

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2020.05.007

基于 FIG 和 GWO-SVM 的灌浆功率时序预测

邓韶辉, 王晓玲, 石祖智, 祝玉珊, 赵梦琦

(天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300072)

摘要: 为更好地预测灌浆功率时序, 建立基于模糊信息粒化(FIG)和灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)的灌浆功率时序预测模型。首先, 引入信息粒计算方法, 将原始详尽的时间序列数值点分解为一系列信息粒, 以减少模型的数据输入总量; 其次, 基于模糊集理论, 采用模糊集算子对每个信息粒进行模糊计算, 使得到的模糊信息粒可以合理地表示原始数值点集; 最后, 以支持向量机作为预测工具, 并采用灰狼优化算法进行参数寻优, 对产生的模糊信息粒进行快速准确的预测。结合实际工程, 应用该预测模型对灌浆功率的波动范围和变化趋势进行预测研究, 经过性能评价和对比分析, 验证了模型的有效性和优越性。

关键词: 灌浆功率; 灌浆质量; 时序预测; 信息粒; 模糊集; 支持向量机; 灰狼优化算法

中图分类号: TV523 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2020)05-0426-07

Prediction of grouting power time series based on FIG and GWO-SVM

DENG Shaohui, WANG Xiaoling, SHI Zuzhi, ZHU Yushan, ZHAO Mengqi

(State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: This paper proposed a grouting power time series prediction model, based on fuzzy information granulation (FIG) and grey wolf optimized support vector machine (GWO-SVM). The model establishment consisted of three major steps. First, the granular computing method was introduced to decompose the original numerical time series into a series of information granules for reducing the scale of the data. Second, based on the theory of fuzzy sets, the fuzzy set operator was used to carry out the fuzzy calculation for each information granular, so that the obtained fuzzy information granular can reasonably represent the original numerical point set. Finally, the support vector machine was used as a predictive tool, optimized by the grey wolf optimizer algorithm, and the information granules can be predicted quickly, accurately and robustly. Taking an actual project as an example, this model was used to predict the fluctuation range and trend of grouting power time series during the grouting process. After the performance evaluation and comparative analysis, the feasibility and effectiveness of the prediction model were verified.

Key words: grouting power; grout quality; time series prediction; information granular; fuzzy set; support vector machine; grey wolf optimizer

灌浆是把具有强度和黏结性能的固化材料, 以浆液的形式泵送到地基岩体裂隙或空隙中, 凝结硬化以提高基础强度、降低其渗透系数^[1]。因为灌浆活动和地质条件具有不可见性, 因此一些学者将智能算法引入灌浆工程领域^[2-8], 用其预估灌浆量、评价灌浆效果。然而, 现有预测研究多侧重于灌后阶段, 对灌浆过程中的预测研究还未见到, 不能对灌浆施工过程进行实时指导。

基金项目: 国家自然科学基金(51439005); 国家自然科学基金雅砻江联合基金(U1765205)
作者简介: 邓韶辉(1991—), 男, 工程师, 博士, 主要从事水利工程数值模拟与优化研究。E-mail:476775066@qq.com
通信作者: 王晓玲, 教授。E-mail:wangxl@tju.edu.cn
引用本文: 邓韶辉, 王晓玲, 石祖智, 等. 基于 FIG 和 GWO-SVM 的灌浆功率时序预测[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 426-432.
DENG Shaohui, WANG Xiaoling, SHI Zuzhi, et al. Prediction of grouting power time series based on FIG and GWO-SVM[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(5): 426-432.

灌浆压力和注入率的调控是控制灌浆质量的关键,为对二者进行合理调控,灌浆专家夏可风^[9]提出将灌浆功率 G 作为调控依据。受地质因素与施工因素的共同作用,灌浆功率表现出一定的随机波动特征。对灌浆功率进行时序预测的工程意义在于可以根据灌浆实时监控系统^[10-12]采集的数据准确预测灌浆功率未来的波动范围和变化趋势,进而反馈给灌浆操作人员,及时合理地调整灌浆压力和注入率,避免抬动等不良状况的发生。因此,开展基于实时监控系统的灌浆功率时序预测研究对于灌浆质量实时控制具有重要意义。

灌浆功率的时序预测会遇到以下问题:(a)作为依时间产生的数据,灌浆功率时间序列具有很大的数据量,从而导致计算耗时费力;(b)对时间序列进行窗口划分时,如何保证窗口内的信息能够很好地反映原始数据特性;(c)在预测计算过程中,如何保证预测计算过程的快速性和准确性。

针对以上问题,本文引进模糊集、信息粒计算和改进支持向量机方法,提出一种基于模糊信息粒化(fuzzy information granulation, FIG)和灰狼优化支持向量机(grey wolf optimized support vector machine, GWO-SVM)的灌浆功率时序预测方法。该方法针对问题(a),引入信息粒计算,将原始详尽的时间序列数值点分解为一系列信息粒,以减少模型的数据输入总量;针对问题(b),基于模糊集理论,采用模糊集算子对每个信息粒进行模糊计算,使得到的模糊信息粒可以合理地表示原始数值点集;针对问题(c),以支持向量机作为预测工具,并且采用灰狼优化算法进行参数寻优,保证预测的快速性和准确性。最后,以我国某水电站灌浆工程为例,结合灌浆实时监控系统,对施工过程中灌浆功率的波动范围和变化趋势进行预测研究,通过性能评价和对比分析,对本文方法的有效性和优越性进行验证。

1 研究框架

基于模糊信息粒化和灰狼优化支持向量机的灌浆功率时序预测研究框架如图 1 所示。首先在数据层,基于灌浆实时监控系统^[12]获得灌浆功率的时间序列数据。其次在方法层,提出了一种基于模糊信息粒化和灰狼优化支持向量机的预测模型:(a)引进模糊集和信息粒计算,构建模糊信息粒化 FIG 模型,对灌浆功率时间序列进行窗口划分形成信息粒,再对粒子进行模糊化计算,得到每个窗口内的模糊粒信息;(b)引进支持向量机(SVM)和灰狼优化算法(GWO),构建灰狼优化支持向量机 GWO-SVM 模型,对模糊信息粒的各分量进行快速准确的预测。最后的应用层,将构建的 FIG 和 GWO-SVM 预测模型应用于实际灌浆工程,对灌浆过程中灌浆功率的波动范围和变化趋势进行实时预测,进而反馈预测结果以指导灌浆施工。

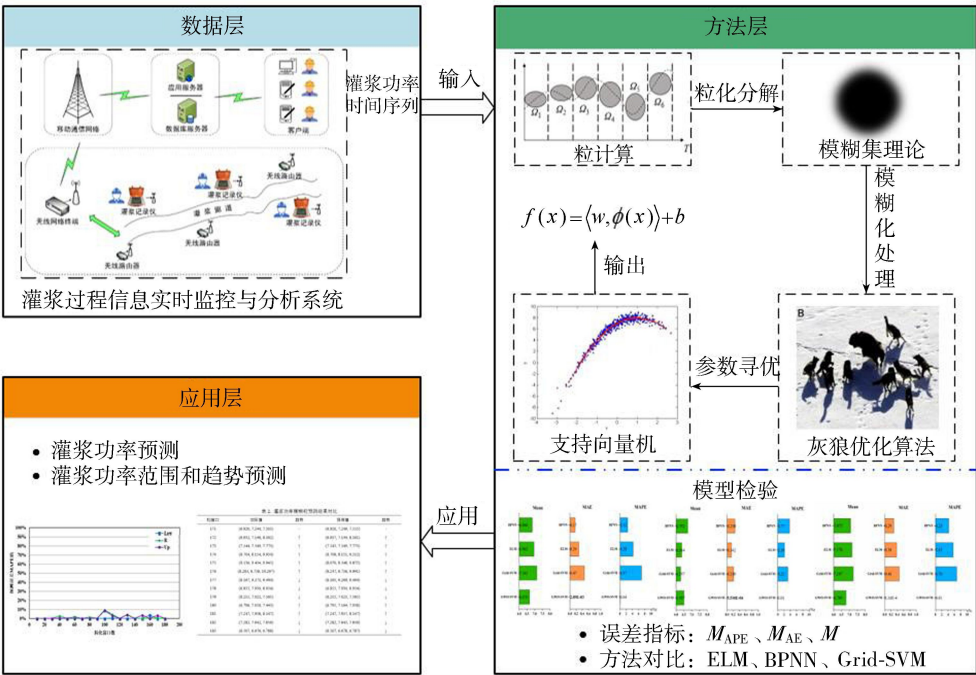


图 1 研究框架

Fig. 1 Research framework

2 数学模型

2.1 模糊信息粒化 FIG

粒计算概念由 Zadeh^[13] 在 1979 年首次提出。信息粒和信息粒化在人类的认知决策活动中发挥着重要作用。由于信息粒具有相似性、接近性、不可区分和功能相近的特点,通常将信息粒看作是一些实体集合。信息粒化就是将一个整体分解为一系列片段进行研究,每个片段称之为一个信息粒。信息粒化的目标是将复杂问题分解成简单问题,捕捉问题细节,从数据和信息中获取知识。

模糊信息粒是采用模糊集形式表示信息粒。对时间序列进行模糊粒化,可以分为两步:窗口划分和模糊化。窗口划分是将时间序列分解成若干小的子序列作为信息粒;模糊化是对每个窗口内的信息粒进行模糊化运算得到一个模糊集。二者结合在一起就是模糊信息粒化 FIG。模糊信息粒化最关键的过程是模糊化,即在时间窗口建立一个合理的模糊集,使其能够取代原窗口中的数据,代表人们关心的信息。

给定一个时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 和时间窗口数量 $S(1 \leq S \leq N)$,若 $S=1$,则整个时间序列被看成一个信息粒,若 $S=N$,则每个样本被看成一个信息粒。现考虑单窗口问题,模糊化的任务是在 X 上建立一个模糊粒 P ,即一个能合理描述 X 的模糊概念 Z ,确定了 Z 即确定了模糊粒 P :

$$g' \triangleq x \text{ is } Z$$

(1)

式中: x ——时间序列元素; g' ——模糊关系。

模糊化本质上是确定模糊概念 Z 的隶属函数 A ,粒化时先确定模糊概念的形式,再确定具体的隶属函数 A ,本文选取三角形模糊集形式,其隶属函数为

$$A(x, l, m, n) = \begin{cases} \frac{x-l}{m-l} & l \leq x \leq m \\ \frac{n-x}{n-m} & m < x \leq n \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

(2)

式中: l, m, n ——三角模糊数的下界值、中值、上界值。

构建模糊信息粒时有两点要求^[14]:(a)在时间窗口内模糊粒应尽可能地包含更多的数据,使粒子更合理地代表原始数据;(b)模糊粒应尽可能地有一个良好的语义定义,即有一定的特殊性。考虑上述要求,本文采用 Pedrycz 等^[15] 提出的粒化方法。

2.2 灰狼优化支持向量机 GWO-SVM

2.2.1 支持向量机 SVM

支持向量机 SVM 由 Vapnik^[16] 提出,主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化;其理论基础是统计学习理论,是结构风险最小化的近似实现。SVM 常通过构造输入输出模型解决非线性回归问题。本文选取 ε -SVR 模型对灌浆功率进行预测,核函数选取径向基核函数,详细的数学模型信息可以参见文献[17]。为得到比较理想的预测精度,需要对超参数(C, g)寻优,其中 C 为惩罚函数, g 为核函数常数。

2.2.2 灰狼优化算法 GWO

GWO 是 Mirjalili 等^[18] 在 2014 年提出的一种新型群体智能优化算法,该算法模拟了狼群的捕食行为:跟踪接近、追捕包围、攻击猎物。GWO 的寻优过程如下:在搜索域内随机产生一群灰狼,将狼群中的灰狼按照等级从高到低分为 α, β, δ 和 ω 。 α 一般为狼群当前最优个体; β 在狼群中起辅助作用,为次优个体; δ 为次次优个体; ω 为搜索个体。由 α, β, δ 负责对猎物位置进行评估定位,并共同负责指定 ω 的移动方向,实现对猎物的全方位包围攻击,最终捕获猎物。

a. 社会等级。 α 是狼群中的领导者,负责包括狩猎在内的一切事务; β 是狼群的次级领导,帮助 α 制定决策;第三级是 δ ,听命于 α 和 β ,负责保证狼群的安全; ω 是狼群的最低级,保证整个群体的结构。

b. 包围猎物。追踪包围的过程,由计算猎物距离 D 和更新灰狼位置 2 个环节组成,其数学模型为

$$\begin{cases} D = |FY_p - Y(t)| \\ Y(t+1) = Y_p - AD \\ E = 2ar_1 - a \\ F = 2r_2 \end{cases} \tag{3}$$

式中: t ——当前迭代步数; E 、 F ——系数向量; Y ——灰狼的位置向量; Y_p ——猎物的位置向量; a ——随迭代次数线性递减的系数,取值区间为 $[0, 2]$; r_1 、 r_2 ——区间 $[0, 1]$ 内的随机向量。

数学上通过减小 $a(t)$ 值模拟灰狼接近猎物的行为, $a(t)$ 可以随着迭代过程从 2 到 0 线性递减, 计算公式为

$$a(t) = 2 - \frac{2t}{M} \tag{4}$$

式中: M ——最大迭代步数。

c. 攻击猎物。数学上为模拟狼群狩猎行为,假定 α 、 β 、 δ 狼对猎物位置有更好的判断,因此保存前 3 个的最优解,更新 ω 狼的目标位置。即当猎物的位置确定后,由 α 带领 β 、 δ 发起攻击, ω 根据 α 、 β 、 δ 的位置信息靠近猎物。其数学模型为

$$\begin{cases} D_\alpha = |F_\alpha Y_\alpha - Y| \\ D_\beta = |F_\beta Y_\beta - Y| \\ D_\delta = |F_\delta Y_\delta - Y| \\ Y_\alpha = Y_\alpha - E_\alpha D_\alpha \\ Y_\beta = Y_\beta - E_\beta D_\beta \\ Y_\delta = Y_\delta - E_\delta D_\delta \\ Y(t+1) = \frac{Y_\alpha + Y_\beta + Y_\delta}{3} \end{cases} \tag{5}$$

由式 $Y(t+1) = Y_p - ED$ 可知 E 的取值在区间 $[-2a, 2a]$ 。当 E 的随机值在 $[-1, 1]$ 区间时,意味着灰狼位置一定在当前位置和猎物位置之间。当 $|E| < 1$ 时,强制灰狼发动攻击;在 $|E| > 1$ 时强制狼群继续搜寻,即狼群从一个猎物散开寻找另一个更好的猎物。

2.3 基于 FIG 和 GWO-SVM 的灌浆功率时序预测模型

2.3.1 时间序列的采集与选取

灌浆功率 G 作为调控灌浆压力和注入率的依据,其公式为

$$G = Pq \tag{6}$$

式中: P ——灌浆压力,MPa; q ——灌浆流量,即注入率,L/min。

灌浆规范^[19]明确规定“灌浆过程中应保持灌浆压力和注入率相适应”,本质上是要求二者的乘积即灌浆功率近似保持为一个常数。本文选取灌浆功率进行时序预测研究,进而反馈指导工程实践。首先将灌浆功率创新性地引入灌浆实时监控系统,在采集分析灌浆孔段的流量和压力的同时,对灌浆功率进行计算分析,灌浆流量、灌浆压力和灌浆功率曲线如图 2 所示,图中灌浆数据每隔 5 s 采集和计算一次,共采集了 915 条数据。

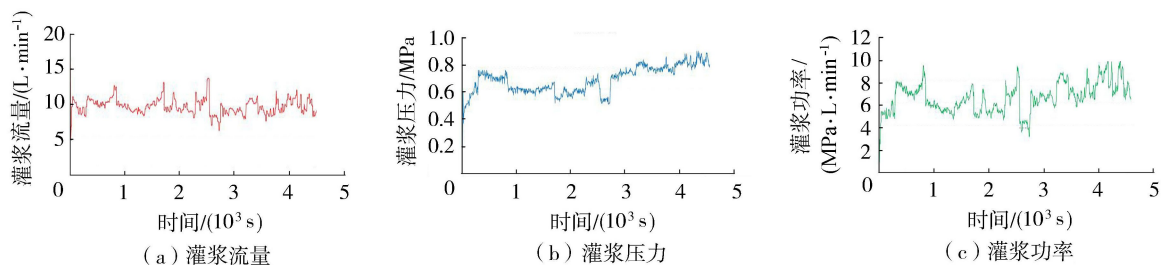


图 2 灌浆监控系统 P 、 q 、 G 实时监控曲线

Fig.2 Real-time monitoring curve of P , q and G from grouting monitoring system

2.3.2 模型参数确定

采用 GWO 求解模型的最优超参数(C, g),并以模型训练过程的均方差 MSE 作为适应度函数。模型调节参数初始值设置如下:种群规模数为 5,迭代次数为 50 次,惩罚参数 C 和核函数常数 g 的下界和上界分别为 0.01 和 100。

3 工程应用

结合某水电站灌浆工程,说明基于 FIG 和 GWO-SVM 的时序预测模型在灌浆工程中的具体应用。

3.1 灌浆功率模糊信息粒化

通过实时监控技术获得灌浆孔段的灌浆功率时间序列,以 5 条数据为一个粒子进行窗口划分,共划分了 183 个窗口。经过模糊粒化计算后的序列值如图 3 所示,每个窗口包含了 3 个分量(L_{ow}, R, U_p), L_{ow}, R, U_p 分别表示窗口内灌浆功率的最小值、平均值、最大值。

3.2 灌浆功率模糊粒预测

3.2.1 模糊粒预测

首先将前 182 个模糊粒作为训练集,将第 183 个模糊粒作为测试集,进行回归预测。为消除随机因素带来的影响,进行 10 次试验以保证预测模型的泛化能力,由于测试集为单粒子,因此选取平均绝对误差 M_{AE} 、平均相对误差 M_{APE} 和平均值 M 作为模型的预测性能指标。

采用 GWO-SVM 预测得到的误差指标很低, M_{AE} 和 M_{APE} 指标接近 0(表 1),各分量预测结果与实际值也基本一致,说明 GWO-SVM 模型具有很高的预测准确率;GWO-SVM 的计算时间为 7.02 s,说明 GWO-SVM 模型具有较快的预测速度。

3.2.2 预测起始时间

本节对预测开始时间进行初步确定,即何时可以利用灌浆孔段的时序监测数据进行预测指导。以 10 个模糊粒为间隔,逆序计算确定最早预测时间:如,采用前 180 个模糊粒预测第 181 个模糊粒……采用前 10 个模糊粒预测第 11 个模糊粒。为简化说明,仅以误差指标 M_{APE} 进行分析,结果如图 4 所示。

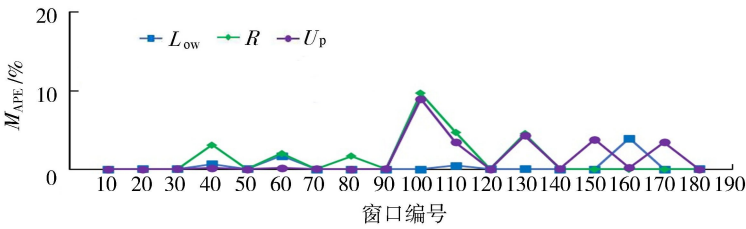


图 4 各个粒化窗口模糊粒的预测误差 M_{APE} 值
Fig. 4 M_{APE} value of fuzzy information granules in each granulation window

由图 4 可以看到,利用 GWO-SVM 模型预测模糊粒时,大多数窗口的预测误差 M_{APE} 值在 5% 以下,窗口 100 处的预测误差较大, M_{APE} 值在 10% 左右,这是因为此处的原始数据存在很大的骤降(图 3)。总体来说在 10 个模糊粒后,即开始灌浆 250 s 之后,基本可以开始对产生的时序监测数据进行预测,反馈指导现场施工。

3.2.3 范围和趋势预测

对窗口 171 ~ 183 的模糊粒逐个进行预测,并对其趋势进行分析,结果见表 2。由表 2 可知,本文模型的预测结果由模糊粒的最大值、最小值以及均值构成,能够在提供灌浆功率范围波动信息的同时提供趋势变化信息。

在实际灌浆工程中,可以根据灌浆功率预测结果的分布情况,判断下一时间段内灌浆功率的波动范围和变化趋势,判断灌浆功率最大值是否接近设计临界值,此处该孔段的设计灌浆压力为 1 MPa,灌浆功率为

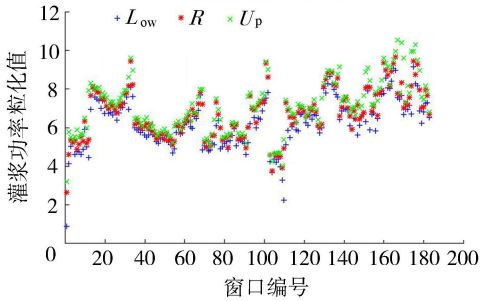


图 3 灌浆功率模糊信息粒化处理后数据
Fig. 3 Date graph after fuzzy information granulation processing of grouting power

表 1 模型的预测性能指标结果

Table 1 Predictive performance indicator results of model

分量	M	M_{AE}	$M_{APE}/\%$
U_p	6.789	8.16×10^{-4}	0.01
R	6.678	2.89×10^{-3}	0.04
L_{ow}	6.507	5.51×10^{-4}	0.01

10 MPa · L/min。如窗口 174 ~ 177 的灌浆功率最大值在接近临界值 10 MPa · L/min 时,即可发出预警,将该信息实时反馈给前方灌浆操作人员,降低灌浆压力和注入率,使灌浆功率不超过临界值。同样可以根据灌浆功率最小值调节施工参数,如窗口 182 ~ 183 的灌浆功率最小值在持续降低时,亦可发出预警,为节省灌浆时间和提高灌浆效率,应增大灌浆压力和注入率,使灌浆功率维持在正常区间。

表 2 灌浆功率模糊粒预测结果对比

粒化窗口	灌浆功率模糊粒实际值/(MPa · L · min ⁻¹)				灌浆功率模糊粒预测值/(MPa · L · min ⁻¹)			
	最小值	均值	最大值	趋势	最小值	均值	最大值	趋势
171	6.920	7.244	7.305		6.920	7.249	7.555	
172	6.932	7.146	8.162	↑	6.937	7.144	8.161	↑
173	7.144	7.549	7.773	↑	7.145	7.549	7.773	↑
174	6.704	8.154	9.934	↑	6.706	8.155	9.512	↑
175	9.136	9.434	9.945	↑	8.070	8.548	9.875	↑
176	8.263	8.738	10.29	↑	8.247	8.738	9.991	↑
177	8.167	9.271	9.494	↓	8.165	9.269	9.494	↓
178	6.855	7.930	8.954	↓	6.855	7.930	8.954	↓
179	6.215	7.022	7.565	↓	6.215	7.023	7.565	↓
180	6.796	7.056	7.443	↑	6.795	7.164	7.938	↑
181	7.247	7.938	8.147	↑	7.247	7.937	8.147	↑
182	7.282	7.642	7.856	↓	7.282	7.643	7.856	↓
183	6.507	6.676	6.788	↓	6.507	6.678	6.787	↓

注:↑表示和前一窗口相比呈上升趋势;↓表示和前一窗口相比呈下降趋势。

3.3 对比分析与讨论

为验证 GWO-SVM 算法在灌浆功率时序预测方面的优势,将该方法和网格寻优支持向量机(Grid-SVM)、超限学习机(ELM)、BP神经网络(BPNN)方法进行了对比。将前 182 个模糊粒作为训练集,将第 183 个模糊粒作为测试集,进行回归预测。为消除随机因素带来的影响,4 种方法均进行 10 次试验,取其平均值,选取平均值 M 、平均绝对误差 M_{AE} 和平均相对误差 M_{APE} 进行对比分析,结果见表 3。

表 3 4 种预测方法的性能指标对比

预测方法	L_{ow} 预测值			R 预测值			U_p 预测值		
	M	M_{AE}	$M_{APE}/\%$	M	M_{AE}	$M_{APE}/\%$	M	M_{AE}	$M_{APE}/\%$
BPNN	6.752	0.25	3.77	6.844	0.17	2.52	7.075	0.29	4.23
ELM	6.364	0.14	2.18	6.962	0.29	4.28	7.170	0.38	5.63
Grid-SVM	6.297	0.21	3.23	7.141	0.47	6.97	7.247	0.46	6.76
GWO-SVM	6.507	5.51×10^{-4}	0.01	6.678	2.89×10^{-3}	0.04	6.789	8.16×10^{-4}	0.01

注: L_{ow} 、 R 、 U_p 的实际值分别为 6.506、6.676、6.788。

a. 一致性分析。以分量 L_{ow} 为例,对各模型的预测性能指标进行分析:GWO-SVM 模型与 Grid-SVM 模型、ELM 模型和 BPNN 模型都具有较高的精度,平均值 M 都接近实际值,平均绝对误差 M_{AE} 范围在 0 ~ 0.25 之间,平均相对误差 M_{APE} 范围在 0.01% ~ 3.77% 之间。可以看出,GWO-SVM 模型在预测精度方面具有一致性。

b. 优越性分析。以分量 L_{ow} 为例,采用 GWO-SVM 预测得到的误差指标最低, M_{AE} 和 M_{APE} 指标接近 0,预测结果 6.507 与实际值 6.506 最为接近,说明 GWO-SVM 模型的预测性能最好;和 GWO-SVM 模型相比,采用 Grid-SVM、ELM 和 BPNN 方法时,平均绝对误差 M_{AE} 和平均相对误差 M_{APE} 都较大。可以看出,GWO-SVM 模型在预测精度方面的优越性。

就整个计算时间(含模糊粒化时间和预测时间)来说:BPNN 的计算时间最少,用时 1.72 s;Grid-SVM 的计算时间最多,用时 73.08 s;GWO-SVM 的计算时间为 7.02 s;ELM 的计算时间为 13.31 s。由于一个模糊粒包含 5 条灌浆数据,每条数据的时间间隔为 5 s,即一个模糊粒的时间间隔为 25 s,因此理论上计算时间必须小于 25 s,才能在下次模糊粒出现时对其进行预测计算,对现场进行反馈指导。综合考虑计算时间和预测精度二者因素,不难看出在灌浆功率时序预测方面,GWO-SVM 模型是一种快速准确的预测工具。

4 结 语

针对目前灌浆预测研究缺乏对过程中灌浆指标的预测,同时亦未能对灌浆施工过程进行实时指导的问题,本文提出了一种基于 FIG 和 GWO-SVM 的灌浆功率时序预测模型,通过性能评价和对比分析,验证了该预测模型的有效性和优越性。结合实际灌浆工程,对灌浆功率的波动范围和变化趋势进行预测研究,可为灌浆压力和注入率的合理调控提供一定的参考。

参考文献:

- [1] STILLE H, GUSTAFSON G, HASSLER L. Application of new theories and technology for grouting of dams and foundations on rock[J]. Geotechnical and Geological Engineering, 2012, 30(3): 603-624.
- [2] 郭晓刚, 孟山辉. 基于 LIBSVM 的高面板坝趾板基础灌浆智能预测[J]. 人民长江, 2011, 42(1): 33-36. (GUO Xiaogang, MENG Shanhui. Intelligent prediction on toe-slab foundation grouting of high faced rockfill dam based on LIBSVM[J]. Yangtze River, 2011, 42(1): 33-36. (in Chinese))
- [3] YANG Chauping. Estimating cement take and grout efficiency on foundation improvement for Li-Yu-Tan Dam[J]. Engineering Geology, 2004, 75(1): 1-14.
- [4] TINOCO J, CORREIA A G, CORTEZ P. Support vector machines applied to uniaxial compressive strength prediction of jet grouting columns[J]. Computers and Geotechnics, 2014, 55: 132-140.
- [5] TINOCO J, CORREIA A G, CORTEZ P. A novel approach to predicting Young's modulus of jet grouting laboratory formulations over time using data mining techniques[J]. Engineering Geology, 2014, 169: 50-60.
- [6] LEI Jinsheng, CHEN Jianfei, CAO Xueting, et al. The regression prediction analysis of grouting concretion stone's strength based on SVR[J]. Advanced Materials Research, 2013, 859: 171-176.
- [7] LI Xiaochao, ZHONG Denghua, REN Bingyu, et al. Prediction of curtain grouting efficiency based on ANFIS[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2019, 78(1): 281-309.
- [8] 李晓超, 钟登华, 任炳昱, 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. (LI Xiaochao, ZHONG Denghua, REN Bingyu, et al. Study on evaluation of rock mass groutability of dam foundation based on Fuzzy RES-cloud model[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48(11): 1311-1323. (in Chinese))
- [9] 夏可风. 夏可风灌浆技术文集[M]. 北京: 中国水利水电出版社. 2015.
- [10] 饶小康, 王晖. 基于 B/S 结构的灌浆数字化系统在水利工程中的应用[J]. 长江科学院院报, 2013, 30(2): 79-83. (RAO Xiaokang, WANG Hui. Application of B/S network-based digital grouting management system to hydroprojects[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2013, 30(2): 79-83. (in Chinese))
- [11] 闫福根, 钟登华, 任炳昱, 等. 基于 B/S 结构的三维交互式灌浆可视化系统的研制及应用[J]. 水利水电技术, 2014, 45(11): 66-69. (YAN Fugen, ZHONG Denghua, REN Bingyu, et al. Development and application of B/S structure-based 3D interactive grouting visualization system[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2014, 45(11): 66-69. (in Chinese))
- [12] ZHONG D H, YAN F G, LI M C, et al. A real-time analysis and feedback system for quality control of dam foundation grouting engineering[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2015, 48(5): 1947-1968.
- [13] ZADEH L A. Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems[M]. Binghamton: State University of New York, 1996.
- [14] LU Wei, PEDRYCZ W, LIU Xiaodong, et al. The modeling of time series based on fuzzy information granules[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(8): 3799-3808.
- [15] PEDRYCZ W, VUKOVICH G. Feature analysis through information granulation and fuzzy sets[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 825-834.
- [16] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [17] CHANG Chihchung, LIN Chihjen. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27.
- [18] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3): 46-61.
- [19] 中华人民共和国水利部. 水工建筑物水泥灌浆施工技术规范: DL/T 5148—2012[S]. 北京: 中国电力出版社, 2012.