

基于卷积神经网络的柴油发电机健康评估

赵东明¹ 程焱明¹ 曹 明²

(武汉理工大学自动化学院 武汉 430070)¹ (中国舰船研究设计中心 武汉 430070)²

摘 要 柴油发电机是水面无人艇(USV)的核心设备之一,其健康状态直接影响 USV 的航行状态。为了保证 USV 的健康航行,提出了一种基于卷积神经网络的健康评估方法。该方法以发电机基本参数作为特征参数,建立健康评估模型,得出发电机健康评估状态。以百吨级电力推进 USV 柴油发电机为实例进行模型验证,得出发电机的健康状态转换关系及健康阈值为 0.03。与常用的 BP 神经网络进行对比,该模型的收敛速度、识别速度、评估准确率都有明显提升。

关键词 无人船,发电机,卷积神经网络,健康评估

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Health Assessment of Diesel Generator Based on Convolution Neural Network

ZHAO Dong-ming¹ CHENG Yan-ming¹ CAO Ming²

(School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)¹

(China Ship Development and Design Center, Wuhan 430070, China)²

Abstract Diesel generator is the core equipment of the surface unmanned boat (USV), its health status directly affects the navigation state of USV. In view of the health assessment of diesel generators, a method based on the convolution neural network was proposed. The health assessment model is established by using the basic parameters of the generator as the characteristic parameters, and the state of the motor health assessment is set out. Taking 100 ton electric propulsion USV diesel generator as an example, the model was verified, and the health state transition relationship and the health threshold of the starting motor are 0.03. Compared with the commonly used BP neural network, the convergence speed, recognition speed and accuracy of the model are obviously improved.

Keywords Unmanned surface vehicle, Generator, Convolutional neural network, Health assessment

水面无人艇(USV)经常执行长航时任务,对其健康管理要求较高,在航行前对 USV 的健康评估和预测是 USV 正常工作的必要条件。同时柴油发电机作为 USV 的关键设备,承担着无人船各重要设备的供电任务,其健康状态直接影响着无人船的航行安全。

发电机的健康评估主要是研究发电机的工作性能,根据其性能来判定发电机的健康状态。目前,国内相关学者针对发电机健康评估问题进行了深入研究,并取得一定成果。文献[1]使用频谱分析法对发电机进行故障检测与诊断,提取发电机的电流信号的频率域特征值,并将其作为学习样本进行训练,从而完成对发电机的故障诊断,这为发电机的健康评估提供了方法依据;文献[2]采用基于小波变换的发电机异常检测方法,实现了准确的故障检测与定位,为健康评估提供特征提取方法;文献[3]基于行理建模展开 RLV 系统级健康状态评估,从而初步实现了对 RLV 系统的健康评估;文献[4]采用基于 SCADA 数据的发电机健康状况的评估方法,最终设计了一种基于马氏距离的健康衰退指标用于评判发电机的健康

状况;文献[5]采用 SOM 神经网络对发动机滑油系统进行健康评估,为健康评估提供了新的方法和思路;文献[6]提出了一种改进流形学算法与隐半马尔可夫模型相结合的电子设备健康评估方法;还有一些学者采用数据解析模型来分析发电机的健康状态与故障特征的关系,由于健康状态与故障特征之间具有很强的非线性,而传统的数学模型大多是基于线性的,因此很难对发电机的健康状态进行有效判断,从而出现健康状态判断精度低等问题。

针对以上发电机的健康评估问题,鉴于卷积神经网络具有较强的特征提取和分类能力以及学习速率快等优点,本文采用卷积神经网络^[7-8]构建柴油发电机健康评估模型,将其用于发电机基本参数样本的处理,并取得了较好的效果。

1 无人船发电机健康评估要素

1.1 监测要素

无人船发电机工作环境复杂,相关数据复杂多样,对发电机进行健康评估存在一定难度。为准确地实现对无人船发电

本文受国家高技术研究发展计划(2015AA015904)资助。

赵东明(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机控制与应用、计算机科学与智能控制, E-mail:502296538@qq.com;程焱明(1994—),男,硕士,主要研究方向为舰船系统健康评估, E-mail:2461954302@qq.com(通信作者);曹 明(1987—),男,高级工程师,主要研究方向为舰船系统设计。

机的参数监测与健康评估,本文采用现代测量技术^[9]进行数据的采集与监测。根据专家经验^[10],在转速、负载、进油温度、出油温度、进口压力、出口压力、振动频率、振幅、电压、电流、流量、功率等基本参数中,以转速、功率、进油温度、出油温度、进口压力、电流 6 组数据包含的特征信息最多,能够更直观地反映出无人船发电机的运行状态,因此选取这 6 种基本参数作为监测的特征参数。

1.2 数据处理

由于转速、功率、进油温度、出油温度、进口压力、电流等 6 种参数数据类型和大小范围都不同,为防止输入到卷积神经网络模型的数据出现大数吞小数的情况以及为了模型更快、更好地收敛,对输入的 6 种数据进行归一化处理,将监测输入数据对正常状态发电机的额定值的比例作为输入量,其处理方法如下:

$$x = \left(\frac{n}{n_N}, \frac{P}{P_N}, \frac{T_I}{T_{IN}}, \frac{T_O}{T_{ON}}, \frac{F}{F_N}, \frac{I}{I_N} \right) \quad (1)$$

其中, x 表示输入向量, n, P, T_I, T_O, F, I 和 $n_N, P_N, T_{IN}, T_{ON}, F_N, I_N$ 分别表示转速、功率、进油温度、出油温度、进口压力、电流的监测数据和正常状态的额定值。

本文采用以上 6 种输入特征来判定发电机的当前状态,并根据历史状态分析发电机当前的健康状态。各状态对应的系统健康状态的设定如表 1 所列。

表 1 发电机健康状态说明

类型	描述
1	故障 发电机发生故障,需维修或更换器件
2	退化状态 发电机性能退化较为严重,功能退化,必须进行维护
3	退化状态 系统性能明细退化,功能受到轻微影响,但发电机还能完成正常工作,系统处于亚健康,需要维护
4	退化状态 系统性能退化微弱,基本不影响系统功能,可以不维护
5	正常 系统健康,不需维护

2 健康评估模型

2.1 模型搭建

本文采用的卷积神经网络包含一个卷积层、采样层、全连接层、输出层,这是由于输入数据只取发电机的 6 种参数,数据结构较为简单,增加过多的卷积层和采样层数目会提高网络复杂度和网络学习时间。又因为输入数据为一维,因此将卷积核设置为一维卷积核,且不同的卷积核提取输入数据的不同特征,然后经过采样层的降维操作,使得采样层输出节点减少,最后经过全连接层和输出层得出各种发电机状态对应的概率^[11]。本文采用的网络模型结构图如图 1 所示。

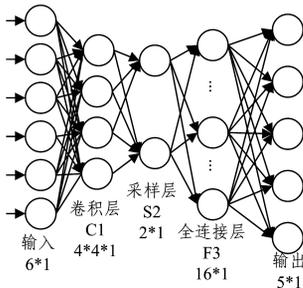


图 1 卷积神经网络结构图

本文中以 X 表示单个输入样本,其包含 6 个元素,卷积核个数为 N ,每个卷积核大小为 $M \times 1$,因此每种卷积核对应

的输出特征的大小为 $(7-M) \times 1$,其中卷积层与输入层之间的连接数为 $(7-M) \times (M+1) \times N$,可训练的参数数目为 $(M+1) \times N$ 。具体计算公式如下:

$$A_{C_1, i, k} = f \left(\sum_{j=0}^M W_k^{(j)} \cdot X_i^{(j)} + b_k \right) \quad (2)$$

其中, $A_{C_1, i, k}$ 表示第 k 种卷积核输出的第 i 个元素; $W_k^{(j)}$ 表示第 k 种卷积核的第 j 个元素; b_k 表示第 k 个卷积核的偏置; f 表示卷积层的激活函数。

采样层采用均值采样操作,采样宽度为 $q \times 1$,每个特征对应的采样输出为 $((q \times 1)/q) \times 1$,因此第 k 个卷积核对应的采样层的输出结果为:

$$A_{S_2, i, k} = \frac{\sum_{i=jq-q+1}^{jq} A_{C_1, i, k}}{q} \quad (3)$$

采样层输出后与一个全连接层相连,然后再进行分类输出,输出神经元输出的是概率值,其总和为 1。

模型通过反向传播算法进行训练,通过不断的迭代使目标函数收敛到最小,目标函数表示为理想输出与实际输出的误差平方和,公式如下:

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^R (Y_k - O_k)^2 \quad (4)$$

其中, O_k 表示实际输出, Y_k 表示理想输出, E_k 表示反向传播的目标函数, R 表示神经元总数。

最后通过目标函数与模型各个层次的误差导数来求取最优参数:

$$W_k(t+1) = W_k(t) - \alpha \frac{\partial E_k}{\partial W_k(t)} \quad (5)$$

其中, t 表示迭代次数; $W_k(t)$ 表示模型各个层在第 t 次的参数,如权重、偏置、神经元参数等; $\frac{\partial E_k}{\partial W_k(t)}$ 表示误差对本模型层的倒数; α 表示学习率,范围在 0~1 之间。

2.2 模型训练

采用发电机以往真实实验数据共 689 组作为训练数据,其训练样本如表 2 所列,表中样本数据都是经过处理后监测数据与额定数据的比值。

表 2 训练样本

序号	转速	功率	进油温度	出油温度	进口压力	电流	当前状态
1	1.01	0.98	0.89	1.00	1.00	0.96	正常 5
2	0.97	0.95	0.99	1.01	1.00	0.96	正常 5
3	1.00	0.98	0.97	1.01	0.98	0.99	正常 5
...
688	0.78	0.98	0.97	0.98	0.97	0.96	故障 1
689	0.68	0.78	0.97	1.27	0.97	1.16	故障 1

表 3 列出卷积核大小对模型准确率的影响。可以看出,随着卷积核大小的增加,训练数据的准确率下降且训练时间减少,这是由于卷积核越小,提取的特征就越精细,越能详细描述输入数据,模型分类能力更好,但是训练时间会增加,因此卷积核不能过大或过小。

表 3 卷积核大小对模型准确率的影响

卷积核大小	卷积核个数	采样宽度	训练集准确率/%	训练时间/s
2×1	6	2×1	100	187.4
4×1	6	2×1	100	128.5
6×1	6	2×1	98.6	83.2

卷积核个数对训练模型准确率的影响如表4所列。

表4 卷积核个数对模型准确率的影响

卷积核大小	卷积核个数	采样宽度	训练集准确率/%	训练时间/s
4×1	3	2×1	92.5	89.4
4×1	6	2×1	100	128.5
4×1	12	2×1	100	302.6
4×1	20	2×1	100	675.9

随着卷积核个数的增加,训练集的准确率略有提升,但是继续增加卷积核个数时准确率不会再增加,而训练时间却大大增加,因此卷积核个数不宜过多。

采样宽度对训练模型准确率的影响如表5所列。随着采样宽度的减小,训练时间会增加,准确率将上升,但是继续减少采样宽度时准确率不会再增加,反而会减少,这是因为采样层宽度过小将造成过拟合,因此采样宽度不宜过小。

表5 采样宽度对模型准确率的影响

卷积核大小	卷积核个数	采样宽度	训练集准确率/%	训练时间/s
4×1	6	1×1	98.8	312.6
4×1	6	2×1	100	128.5
4×1	6	4×1	96.5	98.4

综合分析可知,本文采用卷积神经网络模型的采样宽度为2×1,卷积核个数为6,卷积核大小为4×1。

3 实例分析

利用已建立好的评估模型对ESM30无人艇20V956TB92型柴油发电机进行健康评估,然后再对比BP神经网络^[12]与卷积神经网络在发电机健康评估问题上的准确率。为了保证对比的可靠性,BP采用2个隐含层,激活函数与卷积神经网络一致,最终采用相同的训练数据和测试数据进行训练测试。将实际输出结果和理论输出结果进行归一化处理,并进行对比。卷积神经网络评估结果如表6所列,BP与CNN的准确率对比结果如表7所列。

表6 发电机评估状态结果

测试样本	实际输出	测试状态	发电机实际状态
1	0.0061,0.0423,0.1223,0.2702,0.5591	正常5	正常5
...
35	0.0631,0.1123,0.2223,0.2902,0.3121	正常5	退化状态4
36	0.0822,0.1998,0.2868,0.4129,0.0183	退化状态4	退化状态4
...
87	0.0190,0.2324,0.3668,0.3729,0.0089	退化状态4	退化状态3
88	0.0835,0.3628,0.4268,0.1269,0.0000	退化状态3	退化状态3
89	0.2006,0.3888,0.3968,0.0138,0.0000	退化状态3	退化状态2
90	0.2730,0.4588,0.2678,0.0004,0.0000	退化状态2	退化状态2
...
186	0.4215,0.4543,0.1242,0.0000,0.0000	退化状态2	故障1
187	0.6915,0.3003,0.0082,0.0000,0.0000	故障1	故障1

通过表6中数据可以分析得出:

- 1)输出向量值最大的数据表明当前发电机状态;
- 2)表中182组验证数据的健康状态判断与实际状态相符,表明发电机健康状态评估正确率为97.3%;
- 3)通过表6中黑体数据可以看出,当相邻状态值相差不超过0.03时,发电机会发生状态转移,这表明此模型中发电

机状态评估阈值为0.03;

4)整体数据还表明发电机健康状态一直在退化,性能在衰减,需要进行维修保养。

表7 BP与CNN的准确率

算法	测试集准确率/%	训练时间/s	运行时间/s
BP	93.6	183.2	0.043
CNN	97.3	128.5	0.036

通过表7中数据可以得出,卷积神经网络训练时间短,识别速度快,且健康评估准确率高。

综上所述,结合发电机对应的输出向量值及评估阈值,就可以对发电机的健康状态做出评估,判断其性能。与BP神经网络相比,该模型收敛速度及识别速度分别提升了42.6%,19.4%,并且提高了发电机3.7%的健康评估准确率。

结束语 本文提出了一种基于卷积神经网络的发电机健康评估方法。首先选取发电机6种参数(转速、负载、进油温度、出油温度、进口压力、电流)作为特征参数,构建模型并训练,然后采用实例验证了模型的可靠性,得出发电机健康状态变化的阈值,并与BP神经网络进行对比。实验结果表明,本文模型的收敛速度、识别速度和对发电机健康评估的准确率都有一定提升。

因为发电机构造复杂且基本参数较多,本文采用专家经验选取特征参数。后续应考虑进一步使用粗糙集属性约简方法来选取特征参数,并且在健康评估中对发电机具体部位故障进行诊断,并给出维修意见。

参考文献

- [1] 刘向群,仇越,张洪钺.基于频谱法与神经网络的航空起动发电机的故障检测与诊断[J].航空学报,2004,25(2):158-161.
- [2] 杨传道,马建卫,韩建定.小波变换在航空发电机异常检测中的应用研究[J].电气应用,2007,26(12):105-108.
- [3] 张奎轩.基于行为机理建模的RLV控制系统健康仿真研究[D].长沙:国防科学技术大学,2015.
- [4] 张静,李柠,李少远.基于SCADA数据的风电机组发电机健康状况评估[C]//中国自动化学会过程控制专业委员会.第28届中国过程控制会议(CPCC 2017)暨纪念中国过程控制会议30周年摘要集.2017.
- [5] 曹惠玲,黄乐腾,李志伟,等.基于SOM神经网络的航空发动机滑油系统健康评估[J].中国民航大学学报,2014,32(6):19-22.
- [6] 徐宇亮,孙际哲,陈西宏,等.电子设备健康状态评估与故障预测方法[J].系统工程与电子技术,2012,34(5):1068-1072.
- [7] 曾雪琼.基于卷积神经网络的变速器故障分类识别研究[D].广州:华南理工大学,2016.
- [8] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
- [9] 任岩,吴启仁,薛黎明.风力发电机组的健康评估[J].新能源进展,2014,2(6):430-433.
- [10] 季晓慧.船舶电力系统的故障诊断专家系统研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2002.
- [11] 张伟.基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [12] 宋谷月,王滨,刘博睿.基于BP神经网络的风电机组发电机状态监测研究[J].吉林电力,2012,40(5):29-32.