $f(x)$  大于  $C$  时:

$$f_{\text{fit}}(x) = \begin{cases} f(x) - C, & f(x) > C; \\ 0, & \text{其他情况.} \end{cases} \quad (6)$$

当要求目标函数  $f(x)$  小于  $C$  时:

$$f_{\text{fit}}(x) = \begin{cases} c_{\max} - f(x), & f(x) < c_{\max}; \\ 0, & \text{其他情况.} \end{cases} \quad (7)$$

## 2 LSSVM-GA 混凝土耐久性配合比优化模型

为了快速有效地对混凝土配合比进行优化, 在保证混凝土性能的同时减小经济成本, 笔者提出一种将 LSSVM 算法和 GA 算法相结合的多目标优化方法(见图 1)。该方法主要分为两个步骤: ①基于 LSSVM 的混凝土抗冻性预测; ②基于 GA 的多目标优化。基于 LSSVM-GA 模型进行混凝土配合比的多目标优化, 可以实现更加智能和准确的混凝土配合比优化设计。

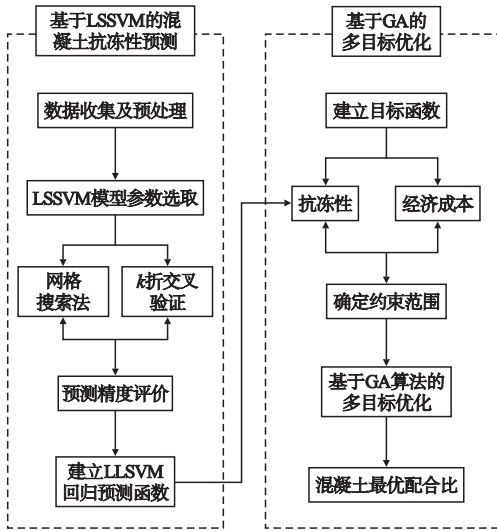


图1 基于LSSVM-GA算法的混凝土配合比参数多目标优化模型

Fig. 1 Multi-objective optimization model of concrete mix ratio parameters based on LSSVM-GA algorithm

## 2.1 基于LSSVM的混凝土早期抗冻性预测模型

### 2.1.1 样本收集及预处理

笔者在相关文献分析及大量工程经验的基础上,选择7个与混凝土抗冻性紧密相关的配合比参数作为预测模型的输入指标,分别为水胶比、水泥用量、粉煤灰、细集料、粗集料、减水剂和硅灰,并将相对动弹性模量作为输出指标,从而建立混凝土抗冻性预测指标体系。在此基础上,收集相关数据整理后形成原始数据样本集。

在模型建立之前,为了消除不同特征指标的数据因为量纲不同所带来的影响,有必要对初始数据进行归一化预处理,以统一变量维度,降低模型的训练难度,防止模型精度下降或者网络无法收敛。归一化的方式有很多,如将数据归一化到 $[0, 1]$ 或 $[-1, +1]$ ,笔者选择把样本输入数据归一化到区间 $[0, 1]$ 。

### 2.1.2 模型参数优选

#### (1) 核函数的选择

核函数是将一组非线性关系的数据映射到高维特征空间中的关键,它对支持向量机

的效能有着很大的影响,因此有必要对核函数进行合理地选择。径向基核函数(RBF)是目前支持向量机模型中最常用的核函数,具有很好的抗干扰能力以及局部性,且适用于非线性问题,因此笔者选择LSSVM预测模型的核函数为RBF核函数,其表达式如下:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right). \quad (8)$$

式中: $x_i$ 表示输入变量; $x$ 表示输出变量; $\delta$ 表示函数的宽度参数。

#### (2) 参数优选

为了防止LSSVM模型出现欠学习问题,同时保证模型良好的泛化能力,笔者选择选择网格搜索法对RBF核函数的惩罚系数 $C$ 及核函数参数 $g$ 进行参数全局搜索,以得到全局最优解,并在网格搜索法的基础上,结合 $K$ 折交叉验证方法,对所有可能的参数进行验证,找出精度最高的模型所对应的参数,从而确定最终的优选参数。

### 2.1.3 预测结果评价

为了对预测模型的预测性能进行有效评价,采用常用的两个评价指标对模型预测的准确性进行描述,即均方根误差 $RMSE$ 和决定系数 $R^2$ 。 $RMSE$ 衡量了预测值与实际值之间的偏差,而 $R^2$ 用于评估预测值与实际值之间的拟合程度。两个评价指标的计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y^{obs} - y^{pred})^2}{n}}. \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y^{obs} - y^{pred})^2}{\sum_{i=1}^n (y^{obs} - \overline{y^{obs}})^2}. \quad (10)$$

式中: $n$ 表示观测数据的个数; $y^{obs}$ 表示实际观测值; $\overline{y^{obs}}$ 表示实际观测值的平均值; $y^{pred}$ 表示支持向量机模型预测值。 $RMSE$ 的值越小,说明模型性能越好; $R^2$ 值越接近于1,表明预测精度越高。

## 2.2 基于 GA 的多目标优化

### 2.2.1 建立目标函数

#### (1) 混凝土抗冻性目标函数

引入 2.1 节训练好的 LSSVM 回归预测算法替代具体的数学函数作为多目标遗传算法中的目标函数,可以很好地解决输入变量与输出之间存在高度非线性关系,无法给出具体函数表达式的问题。由式(4)可知,基于 LSSVM 的混凝土早期抗冻性回归函数为

$$lssvm(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7) = \sum_{i=1}^6 (\alpha_i - \alpha_i^*) \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) + b. \quad (11)$$

式中: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$  表示目标函数的决策变量; $\alpha_i, \alpha_i^*$  表示拉格朗日乘子; $b$  表示偏置项; $x_i$  表示输入变量; $x$  表示输出变量。

#### (2) 经济成本目标函数

在实际工程中,除了保证混凝土的抗冻性能,降低经济成本也是一项需要考虑的重要目标。混凝土配合比的经济成本目标函数为

$$\min f_2 = \sum_{i=1}^n p_i x_i. \quad (12)$$

式中: $p_i$  表示配合比参数的单价; $x_i$  表示混凝土配合比参数指标。

### 2.2.2 建立约束范围

为了使配合比优化结果更加合理可行,需要根据工程实际情况,对目标函数的各个决策变量取值范围进行限制,形成变量的约束条件,其表达形式如下:

$$b_{il} \leq x_i \leq b_{iu}. \quad (13)$$

式中: $x_i$  代表第  $i$  个设计参数; $b_{il}$  和  $b_{iu}$  分别表示第  $i$  个设计参数值的下限和上限。

### 2.2.3 GA 算法实现过程

笔者应用 GA 算法实现混凝土配合比参数的多目标优化,以确定同时满足混凝土抗冻性和经济成本最低的最优配合比参数 Pareto 最优解集。GA 算法的具体优化步骤如下<sup>[16]</sup>。

Step 1 种群初始化。根据优化问题的

实际情况确定初始种群规模有  $N$  个个体,即对种群进行初始化操作,形成初始种群。

Step 2 个体适应度评价。根据 GA 算法目标函数对初始种群中每个个体的适应度进行求解,从而对个体的适应度进行评价。

Step 3 设置迭代次数。令当前迭代次数为 1,同时将种群的最大迭代次数设为 200,从而确定种群的进化代数。

Step 4 个体选择。设计合适的选择算子对每一代种群进行个体选择,选中的个体作为交叉变换的父代种群。

Step 5 交叉算子和变异算子进化群体。基于交叉概率和变异概率对父代种群进行交叉、变异操作,使种群进化得到新的子代种群。

Step 6 令迭代次数加 1,循环进行 step3 至 step5 的迭代操作,直到达到最大迭代次数,算法结束,获得 Pareto 最优解集。

## 3 案例分析

### 3.1 工程背景

吉林省某高速公路项目位于高寒高碱环境中,对混凝土抗冻性要求较高。笔者以 C50 混凝土为研究对象,从该项目七个标段中获取正交试验和工程试验所需的混凝土配合比参数及抗冻性能数据,其中相对动弹性模量为经过 300 次冻融循环后的相对动弹性模量。

### 3.2 基于 LSSVM 的混凝土早期抗冻性预测

#### 3.2.1 样本收集及预处理

根据 2.1 节中建立的混凝土抗冻性指标体系,可以确定 LSSVM 抗冻性预测模型的输出指标为相对动弹性模量,输入指标为水胶比、水泥用量、粉煤灰、细集料、粗集料、减水剂和硅灰用量。通过公路项目实际工程,共收集 100 组 C50 混凝土的样本数据,具体数据见表 1。对全部样本进行归一化预处理,然后随机抽取其中 80 组样本构成训练集用来

训练模型,为了检验模型的泛化性能,将剩下的20组样本作为测试集来验证模型效果。

表1 C50混凝土抗冻样本数据

Table 1 Antifreeze sample data of C50 concrete

序号	水胶比	$\rho(\text{水泥})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$\rho(\text{粉煤灰})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$\rho(\text{细集料})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$\rho(\text{粗集料})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$\rho(\text{减水剂})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$\rho(\text{硅灰})/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	相对动弹性模量/%
1	0.29	417	49	691	1 127	1.2	24	95.71
2	0.32	376	70	732	1 097	1.2	24	94.07
3	0.33	375	47	730	1 095	1.1	24	93.73
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
98	0.3	416	53	683	1 101	0.9	24	95.64
99	0.36	355	48	684	1 112	1.0	23	94.65
100	0.31	353	64	686	1 153	0.9	24	94.44

3.2.2 模型参数优选

根据2.1节所述,采用网格搜索法和5折交叉验证法对LSSVM回归模型的惩罚系数C以及核函数参数g进行参数优选,从而确定建立LSSVM混凝土抗冻性预测模型的最优参数,相对动弹性模量预测参数优化结果3D视图如图2所示。由图2可知,当惩罚系数C为84.4485,核函数参数g为0.035897时,5折交叉验证后的均方误差值最小,此时均方根误差CVmse=0.0046558。

所示。

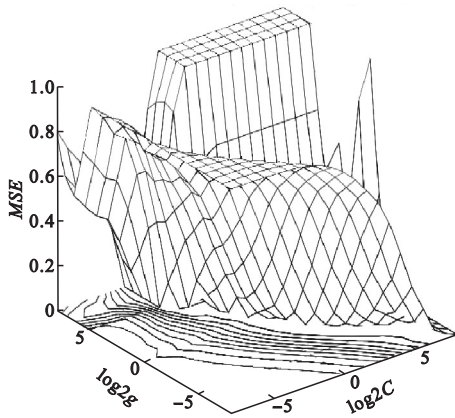


图2 基于LSSVM的抗冻性预测模型参数优化3D视图

Fig. 2 Optimized 3D view of frost resistance prediction model parameters based on LSSVM

3.2.3 预测结果分析

根据参数优选结果建立LSSVM混凝土抗冻性预测模型,利用该模型分别对训练集和测试集进行回归拟合,训练集回归拟合结果如图3所示,测试集回归预测结果如图4

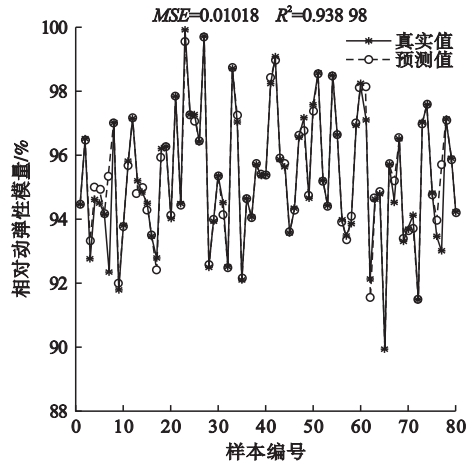


图3 相对动弹性模量训练集预测结果

Fig. 3 Prediction results of the training set of relative dynamic modulus of elasticity

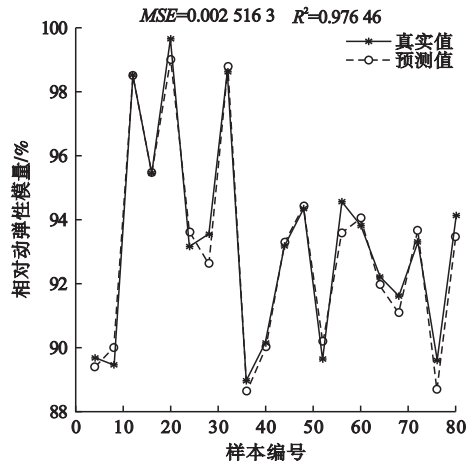


图4 相对动弹性模量测试集预测结果

Fig. 4 Prediction results of the test set of relative dynamic modulus of elasticity

由图3可以看出,混凝土抗冻性预测模型训练集的均方根误差为0.010 18,拟合优度为0.938 98,模型拟合结果很好,说明该模型对输入与输出之间的决策规律进行了充分的学习,从而对训练样本进行预测,其预测值与实际值之间误差非常小。同时由图4可以看出,混凝土抗冻性预测模型测试集的均方根误差为0.002 516 3,拟合优度为0.976 46,说明 LSSVM 预测模型测试集的预测值与实际值十分贴近。因此所建立的混凝土抗冻性 LSSVM 预测模型预测效果良好且泛化能力优秀。

### 3.3 基于 GA 的混凝土配合比多目标优化

#### 3.3.1 建立目标函数

##### (1) 混凝土抗冻性目标函数

通过相对动弹性模量对混凝土抗冻性能进行衡量,将 LSSVM 回归函数作为混凝土抗冻性目标函数,设定 300 次冻融循环后的相对动弹性模量在 95% 以上,根据式(11)可得混凝土抗冻性目标函数为

$$\min f_1 (lssvm(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7)) > 95\% \quad (14)$$

式中: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$  分别表示水胶比、水泥用量、粉煤灰用量、细集料用量、粗集料用量、减水剂用量和硅灰用量。

##### (2) 经济成本目标函数

根据工程实际情况确定混凝土各配合比参数的市场单价分别为水泥单价 0.442 元/kg,水单价 0.002 元/kg,砂单价 0.136 元/kg,石单价 0.102 元/kg,粉煤灰单价 0.369 元/kg,减水剂单价 4.75 元/kg,硅灰单价 1.3 元/kg。根据式(12)可以得到混凝土配合比的经济成本目标函数为

$$\min f_2 = 0.442x_2 + 0.002x_1(x_2 + x_3 + x_7) + 0.369x_3 + 0.136x_4 + 0.102x_5 + 4.75x_6 + 1.3x_7 \quad (15)$$

#### 3.3.2 建立约束范围

在高强性能混凝土进行配制时,需要对原材料做出合理的选择,笔者选择 P·O52.5

水泥,密实的石灰岩碎石等作为混凝土的粗骨料,加入适量粉煤灰、减水剂和硅灰,以增强混凝土和易性,同时在一定程度上提高混凝土的强度和抗冻性能。根据相关规范以及工程实际要求确定合理的配合比参数取值范围,其中水胶比为 0.28 ~ 0.4,水泥用量 330 ~ 450 kg/m<sup>3</sup>,粉煤灰用量 56 ~ 98 kg/m<sup>3</sup>,砂用量 620 ~ 860 kg/m<sup>3</sup>,石用量 1 030 ~ 1 150 kg/m<sup>3</sup>,新型高效减水剂用量为 0.7 ~ 1.9 kg/m<sup>3</sup>,硅灰用量为 18 ~ 28 kg/m<sup>3</sup>,同时混凝土强度也要达到一定要求。作为配合比优化的约束条件,根据式(13)确定配合比参数的具体约束条件如下:

$$\begin{cases} 0.28 \leq X_1 \leq 0.4; \\ 330 \leq X_2 \leq 450; \\ 56 \leq X_3 \leq 98; \\ 620 \leq X_4 \leq 860; \\ 1030 \leq X_5 \leq 1150; \\ 0.7 \leq \frac{X_6}{(X_2 + X_3 + X_7)} \leq 1.9; \\ 18 \leq X_7 \leq 28. \end{cases} \quad (16)$$

#### 3.3.3 GA 多目标优化

文中通过随机遍历抽样进行选择,使用单点交叉算子进行交叉操作,且交叉概率设置为 0.7;通过设定某一概率随机选择变异的特征信息进行变异操作,设定变异概率为 0.01;初始种群大小设置为 40;最大遗传代数设为 60<sup>[17]</sup>。根据初始种群生成遗传算子的选择,基于上述建立的目标函数和约束范围,通过 GA 多目标遗传算法进行配合比全局寻优,更新迭代 60 次后得到最优配比组合如图 5 所示,运行 GA 算法得到的 40 组最优配比组合结果见表 2。

由图 5 可以看出,随着相对动弹性模量的升高,混凝土的经济成本也在增加,其中相对动弹性模量在 93% ~ 98% 取值,混凝土经济成本则在 415 ~ 445 元取值。而优化目标要求 300 次冻融循环后的相对动弹性模量在

95%以上,因此根据优化目标同时考虑成本因素,从表3中可以看出,当相对动弹性模量达到目标抗冻性要求时,混凝土最低的经济成本为426.925元,此时单位体积混凝土水胶质量为0.32,水泥用量为382.018 kg/m<sup>3</sup>,粉煤灰用量为67.615 kg/m<sup>3</sup>,细集料用量为656.018 kg/m<sup>3</sup>,粗集料用量为1103.52 kg/m<sup>3</sup>,减水剂用量为1.56 kg/m<sup>3</sup>,硅灰用量为18.0 kg/m<sup>3</sup>。在工程中,根据优化得到的配合比进行混凝土配制,可以在保证混凝土抗渗性要求的同时实现经济成本最低。采用笔者提出的智能方法,可以针对不同工程的实际需求,快速高效地进行混凝土配合比优化调整,

极大地提高了混凝土配合比设计的灵活性和效率。

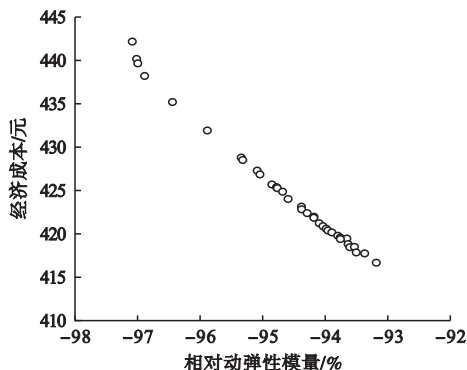


图5 GA多目标优化结果

Fig. 5 GA multi-objective optimization results

表2 帕累托最优解对应的配合比参数及优化结果

Table 2 The matching parameters and optimization results of pareto optimal solution

序号	水胶比	$\rho$ (水泥)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	$\rho$ (粉煤灰)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	$\rho$ (细集料)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	$\rho$ (粗集料)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	$\rho$ (减水剂)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	$\rho$ (硅灰)/ (kg·m <sup>-3</sup> )	相对动弹性 模量/%	经济成 本/元
1	0.33	381.174	78.700	622.045	1126.98	0.96	18.3	94.68	424.874
2	0.36	364.940	74.930	620.008	1128.40	0.94	17.6	93.18	416.705
3	0.30	415.832	75.458	631.369	1124.95	1.12	20.0	97.00	439.798
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
37	0.32	382.018	67.615	656.018	1103.52	1.56	18.0	95.04	426.925
38	0.34	369.871	80.474	620.653	1134.08	0.88	16.9	94.09	421.239
39	0.30	415.832	73.895	627.249	1124.95	1.21	19.5	96.89	438.220
40	0.34	369.092	80.142	620.198	1132.85	0.90	17.3	93.99	420.674

## 4 结论

(1) 笔者建立了一种基于LSSVM-GA的多目标优化模型,该模型不仅可以实现对混凝土抗冻性的高精度预测,还可以将得到的LSSVM抗冻性预测回归函数作为适应度函数,结合工程要求进行混凝土抗冻性及经济成本的多目标优化,快速得到最优配合比组合,大大缩短试验工作量和周期。

(2) 笔者选取水胶比、水泥强度等8个因素作为输入变量构建基于LSSVM的混凝土抗冻性预测模型,预测结果的均方根误差RMSE为0.0025163,决定系数为0.97646,表明采用LSSVM算法对混凝土抗冻性进行

预测的精度很高,验证了LSSVM模型在混凝土抗冻性预测中的可行性以及有效性。

(3) 根据规范和工程实际情况及要求,针对混凝土抗冻性进行配合比优化,当相对动弹性模量和经济成本分别为95.0455%和426.925元时,得到混凝土抗冻性优良的配合比组成,该模型目标优化结果与工程实际相符,所提出的方法是一种智能、精确、高效的配合比优化方法,对工程生产具有较好的指导作用。

## 参考文献

- [1] 张凯,王起才,杨子江,等.季节性活动层中混凝土强度与抗冻性显著性分析及预测模型研究[J].硅酸盐通报,2019,38(8):



- 2384 - 2390.  
(ZHANG Kai, WANG Qicai, YANG Zijiang, et al. Significant analysis and prediction model research on the concrete strength and frost resistance in seasonal frozen regions [J]. Bulletin of the Chinese ceramic society, 2019, 38(8):2384 - 2390.)
- [2] 张凯,王起才,杨子江,等. 多年冻土区引气混凝土抗压强度及抗冻性研究[J]. 铁道学报, 2019, 41(5):156 - 161.  
(ZHANG Kai, WANG Qicai, YANG Zijiang, et al. Effect of air-entrained concrete on compressive strength and frost resistance in permafrost regions [J]. Journal of the China railway society, 2019, 41(5):156 - 161.)
- [3] 李伟民,王印,冯晓阳. 冻融循环作用下不同含气量混凝土抗冻性研究[J]. 河北农业大学学报, 2019, 42(3):131 - 135.  
(LI Weimin, WANG Yin, FENG Xiaoyang. Frost resistance analysis of different air-content concrete based on freeze-thaw cycle test [J]. Journal of Hebei agricultural university, 2019, 42(3):131 - 135.)
- [4] 杨璐,周志云,张定博,等. 基于灰色理论预测再生混凝土的抗冻性寿命[J]. 上海理工大学学报, 2019, 41(4):403 - 408.  
(YANG Lu, ZHOU Zhiyun, ZHANG Dingbo, et al. Prediction of frost resistance life of recycled concrete based on grey theory [J]. Journal of university of Shanghai for science and technology, 2019, 41(4):403 - 408.)
- [5] 郭寅川,申爱琴,郑盼飞,等. 高寒地区桥面板水泥混凝土抗冻冻性能研究[J]. 公路交通科技, 2019, 36(3):73 - 79.  
(GUO Yinchuan, SHEN Aiqin, ZHENG Panfei, et al. Study on Salt-freeze resistance of bridge deck concrete in alpine region [J]. Journal of highway and transportation research and development, 2019, 36(3):73 - 79.)
- [6] NOWAK-MICHTA A. Additional porosity as a side effect of polycarboxylate addition and its influence on concrete's scaling resistance [J]. Materials, 2020, 13(2):316.
- [7] 杨绿峰,周明,陈正,等. 基于强度和抗氯盐耐久性指标的混凝土配合比设计及试验研究[J]. 土木工程学报, 2016, 49(12):65 - 74.  
(YANG Lufeng, ZHOU Ming, CHEN Zheng, et al. Design and experiment of concrete mix proportion based on indices of strength and durability in chloride environment [J]. China civil engineering journal, 2016, 49(12):65 - 74.)
- [8] 霍曼琳,杜月全,曹玉新,等. 盾构管片混凝土配合比优化试验研究[J]. 混凝土, 2018(12):126 - 128.  
(HUO Manlin, DU Yulei, CAO Yuxin, et al. Experimental study on mix proportion optimization of shield segment concrete [J]. Concrete, 2018(12):126 - 128.)
- [9] 袁明,贺文杰,颜东煌,等. 超高性能混凝土配合比优化研究[J]. 中外公路, 2019, 39(6):169 - 173.  
(YUAN Ming, HE Wenjie, YAN Donghuang, et al. Investigation on optimizing mixing ratio of ultra-high performance concrete [J]. Journal of China & foreign highway, 2019, 39(6):169 - 173.)
- [10] MAYER M J, GRÖF G. Techno-economic optimization of grid-connected, ground-mounted photovoltaic power plants by genetic algorithm based on a comprehensive mathematical model [J]. Solar energy, 2020, 202:210 - 226.
- [11] ZHU L, LI H, CHEN S, et al. Optimization analysis of a segmented thermoelectric generator based on genetic algorithm [J]. Renewable energy, 2020, 156:710 - 718.
- [12] 刘剑,刘丽华,赵悦. 基于 KPCA 与 SVM 的混合核交通流数据检测[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2018, 34(5):921 - 928.  
(LIU Jian, LIU Lihua, ZHAO Yue. A mixed kernel traffic flow data detection based on KPCA and SVM [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2018, 34(5):921 - 928.)
- [13] 汲国强,汪鸿,王梦,等. 基于大用户行为属性挖掘和 LS-SVM 的钢铁行业用电量预测研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(9):60 - 65.  
(JI Guoqiang, WANG Hong, WANG Meng, et al. Electricity consumption prediction of steel industry based on behavior attribute mining of large consumers and LSSVM [J]. Smart power, 2018, 46(9):60 - 65.)
- [14] PAITHANKAR A, CHATTERJEE S. Open pit mine production schedule optimization using a hybrid of maximum-flow and genetic algorithms [J]. Applied soft computing, 2019, 81:105 - 110.
- [15] ZHOU Y, ZHOU N, GONG L, et al. Prediction of photovoltaic power output based on similar day analysis, genetic algorithm and extreme learning machine [J]. Energy, 2020, 204:117 - 125.
- [16] 徐启程,叶友林,孙常春. 基于遗传算法的 BP 神经网络模型在桩孔质量检测中的应用[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2018, 34(2):333 - 340.  
(XU Qicheng, YE Youlin, SUN Changchun. Application of BP neural network model based on genetic algorithm in pile quality inspection [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2018, 34(2):333 - 340.)
- [17] 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, 2020, 37(4):1 - 9.  
(HAN Bin, JI Kun, HU Yafei, et al. Application of ANN-PSO-GA model in UCS prediction and mix proportion optimization of wet shotcrete [J]. Journal of mining & safety engineering, 2020, 37(4):1 - 9.)
- (责任编辑:杨永生 英文审校:刘永军)