

基于改进 ABC-LSSVM 的浆体管道临界淤积流速预测

杨静宗¹, 杨天晴¹, 周成江², 潘安宁¹

(1. 保山学院信息学院, 云南 保山 678000)

(2. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

[摘要] 针对浆体管道的临界淤积流速存在预测难度高且计算较为复杂的问题, 本文引入改进的人工蜂群算法(ABC)优化最小二乘支持向量机的方法对其做出了预测。为平衡算法的局部搜索和全局搜索性能, 改进后的算法中的蜜蜂参考了雇佣蜂全局当前最优解和个体当前最优解的搜寻方式来展开寻优。通过实验仿真, 结果表明: 利用所提出的方法相比常规预测方法得到的预测效果更加精确, 其均方根误差、平均相对误差以及平均绝对误差值仅分别为 3.05%、1.00% 和 2.06%。同时, 优于传统的临界淤积流速经验计算公式。

[关键词] 临界淤积流速, 浆体管道, 人工蜂群算法(ABC), 最小二乘支持向量机(LSSVM)

[中图分类号] TP181 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2020)01-0136-07

Prediction of Critical Deposition Velocity in Slurry Pipeline Based on Improved ABC-LSSVM

Yang Jingzong¹, Yang Tianqing¹, Zhou Chengjiang², Pan Anning¹

(1. School of Information, Baoshan University, Baoshan 678000, China)

(2. School of Information Engineering and Automation Chemistry, Kunming University of Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of predicting the critical deposition velocity in slurry pipeline and the complexity of calculation, this paper introduced the improved artificial bee colony algorithm(ABC) to optimize the least squares support vector machine(LSSVM) for predicting the critical deposition velocity. In order to balance the local search and global search performance of the algorithm, the bees in the improved algorithm refer to the global current optimal solution of hired bees and the individual current optimal solution. The simulation results show that the proposed method is more accurate than the conventional method. The mean square root error, average relative error and average absolute error are only 3.05%, 1.00% and 2.06% respectively. Meanwhile, it is superior to the traditional empirical formula for calculating critical deposition velocity.

Key words: critical deposition velocity, slurry pipelines, ABC, LSSVM

近年来, 浆体管道输送业务得到了较快的发展, 目前已成为五大运输业之一, 并在工业化生产中占有相当重要的地位^[1]。特别是在冶金领域, 随着我国政府于“十三五”规划中明确提出“绿色发展”的新理念, 使得浆体管道输送业务凭借安全、低碳和高效的优势得到了更高的重视。然而, 管道在运行中可能会发生淤积和堵塞的现象。为确保管道的长期安全稳定运行, 合理的流速指标是工程设计中的前提和关键^[2]。这是由于过高的流速会冲刷管道, 甚至还会造成管道被损坏。而过低的流速则会致使固体杂质颗粒下沉, 进而形成沉积层。假如管道内部流体的流动得到充分减弱, 将使得管道被堵塞。为使管道能够保持正常输送、不淤积, 需要参考一项重要参数——临界淤积流速。自 20 世纪至今, 国内外已出现过很多计算公式, 如 Durand 公式(1953 年)^[3]、Yotsukura 公式(1961 年)^[4]、Babcock 公式(1971 年)^[5]、Graf 公式(1972 年)^[6]、Wasp 公式(1977 年)^[7]、Turian 公式(1987 年)^[8]、Hepy 公式(2008 年)^[9]等等。然而, 因为各位专家学者研究的物料、实验条件和实验方法等方面有着很大的差异, 得到的公式大多是经验性的。其

收稿日期: 2019-05-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61563024)、保山学院科学研究基金项目(BYBS201802)。

通讯作者: 杨静宗, 博士, 讲师, 主要研究方向: 复杂工业过程的建模分析。E-mail: yjingzong@foxmail.com

不但在形式和参数上有很大差异,而且实测值与计算值相差很大。

伴随人工智能方法的广泛研究,其在各领域均发挥了突出的作用。通过在诊断分析的过程中获取到的状态和现象,计算机可以按照自身掌握的知识进行迅速推理,从而完成对对象的快速预测。近年来,利用机器学习的方式进行临界淤积流速的预测正逐渐显现出优势。韩旭等人^[10]采用人工神经网络对管道的临界淤积流速进行了预测,实验结果显示:预测值与实测结果比较接近。Lahiri S K 和 Ghanta K C^[11]构建了遗传算法优化人工神经网络的算法模型,并将其应用到管道临界淤积流速预测之中,结果证实了所提出方法的有效性。此外,还有 Azamathulla H Md 等人^[12]采用自适应神经模糊推理系统和基因表达式编程算法结合的算法模型对管道的临界淤积流速展开了预测。然而,传统的模型大多是基于人工神经网络来构建的,其存在容易出现过学习和泛化性差的缺陷^[13]。最小二乘支持向量机(least square support vector machines, LSSVM)是在支持向量机^[14]的基础上经过改进而得到的,其不但在处理小样本、非线性等问题中具备较大的优势,还具有模型的求解简单,计算速度较快的特点。但 LSSVM 的参数选择比较复杂,对该模型的预测效果带来了一定的影响,所以在应用中很有必要采用适当的方法对参数作出优化选择。

人工蜂群算法(atificial bee colony, ABC)^[15]作为近年来发展起来的一种群新型算法,有着运算简单、参数少、全局搜索性能好等优势^[16]。在求解参数优化问题时,由于其在优化的过程中经过了全局搜索和局部搜索,因而得到最优解的几率得到了很大程度的提高。目前,ABC 算法已在结构损伤识别^[17]、故障诊断^[18]、路径规划^[19]等领域都得到了良好的应用。为此,本文将采用改进的人工蜂群算法,以解决 LSSVM 在参数选择上存在的问题。通过构建基于 ABC-LSSVM 的临界淤积流速预测模型,然后对工程实际中的临界淤积流速值展开预测。

1 LSSVM 原理

LSSVM 的基本思想是将传统的 SVM 中的约束转换为等式约束,并通过误差的二范数来表达,其使得算法的计算效率得到了提高。该方法的原理如下:

假设存在一个数据集 $D = \{(\mathbf{x}_k, y_k) | k = 1, 2, \dots, N\}$, $\mathbf{x}_k \in R^n$ 和 $y_k \in R$ 分别为输入和输出。所构建的决策函数可以表示成如下的形式:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b, \quad (1)$$

式中, \mathbf{w} 为权向量, b 为偏差。在维数为 n 的空间中,最优化问题可以表示为:

$$\min J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} C \sum_{k=1}^N \xi_k^2, \quad (2)$$

约束条件:

$$y_k(x) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k \quad (k = 1, \dots, m),$$

式中, C 为惩罚因子, ξ_k 为松弛变量。那么利用目标函数和约束条件构建的 Lagrange 函数如下:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} C \sum_{k=1}^N \xi_k^2 - \alpha_k \sum_{k=1}^m [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k], \quad (3)$$

式中, $\alpha_k (i = 1, 1, \dots, N)$ 代表乘子。按照 KKT 条件:

$$y = \begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \alpha_k \sum_{k=1}^m \varphi(\mathbf{x}_k), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^m \alpha_k = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = C \xi_k, \\ \frac{\partial L}{\partial a_k} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + b + \xi_k - y_k = 0. \end{cases} \quad (4)$$

消去 \mathbf{w} 和 ξ_k , 可得到:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Q}^T \\ \mathbf{Q} & \mathbf{K} + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \mathbf{A} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{Q}=[1, \cdots, 1]^T$; $\mathbf{A}=[\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \cdots, \mathbf{a}_m]^T$; $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \cdots, y_m]^T$; 根据 Mercer 条件, 核函数可以写为:

$$K(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \varphi(\mathbf{x}_k)^T \varphi(\mathbf{x}_l). \quad (6)$$

于是得到 LSSVM 的函数估计:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i K(x, \mathbf{x}_i) + b, \quad (7)$$

式中, $K(x, \mathbf{x}_i)$ 为核函数, 由于 RBF 核函数不但有着结构简单、泛化性能优异的优势, 而且所需优化的参数仅有两个, 本文取 RBF 函数为核函数, 其可以表示如下:

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

2 标准人工蜂群算法

人工蜂群算法是受蜜蜂采蜜的行为得到启发而提出来的. 该算法将蜂群分成了雇佣蜂、跟随蜂和侦查蜂 3 种类型. 这些蜜蜂通过各自的分工协作而找到最优蜜源, 该过程等价于寻找优化问题中的最优解过程. 其中, 雇佣蜂和跟随蜂的作用主要是进行蜜源的开采, 侦查蜂则是为了防止蜜源数量太少而设定的. 设定第 i 个蜜源在 N 维空间中的位置为 $\mathbf{V}_i = (\mathbf{V}_{i1}, \mathbf{V}_{i2}, \cdots, \mathbf{V}_{iN})$, 那么该算法的搜索步骤将可以描述成如下的形式:

(1) 根据自身的记忆, 雇佣蜂在邻近范围内随机选取一个蜜源;

(2) 雇佣蜂把得到的蜜源交给跟随蜂;

(3) 按照轮盘赌的方式对邻近的范围内的蜜源进行选择;

(4) 当经过最大迭代搜索次数后, 蜜源的质量仍然无法得到提高, 那么雇佣蜂变为侦查蜂, 且在摒弃蜜源的同时, 随机生成一个新蜜源.

在 ABC 算法中, 雇佣蜂、跟随蜂按照如下的方式来更新蜜源:

$$\mathbf{V}_{ij} = \mathbf{S}_{ij} + r \cdot (\mathbf{S}_{ij} - \mathbf{S}_{kj}), \quad (9)$$

式中, $k \in (1, 2, \cdots, L)$, $j \in (1, 2, \cdots, N)$, $k \neq j$; r 为 $[-1, 1]$ 间的随机数; \mathbf{S}_{ij} 为蜜源当前的位置; \mathbf{S}_{kj} 为新蜜源的位置.

以轮盘赌的方式来选取蜜源, 并按以下公式求出被选择的概率:

$$P_i = \frac{f(\sigma_i)}{\sum_{i=1}^L f(\sigma_i)}, \quad (10)$$

按照是否大于 0 的原则, 可以把适应度函数表示成如下形式:

$$f(\sigma_i) = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i \geq 0, \\ 1+abs(f_i) & f_i < 0, \end{cases} \quad (11)$$

式中, σ_i 是第 i 个蜜源, $f(\sigma_i)$ 是第 σ_i 处蜜源的适应度, $i \in \{1, 2, 3, \cdots, T\}$, T 为蜜源的数量. 通过对 $f(\sigma_i)$ 进行比较, 跟随蜂在邻近的蜜源中选取某个蜜源.

若食物源经历过设定的最大开采次数后, 适应度依旧没能成功更新, 那么将抛弃该蜜源, 并使用如下的公式来寻找一个新的蜜源作为替代:

$$\mathbf{S}_{ij} = l_j + \text{rand}(0, 1) \cdot (u_j - l_j), \quad (12)$$

式中, $\text{rand}(0, 1)$ 是 $[0, 1]$ 间的随机数, $[l_j, u_j]$ 是第 j 维变量的边界.

3 改进的人工蜂群算法

在 ABC 算法中, 雇佣蜂与侦查蜂主要承担了全局搜索的工作. 同时, 跟随蜂则更多地在质优的蜜源周围进行局部搜索, 从而使得较为优异的个体渐渐朝最优位置演化. 在算法寻优的过程中, 跟随蜂使用了和雇佣蜂相一致的搜寻方式, 虽然具备了较好的全局搜索性能, 但局部搜索性能则相对较弱. 为平衡算法的搜索性能, 经过改进之后, 雇佣蜂和跟随蜂将采取参考雇佣蜂全局当前最优解与个体当前最优解的方式来

展开寻优.同时,每次迭代的时候,对蜜源每一维度的值进行更新,从而使可行解的多样性变得更加丰富.基于此,本文在在借鉴粒子群算法的更新方式的基础上,对原有雇佣蜂和跟随蜂的搜索方式进行了改进,即原有公式(9)更新为:

$$V'_{ij} = S_{ij} + r \times \lambda (S_{bj} - S_{kj}) + r \times \lambda (S_{gj} - S_{ij}), \quad (13)$$

式中, r 为 $[0,1]$ 之间的随机数; j 和 k 均为随机选择,且 $k \neq b$, S_{bj} 为个体当前最优解 s_b 的第 j 维分量; S_{kj} 为个体 S_k 的第 j 维分量; S_{gj} 为个体全局当前最优解 S_g 的第 j 维分量; S_{bj} 为当前最优解 S_b 的第 j 维分量.

蜂群在寻优的初期,由于尚未有可供参照的经验,只能进行随机搜索,所以搜索的半径相对较大.当寻找到一定量的蜜源的时候,下一阶段蜜蜂通常将围绕已知的蜜源作出开采操作.由于此时寻找蜜源的动力已经在渐渐降低,所以搜索的半径会慢慢变小,而且到了搜索的末期,将只会对为数不多的优质蜜源展开搜索.在公式(13)中,参数 λ 起到了控制搜索范围的目的.当 λ 取值较大的时候,搜索范围将会很大.当 λ 取值较小的时候,搜索范围也将会很小.根据蜂群在搜寻食物时所表现出的行为,在初期应当应用较大的搜索半径.而在后期,为便于在已知解附近展开精细化搜索,则需要逐步缩小搜索的半径.所以,本文引入了线性递减搜索半径的策略:

$$\lambda = \lambda_{\max} - \frac{(\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) \cdot FEs}{MaxFEs}, \quad (14)$$

式中, λ_{\max} 、 λ_{\min} 分别为 λ 的最大值与最小值. FEs 为当前的迭代次数, $MaxFEs$ 为最大迭代次数.

4 基于改进 ABC 优化 LSSVM 的预测模型

该模型建立的过程如下:

(1)对数据样本展开归一化操作,并建立训练样本与测试样本;

(2)初始化参数,设置最大迭代次数、终止循环次数、蜜源的数量,以及雇佣蜂和侦查蜂的数量等参数;

(3)随机生成若干数量的蜜源,然后求出每个蜜源对应的适应度;

(4)雇佣蜂根据公式(13)查找新蜜源,同时求出相应的适应度.若该蜜源的适应度要好于原有的蜜源,将进行替换的操作,否则维持不变;

(5)求出所有蜜源被选择的概率,然后再按照轮盘赌的策略选择蜜源进行采蜜,同时在其附近搜索新蜜源;

(6)判断是否达到终止循环次数,若小于终止循环次数,则返回步骤(4),若达到终止循环次数,则侦查蜂随机产生新蜜源并替换较差的蜜源;

(7)到最大迭代次数后,输出最佳适应度对应的解,否则回到步骤(4)继续搜索;

(8)将最优解 γ 和 σ^2 代入 LSSVM 模型,然后用测试数据对 LSSVM 进行训练,然后求解,再把所获得的参数代入公式(8)得到回归估计函数.

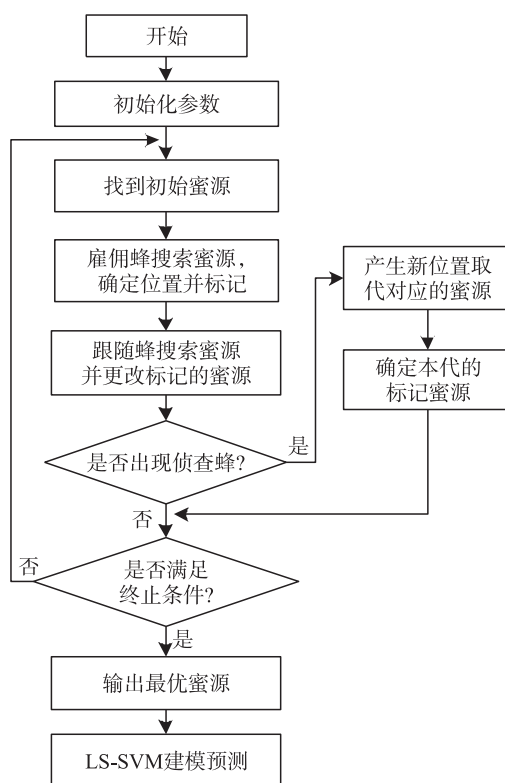


图1 基于改进 ABC-LSSVM 算法流程图

Fig. 1 Flow chart based on improved ABC-LSSVM algorithm

5 预测实例分析

本文采用文献[10]中铁精矿在管道中的临界淤积流速数据,将其中的33组作为训练样本集,并把余下的数据作为测试集,如表1所示.通过结合前人在管道输送实验中所做的研究分析,对其产生主要影响的因素为管道的直径、物料的粒径、矿浆的浓度以及物料密度.基于此,本研究将主要考虑这4项影响因素,然后将物料粒径、管道的直径、矿浆的体积浓度以及物料密度作为函数的输入值,并将临界淤积流速作为输出值来构建函数关系式,以此构造模型的输入输出矩阵.待建模完成后,展开预测分析.

表 1 测试数据
Table 1 Test data

编号	管径 D/m	密度比 S	粒径 $\bar{d}/\mu\text{m}$	体积浓度 $C_V/\%$	实际值 $V_{\text{dc}}/(\text{m/s})$
1	0.208	2.65	170	24	2.18
2	0.263	2.65	170	23	2.38
3	0.263	5.25	29.5	15.1	2.13
4	0.263	5.25	29.5	20.6	1.55
5	0.209	1.35	208	50.8	1.38
6	0.263	1.35	208	33.2	1.58
7	0.315	5.25	29.5	20.3	1.64

本文方法中的参数设置为:蜂群规模为 60,雇佣蜂和跟随蜂的数目都为 30,最大迭代次数为 60 次,规定终止循环次数为 30 次.同时,参数 λ_{\max} 和 λ_{\min} 分别取 1.5 和 0.45.正则化参数和核函数的参数搜索范围设置为 $\gamma \in [0.01, 800]$ 、 $\sigma^2 \in [0.01, 5]$.经改进的 ABC 算法寻优后,得到的最优参数(γ, σ^2)为(136.958, 1.126 82).图 2 所示为利用改进的 ABC-LSSVM 预测模型和标准 ABC-LSSVM 预测模型得到的结果对比.

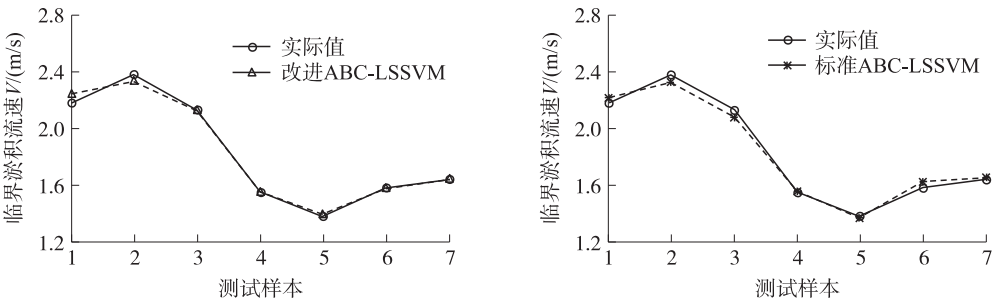


图 2 预测结果对比
Fig. 2 Comparison of predicted results

由图 2 和表 2 可知,基于改进 ABC-LSSVM 模型和标准 ABC-LSSVM 模型均取得了相对较好的预测效果.与标准 ABC-LSSVM 模型得到的结果相比,采用改进 ABC-LSSVM 模型得到的预测值中的 5 组数据的相对误差均有了一定程度的减少.同时,改进 ABC-LSSVM 模型得到的结果的相对误差总和也比标准 ABC-LSSVM 模型得到的相对误差总和小.

表 2 预测误差比较
Table 2 Comparison of prediction errors

编号	实际值 $V_{\text{dc}}/(\text{m/s})$	改进 ABC-LSSVM		标准 ABC-LSSVM	
		预测值 $V_{\text{dc}}/(\text{m/s})$	相对误差/%	预测值 $V_{\text{dc}}/(\text{m/s})$	相对误差/%
1	2.18	2.240	2.75	2.215	1.61
2	2.38	2.329	2.14	2.324	2.35
3	2.13	2.122	0.38	2.077	2.49
4	1.55	1.546	0.26	1.553	0.19
5	1.38	1.393	0.94	1.366	1.01
6	1.58	1.574	0.38	1.623	2.72
7	1.64	1.638	0.12	1.653	0.79

为更好地描述利用上述预测模型的效果,本文使用均方根误差(RMSE)、平均相对误差(MPE)、平均绝对误差(MAE)作为改进 ABC-LSSVM 模型、标准 ABC-LSSVM 模型得到的结果的优劣程度的评价指标.上述 3 种评价指标诠释了模型的预测值和实际值之间存在的误差的实际情况,结果如表 3 所示.对这 3 项指标的定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}, \tag{15}$$

$$MPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Y_i - \bar{Y}_i}{Y_i} \right|, \tag{16}$$

表 3 预测误差指标比较
Table 3 Comparison of prediction error indicators

预测模型	RMSE/%	MPE/%	MAE/%
改进 ABC-LSSVM	3.05	1.00	2.06
标准 ABC-LSSVM	3.66	1.60	3.10

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - \bar{Y}|, \quad (17)$$

式中, Y_i 为实际值, \bar{Y}_i 为预测值, N 为样本的数量.

通过比较表 3 的 $RMSE$ 、 MPE 以及 MAE 可知,改进的 ABC-LSSVM 模型的误差情况要小于传统的 ABC-LSSVM 模型. 进一步,选取著名学者 Wasp、Turian 与 Yotsukura 提出的公式求出测试数据中的临界淤积流速值,所得到的计算结果和误差比较如图 3 和表 4 所示.

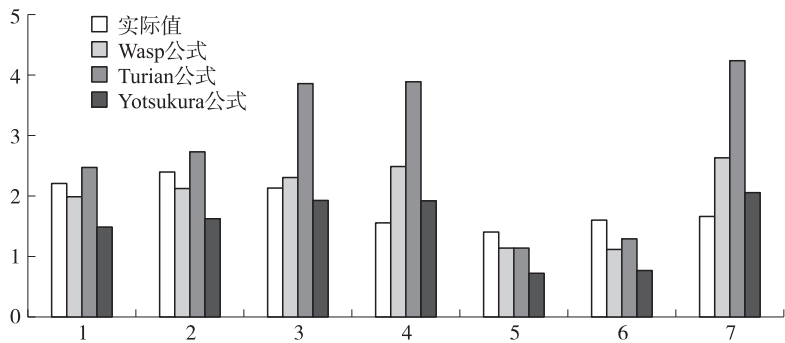


图 3 经验公式计算结果

Fig. 3 Empirical formula calculation results

表 4 临界淤积流速计算误差比较

Table 4 Comparisons of calculating errors of critical deposition velocity

编号	实际值 $V_{dc}/(\text{m/s})$	Wasp 公式		Turian 公式		Yotsukura 公式	
		计算值 $V_{dc}/(\text{m/s})$	相对误差/%	计算值 $V_{dc}/(\text{m/s})$	相对误差/%	计算值 $V_{dc}/(\text{m/s})$	相对误差/%
1	2.18	1.970	9.64	2.459	12.79	1.483	31.97
2	2.38	2.110	11.34	2.722	14.39	1.604	32.62
3	2.13	2.306	8.25	3.848	80.68	1.922	9.76
4	1.55	2.469	59.27	3.916	152.65	1.922	24.01
5	1.38	1.108	19.69	1.119	18.92	0.708	48.73
6	1.58	1.090	31.03	1.275	19.28	0.764	51.66
7	1.64	2.613	59.35	4.237	158.34	2.041	24.47

如表 4 和图 3 所示,采用以上 3 种传统公式计算得到的结果存在很大误差,且相对误差最大值分别达到了 59.27%、152.65%和 51.66%. 而采用本文提出的改进 ABC 优化 LSSVM 的方法构建的模型得到的预测结果的误差较小.

6 结论

为确保浆体管道的长期安全稳定运行,合理的流速指标是工程设计中的关键所在,而对流速的合理确定则与临界淤积流速有着密切的关联. 针对传统的凭借经验或半经验公式的临界淤积流速确定方法实现较为复杂,且计算误差大的问题,本文在分析 ABC 算法思想的基础上,通过引入改进的 ABC 算法对 LSSVM 进行了优化和临界淤积流速的建模预测,从中得出了如下结论:

(1)改进的 ABC 算法中的更新方式增加了雇佣蜂全局目前最优解与个体当前最优解的指引,使得蜜源更新成功的几率得到了提升. 其不但平衡了算法的全局搜索和局部更新,还使得算法不易陷入局部最优.

(2)通过实验仿真,结果表明使用所提出的方法得到的预测结果的相对误差最大值仅为 2.75%. 通过不同误差评价指标的进一步比较,结果显示其均方根误差、平均相对误差以及平均绝对误差值均有一定程度的改善,证明了该方法有着比传统预测模型和传统临界淤积流速计算公式更优的预测精度和可靠性.

[参考文献]

- [1] 陈光国,夏建新. 我国矿浆管道输送技术水平与挑战[J]. 矿冶工程,2015,35(2):29-32.
- [2] 郝夏楠,孙西欢,李永业,等. 管道水力输送临界流速研究进展综述[J]. 山西水利,2012(3):34-35.

- [3] DURAND R. Basic relationships of the transportation of solids in pipes—experimental research[C]//Minnesota International Hydraulic Convention. Minneapolis, USA, 2015: 89–103.
- [4] YOTSUKURA N. Some effects of bentonite suspensions on sand transport in a smooth 4-inch pipe[D]. Fort Collins, USA: Colorado State University, 1961.
- [5] BABCOCK H A. Heterogeneous flow of heterogeneous solids[M]. Advances in Solid Liquid Flow in Pipes and its Applications. Oxford: Pergamon Press, 1971.
- [6] GRAF W, ROBINSON M, YUCEL O. The critical deposit velocity for solid-liquid mixtures[C]//International Conference on the Hydraulic Transport of Solids in Pipes. Cranfield, United Kingdom, 1970: 110–134.
- [7] WASP E J, KENNY J P, GANDHI R L. Solid-liquid flow slurry pipeline transportation[M]. Clausthal: Transport Technology Publications, 1977.
- [8] TURIAN R M, HSU F L, MA T W. Estimation of the critical velocity in pipeline flow of slurries[J]. Powder technology, 1987, 51(1): 35–47.
- [9] HEPY F M, AHMAD Z, KANSAL M. Critical velocity for slurry transport through pipeline[J]. Dam engineering, 2008, 19(3): 169–184.
- [10] 韩旭, 张奇志, 佟庆理. 用人工神经网络法研究大直径浆体输送管道的淤积临界流速[J]. 中国有色金属学报, 1997(4): 26–29.
- [11] AZAMATHULLA H M, AHMAD Z. Estimation of critical velocity for slurry transport through pipeline using adaptive neuro-fuzzy interference system and gene-expression programming[J]. Journal of pipeline systems engineering & practice, 2013, 55(5): 131–137.
- [12] LAHIRI S K, GHANTA K C. Artificial neural network model with parameter tuning assisted by genetic algorithm technique: study of critical velocity of slurry flow in pipeline[J]. Asia-Pacific journal of chemical engineering, 2009, 5(5): 763–777.
- [13] 刘威, 刘尚, 白润才, 等. 互学习神经网络训练方法研究[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1291–1308.
- [14] 王琴, 沈远彤. 基于压缩感知的多尺度最小二乘支持向量机[J]. 自动化学报, 2016, 42(4): 631–640.
- [15] 秦全德, 程适, 李丽, 等. 人工蜂群算法研究综述[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2): 127–135.
- [16] 赵挺. 蜂群算法及其仿生策略研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- [17] 丁政豪, 刘济科, 吕中荣. 基于改进蜂群算法的结构损伤识别[J]. 应用力学学报, 2017, 34(1): 169–173.
- [18] 吴印华, 徐琼燕. 基于改进蜂群算法优化支持向量机的故障诊断[J]. 机械强度, 2018, 40(2): 287–292.
- [19] 郑健, 黄敏, 张腾, 等. 求解指路标志指引路径规划问题的改进人工蜂群算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(8): 2355–2359.

[责任编辑: 陆炳新]