

农业机械故障诊断中数字孪生技术的融合应用研究

蔡子龙 赵佳瑶 吴 清

华东理工大学机械与动力工程学院,上海 201424

摘要:针对我国农业机械的故障诊断和维修尚未实现完全数字化、智能化,大多情况为损坏后进行人工检修的现状,将数字孪生技术应用到农业机械设备的故障诊断及状态检测。通过调查农业机械常用的故障类别,模拟其在工作时产生的振动,并采用时频特征分析振动信号。基于此搭建了一个小型农业机械,并利用 SolidWorks 建立了孪生体模型,利用 Unity 3D 建立孪生体场景。使用 C# 将传感器收集的数据传输给数字孪生体,调用 MySQL 数据库中已有的轴承、齿轮等传动件的训练模型,并比较 BP 神经网络、卷积神经网络(CNN)等多种神经网络的优缺点。基于开源数据集,采用深度卷积神经网络(DCNN)进行故障诊断,对断裂、磨损的故障诊断率准确率达到 96.7%。

关键词:数字孪生;农业机械;故障诊断;深度卷积神经网络

中图分类号:TP393

DOI: 10.3969/j.issn.2097-065X.2024.09.006

0 引言

数字孪生是通过物理实体与历史数据间的交互仿真,完成虚拟空间和实际物体间的虚实映射的一种技术,映射逼真度高,能精准预测物体的未来状态,辅助工作人员实施决策改进^[1]。

目前,我国正在迈入数字化时代,数字技术率先在工业生产领域实现落地应用后,数字化趋势正在逐步扩展到农业领域,农业现正处在向数字化转型的“风口浪尖”^[2]。《中国统计年鉴 2011》统计显示,我国耕地面积 12 172 万 hm^2 ,占国土面积的 12.68%,农业综合机械化程度达 70%。结合国家“十四五”期间农业生产进入机械化为主导的新时期的发展目标,利用数字孪生技术对一些基本的农用生产工具、农田情况进行实时检测,对农用机器的机械运行状态进行识别,实现故障诊断及寿命预测功能,助力农业数字化发展。

磨损、腐蚀、应力集中等影响因素造成的常见农业机械故障多为人工检查,定期保养及对关键零件的更换多为人工方式^[3]。此方式耗费人力多,而我国目前农村人口老龄化趋势明显,因此人工检修不适于农业机械维修。

龙舰涵^[4]提出深度学习在轴承故障诊断上的应用方法。虽然数字孪生及故障诊断技术的发展十分迅速,但是目前尚未扩展到农业机械的维护。笔者基于数字孪生技术,利用深度卷积神经网络,对常用农业机械设备进行故障诊断及状态识别的应用。

1 常见农业机械故障及状态识别

农业机械工作时机身剧烈振动、设备过热等原因导致机械零件的失效有轴类疲劳断裂、零件磨损等。出现机械性能故障时,工作人员需要先排查再修理,并对严重破坏零件进行更换。故障维修难度较大时,农业机械需要返回工厂维修,此过程工作量较大且耗费时间较长,严重影响了作业效率。

农业机械的状态识别流程主要分为信号采集、信号处理、状态识别、结果分析判断等,如图 1 所示。基于对农业机械的状态识别,进行状态诊断与检测。

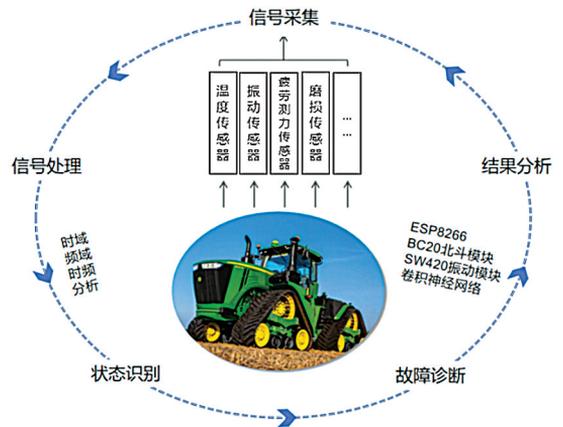


图 1 状态识别流程

1.1 单时域信号处理与诊断

对信号进行滤波、放大、相关性分析的计算可得波形因子、峰值因子、脉冲因子、裕度因子等量纲一指标^[5],以及最大值、最小值、方差等有量纲指标,从而判断农业机械在运转过程中受到的冲击及稳定振动信息。

有量纲参数中,均值:

$$\mu_x = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x) dx \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 为输入信号。

均方差:

$$\psi_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^2(t_i) \quad (2)$$

峭度:

$$K = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x)^4 p(x) dx \quad (3)$$

量纲一参数中, 波形指标的有效值/绝对平均幅值:

$$K = \frac{X_{rms}}{|\bar{X}|} \quad (4)$$

裕度指标的峰值/方根幅值:

$$L = \frac{X}{X_r} \quad (5)$$

偏态指标:

$$K_3 = \frac{1}{S^3} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x)^3 p(x) dx \quad (6)$$

峭度指标:

$$K_4 = \frac{1}{S^4} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_x)^4 p(x) dx \quad (7)$$

时域信号处理的信息量过大, 处理时间较长, 不利于进行边带故障分析。

1.2 单频域信号处理与诊断

频域信号处理是对传感器读取的信号进行傅里叶变换, 进而对信号的频谱、能量谱、倒频谱等进行分析。将采集的模拟信号利用离散傅里叶变换(DFT)进行离散化处理^[6], 对应的公式为:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \exp(-j \frac{2\pi}{N} kn) \quad (8)$$

$$0 \leq k < N \text{ 且 } k \in \mathbb{Z}$$

利用频域信号的频率变化对故障进行分析, 能及时预测出可能发生的故障。

1.3 时频信号处理与诊断

时频信号处理与诊断是将时域与频域信号特征结合, 利用其关联函数对信号进行处理, 对信号进行滤波, 并计算出平稳信号下的各特征值, 其中较为常用的为短时傅里叶变换(STFT)及连续小波变换(CWT)。

2 基于数字孪生的故障诊断系统与工作原理

2.1 基于数字孪生的故障诊断系统结构

目前, 数字孪生系统包含 5 个维度: 物理实体(PE)、孪生体(VE)、物理实体与孪生体的接口(CN)、孪生数据(DD)与服务应用(SS)。本文提出的基于数字孪生的故障诊断系统如图 2 所示。

物理实体(PE)为机械实物。本文阐述的对象为一款适用于农田工作的农业机械, 是孪生体信息数据的重要来源。根据实际工作情况, 采集若干数

据在向孪生体传递信息, 同时也可接收数字孪生体反馈的虚拟运行结果^[7]。

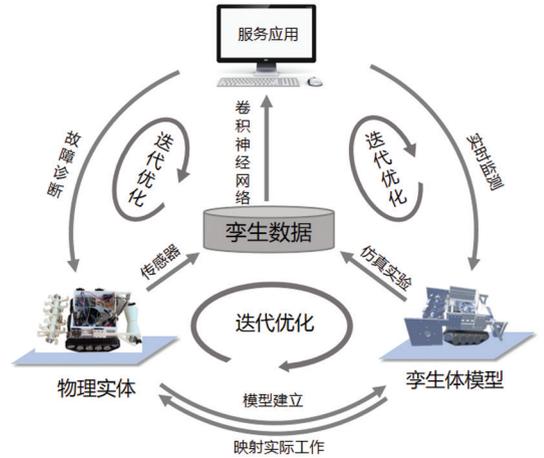


图 2 故障诊断系统

孪生体(VE)是一种虚拟、数字化的实体。利用建模软件对现实中的物理实体进行建模和数字预配置后, 得到一个可视化的三维模型, 以便于在数字终端上实时还原物理实体的工作状态。

孪生体与物理实体间的接口(CN)通过特定的传感器如振动传感器、Wifi 模块、温湿度传感器及物联网(IOT)云平台, 将物理实体的实时工作数据传输到孪生体的工作界面上, 实现数据的高速传输。

孪生数据(DD)包含信息数据与物理数据, 能满足信息空间与物理空间的一致与同步需求, 提供更加准确、全面的数据支持^[8]。

服务应用(SS)将数字孪生应用生成的智能应用、精准管理和可靠运维等功能以最为便捷的形式提供给用户, 同时给予用户最直观的交互, 是数字孪生应用的“五感”^[9]。

2.2 面向农业机械的具体实现步骤

针对农业设备的故障诊断测试, 笔者搭建了一款具有旋耕、播种、覆土等功能的小型多功能农业作业车, 如图 3 所示。

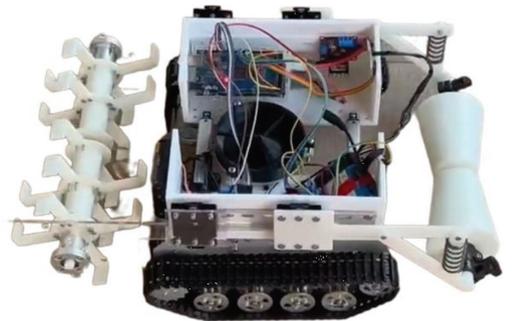


图 3 小型农业机械物理实体

为将数字孪生技术应用到物理实体上, 使用 Solid Works 对于物理实体进行 1:1 的建模还原。利用 3D Max 将 bx 格式文件导入 Unity 3D 中完成

虚拟场景搭建(图4)。通过C#脚本将物理实体的实时运动状态与传感器的信号反馈成数据的形式展示在数字孪生体中。通过数字孪生体的实时数据,映射出物理实体的工作状态,从而进行实时监测。

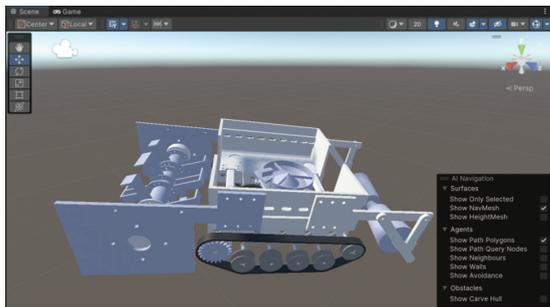


图4 小型农业机械孪生体

利用安装在物理实体上的振动传感器获取机器在工作时产生的振动信号(经过信号处理转化为波形图的模式)。利用WiFi模块ESP8266、BC20北斗模块、SW420振动模块,通过物联网(IOT)将数据可视化,并通过孪生体模型映射出物理实体的工作状况。将数据储存到MySQL数据库中,通过深度卷积神经网络(DCNN)对现有的故障进行分析,并将该故障与经过大量模型训练的经典故障比对,分析判断结果,通过MATLAB不断读取储存在MySQL数据库中实时更新的数据,并进行分析比对,将故障的诊断结果反馈至数字孪生体界面上。

3 基于深度卷积神经网络(DCNN)的故障诊断

3.1 常见神经网络及优缺点分析

反向(BP)神经网络为一种典型的人工神经网络,具有较强的非线性映射能力,在多个领域均有较广泛的应用,但有一些问题如过拟合、局部优化、收敛困难等^[10],应用于故障诊断方面需使用智能算法进行优化,才能使训练结果更稳定,但其收敛慢、收敛困难等问题仍然存在。

卷积神经网络(CNN)是利用卷积计算的前馈型网络,由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层等结构组成。多次迭代优化后,当输出的误差满足训练要求即可进行故障诊断。CNN的学习能力强,训练集丰富,且整体训练情况较好,但权重矩阵的参数非常多且对局部不变特征提取较为困难的问题仍然存在。

深度卷积神经网络(DCNN)是一种具有深度结构的神经网络。DCNN在信号采集、图像处理等诸多特征识别领域传统方法具有较大优势,能较好地识别对农机振动、关键零件磨损等进行识别,对于故障分析更加优越。

3.2 深度卷积神经网络结构

深度卷积神经网络由输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层组成,但其第一卷积层的卷积核为宽卷积核^[11],可捕捉较宽范围的信号,避免普通卷积神经网络视野受限的缺点。

卷积层主要功能为对输入的信号进行特征提取和整合。通过卷积核的不停移动计算,提取最有用的特征信息。卷积层主要涉及的参数包括滑动窗口步长、卷积核尺寸、填充边缘、卷积核个数。

BN(Batch Normalization)层先做归一化处理,然后进入网络的下一层。此种设置能使上一次的输出经过激活函数时具有一定梯度,避免值太大而进入饱和区。对应的计算公式为

$$\left. \begin{aligned} y &= \gamma \hat{x} + \beta \\ y &= \gamma \frac{x - E[x]}{\sqrt{\text{Var}[x] + \epsilon}} + \beta \\ y &= \frac{\gamma x}{\sqrt{\text{Var}(x) + \epsilon}} + \left(\beta - \frac{\gamma E[x]}{\sqrt{\text{Var}(x) + \epsilon}} \right) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, γ 、 β 为针对归一化后的值进行再一次变化重构的可学习参数。

现实中的神经网络非常大,为防止卷积核过多导致的过拟合及维度过高的现象出现,采用最大池化或平均池化的方式,提取最具代表性的特征值。将所有的信号特征展开进行运算,得到一概率值,通过此概率判断设备是否存在故障。根据全连接层得到的一维向量得到的概率,输出层输出最大概率。

激活函数使神经网络不局限于线性组合。激活函数的加入相当于加入非线性因素,使逼近能力更强。比较Sigmoid激活函数^[12]、Tanh激活函数与ReLU激活函数^[13]的优缺点后,笔者采用ReLU函数,该函数能解决梯度消失问题且收敛快,能缓和过拟合的问题,对应公式为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (10)$$

3.3 用于农业机械故障诊断的卷积神经网络设计及结果分析

对农业机械设备的电机轴、轴承、支撑杆等部件进行振动实验,通过传感器进行数据采集,并且结合实验测试时场地的温度、湿度及相关外部因素,通过BC20模块等传感器将数据上传到数字孪生体,利用深度卷积神经网络(DCNN)与DS判据相结合的方式,选取ReLU函数为激活函数、Softmax函数作为输出层,对故障进行分析诊断。该3层深度卷积神经网络结构如图5所示。卷积神经网络由输入层、3个网络模块与输出层构成。将数字孪生体内的相关参数形成以矩阵的形式传入到第一个网络模块,以此类推。

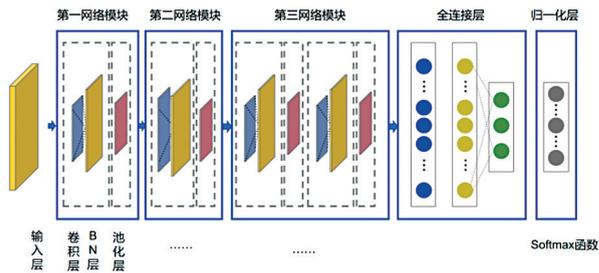


图5 深度卷积神经网络结构

第1个网络模块由卷积层、BN层与池化层组成,卷积核数量为32,大小为 3×3 ,卷积步长为2。第2个网络模块的卷积核增多至64,大小为 4×4 ,其余参数类似。第3个网络模块的卷积层、BN层与池化层分别增多为2个,以捕捉更为全面的振动特征,对应卷积核的数量均为128,大小为 3×3 ,卷积步长为1,参数设定如表1所示。

表1 深度卷积神经网络参数

网络模块	组成	卷积核	大小	步长
第一网络模块	卷积 BN 池化	32	3×3	1
第二网络模块	卷积 BN 池化	64	4×4	2
第三网络模块	卷积 BN 池化	128	3×3	1
	卷积 BN 池化	128	3×3	1

最后以 Softmax 函数作为输出层,输出机械系统的状态参数,进行故障诊断分析,并将分析出的结果通过 MATLAB 导入数字孪生体。因此经过多重比较,基于开源数据集得到如下的网络结构:网络为深度卷积神经网络(DCNN),以 ReLU 函数为激活函数,设3个网络模块,在激活函数后设置 BP 层避免了 Dead ReLU 的出现,缓解了数据初始化集中。模型训练后,对振动信号分析,对断裂、磨损的故障诊断检测诊断率达 96.7%,相关数据如表2所示,深度卷积神经网络的训练结果如图6所示。

表2 相关神经网络故障诊断率

方式	训练集	测试集	故障诊断率(%)
BP	1000	1000	79.8
CNN	1000	1000	90.8
DCNN	1000	1000	96.7

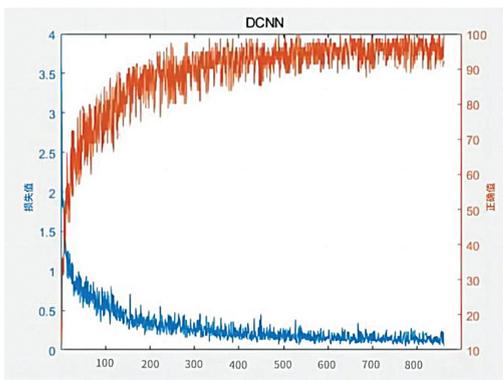


图6 DCNN 模型训练

4 结论

本文将数字孪生技术应用到农用机械设备的故障诊断及状态检测,通过深度卷积神经网络(DCNN)进行训练,使机械零件断裂、磨损的故障诊断率达 96.7%,所提出应用的优点有:(1)极大程度缓解了由于农村老龄人口多,农机维修困难的问题。(2)基于数字孪生技术的农用机械设备在设备出现故障时能及时通知到设备生产方,便于分析、解决问题,减少设备故障导致的生产停滞。(3)利于农业机械公司对农业机械的定期维护、检查,保证农机工作的稳定性、可靠性。

参考文献:

- [1] 吴崛起,安凤栓,王全康. 发电厂设备运行状态的在线数字孪生仿真系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(1):148-152.
- [2] 白延虎,黄朝荣,杨卓栋. 农户增收背景下数字孪生融入特色农业供应链的应用探讨[J]. 智慧农业导刊, 2023, 3(8):1-7
- [3] 王欣. 农机常见故障及维护保养策略[J]. 农机使用与维修, 2021(9):89-90.
- [4] 龙舰涵. 基于深度强化学习的旋转机械故障诊断策略[J]. 机械设计与制造, 2021, 368(10):288-294.
- [5] 高媛. 基于振动信号的旋转机械故障诊断算法研究[D]. 武汉:湖北工业大学, 2021.
- [6] 唐敬杰,韩辉. 旋转机械故障分析与监测技术研究[J]. 一重技术, 2023(6):39-42
- [7] 韩伟,段文岩,杜兴伟,等. 基于数字孪生的在运安控系统故障诊断方法[J]. 中国电力, 2023, 56(11):121-127.
- [8] 陶飞,刘蔚然,张萌,等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1):1-18.
- [9] 陶飞,刘蔚然,刘检华,等. 数字孪生及其应用探索[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(1):1-18.
- [10] 冯玉芳,卢厚清,殷宏,等. 基于 BP 神经网络的故障诊断模型研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(6):24-30.
- [11] 刘展,包琰洋,李大字. 基于重采样降噪与主成分分析的宽卷积深度神经网络风机故障诊断方法[J]. 发电技术, 2023, 44(6):824-832.
- [12] 吴春志,苑改红,孟凡杰,等. 基于 Sigmoid 的轴承多任务故障诊断[J]. 设备管理与维修, 2023(15):186-190.
- [13] 张焕,张庆,于纪言. 激活函数的发展综述及其性质分析[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2021, 40(4):1-10.

作者简介:蔡子龙,男,2002年生。研究方向为机电一体化应用。
吴清(通讯作者),男,1972年生,高级实验师。研究方向为模式识别、嵌入式系统开发和机电一体化应用。