

基于蜻蜓算法优化支持向量机的帷幕灌浆效果预测研究

伍远朋, 刘宗显

(雅砻江流域水电开发有限公司, 四川 成都 610051)

摘要: 灌浆效果预测有利于精准控制灌浆施工质量。针对传统预测模型精度不足的问题, 本文对基于蜻蜓算法优化支持向量机的帷幕灌浆效果预测进行了研究。首先, 选取 248 组灌浆现场实测数据, 以地质参数和灌浆施工参数作为输入参数, 以灌后透水率和灌后裂隙填充率作为表征灌浆效果的输出参数; 其次, 提出了基于蜻蜓算法优化支持向量机的灌浆效果预测方法; 最后, 以实际工程为例, 对灌浆效果进行了预测分析。结果显示, 灌后透水率和裂隙填充率预测值与实际值的 Pearson 相关系数分别为 0.936 和 0.803, 平均绝对误差分别为 0.038 和 0.095, 均方误差分别为 0.002 和 0.017, 平均绝对百分比误差分别为 0.047 和 0.244, 预测值和实际值具有高度的一致性, 可为实际工程决策借鉴参考。

关键词: 帷幕灌浆; 蜻蜓算法; 支持向量机; 灌浆效果

中图分类号: O183.1; TV223.4+3; U445.55+2

文献标识码: A

文章编号: 1001-2184(2022)06-0097-04

Prediction of Curtain Grouting Quality Based on Support Vector Machine Optimized by Dragonfly Algorithm

WU Yuanpeng, LIU Zongxian

(Yalong River Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu Sichuan 610051)

Abstract: The prediction of grouting effect is conducive to accurate control of grouting quality. Aiming at the problem of insufficient accuracy of traditional prediction models, the curtain grouting quality prediction based on support vector machine optimized by dragonfly algorithm is carried out. Firstly, 248 groups of grouting field data are selected. The geological parameters and grouting construction parameters are set as input parameters, and the post-grouting permeability and post grouting crack filling rate are output parameters to evaluate the grouting effect. Secondly, a prediction method of grouting quality based on support vector machine optimized by dragonfly algorithm is proposed. Finally, taking the actual project as an example, the grouting quality is predicted and analyzed. The results show that the Pearson correlation coefficients of the predicted and actual values of post-grouting permeability and post grouting crack filling rate are 0.936 and 0.803, the average absolute errors are 0.038 and 0.095, the mean square errors are 0.002 and 0.017, and the average absolute percentage errors are 0.047 and 0.244 respectively. The predicted values are highly consistent with the actual values. Therefore, the proposed model can be used to provide reference for decision-making in projects.

Key words: Curtain grouting; Dragonfly algorithm; Support vector machine; Grouting quality

0 引言

大坝帷幕灌浆效果直接影响着水利工程能否长久、安全、稳定运行, 进行高精度的帷幕灌浆效果预测具有重要意义^[1]。帷幕灌浆施工现场通常基于人工经验定性判断(灌浆前压水试验与注灰量的大致关系、灌浆过程吃浆情况等)与事后压水试验、钻孔取芯、孔内电视及声波测试和灌后原位试验相结合的方式来判断灌浆施工效果^[2]。然

而, 灌后检查时, 检查孔数量占灌浆孔总数的 10% 左右即可, 有限数量检查孔的检查结果难以反映整个区域的灌浆效果。因此, 有必要设计出一种全面评估帷幕灌浆效果的试验模型, 以确保帷幕灌浆工程效果。

许多学者基于室内模型试验^[3]、数值模拟^[4]及理论分析^[5], 研究了浆液在岩体裂隙中的扩散情况、浆液封堵机理及灌后岩体的稳定性。然而, 由于灌浆工程属于地下工程, 地质条件、施工工艺

收稿日期: 2022-06-10

等多项因素均会影响灌浆施工效果^[6],因此,灌浆施工效果预测是一个高维的非线性问题,仅仅通过理论分析确定灌浆效果十分困难。机器学习技术是一种利用原始数据构建模型,并基于构建的模型对数据进行深度挖掘和分析的技术,可以有效解决高度非线性问题,已经被广泛应用于地质工程领域^[7]。Tinoco等^[8]开发了基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的灌浆效果预测模型,并预测喷射灌浆的单轴抗压强度及杨氏模量。Li等以地质参数、灌浆施工参数为输入参数,提出了基于自适应模糊神经网络算法(AN-FIS)的灌浆效果预测方法。以上灌浆效果预测的研究为本文提供了参考,但以上研究多基于多元线性回归、人工神经网络、非线性回归等方法,在一定程度上实现了灌浆效果的预测,但在方法的多样性和预测的精度方面仍有待提高。

针对上述问题,本文提出基于蜻蜓算法(Dragonfly Algorithm, DA)优化的支持向量机灌浆效果预测方法。SVM具有很强的泛化能力,十分适用于小样本、高维度、非线性的数据统计分析。然而,其回归结果易受核函数参数 g 和惩罚因子 C 的影响,蜻蜓算法是受蜻蜓觅食和迁移行为的启发而提出来的优化算法,具有收敛速度快、计算简单等优点,被广泛应用于参数寻优等领域^[9]。因此,结合两种算法的优势,采用蜻蜓算法优化支持向量机(DA-SVM)作为灌浆效果预测的方法是科学的。然后,建立包含透水率(Lu)和裂隙填充率(FFR)能够综合考虑灌浆后岩体渗透性和密实性的灌浆效果预测模型,从而进行灌浆效果的分析。最后,结合实际工程对某坝基帷幕灌浆效果进行预测分析,验证本模型的优越性。

1 DA-SVM 算法

1.1 支持向量机

支持向量机具有出色的泛化能力,广泛用于解决回归问题,其目标函数如式(1)(2)所示:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\zeta_i + \zeta'_i) \quad (1)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} y_i - w \cdot \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i \\ w \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \zeta'_i \\ \zeta_i, \zeta'_i \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中 w 为权重向量; C 为惩罚因子,变量,调节 C 可以改变支持向量机回归性能; ζ_i 为松弛变

量; $\varphi(x_i)$ 可以实现将输入向量 x_i 映射至高维空间。核函数的引入可以将低维不可分向量映射到高维空间,从而实现线性可分。常见的核函数包括:线性核、RBF核、高斯核和多项式核。已有研究表明 RBF核函数参数少且适合处理复杂高维问题,因此,本研究采用 RBF核函数,其表达式如下:

$$k(x, x_1) = e^{-g \|x - x_1\|^2} \quad (3)$$

式中 g 为 RBF核函数参数,调节 g 可以改变核函数性能。

由上可知,RBF核—支持向量模型中,需要调节惩罚因子 C 和RBF核函数参数 g ,以确保支持向量机性能处于最佳状态,寻找这两个最佳参数可以看做参数寻优问题,蜻蜓算法是一种具有收敛速度快、计算简单等优点的优化算法,因此,本研究采用蜻蜓算法优化支持向量机。

1.2 DA 算法

蜻蜓算法是 Mirjalili^[9]于2016年提出优化算法,该算法通过模拟蜻蜓的避撞、结对、聚集、觅食和避敌行为,从而找到最优结果,其数学模型如下:

(1)发生碰撞行为,位置更新公式如(4):

$$S_i = - \sum_{j=1}^N X - X_j \quad (4)$$

式中 X 为当前个体所处的位置; X_j 为第 j 个蜻蜓所处的位置; N 为个体数量。

(2)发生结对行为,位置更新公式如(5):

$$A_i = \frac{- \sum_{j=1}^N V_j}{N} \quad (5)$$

式中 V_j 为第 j 个蜻蜓的速度。

(3)发生聚集行为,位置更新公式如(6):

$$C_i = \frac{- \sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (6)$$

(4)发生觅食行为,位置更新公式如(7):

$$F_i = X^+ - X \quad (7)$$

式中 X^+ 为食物所处的位置。

(5)发生避敌行为,位置更新公式如(8):

$$E_i = X^- + X \quad (8)$$

(6)蜻蜓位置由以上五种行为综合决定,则位置更新值公式如(9):

$$\Delta K_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + w \Delta K_t \quad (9)$$

式中 s, a, c, f, e 分别为各类行为的权重值; t 为迭代次数; ω 惯性权重。

(7)则蜻蜓的位置更新公式如(10):

$$K_{t+1} = K_t + \Delta K_{t+1} \quad (10)$$

为了获得最佳惩罚因子 C 和核函数参数 g , 提供本模型在灌浆效果预测方面的精度, 以训练时的平均误差为目标函数(即需要目标函数最小), 目标函数如(11)所示:

$$f_{\min} = \frac{\sum_{k=1}^M (\bar{y}_k - y_k)}{M} \quad (11)$$

式中 M 为训练样本的数量; \bar{y}_k 为预测值; y_k 为

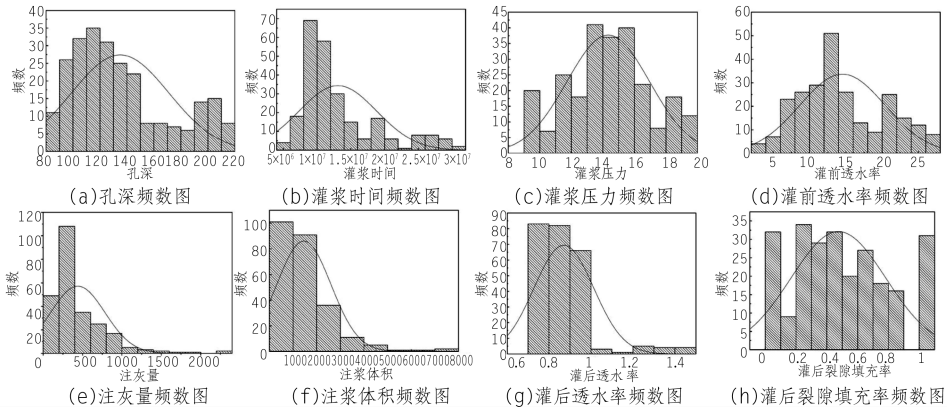


图 1 各指标频数统计图

2.2 多指标预测结果分析

将 248 组数据随机分为训练集(223 组)和测试集(25 组), 设置初始蜻蜓数量 200 只, 最大迭代次数为 500 代, 待优化参数为 C 和 g 的参数范围均设置为 $[0, 100]$ 。灌后透水率及裂隙填充率实测值与预测结果折线图(图 2), 预测值和实测值走势趋于一致。对实测值和预测值进行相关性

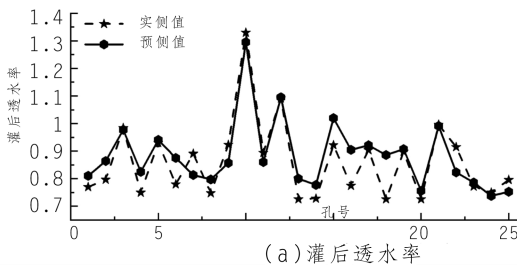
分析。

2 工程应用

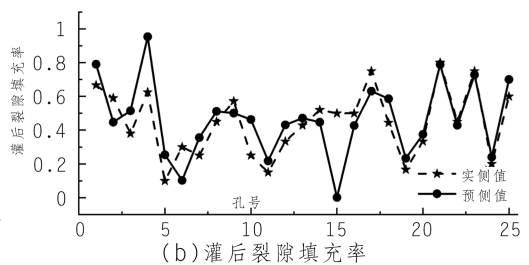
2.1 数据收集

以我国西南地区某水电站坝基灌浆为例, 验证灌浆效果预测模型的合理性。该工程地质构造条件复杂, 坝基内分布较多的软弱夹层。沿坝体灌浆廊道布置上游、下游、左岸、右岸和消力池五个主要的灌浆帷幕。研究数据来源于 8 个物探孔, 268 个实际灌浆孔和 38 个灌后检查孔共计 248 组施工过程及灌后检查数据, 图 1 列出了各指标频数统计。

分析, 灌后透水率和裂隙填充率预测值与实际值的 Pearson 相关系数分别为 0.936 和 0.803, 平均绝对误差分别为 0.038 和 0.095, 均方误差分别为 0.002 和 0.017, 平均绝对百分比误差分别为 0.047 和 0.244, 从预测结果的分析来看, 预测值和实际值具有很好的一致性。



(a) 灌后透水率



(b) 灌后裂隙填充率

图 2 实测值与预测值结果折线图

由图 2 可以看出, 灌后裂隙填充率集中在 0.5 左右, 最大值为 0.8, 最小值为 0.1; 灌后透水率主要集中在 0.9 Lu 左右, 最大值为 1.33 Lu, 最小值为 0.73 Lu, 按照本工程灌浆设计要求(灌后透

水率应小于等于 3Lu), 该区域灌浆施工质量远高于计防渗要求。

目前, 粒子群优化算法(PSO)被广泛应用在参数寻优等领域。为了进一步验证本研究建立

的预测模型存在的优势,应用 PSO-SVM 对灌后透水率和裂隙填充率进行预测分析,通过分析求解 Pearson 相关系数、均方误差、平均绝对

误差以及平均绝对百分比误差,讨论两种灌浆效果预测模型的优劣,不同方法预测结果对比分析见表 1。

表 1 不同方法预测结果对比分析

项目	方法	Pearson 相关系数	均方误差	平均绝对误差	平均绝对百分比误差
灌后透水率	PSO-SVM	0.924	0.042	0.003	0.051
	DA-SVM	0.936	0.038	0.002	0.047
灌后裂隙填充率	PSO-SVM	0.803	0.096	0.018	0.245
	DA-SVM	0.803	0.095	0.017	0.244

由表 1 可知,基于 DA-SVM 算法的灌后透水率和裂隙填充率预测值与实测值的 Pearson 相关系数分别为 0.936 和 0.803,高于或等于 PSO-SVM 的 0.924 和 0.803;均方误差分别为 0.038 和 0.095,均低于 PSO-SVM 的 0.042 和 0.096;平均绝对误差分别为 0.002 和 0.017,均低于 PSO-SVM 的 0.003 和 0.018;平均绝对百分比误差分别为 0.047 和 0.244,均低于 PSO-SVM 的 0.051 和 0.245。由此可见,基于本文所提出的预测模型精度最高,因此,开展基于 DA-SVM 算法的灌浆效果预测研究是合理的。

3 结语

灌浆效果是地质条件及灌浆施工参数的综合反映,为了能够快速获取灌浆施工质量,基于地质参数和灌浆施工参数,采用 DA-SVM 机器学习方法建立了灌浆效果预测模型。基于工程实际对该模型进行了验证和对比分析,结果显示,本文提出的方法精度最高,具有十分显著的优越性。

在未来,本文所提出的方法可以直接镶嵌至灌浆实时监控系统中,基于监控系统实时采集的地质参数及灌浆施工参数可以动态产生灌浆施工效果,为有效控制灌浆施工质量提供帮助和参考。

参考文献:

- [1] 刘宗显,余佳,吴斌平,等. 基于 LWOA 和 MKSVM 算法的帷幕灌浆施工质量模糊综合动态评价研究[J]. 水利水电技术,2020,51(6): 72-83.
- [2] Li X,Zhong D,Ren B,et al. Prediction of curtain grouting

efficiency based on ANFIS[J]. Bulletin of Engineering Geology & the Environment,2017,(9):1-29.

- [3] 张科,刘享华,杨红宣,等. 含孔洞裂隙岩体灌浆后力学特性的物理试验与数值模拟[J]. 水文地质工程地质,2019,46(01):79-85.
- [4] 王晓玲,李瑞金,敖雪菲,等. 水电工程大坝基岩三维随机裂隙岩体灌浆数值模拟[J]. 工程力学,2018,35(01):148-159.
- [5] 张连震,张庆松,刘人太,等. 基于浆液-岩体耦合效应的微裂隙岩体注浆理论[J]. 岩土工程学报,2018,40(11):2003-2011.
- [6] 李晓超,钟登华,任炳显,等. 基于模糊 RES-云模型的坝基岩体可灌性评价研究[J]. 水利学报,2017,48(11):1311-1323.
- [7] Zadhesh J,Rastegar F,Sharifi F,et al. Consolidation Grouting Quality Assessment using Artificial Neural Network (ANN)[J]. Indian Geotechnical Journal,2015,45(2):136-144.
- [8] Tinoco J,Correia A G,Cortez P. Support vector machines applied to uniaxial compressive strength prediction of jet grouting columns[J]. Computers & Geotechnics,2014,55(1):132-140.
- [9] Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving [10]single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. Neural Computing and Applications,2016,27(4): 1053-1073.

作者简介:

- 伍远朋(1988-),男,四川成都人,工程师,硕士,主要从事水利水电工程建设管理;
- 刘宗显(1995-),男,陕西安康人,工程师,硕士,主要从事水利水电工程建设管理。
- (责任编辑:卓政昌)

四川电网 500 千伏大林变电站投运

10月7日晚,四川电网 500 千伏大林变电站正式投运,标志着 500 千伏大林输变电工程进入试运行阶段。500 千伏大林输变电工程包含新建 500 千伏大林变电站及新建 500 千伏出线 4 回,线路途经乐山、眉山、成都等地。其中,大林变电站位于成都天府新区,于 2021 年 8 月开工建设,本期新增变电容量 240 万千瓦安。500 千伏大林变电站投运过程采用一键顺控技术,大幅缩短了投运操作时间,从开展站内集中验收到投运仅用 21 天,整体投运操作仅用不到 32 小时,使该站成为四川电网从验收到完成投产用时最短的 500 千伏变电站。

(摘自中国电力网)