

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20230182

基于卷积—长短期记忆神经网络的抽水蓄能机组健康性能趋势预测

单亚辉¹, 王 浩¹, 吴根平¹, 刘 颀²

(1. 武汉第二船舶设计研究所, 湖北 武汉 430064; 2. 华中科技大学土木与水利工程学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 为准确掌握抽水蓄能机组的健康性能水平, 提出基于卷积—长短期记忆神经网络(CNN-LSTM)的机组健康性能趋势预测方法。首先, 为有效地刻画机组的运行特性, 构建基于高斯过程回归的机组健康状态模型; 然后, 设计可量化机组健康性能的指标因子; 进一步融合 CNN 良好的局部特征提取能力和 LSTM 在时间序列预测方面的优势, 提出基于 CNN-LSTM 的预测模型。对国内某抽水蓄能电站机组监测数据进行的试验结果表明, 所提方法可较好地预测机组健康性能的发展趋势。

关键词: 抽水蓄能机组; 趋势预测; 健康性能指标; 卷积神经网络; 长短期记忆网络

中图分类号: TV743; TK730

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)08-0185-03

1 引言

抽水蓄能机组运行工况复杂且启停频繁, 这使机组部件逐渐产生结构劣化^[1], 将导致机组的健康性能下降^[2]。准确的健康性能趋势预测可有效降低机组故障率和运维成本。趋势预测的基础是选取可表征设备状态的监测数据。付文龙等^[3]依据水电机组振动提出基于支持向量回归的趋势预测模型; NUHIC A 等^[4]构建了以电流、温度和循环次数等为参量的锂电池性能预测模型。由于抽水蓄能机组的健康性能受水力—机械—电磁因素的影响, 需考虑多维监测数据以提取有效的健康性能指标。趋势预测的核心是利用历史数据训练预测模型, 依据当前数据预测未来的演变趋势。LI P 等^[5]利用卷积神经网络(CNN)预测刀具磨损的趋势; 陈畅等^[6]提出基于长短期记忆网络(LSTM)模型预测水电机组运行状态趋势。然而, CNN 和 LSTM 的组合模型却鲜有用于抽水蓄能机组的健康性能趋势预测的研究中。为准确掌握机组健康性能, 本文选取机组多维监测数据(工作水头、有功功率、导叶开度、振动)构建标准健康模型, 基于在线监测数据设计可表征机组状态的健康性能指标(HPI), 进而构建了具有良好

非线性拟合能力的 CNN-LSTM 预测模型, 并利用某抽水蓄能机组监测数据验证了所提模型的有效性。

2 基于卷积—长短期记忆神经网络的抽水蓄能机组健康性能趋势预测模型

2.1 基于高斯过程回归的机组标准健康模型

高斯过程回归(GPR)通过高斯先验知识对时间序列建模, 在处理复杂的拟合和回归问题时具有较强的泛化能力和适应性^[7]。由于机组运行受水力—电磁—机械因素的影响较大, 因此选择工作水头(H)、有功功率(P)、导叶开度(G)和机组振动监测数据(F)分别作为高斯过程回归模型的输入和输出, 构建机组标准健康状态模型:

$$F(t) = f(H(t), P(t), G(t)) \quad (1)$$

2.2 机组健康性能指标构建

机组在运行数年后, 其部件的性能水平会降低, 将导致机组实际的振动监测数据 $V(t)$ 与工作水头、有功功率和导叶开度之间的非线性映射关系发生偏离^[8]。因此, 利用标准健康状态模型和在线监测数据构建 HPI。将机组运行监测数据 (H, P, G) 代入标准健康状态模型中, 计算当前

收稿日期: 2023-02-10, **修回日期:** 2023-04-04

基金项目: 湖北省自然科学基金资助项目(2022CFB935)

作者简介: 单亚辉(1992-), 男, 博士、工程师, 研究方向为水力机械设备健康管理, E-mail: shanyahui@hust.edu.cn

通讯作者: 王浩(1986-), 男, 高级工程师, 研究方向为水中兵器, E-mail: whuwanghao@163.com

工况下机组状态监测数据的理论标准值 $F(t)$, 依据下式定义 HPI:

$$HPI(t) = [| F(t) - V(t) | / F(t)] \times 100\% \quad (2)$$

式中, t 为运行时间。

2.3 基于卷积—长短记忆网络的预测模型

由于 HPI 序列具有较强的非线性与非平稳性, 提出基于 CNN-LSTM 的预测模型, 表 1 为 CNN-LSTM 网络的结构参数设置。该模型通过两层的一维卷积网络提取 HPI 序列中潜在的局部特征, 利用 LSTM 存储数据集集中的关键信息, 最后通过全连接网络压缩数据维度, 输出预测值。

表 1 CNN-LSTM 预测模型结构参数

Tab. 1 Structure parameters of CNN-LSTM

层类型	激活函数	卷积核大小	滑动步长	卷积核数量
Input				
Conv1D	relu	8	1	32
Conv1D	relu	4	1	64
LSTM	relu			
FC	relu			
FC	linear			

CNN-LSTM 预测模型中损失函数为均方误差; 利用损失函数的梯度更新网络的偏置和权重; 网络训练过程中的优化算法为 Adam; 网络学习率为 0.01; 全连接层中 dropout 值设置为 0.2; 最大迭代次数为 200 次。

2.4 基于卷积—长短期记忆神经网络的机组健康性能趋势预测方法

步骤 1 将机组工作水头、有功功率、导叶开度和振动数据分别作为 GPR 模型的输入和输出, 建立标准健康状态模型。

步骤 2 将工作水头、有功功率和导叶开度代入标准健康状态模型中, 依据式(2)获得健康性能指标序列。

步骤 3 构建以 HPI 序列为输入的 CNN-LSTM 预测模型, 获取机组未来的健康性能趋势。

步骤 4 利用均方根误差 (R_{RMSE})、平均绝对百分比误差 (M_{MAPE})、相关性系数 (R) 等指标对预测结果进行量化评价与对比分析。

3 实例分析

以国内某抽水蓄能电站^[2] 2 机组为例, 通过预测机组设备的健康性能趋势, 验证所提方法的有效性与实用性。该机组额定水头为 305 m, 额定转速为 333.3 r/min。所有的模型运行试验环境为 CPU 2.5 GHz、RAM 32 GB。

3.1 数据获取

以机组下机架监测数据为样本, 获取下机架 Y 向振动数据的峰峰值及相应时刻的工作水头、有功功率、导叶开度。图 1 为 2008 年 7 月 31 日~2009 年 12 月 25 日期间机组状态监测数据(工作水头、有功功率和导叶开度), 图 2 为相应工况下的下机架 Y 方向振动监测数据。

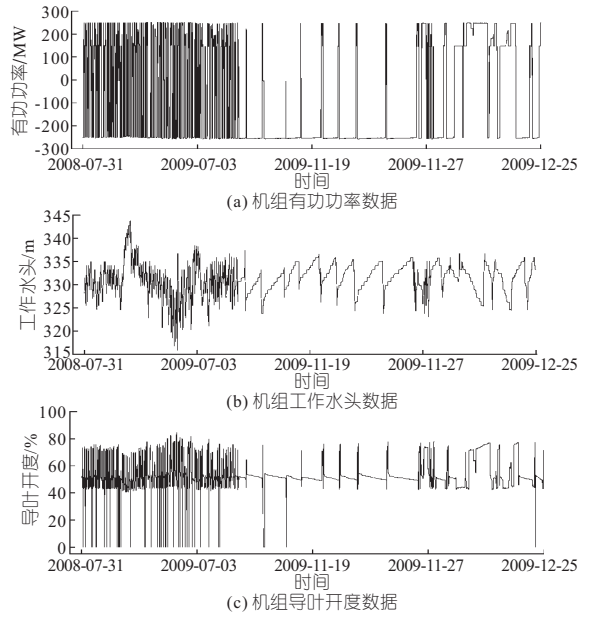


图 1 机组状态监测数据

Fig. 1 Monitoring data of pumped storage unit

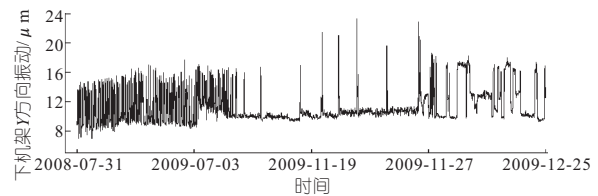


图 2 机组下机架 Y 方向振动数据

Fig. 2 Vibration data in Y-direction of lower bracket

3.2 建立标准健康状态模型

采用机组运行初期状态良好时(2008 年 7 月 31 日~2009 年 12 月 25 日)的监测数据构建标准健康状态模型, 拟合结果见图 3。由图 3 可知, GPR 模型拟合结果误差较小, 说明该模型可从现有的数据序列中挖掘出机组运行参数与下机架振动之间的内在关系。

3.3 提取健康性能指标

选取 2010 年 1 月 2 日~2011 年 12 月 15 日机组稳定运行时监测数据, 通过式(2)获得下机架健康性能 HPI 序列, 结果见图 4。由图 4 可知, 下机架的健康性能呈波动式变化, 其总体为上升趋势, 表明其健康性能随时间推移在逐渐恶化。

3.4 机组健康性能趋势预测

基于 CNN-LSTM 预测模型得到机组下机架健康性能趋势见图 5。由图 5 可知, 由于所提

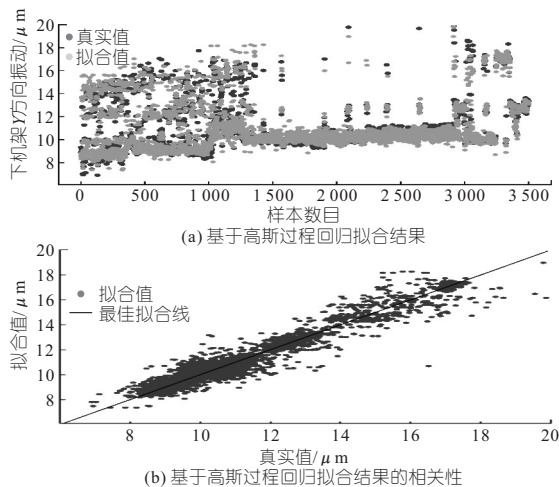


图 3 基于高斯过程回归拟合结果及其相关性

Fig. 3 Fitting results of GPR and fitting correlation of GPR

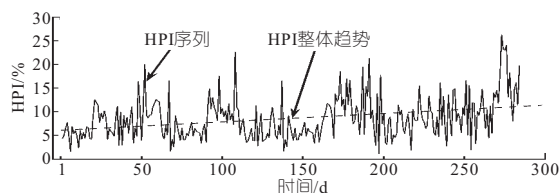


图 4 下机架健康性能指标 HPI 序列图

Fig. 4 HPI of lower bracket in Y-direction

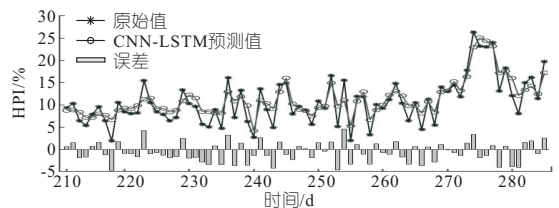


图 5 基于 CNN-LSTM 模型的预测结果

Fig. 5 Predicted results of CNN-LSTM model

CNN-LSTM 模型有效融合了 CNN 较强的数据序列特征提取能力和 LSTM 较强的非线性学习与拟合能力,预测结果可最大程度地反映 HPI 序列的波动情况,如上升、下降或转折等。

3.5 对比模型结果与分析

为验证所提 CNN-LSTM 预测模型的优越性,分别进行了基于 ELM 预测模型、基于 CNN 预测模型和基于 LSTM 预测模型的对比试验,预测结果见图 6。由图 6 可知,与 CNN-LSTM 模型相比,ELM 模型部分预测结果中存在线性输出值,预测效果较差。虽然 CNN 模型与 LSTM 模型能较好地预测 HPI 序列的波动和转折变化情况,但在序列的波峰、波谷处的预测效果并不理想。此外,ELM、CNN、LSTM 模型的 R_{RMSE} 值分别为 2.82、2.44、2.51,略高于 CNN-LSTM 模型的 R_{RMSE} 值(2.27)。同时,CNN-LSTM 模型预测结果的相关性 R 较高(为 0.91)。通过对比分析,验证了所提 CNN-LSTM 预测模型的优越性。

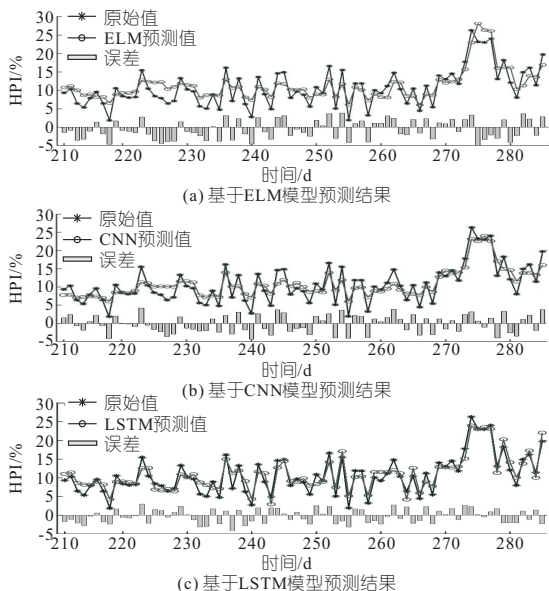


图 6 基于 ELM、CNN、LSTM 模型预测结果

Fig. 6 Predicted results of ELM model, CNN model and LSTM model

4 结论

考虑水力—机械—电磁因素影响下机组运行监测数据与运行状态间的关联关系,设计可表征机组健康水平的指标因子,提出具有良好非线性拟合能力的 CNN-LSTM 预测模型。通过工程实例及对比试验,验证了所提方法可准确地预测机组健康性能的发展趋势。未来将对 CNN-LSTM 模型进行优化改进,以提升其预测效率和精度。

参考文献:

- [1] 袁寿其,方玉建,袁建平,等.我国已建抽水蓄能电站机组振动问题综述[J].水力发电学报,2015,34(11):1-15.
- [2] 安学利,潘罗平,桂中华,等.抽水蓄能电站机组异常状态检测模型研究[J].水电能源科学,2013,31(1):157-160.
- [3] 付文龙,周建中,张勇传,等.基于 OVMD 与 SVR 的水电机组振动趋势预测[J].振动与冲击,2016,35(8):36-40.
- [4] NUHIC A, TERZIMEHIC T, SOCZKA-GUTH T, et al. Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods[J]. Journal of power sources, 2013, 239:680-688.
- [5] LI P, JIA X, FENG J, et al. A novel scalable method for machine degradation assessment using deep convolutional neural network[J]. Measurement, 2020, 151:107106.

