



移动扫码阅读

朱建伟,盛强,刘威,等. 污泥热干化含水率实时监测的 HBA-SVM 回归模型研究[J]. 能源环境保护, 2023, 37(4): 149-156.

ZHU Jianwei, SHENG Qiang, LIU Wei, et al. Study on HBA-SVM regression model for heat drying sludge moisture content real-time monitoring[J]. Energy Environmental Protection, 2023, 37(4): 149-156.

污泥热干化含水率实时监测的 HBA-SVM 回归模型研究

朱建伟^{1,2}, 盛强^{2,3}, 刘威³, 饶宾期^{4,*}

- (1. 湖州职业技术学院 智能制造与电梯学院, 浙江 湖州 313000; 2. 湖州市机器人系统集成与智能装备重点实验室(湖州职业技术学院 智能制造与电梯学院), 浙江 湖州 313000;
3. 湖州职业技术学院 新能源工程与汽车学院, 浙江 湖州 313000;
4. 中国计量大学 机电工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:利用网格划分法和黑盒法采集分析污泥含水率的实时监测数据,探讨热干化系统湿热空气的性质和计算方法,研究回风口排湿速率和干化时间与污泥含水率的关系。在污泥干化领域尝试引入最新蜜獾算法(HBA),优化支持向量机(SVM),构建 HBA-SVM 回归模型,并与粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)优化的 SVM 回归模型进行对比分析。结果表明:回风口排湿速率和污泥含水率随干化时间增加呈非线性降低,排湿量下降的变化速率略高于含水率。HBA-SVM 的决定系数(R^2)是 0.996 5,均方根误差(RMSE)是 0.979 2,离散度更低,精确度更高;将模型移植到嵌入式系统,经现场试验验证,综合预测精度可达 90%以上,是实际污泥含水率监测的一种有效方法。

关键词:污泥;热干化;含水率;蜜獾算法;回归模型

中图分类号:X705

文献标识码:A

文章编号:1006-8759(2023)04-0149-08

Study on HBA-SVM regression model for heat drying sludge moisture content real-time monitoring

ZHU Jianwei^{1,2}, SHENG Qiang^{2,3}, LIU Wei³, RAO Binqi^{4,*}

- (1. Intelligent Manufacturing and Elevator College, Huzhou Vocational & Technical College, Huzhou 313000, China;
2. Key Laboratory of Robot System Integration and Intelligent Equipment of Huzhou City (Intelligent Manufacturing and Elevator College, Huzhou Vocational & Technical College), Huzhou 313000, China; 3. New Energy Engineering and Automobile College, Huzhou Vocational & Technical College, Huzhou 313000, China;
4. College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Gridding method and black box method were used to acquire and analyze real-time monitoring of moisture content in heat-drying sludge. The properties and calculation methods of hot and humid air in heat-drying system were discussed to study the relationship of moisture discharge rate, drying time and sludge moisture content in the return air inlet. The latest honey badger algorithm (HBA) was tried and introduced to optimize the support vector machine (SVM). HBA-SVM regression model was established, and then compared with the regression model of SVM optimized by particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA). Results showed that the return air inlet moisture discharge

收稿日期:2023-01-11;责任编辑:金丽丽

DOI:10.20078/j.eep.20230303

基金项目:国家自然科学基金(51878635);浙江省高层次人才特殊支持计划(2021RS2056);浙江省属高校基本科研业务费专项资金(2020YW02);湖州市公益性技术应用研究(重点)项目(2018GZ26);浙江省高校国内访问学者“教师专业发展项目”(FX2022115)

作者简介:朱建伟(1978—),男,浙江青田人,副教授,主要研究方向为水污染控制和环境工程装备。E-mail: stormflash1978@163.com

通讯作者:饶宾期(1980—),男,江西金溪人,教授,主要研究方向为高端环保装备、污水污泥调理、高干脱水、高效协同干化、资源化利用等。
E-mail: raobinqi@cjlu.edu.cn

rate and sludge moisture content were non-linearly reduced with drying time, and the reduction rate of moisture discharge was slightly higher than that of moisture content. The coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) of HBA-SVM were 0.996 5 and 0.979 2, respectively, and lower dispersion and higher accuracy were achieved. By transplanting the model into the embedded system and verified by site testing, the comprehensive prediction accuracy reached more than 90%. It is concluded that the low dispersion of the prediction value and high prediction accuracy are obtained by applying the HBA-SVM regression model, which is an effective method that can be used to monitor the actual sludge moisture content.

Keywords: Sludge; Heat drying; Moisture content; Honey badger algorithm; Regression model

0 引 言

随着生活和生产所产生污泥量的迅猛增长,我国每天需处理数亿立方米污水,产生超 5 000 万 t (以含水率 80% 计算) 附加污泥量,污水处理厂大部分处于超负荷运行状态^[1]。城镇污泥含水率可达 99%, 常用污泥浓缩、机械脱水 and 污泥干燥 3 种处理技术对污泥进行脱水减容预处理^[2]。在污泥干燥领域,污泥热干化技术利用热能直接或间接深度脱水,具有能耗低、尾气臭味低和安全性能高等优点,实现了污泥减量化和稳定化^[3-4],已逐渐成为研究热点,但也对含水率的监测提出了新要求。

近年来,学者应用 BP 神经网络(BPNN)、支持向量机(SVM)等算法模型对监测量进行间接预测。以 WEKA 为工具平台的 M5P 分类回归算法^[5]对 7 座污水处理厂的 20 000 多个数据进行分析,确定了泥饼含水率的主要影响指标与输入变量,发现模型的平均绝对误差为 1.18,均方根误差为 1.59,泥饼含水率预测值和实际值吻合度较好。

基于天牛须搜索(BAS)算法的优化 BPNN 模型^[6],与粒子群算法优化(PSO)-BPNN 模型、遗传算法(GA)-BPNN 模型相比,对季节性冻融期土壤含水率预测精度更高,但预测模型训练精度较低。以机器学习作为替代技术^[7],并用人工神经网络、模糊逻辑和 SVM 三种技术进行可行性验证,三种技术均能进行土壤含水率预测,但预测准确率较低。采用卤素快速水分测定仪分析样品质量、加热温度、样品形状等因素对污泥含水率测量结果的影响^[8],当样品质量约 10 g、加热温度为 180 ℃、样品均匀分散、污泥含水率较高时,可以快速准确地测得污泥含水率。利用污泥图像三维颜色坐标红色(R)、绿色(G)、蓝色(B)和灰色(Y)通道共生矩阵进行污泥水分预测,构建三层

神经网络回归模型^[9],模型的预测结果与实测结果拟合度较好。另外,考虑曝气-真空脱水法对污泥脱水过程的影响,并把真空度和曝气量作为影响因素,通过对污泥脱水模型实验所得脱水曲线的拟合分析,建立了含水量预测模型^[10],预测效果较好。

国内外研究表明,智能优化算法已在土壤、污泥等多个领域对含水率的回归预测取得了良好的效果,但其局限性在于,文献[5]和[10]的研究对象是污水厂对污泥前段预处理后的含水率,依赖于 COD、有机物含量等较难获取的数据,文献[8]的卤素快速水分仪方法,测定时间较长,无法实现实时监测。文献[9]图像法对于高温污泥含水率预测具有一定局限性。因污泥后段热泵干化时具有粉尘浓度和温度较高、干化均匀性较差的特点,目前对于热干化过程的污泥含水率预测鲜有研究。为此,本文在污泥干化领域尝试引入回归预测算法,以嘉兴市某公司低温污泥热泵干化机为例,开发物联网数据监测系统,在现场采集 90 组相关数据作为训练和测试样本,构建蜜獾算法优化支持向量机(HBA-SVM)回归模型。其次,采用网格划分法测量回风口的平均风速,解决风速不稳定难以测量的问题,同时提出黑盒法分析干化时间和回风口排湿速率(即单位时间排湿量)变化对污泥含水率的影响。最后,对含水率预测算法模型进行现场实验验证,并与 PSO-SVM 回归模型、GA-SVM 回归模型从决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)两个维度进行对比和分析。

1 实验方法和模型构建

1.1 实验方法

本实验采用含水率监测系统实时采集数据,研究不同干化时间下回风口排湿速率和污泥含水率的变化,由于污泥性质较为复杂,其内部影响因素包括粘度、有机质等因素,其中污泥含水率作为

主动因素对污泥黏性有影响作用^[11]。污泥中有机质在干化温度 ≤ 150 °C 时基本不发生热解^[12], 因此本实验过程的黑盒测试法不考虑粘度和有机质影响, 着重研究含水率的动态预测, 将为后续构建污泥含水率预测模型提供基础。

(1) 实验材料

嘉兴某公司自产工业污泥, 经板框压滤机初步脱水后污泥含水率约为 80%。

(2) 监测系统

针对实验数据采集和含水率预测模型验证, 设计了一套物联网监控系统, 该系统包括 STM32 单片机、NB-IOT 模块、2 个温湿度传感器、1 个风速传感器、1 个超声波传感器。通过监控系统监测干化机内部温湿度、风速和污泥厚度, 通过监测数据算法处理和分析, 实现污泥含水率预测、云端数据可视化和存储功能。

(3) 实验器材

广东晟启 SHS750FL 低温污泥热泵干化机、污泥含水率监测系统(团队自研)和美国奥豪斯 MB45 快速水分仪, 实验现场如图 1 所示。



图 1 实验现场

Fig. 1 Testing site

(4) 实验参数

实验设计参数为: 热风温度 70 °C、热风湿度 17%、热风风速 5 m/s、污泥厚度 30 mm、干化时间 0~90 min(间隔 5 min), 重复进行 5 次测试, 共 90

组实验, 其中 72 组作为含水率预测模型构建的训练样本, 另外 18 组作为测试样本。

1.2 SVM 回归模型

SVM 在处理非线性问题方面引入核函数思想, 将低维的非线性问题转化为高维的线性问题^[13]。本研究将回风口排湿速率、干化时间与污泥含水率之间的关系进行回归分析, 构建污泥含水率预测模型。排湿速率和干化时间作为输入数据, 污泥含水率为输出数据, 采用两输入单输出模型, 构成数据集:

$$T = \{(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), \dots, (x_n, y_n, z_n)\} \\ \in (R \times R),$$

其中, $x_i \in R$ 为排湿速率数据, $y_i \in R$ 为干化时间数据, $z_i \in R$ 为污泥含水率数据, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。进行回归分析后得:

$$f(x_i) = \omega \cdot \varphi(x_i) + b \quad (1)$$

式中: ω 为回归系数, $\varphi(x_i)$ 为输入空间到特征空间的映射函数, b 为阈值。

在支持向量机模型中, 决定预测数据精度至关重要的因素是惩罚因子 C 和核函数参数 γ 的取值^[14], 两者过大或过小都会对寻优结果产生重要的影响。径向基核函数由于参数少、分类准确率高被称为 SVM 分类器的首选核函数, 广泛应用于研究 C 的优化选择。

优化问题转化为最小化公式如下:

$$\min_{\omega, \xi_i, \xi_i^*} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*), i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

式中: $\xi_i, \xi_i^* \geq 0$ 为松弛变量; ε 为回归函数结果与待测数据样本的误差。

引入 Lagrange 函数, 再利用径向基核函数 $K(x_i, x_j)$ 将高维空间内积运算转换到二维空间, 可求解得到 SVM 模型的回归函数为:

$$f(x_i) = \omega \cdot \varphi(x_i) + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (3)$$

1.3 HBA-SVM 回归模型构建

1.3.1 HBA 算法模型

HBA 算法^[15]是一种求解优化问题的新元启发式算法, 模拟了蜜獾觅食行为。在挖掘模式中, 利用嗅觉来确定猎物大致位置, 绕着猎物移动, 选择合适位置来挖掘和捕捉猎物。在采蜜模式中, 蜜獾跟随向导鸟直接定位蜂巢采蜜。其算法步骤如下:

(1) 初始化蜜獾种群规模、迭代次数及其各自位置坐标, 污泥干化采集的训练数据集作为输入

相关参数,在搜索空间内初始化蜜獾种群 x 群,是 N 只蜜獾个体组成的种群:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1D} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{ND} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$x_i = lb_i + r_1 \times (ub_i - lb_i), \text{其中 } 0 \leq r_1 \leq 1 \quad (5)$$

式中:每组数据 x_i 为 N 个候选个体第 i 个个体位置, lb_i 和 ub_i 分别为搜索空间下界和上界, r_1 为随机数。

(2)定义蜂蜜吸引力 I ,蜂蜜吸引力与蜂巢和第 i 只蜜獾之间的距离有关,蜜獾与蜂巢位置越近,吸引力越强,由平方反比定律给出:

$$\begin{cases} I_i = r_2 \times \frac{s}{4\pi d_i^2}, \text{其中}, 0 \leq r_2 \leq 1 \\ s = (x_i - x_{i+1})^2 \\ d_i = x_{prey} - x_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_{prey} 即为蜂巢的位置(SVM 惩罚因子 C 和核函数参数 γ 全局最优解),在算法中视作最优个体的位置, r_2 为随机数, s 是蜂蜜源集中强度, d_i 表示蜂蜜与蜜獾个体的距离。

(3)挖掘阶段

蜜獾位置更新范围类似于图2所示心形。

心形运动数学模型可通过式(7)来解释:

$$x_{new} = x_{prey} + F \times \beta \times I \times x_{prey} + F \times r_3 \times \theta \times d_i \times |\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]| \quad (7)$$

式中, x_{prey} 是目前全局最优个体位置; $\beta \geq 1$ (本文取6)是蜜獾获取食物能力;取 $C = 2$, t 为当前迭代次数, t_{max} 为最大迭代次数; r_3 、 r_4 和 r_5 是(0, 1)之间三个不同的随机数; F 为改变搜索方向的标志,当 $r_6 \leq 0.5$ 时, $F = 1$, 否则 $F = -1$ 。

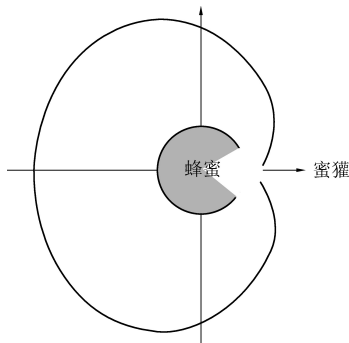


图2 蜜獾位置更新示意图

Fig. 2 Honey badger location update schematic

(4)采蜜阶段

蜜獾跟随向导鸟到达蜂巢可模拟为:

$$x_{new} = x_{prey} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i \quad (8)$$

其中, x_{new} 为更新后蜜獾个体位置; r_7 为(0,1)之间的随机数。最后一次更新的个体位置坐标即为 C 和 γ 最优解。

1.3.2 HBA-SVM 回归模型

针对参数优化, HBA 算法因其算法结构简单,更适合在工业监测系统内快速部署。HBA 可通过使用鲁棒随机化,在探索和采蜜之间切换以避免不成熟收敛和停滞问题,确保稳定平衡。与 BPNN 等机器学习算法相比, HBA 更适合小样本学习训练。

本次实验获取样本数 90 组,其中,72 组用于 HBA-SVM 模型的训练,18 组作为测试数据集,同时与 PSO 算法^[16] 和 GA 算法^[17] 做结果对比分析。HBA-SVM 优化过程如图3所示,对预测模型的构建步骤进行了说明。

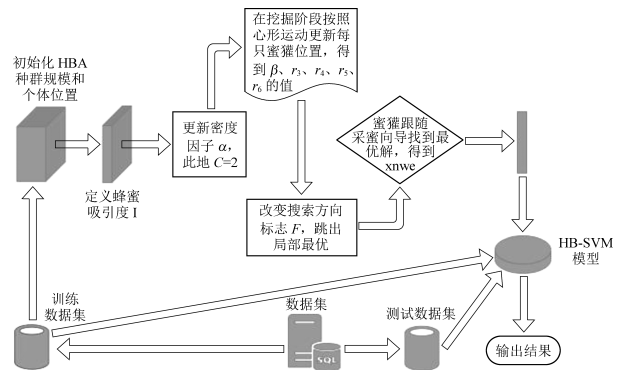


图3 HBA-SVM 模型流程图

Fig. 3 HBA-SVM model flowchart

2 结果与讨论

2.1 排湿速率计算

在一个稳定的干化系统内,热风风速和污泥厚度相对不变,但回风口热风温湿度随干化时间不同不断变化,导致回风口排湿速率也在不断变化,因此研究需要研究湿空气的性质和计算方法。

(1)湿空气性质

在科学研究过程中,常把干空气和水蒸气视为理想气体,通常用理想气体状态方程计算^[18]。湿空气状态参数包括压力、温湿度、露点、饱和水汽压力、湿球等,饱和水蒸气压力采用 Wexler 公式进行计算,其计算方法如下:

$$\ln E = \sum_{i=0}^3 C_i T^{i-1} + C_4 \ln T \quad (9)$$

式中:系数 $C_0 = -6.0436117 \times 10^3$; $C_1 = 1.8931883 \times 10^1$; $C_2 = -2.8238594 \times 10^{-2}$;

$C_3 = 1.724\ 112\ 9 \times 10^{-5}$; $C_4 = 2.858\ 487$ 。

(2) 计算方法

由于污泥的黏粘性导致各点厚度布置的差异性,引起热泵干化机内部各点温湿度变化不均匀。考虑工程化可行性,采用黑盒法,只考虑出风口和回风口的温湿度变化,降低数据采集难度。在干化过程中,热空气在风机作用下循环,通过干化污泥后,出风口的高温低湿空气转变为低温高湿空气,用回风口单位时间绝对湿度与出风口单位时间绝对湿度的差值表征排湿速率 Q , 计算公式如下:

$$Q = (C \times E \times (\frac{RH_1}{273.15 + t_1} - \frac{RH_2}{273.15 + t_2})) \times V \tag{10}$$

式中: $C = 216.7$ (与气体性质有关); E 为饱和水蒸气压力, Pa; RH_1 为出风口相对湿度, %; RH_2 为回风口相对湿度, %; t_1 为出风口空气温度, °C; t_2 为回风口空气温度, °C; V 为单位时间回风口排风量, m^3/s 。

因为干化机内部风机是循环风机,风速不稳定,仅测量回风口平面内一点的风速不能代表整个平面风速,采用网格划分法进行风速测量,如图

4 所示。将回风口均匀地划分为 63 个 $100\ mm \times 100\ mm$ 的小正方形,用夹具根据标定好的 63 个测量点,依次移动单个风速传感器,测量每个小正方形中心位置的风速并叠加,确定平均风速值,最终算出排风量。

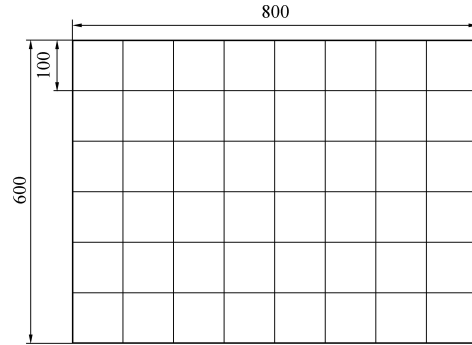


图 4 回风口截面网格划分

Fig. 4 Meshing of return air inlet section

2.2 实验数据分析

以回风口排湿速率和干化时间为影响因素,研究热干化过程中排湿速率随时间的变化特性,构建污泥含水率预测模型。现场实验数据见表 1,按 HBA-SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 算法分别构建回归模型并进行含水率预测,验证各自预测准确度。

表 1 实验采集数据表

Table 1 Table of experiment data acquisition

干化 时间/min	排湿速率/ ($g \cdot m^{-3}$)	污泥 含水率/%	排湿速率/ ($g \cdot m^{-3}$)	污泥 含水率/%	排湿速率/ ($g \cdot m^{-3}$)	污泥 含水率/%	排湿速率/ ($g \cdot m^{-3}$)	污泥 含水率/%
5	35.6	80.3	36.1	82.5	36.1	82.1	35.8	81.4
10	30.3	73.6	31.8	74.6	30.3	74.4	29.8	75.2
15	26.9	67.1	27.2	66.3	26.5	66.4	26.8	68.1
20	24.6	61.7	23.3	60.3	23.5	62.7	23.9	61.5
25	21.3	56.5	21.6	55.9	20.8	58.9	20.4	57.2
30	19.0	53.5	18.7	52.8	18.8	54.8	19.4	53.8
35	17.2	51.2	16.9	49.7	17.2	51.5	17.0	49.3
40	15.8	47.9	15.4	46.3	15.4	46.3	16.3	46.3
45	14.3	44.7	14.3	44.7	14.7	43.1	14.3	42.5
50	13.4	42.8	13.6	41.5	13.2	40.2	14.0	41.0
55	12.8	39.9	12.3	38.9	12.7	38.2	12.4	39.4
60	12.7	35.8	12.2	36.1	12.4	36.3	12.2	37.2
65	12.2	34.2	12.0	34.6	12.2	34.4	12.0	35.0
70	12.0	32.5	12.1	32.5	11.8	33.5	11.6	32.5
75	11.7	30.2	11.4	30.0	11.5	32.1	11.4	31.0
80	11.6	29.0	11.8	30.6	11.2	30.0	11.1	28.7
85	11.4	27.8	11.4	29.5	11.1	28.3	10.6	27.9
90	11.2	27.0	10.5	27.3	10.5	26.8	10.1	27.0

为了验证回风口污泥热干化过程中排湿速率对含水率的影响,将4组实验所得72组数据的同类型数据进行平均值分析,结果如图5所示。

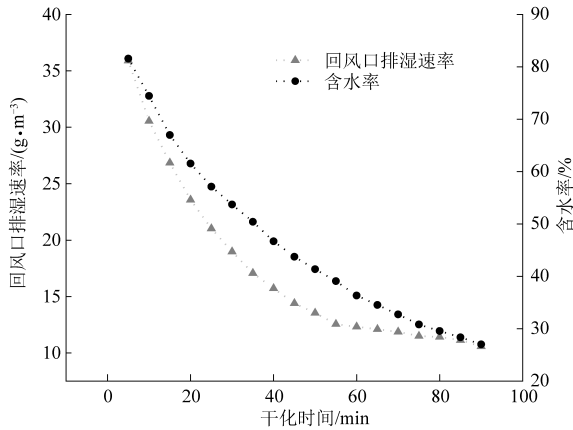


图5 排湿量对含水率影响

Fig. 5 Effect of moisture discharge on moisture content

由图可知,回风口排湿速率和含水率均随着时间的增加逐渐降低,同时变化速率也呈非线性减小,排湿量下降的变化速率略高于含水率。随着污泥热干化的进程,污泥内排出大量水分,含水率逐渐降低。由于单位时间内排出水分逐渐减少,污泥含水率变化也越来越小,直至90 min,两者下降速率逐渐趋近于0,说明90 min之后的含水率下降需要更长时间的干化。

2.3 模型预测精度评价

为了表征HBA算法进行SVM参数寻优的优势,同时构建了PSO-SVM和GA-SVM回归模型,对预测值与实测值进行对比。如图6所示,分别统计三种回归模型的R²和RMSE两种性能评价指标,分析其有效性。

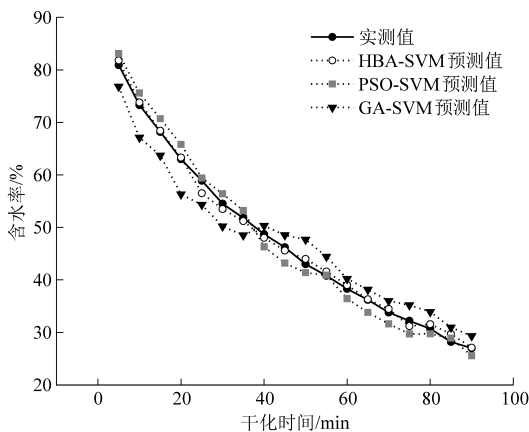


图6 预测值对比

Fig. 6 Comparison of predicted values

由图可知,三种模型中含水率数值均呈非线

性下降趋势,含水率下降速率先增加后逐渐减小,与实测值的趋势变化接近,干化后的含水率稳定在27%左右。存在误差的原因预测值与实测值的偏差可为正值和负值。从预测值与实测值的拟合度和离散度来看,各预测模型含水率预测精度为HBA-SVM模型>PSO-SVM模型>GA-SVM模型。

三种方法优化SVM回归模型所得最优参数和寻优时间见表2,HBA、PSO、GA三种寻优算法得到的C和γ有一定差别,但可以看出HBA-SVM回归模型所需收敛时间最短。

表2 SVM模型参数表

Table 2 Table of SVM model parameters

回归模型	参数 C	参数 γ	时间/s
HBA-SVM	5.24	0.65	38.92
PSO-SVM	9.67	1.37	56.53
GA-SVM	7.02	2.27	42.78

根据模型评价指标R²和RMSE,对预测结果进行对比,见表3。

表3 模型预测精确度对比表

Table 3 Table of comparison for model predicted accuracy

回归模型	HBA-SVM	PSO-SVM	GA-SVM
R ²	0.996 5	0.993 8	0.974 9
RMSE	0.979 2	1.435 6	2.119 5

由于PSO对全局最优信息的利用上有天然的局限性,在无精密搜索方法配合的条件下,不能得到最优的结果。同时,GA在数据样本不够的情况下容易过早收敛影响最终的优化结果。HBA在采蜜模式中,蜜獾跟随向导鸟直接定位蜂巢可以有效避免陷入局部最优,对于小样本训练也具有很高的适应性。因此最终测试结果表明,HBA-SVM回归模型的R²值最大、RMSE值最小,说明HBA-SVM回归模型相比于其他两种具有明显优势,拟合优度更高。

为进一步验证三种回归模型的含水率预测准确度,对18组测试集采用传统线性拟合方式建立多元回归模型作对比参考,进行回归分析,结果如图7所示。

通过分析发现,HBA-SVM、PSO-SVM、GA-SVM三种回归模型线性拟合关系式的R²分别为0.996 5、0.993 8、0.974 9,说明HBA-SVM回归模型预测的离散度更低,更适于污泥干化的工业应用。

由于嵌入式系统的运算能力和内存有限,因此,将HBA-SVM回归模型放在PC机上进行训练和测试,等模型收敛后,将其封装成.so库,再由

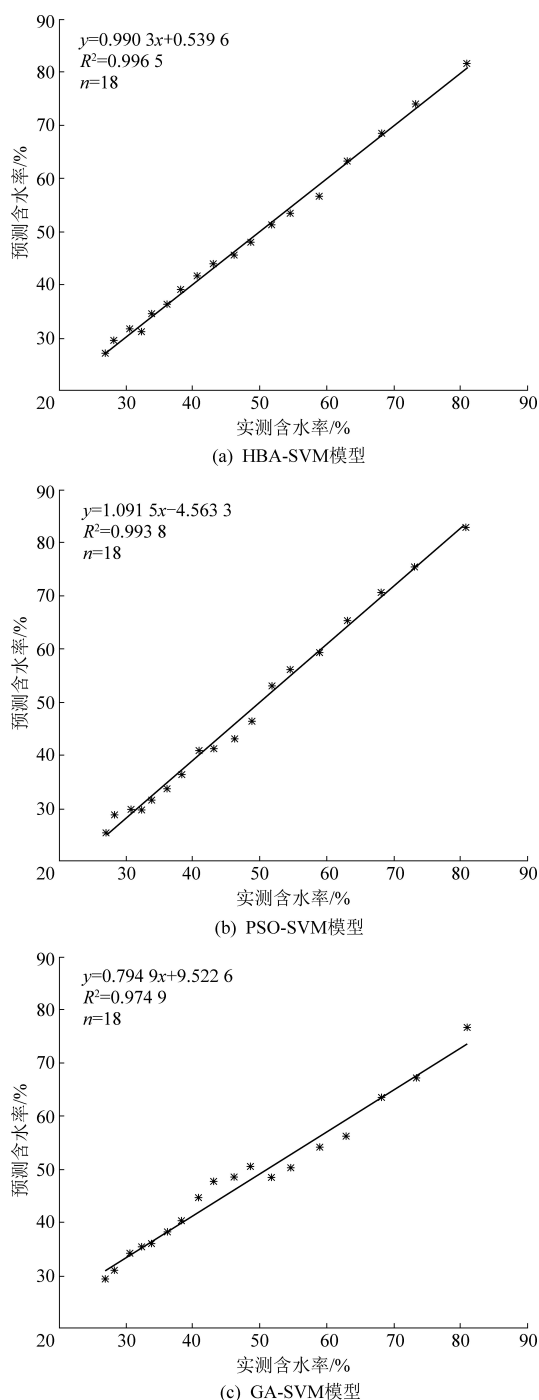


图7 三种回归模型线性拟合结果

Fig. 7 Linear fitting results of three regression models

MCU 根据需要进行调用,结果表明,考虑去除污泥干化过程中的各种复杂因素和影响误差,综合预测精度可达到 90% 以上,完全满足了工业应用的要求。本研究的预测模型对于搭载物联网系统的污泥干化装置具有很高的兼容性、应用性。在解决污泥干化过程中含水率快速检测的领域难题方面具有一定前瞻性。研究成果在嘉兴某公司进行了长期实验,对污泥热干化品质合格率提高了 30%,为后续规模化推广提供了研究基础。

3 结 论

本文设计了数据采集实验,并用自研物联网监测系统在工业现场获得了 90 组相关样本数据。针对风速不稳定难以测量的问题,采用网格划分法测量回风口的平均风速。利用黑盒法,解决了干化机内部温度场不均匀带来的影响,实现复杂问题简单化。分析得出回风口排湿速率和含水率均随干化时间增加逐渐降低,同时变化速率也呈非线性减小,排湿量的下降变化速率略高于含水率。

将回归预测方法应用于污泥干化领域,尝试引入最新 HBA 对 SVM 的核函数参数和惩罚因子寻优,构建了适用于污泥含水率的 HBA-SVM 回归模型,与 PSO-SVM 回归模型、GA-SVM 回归模型建立线性拟合回归方程,从 R^2 和 RMSE 两个维度进行了对比分析,HBA-SVM 的 R^2 是 0.996 5, RMSE 是 0.979 2,验证了 HBA 对 SVM 的优化,拟合度更好,离散度更小,预测效果更好。通过 PC 机将 HBA-SVM 回归模型移植到嵌入式系统,并考虑污泥热干化过程中多种影响因素,模型的综合预测精度能达到 90% 以上,污泥含水率实时预测准确率高,是实际污泥含水率监测的一种有效方法,为后续类似的数据处理、间接监测和规模化推广研究提供了一定的参考。

参考文献 (References):

[1] 吴敏. 热风微波耦合干化装置设计及工艺优化研究[D]. 杭州: 中国计量大学, 2020: 1-10.
WU Min. Research on the design and process optimization of the drying device of hot air coupling with microwave [D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2020: 1-10.

[2] 金顺利, 陈步东, 曹飞飞, 等. 城镇污泥脱水过程伴生恶臭控制技术研究进展[J]. 能源环境保护, 2021, 35(2): 19-23.
JIN Shunli, CHEN Budong, CAO Feifei, et al. Research progress of the control technology of odor produced during the dewatering process of municipal sludge[J]. Energy Environmental Protection, 2021, 35(2): 19-23.

[3] 郭思晓. 浅析污泥处理处置及资源化途径与新技术[J]. 中国资源综合利用, 2019, 37(12): 68-70.
GUO Sixiao. Research on sludge treatment and recycling approaches and new technologies[J]. China Resources Comprehensive Utilization, 2019, 37(12): 68-70.

[4] 曾庆洋, 伍健东, 周兴求, 等. 污泥厚度和风速对污泥常温干燥的影响及干燥模型分析[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(12): 55-61.
ZENG Qingyang, WU Jiandong, ZHOU Xingqiu, et al. Effects of sludge thickness and air velocity on sludge drying at room

- temperature and drying models analysis[J]. *Science Technology and Engineering*, 2017, 17(12): 55-61.
- [5] 李佟, 李军, 付强. WEKA 环境下模拟预测城市污水处理厂泥饼含水率[J]. *中国给水排水*, 2015, 31(19): 76-79.
LI Tong, LI Jun, FU Qiang. Simulation and prediction of moisture content of sludge cake from WWTPs by WEKA[J]. *China Water & Wastewater*, 2015, 31(19): 76-79.
- [6] 李旭强, 郑秀清, 薛静, 等. 基于 BAS-BPNN 模型的季节性冻融期土壤含水率预测[J]. *节水灌溉*, 2020(10): 66-70.
LI Xuqiang, ZHENG Xiuqing, XUE Jing, et al. Prediction of soil water content during seasonal freezing-thaw period based on BAS-BPNN model[J]. *Water Saving Irrigation*, 2020(10): 66-70.
- [7] SANUADE O A, HASSAN A M, AKANJI A O, et al. New empirical equation to estimate the soil moisture content based on thermal properties using machine learning techniques[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(10): 1-14.
- [8] 陶明涛. 污泥含水率快速测量方法研究[J]. *广东化工*, 2014, 41(9): 218-219.
TAO Mingtao. Study on rapid measurement method of municipal sludge moisture content [J]. *Guangdong Chemical Industry*, 2014, 41(9): 218-219.
- [9] BODUN P O, SHIBUSAWA S, SASAO A, et al. Dredged sludge moisture prediction by textural analysis of the surface image[J]. *Journal of Terramechanics*, 2000, 37(1): 3-20.
- [10] GAO Yufeng, ZHANG Qinyu, ZHOU Yuan, et al. Predict model for water content of dredged sludge under the aeration-vacuum condition. *Advanced materials research* [J]. *Advanced Materials Research*, 2012(446-449): 1472-1475.
- [11] 周丕仁, 姚杰, 邓文义. 基于新测试方法的市政污泥干化过程中的黏滞特性研究[J]. *环境工程*, 2019, 37(3): 158-162.
ZHOU Piren, YAO Jie, DENG Wenyi. Sticky properties of municipal sewage sludge during thermal drying based on a new testing method [J]. *Environmental Engineering*, 2019, 37(3): 158-162.
- [12] 戴之希. 污泥热干化过程中污染物的释放与控制研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018: 40-98.
DAI Zhixi. Pollutants release and control during sludge thermal drying[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018: 40-48.
- [13] EKSL Jale Bektas. An effective novel dynamic ensemble model for unbalanced datasets based on LR and SVM hyperplane-distances[J]. *Information Sciences*, 2022(597): 182-192.
- [14] 李峰, 陈皖皖, 李晓华, 等. 基于 SVM-CMSEE 与 GSA-SVM 的新型电力系统变压器故障状态智能诊断方法[J/OL]. *电测与仪表*; 1-10(2022-04-02) [2023-02-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220401.1401.002.html>.
LI Feng, CHEN Wanwan, LI Xiaohua, et al. An intelligent fault diagnosis method for transformer in novel power system based on SVM-CMSEE and GSA-SVM[J/OL]. *Electrical Measurement & Instrumentation*; 1-10(2022-04-02) [2023-02-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220401.1401.002.html>.
- [15] HASHIM F A, HOUSSEIN E H, HUSSAIN K, et al. Honey Badger Algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2022, 192: 84-110.
- [16] ASHRAF A, ALMAZROI A A, BANGYAL W H, et al. Particle swarm optimization with new initializing technique to solve global optimization problems[J]. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 2022, 31(1): 191-206.
- [17] FADEL I A, ALSANABANI H, ÖZ C, et al. Hybrid fuzzy-genetic algorithm to automated discovery of prediction rules[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 40(1): 43-52.
- [18] 陈晓. 基于 DCS 的洁净厂房设备监控系统的设计与应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2007: 42-48.
CHEN Xiao. The design and application of DCS based clean-room facility monitoring and controlling system[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2007: 42-48.