

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.03.004

基于 RF 特征优选和 EEMD-SSAE 的行星齿轮箱故障诊断

刘维团,王友仁,蒋浩宇

(南京航空航天大学 自动化学院,江苏 南京 210016)

摘 要:针对在行星齿轮箱故障诊断中由于特征提取不足导致识别率低的问题,研究一种 RF 特征优选与 EEMD-SSAE 结合的行星齿轮箱故障诊断方法。采用 EEMD 对时域信号进行分解;基于 Pearson 选取相关系数较大的 IMF 分量,提取时域、频域特征与原始信号特征构建数据集;利用 RF 剔除冗余特征,构建新数据集作为 SSAE 网络的输入,并使用 softmax 分类器实现故障分类。结果表明:在混合工况及噪声干扰下,该方法在准确率、鲁棒性方面优于文中所述的其他模型。

关键词:故障诊断;行星齿轮箱;堆栈稀疏自编码器;总体平均经验模态分解;特征优选

中图分类号:TH132.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)03-0023-05

Fault Diagnosis of Planetary Gear Box Based on RF Feature Optimization and EEMD-SSAE

LIU Weituan, WANG Youren, JIANG Haoyu

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

Abstract: For the low recognition rate in planetary gearbox fault diagnosis due to insufficient feature extraction, a planetary gearbox fault diagnosis method combining RF feature optimization and EEMD-SSAE is studied. The time domain signal is decomposed by EEMD. IMF components with large correlation coefficients are selected based on Pearson correlation coefficient, and time-domain features, frequency domain features and original signal features are extracted to construct the dataset. RF is used to eliminate redundant features, a new dataset is constructed as input to the SSAE network, and with softmax classifier, fault classification is implemented. The results show that the proposed method is superior to other models in terms of accuracy and robustness under mixed conditions and noise interference.

Keywords: fault diagnosis; planetary gear box; stacked sparse autoencoder; ensemble empirical mode decomposition; feature optimization

0 引言

行星齿轮箱是机械设备中被广泛应用的传动部件。它具有诸多优点,如体积小、承载能力强以及传动范围广泛等^[1]。然而,由于行星齿轮箱常常工作在恶劣环境中,其轮齿关键部位往往容易发生故障。这不仅影响企业的经济效益,还可能引起严重的安全事故^[2-4]。及时准确地检测和分析行星齿轮箱的故障状况,可以有效预防故障的发生,提高设备的可靠性和稳定性。这不仅可以降低生产成本,还能延长设备的使用寿命。因此,行星齿轮箱故障诊断被视为一项重要的工作,其研究和应用具有重大的意义^[5-6]。

随着人工智能的兴起,越来越多的智能故障诊断算法被应用于故障诊断领域^[7-9]。方军强等^[10]结合分形维数判断齿轮箱的工作状态。LIU

等^[11]使用核联合近似对角化提取特征,通过 SVM 实现故障分类。刘景艳等^[12]使用改进的遗传算法与 ELman 相结合实现齿轮箱故障识别。李从志等^[13]提取精细复合多尺度散布熵作为特征向量,利用 SVM 实现轴承的故障诊断。尽管上述方法对于相关故障都取得了较好的诊断结果,但 SVM 等浅层机器学习无法对预提取特征进行更深层次、更具鉴别性的特征提取。

深度学习是机器学习领域近些年来的最新成果,利用机器学习的深度结构,对输入的数据提取出能表征样本数据的本质信息。自编码器(auto-encoder, AE)是一种典型的无监督网络模型^[14]。BENGIO 等^[15]通过在 AE 中加入稀疏限制项来改进网络以获得高维稀疏的特征。VINCENT 等^[16]基于 AE 提出了降噪自编码器,在 AE 中加入噪声以减弱其影响。罗金等^[17]基于峭度结合总体平

基金项目:航空科学基金资助项目(20183352030)

第一作者简介:刘维团(1998—),男,江西宜春人,硕士研究生,研究方向为旋转机械故障诊断,1504002292@qq.com。

均经验模态分解和堆栈稀疏自编码器 (stacked sparse autoencoder, SSAE) 的方法,有效实现了滚动轴承故障的识别。尽管基于降维与降噪两方面自编码器已被大量应用于故障诊断^[18-19],但其在行星齿轮箱诊断方面的运用还较少,同时单独的自编码器模型仍然有受噪声影响大、冗余特征导致的精度不高等问题。

针对上面的问题,本文使用 RF 特征优选与 EEMD-SSAE 结合实现行星齿轮箱故障诊断。首先经 EEMD 将原始信号分解,选取相关性较大的 IMF 分量提取时域、频域特征并与原始信号特征融合构建多域特征集。在此基础上,使用 RF 算法剔除冗余特征,构建新数据集作为 SSAE 网络输入,最后结合 softmax 分类器实现故障分类。

1 相关理论

1.1 RF 特征优选

RF 是一种采用决策树和 Bagging 方法的组合分类器。它通过从原始样本集中随机有放回地选取样本来训练决策树模型。在这个过程中,大约有 1/3 的样本不会被抽取,被称为袋外数据 (out of bag, OOB)。而使用 RF 实现特征优选的核心就是利用袋外数据的平均精度下降指标 (mean decrease in accuracy, MDA) 评估各个特征的重要程度^[20]。

以行星齿轮箱为例,设有 K 个故障信息样本 ($G_{F,j}, y_j$), $j=1,2,3,\dots,K$, 其中 $G_{F,j}$ 为行星齿轮箱的多域故障特征, y_j 为 RF 模型输出的故障类型。在计算相关故障特征 $G_{F,j}$ 的重要程度过程中,将其中一棵决策树 i 当作起点并以此计算袋外数据误差 $O_{\text{OBerror},i}$; 随后在保持其他故障特征不变情况下,对 OOB 内的故障特征按照值的大小重新排序,从而获得一个新的 OOB 集合; 然后计算新获得的数据集袋外数据误差 $O_{\text{OBerror}',i}$, 则故障特征 $G_{F,j}$ 在第 i 棵决策树的 MDA 值:

$$M_{\text{DA},i}(G_{F,j}) = O_{\text{OBerror}',i} - O_{\text{OBerror},i} \quad (1)$$

计算 RF 中 $G_{F,j}$ 每棵决策树对应 MDA 值并求平均值,得到行星齿轮箱故障特征 $G_{F,j}$ 的特征重要度:

$$M_{\text{DA}}(G_{F,j}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K M_{\text{DA},i}(G_{F,j}) \quad (2)$$

可根据 MDA 值对多域高维特征进行重要度排序,选取出含有故障本质信息的有效特征,剔除无效冗余特征,从而实现特征集的降维,提升行星

齿轮箱故障分类效率。

1.2 自动编码器

AE 结构如图 1 所示,作为一种简单易学神经网络,通过 3 层网络实现输入数据的编码与重构。

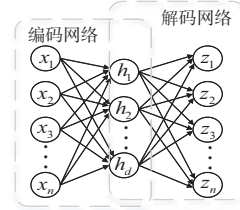


图 1 AE 结构示意图

编码网络通过激活函数实现从 X 到 H 的非线性变换:

$$H = s(WX + b) \quad (3)$$

解码网络通过激活函数将 H 重新映射得到 $\bar{X}$, 即

$$\bar{X} = s(W'H + b') \quad (4)$$

式中: s 表示激活函数; W, W' 为权重矩阵; b, b' 为偏置。通过最小化 X 和 $\bar{X}$ 的均方误差得到编码矢量 H , 损失函数定义为

$$J(W, b) = \sum (L(x, \bar{x})) = \sum \|\bar{x} - x\|_2^2 \quad (5)$$

1.3 稀疏自编码器

稀疏自动编码器 (SAE) 基于 AE 目标函数加入系数惩罚项, 在提取更具代表性特征方面有着巨大潜力。

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s(W_{ik}x_k + b_k) \quad (6)$$

式中: $\hat{\rho}_j$ 为 n 个样本隐藏层单元平均激活值; n 为样本个数。

引入相对熵对网络进行稀疏限制, 可以将惩罚因子定义为

$$K_L(\rho \parallel \hat{\rho}_j) = \sum_{k=1}^s \rho \lg \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \lg \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \quad (7)$$

式中: s 是隐藏层神经元个数; 索引 k 依次为隐藏层各神经元; ρ 为人为给定数值较小的稀疏参数。SAE 总损失函数为

$$J_{\text{sparse}}(W, b) = J(W, b) + \beta K_L(\rho \parallel \hat{\rho}_j) \quad (8)$$

式中 β 为稀疏惩罚因子, 用于调节重构项与惩罚项相对性。

1.4 堆栈稀疏自编码器

将多个 SAE 堆叠形成的 SSAE 具有更强表达能力。通过合并各个 SAE 的编码矢量构建多层神经网络,最后通过顶层的 softmax 分类层实现故障的分类。各 SAE 通过反向传播(BP)优化网络参数,更新方程如式(9)、式(10)所示。SSAE 训练过程如图 2 所示。

$$W_{ij}^{(l)} = W_{ij}^{(l)} - \lambda \frac{\partial}{\partial W_{ij}^{(l)}} J_s(W, b) \quad (9)$$

$$b_i^{(l)} = b_i^{(l)} - \lambda \frac{\partial}{\partial b_i^{(l)}} J_s(W, b) \quad (10)$$

式中 λ 为网络学习率,较小的学习率可以使网络参数更加稳定,本文取 0.05;参数 W_{ij} 、 b_i 可以由最小化过程学习得到。

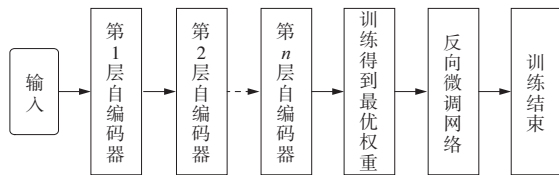


图 2 SSAE 训练过程图

1.5 行星齿轮箱故障诊断方法

基于 RF 特征优选和 EEMD-SSAE 结合的行星齿轮箱故障诊断过程具体步骤如下:

- 1) 经 EEMD 将原始时域信号分解;
- 2) 选取 Pearson 相关系数前 5 的 IMF 提取时域、频域特征,与原始时域信号进行特征融合,构建多域特征集;
- 3) 训练 RF 模型,根据特征的 MDA 选取合适的特征构建新数据集并划分训练集与测试集;
- 4) 使用训练数据训练 SSAE,优化网络;
- 5) 使用测试样本对堆叠自编码器进行测试,识别故障类型。

2 实验验证与结果分析

2.1 故障模拟实验说明

所采用的实验平台如图 3 所示。故障模拟平台型号为 HFXZ-I,主要由驱动电机、联轴器、平行齿轮箱、1 级行星齿轮箱、磁粉制动器组成。行星齿轮箱传动比为 5,其他参数如表 1 所示。

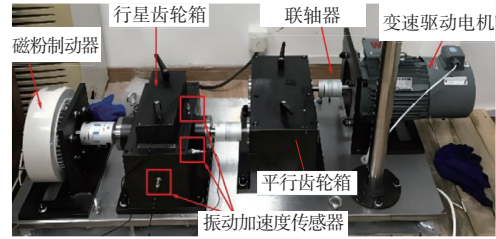


图 3 实验平台示意图

表 1 行星齿轮箱参数

部件	齿数	模数/mm
太阳轮	18	2
行星轮(3个)	27	2
齿圈	72	2

实验分别设置了 1 种正常模式和 3 种故障模式:太阳轮点蚀、行星轮裂纹、行星轮磨损。每种故障设置 4 种变速变载工况:转速取 1 000 r/min 和 1 600 r/min,负载取 9 Nm 和 18 Nm。具体故障模拟件如图 4 所示。振动信号采样频率为 40 960 Hz,每种工况振动信号连续采集 25 s,取其中 5 s 数据,以 4 096 点为一个样本,每种故障模式、4 种工况下共取 200 个样本,4 种模式下总的样本数为 800。从样本集中随机抽取每种模式 100 个样本,4 种模式共 400 个样本为训练集,其余 400 个样本为测试集。

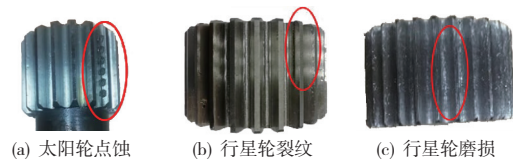


图 4 齿轮故障模拟件

2.2 特征优选与网络超参数选取

因篇幅所限,以转速 1 000 r/min,负载 9 Nm 工况下行星齿轮箱为例进行 EEMD 分解,各 IMF 分量与原始信号的时域波形如图 5 所示。选取相关性前五的 IMF 分量提取时域、频域特征 18 个,并将其与原始信号提取的时域、频域特征 18 个、小波包分析得到的 18 个特征进行特征融合构建 126 维特征集。

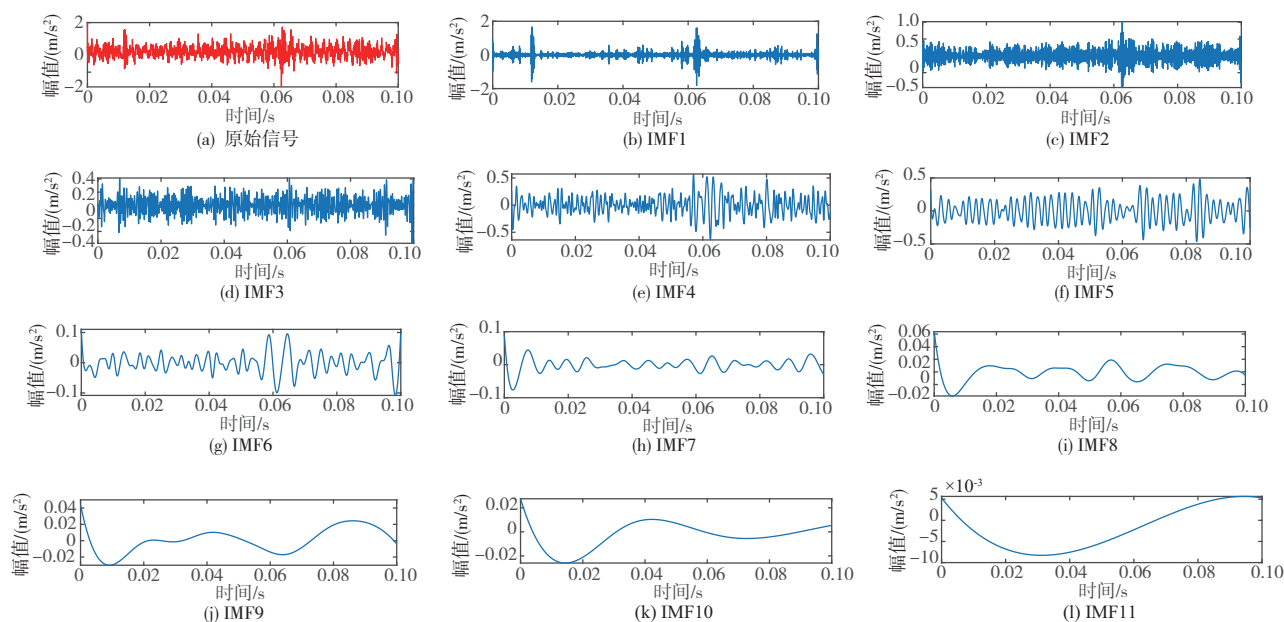


图5 EEMD 分解 IMF 时域波形图

对提取得到的高维特征集进行 RF 特征优选,图6为 RF 重要度排序结果。选取特征权重较高的 60 个特征组成输入特征集。

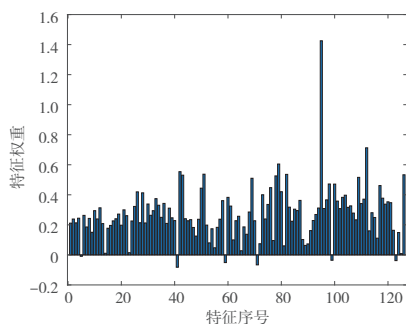


图6 RF 特征权重分布图

网络中超参数的选取十分重要,依据前期工作和经验,SSAE 网络层数越多效果越好,但训练时间变长,综合考虑准确率与训练时间,本次实验 SSAE 层数为 3,各层结构具体参数如表 2 所示。

表2 SSAE 结构参数设置

参数	SAE1	SAE2	SAE3
隐含层节点数	60	40	5
权值正则化系数	0.001	0.001	0.001
稀疏正则化系数	4	4	4
稀疏比例	0.05	0.05	0.05

2.3 实验及结果分析

为了验证实际环境下本文方法的优势,对振动数据添加不同信噪比的高斯噪声,将本文方法

与 3 种不同诊断方法进行比较。将 RF 优选出的特征输入 SVM 和 BPNN。SVM 核函数选用 sigmoid,惩罚因子为 3.5,核函数参数为 1;BPNN 学习率为 0.05,迭代次数为 200;同时,为体现本文中 RF 算法的优点,将本文方法与 EEMD-SSAE 对比,EEMD-SSAE 中 SSAE 网络输入特征集为使用 RF 优选前的特征,所以网络结构设置为 126-60-40-5-4,其他超参数设置与本文方法一致。比较不同方法的故障识别总体准确率,为避免偶然性,重复实验 5 次,取识别准确率平均值作为最终结果。实验结果如图 7 所示。

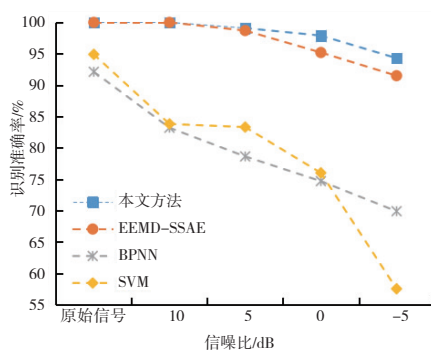


图7 不同方法准确率对比

从不同方法准确率对比可以明显地看出,本文方法与 EEMD-SSAE 在诊断准确率上明显高于 SVM 和 BPNN 等传统方法。当信噪比降低时,浅层学习 SVM 与 BPNN 准确率明显降低,本文方法始终能保持较高的识别准确率,说明深度学习网络能学习到更抽象、更具代表性的特征表示。即

使在信噪比为 5 dB 情况下,本文方法故障识别准确率仍然高于 97%,优于 EEMD-SSAE。在噪声干扰较大情况下,RF 依旧能选取出更具本质信息的故障特征。可见本文方法在提高诊断精度的同时依旧有着较好的鲁棒性。

3 结语

本文提出了一种基于 RF 特征优选和 EEMD-SSAE 结合的行星齿轮箱故障诊断方法并得出主要结论如下:

1) 深度学习模型 SSAE 相比 BPNN 与 SVM 等传统智能诊断算法有更强的分类性能;

2) 基于 RF 的多域特征优选能够在消除冗余特征的同时保留了足够的故障信息;

3) 通过与其他模型在不同噪声干扰下对比可知,本文方法在诊断率、以及鲁棒性方面都具有更好的表现。

参考文献:

- [1] ZHENG X Y, YE Z Y, WU J L. A CNN-ABiGRU method for gearbox fault diagnosis [J]. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 2022, 16: 440-446.
- [2] SAUFI S R, AHMAD Z A B, LEONG M S, et al. Gearbox fault diagnosis using a deep learning model with limited data sample [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6263-6271.
- [3] 侯召国, 王华伟, 熊明兰, 等. 基于迁移学习与加权多通道融合的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(9): 236-246.
- [4] YE Z, WANG S Y, YUE S, et al. Virtual-real fusion-based transfer learning with limited data for gearbox fault diagnosis [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(3): 3420-3430.
- [5] LIU R N, YANG B Y, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: a review [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 33-47.
- [6] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.
- [7] 和建荣. 基于 EEMD 和 MSB 方法的采煤机轴承故障诊断研究 [J]. 机械制造与自动化, 2025, 54(1): 285-288.
- [8] 李响, 徐宜销, 雷亚国, 等. 面向旋转机械装备的智能故障诊断通用基础模型研究 [J/OL]. 西安交通大学学报, (2025-01-02) [2025-04-22]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=PCBa4GjaZh9VQK_JEH46aVkWfkgwdd0tclpEz-oFKaz5V9jIT5vrNh9xVzaBnNBX8e3JTYXj-Os3NtwYMmMoPLn-QdlidjEDo2ueW4B2FdNJOneUXkKaYP_F2BIPUq9iQd78bcI9ycJ2ylU881mDxIY4U4bUkNHPJmnVo4POpY=&uniplatform=NZKPT
- [9] 韩淞宇, 邵海东, 姜洪开, 等. 基于提升卷积神经网络的航空发动机高速轴承智能故障诊断 [J]. 航空学报, 2022, 43(9): 625479.
- [10] 方军强, 周新聪, 赵旋. 基于 EEMD 和分形维数的船用齿轮箱故障诊断 [J]. 船海工程, 2016, 45(4): 131-133.
- [11] LIU Y B, HE B, LIU F, et al. Feature fusion using kernel joint approximate diagonalization of eigen-matrices for rolling bearing fault identification [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385: 389-401.
- [12] 刘景艳, 李玉东, 郭顺京. 基于 Elman 神经网络的齿轮箱故障诊断 [J]. 工矿自动化, 2016, 42(8): 47-51.
- [13] 李从志, 郑近德, 潘海洋, 等. 基于精细复合多尺度散布熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 中国机械工程, 2019, 30(14): 1713-1719, 1726.
- [14] JIA F, LEI Y G, GUO L, et al. A neural network constructed by deep learning technique and its application to intelligent fault diagnosis of machines [J]. Neurocomputing, 2018, 272: 619-628.
- [15] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVICI D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks [M] // Advances in Neural Information Processing Systems 19: The MIT Press, 2007: 153-160.
- [16] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 3371-3408.
- [17] 罗金, 童靳于, 郑近德, 等. 基于 EEMD 和堆叠稀疏自编码的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(2): 115-120.
- [18] WU C, FENG F, WU S, et al. Review of application research of deep learning in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Chinese Journal of Noise and Vibration Control, 2019, 39(5): 1-7.
- [19] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [20] 刘浩然, 刘秀清, 王春乐. 基于随机森林和超像素的极化 SAR 图像分类 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9): 29-35.

收稿日期: 2023-07-31