

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.10.005

基于 LSTM 神经网络模型的液压 管路故障诊断方法^{*}

孟秋静¹, 杨 钢²

(1. 上海电子信息职业技术学院 中德工程学院, 上海 201411; 2. 重庆交通大学 机电与车辆工程学院, 重庆 400074)

摘要:在航空发动机液压管路故障信号中,因含有噪声的干扰,导致针对液压管路故障的识别准确率较低,为此,提出了一种基于长短期记忆(LSTM)神经网络的航空液压管路故障诊断方法。首先,采集了航空发动机液压管路故障的振动信号,根据管路信号的特点设计并确定了 LSTM 模型;然后,开展了实例分析,将采集的液压管路原始振动信号加入了高斯噪声,并创建成液压管路数据集,利用所建长短期记忆神经网络模型对液压管路数据集进行了时序信息融合;最后,针对液压管路不同的故障情况,采用 LSTM 神经网络模型与循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN)、支持向量机(SVM)和反向传播神经网络(BPNN)等模型,进行了对比分析,验证了 LSTM 模型对航空液压管路故障分类的可行性和有效性。研究结果表明:在识别故障管路精度上,LSTM 神经网络模型明显优于 SVM 和 BPNN 等传统的浅层神经网络模型;在抗噪性能方面,LSTM 明显优于近年来所用的 CNN 和 RNN 诊断方法;这说明 LSTM 神经网络故障诊断方法对航空发动机外部液压管路故障诊断具有适应性和实用性。

关键词:长短期记忆神经网络模型;流固耦合振动特性;振动信号全局特征;高斯噪声;健康状态识别;时间信息融合

中图分类号:TH137.86;V267;TP183

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)10-1374-08

Fault diagnosis method for pipe bending of hydraulic line based on LSTM neural network model

MENG Qiu-jing¹, YANG Gang²

(1. Sino-German Institute of Engineering, Shanghai Technical Institute of Electronics & Information, Shanghai 201411, China;

2. School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiao-tong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Aiming at the problem that low recognition accuracy caused by noise interference in the fault signals of aircraft engine hydraulic pipelines, a fault diagnosis method based on long short-term memory (LSTM) neural network was proposed. Firstly, vibration signals were collected for the hydraulic fault pipeline of aeroengine, and LSTM model was designed and determined according to the characteristics of pipeline signals. Then, the original vibration signal of hydraulic pipeline was added to Gaussian noise through case analysis, and the hydraulic pipeline data set was created, and the time sequence information of hydraulic pipeline data set was fused by the established long and short-term memory neural network model. Finally, the long and short-term memory neural network model was compared with the recurrent neural network (RNN), convolutional neural network (CNN), support vector machine (SVM) and back propagation neural network (BPNN) models to analyze the fault diagnosis results of hydraulic pipelines. The results show that both short-term and long-term memory neural network model on the identification accuracy of the fault line is better than SVM and BPNN traditional shallow neural network model, the anti-noise performance is superior to the CNN and RNN diagnosis methods in recent years, explain LSTM neural network fault diagnosis method for aeroengine hydraulic circuit fault diagnosis has the external adaptability and practicability.

Key words: long short-term memory (LSTM) neural network model; fluid-solid coupling vibration characteristics; vibration signal global characteristics; Gaussian noise; health status identification; time information integration

收稿日期:2022-03-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52178273)

作者简介:孟秋静(1975-),男,上海人,硕士,讲师,主要从事机电技术和航空维修方面的研究。E-mail:mengqiujiang@126.com

0 引言

航空发动机外部液压管路系统如同“心血管”,为发动机输送介质。管路是否发生故障将对发动机安全性和可靠性有至关重要的影响^[1-3]。

据有关部门统计,在飞机液压系统管路故障中,民航领域相关故障占其总故障的 36.7%^[4],因此,开展航空发动机液压管路振动失效机理研究,准确地识别出液压管路裂纹、磨损和凹坑等典型故障,具有重大意义。

近年来,部分学者对航空发动机管路系统的振动特性进行了研究。例如,李哲洙等人^[5]提出了一种基于黄变换的航空液压管路裂纹故障诊断方法。ANTON B 等人^[6]研究了液压管路流固耦合振动特性,进而对管路振动故障进行了研究。ZHU H Z 等人^[7]研究了液压管路的动态特性,并分别应用动刚度法对其进行了分析。窦金鑫等人^[8]研究了含裂纹航空液压直管的振动响应特性,利用 Newmark- β 积分法求解了液压直管的振动响应。

上述文献对液压管路的故障进行了研究,并取得了一定的成果,但是基于数据驱动的航空发动机液压管路典型故障诊断方法的研究几乎还是空白的。

长短期记忆(LSTM)网络是由循环神经网络衍生而来的时序卷积神经网络^[9],具备一定的长距离时序数据的信息挖掘能力。基于 LSTM, FAN C 等人^[10]在语音识别、机器翻译和负荷预测等领域的研究取得了一定的成果。樊家伟等人^[11]提出了一种基于 LSTM 神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障智能诊断方法,利用 LSTM 神经网络模型对故障特征进行了智能提取。罗嗣根等人^[12]研究了基于 LSTM 的健康状态评估分析方法。

上述研究虽然取得了一定的成果,但是未利用实测的振动数据加入高斯噪声,验证模型的鲁棒性。

由于航空液压管路结构复杂多样,导致液压管路的故障机理比较复杂,很难准确地发现液压管路的故障特征。因此,笔者基于 LSTM 原理建立端到端的航空液压管路故障识别模型。

首先,笔者通过对液压管路实测的振动数据进行训练的方式,实现数据特征融合的目的;然后在实测数据加入高斯噪声,就模型对强噪声信号的鲁棒性进行验证;最后,针对航空液压管路所涉数据的复杂性,尝试建立能够同时融合液压管路数据局部特征和全局特征的模型,作为进一步深入研究的重点。

1 基本理论

1.1 时间信息提取

作为一种在循环神经网络基础上的新生算法,LSTM 可以有效地解决 RNN 中出现的梯度消失与爆炸问题^[13]。LSTM 神经网络与 RNN 拥有同样的自循环反馈的全连接神经网络结构,但是 RNN 的网络结构是相对比较简单细胞结构。而 LSTM 神经网络在神经元中增加了遗忘门、输入门和输出门等 3 个独特的“门”结构,使状态信息可以被添加和筛除。

LSTM 基本细胞结构如图 1 所示。

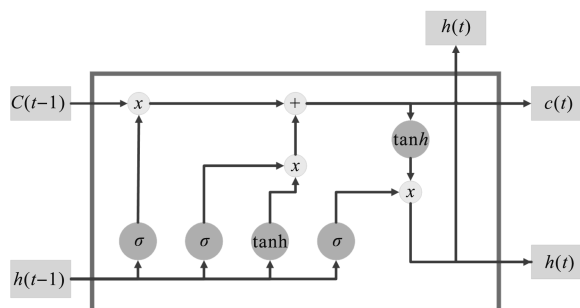


图 1 LSTM 细胞结构

LSTM 神经网络模型的训练过程为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_{t-1}] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_{t-1}] + b_i) \quad (2)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_{t-1}] + b_c) \quad (3)$$

$$h_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_{t-1}] + b_o) \odot \tanh(C_t) \quad (4)$$

式中: i_t —输入门; f_t —遗忘门; O_t —输出门; h_t — t 时刻传递给下一个时刻的短时记忆状态,同时也是 t 时刻的输出; c_t —细胞的长时状态,即 LSTM 神经网络的长时记忆。

1.2 模型设计及参数

基于 LSTM 神经网络原理,并结合航空液压管路振动信号的特点,笔者对长短期记忆神经网络模型进行了优化,建立了具有学习一维时间序列的 LSTM 模型。该模型主要包括输入层、展开层、2 个 LSTM 层、全连接层和输出层等 5 部分。

首先,笔者将一维液压管路振动信号输入到 LSTM 模型中;然后,利用模型中的 LSTM 层对管路数据进行特征学习,将提取到的特征被映射到样本标记空间(模型选用 ReLU 函数作为激活函数,此处,全连接层对时域信号的特征分类是关键的一步,主要是通过其对管路特征进行加权计算实现特征空间转换^[14,15]);最后,通过 SoftMax 层进行分类诊断,利用适

量的样本数据和 ADAM 优化算法,对模型中重要的参数 W 、 b 进行多次迭代更新,从而使得模型具有较好的诊断能力。

LSTM 模型的主要参数如表 1 所示。

表 1 LSTM 模型主要参数

参数/单位	数值	参数/单位	数值
LSTM 层 1/层	50	Dropout 比率	0.15
LSTM 层 2/层	100	输出节点数/个	5
全连接层节点数/个	84	学习速率	0.001

2 航空发动机管路故障诊断模型

航空发动机液压管路系统结构复杂,同时液压管路受流固耦合振动特性及外界强大噪声干扰等因素影响,导致液压管路的振动信号呈现强大的非线性和非平稳性。

为了充分发挥 LSTM 模型针对振动信号全局特征的优势,实现时间信息融合目的,笔者提出了 LSTM 航空液压管路故障诊断模型。该模型在一定程度上综合了全局特征,从而可以应用于液压管路健康状态、不同故障类型和不同故障位置的诊断识别中。

液压管路故障诊断的具体流程图如图 2 所示。

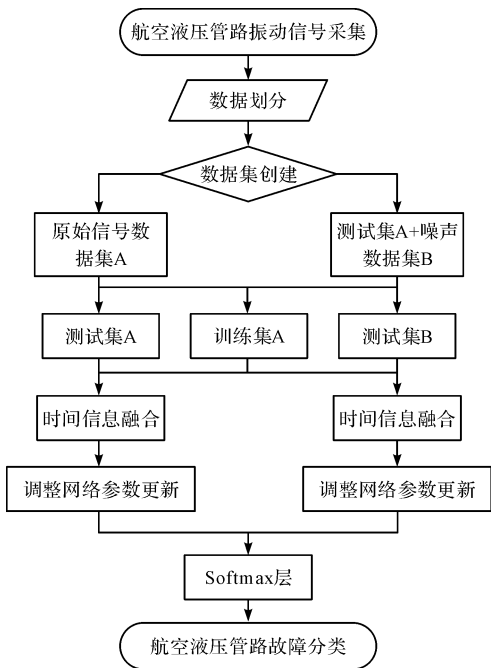


图 2 液压管路故障诊断流程图

(1)管路信号采集。利用传感器对每一类工况下的航空液压管路进行振动信号的拾取,2 个传感器分别拾取布置在管路端部和管路中间等两个测点位置;

(2)数据集创建。将采集的振动信号创建成航空液压管路数据集;并将数据集划分为数据集 A 和数据集 B,其中,数据集 A 主要是由航空液压管路的原始振

动信号组成,数据集 B 主要是由航空液压管路的原始振动信号加随机噪声信号组成;

(3)LSTM 模型设计。按照 LSTM 模型的设计原则以及结合航空液压管路振动数据的特点进行设计;并将管路数据的训练集输入到所设计的模型中,进行参数调试与训练,从而获得稳定的 LSTM 模型;

(4)鲁棒性验证。将数据集 B 输入到设计的模型中,从而有效地验证该模型的鲁棒性;

(5)管路智能诊断。利用测试集验证基于 LSTM 模型的液压管路故障诊断模型的有效性;并基于同一数据集,与 RNN、CNN、SVM 和 BPNN 模型的训练结果进行对比分析。

3 实验与分析

3.1 实验说明

为了验证模型的有效性,笔者利用航空液压管路实验台对管路数据进行采集。

首先,笔者对液压管路进行故障植入;其次,将故障实验件在航空液压管路模拟实验台上进行固定;最后,利用振动信号采集仪进行数据采集。

实验的基本设置参数如表 2 所示。

表 2 实验基本参数表

参数/单位	数值 1	数值 2
液压系统压力/MPa	12	
最大流量/(L · min ⁻¹)	39.2	
电动机转速/(r · min ⁻¹)	1 500	1 800
采样频率/Hz	6 400	

航空液压弯管振动信号实验测试图如图 3 所示。

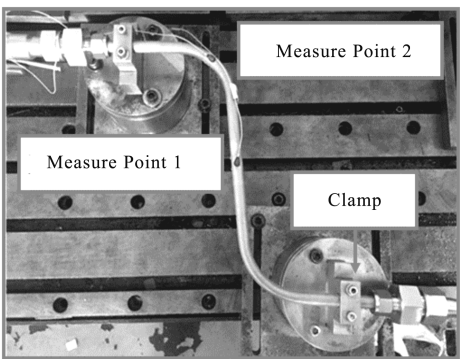


图 3 液压弯管振动实验测试图

由图 3 可以看出:该实验主要是由 2 个加速度传感器同步进行航空液压管路振动信号拾取。

该实验分别选取管路中间位置为测点 1,管路端部位置为测点 2,管路两端由块状卡箍约束固定。

由表 2 可以看出:实验选用的液压系统压力为

12 MPa,管路内部的最大流量为 39.2 L/min;设定 2 个参数,即电动机转速分别为 1 500 r/min 和 1 800 r/min 等;振动数据采集仪的采样频率选用 4 096 Hz,且符合香农采样定理。

3.2 数据说明

为验证模型在大量噪声环境下的鲁棒性,笔者依据航空发动机在实际工作中的状态,在测试集 B 信号中加入 20 dB 的高斯白噪声,以模拟实际工程中液压管路的工作状态^[16];另外,将测试集 B 输入到 LSTM 模型中。

染噪后,笔者选取测点 1 采集的液压弯管管路健康振动信号的时域波形图,如图 4 所示。

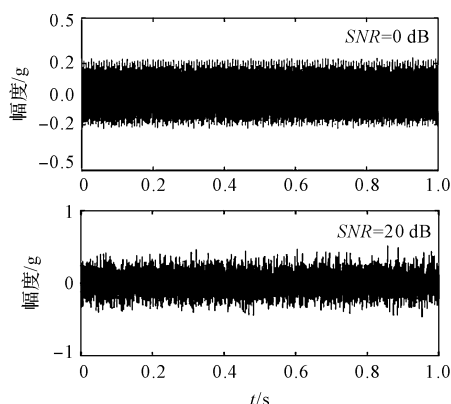


图 4 管路健康状态的时域波形图

由图 4 可以发现:染噪前,当液压管路状态健康时,航空液压管路振动信号的幅度均较小,时域波形较规律,幅值大小为 0.2 g 左右。

染噪后,笔者选取测点 1 采集的管路裂纹故障信号的时域波形图,如图 5 所示。

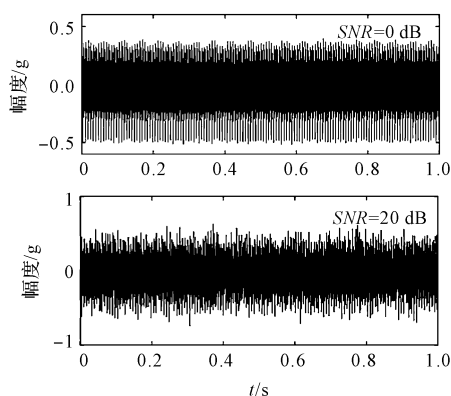


图 5 管路裂纹故障的时域波形图

由图 5 可以发现:当航空液压管路在不同位置出现裂纹或者凹坑故障时,振动信号的幅度将明显增大,幅值大小在 0.4 g 以上,该幅值为液压管路健康状态时的 2~3 倍,振动信号的幅值和时域波形均有类似变化;染噪声后,液压管路振动信号的幅度增大,幅度增加 1 倍左右,且时域波形发生较大变化。

由于航空液压管路在实际工程中振动信号受强大噪声干扰,因此,仅通过振动信号的时域波形很难准确地识别出航空液压管路裂纹和凹坑等管路典型故障。

染噪后,笔者选取测点 1 采集的管路凹坑故障信号的时域波形图,如图 6 所示。

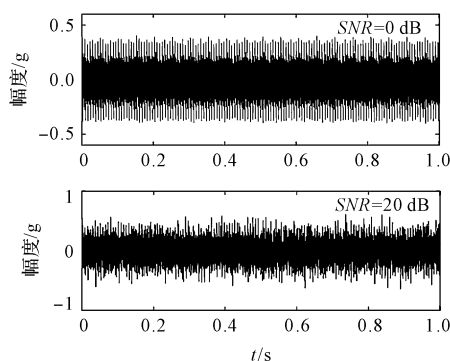


图 6 管路凹坑故障的时域波形图

由图 6 可以发现:当管路凹坑故障时,振动信号的时域波形图与管路裂纹故障时的振动信号的时域波形图类似,幅值大小均在 0.4 g 以上;且染噪声后,时域波形发生较大变化,幅度增至未染噪时的两倍。

3.3 数据集创建

为避免故障信息遗漏,笔者将数据堆叠成一个通道样本,其中,每段样本信号包含 3 570 个数据点;基于样本信号创建数据集,其中,训练集为 2 313 个样本,测试集 A 为 356 个样本,测试集 B 为 1 071 个样本。训练样本数量和预测样本数量的比例为 8:2。

基于同一数据集,笔者利用 LSTM 与 RNN、CNN、BPNN 和 SVM 等 5 种故障诊断模型^[17],对液压管路故障诊断进行对比分析。

液压管路训练迭代次数与损失值曲线如图 7 所示。

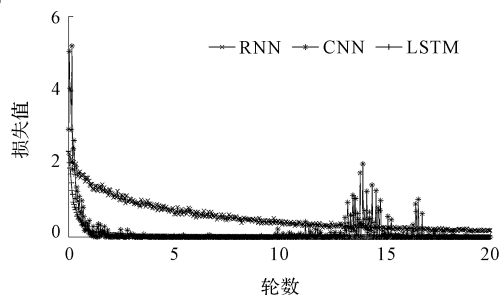


图 7 液压管路训练迭代次数与损失值曲线

由图 7 可看出:基于优化 LSTM 模型的训练样本损失值,随着迭代次数的增加而不断减小,并在迭代 2 轮以后基本趋近于零,该模型达到收敛条件,说明训练效果较理想,实际输出能很好地逼近理论输出;

而由于强噪声干扰,CNN 模型训练前期损失值波动较大,当迭代 4 轮以后,CNN 模型基本达到收敛条

件,但是迭代到 14 轮以后模型陷入了局部收敛,说明 CNN 模型的泛化性能较差;

而 RNN 模型当迭代次数达到 20 轮以后,仍有波动的训练误差,损失值还不能趋近于零,说明 RNN 网络模型训练收敛性较差且稳定性不高。

3.4 可视化及分析

为了进一步展示 LSTM 模型对于航空液压管路不同故障类型特征的学习能力,笔者利用 t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) 降维算法进行特征可视化。

其中,LSTM 模型全连接层样本分类结果如图 8 所示。

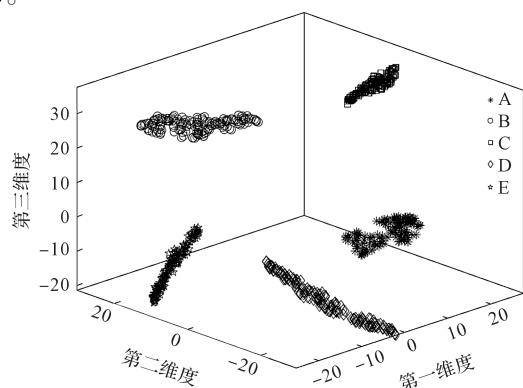


图 8 LSTM 模型全连接层样本分类

由图 8 可看出:在航空液压管路振动样本数据中,基于 LSTM 模型能够清晰地区分出液压管路系统中健康状态和 4 类故障状态;不同类型的液压管路故障数据具有鲜明的分簇,未发现交叉重叠的部分。

由此可以说明,其聚类效果十分明显,基本上达到理想的聚类效果。

CNN 模型全连接层样本分类结果如图 9 所示。

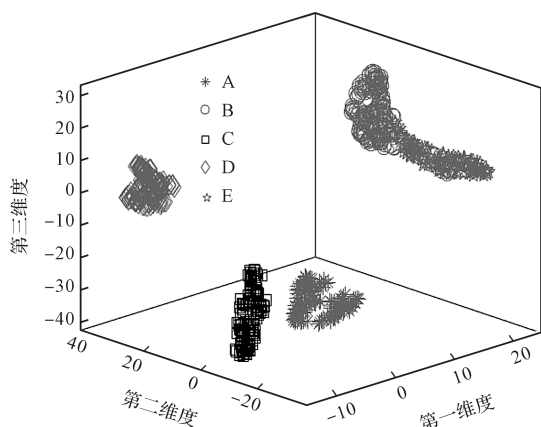


图 9 CNN 模型全连接层样本分类

由图 9 可以看出:由于噪声及干扰信号的影响,基于 CNN 模型能够大致区分出 5 类液压管路故障数据,其中,液压管路健康状态、液压管路中间裂纹和液压管

路端部凹坑等 3 种数据能够形成自己的分簇,而簇内的聚集度相对较差;同时,液压管路端部裂纹和液压管路中间凹坑等 2 类故障的分簇出现严重的交叉现象,两簇数据点的距离相对较近。

RNN 模型全连接层样本分类结果如图 10 所示。

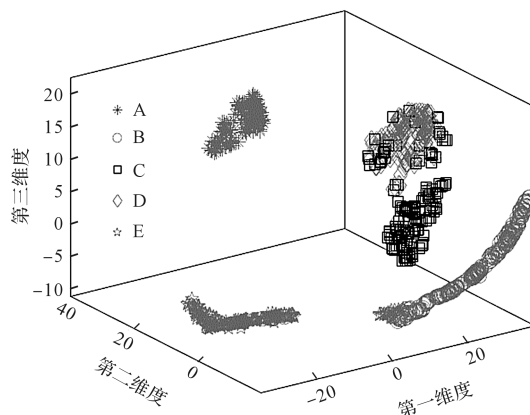


图 10 RNN 模型全连接层样本分类

由图 10 可以看出:基于 RNN 模型可以比较清晰地将液压管路健康状态区分出来;其他 4 种液压管路状态分簇不明显,聚集度十分分散,出现严重的数据交叉重叠现象,说明 CNN 和 RNN 模型的聚类效果相对较差。

3.5 结果及评估

为验证 LSTM 模型对航空液压管路故障分类的可行性和有效性,笔者分别采用准确率 (Accuracy)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F_1 -score 等 4 个评价指标,用于评价该模型的性能^[18,19]。

混淆矩阵是深度学习中一种常见的可视化工具,能够更全面地反映每种故障状态的识别情况。在同一数据集中,利用所建的 LSTM 故障诊断模型对航空液压管路数据进行训练,得到的混淆矩阵如图 11 所示。

	A	B	C	D	E	
Output Class	155 19.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	168 20.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	167 20.5%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	158 19.4%	0 0.0%	100% 0.0%
	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	167 20.5%	99.4% 0.6%
	100% 0.0%	99.4% 0.6%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.9% 0.1%
	A	B	C	D	E	Target Class

(a) 染噪声前

Output Class	A	200 19.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	B	0 0.0%	208 20.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	C	0 0.0%	0 0.0%	207 20.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	D	0 0.0%	0 0.0%	7 0.7%	191 18.7%	0 0.0%	96.5% 3.5%
	E	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	205 20.1%	99.0% 1.0%
		100% 0.0%	99.0% 1.0%	96.7% 3.3%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.1% 0.9%
		A	B	C	D	E	

Target Class

(b) 染噪声后

图 11 基于 LSTM 模型对管路数据的混淆矩阵
对于液压管路数据标签描述如表 3 所示。

表 3 液压管路数据标签的描述

管路状态	标签
管路健康状态	A
端部裂纹故障	B
中间裂纹故障	C
端部凹坑故障	D
中间凹坑故障	E

由图 11 (a) 可以看出:当数据集中加入噪声前,LSTM 模型对航空发动机液压管路故障的总体识别率为 99.9%,准确率较高,仅有 0.1%的管路端部裂纹故障数据被错误地识别为中间凹坑故障,从而导致总体出现 0.1%的错误率;而当数据集中加入噪声后,受噪声干扰,LSTM 模型对航空发动机液压管路故障的总体识别率为 99.1%,由于深度学习强大的结构优势,LSTM 模型中遗忘门会将不重要的部分数据进行遗忘和筛选,从而保证 LSTM 模型对航空液压管路的识别准确率不至于明显下降,在总体准确率上仅降低 0.8%;

数据集中加入噪声后,由图 11 (b) 可以看出:LSTM 模型对于航空液压管路健康状态、液压管路端部凹坑和液压管路中间凹坑等单一故障识别的精确率均为 100%;而对于端部裂纹故障的识别,有 0.2%的样本数据被错误地识别为中间凹坑故障;对于中间裂纹故障,则有 0.7%的样本数据被错误地识别为端部凹坑故障,从而导致端部凹坑故障的错误率最高,达到 3.5%,这也导致了 LSTM 模型总体出现 99.1%的识别率。

利用 CNN 模型的故障诊断方法训练得到的混淆矩阵,如图 12 所示。

Output Class	A	172 21.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	B	0 0.0%	164 20.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	C	0 0.0%	0 0.0%	145 17.8%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	D	0 0.0%	0 0.0%	27 3.3%	144 17.6%	0 0.0%	84.2% 15.8%
	E	0 0.0%	4 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	160 19.6%	97.6% 2.4%
		100% 0.0%	97.6% 2.4%	84.3% 15.7%	100% 0.0%	100% 0.0%	96.2% 3.8%
		A	B	C	D	E	

Target Class

(a) 染噪声前

Output Class	A	209 20.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	B	0 0.0%	194 19.0%	0 0.0%	0 0.0%	168 16.5%	53.6% 46.4%
	C	0 0.0%	0 0.0%	191 18.7%	1 0.1%	0 0.0%	99.5% 0.5%
	D	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	203 19.9%	0 0.0%	100% 0.0%
	E	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	54 5.3%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	99.5% 0.5%	24.3% 75.7%	83.4% 16.6%
		A	B	C	D	E	

Target Class

(b) 染噪声后

图 12 基于 CNN 模型对管路数据的混淆矩阵

由图 12 (a) 可以看出:当数据集中加入噪声前,CNN 模型对航空发动机液压管路故障的总体识别率达到 96.2% 以上,准确率较高;对于航空发动机液压管路健康状态、液压管路端部凹坑和液压管路中间凹坑等单一故障的识别率均达到 100%;而对于液压管路端部裂纹故障的识别,有 0.5%的样本数据被错误地识别为液压管路中间凹坑故障;对于液压管路中间裂纹故障,出现 3.3%的样本数据被错误地识别为液压管路端部凹坑故障,从而导致端部凹坑故障的召回率最高,达到 15.8%;

由图 12 (b) 可以看出:当数据集中加入噪声后,受强大的噪声干扰,导致 CNN 模型的准确率出现大幅度下降的现象,相比加入噪声前的总体准确率降低 12.8%;而 CNN 模型对于液压管路健康状态、液压管路端部裂纹和液压管路中间裂纹等单一故障识别的精确率均为 100%;对于液压管路端部凹坑故障的识别,有 0.1%的样本数据被错误地识别为液压管路中间裂纹故

障;对于液压管路中间凹坑故障的识别,则出现了 16.5% 的样本数据被错误地识别为液压管路端部裂纹故障,从而导致液压管路端部裂纹故障的错误率最高,达到 46.4%,同时也导致了 CNN 模型出现了 16.6% 的错误率。

这说明 CNN 模型稳定性不高。

笔者利用 RNN 模型的故障诊断方法训练得到的混淆矩阵,如图 13 所示。

Output Class	A	158 19.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	B	0 0.0%	149 18.3%	0 0.0%	0 0.0%	68 8.3%	68.7% 31.3%
	C	0 0.0%	0 0.0%	165 20.2%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	D	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	162 19.9%	0 0.0%	100% 0.0%
	E	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	113 13.8%	99.1% 0.9%
		100% 0.0%	99.3% 0.7%	100% 0.0%	100% 0.0%	62.4% 37.6%	91.5% 8.5%
		A	B	C	D	E	
		Target Class					
		(a) 染噪声前					

Output Class	A	193 18.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	B	0 0.0%	21 2.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	C	0 0.0%	0 0.0%	211 20.7%	19 1.9%	0 0.0%	91.7% 8.3%
	D	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	189 18.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	E	0 0.0%	181 17.7%	0 0.0%	0 0.0%	206 20.2%	53.2% 46.8%
		100% 0.0%	10.4% 89.6%	100% 0.0%	90.9% 9.1%	100% 0.0%	80.4% 19.6%
		A	B	C	D	E	
		Target Class					
		(b) 染噪声后					

图 13 基于 RNN 模型对管路数据的混淆矩阵

由图 13(a) 可以看出:当数据集中加入噪声前,RNN 模型对液压管路故障的总体识别率达到 91.5% 以上,对于管路健康状态、管路中间裂纹和管路端部凹坑等单一故障的识别率均达到 100%;而 RNN 模型对于管路端部裂纹故障的识别,存在 0.1% 的样本数据被错误地识别为管路中间凹坑故障;对于管路中间凹坑故障的识别,出现 8.3% 的样本数据被错误地识别为管路端部裂纹故障,从而导致管路端部裂纹故障的错误率最高,达到 31.3% ;

由图 13(b) 可以看出:当数据集中加入噪声后,导

致 RNN 模型的准确率出现大幅度下降的现象,相比加入噪声前,识别总体准确率降低 11.1%,而对于液压管路健康、管路中间裂纹和管路中间凹坑等单一故障识别的精确率均为 100%;RNN 模型对于管路端部凹坑故障的识别,有 1.9% 的样本数据被错误地识别为管路中间裂纹故障;对于管路端部裂纹故障的识别,则有 17.7% 的样本数据被错误地识别为管路中间凹坑故障,导致了管路中间凹坑故障的错误率最高,达到 46.8% 的错误率。

基于同一数据集加入噪声前利用 LSTM 模型与其他 4 种方法的训练结果,笔者作了进一步对比分析。为了避免偶然性误差,笔者对每种方法各进行了 10 次试验,将各类评估指标的平均值作为该方法的分类诊断性能评估指标。

染噪声前,笔者利用 LSTM 方法与其他 4 种方法的 4 个评价指标,如表 4 所示。

表 4 染噪声前 LSTM 方法与 RNN 等方法性能比较(%)

评价指标	LSTM	CNN	RNN	SVM	BPNN
准确率	99.99	96.20	91.50	87.10	82.80
精确率	99.88	96.38	92.34	87.26	83.44
召回率	99.88	96.36	93.56	91.48	90.58
F _{1-score}	99.88	96.37	92.95	89.32	86.86

由表 4 可看出:在诊断精度上,基于 LSTM 模型明显优于典型浅层 BPNN 模型和 SVM 模型等 2 种传统诊断方法;与近年来应用的典型深层 CNN 模型和 RNN 模型相比,LSTM 模型在准确率、精准率、召回率和 F_{1-score} 等 4 种分类性能指标上平均值更高,均达到 99.91% 以上。

基于同一数据集加入噪声后,笔者利用 LSTM 模型与其他 4 种方法的训练结果作进一步对比分析。与染噪声前的数据类似,为了避免偶然性误差,每种方法各进行了 10 次试验,然后将各类评估指标的平均值作为该方法的分类诊断性能评估指标。

染噪声后,笔者利用 LSTM 方法与其他 4 种方法的 4 个评价指标,如表 5 所示。

表 5 染噪声后 LSTM 方法与 RNN 等方法性能比较(%)

评估指标	LSTM	CNN	RNN	SVM	BPNN
准确率	99.91	83.40	80.40	71.20	65.20
精确率	99.14	84.76	80.26	73.20	66.52
召回率	99.10	90.62	88.98	83.20	81.30
F _{1-score}	99.12	87.59	84.40	77.88	73.17

由表 5 可看出:当数据集中加入强噪声后,LSTM 模型在准确率等 4 种分类性能指标的平均值仍然能达到 99.32% 以上,而 CNN 模型和 RNN 模型在准确率等

4 种分类性能指标的平均值均有所下降,分别下降了 9.74% 和 9.08%;且 BPNN 模型和 SVM 模型在准确率等 4 种分类性能指标的平均值均出现大幅度下降,分别降低了 12.42% 和 14.4%。

以上结果说明,LSTM 模型能够稳定地对管路不同的健康状态进行识别。

该模型准确率高的原因在于,通过 LSTM 模型综合短序列高维特征进行了时序信息融合以及全面刻画了具备局部相关性的时序数据;经过 LSTM 模型的遗忘门处理后提高了信号的信噪比,避免了过拟合。

4 结束语

基于 LSTM 原理,笔者建立了端到端的航空液压管路故障识别模型,并用该模型对液压管路实测的振动数据进行了训练;然后,在实测的振动数据中加入了噪声,对其鲁棒性进行了验证;最后,将笔者所提出的 LSTM 网络模型与 RNN、CNN、SVM 和 BPNN 等模型进行了故障诊断方面的对比分析。

研究结论如下:

(1) 针对航空发动机液压管路故障特征微弱,且难以识别的问题,提出了一种基于时间融合的深度学习航空液压管路故障诊断方法,该方法具有结构简洁、泛化能力强等特点,对液压管路故障诊断具有适应性和实用性;

(2) 利用 LSTM 网络对时序信息的提取能力,建立了航空液压管路 LSTM 故障诊断模型,实测数据结果表明,LSTM 方法能达到 99.3% 的准确性,明显优于 SVM 和 BPNN 等传统的浅层神经网络模型;

(3) 航空液压管路 LSTM 故障诊断模型在抗噪性能方面明显优于近年来所用的 CNN 和 RNN 诊断方法,说明该方法具有较强的鲁棒性能。

综上所述,针对航空液压管路振动数据的复杂性,笔者下一步将深入研究的重点是,建立融合液压管路数据局部特征和全局特征的复合模型。

参考文献 (References):

[1] DING H, JI J, CHEN L Q. Nonlinear vibration isolation for fluid-conveying pipes using quasi-zero stiffness characteristics[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 121(15): 675-688.

- [2] 高培鑫. 多源激励下航空液压管路系统振动分析及其约束层阻尼减振技术研究[D]. 大连: 大连理工大学机械工程学院, 2017.
- [3] 汪博, 高培鑫, 马辉, 等. 航空发动机管路系统动力学特性研究综述[J/OL]. *航空学报*, 2022, 12(13): 1-25.
- [4] 丁旭. 飞机液压管路系统振动传递路径及规律研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学机械工程学院, 2017.
- [5] 李哲洙, 高培鑫, 佟琨, 等. 基于 HHT 的液压管路裂纹故障诊断方法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(20): 221-226.
- [6] ANTON B, ARNO K B. Dynamic Behaviour of air valves in a large-scale pipeline apparatus[J]. *Strojnicki Vestnik-Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 58(4): 225-237.
- [7] ZHU H Z, WANG W B, YIN X W, et al. Spectral element method for vibration analysis of three-dimensional pipes conveying fluid[J]. *International Journal of Mechanics and Materials in Design*, 2019, 15(2): 345-360.
- [8] 窦金鑫, 于晓光, 杨同光, 等. 斜裂纹航空液压直管振动特性分析[J]. *推进技术*, 2022, 43(2): 266-274.
- [9] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [10] FANG C, XIAO F, ZHAO Y. A short-term building cooling load prediction method using deep learning algorithms[J]. *Applied Energy*, 2017, 195: 222-233.
- [11] 樊家伟, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 LSTM 神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(20): 271-277.
- [12] 罗嗣根. 基于长短时记忆神经网络的风电机健康状态评估与预测研究[D]. 北京: 华北电力大学机械与自动化学院, 2019.
- [13] 朱群雄, 孙锋. RNN 神经网络的应用研究[J]. *北京化工大学学报: 自然科学版*, 1998(1): 88-92.
- [14] 陈翠平. 基于深度信念网络的文本分类算法[J]. *计算机系统应用*, 2015, 24(2): 121-126.
- [15] SONG H, DAI J, LUO L, et al. Power transformer operating state prediction method based on an LSTM network[J]. *Energies*, 2018, 11(4): 1-15.
- [16] 朱欢. 航空发动机燃烧室噪声级适航性评估[D]. 天津: 中国民航大学航空学院, 2016.
- [17] 朱海龙. 民用飞机液压系统防鸟撞适航符合性评估[J]. *液压气动与密封*, 2021(10): 67-70.
- [18] AN J, AI P, XU S, et al. An intelligent fault diagnosis method for rotating machinery based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 2019, 55(1): 133-142.
- [19] ABDELJABER O, AVCI O, KIRANYAZ S, et al. Real-time vibration-based structural damagedetection using one-dimensional convolutional neural networks[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 388(6): 154-170.

[编辑: 李辉]

本文引用格式:

孟秋静, 杨钢. 基于 LSTM 神经网络模型的液压管路故障诊断方法[J]. *机电工程*, 2022, 39(10): 1374-1381.

MENG Qiu-jing, YANG Gang. Fault diagnosis method for pipe bending of hydraulic line based on LSTM neural network model[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(10): 1374-1381.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>