

基于改进模式识别的 无人值守风电场群组机器人集中巡检研究

董礼¹, 程丽敏¹, 赵博¹, 王雁冰¹, 商志强², 朱盼盼²

(1.中广核风电有限公司, 北京 100000; 2.北京金风慧能技术有限公司, 北京 102600)

摘要: 由于风电场设备种类繁多、运行环境复杂多变,通常无人值守,故障难以及时发现。传统巡检方法耗时长且识别准确性低,导致故障处理不及时,影响风电场稳定运行和发电效率。为此,文章针对无人值守风电场群组提出了基于改进模式识别的机器人集中巡检方案。对于风电场群组变压器故障、设备温度异常和齿轮箱声音异常情况,分别利用BP神经网络算法、模糊模式识别算法和经验模态分解算法对其展开巡检,并在某大型风力发电场中对所提方法进行测试。结果表明,所提方法可实现对风电场群组中各类故障的巡检,第一时间获取到故障信号,避免了安全事故的发生;识别准确率在92.3%以上,召回率与F1分数也优于对比方法,表明本文方法在识别故障样本方面更为全面,能够有效地进行故障检测。

关键词: 改进模式识别; BP神经网络算法; 经验模态分解算法; 齿轮箱声音异常; 变压器故障

中图分类号: TK81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2025)03-0346-07

0 引言

风电场分布广泛,设备种类繁多,运行环境复杂多变,这些因素共同导致了风电场通常不设人员值守。一旦设备出现故障,由于缺乏实时监控,故障往往无法在第一时间被发现,这不仅延误了维修时机,还可能引发连锁反应,造成更大的损失。随着风电场规模的扩大和技术的不断发展,对风电场群组维护的要求也越来越高。传统的巡检方法,如人工巡检或固定摄像头监控,存在诸多局限性。人工巡检不仅耗时耗力,而且受限于人的视觉和经验,难以准确识别各种复杂的故障类型,导致了风电场设备故障发现不及时、处理不高效,进而影响了风电场的稳定运行和发电效率。在这样的背景下,无人值守风电场群组机器人集中巡检显得尤为紧迫和必要。它不仅关系到风电场的经济效益,更关系到能源供应的安全和稳定。

文献[1]将门循环神经网络应用在机器人巡检中,通过获取巡检环境信息,为机器人规划出一条最佳巡检路线,指导机器人进行逐级巡检,实现对所有设备的故障检测,但该算法极易受到周围环境的影响,当环境特征值发生变化后,机器人的巡检避障性能将大大降低。文献[2]针对巡检机器

人提出了一种巡检和越障方法,对巡检机器人的动力学方程进行分析计算,并建立机器人动力学模型,利用阻尼系数对巡检机器人的控制器参数进行调整,综合分析阻尼系数和固有角的频率变化情况,指导机器人在躲避障碍物的同时完成巡检工作,但该算法没有对机器人负载惯量在时间序列上的变化特性进行分析,使得机器人在越障时极易出现抖动、超调等现象。文献[3]对SOLOv2算法进行了改进,使智能机器人能够在复杂环境中提高巡检精度,该改进主要通过增加小目标物体的正样本数量,使机器人能够更精细地检测设备的部件和位置。文献[4]利用模糊逻辑控制器指导机器人在未知的环境中进行巡检,并通过局部导航策略使机器人实现精准避障,可在狭窄的空间中进行平滑行驶,该算法指导机器人沿着墙壁行驶或者转向,虽然避开了障碍物,但无法保证巡检效率。

因此,本文提出了基于改进模式识别的无人值守风电场群组机器人集中巡检方法。通过对风电场群组中变压器故障、设备温度异常和齿轮箱声音异常3种关键故障的巡检,可以有效地监测风电场群组的整体运行状态,因为这3种故障是

收稿日期: 2024-04-29。

基金项目: 国家自然科学基金(51675498)。

作者简介: 董礼(1981-),男,博士,高级工程师,主要从事风电运维相关工作。E-mail: shandianll2_112@163.com

通信作者: 朱盼盼(1991-),男,助理工程师,主要从事风电运维相关工作。E-mail: j988721_bjzx@163.com

风电场中最常见且对运行稳定性影响较大的问题。BP神经网络算法能够精准预测和识别变压器故障,模糊模式识别算法能够实时分析设备温度数据,及时发现异常,而经验模态分解算法能够有效提取齿轮箱声音中的故障特征。通过实验测试,验证了其在实际应用中的可行性和有效性。通过集中对这3种关键故障的巡检,可以实现对风电场群组中各类故障的全面监测,确保风电场的稳定运行和高效发电。

1 风电场群组机器人巡检算法

智能巡检机器人巡检方法的巡检模式可根据风电场群组需求分为自动巡检和手动控制巡检。

在自动巡检模式下,机器人会严格遵循预先设定的目标风电场群组巡检路径进行数据采集工作。当机器人到达预设的检测点时,利用内置的不同类型传感器精准地对目标检测设备进行数据采集。这些采集到的数据会传输至后端监控软件,由软件进行实时显示与处理,从而实现对设备状态的实时监控与评估。

在手动控制巡检模式下,工作人员可以更加灵活地操作控制机器人。根据实际需求,通过操作界面指引机器人到达任意位置进行数据采集。这种模式下,机器人不再受限于预设路径,能够更加精准地针对特定区域或设备进行细致的检测与数据采集,从而满足更复杂的巡检需求。

1.1 风电场群组变压器巡检

巡检机器人搭配传感器,首先对风电场群组中的变压器进行故障检测。利用巡检机器人传感器对变压器的外观、振动等数据进行采集,然后传送到主控制器中,主控制器利用BP神经网络算法对故障进行最终判定。

将改进模式识别算法中比较常用的BP神经网络作为基础算法,该网络由输入层、隐藏层和输出层构成。输入层神经元数量通常与传感器采集的数据维度相匹配。隐藏层数量和每个隐藏层的神经元数量需要根据实际问题进行调整,通常通过实验确定。输出层神经元数量取决于须要识别的故障类型数量。控制权重调整的步长,学习率过大会导致训练不稳定,学习率过小则会导致训练速度过慢,通常根据实验结果进行调整。BP神经

网络输出层的表达式为

$$\begin{cases} net_k = \sum_{i=1}^n w_{ik} x_i + b_{ik} \\ y(x) = \sum_{k=1}^n w_{jk} f(net_k) + b_{jk} \end{cases} \quad (1)$$

式中: net_k 为 k 的权重值; w_{ik}, w_{jk} 分别为 i 与 k 和 j 与 k 之间的连接权值; $x_i, y(x)$ 分别为 i 的输入量和 j 的输出量; b_{ik}, b_{jk} 分别为 i 与 k 和 j 与 k 之间的偏置量; f 为输出系数。

风电场群组中常用的变压器为图1所示的星三角结构。

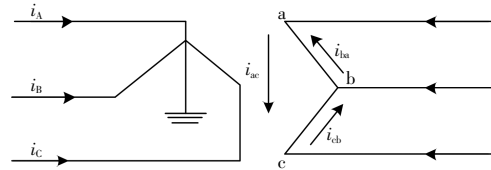


图1 星三角变压器结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of star delta transformer structure

星三角变压器一次侧、二次侧绕组回路方程分别为

$$\begin{cases} u_A = r_A I_A + L_A \frac{dI_A}{dt} + N_1 \frac{d\varphi_A}{dt} \\ u_B = r_B I_B + L_B \frac{dI_B}{dt} + N_1 \frac{d\varphi_B}{dt} \\ u_C = r_C I_C + L_C \frac{dI_C}{dt} + N_1 \frac{d\varphi_C}{dt} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} u_{ac} = r_{ac} I_{ac} + L_{ac} \frac{dI_{ac}}{dt} + N_2 \frac{d\varphi_a}{dt} \\ u_{ba} = r_{ba} I_{ba} + L_{ba} \frac{dI_{ba}}{dt} + N_2 \frac{d\varphi_B}{dt} \\ u_{cb} = r_{cb} I_{cb} + L_{cb} \frac{dI_{cb}}{dt} + N_2 \frac{d\varphi_C}{dt} \end{cases} \quad (3)$$

式中:下标A,B,C为一次侧各电气量;下标ac,ba,cb为二次侧各电气量; u, I, r, L 分别为电压、电流、电阻^[5]、电感; φ 为互感磁通^[6]; N_1, N_2 分别为一次侧、二次侧的绕组匝数。

鉴于星三角变压器结构的特点,不能直接获取三角侧的相电流,为此,利用三角侧的电流关系 $I_{ba} = I_{ac} - I_{ba}$, $I_{cb} = I_{ba} - I_{cb}$, $I_{cb} = I_{cb} - I_{ac}$,在三相绕组对称、一次侧和二次侧匝数比与变比相等的情况下^[7],即 $r_A = r_B = r_C = r_1, r_{ac} = r_{ba} = r_{cb} = r_2, L_A = L_B = L_C = L_1, L_{ac} = L_{ba} = L_{cb} = L_2$,变比 $g = N_1/N_2$,通过高斯消去法对式(2),(3)进一步变换后得到:

$$\begin{cases} u_A - u_B - g(u_{ac} - u_{ba}) = r_1(I_A - I_B) + L_1 \frac{d(I_A - I_B)}{dt} - \\ \quad g\left(r_2 I_{1a} + L_2 \frac{dI_{1a}}{dt}\right) \\ u_B - u_C - g(u_{ba} - u_{cb}) = r_1(I_B - I_C) + L_1 \frac{d(I_B - I_C)}{dt} - \\ \quad g\left(r_2 I_{1b} + L_2 \frac{dI_{1b}}{dt}\right) \\ u_C - u_A - g(u_{cb} - u_{ac}) = r_1(I_C - I_A) + L_1 \frac{d(I_C - I_A)}{dt} - \\ \quad g\left(r_2 I_{1c} + L_2 \frac{dI_{1c}}{dt}\right) \end{cases} \quad (4)$$

利用式(4)中的第一个等式建立一个网络模型,并对输入层和输出层分别进行定义。

$$\begin{cases} x_1 = I_A - I_B \\ x_2 = \frac{d(I_A - I_B)}{dt} \\ x_3 = gI_{1a} \\ x_4 = \frac{dgI_{1a}}{dt} \end{cases} \quad (5)$$

$$y(0) = u_A - u_B - g(u_{ac} - u_{ba}) \quad (6)$$

然后给出网络模型隐含层的节点数量,并对4个输入变量进行预处理。利用BP神经网络算法对机器人采集的正常状态和故障状态下的变压器数据进行训练,比较实际输出值与神经网络输出值,利用式(6)所示的波形相关系数作为判据进行故障识别,以此完成对变压器故障的巡检工作。

1.2 风电场群组温度巡检

风电场群组中含有较多的电气设备,当发生故障时,设备温度将会迅速升高,故障越严重,设备的温度就越高,所以可将温度传感器安装在巡检机器人上^[8],获取风电场群组设备的温度、湿度和风速等信息。机器人将采集到的数据传送至主控制器中,主控制器利用模糊模式识别算法完成对故障的判定。

由于改进模式识别算法对数据的要求比较高,如果存在少量的错误数据或者缺失数据,很难进行接下来的工作。本文在模糊数学理论的基础上对其作出部分改进^[9],利用模糊模式识别算法对风电场群组温度进行异常检测。

根据温度数据的特征,定义不同的模糊集,如正常温度集、异常温度集等。每个模糊集均有一个对应的隶属度函数。通过调整隶属度函数的参数,使得模型在训练集上的表现最优。可以使用遗传

算法、粒子群优化等方法进行参数优化。假设巡检机器人采集到的温度数据集为{P},每个数据均可利用特征值 F_m 表征为 m 维特征矢量 $R^m: P = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 。同时,假设{P}中有 h 个数据属于类 c_m ,那么,即可利用判别函数^[10]判别得到{P}的隶属度 η_m 从属于类 c_m ,即 $\eta_m = \eta_{c_m}$ 。 h 个数据的样本特征值为 $P_h = \{F_{h1}, F_{h2}, \dots, F_{hq}\}$, q 为特征值数量, η_m 的计算式为

$$\eta_m = (1 + d_{hq})^{-1} \quad (7)$$

式中: d_{hq} 为欧拉距离^[11]。

$$d_{hq}(P_h, h) = \|P_h - h\| = \sum_{q=1}^h (F_{hq} - F_h)^2 \quad (8)$$

引入扎德的文法分类理论,将 F_h 看作是文法变量,将专家知识写为样本分类集 P_h 的形式,二者均存储在机器人数据库中。由此一来,就可直接比较 F_h 与 P_h ,并计算{P}与 P_h 之间的隶属度 η_{hq} 。

$$\eta_{hq} = (1 + d_{hq})^{-1} \quad (9)$$

$$d_{hq} = F_{hq} - F_m \quad (10)$$

由式(9)推理得到矩阵 $M = [\eta_{hq}]_{c \times q}$,当满足式(11)条件时:

$$\begin{cases} \sum_{h=1}^c \eta_{hq} = 1 \\ 0 \leq \sum_{h=1}^c \eta_{hq} \leq q \end{cases} \quad (11)$$

M 就是模糊 c -划分矩阵^[12]。按照最大隶属度判别原则将{P}中所有数据划分到类 c_m 中,得到隶属度为

$$\eta_h = \max \sum_{h=1}^c \eta_h \quad (12)$$

将机器人采集到的温度数据分为正常数据与异常数据,分类样本集为 $P = \{P_{good}, P_{bad}\}$ ^[13],再由式(13)对异常数据所在设备的红外辐射能量 E 进行计算。

$$E = \varepsilon \sigma T^4 \quad (13)$$

式中: ε 为辐射系数^[14]; σ 为一个常数项,数值为 $5.67 \times 10^{-8} \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K}^4)$; T 为风电场群组设备的热力学温度^[15]。

通过分析设备热力学温度、红外辐射能量与自身材料特性之间的关系,将处于正常温度范围内的设备数据归类到 P_{good} 中,其余归类到 P_{bad} 中,

并将来自目标的红外辐射转变为可见的热图像,直观地了解物体表面温度分布,分析其内部结构和表面状态等。

1.3 风电场群组齿轮箱巡检

齿轮箱在风电场群组中有着十分重要的作用,由于长期暴露在室外环境中,齿轮极易发生断裂。因此,利用巡检机器人采集齿轮箱的声音数据,并利用经验模态分解算法对其进行分析,实现对齿轮箱故障的检测。

在风电场群组运行时,对于齿轮箱声音信号的采集十分困难,所以实验模拟了齿轮箱的运行状态,并进行声音信号采集。同时在巡检机器人的前方、左方、右方分别安装1台声音传感器,用来采集不同方位上的声音信号。

齿轮箱声音信号具有非线性和非平稳性特征,EMD算法可以使声音信号的局部特征得到更突出的表现。EMD算法是通过分析声音信号在不同时间序列上的特征尺度,经过分解后得到各个本征模态函数(IMF),判定其是否存在异常。

假设齿轮箱声音信号为 $w(t)$,经过EMD算法分解后为

$$w(t) = \sum_{l=1}^n s_l(t) + e_n(t) \quad (14)$$

式中: s_l 为第 n 个IMF, $s_l = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$; e_n 为残余分量。

通常情况下,齿轮箱故障信号多存在于高频部分,为了使分解后的IMF分量中包含故障信号,对其进行归一化处理,并计算处理后的IMF分量与原始声音信号之间的相关系数。

$$z_n = \frac{\sum_{l=1}^n (X_l - \bar{X})(Y_l - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{l=1}^n (X_l - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{l=1}^n (Y_l - \bar{Y})^2}} \quad (15)$$

式中: X 为声音信号样本; Y 为分解后的IMF分量样本。

给定一个阈值 λ ,用来提取包含故障信号的IMF分量。

$$\lambda = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{l=1}^n (z_n - \mu)^2} \quad (16)$$

式中: μ 为门限值。

声音信号经过EMD算法的分解后,利用式

(16)计算 λ ,当 $\lambda < z_n$ 时,说明该IMF分量中包含故障信号,可以选择;反之,则舍弃。

对包含故障信号的IMF分量进行包络分析,即可实现对齿轮箱故障的检测。

2 实验测试

为了验证本文方法在实际应用中是否可以指导机器人对风电场群组进行集中巡检,将其应用在江西省一装机容量为100 MW的某大型风力发电场中进行实验测试。风电场群组中使用的是单机容量为3 MW的风力发电机,共有33台并网运行。每台风力发电机均与一台额定容量为5 MVA、饱和负载损耗为100 kW的主变压器相连,输电线路的电阻为0.1 Ω 。

实验从变压器故障、温度异常、齿轮箱故障声音检测3个方面展开,机器人采集的信息均由MATLAB仿真软件进行分析。巡检机器人选用的型号为经纬M30T,具有六向感知避障系统,搭载了热红外成像仪和夜视摄像机。

首先,对变压器故障巡检效果进行分析。当风电场群组变压器高压侧发生三相故障时,利用本文方法指导机器人对其进行巡检,并将巡检结果与实际结果进行比较,结果如图2所示。

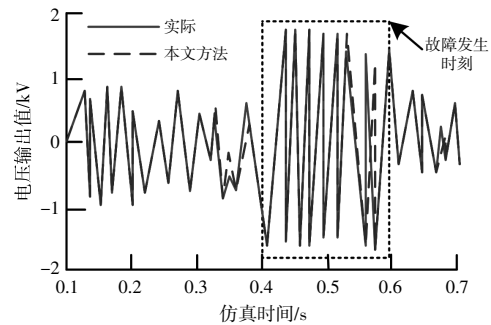


图2 三相故障时的实际输出与本文方法输出

Fig.2 Actual output during three-phase fault and output using the method described in this article

由图2可知,当变压器发生三相故障时,本文方法的输出值与实际输出值非常接近,二者之间几乎重叠在了一起。这说明本文方法精准识别到了故障信号,验证了本文方法在风电场群组变压器巡检中的有效性。

然后,对本文方法在风电场群组设备温度异常巡检中的效果进行测试。利用本文方法随机对风电场群组中的4个设备进行温度检测,所得结果如图3所示。

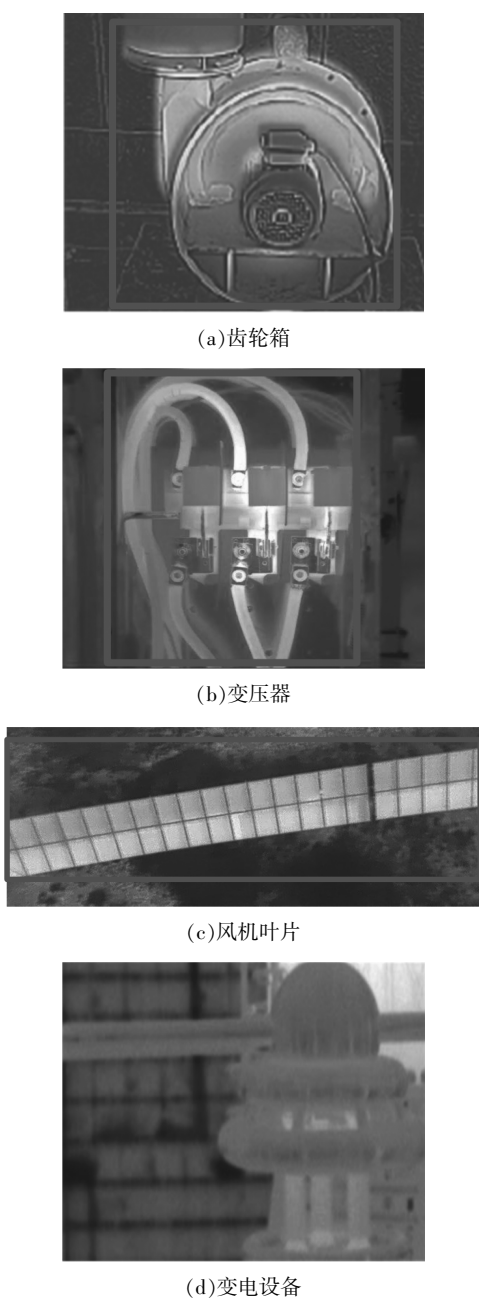


图3 本文方法对设备温度异常的检测结果

Fig.3 The detection results of abnormal equipment temperature using the method described in this article

由图3可知:图3(a),(b),(c)中的设备均存在温度异常情况,本文方法也实现了精准识别;图3(d)中的设备不存在温度异常情况,本文方法对此没有识别。本文方法对于风电场群组中设备的温度异常情况均可实现精准识别,杜绝了因设备温度过高而引发的安全事故。

最后,对本文方法在齿轮箱声音异常检测方面的性能进行测试。将齿轮箱主轴的转速设定为

750 r/min,按照 20 kHz 的采样率分别采集正常状态和发生断齿故障时的声音信号,经过本文方法分解后,得到的时域波形如图4,5所示。

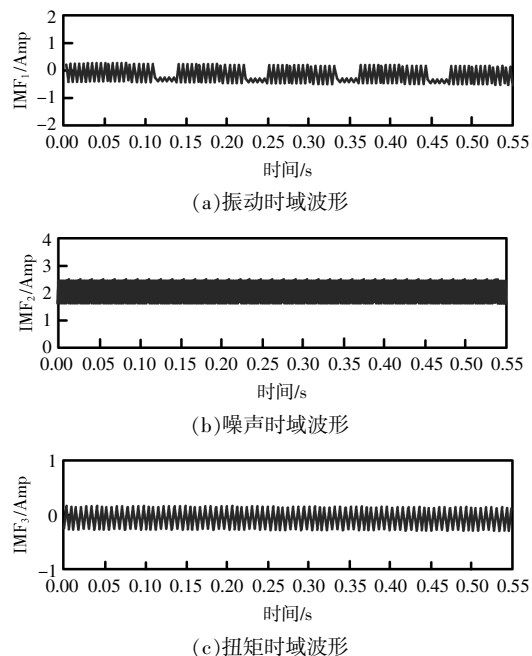


图4 正常状态下的齿轮箱时域波形

Fig.4 Time domain waveform of gearbox under normal condition

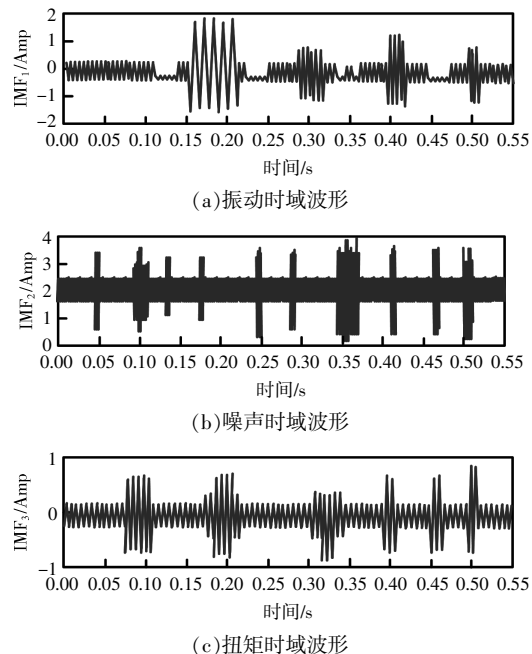


图5 故障状态下的齿轮箱时域波形

Fig.5 Time domain waveform of gearbox in fault state

由图4,5可知,当风电场群组齿轮箱发生断齿故障时,时域波形与正常状态下的波形存在较大差异,谱峰明显增多,各IMF分量的波动范围

变得更大,很容易查看到。因此,本文方法可指导机器人精准检测到齿轮箱异常声音信号。

为了验证无人值守风电场群组机器人集中巡检研究的有效性,从多个风电场收集历史故障数据,包括不同类型的故障(如齿轮箱故障、叶片损伤、电气故障等)。将故障数据分为训练集与测试集,其中:训练集包括 1 000 个样本,其中 500 个正常样本,500 个故障样本(不同类型故障各 100

个);测试集包括 200 个样本,其中 100 个正常样本,100 个故障样本(不同类型故障各 20 个)。选择基于改进 SOLOv2 的故障诊断方法、基于模糊逻辑控制器的故障诊断方法作为本文方法的对比方法。将故障识别的准确率、召回率、F1 分数作为评价指标,分析不同方法在面对不同类型故障时的表现,具体实验结果如表 1 所示。

由表 1 可知:本文方法在所有样本数量下的

表 1 不同方法的故障识别结果对比

Table 1 Comparison of fault identification results using different methods

故障样本 个	本文方法			改进 SOLOv2 的故障诊断方法			模糊逻辑控制器的故障诊断方法		
	准确率/%	召回率/%	F1 分数	准确率/%	召回率/%	F1 分数	准确率/%	召回率/%	F1 分数
100	97.9	94.3	0.98	92.7	90.9	0.89	89.9	89.6	0.85
200	97.4	94.0	0.98	92.3	90.4	0.85	89.3	89.0	0.83
300	96.4	93.6	0.97	91.8	89.3	0.85	89.0	88.3	0.79
400	95.3	93.1	0.96	90.5	86.7	0.83	87.5	87.6	0.75
500	95.0	92.6	0.95	89.7	84.8	0.81	87.1	87.2	0.73
600	94.8	92.2	0.94	89.5	81.6	0.78	85.3	86.5	0.68
700	94.1	90.6	0.92	88.8	80.6	0.73	84.9	85.8	0.66
800	93.0	90.3	0.89	88.4	79.6	0.69	84.2	82.5	0.62
900	92.9	89.9	0.88	88.1	75.2	0.65	80.4	82.1	0.59
1 000	92.3	89.4	0.88	87.8	74.1	0.61	78.5	80.8	0.54

准确率均高于基于改进 SOLOv2 的故障诊断方法和基于模糊逻辑控制器的故障诊断方法;特别是在样本数量较多的情况下,本文方法的准确率仍然保持在 92.3%以上,而对比方法的准确率则有明显的下降趋势;本文方法的召回率与 F1 分数在所有样本数量下也优于对比方法,表明在识别故障样本方面更为全面,能够更有效地检测出故障。综上所述,本文方法在无人值守风电场群组机器人集中巡检中具有较高的有效性和可靠性。

3 结论

鉴于风电场群组所处环境的特殊性,本文提出了基于改进模式识别的无人值守风电场群组机器人集中巡检方法。在样本数量较多的实际环境测试情况下,本文方法故障识别的准确率仍然在 92.3%以上、召回率在 89%以上、F1 分数在 0.88 以上,表明本文方法可指导机器人对不同类型的故障实现精准检测,达到集中巡检的目的。

参考文献:

[1] 金波,陈铨,徐焕,等.基于门循环神经网络的电力机器人巡检方法[J].高电压技术,2023,49(S1):118-121.

[2] 李小彭,樊星,李凯,等.考虑负载时变的线路巡检机器人动态性能分析[J].东北大学学报(自然科学版),2022,43(5):660-666,688.

[3] 吴忧,袁雪.基于改进 SOLOv2 的复杂场景下智能机器人巡检识别算法[J].北京交通大学学报,2022,46(5):95-106.

[4] Siwei Chang, Ming -Fung Francis Siu, Heng Li. Development of a fuzzy logic controller for autonomous navigation of building inspection robots in unknown environments [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2023, 37(4): 1-17.

[5] 吴庆,赵涛,佃松宜,等.基于 FPSO 的电力巡检机器人的广义二型模糊逻辑控制[J].自动化学报,2022,48(6):1482-1492.

[6] 孟浩,方小文,张永龙.基于 ZMQ 通信架构的巡检机器人离网控制系统[J].机床与液压,2023,51(23):59-64.

[7] 方崇全.煤矿带式输送机巡检机器人关键技术研究[J].煤炭科学技术,2022,50(5):263-270.

[8] 张博,周红生.基于 RL-APF 算法的巡检机器人避障研究[J].组合机床与自动化加工技术,2023(6):7-10.

[9] 刘淑芬,张程.基于模糊数学的通信网络密文信息差错恢复[J].计算机仿真,2021,38(10):204-208.

- [10] 陈南凯,王耀南,贾林.基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业[J].控制与决策,2022,37(6):1453-1459.
- [11] 贺晓峰,廖志伟,肖华明,等.智能巡检机器人传感与控制系统研究与设计[J].中国煤炭,2022,48(S1):1-5.
- [12] 范亚南,苏冠明,王增光,等.具有升降云台的轨道式巡检机器人控制系统设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2022(4):69-74.
- [13] 徐文权,李军霞,陈维望,等.矿用巡检机器人系统设计与研究[J].煤炭工程,2022,54(3):177-181.
- [14] 张洁.基于鹌鹑优化算法的核环境巡检机器人路径规划[J].机械设计与研究,2023,39(3):27-30,34.
- [15] 王斌,田宝雄,赵明辉.融合场景理解与机器视觉的矿山巡检机器人导航避障研究[J].金属矿山,2023(11):221-227.

Research on centralized inspection of unmanned wind farm group robots based on improved pattern recognition

Dong Li¹, Cheng Limin¹, Zhao Bo¹, Wang Yanbing¹, Shang Zhiqiang², Zhu Panpan²
(1.CGN Wind Power Co.,Ltd., Beijing 100000, China; 2.Beijing Jinfeng Huineng Technology Co.,Ltd., Beijing 102600, China)

Abstract: Due to the wide variety of wind farm equipment and complex operating environment, it is usually unattended and difficult to find faults in time. The traditional inspection method takes a long time and has low identification accuracy. As a result, the fault is not handled in time, which affects the stable operation and power generation efficiency of wind farms. Therefore, a robot centralized inspection scheme based on improved pattern recognition is proposed for unattended wind farm groups. For transformer faults, equipment temperature anomalies and gearbox sound anomalies in wind farms, BP neural network algorithm, fuzzy pattern recognition algorithm and empirical mode decomposition algorithm are used to carry out inspection, and the proposed method is tested experimentally in a large wind power station. The results show that the proposed method can realize the inspection of various faults in wind farms. The first time to obtain the fault signal, to avoid the occurrence of security accidents; The recognition accuracy rate remains above 92.3%, and the recall rate and F1 score are also better than the comparison method, indicating that the proposed method is more comprehensive in identifying fault samples and can detect faults more effectively.

Keywords: improving pattern recognition; BP neural network algorithm; empirical mode decomposition algorithm; abnormal gearbox sound; transformer failure