

基于 LM 优化算法的涡轮发动机转子故障诊断方法

秦 丹

(山东汶上县高级职业技术学校)

摘要: 针对现有诊断方法在对涡轮发动机转子故障诊断时, 诊断结果与实际不相符的问题, 引入 LM 优化算法, 开展涡轮发动机转子故障诊断方法设计研究。利用基于 LM 优化算法, 构建涡轮发动机转子计算模型。计算转子的临界转速, 转子不平衡振动响应, 实现故障诊断。通过实验证明, 新的诊断方法得到的结果与实际转子故障类型相符, 可以实现对转子故障的准确判断。

关键词: LM 优化算法; 转子; 诊断; 故障; 涡轮发动机

0 引言

涡轮发动机作为现代航空、船舶及汽车工业中的核心动力装置, 其运行状态的稳定性和可靠性直接关系到整个系统的安全性和效率。然而, 随着涡轮发动机技术的不断发展, 其结构日益复杂, 故障类型也日益多样化, 这使得故障诊断成为一个极具挑战性的任务。在现有的诊断方法中, 陆水^[1]等人提出的基于 ICEEMDAN 多尺度熵与 NGO-HKELM 的转子故障诊断方法, 高度依赖于诊断人员的专业知识和长期经验, 对于新型或复杂故障往往难以准确判断, 且存在主观性强、效率低的问题。而潘宏刚^[2]等人提出的基于卷积神经网络的转子系统故障诊断方法虽然能够使用万用表、示波器等工具, 能够检测一些基本的电气参数, 但无法全面覆盖涡轮发动机运行中的多种物理量, 如振动、噪声、转速、压力等, 因此在复杂故障的诊断中显得力不从心。近年来, 随着人工智能和机器学习技术的快速发展, 基于优化算法的神经网络

在故障诊断领域展现出巨大的潜力。其中, LM 优化算法因其高效的收敛速度和全局搜索能力, 在各领域故障诊断中尤为引人注目。基于此, 本文将结合 LM 优化算法开展对涡轮发动机转子故障诊断方法的设计研究。

1 建立基于 LM 优化算法的涡轮发动机转子计算模型

首先, 需要明确涡轮发动机转子的基本参数, 包括转子叶片的几何形状、材料属性、工作环境(如温度、压力)、转速等^[3]。这些参数是建立计算模型的基础。涡轮发动机转子轮计算公式主要包括动能方程、动量方程、能量方程、转速方程和效率方程等^[4]。这些方程用于描述涡轮机内部流体的流动状态和能量转换过程。其中, 动能方程为:

$$\Delta W = \frac{u_2^2 - u_1^2}{2} \quad (1)$$

式中, ΔW 为单位质量流体通过叶片的动能增

加量； u_1 为叶轮进口速度； u_2 为叶轮出口速度。

方程动量的计算公式为：

$$\Delta M = \rho(u_2 - u_1)v \quad (2)$$

式中， ΔM 为单位时间内流体通过叶片段的动量增加量； ρ 为流体密度； v 为叶片段的相对速度。

转速方程为：

$$\omega = f(m, r, o) \quad (3)$$

式中， ω 为涡管的旋转角速度； f 为转速与其他参数之间的函数关系； m 为流体质量流量； r 为旋转涡管的半径； o 为其他参数。

效率计算公式为：

$$\eta = \frac{W_s}{\Delta E} \quad (4)$$

式中， η 为轮机的效率； W_s 为涡管从工质流体中获得的轴功率； ΔE 为单位质量流体通过叶片段的总能量增加量。联立上述式 (1) ~ 式 (4)，利用 LM 优化算法，结合涡轮计算公式，构建涡轮发动机转子计算模型^[5]。具体步骤为：第一步，设置初始参数，包括转子叶片的几何参数、流体属性、转速等。第二步，建立目标函数，根据涡轮计算公式和性能要求，构建需要优化的目标函数。第三步，应用 LM 优化算法，通过迭代计算，不断调整转子参数，使目标函数达到最优解。LM 优化算法的迭代计算可表示为：

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \alpha * j(\theta) \quad (5)$$

$$J^T * J * h = -J^T * f \quad (6)$$

式中， θ 为迭代结果； k 为阶数； α 为系数； $j(\theta)$ 为 J 的一阶导数； J 为雅可比矩阵； f 为代价函数中的残差。从上式得出，LM 优化算法结合了梯度下降与高斯牛顿的优点。根据系数 α 的设置，若 α 取值较大，则相当于梯度下降，适用于估计参数距离最优解较远的情况；反之，若 α 取值较小，则相当于高斯牛顿，适用于参数距离最优解较近的情况^[6]。通

过上述迭代计算，得到最佳目标函数，将其作为涡轮发动机转子计算模型。

2 临界转速计算

为实现对转子故障的判断，在上述模型基础上，还需要明确临界转速的具体取值^[7]。在旋转设备领域内，存在一种特定转速现象，即当转子趋近于某一特定旋转速度时，振动会显著加剧，而一旦迅速超越此速度，振动便逐渐平息。此特定转速，业界广泛称之为“临界转速”，它标志着系统共振状态下的主导响应频率，是转子系统固有的物理属性，在 ISO 标准中得到了明确定义。

若考虑一个圆盘，当其质量中心 G 未与旋转轴心 O' 完全重合时，便会产生一个偏心距离 P ，数学上表达为 $O'G=P$ 。当此圆盘以恒定的角速度 ω 进行旋转时，其质量中心 G 将经历一种复合加速度运动，该加速度可分解为两个相互垂直方向上的分量^[8]。这两个分量分别代表 G 点在旋转过程中，在各自坐标轴方向上所经历的加速度变化。这一过程深刻揭示旋转机械中动态平衡与振动特性的内在联系，明确重心 G 的加速度在两个坐标方向上的分量：

$$\begin{cases} x_G = \ddot{x} - p\omega^2 \cos \omega t \\ y_G = \ddot{y} - p\omega^2 \sin \omega t \end{cases} \quad (7)$$

式中， x 、 y 为转轴重心 O' 的横坐标和纵坐标； x_G 和 y_G 为重心 G 的加速度横坐标分量和纵坐标分量。设定一个角速度阈值 ω_n ，当 ω 的取值等于 ω_n 时，振幅则趋近于无穷大，此时涡轮发动机转子产生振动。在实际情况中，由于阻尼的存在，因此振幅不会趋近于无穷大，而是控制在一个较大的有限值^[9]。但这个振幅会使得转子振动逐渐剧烈，甚至导致转轴出现断裂故障情况。因此，将 ω_n 作为临界转速。在旋转机械概念中， ω_n 对应每分钟的转数，则其表达式为：

$$n_c = \frac{60\omega_n}{2\pi} = 9.55\omega_n = 9.55\sqrt{\frac{k}{m}} \quad (8)$$

式中, n_c 为每分钟转数; m 为质量; k 为刚度。根据上述公式, 计算得出临界转速。

3 转子不平衡振动响应与故障诊断

在涡轮发动机的复杂运行环境中, 转子作为其动力传输与能量转换的核心部件, 其工作状态直接关系到整个发动机的性能与安全性。当转子遭受不平衡载荷时, 这一现象往往源于制造过程中的质量偏差、运行中的磨损不均、异物附着等多种因素, 这些因素导致转子在旋转过程中产生不均匀的离心力。这种不平衡状态会激发转子系统的振动, 表现为振幅增大、频率特定的振动响应, 对发动机的稳定运行构成潜在威胁。

基于转子不平衡引起的这一显著振动特性, 现代涡轮发动机故障诊断技术充分利用振动分析的方法。通过高精度传感器网络, 如加速度计、速度传感器等, 在发动机的关键位置 (如转子轴承附近) 实时采集振动信号。这些信号不仅包含转子不平衡的直接信息, 还可能反映出其他潜在故障的迹象, 如轴承故障、叶片损伤等^[10]。导致转子不平衡的主要原因, 通常归咎于转子自身的质量分布不均, 即存在质量偏心现象。为了深入探讨这一问题, 将聚焦于多盘转子系统中由质量偏心引发的振动特性分析, 而在此过程中, 为了简化模型便于理解, 将暂时搁置轮盘陀螺力矩的复杂效应不予考虑。

在多盘转子系统中, 每个盘片或组件的质心若未严格位于旋转轴线上, 便会在旋转时产生周期性的离心力, 这种力是导致系统振动的根源。分析此类系统的振动情况时, 主要关注由质量偏心直接引起的振动响应, 包括其振幅、频率以及振动模式等关键参数。

通过理论建模与实验验证相结合的方式, 可以精确模拟并测量多个转子在不同转速、不同质量偏心程

度下的振动行为。利用振动传感器收集的数据, 结合信号处理技术, 能够有效提取出振动信号中的特征频率, 进而判断转子不平衡的严重程度及位置。具有偏心质量的转子, 其轴心运动微分方程可表示为:

$$\begin{cases} M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = me\omega^2 \cos \omega t \\ M\ddot{y} + C\dot{y} + Ky = me\omega^2 \sin \omega t \end{cases} \quad (9)$$

式中, M 、 C 、 K 为系数。根据上述公式可知, 转子稳态不平衡响应计算求解是一个线性非齐次方程组, 方程组的非齐次项与不平衡量及转速相关。通过为特定不平衡量设置不同转速条件, 并求解此方程组, 能够获取转子系统各节点在各自转速下的详细状态参数, 特别是各节点的位移响应。这些位移响应的集合, 构成转子系统在稳态下的不平衡振动全貌。进一步解析质量偏心诱发的转子系统不平衡振动特性, 分析以下显著特征: 首先, 轴心轨迹的椭圆形特征: 在多数情况下, 由于不平衡力的周期性作用, 转子的轴心轨迹会呈现出椭圆形状, 这反映了振动在水平和垂直方向上的不同振幅和相位差。其次, 时域波形的正弦性: 振动信号在时域上常表现为标准的正弦波形, 这直接体现了不平衡力作用下转子振动的周期性。最后, 频谱分析中的一倍频能量集中: 在频域分析中, 不平衡振动的主要能量集中在与转子转速同频 (一倍频) 的位置, 这是识别不平衡故障的重要标志。

根据转子不平衡振动趋势, 判定转子的具体故障: 如果转子在投用初期就表现出较高的振动水平, 并且振动趋势稳定, 这可能是由于原始不平衡 (如制造误差、装配误差等) 造成的; 如果振动水平随着运行时间的延长而逐渐增大, 这可能是由于渐发性不平衡 (如结垢、磨损、腐蚀等) 造成的。渐发性不平衡的振动趋势是逐步上升的; 如果振动值突然显著增大, 然后稳定在一个较高的水平上, 这可能是由于突发性不平衡 (如零部件脱落、异物附着等) 造成的。

突发性不平衡的振动趋势具有突变性。

4 对比实验

在上述论述基础上，为进一步验证 LM 优化算法在涡轮发动机转子故障诊断中应用的可行性，将基于 ICEEMDAN 多尺度熵与 NGO-HKELM 的诊断方法设置为对照 A 组，将基于卷积神经网络的诊断方法设置为对照 B 组。将 QSL2838287 型号涡轮发动机作为实验研究对象，该发动机重量约为 39.5kg，规格为 45cm×45cm×50cm，四冲程，四缸，活塞排量为 3.6L，运行功率为 45kW，曲轴转向为逆时针。

在全面评估涡轮起动机结构架构及其运行特性时，并仔细考量外部传感器安装位置的可行性与最优化布局，将压气机与自由涡轮机匣外侧作为两个关键区域设置相应测量点，并在测点上安装传感器，如图1所示。

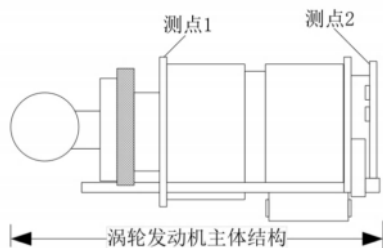


图 1 测点布设与传感器安装位置

在该涡轮发动机上，设置四种典型的转子故障，分别为转子不平衡、不对中、裂纹和碰摩。分别利用三种方法根据传感器得到的数据对故障类型进行判断，并将得到的结果与实际故障类型对比，以此验证三种诊断方法的诊断准确性。将得到的诊断结果

表 1 三种诊断方法诊断结果对照表

诊断次数	实际故障形式	实验组诊断结果	对照 A 组诊断结果	对照 B 组诊断结果
第一次	转子不平衡	转子不平衡	转子不平衡	转子裂纹
第二次	转子裂纹	转子裂纹	转子不平衡	转子裂纹
第三次	转子不对中	转子不对中	转子碰摩	转子碰摩
第四次	转子碰摩	转子碰摩	转子碰摩	转子不对中

记录如表 1 所示。

从表 1 中得到的实验结果可以看出，实验组诊断结果与实际故障形式完全相同，而对照 A 组和对照 B 组均出现诊断结果与实际故障类型不一致的情况。因此通过上述实验结果证明，实验组诊断方法具有更高准确性。

5 结束语

本文围绕基于 LM 优化算法的涡轮发动机转子故障诊断方法进行深入研究，提出基于 LM 优化算法的神经网络诊断方法。该方法利用神经网络强大的非线性映射能力和 LM 优化算法的高效收敛特性，实现了对涡轮发动机转子故障的准确、快速诊断。实验结果表明，该方法在提高诊断准确率和效率方面表现优异，为涡轮发动机故障诊断提供了一种新的有效途径。未来，随着人工智能和机器学习技术的不断进步，基于 LM 优化算法的神经网络在涡轮发动机故障诊断中的应用前景将更加广阔。期待通过进一步的研究和实践，不断优化和完善该方法，为涡轮发动机的安全、稳定运行提供更加坚实的保障。同时，希望能够为其他领域的故障诊断提供有益的借鉴和参考。

参考文献

- [1] 陆水，李振鹏，李军，等. 基于 ICEEMDAN 多尺度熵与 NGO-HKELM 的转子故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2024 (4)：175-180.
- [2] 潘宏刚，李员禄，郭宝仁，等. 基于卷积神经网络的转子系统故障诊断与研究 [J]. 汽轮机技术，2024，66 (2)：145-148.
- [3] 吴梅丽，朱渔，李晓明，等. 基于注意力机制和 LeNet5 网络的转子系统故障诊断 [J]. 机械设计与研究，2024，40 (2)：113-116.

(下转第 58 页)

(上接第 53 页)

- [4] 谢彤彤, 刘颖明, 王晓东, 等. 基于 CNN-LSTM 的永磁同步风力发电机转子偏心早期故障诊断 [J]. 电器与能效管理技术, 2024 (3): 1-6.
- [5] 周煜晨, 吕飞, 周奇, 等. 基于小波神经网络算法的同步发电机转子绕组匝间短路故障诊断 [J]. 光源与照明, 2024 (1): 107-109.
- [6] 付强. 基于 XALO-SVM 的同步电机转子绕组匝间短路故障诊断方法 [J]. 黑龙江科技大学学报, 2024, 34 (1): 125-131.
- [7] 卢庆辉, 尹项根, 乔健, 等. 基于重复脉冲法的变速抽蓄机组转子绕组短路故障诊断方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51 (20): 14-24.
- [8] 詹宝容, 庾锡昌. 联合收割机裂纹转子与滚动轴承故障诊断系统研究——基于卷积神经网络 [J]. 农机化研究, 2024, 46 (5): 187-191.
- [9] 钱白云, 吕朝阳, 张维宁, 等. 基于多传感器信息融合与混合感受野残差卷积神经网络的调相机转子故障诊断 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (9): 29-35.
- [10] 陈尚年, 李录平, 张世海, 等. 基于 EEMD-LSTM 的汽轮机转子碰磨故障诊断模型及其工程应用 [J]. 热能动力工程, 2023, 38 (8): 159-168.

(收稿日期: 2024-07-04)