

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904928

基于多元函数粒子群的齿轮箱检测优化方法^{*}

任彬, 李思雯, 杨绍普, 郝如江

(石家庄铁道大学机械工程学院 石家庄 050000)

摘要:针对机车齿轮箱检测获取的多源信号具有数据量大、相关性低和可靠性差等问题,提出一种新型智能优化算法为多元函数粒子群优化算法。研究了粒子种群的异众比率和适应度对惯性权重的影响,在传统粒子群算法的基础上提高了算法的收敛速度及效率,以正则化模态差的适应度函数作为测点数量的评价指标,根据齿轮箱模态振型分析,实现了齿轮箱的多传感器检测优化。以齿轮断齿故障为试验对象,通过与传统检测方法比较分析,准确获取了齿轮箱输入轴转频 39.5 Hz,第三级啮合频率 90.5 Hz 以及 2~5 倍频成分,快速识别了故障齿轮的位置。实验结果表明了该方法能够增强结构参数的识别率,有效提高了故障诊断的准确性,同时为机车故障预警和安全服役提供了关键技术基础。

关键词: 齿轮箱;多元函数粒子群优化算法;正则化模态差;优化检测

中图分类号: TH7A TH13A TH17A **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4099

Gearbox detection optimization method based on multivariate function particle swarm

Ren Bin, Li Siwen, Yang Shaopu, Hao Rujiang

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: Aiming at the problems of large data volume, low correlation and poor reliability of the multi-source signal obtained in locomotive gearbox detection, a new intelligent optimization algorithm-multivariate function particle swarm optimization algorithm is proposed. The influence of the variation ratio and fitness of the particle population on the inertia weight is studied. Based on traditional particle swarm optimization algorithm, the convergence speed and efficiency of the algorithm are improved. Taking the fitness function of the regularized modal difference as the evaluation index of the number of the measurement points, the multi-sensor detection optimization of the gearbox is realized according to the modal vibration type analysis of the gearbox. Taking the tooth break fault of the gearbox as the measurement object, through comparative analysis with traditional detection methods, the proposed method accurately obtain the results: the gearbox input shaft rotation frequency of 39.5 Hz, the third-stage meshing frequency of 90.5 Hz and its 2~5 harmonics components, then the position of the faulty gear is identified quickly. The experiment results show that the proposed method can enhance the recognition rate of structural parameters, effectively improves the fault diagnosis accuracy and also provides a key technical foundation for locomotive fault warning and safe service.

Keywords: gearbox; multivariate function particle swarm optimization algorithm; regularized mode difference; optimal detection

0 引言

齿轮箱是机车传动系统的关键功能部件之一,其状态的好坏对机车安全服役性能具有至关重要的影响。机

车传动系统各关键功能部件间存在混叠、耦合现象,齿轮箱的信号更是具有不平稳、非线性等特征。齿轮箱多源信号是所有基于信号分析的故障诊断和剩余寿命预测的研究基础,目前研究基本都集中在对已有的信号进行建模研究,也就是对信号进行估计、学习、控制与优化,但未

收稿日期:2019-04-02 Received Date:2019-04-02

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51405313)、河北省自然科学基金(A2016210099, E2019210299)、河北省青年拔尖人才计划(BJ2017047)、石家庄铁道大学在读研究生创新项目(YC2019025)资助

考虑采集数据的质量及可靠性。随着机车服役时间的增加,各关键部件渐渐进入耗损失效期,部分关键部件会发生轻微故障,如果不能及时准确识别这些微弱故障,会导致微弱故障劣化为严重故障,造成经济损失和机毁人亡的严重后果。因此,开展多传感器检测优化方法研究,为提高机车齿轮箱故障预警及安全服役性能,保障获取数据的有效性和可靠性提供关键技术基础。

对机车齿轮箱采集故障数据时,由于受经济和结构运行状态等方面的限制,在所有结构自由度上安装传感器是不可能也是不现实的^[1]。过多传感器获取的数据会对信息的储存及分析带来困难,过少传感器获取的数据会丢失结构特征,因此如何将有限数量的传感器布置在机械设备最合理的位置,并利用有限测点的测量数据进行故障信息提取是齿轮箱故障诊断需要解决的一个关键性问题。

优化算法的选取直接关系到齿轮箱故障检测中传感器优化布置的效率和可行性。国内外学者对此提出引入了多种优化方法。Ali等^[2]提出了一种启发式优化技术来确定传感器最佳位置,最终测点位置给机械结构提供了非常有效的主动减振;Ye等^[3]提出了一种基于有效的独立性寻找最优传感器位置的方法,并用于子结构响应重建;Seo等^[4]基于热响应为目标节点进行分组,对目标节点组温度分布的灵敏度分析识别,通过每种聚类方法识别出的传感器位置与灵敏度分析进行比较,进而评估最佳传感器位置;Papadimitriou等^[5]研究了空间相关预测误差对最佳传感器布置的影响,信息熵作为传感器优化布置性能的度量,将传感器优化布置问题通过公式化为涉及离散值变量的优化问题;Zhang等^[6]用多设置模态测试的最佳传感器布置策略优化传感器,且进行了错误的传感器布置,通过比较从最佳选择的参考传感器位置获得的模态识别结果与从选择的参考传感器位置获得的模态识别结果来验证最佳传感器布置策略;Costas等^[7]为了在具有裂缝的板中找到应变传感器的最佳位置,识别裂缝特性,提出了贝叶斯框架;Prabhu等^[8]通过使用相关有限元模型的模式形状预测的有效独立方法的修改版本来确定最佳传感器位置,可以有效地提取圣约翰大教堂教堂中殿的动态特征;伊廷华等^[9]应用改进猴群算法解决传感器的优化布置问题,结果表明,该算法的经典序列法有其明显的优越性;刘伟等^[10]认为有效独立-平均加速度幅值法和有效独立-模态动能法都能自动选择具有较高平均动态响应和模态动能的测点位置,有较强的抗噪声性能;苗亮亮等^[11]用混沌捕鱼策略解决了高炉料面形状信息采集对异类传感器布置的要求,对某钢厂实际高炉进行雷达传感器优化布置;张恒等^[12]提出了一种聚类优化的传感器布置方法,这种方法能有效选出独立敏感性测点,并且具有较高的搜索效率;赵建华等^[13]为了合理布置结构健康监测系统中传感器的位置

及满足结构损伤识别的要求,提出了一种基于改进粒子群算法的传感器优化布置方法;王璋奇等^[14]以三维模态置信准则为基础,提出一种新的考虑减小冗余度的二维模态置信准则法,来实现双轴加速度传感器优化布置,使输电铁塔结构振动测量更加便捷;Li等^[15]采用模糊C均值-半监督策略和原始的半联合库存管理算法(joint managed inventory, JMI)应用于两个基准网络,对监控配水网络的传感器优化布置起到了非常有效的影响。

综上所述,虽然越来越多的智能优化算法被应用于传感器优化布置,且有一定显著成效,但仍存在传感器布置太复杂、经济预算高、优化效率较低、故障诊断精度低等不足。粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是一种基于种群的全局并行寻优方法,不仅存在高收敛性且可避免早熟局部收敛。本文提出一种多元函数粒子群算法,根据正则化模态差构造适应度函数,来提高全局搜索能力,增加搜索效率,并通过对齿轮箱进行有限元分析及模态计算,使得各模态向量间夹角尽可能大,提高各个模态独立性,使传感器布置效果达到最优。齿轮箱传感器的优化配置,对数据采集的有效性以及结构参数识别的精度有着至关重要的影响,同时可以实现装配较少检测设备就能达到准确识别信息的关键技术。

1 标准粒子群算法

粒子群算法是一种智能的优化算法。由 m 个粒子组成的粒子群分布在 D 维空间里,每个粒子在空间里都具有位置、速度和历史最优位置3个矢量, $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 和 $\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, ($1 \leq i \leq m$)。 $\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 表示粒子群在全局空间的全局最优位置。粒子群在寻找最优位置时,即算法的迭代过程,按照式(1)、(2)进行粒子迭代和速度更新。

$$v_{it}^{d+1} = \omega v_{it}^d + c_1 r_1 (p_{it}^d - x_{it}^d) + c_2 r_2 (p_{gt}^d - x_{it}^d) \quad (1)$$

$$x_{it}^{d+1} = x_{it}^d + v_{it}^{d+1} \quad (2)$$

式中: v_{it}^d 为第 i 个粒子在第 d 次迭代后粒子搜索速度的第 t 维分量; x_{it}^d 为第 i 个粒子在第 d 次迭代后粒子所在位置的第 t 维分量; p_{it} 为粒子的历史个体最优位置 p_i 的第 t 维分量; p_{gt} 为粒子当前的全局最佳位置 p_g 的第 t 维分量; r_1 、 r_2 为为(0,1)中间的随机数; c_1 、 c_2 为为粒子的学习因子; ω 为为惯性权重。

算法通过每次迭代更新粒子的当前位置、搜索速度和历史个体最优,并通过每次计算粒子的适应度来评价粒子当前位置的好坏程度。

2 多元函数粒子群算法

近年来大量学者以标准粒子群算法为基础,在此基

础上进行改进,以提高算法的准确性,并应用到实际工程中去。丁阳征等^[16]把遗传算法中的基因突变和杂交引入到粒子群算法中,通过粒子不断地更新换代,有效地提高了粒子群算法的搜索能力和收敛速度;何存富等^[17]基于J-A磁滞模型,提出了一种遗传粒子群混合算法,实现了钢杆磁滞回线全局与局部特征参数的快速、高精度识别。

惯性权重是衡量一个粒子群算法全局搜索能力和局部搜索能力的一个重要的参数。由式(1)可以看出,惯性权重可以理解是上次粒子飞行速度对本次粒子的飞行速度的影响,是PSO算法中的一个重要参数。有分析可知,当 ω 增大时,粒子搜索速度增大,即粒子的全局的搜索能力增强,搜索的范围更广,从而使算法的效率降低;当 ω 减小时,增强粒子的搜索速度减小,即加强了粒子的局部搜索能力增强,使算法能更快的收敛,但粒子容易陷入局部最优,并难以跳出来。所以,找到一个合适的 ω 的值去平衡粒子的全局和局部搜索能力十分关键。

关于对 ω 的调整,最典型的调整惯性权重的方法是Shi等^[18]提出的线性减小惯性权重法。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})d}{d_{\max}} \quad (3)$$

式中: $\omega_{\max}$ 为惯性权重的最大值,通常取0.9; $\omega_{\min}$ 为惯性权重的最小值,通常取0.4; d 为粒子当前迭代次数; $d_{\max}$ 为粒子最大迭代次数。

由式(3)可知,该调整惯性权重的方法容易实现,但其只考虑了算法在迭代过程中的线性关系,对于复杂的非线性关系问题, ω 这样取值很难解决问题。

要想提高算法的收敛速度和算法的效率,减小粒子陷入局部最优解的概率,不仅要考虑惯性权重在迭代过程中的线性调整,还要考虑迭代过程中粒子的适应度和粒子的离散程度对 ω 的影响,即 ω 的大小由粒子适应度和离散程度决定,本文考虑了粒子的适应度和异众比率的影响对惯性权重进行了进一步的改进,如式(4)所示。

$$\omega = \omega_{\max} + f\omega_f + V_r\omega_r \quad (4)$$

式中: f 为为适应度因子; ω_f 为是根据 f 自适应调整的惯性权重; V_r 为是 r 区域上粒子的异众比率; ω_r 为是根据异众比率调整的惯性权重。其他参数与式(3)中的参数含义相同。

2.1 反应粒子离散程度的异众比率

考虑到能更加直观地检测出粒子在解空间上的分布情况,本文提出一种用异众比率来体现粒子的离散程度的方法,表示第 k 个区域中粒子的离散程度,如式(5)所示。

$$V_r = 1 - \frac{m_k}{m} \quad (5)$$

式中: $k = 1, 2, \dots, T$; m 为解空间内的总粒子个数; T 为解

空间被平均分为相等区域的个数; $m_1, m_2, \dots, m_T$ 为分别为第 d 次迭代后每个区域内粒子的个数。

由式(5)可知, V_r 越小,说明该区域粒子越集中,此时应跳出局部搜索增加粒子的全局搜索能力,即增大 ω ; V_r 越大,说明该区域粒子比较分散,此时应增加粒子的局部搜索能力,即减小 ω 来提高算法的收敛速度。

2.2 粒子位置好坏的评价指标

适应度是反应粒子位置好坏的评价指标,本文引入一个适应度因子,作为评价粒子第 d 次迭代和第 $d+1$ 次迭代过程中粒子适应度的变化情况。

$$f = \frac{\min(f(p_i^{d-1}), f(p_i^d))}{\max(f(p_i^{d-1}), f(p_i^d))} \quad (6)$$

式中: $f(p_i^d)$ 为第 d 次迭代时粒子个体最优值的适应度; $f(p_i^{d+1})$ 为第 $d+1$ 次迭代时粒子个体最优值的适应度。

由式(6)可知, f 值较小时,表示当前粒子适应能力越好,在其局部区域可能存在能够更新全局最优的点,为了能够迅速找到全局最优点,应减小 ω 来增加局部搜索能力; f 值较大时,说明当前粒子的适应能力变化不大或者已经达到最优值,应跳出其当前局部区域,即增大 ω 来加强其全局搜索能力。

2.3 多元函数粒子群算法的步骤

基于种群的异众比率和适应度对惯性权重的影响,本文提出了多元函数粒子群算法,该算法具有收敛速度快且不易陷入局部最优解的特点。图1所示为多元函数粒子群算法的流程。具体步骤如下。

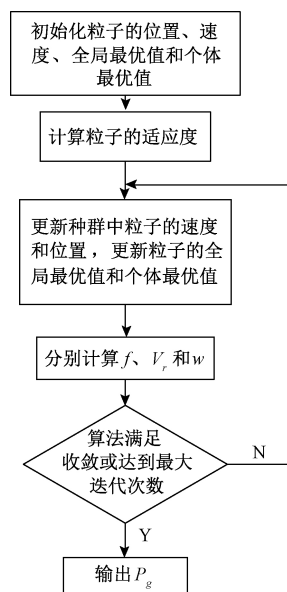


图1 多元函数粒子群算法的流程

Fig.1 Flow chart of multivariate function particle swarm algorithm

- 1) 对种群中粒子进行随机初始化: 种群规模 m 、位置 x_i 、速度 v_i 、 p_i 历史最优和 p_g 全局最优, 将每个粒子均匀的分布在搜索区域, 并将搜索区间进行 T 等分, 让所有粒子在每个小区间上随机取值。
- 2) 计算每个粒子的适应度。
- 3) 将每个粒子计算的适应度与所经历过的最好位置的 p_i 相比较, 如果该粒子适应度更好, 则将其作为个体最优 p_i 。
- 4) 将每个粒子的个体最优适应值与全局最优适应值比较, 如果 $f(p_i) > f(p_g)$ 则将其作为全局最优。
- 5) 按照式 (4) 计算惯性权重, 按照式 (1)、(2) 更新每个粒子的位置和速度。
- 6) 是否满足最大迭代次数, 是, 则结束; 否, 则转步骤 2)。

表 1 所示为多元函数 PSO 算法的参数设置。

表 1 多元函数 PSO 算法参数设置

Table 1 Parameter setting of multivariate function PSO algorithm

参数	设定值
粒子数 m	26
最大权重 $\omega_{\max}$	1.2
最小权重 $\omega_{\min}$	0.4
最大迭代次数 $t_{\max}$	50
速度最大限制 $v_{\max}$	1.5
粒子维数	1~10
随机数 r_1	rand(0,1)
随机数 r_2	rand(0,1)
学习因子 c_1	2
学习因子 c_2	2

3 基于正则化模态差的适应度函数

传感器优化布置是满足一定优化准则和目标的优化问题。在粒子群算法搜索进化的过程中用适应度函数来评价解的优劣, 并以此作为粒子速度和位置更新的依据。齿轮箱检测过程主要使用的传感器是加速度传感器, 考虑到齿轮箱结构的特点, 在对传感器进行优化布置的时候, 提出了基于正则化模态差 (natural modal difference, NMD) 的适应度函数。

NMD 能很好地评价模态空间交角, 表示两模态间比例差分析的平均值, 其值应介于 0~1 之间。由于测量自由度远小于结构模型的自由度且受到测试精度和测量噪声的影响, 从而测得的模态向量已不可能保证其正交性, 因此在选择测点时有必要使测量的各模态向量趋于正

交。正则化模态差经常用于对试验振型和理论振型进行匹配和比较, 容易实现且不需要结构的质量矩阵和刚度矩阵, NMD 表示为:

$$NMD_{ij} = \frac{\|\phi_i - \gamma \cdot \phi_j\|}{\|\gamma \cdot \phi_j\|} \times 100\%$$

(7)

式中: ϕ_i 和 ϕ_j 分别为第 i 阶和第 j 阶模态向量; $\gamma = \frac{\phi_i^T \cdot \phi_j}{\phi_j^T \cdot \phi_j}$, γ 为模态比例因子。

NMD_{ij} 值越大, 模态之间空间交角越大, 各阶模态独立性越好, 传感器布置产生效果越显著, 其数值无上限; 反之, 各阶测试自由度模态相关度越高, 传感器布置效果越差。因此, 测点的选择应力求使正则化模态差的值最大, 转化成适应度函数最小的情况, 构造适应度函数为:

$$Fitness = 1 - \min_{i \neq j} |(NMD_{ij})|$$

(8)

4 齿轮箱数值计算与实验分析

4.1 齿轮箱模态分析

以动力传动故障诊断综合实验台 (dynamic diagnosis station, DDS) 的定轴齿轮箱为试验研究对象, 如图 2 所示, 其中, 齿轮传动如图 3 所示。为了建立齿轮箱传感器优化的适应度函数, 须对其进行有限元建模及模态计算, 通过有限元模态计算结果和式 (7)、(8) 构造的正则化模态差矩阵作为目标函数, 来评价粒子搜索的好坏。齿轮箱箱体尺寸为 302 mm×215 mm×312 mm; 材料为铸铁。用 SOLID WORKS 对齿轮箱进行三维建模, 导入 ANSYS 进行齿轮箱的有限元和模态分析。齿轮箱共划分 13 448 个节点, 采用 8 节点四面体, 6 771 个单元。齿轮箱体三维模型划分网格如图 4 所示。

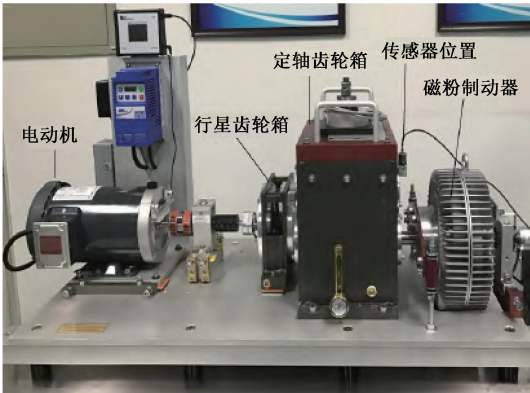


图 2 动力传动故障诊断综合实验台

Fig.2 Comprehensive test Station for Dynastic transmission fault diagnosis

本文共计算了 10 阶箱体的固有频率和振型, 模态计算结果如表 2 所示。图 5 所示分别为齿轮箱体 1~10 阶

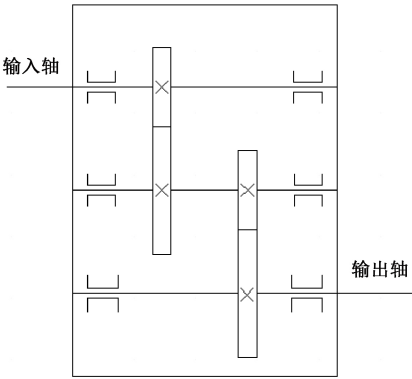


图3 齿轮箱传动示意图

Fig.3 Gearbox transmission schematic diagram

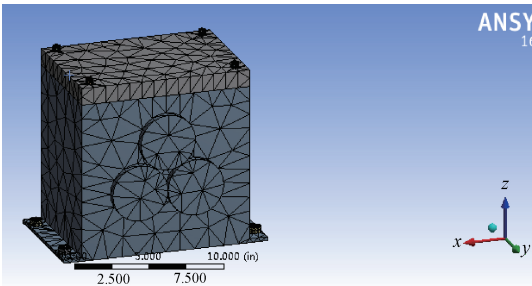


图4 齿轮箱体网格划分模型

Fig.4 Gearbox housing grid division model

的模态振型。由图5可以看出1、2阶模态振动时,箱体存在摆动,且上箱体摆动幅度较大;3、8阶模态随着振动呈现膨胀特征,变形部位主要集中在左右两箱体的端盖位置;7、9阶模态固有模态频率较大且振型发生扭转产生变形,主要集中在箱盖和左右箱体位置。

表2 齿轮箱体的有限元模态计算结果

Table 2 The finite element modal calculation result of the gearbox housing

阶次	频率/Hz	振型
1	246.48	轴向摆动
2	487.29	横向摆动
3	595.17	轴向膨胀
4	642.79	横向摆动
5	745.97	轴向摆动
6	927.15	横向扭转
7	990.44	轴向弯扭
8	1 054	纵向膨胀
9	1 149	横向扭转
10	1 196.7	纵向膨胀

注: y 为轴向, x 为横向, z 为纵向。

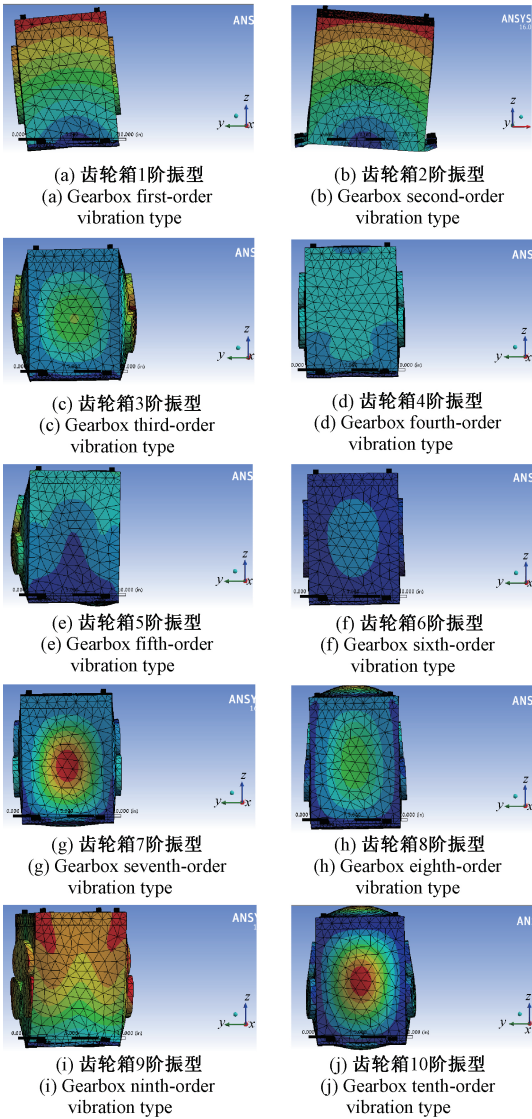


图5 齿轮箱体1~10阶模态振型

Fig.5 Gearbox housing 1st to 10th order modal vibration type

齿轮箱上传感器布置原则是保证可以激发出齿轮箱体的各阶模态。对于轴承座以及能够引发噪声比较大的部位采取多布点。对齿轮箱测点的布置分为3个部分:箱盖、左箱体和右箱体。箱盖:初步选取10个测点,分别位于输入轴、中间轴和输出轴上方,以及箱体的边缘处,测点位置及编号如图6所示;左箱体(图1所示定轴齿轮箱位置的左侧箱体):初步选取6个测点,分别位于输入轴、中间轴和输出轴端点处,以及箱体边缘的4个角,测点位置及编号如图7所示;右箱体:同左箱体选点,测点位置及编号如图8所示。

4.2 实验分析

以定轴齿轮箱初选的26个测点进行研究,以式(8)的适应度函数作为评价指标,以测点的数目作为

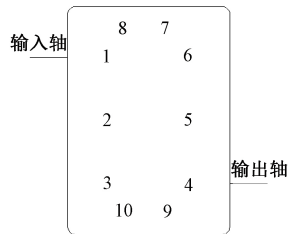


图 6 齿轮箱盖初选测点布置

Fig.6 Gearbox cover initially selected measurement point layout

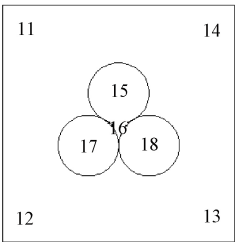


图 7 左侧箱体初选测点布置

Fig.7 Left housing initially selected measurement point layout

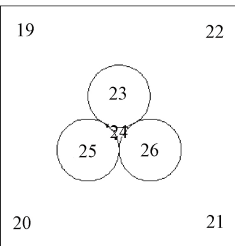


图 8 右侧箱体初选测点布置

Fig.8 Right housing initially selected measurement point layout

粒子,用多元函数粒子群算法进行传感器优化布置,得到测点数量/适应度的曲线,图 9 所示为测点适应度随着测点数的变化而变化的曲线,带星线为多元函数 PSO 对 26 个测点的优化结果,实线为标准 PSO 对 26 个测点的优化结果,不同测点数对应最小适应度及其相应测点位置如表 3 所示。

由图 9 可知,齿轮箱传感器优化布置时,本文提出的多元函数粒子群算法比标准的粒子群算法更能有效地找到最优布局,把齿轮箱固有模态特性完好保留,快速找到最优的测点数量。从而证明了多元函数粒子群算法的实效性。

由表 3 可知,正则化模态差随着测点数目的增加而减少,且为 5、6、7 个测点时,有较小的适应度,说明该测

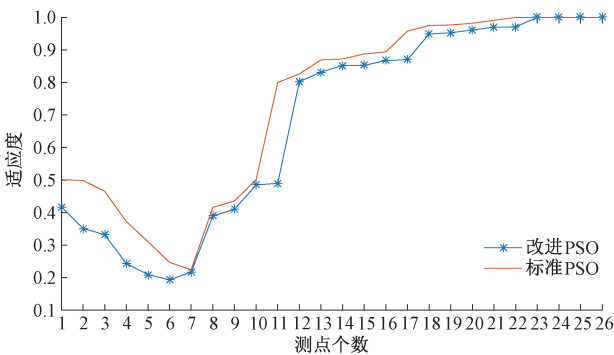


图 9 测点个数/适应度的曲线

Fig.9 Graphs of number of measurement points/fitness

表 3 测点个数及测点位置编号

Table 3 Number of the measurement points and position number of the measurement points

测点个数	适应度	测点编号
5	0.209 5	6、15、23、18、25
6	0.193 4	6、7、15、18、23、25
7	0.216 9	6、7、15、16、18、23、25
8	0.389 6	6、7、15、16、18、23、24、25
9	0.410 1	6、7、11、15、16、18、23、24、25
10	0.485 0	6、7、11、15、16、18、19、23、24、25
11	0.490 1	5、6、7、11、15、16、18、19、23、24、25
12	0.802 6	1、5、6、7、11、15、16、18、19、23、24、25
13	0.831 7	1、5、6、7、11、15、16、17、18、19、23、24、25
14	0.852 1	1、5、6、7、11、15、16、17、18、19、23、24、25、26
15	0.852 6	1、2、5、6、7、11、15、16、17、18、19、23、24、25、26
16	0.867 1	1、2、5、6、7、9、11、15、16、17、18、19、23、24、25、26
17	0.870 2	1、2、5、6、7、9、11、14、15、16、17、18、19、23、24、25、26
18	0.948 8	1、2、3、5、6、7、9、11、14、15、16、17、18、19、20、23、24、25、26
19	0.952 8	1、2、3、5、6、7、9、11、14、15、16、17、18、19、23、24、25、26
20	0.961 4	1、2、3、4、5、6、7、9、11、14、15、16、17、18、19、20、22、23、25、26
21	0.969 5	1、2、3、4、5、6、7、9、11、12、14、15、16、17、18、19、20、22、23、25、26
22	0.970 9	1、2、3、4、5、6、7、9、11、12、14、15、16、17、18、19、20、22、23、24、25、26
23	1.000 0	1、2、3、4、5、6、7、8、9、11、12、14、15、16、17、18、19、20、22、23、24、25、26
24	1.000 0	1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、14、15、16、17、18、19、20、22、23、24、25、26
25	1.000 0	1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、14、15、16、17、18、19、20、22、23、24、25、26
26	1.000 0	1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、11、12、13、14、15、16、17、18、19、20、21、22、23、24、25、26

点数使模态向量保持较大的空间交角,把原始模型的特性保留。6个测点的时候,出现最小适应度,说明此时齿轮箱模态向量是正交的;从8个测点及以后,适应度开始趋于1,说明模态向量的空间交角开始变小;23、24、25和26个测点时,适应度为1,此时模态向量间的空间交角很小且丢失重要特性。因此,决定在5~7个测点之间选取。

从测点数量及其适应度来看,测点1、6在输入轴上方,测点15在输入轴输入端,测点23在输入轴终端,输入轴所含信息较多,这4个点可以作为首选点;测点3、4在输出轴上方,测点18在输出轴顶端,测点25在输出轴的输出端,输出轴故障信息少,故可暂缓考虑;测点2、5在中间轴上方,测点17、26在中间轴两端,中间轴可能受到典型故障设置的影响,可作为备选点;根据图5所示,箱体可能发生变形,测点7、8、9、10、11、12、13、14、19、20、21和22位于箱体的各个边缘处以便获取箱体的变形信息。

综上所述,通过分析各传感器测点获取到的信息量,测点6位于输入轴上方,对振动信号的获取较充足,较好反映了齿轮的故障信号;测点15位于输入轴输入端,由于振动信号直接从输入端传入,信息全面且无丢失,反映的振动信号质量较高,可以从中获得所更多特征信息;测点25位于输出轴一侧,对输出有用振动信号比较敏感,有利于获取有效信息。故认为测点6、15和25最优。考虑到多元函数PSO算法优化后的结果以及经济性,选择6个测点优化位置为6、7、15、18、23、25。

5 实验验证

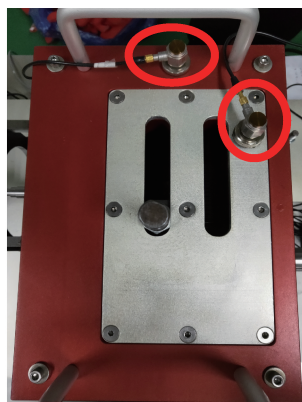
以图1所示定轴齿轮箱齿轮(断齿)故障为例,试验台从左至右依次为电动机,行星齿轮箱、定轴齿轮箱、磁粉制动器。传感器采用加速度传感器(SN178383),分别采集初选26个测点的故障数据及6个最优测点的故障数据。进行内部两两组之间相关系数计算,最后相加取平均值,得到对应组数故障数据的相关系数。齿轮箱上6个最优测点位置如图10所示。

相关系数指标用来衡量变量之间的相关程度,假设两个变量 $x(1)$ 、 $x(2)$,相关系数可以表示为:

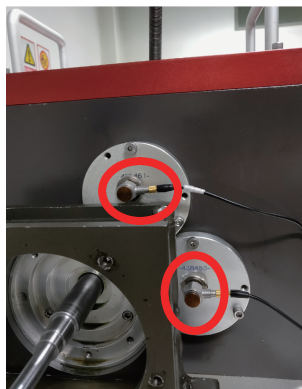
$$Cov(x(1), x(2)) = \frac{Cov(x(1), x(2))}{\sqrt{D(x(1))} \sqrt{D(x(2))}} \quad (9)$$

式中: $Cov(x(1), x(2))$ 为两个变量 $x(1)$ 和 $x(2)$ 的协方差; $D(x(1))$ 、 $D(x(2))$ 为变量 $x(1)$ 和 $x(2)$ 的方差。

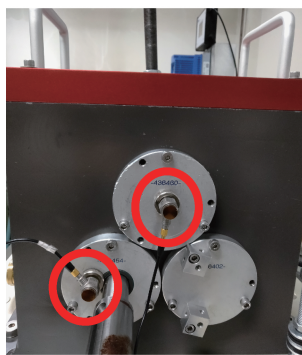
相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$,相关系数越大说明两个变量之间的相关程度越高。对齿轮箱故障数据进行采集,其数据相关系数越高说明数据之间相关程度越高,



(a) 齿轮箱箱盖测点6、7传感器位置
(a) The sensor positions of gearbox cover measurement points 6, 7



(b) 齿轮箱左箱体测点15、18传感器位置
(b) The sensor positions of gearbox left housing measurement points 15, 18



(c) 齿轮箱右箱体测点23、25传感器位置
(c) The sensor positions of gearbox right housing measurement points 23, 25

图10 DDS实验台齿轮箱6个最优测点传感器位置

Fig.10 Location of 6 optimal measuring point sensors of DDS test bench gearbox

数据之间的有用信息越有效;反之,采集的若干组数据之间相关程度越低,数据之间差别越大,存在干扰无用信息。

图11所示为5~26个测点及对应相关系数,由图11可见,用6个测点采集数据时数据之间相关系数最高为0.003 08,数据间相关度越高,对故障数据分析越准确有效。

机械设备故障诊断方法有许多,Qu等^[19]以时间序列的形式分析故障数据,提出一种基于门递归单元

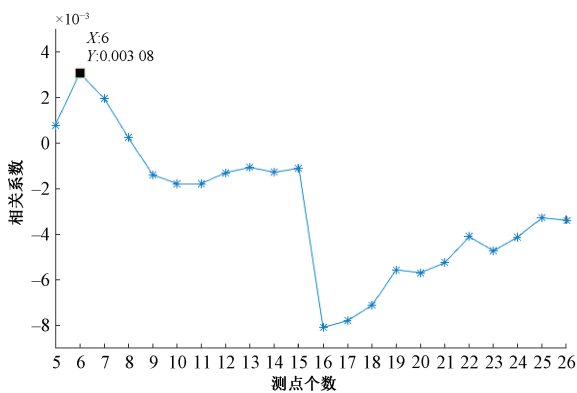


图 11 测点数/相关系数曲线

Fig.11 The curve of number of measurement points/correlation coefficient

(gated recurrent unit, GRU) 的球磨机故障诊断方法,其误差、准确度明显高于神经网络和长短期记忆等其他常用方法;为改善振动信号修复效果,马云飞等^[20]引入贝叶斯压缩感知理论,并提出一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的贝叶斯压缩感知修复方法,以解决连续缺失信号修复问题;沈飞等^[21]提出一种时间迁移模型,以提升旋转机械工况发生变化时的实时故障诊断性能,其由历史数据构成源领域、当前数据构成目标领域,大大提高了故障诊断的实时性能。本文针对齿轮故障特征提取,主要采取了 EMD 分解和功率谱分析两种手段。对 3 个测点和 6 个测点获取的故障信号分别进行 EMD 分解和功率谱分析,如图 12 和 13 所示。无优化方法情况下传感器布局如图 14 所示,共 3 个传感器,位置分别为上箱盖故障齿轮上方、箱体故障轴承端盖的轴向和径向。

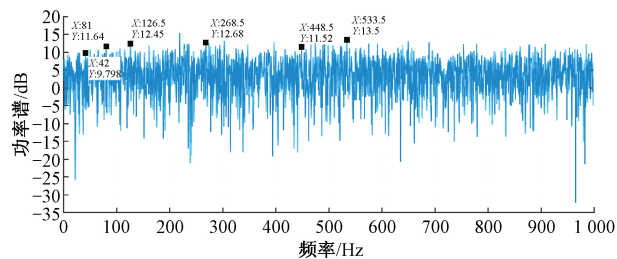


图 12 3 个测点传感器信号 EMD 分解功率谱图

Fig.12 The EMD decomposition power spectrum of 3 measurement point sensor signals

通过对比分析以上功率谱图可得:在已知输入轴转频的理论计算值为 40 Hz 下,获取了转频的 2 倍频 81 Hz 和 3 倍频 126.5 Hz;获取了齿轮第 3 级啮合频率的 3 倍频 268.5 Hz、5 倍频 448.5 Hz 和 6 倍频 533.5 Hz,因为强噪声的背景以及 EMD 分解的局限性,第 3 级啮合频率

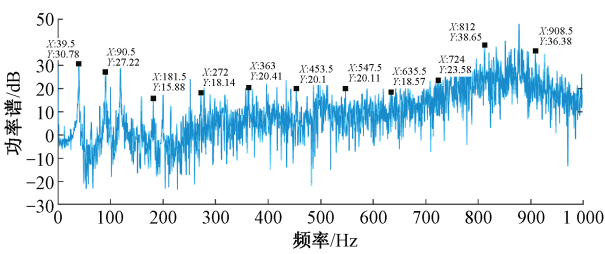


图 13 6 个测点传感器信号 EMD 分解功率谱图

Fig.13 The EMD decomposition power spectrum of 6 measurement point sensor signals

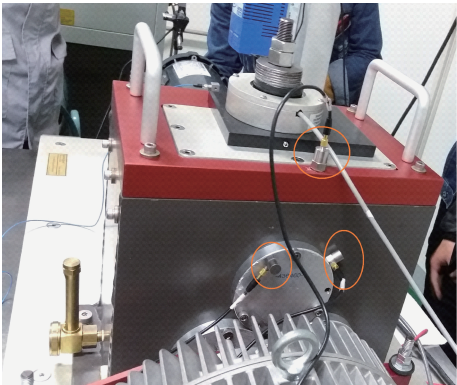


图 14 DDS 实验台齿轮箱传感器布置位置

Fig.14 DDS test bench gearbox sensor placement position

90 Hz 被淹没,而出现个别高倍频成分。然而在图 13 中,除了含有输入轴转频 39.5 Hz 之外,获取了齿轮箱第 3 级啮合频率 90.5 Hz、2 倍频 181.5 Hz、3 倍频 272 Hz、4 倍频 363 Hz 和 5 倍频 453.5 Hz 等,由于试验台设置的齿轮断齿故障为中间轴的小齿轮,故障小齿轮所在位置为第 3 级齿轮啮合处。

综上分析,通过多元函数粒子群算法得到的最优 6 点传感器布置,采集得到的故障信号的冲击波形及高频成分,明显强于 3 个测点传感器布置采集到的故障信号。基于多元函数粒子群算法获得的齿轮箱最优检测方案,能够提高获取数据的有效性,减少干扰数据,能够有效提高故障诊断准确性。

6 结 论

本文基于多元函数粒子群算法的多传感器优化布置方法研究,得到如下结论。

1) 针对齿轮箱传感器布置 26 个初选测点多的问题,采用了基于正则化模态差的适应度函数作为测点好坏的评价指标。实验表明正则化模态差随着测点数目的增加而减少,测点数目在 5、6、7 个时,有较小的适应度,根据齿轮箱的模态振型分析,得到 6 个测点时为齿轮箱的最

优测点。

2) 通过对粒子种群的异众比率和适应度对惯性权重的影响基础上对粒子群算法进行改进,并应用到适应度函数的计算中,实验表明多元函数粒子群算法在收敛速度和效率上明显优于标准粒子群算法;

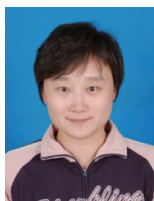
3) 通过对齿轮箱体进行有限元建模分析及模态计算,有效提高了传感器测点选取的准确性,并通过实验数据相关系数对比,和不同检测方案下的故障特征获取结果进行比较,验证了该方法获取最优测点的准确性。为提高机车齿轮箱故障诊断与预警的准确性和实效性提供了关键理论基础。

参考文献

- [1] 李东升, 张莹, 任亮, 等. 结构健康监测中的传感器布置方法及评价准则[J]. 力学进展, 2011, 41(1): 39-50.
LI D SH, ZHANG Y, REN L, et al. Sensor deployment for structural health monitoring and their evaluation [J]. Advances in Mechanics, 2011, 41(1): 39-50.
- [2] ALI H D, DARA J, JACK M, et al. New methodology for optimal placement of piezoelectric sensor/actuator pairs for active vibration control of flexible structures [J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2017, 140(1): 001015.
- [3] YE Q, LAW S S. Optimal sensor placement for substructural response reconstruction [J]. Journal of Applied Mechanics, 2014, 81(6): 061007.
- [4] SEO J, KHAJEPOUR A, HUISOON J P. Optimal sensor location in laminated die system [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2012, 134(2): 021013.
- [5] PAPADIMITRIOU C, LOMBAERT G. The effect of prediction error correlation on optimal sensor placement in structural dynamics [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012(28): 105-127.
- [6] ZHANG J, MAES K, DE ROECK G, et al. Experimental verification of optimal sensor placement for multi-setup modal testing [J]. Procedia Engineering, 2017(199): 1068-1073.
- [7] COSTAS A, SHARMISTHA C, VOLKMAR Z, et al. Bayesian optimal sensor placement for crack identification in structures using strain measurements [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2018, 25(3): e2137.
- [8] PRABHU S, ATAMTURKTUR S. Selection of optimal sensor locations based on modified effective independence method: Case study on a gothic revival cathedral [J]. Journal of Architectural Engineering, 2013, 19(4): 288-301.
- [9] 伊廷华, 张旭东, 李宏男. 基于改进猴群算法的传感器优化布置方法研究[J]. 计算力学学报, 2013, 30(2): 218-223.
YI T H, ZHANG X D, LI H N. Study on sensor optimal placement method based on improved monkey group algorithm [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2013, 30(2): 218-223.
- [10] 刘伟, 高维成, 李惠, 等. 基于有效独立的改进传感器优化布置方法研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(6): 54-62.
LIU W, GAO W CH, LI H, et al. Study on improved sensor optimal placement method based on effective independence [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(6): 54-62.
- [11] 苗亮亮, 陈先中, 侯庆文, 等. 高炉料面传感器布置的混沌捕鱼策略[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 132-139.
MIAO L L, CHEN X ZH, HOU Q W, et al. A chaotic fishing strategy for blast furnace level sensor placement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 132-139.
- [12] 张恒, 李世其, 刘世平, 等. 一种聚类优化的传感器布置方法研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(14): 61-65.
ZHANG H, LI SH Q, LIU SH P, et al. Study on a clustering optimization sensor placement method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(14): 61-65.
- [13] 赵建华, 张陵, 孙清. 利用粒子群算法的传感器优化布置及结构损伤识别研究[J]. 西安交通大学学报, 2015, 45(1): 79-85.
ZHAO J H, ZHANG L, SUN Q. Sensor optimization arrangement and structural damage identification based on particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 45(1): 79-85.
- [14] 王璋奇, 王剑. 输电铁塔双轴加速度传感器优化布置[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2200-2209.
WANG ZH Q, WANG J. Optimized layout of two-axis accelerometer for transmission tower [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2200-2209.
- [15] LI J, WANG C, QIAN ZH H, et al. Optimal sensor placement for leak localization in water distribution networks based on a novel semi-supervised strategy [J].

- Journal of Process Control, 2019(82):13-21.
- [16] 丁阳征,贾建芳.改进 PSO 优化 ELM 预测锂离子电池剩余寿命[J].电子测量与仪器学报,2019,33(2):72-79.
- DING Y ZH, JIA J F. Improved PSO optimized ELM to predict the remaining life of lithium-ion battery [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(2):72-79.
- [17] 何存富,王志,刘秀成,等.基于 GA-PSO 混合算法的钢杆磁特性参数识别方法[J].仪器仪表学报,2017,38(4):838-843.
- HE C F, WANG ZH, LIU X CH, et al. Identification of magnetic characteristics of steel rods based on GA-PSO hybrid algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(4):838-843.
- [18] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]. IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1998:69-73.
- [19] QU X Y, ZENG P, LI J P. GRU-Based fault diagnosis method for ball mill[J]. Instrumentation, 2018,5(4):19-29.
- [20] 马云飞,贾希胜,胡起伟,等.基于 EMD 和 BCS 的振动信号数据修复方法[J].仪器仪表学报,2019,40(3):154-162.
- MA Y F, JIA X SH, HU Q W, et al. Repair method of vibration signal data based on EMD and BCS [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(3):154-162.
- [21] 沈飞,陈超,徐佳文,等.基于时间迁移模型的旋转机械实时故障诊断[J].仪器仪表学报,2019,1(13).
- SHEN F, CHEN CH, XU J W, et al. Real-time fault diagnosis of rotating machinery based on time migration model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,1(13).

作者简介



任彬,2013 年于北京理工大学获得博士学位,现为石家庄铁道大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为故障诊断与智能控制。

E-mail: renbin@stdu.eud.cn

Ren Bin received her Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2013. Now, she is an associate professor and master student supervisor in Shijiazhuang Tiedao University. Her main research interests include fault diagnosis and intelligent control.



李思雯(通信作者),2017 年于中国地质大学获得学士学位,现为石家庄铁道大学硕士研究生,主要研究方向为状态检测与故障诊断。

E-mail: lisiwen_1995@163.com

Li Siwen (Corresponding author) received her B. Sc. degree from China University of Geosciences in 2017. Now, she is a M. Sc. candidate in Shijiazhuang Tiedao University. Her main research interests include state detection and fault diagnosis.