

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2023.10.020

一种污水处理厂设备预测及辅助维护智能平台

王旭, 钟炜

(天津理工大学 管理学院, 天津 300384)

摘要: 污水处理工艺复杂, 导致设备故障频发, 维护人员采用事后维修的方式, 不利于及早发现设备故障隐患, 现提出一种数据驱动的预测性设备维护管理策略, 设计了基于建筑信息模型(BIM)和设备维护管理(FMM)的预测性维护管理平台。通过采集设备属性数据和历史维护数据, 利用支持向量机(SVM)算法生成预测模型, 实现对污水处理设备健康状态的预测以及设备维护次序的规划, 设备维护人员根据预测结果可提前生成维护预案以提早采取维护措施。最后, 以东北某污水处理厂项目验证了预测维护管理平台的可行性和有效性, 预测结果的误差率保持在5%以内。

关键词: 污水处理厂; 数据驱动; 建筑信息模型; 设备维护管理; 设备状态预测

中图分类号: TU992 **文献标识码:** B **文章编号:** 1000-4602(2023)10-0121-05

An Intelligent Platform for Prediction and Auxiliary Maintenance of WWTP Equipments

WANG Xu, ZHONG Wei

(School of Management, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: The complexity of wastewater treatment process (WWTP) leads to frequent equipment failures. Post personnel maintenance is not conducive to the early detection of potential equipment failures. A data-driven predictive strategy for equipment maintenance management is proposed, and a predictive platform for maintenance management based on Building Information Modeling (BIM) and Facility Maintenance Management (FMM) is designed. By collecting the equipment attribute data and historical maintenance data, the Support Vector Machine (SVM) algorithm is used to generate the prediction model for predicting the health status of sewage treatment equipments and the planning of equipment maintenance order. The equipment maintenance personnel can prepare maintenance plan in advance according to the prediction results to take maintenance measures in advance. Finally, the feasibility and effectiveness of the prediction maintenance management platform are verified by a WWTP in northeast China, and the error rate of the prediction results is kept within 5%.

Key words: wastewater treatment plant; data-driven; building information modeling (BIM); facility maintenance management (FMM); facility status prediction

针对当前国内大多数污水处理厂设备维护中存在的智能化程度低以及数据分析不足等问题, 提出

数据驱动的设备状态预测性维护管理^[1]。首先收集设备属性数据和历史维护数据, 利用收集到的数据

基金项目: 天津市智能制造专项资金项目(20201195); 教育部人文社科规划基金项目(20YJAZH141)

通信作者: 钟炜 E-mail: 895638705@qq.com

集学习支持向量机(SVM)算法和人工神经网络(ANN)算法,同时构建设备综合状态评价指标和相应的设备维护方案,达到对设备运行健康状态的量化,最终预测设备的健康状态以及设备维护的次序,实现对污水处理设备的健康管理。通过数据驱动的预测性维护策略可以将低价值的整合为高价值的资产,使设备维护由“经验驱动”转变为“数据预测”,利用数据进行决策,做到防患于未然,保证污水处理设备的安全运行,为企业和社会带来更多的经济效益^[2]。

1 数据驱动的价值分析

污水处理依靠大量的物理反应、化学反应以及一系列连锁反应,处理过程涉及许多价格不菲的专用设备且长期暴露于恶劣环境中,设备发生故障的概率极大。近年来,以工业自动化为主导的预测性维护逐渐成为智慧化设备维护的新方式,国内外已有对预测性维护的研究,Galamboš等^[3]设计了一个决策支持系统,利用设备历史数据和预测信息来计算预防性维护的剩余时间;黄珺^[4]开发了运维协同管理系统,实现了运维管理的可视化和信息共享,但集成系统无法预测建筑组件的故障。

本研究旨在设计基于BIM和设备维护管理(FMM)的设备数字化预测性维护管理平台,利用算法预测设备未来的健康状态,并对其进行健康评价,督促维护人员采取相应的预防措施,达到用最少的经济损耗换取设备较长使用寿命的目的,保证污水处理厂安全高效运转。

2 基于BIM和FMM的设备预测性维护框架

对于污水处理厂来说,设备的运行状态往往“隐藏”在大量的数据中,从数据中分析、“挖掘”出设备健康状态的价值信息,可以实现设备的健康状态评估和劣化趋势预测^[5],基于BIM和FMM的设备预测性维护管理平台的原型设计如图1所示。设备预测维护管理平台由信息层和应用层组成。在信息层中,与设备相关的属性数据存储在BIM数据库,与设备维护相关的历史维护数据、工单存储在FMM系统,设备历史运行状态与评估指数构成状态数据库,将上述多源数据最终整合于BIM竣工模型中,为后续设备预测性维护管理提供数据支持。应用层实现设备状态的预测、维护预案的生成以及设备维护次序的规划。

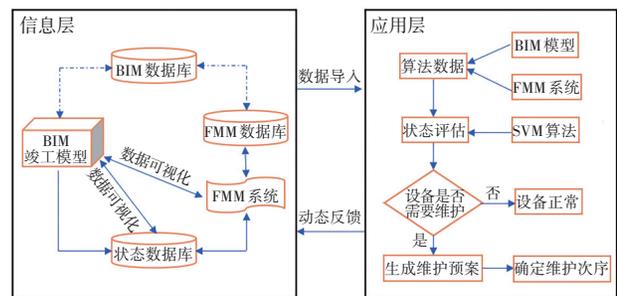


图1 设备预测性维护管理平台的原型设计

Fig.1 Prototype design of equipment predictive maintenance management platform

2.1 算法输入数据集分析

设备状态预测算法所需要的数据集分为两大类:①属性类数据。设备容量、安装年份、总服务年数,此类数据可以从设备预测性维护管理平台的信息层直接调取。②历史维护性数据。小修次数、大修次数、异常次数、轻度问题发生次数、重度问题发生次数,此类数据存储在FMM系统中。除此之外,需要具有经验的设备维护人员根据当月维护情况及设备表现对设备进行整体评价,具体评价等级为:9~10(优秀)、7~9(很好)、5~7(良)、3~5(差)、0~3(极差)。

2.2 设备状态预测算法研究

目前用于设备健康评估及预测研究的机器学习算法有时间序列模型、灰色预测模型、马尔科夫预测模型、SVM预测模型和ANN模型等^[6-7]。由于SVM算法对小样本数据具有独特优势以及ANN算法具备强大的非线性映射特征,拟采用以上两种机器学习算法进行对比,旨在确定最优的预测方法。

① SVM算法

该算法能够成功地处理回归问题,广泛用于预测和综合评价等方向,其原理是寻找满足分类要求及分类精度的最优分类超平面。此算法使用RBF核函数,具体公式如下:

$$K(x, y) = e^{-\gamma \|x - y\|^2} \quad (1)$$

式中: $K(x, y)$ 为 x 和 y 的点乘; e 取2.718; γ 为超参数,用于控制模型的泛化性。

② ANN算法

在数据量和特征数量较少的情况下,神经网络不宜设置过多参数,否则会产生模型过拟合的现象。

ANN算法结构示意图见图2。

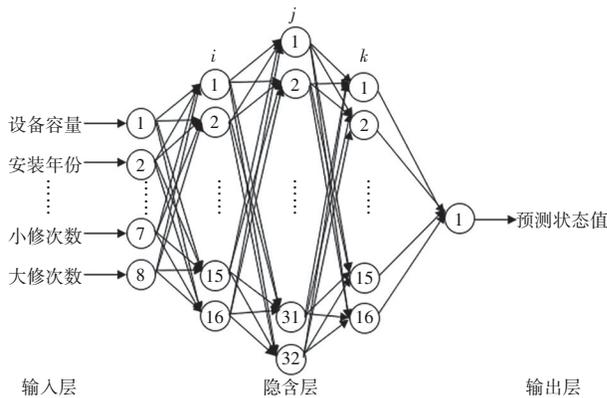


图2 ANN算法结构示意图

Fig.2 Structure diagram of ANN algorithm

ANN算法共分为五层,第一层为输入层,有8个神经元,每个神经元代表一个特征;最后一层为输出层,有1个神经元,即预测状态值;中间有三层隐含层,神经元个数分别为16、32、16。

输出层使用 Sigmoid 激活函数,其他层使用 ReLU 激活函数,损失函数使用均方误差损失 MSE (Mean Square Error)。

2.3 算法实施应用

设备维护次序大多遵循就近原则,如通过 A*算法和动态规划算法可以确定最优检修顺序和检修路径^[8],若在确定设备维护次序时考虑到设备劣化速度,即最先维护劣化速度最快的设备,就能够减少设备故障发生,因此,算法的预测结果可为设备维护人员规划维护行动及维护次序,具体的设备状态和维护行动如表1所示。

表1 设备状态与维护措施

Tab.1 Equipment status and maintenance measures

状态指数	评价	状态描述	需要提前采取的维护措施
9~10	优秀	无任何缺陷	每月定期检查,保持正常的温度和工作环境;设备目前满足既定的工作效率和目标
7~9	很好	①有一些小的缺陷;②表面有些恶化、磨损;③不需要大的修缮	需要小幅改进,运行效率稍微有些低下;不影响功能的轻微损坏,日常维护可以解决
5~7	良	①设备平均状况;②有明显缺陷;③需要维护磨损组件	设备存在恶化,维修量很大;设备可以满足目前使用,仍处于寿命期内
3~5	差	①严重恶化,外观恶劣;②有关键性缺陷和结构性问题;③设备经常失效	设备需要大型修缮,目前还没有安全性问题;更换设备的组件
0~3	极差	①存在失效零件;②设备不能操作,产生污染	设备已经产生不可修复问题;设备超过使用寿命,不满足标准,不可使用

3 工程实例

我国东北某净水处理项目综合园区包括处理量 $12 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 的污水厂、处理量 $10 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$ 的净水厂等基础设施工程,总造价约 14.73 亿元,其中,污水处理厂占地面积约 12 hm^2 ,包含 AO 生化池、二沉池、芬顿加药间、除臭加药间等 44 类污水处理单体,各个项目单体包括众多与污水处理相关的设备。

3.1 设备预测维护管理平台

首先将 BIM 模型中的数据与 FMM 的历史数据集成于三维模型中,为维护人员提供统一的数据可视化平台;接着对数据进行分析处理,依照污水处理厂的经验数据,建立设备状态与健康等级之间的映射关系,以便及时制定设备维护方案;最后将预测结果存储在平台的数据管理子系统中。

3.2 算法预测设备状态

该项目污水厂设备状态预测与评价的参评设

备为综合加药间的自动加药装置,在设备预测性管理平台调取 5 台自动加药装置 2020 年 2 月—2022 年 2 月的原始数据作为样本数据集,剔除历史维护记录不清、设备状态评估不准等无效数据,共采用 100 组数据作为样本数据集,部分样本数据见表 2。

表2 自动加药装置状态预测的部分样本数据集

Tab.2 Partial sample data of automatic dosing device state prediction

设备容量/kW	安装年份	小修/次	大修/次	总服务年限/a	异常/次	轻度问题/次	重度问题/次	当前状态指数
300	2020	3	0	25	3	2	1	9.2
300	2020	3	3	25	3	2	1	6.7
300	2020	3	2	25	4	3	1	7.8
300	2020	4	2	25	2	2	0	8.3
300	2020	2	3	25	3	2	1	6.9

将设备的属性数据和历史维护数据作为算法

的特征变量,状态值预测作为标签,对样本数据集进行训练,算法可以将状态数值预测转换为回归问题,根据预测结果分类至不同的状态评价等级。

通过两种不同的人工智能算法(SVM和ANN)对综合加药间的自动加药装置进行设备状态预测,将数据集随机分为3组:

- ① 80%的数据样本用于模型训练;
- ② 10%的数据样本用于验证;
- ③ 10%的数据样本用于模型测试。

预测结果如表3所示。一方面,SVM算法的准确率为96.28%,明显高于ANN算法的准确率(92.16%);另一方面,当数据量较大时,ANN算法需要的时间是SVM算法的两倍。由于SVM算法在小样本、非线性的问题中表现出的独特优势^[9],因此平台最终采用SVM算法以保证预测的精准率。

表3 SVM和ANN算法预测设备状态结果比较

Tab.3 Comparison between SVM and ANN algorithm in predicting equipment status

实例	SVM			ANN		
	实际值	预测值	误差/%	实际值	预测值	误差/%
1	6.7	6.84	2.09	6.7	6.95	3.73
2	7.8	7.50	-3.85	7.8	7.43	-4.74
3	8.3	7.89	-4.94	8.3	7.79	-6.14
4	6.9	7.09	2.75	6.9	7.21	4.49
5	7.5	7.54	0.53	7.5	7.73	3.07
6	7.1	7.25	2.11	7.1	7.29	2.68
7	6.8	7.20	5.88	6.8	7.31	7.50
8	5.9	6.54	-6.10	5.9	5.38	-8.81
9	9.3	9.20	-1.07	9.3	9.45	1.61
10	7.4	7.30	-1.35	7.4	7.37	-0.41

注: SVM算法和ANN算法预测准确率分别为96.28%和92.16%。

3.3 算法制定设备维护预案

污水处理厂设备维护的先后顺序并不能只依靠最短路径,更多的还要考虑设备状态的劣化速度,如果能最先维护到恶化趋势最严重的设备,就可以在在一定程度上降低设备故障率。在平台中调取自动加药装置、污水过滤器、污水消毒装置这3种污水处理设备2020年3月—2022年3月的原始数据,并以1个月和3个月作为时间间隔划分为两组样本数据,利用SVM算法预测状态值,与实际值进行比较,如表4所示。

对污水处理厂的多个设备进行状态预测时,预

测状态越差的就越需要优先进行维护,依据当前设备状态来看,维护顺序是污水过滤器、污水消毒装置、自动加药装置。一个月后的预测状态值分别为7.48、7.85、9.07,此时维护顺序保持不变;随着设备的使用和日常的磨损,3个月后设备状态均出现下降,预测值分别为7.27、6.92、8.64,维护次序变为污水消毒装置、污水过滤器、自动加药装置。结果表明:通过SVM算法预测多个设备未来状态时,预测误差均在5%以内,维护人员能够根据预测结果及时调整设备维护次序,有效保证设备维护顺序的智能性与科学性,从而使设备尽可能保持最优的运行状态,延长设备服役时间。

表4 多个设备预测的维护次序和维护措施

Tab.4 Predicted maintenance sequence and maintenance measures for multiple equipment

项目	自动加药装置	污水过滤器	污水消毒装置	
当前状态(2021年12月)	9.4	7.9	8.1	
1个月 后 (2022年1月)	实际值	9.2	7.6	7.7
	预测值	9.07	7.48	7.85
	误差/%	-1.41	-1.58	1.95
	维护措施	定期检查和日常维护	检查,需要小型维护,存在轻微恶化	检查,需要小型维护,存在轻微恶化
	维护次序	3	1	2
3个月 后 (2022年3月)	实际值	8.4	7.1	6.6
	预测值	8.64	7.27	6.92
	误差/%	2.86	2.39	4.85
	维护措施	定期检查和日常维护	检查,需要小型维护,存在轻微恶化	维修,需要准备配件,存在中度恶化
	维护次序	3	2	1

4 结论

为解决当前污水处理厂设备维护智能化程度低、设备维护次序缺乏最优性等问题,设计了基于BIM技术和FMM系统的设备预测性维护管理平台,平台能够解决以下问题:①多源数据集成,设备属性及历史维护数据可集成于BIM模型中,减少了设备的信息分散,避免了设备在维护时的跨部门交流;②设备状态预测,运用SVM算法对设备未来状态进行预测,误差率在5%以内;③设备维护计划,平台可自动为维护人员提供设备维护的最优次序,

即最先维护劣化速度最快的设备。通过东北某污水处理厂的案例,验证了该平台的可行性,预测性维护管理能够延长设备的服役时间,尽可能地优化维护成本,有效地提高设备的稳定性和可靠性,实现从“故障修”到“状态修”模式的改变。

参考文献:

- [1] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述 [J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9, 16.
LI Han, XIAO Deyun. Survey on data driven fault diagnosis methods [J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9, 16 (in Chinese).
- [2] 张彦如, 耿梦晓. 基于健康指数的设备运行状态评价与预测 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015, 38(10): 1318-1323.
ZHANG Yanru, GENG Mengxiao. Equipment comprehensive health status evaluation and prediction based on health index [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2015, 38(10): 1318-1323 (in Chinese).
- [3] GALAMBOŠ R, GALAMBOŠOVÁ J, RATAJ V, *et al.* Design of condition-based decision support system for preventive maintenance [J]. Acta Technologica Agriculturae, 2017, 20(1): 19-22.
- [4] 黄珺. 基于BIM的建筑工程运行维护阶段协同管理研究 [D]. 南京: 东南大学, 2018.
HUANG Jun. Research on Collaborative Management of Construction Engineering Operation and Maintenance Stage Based on BIM [D]. Nanjing: Southeast University, 2018 (in Chinese).
- [5] 张永, 龚众望, 郑英, 等. 工业设备的健康状态评估和退化趋势预测联合研究 [J]. 中国科学(技术科学), 2022, 52(1): 180-197.
ZHANG Yong, GONG Zhongwang, ZHENG Ying, *et al.* Joint study on health state assessment and degradation trend prediction of industrial equipment [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2022, 52(1): 180-197 (in Chinese).
- [6] SOUALHI A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Bearing health monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine and regression [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2014, 64(1): 52-62.
- [7] 孙思齐. 面向安全大数据应用的车辆设备健康状态评估及预测研究 [D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2019.
SUN Siqi. Research on Health Status Evaluation and Prediction of Vehicle Equipment for Safety Big Data Application [D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2019 (in Chinese).
- [8] 钟炜, 马晋超, 朱小六. 污水处理厂设备检修方案数字化平台研发及应用 [J]. 中国给水排水, 2021, 37(18): 134-138.
ZHONG Wei, MA Jinchao, ZHU Xiaoliu. Development and application of digital platform for WWTP facility maintenance scheme [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(18): 134-138 (in Chinese).
- [9] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述 [J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10 (in Chinese).

作者简介: 王旭(1997-), 女, 黑龙江漠河人, 硕士研究生, 研究方向为 BIM、PHM 和工程系统优化。

E-mail: 835549937@qq.com

收稿日期: 2022-03-18

修回日期: 2022-04-18

(编辑: 衣春敏)