

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.024

基于 CLPSO-BP 神经网络的航发轴承故障诊断软件设计

李燕军

(内蒙古大学 电子信息工程学院, 内蒙古 呼和浩特 010021)

摘 要:提出一种基于 CLPSO-BP 的轴承故障诊断算法。开发一款基于 CLPSO-BP 算法的航空发动机轴承故障诊断软件,利用改进算法进行特征提取和故障识别,同时实现信号时频分析及故障预警功能,突破传统方法的不足,提高诊断效果。该研究在航空发动机轴承故障诊断理论和应用上具有创新性和借鉴意义。

关键词:故障诊断;CLPSO-BP 神经网络算法;航空发动机;轴承

中图分类号:TP311.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)05-0126-04

Design of Hangfa Bearing Fault Diagnosis Software Based on CLPSO-BP Neural Network

LI Yanjun

(School of Electronic Information Engineering, Inner Mongolia University, Hohhot 010021, China)

Abstract: This paper proposes a bearing fault diagnosis algorithm based on CLPSO-BP, by which, an aircraft engine bearing fault diagnosis software is developed. The software, by the improved algorithm, is applied to perform feature extraction and fault pattern recognition, conduct signal time-frequency analysis and implement fault early warning function to overcome the shortcomings of conventional methods and enhance diagnostic performance. This research has innovative and referential significance for the future theory and application of aircraft engine bearing fault diagnosis.

Keywords: fault diagnosis; CLPSO-BP neural network algorithm; aircraft engine; bearing

0 引言

航空发动机轴承是承载传动系统的关键组件,其性能直接关系到发动机的使用寿命和可靠性^[1-2]。研究表明,超过 80% 的机械故障主要发生在旋转部件^[3],包括叶片、盘、轴和轴承^[4]。

国内外专家针对轴承故障诊断问题一直都有研究。樊怀聪等^[5]通过 PSO 优化 BP 神经网络的权值和阈值,采用此算法对滚动轴承进行故障诊断,实验表明此网络模型能够准确识别出轴承运行状态和故障类型,泛化能力更强,可行性高。李燕军^[6]提出一种基于牛顿-拉弗森优化算法(NRBO)—一维卷积神经网络(1DCNN)—支持向量机(SVM)的滚动轴承故障诊断方法。该方法在两种数据集上具有更高的准确率,可以提高滚动轴承故障诊断的技术水平。闫绘宇等^[7]提出了一种创新性的航空发动机全身振动故障诊断方法,实现了对航空发动机全身振动故障模式的精确分类。陈剑等^[8]利用小波变换研究了信号的奇

异性,有效地诊断出了滚动轴承的故障及其故障类型。张玺君等^[9]提出了航空发动机整体振动状态的灰色关联度演化方法。LIU 等^[10]将盲源分离引入航空发动机滚动体信号分析中,利用 FastICA 算法处理振动信号。实验结果表明了该方法的有效性。XING 等^[11]将小波变换应用于航空发动机振动信号的特征提取,并说明了该方法在振动信号分析过程中的有效性。

综上所述,航空发动机轴承故障诊断已引起广泛关注。然而,目前的研究主要集中在单一算法或多种算法方面,却忽视了算法在实际工程设计中的应用。

本文提出一种基于 CLPSO-BP 神经网络算法,对航空发动机轴承进行故障诊断,并将故障诊断算法集成到开发的软件中,有效克服了机器学习方法在实际工程应用中的困难。该研究为未来航空发动机轴承故障研究和实践提供了有益的经验借鉴。

基金项目:内蒙古自治区科技重大专项项目(2021ZD0019-4);内蒙古自治区大学生创新创业训练项目(202310127031)

作者简介:李燕军(1998—),男,河北张家口人,硕士研究生,研究方向为机械设备轴承故障诊断及动力学仿真,32256131@mail.imu.edu.cn。

1 数据来源

本文所使用的数据来自美国国家航空航天局 (NASA) 开发的商用模块化航空推进系统仿真 (C-MAPSS) 数据集^[12]。C-MAPSS 数据集包含不同数量的运行工况和故障工况的传感器数据。

1.1 实验装置支架

该数据通过建立一个基于真实航空发动机的试验台,以测量发动机在运行过程中的振动响应。该试验台由 3 个主要部分组成:1 个改装的航空发动机、1 个电机驱动系统和 1 个润滑油系统。真实航空发动机的试验台如图 1 所示。

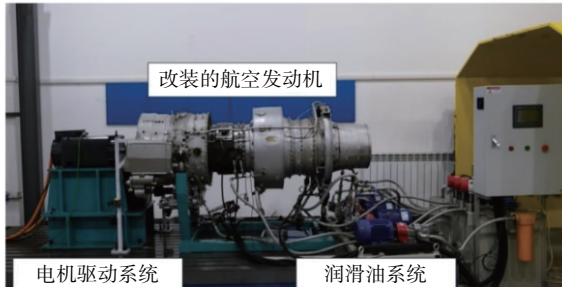


图 1 真实航空发动机的试验台

1.2 轴间轴承人为故障

轴承故障诊断的研究往往涉及人为制造故障并进行模拟试验以获得故障特征。该方法也可应用于航空发动机轴间轴承故障诊断。本研究将 3 个人为故障的轴间轴承依次安装到改装后的航空发动机上。其中包括 1 个轴承外圈故障和 2 个轴承内圈故障。故障类型如图 2 所示。



图 2 故障类型

1.3 航空发动机轴间轴承故障数据集

试验进行 5 次,得到轴间轴承 3 种状态的 5 个数据集,并以时间序列的形式存储。原始数据是 15 s 采样的长时间序列,采样频率为 25 000 Hz。原始数据被分割和截断,以便随后分析包含 20 480 个数据点的短时间序列。剔除无效数据后,数据集中总共保留 2 412 组数据。

2 改进的 BP 神经网络

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络^[13]通过反向传播误差修正算法来训练网络参数。该算法首先计算输出层的误差,即预测值与真实值的差异。之后根据输出层节点的激活值和下层节点的权重,利用链式法则求导,得到下层节点对误差的贡献。通过反复地前向传播和反向传播,网络参数不断地靠近损失函数的极小点,从而实现网络有监督的学习。3 层 BP 神经网络结构如图 3 所示。

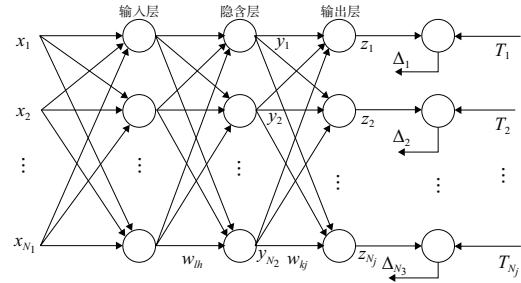


图 3 3 层 BP 神经网络结构图

在 3 层网络中,输入层、隐藏层和输出层分别对应着神经网络的 3 个主要层次。在反向传播阶段,神经网络根据输出误差对各层进行调整,以优化网络的权重和偏置,提高预测的准确性。

2.2 综合学习粒子群算法 (CLPSO)

粒子群算法赋予种群中每个粒子两个关键成分:速度与位置^[14]。粒子群算法流程如图 4 所示。并且迭代过程中通过两个成分的变化来实现进化。具体方式如式(1)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{V}_i^d = \mathbf{V}_i^d + c_1 \times \text{rand1}_i^d \times (\mathbf{p}_i^d - \mathbf{X}_i^d) + c_2 \times \text{rand2}_i^d \times (\mathbf{g}^d - \mathbf{X}_i^d) \\ \mathbf{X}_i^d = \mathbf{X}_i^d + \mathbf{V}_i^d \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{V}_i^d$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的速度向量; $\mathbf{X}_i^d$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的位置向量; $\mathbf{p}_i^d$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的历史最优位置,即在第 k 次迭代后,第 i 个粒子(个体)搜索得到的最优解; c_1, c_2 为学习因子; $\text{rand1}, \text{rand2}$ 为区间 $[0, 1]$ 内的随机数,增加搜索的随机性; $\mathbf{g}^d$ 为群体在第 k 次迭代中第 d 维的历史最优位置,即在第 k 次迭代后,整个粒子群体中的最优解。

因粒子群算法对种群初始化敏感,初始种群分布差异较大时可能存在局部最优解的产生^[15]。

在此基础上,本文提出改进的粒子群优化算法,目的是减小粒子群算法在局部存在最优解的影响。其核心如式(2),是对经典的粒子群算法中速度更新项进行改进,将自身历史最优项换为新的综合学习因子,同时将全局最优项删去。

$$V_i^d = w \times V_i^d + c \times \text{rand}_i^d \times (p_{fi(d)}^d - X_i^d) \quad (2)$$

式中: w 为惯性权重; c 为学习因子; rand 为区间 $[0,1]$ 内的随机数,增加搜索的随机性。

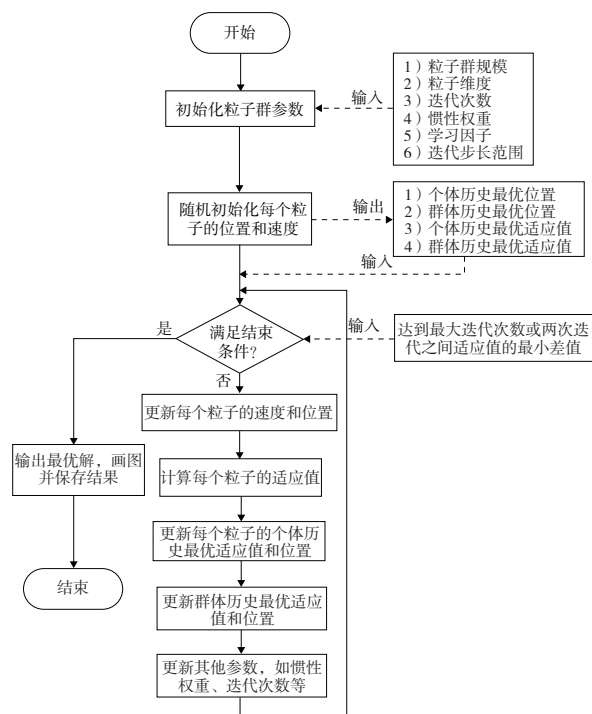


图4 粒子群算法流程图

2.3 CLPSO-BP 神经网络

本文将 C-MAPSS 数据集分为 3 类,通过对标准 BP 神经网络与 CLPSO-BP 神经网络进行分类结果对比。

1) 标准 BP 神经网络

本文中的 BP 神经网络混淆矩阵结果如图 5 所示。

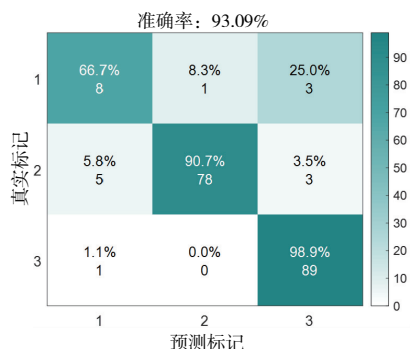


图5 BP 神经网络混淆矩阵结果图

从图 5 中可以看出,标准 BP 神经网络的准确率为 93.09%。

2) CLPSO-BP 神经网络

本文中的 CLPSO-BP 神经网络混淆矩阵结果如图 6 所示。

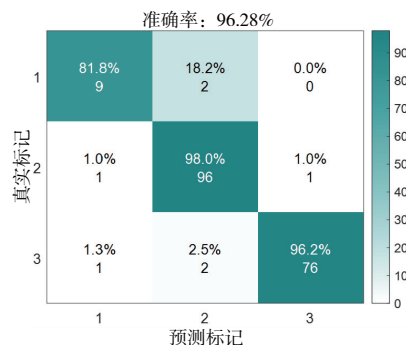


图6 CLPSO-BP 神经网络混淆矩阵结果图

根据图 6 结果可以看出,使用相同的航空发动机轴承故障数据集,经过 CLPSO 算法优化后的 BP 神经网络与标准 BP 算法进行比较,CLPSO-BP 网络的故障诊断准确率显著高于标准 BP 网络。具体来说,BP 神经网络在这组数据上的准确率为 93.09%,而采用 CLPSO 算法对 BP 网络进行权重和阈值优化后的 CLPSO-BP 网络,其准确率提升至 96.28%。优化后的 CLPSO-BP 网络具有更强的学习和逼近能力,能够更好地捕捉样本特征,准确识别出不同类型的轴承故障模式。因此,CLPSO 算法能通过全局优化有效减小 BP 网络的误差函数值,避免其停留在局部最优解,实现对网络参数的更优调整。

3 软件设计

本文的航空发动机轴承故障诊断软件基于 QT,使用 C++ 语言编写^[16],主要包含时域分析、频域分析、故障诊断预测及使用说明。

3.1 时域分析

本文时域分析可以通过点击读取文件按钮,选择数据文本。之后会在界面中绘制时域分析图,并在右侧显示时域特征参数,时域分析如图 7 所示。

根据图 7 中的时域波形图可以看出,波形 a 的振幅抖动比较剧烈不规则,而波形 b 的振幅抖动相对平稳周期性。波形 a 的振幅随时间剧烈波动,表明轴承正在不稳定运行状态且性能异常。而波形 b 的振幅波动幅度保持相对稳定周期性,表明轴承在正常润滑状态下运行,没有故障。

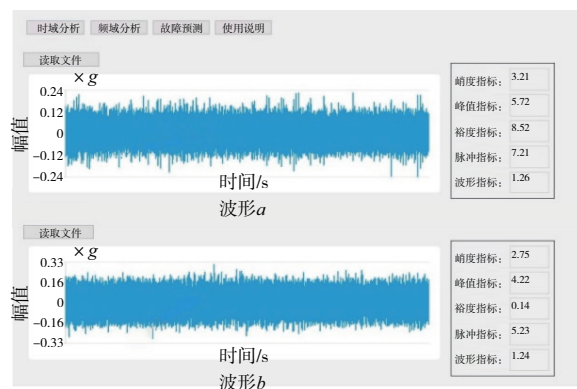


图7 时域分析图

由于轴承内圈有缺陷导致通过故障区域的信号产生周期性脉冲,引起较剧烈的振动;正常轴承产生的振动信号由于滚动元件顺滑地在轨道上旋转而平稳重复。与内圈故障相比,外圈和球道缺陷会引起的冲击幅度较小。

因此,通过分析振动信号在时域中的形态和波动特征可以确定,波形 *a* 对应内圈故障数据,波形 *b* 对应正常工作数据。

3.2 频域分析

通过点击频域分析按钮,进入频域分析界面,点击读取文件,选择数据文件,对应画图框绘制离散傅里叶变换幅值谱线,点击重新绘图按钮,重新绘制幅值谱,在对应位置,幅值谱中会显示相对应的频率。频域分析如图 8 所示。

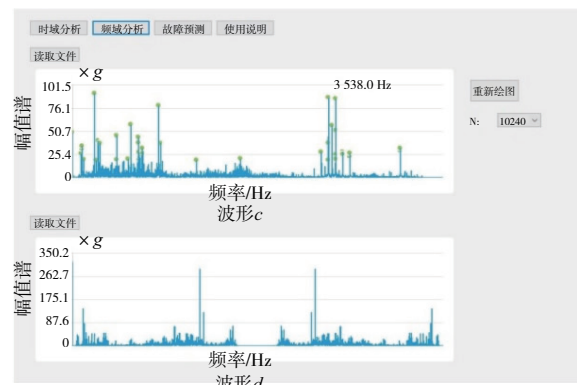


图8 频域分析图

根据图 8 可以看出,波形 *c* 的频谱最大频率达到 3 538.0 Hz。随着各阶特征频率的增加,谱线幅值逐步减小。在各阶特征频率两侧可以看到间隔为轴转速 16 Hz 的调制频带。随着特征频率增

加,其幅值也在减小。与此相比,波形 *d* 的频谱波动幅度不大。可以清晰看出 262.7~350.2 Hz 之间的特征频率,随阶数增加其幅值减小。

通过对比分析波形在频域上的特征频率及其调制特性,可以确定波形 *c* 对应内圈故障,波形 *d* 对应外圈故障。在此基础上,验证了频域分析方法能根据轴承常见故障特征频率来识别故障位置。

3.3 故障预测

本文设计的软件中故障预测首先需要进行数据加载并训练网络,最大训练次数为 5 000 次,最大迭代次数为 500 次。故障预测界面如图 9 所示。

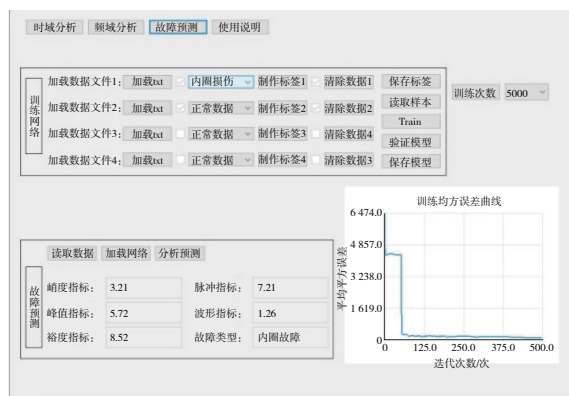


图9 故障预测界面

根据图 9 可以看出,采用 CLPSO-BP 神经网络在包含正常数据和内圈损伤数据的训练集上,进行 5 000 次迭代训练,得到平均平方误差曲线。从曲线可以看出,训练初期平均平方误差很高,但在前 125 次迭代后快速下降,随后迭代次数增加,均方误差继续逐步趋向于 0。表明该算法在极少的迭代次数内就能很好地学习正常和故障条件之间的差异模式。训练后,网络建立的故障诊断模型用于测试新的故障数据,并成功预测出内圈故障,与实际故障类型一致。由此证明平均平方误差曲线验证了 CLPSO-BP 算法在此轴承故障检测问题上的有效监督学习能力。

4 结语

本文针对航空发动机轴承故障诊断的研究,提出了一种基于 CLPSO-BP 神经网络算法的软件设计方案,并得出以下结论。

(下转第 211 页)

- 53(7):168-182.
- [12] 姜玉鑫,孙建锋,侯培培,等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的旋转双棱镜指向偏差修正[J]. 中国激光,2023,50(6):97-105.
- [13] 蒲宝林,张卫华,蒲亦非. 基于卷积神经网络和 NCC 的两阶段的多尺度高精度定位的模板匹配算法[J]. 四川大学学报(自然科学版),2024,61(4):209-219.
- [14] 李大华,郑文鹏,李璇,等. 基于局部归一化的电力设备红外与可见光图像配准[J]. 激光与光电子学进展,2025,62(6):391-398.
- [15] 张祥银,胡立坤. 基于迭代注意力归一化流的低光图像增强[J]. 激光杂志,2024,45(8):131-137.
- [16] 李莹,董耀,王凯彬,等. 基于三角测量的菠萝外轮廓测量装置设计[J]. 食品与机械,2024,40(9):84-91.
- [17] 成彬,冯勇平,雷华. 基于双目立体视觉的连铸辊尺寸三维测量方法[J]. 电子测量技术,2024,47(3):135-143.
- [18] 李茂,幸小义,钟志文,等. 基于改进 TDOA 与卡尔曼预测模型的目标定位跟踪算法研究[J]. 现代雷达,2024,46(7):62-70.

收稿日期:2024-09-06

(上接第 129 页)

1) 利用 CLPSO 算法对 BP 神经网络进行改进,可以提高航空发动机轴承故障诊断的分类准确率。CLPSO-BP 算法相比标准 BP 算法,准确率提高 3 个百分点以上;

2) 基于 CLPSO-BP 神经网络算法设计的轴承故障诊断软件,实现了对时域信号和频域信号的分析以及故障预测诊断等功能;

3) 故障诊断软件具备高效提取复杂故障信号特征的能力,能够精准地识别各种不同故障模式。

本文提出的基于 CLPSO-BP 神经网络算法的航空发动机轴承故障诊断软件,实现了航空发动机复杂故障信号的有效分析处理、信号特征提取和故障预测识别,软件整体故障识别效率良好。本故障诊断软件的设计研究在理论和应用上均有一定的创新性和借鉴意义。

参考文献:

- [1] LI Y J, HAN D. Diagnosis of incipient faults in wind turbine bearings based on ICEEMDAN - IMCKD[J]. International Journal of Mechanical System Dynamics, 2024,4(4):472-486.
- [2] LI Y. A review of wind turbine bearing fault diagnosis[J]. World Scientific Research Journal, 2024,10(2):1-9.
- [3] 郭瑛,李燕军,闫胜杰,等. 风电机组齿轮啮合强度的仿真分析与研究[J]. 自动化仪表,2025,46(2):40-44.
- [4] 李燕军. 弹性支撑下风力发电机振动分析及试验[J]. 电力安全技术,2024,26(11):52-55.
- [5] 樊怀聪,田禾,冯明文,等. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的轴承故障诊断[J]. 机械制造与自动化,2024,53(3):45-49.
- [6] 李燕军. 基于 NRBO-1DCNN-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 装备机械,2025(1):49-59.
- [7] 闫绘宇,张超. 基于 Transformer 和卷积神经网络的齿轮故障诊断方法[J]. 机电工程,2024,41(3):409-417.
- [8] 陈剑,许畅,徐庭亮. 基于位错叠加法和改进概率神经网络的离心泵故障诊断方法[J]. 中国机械工程,2023,34(23):2854-2861.
- [9] 张玺君,尚继洋. 采用多尺度自适应选择卷积神经网络的轴承故障诊断研究[J]. 西安交通大学学报,2024,58(2):127-135.
- [10] LIU P F, ZHANG W. A fault diagnosis intelligent algorithm based on improved BP neural network[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2019,33(9):1959028.
- [11] XING S, WANG J R, HAN B K, et al. A novel collaborative bearing fault diagnosis method based on multi-scale dynamic fusion network under speed fluctuating condition[J]. Measurement Science and Technology,2024,35(1):015126.
- [12] 谢东东,沈艳霞. 基于 CLPSO-IDBN 的风电机组轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023(10):109-113,119.
- [13] 张赞,王永华,唐岩辉,等. 低信噪比下的滚动轴承早期微弱故障识别[J]. 振动·测试与诊断,2023,43(6):1158-1163,1246.
- [14] 郑少帅,熊炘. 基于 LabVIEW 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 计量与测试技术,2021,48(8):95-99.
- [15] 沙云东,赵俊豪,栾孝驰等. 基于阈值参数判决筛选的航空发动机主轴轴承故障特征提取方法[J]. 航空动力学报,2025,(40)3:284-295.
- [16] 贺玆睿,周兵,林宏. 基于 C++跨平台的云笔记设计与实现[J]. 无线互联科技,2022,19(16):109-111.

收稿日期:2023-11-01