

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20221160

基于 CNN-SVM 的水电机组智能故障诊断方法研究

何葵东^{1,2}, 王卫玉^{1,2}, 金艳^{1,2}, 李崇仕^{1,2}, 柳无双³, 陈启卷³

(1. 五凌电力有限公司, 湖南长沙 410004; 2. 国家电力投资集团水电产业创新中心, 湖南长沙 410004; 3. 武汉大学动力与机械学院, 湖北武汉 430072)

摘要: 在当前水电机组智能故障诊断的方法中,人为选择故障分类特征的主观性及故障小样本数据的局限性对故障诊断结果的准确性具有重要影响。对此,结合卷积神经网络(CNN)的特征提取优势和支持向量机(SVM)优良的小样本处理能力,提出了一种针对水电机组振动故障诊断的 CNN-SVM 方法。该方法以水电机组振动信号的时域波形图作为模型输入,然后利用 CNN 提取信号特征并导入 SVM 实现机组故障诊断。最后,通过具体的实例分析,验证了所提诊断方法的优势。

关键词: 水电机组;故障诊断;振动信号;卷积神经网络;支持向量机

中图分类号: TV738

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)04-0207-04

1 引言

水电机组是水电站的核心设备,随着机组装机容量容量的攀升和设备复杂度的增加,机组的运行稳定性越发受到关注^[1]。在实际水电工程中,机组的振动信号包含了近 80% 的故障信息^[2]。因此,可利用机组的振动信号,并借助一定的诊断方法实现机组故障的及时有效识别,进而保障机组的安全稳定运行。目前,以振动信号为基础对水电机组的故障诊断过程已进行了诸多研究,徐艳春等^[3]利用自适应差分进化算法优化小波神经网络的参数,并应用于水电机组振动故障诊断;刘东等^[4]结合专家经验和贝叶斯诊断网络,提出了可以诊断多种因素耦合作用故障类型的水电机组振动故障诊断模型;卢娜等^[5]利用 LTSA 算法对故障特征进行融合,并将获得的特征参数作为谱聚类算法的输入,从而实现水电机组振动故障类型的识别。但在相关的水电机组智能故障诊断方法中,提取振动信号特征往往仅限于人为确定的某些类型,因此人为提取特征的主观性会对故障诊断结果产生较大影响。而卷积神经网络(CNN)

具有自动提取特征的优势,可以很好地消除人为选取特征的主观影响^[6]。水电机组的故障样本多为小样本数据,因此直接将 CNN 用于水电机组的振动故障诊断难以达到满意效果。支持向量机(SVM)对于解决小样本条件下的模式识别问题具有特有优势^[7]。鉴于此,本文提出一种基于 CNN-SVM 的水电机组故障诊断方法,即将振动信号的时域图作为模型输入,然后传递给 CNN 模型进行特征提取,随后将提取的特征传递给 SVM 进行机组的故障分类和识别;最后,通过与其他 3 种方法对比,验证了所提方法的优势。

2 方法与原理

2.1 卷积神经网络

CNN^[8]是一种有监督模式的深度学习模型,通常包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层,见图 1。输入层用于读入数据,卷积层通过卷积核进行特征提取,每个卷积核连接到特征曲面上层的局部区域,通过卷积计算提取特征并将卷积结果传递给非线性激活函数以获得卷积层的每个单元。卷积过程的运算公式为:

收稿日期: 2022-05-31, **修回日期:** 2022-07-05

基金项目: 国家电力投资集团统筹科研项目(TC2020SD01)

作者简介: 何葵东(1985-),男,工程师,研究方向为水电产业提质增效、水电站主设备故障诊断与状态评估、远程集控、水资源智慧调度, E-mail: he_hkd@wu-ling.com

通讯作者: 陈启卷(1963-),男,博士、教授、博导,研究方向为水电机组在线监测、诊断与控制及波力发电, E-mail: qjchen@whu.edu.cn

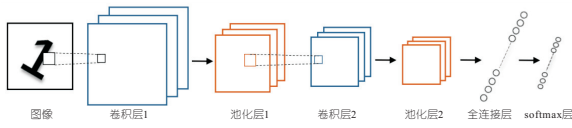


图 1 CNN 结构图

Fig. 1 CNN structure

$$Y_j^l = f\left(\sum_{j \in M} Y_j^{l-1} * W_{ij}^l + B_j^l\right) \quad (1)$$

式中, Y 为特征子图; $f(\cdot)$ 为一个非线性激活函数; W 为权值; B 为偏置; l 为网络的第 l 层; j 为第 j 个卷积; $*$ 为卷积运算。

通常, 每个卷积层后面都有一个池化层, 常用的池化操作有最大池化和平均池化, 池化层进行二次特征提取, 可以大大降低特征图的维数和计算量, 减少过度拟合的可能性。池化层表达式为:

$$Y_j^l = f[\beta_j^l \text{down}(Y_j^{l-1} + B_j^l)] \quad (2)$$

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 -$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (w^T x_i + B) - 1] \quad \alpha_i \geq 0 \quad (3)$$

式中, β 为权值; $\text{down}(\cdot)$ 为子采样函数; w 为权重向量。

CNN 的输出层一般为 softmax 层, 其表达式为:

$$S_i = e^{z_i} / \sum_1^N e^{z_n} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中, z_i 为输入到 softmax 每一个单元的值。

2.2 支持向量机

SVM^[7] 的原理是通过将低维特征空间转换为高维特征空间, 寻找能够将各类样本分开的最优超平面来实现分类。假设一组样本集 $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, m$, 其中 x_i 为 n 个元素组成的特征向量, y_i 为 x_i 对应输出, SVM 通过映射函数 $\varphi(x_i)$ 把 x_i 映射到大于 n 维的高维空间, 则超平面可以构建为:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (5)$$

式中, b 为超平面与原点之间的距离。

求解最优超平面的目标函数和约束条件为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

把约束条件纳入优化目标函数中, 建立拉格朗日公式:

$$L(w, b, a) = \|w\|^2 / 2 -$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (w^T x_i + b) - 1) \quad \alpha_i \geq 0 \quad (7)$$

式中, a_i 为拉格朗日乘子。

此时优化目标变成 $\min[\max L(w, b, a)]$,

求对偶问题:

$$\min [\max L(w, b, a)] = \max [\min L(w, b, a)] \quad (8)$$

则最终目标函数为:

$$\begin{cases} \max_a L(w, b, a) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

求解目标函数后可算出最优的 α_i^* , 从而得到最优 w^*, b^*

$$w^* = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i x_i \quad (10)$$

$$b^* = y_i - \sum_{j=1}^m \alpha_j^* y_j x_j^T x_i \quad (11)$$

可得最优超平面为:

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i (x_j x_i) + b^* = 0 \quad (12)$$

3 基于 CNN-SVM 的水电机组故障诊断模型

CNN-SVM 模型由 CNN 模型和 SVM 模型组成(图 2)。采用 CNN 结构为输入层—卷积层—池化层—卷积层—池化层—全连接层, 激活函数为 RELU 函数。输入层的输入为振动信号时域波形图, CNN 的各个卷积核从振动信号时域波形图中提取水电机组样本的局部特征, 最后通过全连接层整合成全局特征, 将全连接层的输出数据作为 SVM 的输入对 SVM 网络进行训练, 以此构建基于 CNN-SVM 的水电机组故障诊断模型。

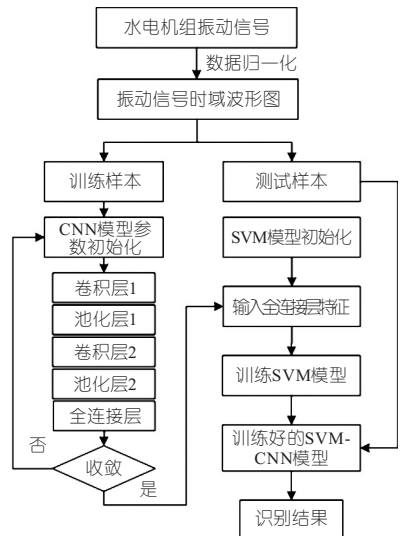


图 2 基于 CNN-SVM 的故障诊断流程图

Fig. 2 Fault diagnosis flow chart based on CNN-SVM

整体来说,利用 CNN-SVM 模型进行水电机组振动故障诊断的步骤如下。

步骤 1 对原始振动数据进行归一化处理,画出每条样本数据对应的时域波形图。

步骤 2 将样本划分为训练集和测试集,并将训练集输入到 CNN 模型中进行训练,保存经过多次训练达到收敛的 CNN 模型参数。

步骤 3 以 CNN 全连接层提取的特征向量作为 SVM 分类器中的输入对 SVM 进行训练。

步骤 4 保存训练好的 CNN-SVM 模型,通过测试样本检验模型的诊断效果。

4 实例分析

4.1 数据来源及预处理

国内某电站^{#3}机组额定功率为 200 MW,转速为 107.1 r/min。该机组在运行时有明显异常响动,停机检查后发现转轮室里衬掉落,经检测后判断为由水力不平衡因素所引发的故障。选取正常、预警和故障状态样本各 80 组,共 240 组波形,每组波形长度为 2 048 个点,采样频率 458 Hz,随机选取后按一定比例划分为训练集和测试集。

将训练集和测试集样本数据分别进行标准化处理,将振动信号的幅值归一化至 $[-0.8, 0.8]$ 之间,以保证信号时域波形图的横纵坐标范围保持一致。振动信号数据标准化处理前后的时域波形图见图 3。

4.2 CNN-SVM 模型参数

根据经验和多次调试结果确定 CNN-SVM 模型的参数,模型中 CNN 各层的结构参数见表 1,池化层采用最大池化,选用的激活函数为 ReLU 函数,并在卷积层和 ReLU 层之间使用批量归一化层,对网络中的激活值和梯度传播进行归一化以降低对网络初始化的敏感度。优化 Adam 优化器,学习率为 0.01。

CNN 训练准确率曲线见图 4。训练至 18 次时,准确率不再大幅度变化,CNN 模型达到收敛,因此选择迭代次数为 20,并选取 RBF 作为 SVM 的核函数,设置 SVM 超参数惩罚系数 c 为 1,核函数参数 g 为 0.25。

4.3 结果分析

CNN 全连接层提取的特征向量为三维数据,通过画图的方法进行特征可视化,其三维特征图见图 5。由图 5 可看出,提取的正常、预警和故障样本的特征区分度较为明显,表明 CNN 用于水电机组振动信号特征提取有效可行。

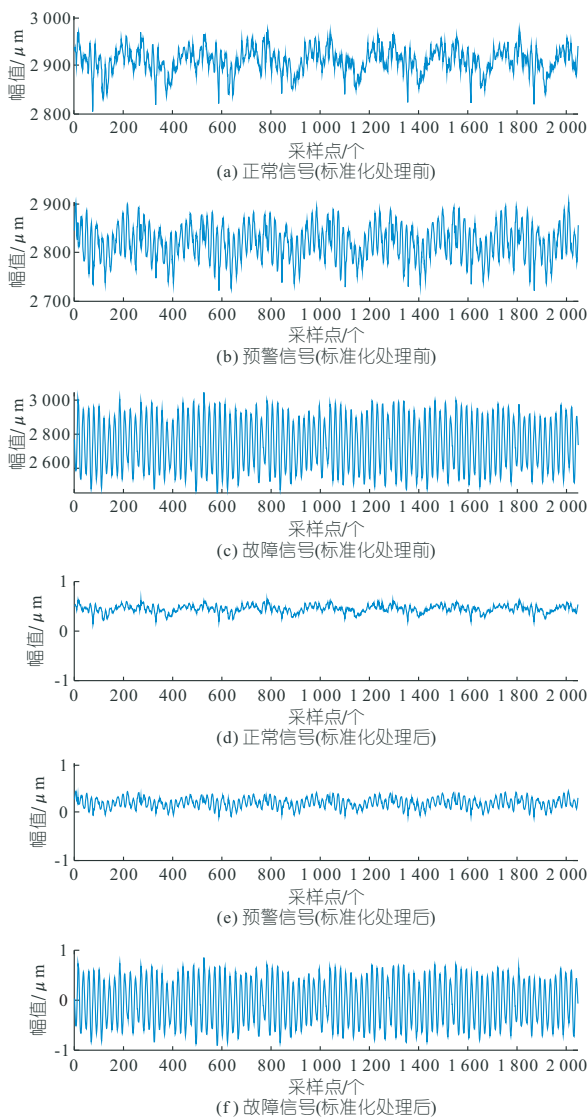


图 3 样本时域波形图

Fig. 3 Time domain waveform of samples

表 1 CNN 结构参数

Tab. 1 Structural parameters of CNN

网络层数	网络层	大小	步长	数目
1	输入层	64×64		
2	卷积层	5×5	2×2	16
3	池化层	2×2	1×1	16
4	卷积层	5×5	2×2	16
5	池化层	2×2	1×1	16
6	全连接层	2 304		1

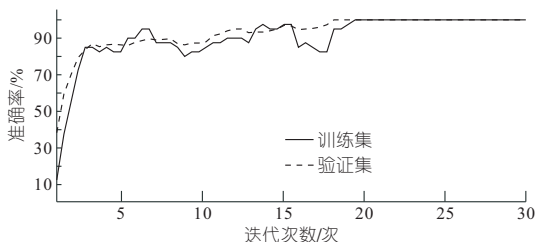


图 4 CNN 训练过程

Fig. 4 Training process of CNN

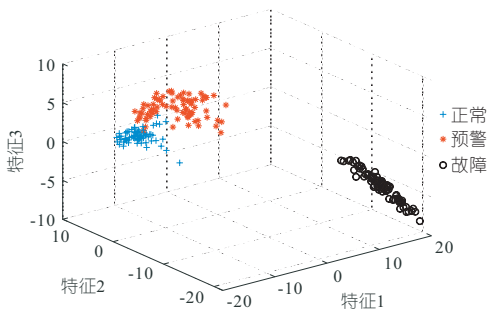


图 5 CNN 全连接层提取出的三维特征图

Fig. 5 Features extracted from CNN full connection layer

为评估不同训练集大小时 CNN-SVM 模型的泛化性能,设置了 3 : 7、4 : 6、5 : 5、6 : 4、7 : 3 五种训练集和测试集比例,按照运行状态对正常、预警和故障状态共 240 组样本数据随机划分训练集和测试集,在不同训练集和测试集样本数量比例下 CNN-SVM 模型的诊断结果见表 2。由表 2 可知,在不同训练集大小下故障诊断结果均表现优秀,虽然随着训练集样本数的减少,诊断准确率略有下降,但总的来说,准确率可以达到故障诊断精度的要求,这表明基于 CNN-SVM 的故障诊断方法是可行的,且在不同训练集大小下模型泛化性良好。

表 2 故障诊断结果

Tab. 2 Fault diagnosis results

样本类别	准确率/%				
	3 : 7	4 : 6	5 : 5	6 : 4	7 : 3
正常	93.45	90.21	92.92	93.75	96.17
预警	88.63	95.56	96.46	95.92	95.67
故障	99.94	99.79	100.00	99.75	100.00
总体	94.01	95.19	96.46	96.47	97.28

为进一步说明所提方法的优越性,选取 3 种传统的故障诊断方法为对照组,分别为 CNN、CNN-BP 及典型时频特征(峰峰值、方差、平均值、峭度、偏度)结合 SVM 分类的方法。将所提方法的诊断结果与这 3 种方法的结果进行比较,结果见图 6。由图 6 可看出,所提出的 CNN-SVM 方法具有最好的性能表现。在训练样本数减少时,CNN 方法与所提方法相比,诊断准确率下降较为明显,表明所提方法相比 CNN 方法在训练样本

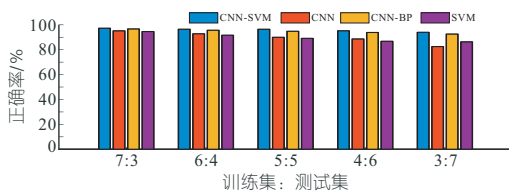


图 6 结果对比

Fig. 6 Comparison of results

数减少时泛化性能更加优秀。在不同训练样本大小条件下,所提方法的诊断精确度均比典型时频特征结合 SVM 的方法更高,表明与人为选择特征相比,利用 CNN 进行特征提取提高了故障诊断的准确性。在不同训练样本大小条件下,所提方法均比 CNN-BP 方法的结果更加优秀,表明利用 CNN 进行特征自提取时,选取 SVM 作为分类器相较于 BP 网络更适用于水电机组振动故障的诊断。

5 结论

提出了一种基于 CNN-SVM 的水电机组振动故障诊断方法,并利用实测数据进行分析,结果表明相比人为选择特征,利用 CNN 进行特征提取不需要大量先验知识,且能提高故障诊断的准确性;相比 CNN、CNN-BP 及典型时频特征结合 SVM 的方法,所提的 CNN-SVM 方法整体上具有更高的诊断精确度;相较于直接利用 CNN 进行故障诊断,CNN-SVM 在小样本条件下泛化性更加优秀。

参考文献:

[1] 程江洲,朱偲,方烜,等. 基于模糊认知贝叶斯网络模型的水电机组故障诊断[J]. 水电能源科学,2018,36(8):135-138.

[2] 李辉,范智超,李华,等. 基于 SVD 和 DBN 的水电机组故障诊断[J]. 水力发电学报,2020,39(12):104-112.

[3] 徐艳春,方绍晨,刘宇龙. 基于 ADE-WNN 的水电机组振动故障诊断方法[J]. 电力科学与技术学报,2017,32(4):84-89.

[4] 刘东,王昕,黄建荣,等. 基于贝叶斯网络的水电机组振动故障诊断研究[J]. 水力发电学报,2019,38(2):112-120.

[5] 卢娜,张广涛,刘付鑫,等. 基于 LTSA 与谱聚类的水电机组振动故障诊断方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2021,54(11):1064-1069.

[6] 阎曾怡,王高峰,杨瑶,等. 基于 CNN-LSTM 深度学习的燃烧不稳定性检测方法研究[J]. 燃烧科学与技术,2022,28(2):119-125.

[7] 徐可,陈宗海,张陈斌,等. 基于经验模态分解和支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用,2019,36(6):915-922.

[8] 朱丹宸,张永祥,潘洋洋,等. 基于多传感器信号和卷积神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2020,39(4):172-178.

数量、分布上均表现良好,这也使本文研究的控制策略能自动且全面地适应并联泵组在其全生命周期中的各种运行状态,从而使并联泵组在使用前期(低磨损)具有较低的目标偏差和比能耗(即高能效),在使用中后期(高磨损)拥有较低的叶轮载荷(即高可靠性),提高了泵组在全生命周期中的效率并尽可能减少其在使用期的运行成本。

参考文献:

- [1] KINI P G, BANSAL R C. Effect of voltage and load variations on efficiencies of a motor-pump system[J]. IEEE transactions on energy conversion, 2010,25(2):287-292.
- [2] 都佳,肖刚,杨敬,等. 起重机泵阀协同复合控制液压系统能效特性分析[J]. 中南大学学报(自然科学版),2021,52(2):389-399.
- [3] 李鹏和,冯克温,郝云晓,等. 闭式泵控液压机运行

- 与能效特性[J]. 液压与气动,2022,46(4):79-85.
- [4] 赖周年,杨帅,武鹏,等. 基于泵阀联合调节的并联离心泵组高可靠性优化[J]. 排灌机械工程学报,2018,36(12):1205-1210,1221.
- [5] ZHOUNIAN L, PENG W, SHUAI Y, et al. A control method to balance the efficiency and reliability of a time-delayed pump-valve system[J]. Mathematical problems in engineering,2016:5898209.
- [6] OSHURBEKOV S, KAZAKBAEV V, PRAKHT V, et al. Increasing service life and system efficiency of parallel pumps using combined pump regulation[J]. Water, 2021,13(13):1808.
- [7] 王辰昊,高强,毛梦娜,等. 并联泵组的多目标控制策略[J]. 人民长江,2019,50(12):198-203.
- [8] 侯慧敏,周冬蒙,田俊姣,等. 变频调速水泵装置变速特性试验研究[J]. 水电能源科学,2020,38(6):154-157.
- [9] 吴有平,刘杰,何杰. 多目标规划的 LINGO 求解法[J]. 湖南工业大学学报,2012,26(3):9-12.

Multi-objective Energy Efficiency Optimization Control Model Based on the Whole Life Cycle of Parallel Pump Group

ZHANG Jie, GAO Qiang, WANG Tao, YAN Hong-wei, WANG Chen-hao

(School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: At present, most of the domestic parallel pump groups adopt a single-objective control model, and only pay attention to the energy efficiency optimization of operating conditions and operating costs in the process of use, and cannot adjust the operation strategy under the real-time working conditions of the pump group according to the comprehensive energy efficiency state of the pump group in the whole life cycle. A multi-objective pump group energy efficiency optimization control model can be independently adjusted according to the energy efficiency state of the current pump set in the whole life cycle. The weight coefficients of three objective functions can be autonomously adjusted, which improves the energy efficiency of the pump set throughout its life cycle and extends the life of the pump set. The objective function was determined by the ideal point value and distance deviation method. The multi-objective ideal point model was solved by LINGO. The optimal solution with the highest total system efficiency, the lowest pump group specific energy consumption and the highest system reliability was obtained. Experimental results show that the improved multi-objective ideal point model can adjust the target weight combination according to the real-time state of the pump group, so as to adjust the real-time control strategy of the pump group.

Key words: parallel pump group; energy efficiency optimization; full life cycle; multi-objective; LINGO

(上接第 210 页)

Research on Intelligent Fault Diagnosis Method of Hydroelectric Generating Unit Based on CNN-SVM

HE Kui-dong^{1,2}, WANG Wei-yu^{1,2}, JIN Yan^{1,2}, LI Chong-shi^{1,2}, LIU Wu-shuang³, CHEN Qi-juan³

(1. Wuling Power Corporation LTD., Changsha 410004, China; 2. Hydropower Industry Innovation Center of State Power Investment Corporation, Changsha 410004, China; 3. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In previous researches on intelligent fault diagnosis methods of the hydroelectric generating unit, the subjectivity of the artificial selection of the fault classification characteristics and the limitations of small sample data have important impacts on the accuracy of fault diagnosis results. To solve this problem, a CNN-SVM method for the fault diagnosis of the hydroelectric generating unit was proposed by combining with the feature extraction advantages of convolutional neural network (CNN) and the excellent ability of support vector machine (SVM) in processing small sample. In this method, the time-domain diagram of the vibration signal of the hydroelectric generating unit was used as the model input, and the CNN method was employed to extract the signal features. Then, the extracted feature vector was input to the SVM method to realize the final fault diagnosis of the unit. Finally, the advantages of the diagnosis method proposed in this paper were verified through a specific example analysis.

Key words: hydroelectric generating unit; fault diagnosis; vibration signal; convolutional neural network; support vector machine