

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2024.05.052

基于神经网络的力传感器健康状态监测研究

宋志成, 崔江

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要:力传感器的健康状态监测是保证力传感器安全可靠运行的重要手段。选取力传感器的总精度作为健康状态的评估指标。由于总精度计算复杂,通过提取简单的特征信号,采用3种神经网络对力传感器的总精度进行估测,并进行对比验证。实验结果表明:以神经网络对力传感器的总精度进行估测的方法来监测其健康状态可行,为力传感器健康状态监测提供了一条新途径。

关键词:力传感器;健康状态监测;总精度;神经网络

中图分类号:TP277.2; TH165.3 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2024)05-0247-04

Research on Health Monitoring of Force Sensor Based on Neural Network

SONG Zhicheng, CUI Jiang

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The health monitoring of force sensor is an important means to ensure the safe and reliable operation of force sensor. The total accuracy of the force sensor is selected as the health evaluation index. Due to the complexity of the calculation of the total precision, three kinds of neural networks are applied to estimate the total precision of the force sensor by extracting the simple characteristic signals. The experimental results verify the feasibility of using neural network to estimate the total accuracy of force sensor for health status monitoring, which provides a new way to monitor the health status of force sensor.

Keywords: force sensor; health monitoring; total precision; neural networks

0 引言

作为产品的感官,力传感器起着监测、测量周围事物变化的重要作用,是机电一体中重要的组成部分之一。力传感器在车辆、舰船、兵器、材料试验等诸多领域被广泛使用。在实际的工程测试中^[1],需要使用大量的、种类不同的力传感器。由于力传感器的工作环境中存在高温、水汽、腐蚀、振动等现象,会使传感器精度下降,长期工作在这种环境中会降低其可靠性,造成经济损失。所以需要传感器健康工作状态进行实时自检,做到及时预报,方能有效预防和解决故障问题,防患于未然。

对于传感器的健康评估,学者们进行了许多研究与分析。王路瑶等^[2]提出采用长短期记忆网络(LSTM)对空调系统中温度传感器进行健康监测。夏金辉等^[3]利用解析冗余的方法对整流器传感器进行故障分析。但这些方法往往只能在故障发生后检测到故障信号,无法监测传感器未发生故障或未达到故障阈值时的状态。对此刘志成等^[4]利用以小波滤波通过传感器输出数据的有效度指数作为性能指标,在线监测传感器健康状态。

张红等^[5]也通过免疫算法预测传感器输出时间序列评估测距传感器性能,但通过传感器输出时间序列进行性能评估会被噪声信号等干扰,影响评估精度。

针对上述问题,本文选用传感器的总精度作为其健康评估指标,基于总精度计算复杂的特点,采取利用神经网络的方法对其进行估算。该方法能够实时评估传感器的健康状态,并可以降低干扰信号的影响。

1 力传感器健康特征参数

1.1 总精度的概念

为能综合评价一台传感器的优劣,需要一个能反映各单项性能指标的综合指标。一般把这个指标称为总精度或总不确定度。总精度规定为系统误差加随机误差,其中迟滞误差与非线性误差为系统误差,重复性误差为随机误差。常用的总精度计算方法有方和根法与代数和法,一般来说方和根法偏小,代数和法偏大,本文采取方和根法计算传感器的总精度,如式(1)所示。

第一作者简介:宋志成(1998—),男,辽宁丹东人,硕士研究生,研究方向为健康监测与故障诊断,naichenger@nuaa.edu.cn。

$$\xi = \sqrt{\xi_H^2 + \xi_L^2 + \xi_R^2} \quad (1)$$

作为传感器的健康指标,传感器的总精度具有全面、直观等特点。虽然以总精度作为传感器健康状态参数优势明显,但由于其计算过于复杂,目前的传感器健康监测方法中,主要采用对传感器的输出时序信号进行总精度处理的应用较少。

1.2 总精度的计算

图 1 为传感器的误差曲线示意图,其中的参数用于参与传感器性能参数的计算。

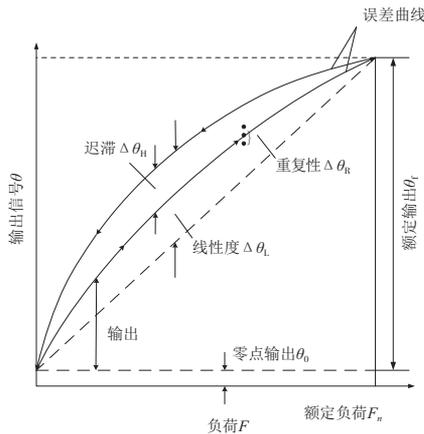


图 1 力传感器校准曲线示意图

迟滞误差指正反行程平均校准特性的最大差值;非线性误差是传感器的实际平均输出特性曲线在量程内与理论直线的最大偏差;重复性误差可以定义为此随机误差在一定置信概率下的极限值。3 种误差均以额定输出 θ_f 的百分比表示如下:

$$\xi_H = \frac{\Delta\theta_{Hmax}}{\theta_f} \times 100\% \quad (2)$$

$$\xi_L = \frac{\Delta\theta_{Lmax}}{\theta_f} \times 100\% \quad (3)$$

$$\xi_R = \frac{(2 \sim 3)\Delta\theta_{Rmax}}{\theta_f} \times 100\% \quad (4)$$

总精度一般被作为综合评价一台传感器优劣的性能指标,其反映的是传感器实际输出在一定置信概率下对其理论特性的偏离皆不超过一个范围。相比较传感器的各个单项性能指标,总精度可以更加全面地反映传感器各个方面的偏移程度,更直观地体现当前传感器是否处于正常的工作状态。

2 神经网络模型

2.1 LSTM 神经网络

针对 RNN 在反向传播中存在梯度消失,且对

较长序列很难将前面的信息传递到最后的问题,长短时记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)改进了 RNN 的结构,不仅具有 RNN 中的隐藏层加入机制,还设置了门控机制,让信息能在序列中连续传递下去,从而实现长短记忆的作用,如图 2 所示。

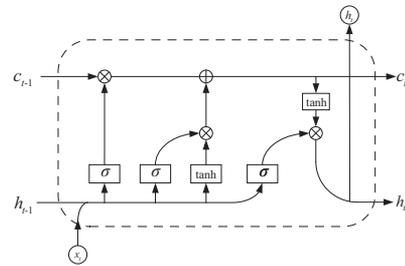


图 2 LSTM 模型结构图

LSTM 要通过 3 个控制门:输入门、遗忘门、输出门对信息进行调节。输入门用于更新信息传输路径;遗忘门决定应该丢弃或保留哪些信息;输出门用来确定下一个隐藏状态的值。

$$i_t = \sigma(w_i \cdot X_t + W_i \cdot h_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

$$c_t = \phi(w_c \cdot X_t + W_c \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (6)$$

$$f_t = \sigma(w_f \cdot X_t + W_f \cdot h_{t-1} + b_f) \quad (7)$$

$$o_t = \sigma(w_o \cdot X_t + W_o \cdot h_{t-1} + b_o) \quad (8)$$

2.2 GRU 神经网络

LSTM 神经网络改善了 RNN 长期记忆不足的问题,但其隐藏层结构过于复杂,样本训练需要花费的时间过长。CHO 等^[6]基于 LSTM 神经网络,提出了门控循环单元(gated recurrent unit, GRU),其样本训练的效率更高,如图 3 所示。

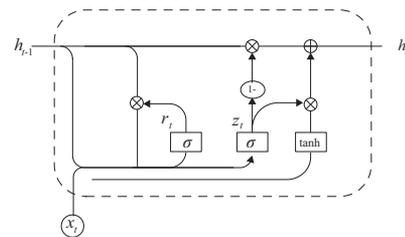


图 3 GRU 模型结构图

GRU 两个门分别为重置门和更新门。重置门 r_t 和上一个隐藏状态按元素乘积,如果 r_t 为 0,则上一个隐藏状态被丢弃,仅使用当前的输入。如果 $r_t = 1$,上一时刻的隐含状态将被保留同时作为输入。更新门 z_t 控制过去隐藏状态和当前候选隐藏状态信息的组合,当 $z_t = 1$ 时,当前隐藏状态被丢弃,过去的隐藏状态通过时间的保存传递到当前时刻。

因此门控循环机制很好地解决了梯度消失现象,同时能更好地捕捉时间序列数据中间隔较大的相互依存关系。

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (9)$$

$$h_{t1} = \tanh(W \cdot [r_t h_{t-1}, x_t] + b_n) \quad (10)$$

$$h_t = (1 - z_t) h_{t-1} + z_t h_{t1} \quad (11)$$

3 实验与分析

3.1 研究对象

图 4 为本文研究对象 DYLY-103 式力传感器示意图,类型为等截面梁式力传感器。其中核心器件为电阻应变片。电阻应变片由敏感栅材料制成,灵敏系数和电阻率稳定且机械强度高。当受到机械形变时,其电阻值随后会发生变化,通过调理电路检测电阻变化量就可以将压力信号转化成电信号。



图 4 力传感器示意图

3.2 实验系统设计

图 5 所示为实验硬件,主要分为加载装置、力传感器以及数据采集卡、信号调理模块。传感器固定在底座上,加载台经过连杆对传感器进行压力加载。力加载装置控制台及软件如图 6 及图 7 所示,通过软件写入正弦力的幅值、频率以及循环次数,就可以控制加载台产生对应的正弦力。实验环境对力加载的干扰噪声很小,可以达到 20 dB 以下。实验分两组,分别在 30℃、50℃ 的条件下进行。实验选择载荷信号的频率均为 4 Hz 的正弦力,其中力的最小值为 0.2 kN,最大值为 3 kN,每组疲劳实验加载了 25 万个正弦载荷。



图 5 实验设备



图 6 加载装置控制台

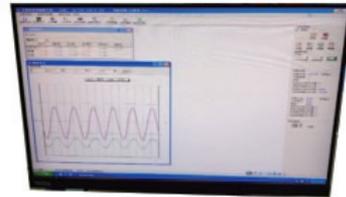


图 7 加载装置控制软件界面

每间隔 1 000 次正弦采样次数,分别计算力传感器的灵敏度、零漂,计算其满量程输出电压值,得到一组时间序列,并计算力传感器的误差参数,求得总精度的时间序列。

3.3 实验内容

传感器健康状态监测最直观的方法就是监测传感器的总精度。首先结合传感器、调理电路以及采集卡的精度确定一个阈值,若总精度没有超过阈值,则传感器正常工作,反之则说明传感器处于异常状态。但总精度的计算过程较复杂,所以采用传感器的灵敏度、零漂以及满量程输出作为神经网络的输入,将对应时刻传感器总精度作为输出。将 25 万次加载数据每隔 1 000 点取一个时刻,共 250 个时刻的数据序列依次操作,并按照训练集与测试集为 7 : 3 的比例划分。训练集维度为(175, 1, 3),测试集维度为(75, 1, 3)。网络训练流程如图 8 所示。

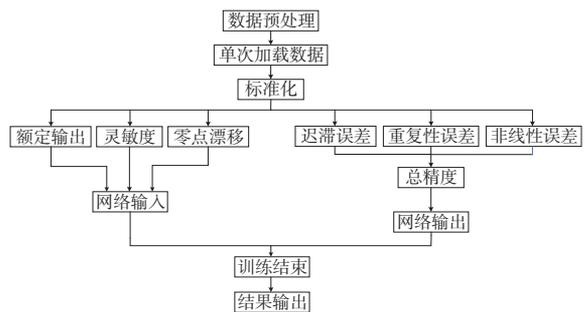


图 8 网络训练流程图

实验通过 Matlab 搭建神经网络训练实现。将传感器的满量程输出、传感器的灵敏度及零漂作为模型的输入,3 组实验分别用 GRU、LSTM 以及 BP 神经网络对 30℃、50℃ 的传感器健康状态

从第 176 个点开始进行预测。其中,网络的激活函数 σ 均为 sigmoid 函数,神经网络模型的隐藏层均为 100,迭代次数均为 200,学习率为 0.005。传感器预测结果对比及预测误差如图 9—图 12 所示。

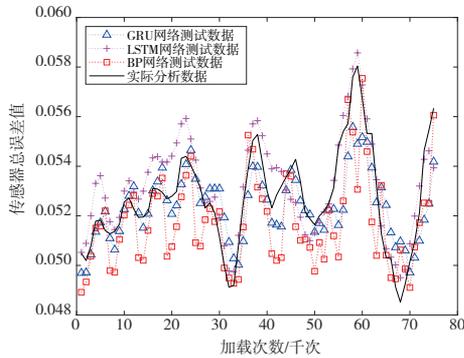


图 9 30 °C 传感器预测结果对比图

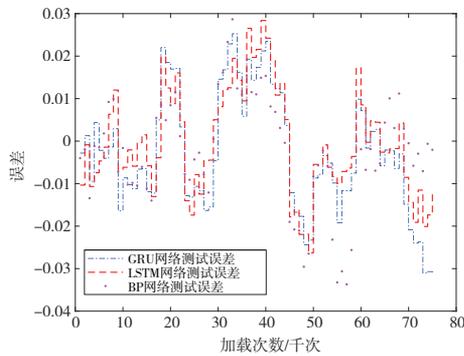


图 10 30 °C 传感器预测误差

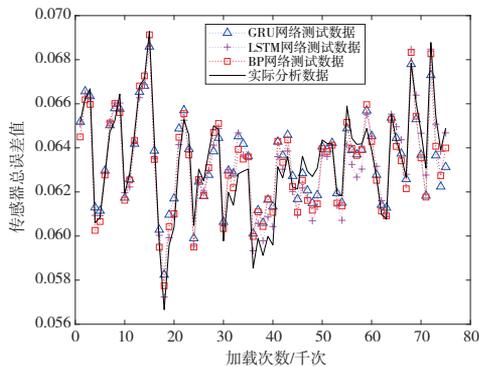


图 11 50 °C 传感器预测结果对比图

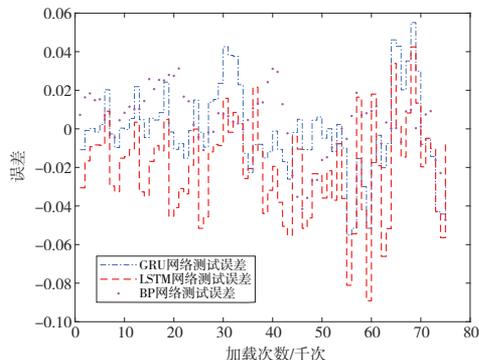


图 12 50 °C 传感器预测误差

3.4 实验结果分析

不同温度下传感器误差如表 1 所示。经过对比发现,GRU 网络的训练时间比 LSTM 网络普遍减少了 50%左右的同时,GRU 网络的训练误差比 LSTM 网络高了 10%左右。而对比没有记忆功能的 BP 神经网络,GRU 失去训练时间的优势,但在预测结果上会更胜一筹。

表 1 不同温度下传感器误差

温度/°C	网络	训练时间/s	MAE	MAPE	RMSE
30	GRU	11.00	0.000 85	0.016 1	0.001 20
	LSTM	21.75	0.000 77	0.014 5	0.000 90
	BP	8.38	0.001 34	0.025 5	0.001 70
50	GRU	11.00	0.000 72	0.010 6	0.000 79
	LSTM	26.48	0.000 65	0.010 1	0.000 77
	BP	8.96	0.000 74	0.011 7	0.000 88

4 结语

本文通过采集正弦力加载下的传感器输出信号,计算出力传感器的额定输出、灵敏度等参数,计算迟滞、非线性和重复性误差并合成力传感器的总精度;通过神经网络对力传感器的总精度进行预测。总精度可以有效、直观地对力传感器的健康状态进行评估,实现对其健康状态的监测。通过神经网络对总精度进行估测从而使监测力传感器健康状态的方法具有实际意义。

参考文献:

- [1] 崔宏敏,陈宝成,崔光浩,等. 振动环境下压力传感器失效机理分析[J]. 振动与冲击,2017,36(2):207-211.
- [2] 王路瑶,吴斌,杜志敏,等. 基于长短期记忆神经网络的数据中心空调系统传感器故障诊断[J]. 化工学报,2018,69(S2):252-259.
- [3] 夏金辉,郭源博,张晓华. 单相脉宽调制整流器传感器故障诊断与容错控制[J]. 电工技术学报,2017,32(20):160-170.
- [4] 刘志成,陈祥光,李兵,等. 传感器性能实时评估方法[J]. 数据采集与处理,2007,22(2):161-165.
- [5] 张红,石峰豪,陈苏坤. 基于免疫算法的暖通空调系统传感器故障诊断研究[J]. 机械制造与自动化,2022,51(2):214-217.
- [6] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GÜLÇEHRE Ç, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. Computer Science,2014,6(3):1-15.

收稿日期:2023-02-13