

基于MUII-CK法的转子系统不平衡故障定量诊断^{*}

徐忠霆¹, 柳祯¹, 陈志昊¹, 薛志钢², 胡越³, 包文杰¹, 李富才¹

(1. 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室 上海, 200240)

(2. 江苏省特种设备安全监督检验研究院 南京, 210036)

(3. 华东理工大学机械与动力工程学院 上海, 200237)

摘要 针对传统转子系统不平衡故障诊断存在的故障数据不足、仿真模型精确度不高等问题,提出基于最大不确定度改善加点(maximize uncertainty improvement infill, 简称MUII)法和协同克里金(co-kriging, 简称CK)法的不平衡故障定量诊断方法,记为MUII-CK。首先,利用仿真数据和实验数据分别构建低、高可信度克里金代理模型;其次,针对高可信度数据空间填充不足的区域进行估算加点,通过CK法实现实验数据与仿真模型融合的振动响应预测;最后,借助预测模型生成的大量故障样本构建参数辨识反问题模型,实现准确的不平衡故障定量诊断。结果表明:即使在实验数据不足和仿真模型存在较大偏差的情况下,所提方法仍能实现振动响应预测和故障参数辨识,并且在模型建成后能直接利用振动响应信号进行实时故障诊断,展现出良好的工程应用前景。

关键词 转子不平衡故障;协同克里金法;代理模型;不确定度;反问题

中图分类号 TH17

引言

旋转机械是工业体系中广泛应用的机械设备,在航空航天、能源电力、交通及国防等领域发挥重要作用^[1]。作为旋转机械的核心部件,转子系统在运行过程中易受部件变形、移位、磨损和积垢等影响而出现转子不平衡故障,导致设备工作状态异常,甚至引发安全事故^[2-4]。因此,对转子系统进行全生命周期的不平衡故障诊断,对保障旋转机械的平稳安全运行具有重要意义。

目前,转子不平衡故障诊断技术主要分为基于数据驱动与基于模型两大类。基于数据驱动的故障诊断主要是以信号处理技术、统计分析和人工智能方法等为基础,并对设备运行监测数据进行分析,最终提取相关特征量进行故障识别^[5-7]。王崇宇等^[8]利用深度卷积神经网络进行不平衡故障特征提取,借助数值仿真模型产生的大量故障样本进行模型训练,实现转子不平衡故障程度和位置的高准确度识别。Yan等^[9]利用转子轴心轨迹将不平衡故障诊断转化为模式识别问题,借助深度信念网络实现自适应故障特征识别。钟志贤等^[10]利用变分模态分解和多尺度排列熵对转子不平衡位移数据进行特征提取,并借助模糊C均值聚类法找到标准聚类中心,实

现变转速工况下转子不平衡故障的识别与分类。基于数据驱动的故障诊断方法不需要考虑复杂的故障机理和系统模型,在实际工程中实用性较高,但该类方法的可靠性需要足够的设备故障数据进行支撑。

基于模型的故障诊断方法依据转子系统结构和运行机理构建仿真模型,通过将实际传感监测值与模型输出进行比较,确定与当前运行状态相匹配的模型参数,实现对故障类型、位置和程度的定量诊断。顾煜炯等^[11]利用转子系统不平衡数值仿真获取初始样本,构建支持向量回归代理模型,并利用粒子群优化算法对不平衡参数进行寻优,实现了基于仿真的单点不平衡辨识。Yao等^[12]提出通过融合模态展开、反问题和优化算法进行转子系统不平衡识别的方法,克服反问题法对不平衡轴向位置先验条件的依赖。张茹鑫等^[13]通过构建转子系统仿真计算模型,对比实测振动信号与理论不平衡响应,并借助多种寻优算法逐步求解,实现了系统多点不平衡量的精识别。Sanches等^[14]利用有限元方法对转子系统进行建模,基于相关分析和模型降阶技术对圆盘的时域信号进行分析,实现对不平衡和转轴弯曲耦合故障的辨识。

基于模型的故障诊断方法无需积累与各种故障

* 国家自然科学基金资助项目(52175104);军科委基础加强计划重点基础研究资助项目(2019-JCJQ-ZD-133-00);江苏省特种设备安全监督检验研究院科研资助项目(2021MK044)

收稿日期:2023-06-17;修回日期:2023-08-07

相对应的样本数据集,可直观准确反映系统状态并进行状态预测。然而,该类方法需要充分了解系统运行和故障机理,以及建立精确的系统仿真模型。在工程实践中,通常无法获得动力学仿真模型刚度、阻尼等参数的准确值,只能依靠经验估计,因而难以建立精确的仿真模型,导致故障定量诊断的结果产生较大偏差。

针对上述方法存在的问题,本研究提出一种基于MUII法和CK法的转子系统不平衡故障定量诊断方法,即MUII-CK。通过将实验测得的少量故障样本作为高可信度数据,将仿真模型得到的大量故障样本作为低可信度数据,构建实验数据与仿真模型融合的CK代理模型;利用模型计算得到大量不平衡故障样本,建立各测点振动响应与不平衡参数间的反问题代理模型,快速准确实现不平衡故障定量诊断。

1 MUII-CK法

1.1 CK法

克里金法是一种借助克里金基函数构建代理模型的回归算法,CK法是对克里金法的进一步推广^[15]。CK法基于高、低可信度函数间的差异建立修正模型,对大量低可信度数据和少量高可信度数据进行修正,获得的代理模型更为精确。

假设低可信度数据 X_c 对应的样本值为 y_c ,高可信度数据 X_e 对应的样本值为 y_e ,将2种可信度样本进行组合,得到总的样本数据集 X 。高斯随机过程 $Z_c(\cdot)$ 和 $Z_e(\cdot)$ 分别表示低可信度和高可信度数据的局部特征。采用自回归模型^[16],将高可信度数据看作低可信度数据乘以比例因子 ρ 后,再加上代表差值的高斯随机过程 $Z_d(\cdot)$,即

$$Z_e(x) = \rho Z_c(x) + Z_d(x) \quad (1)$$

CK法的协方差矩阵为

$$C = \begin{pmatrix} \sigma_c^2 \Psi_c(X_c, X_c) & \rho \sigma_c^2 \Psi_c(X_c, X_e) \\ \rho \sigma_c^2 \Psi_c(X_e, X_c) & \rho^2 \sigma_c^2 \Psi_c(X_e, X_e) + \sigma_d^2 \Psi_d(X_e, X_e) \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中: $\Psi_c(\cdot, \cdot)$ 为用低可信度模型超参数 θ_c 与 p_c 计算所得相关系数矩阵; $\Psi_d(\cdot, \cdot)$ 为用差值模型超参数 θ_d 与 p_d 计算所得相关系数矩阵; σ_c^2 为低可信度数据的方差; σ_d^2 为差值数据的方差。

借助遗传算法等全局搜索算法,通过最大化模型的集中对数似然函数,找到模型超参数最优值,再通过式(3)进行CK模型预测,即

$$\hat{y}_e(x) = \hat{\mu} + c^T C^{-1}(y - 1)\hat{\mu} \quad (3)$$

其中: x 为预测点; $\hat{\mu}$ 为CK模型均值的最大似然估计; c 为总样本数据集 X 与 x 间的协方差列向量; y 为 X 对应的样本值; 1 为全1列向量。

1.2 MUII法

CK可最大程度利用少量高可信度样本与大量低可信度样本进行建模,并显著提高整体模型预测精度。然而,当高可信度样本数量过少或空间分布只能覆盖部分研究区域时,模型仅在高可信度样本点附近研究区域具备较高的预测精度;而在高可信度样本点稀少或需要进行样本值外推的研究区域,其预测能力将大幅下降。

针对上述问题,本研究提出基于最大不确定度改善准则的加点方法,即MUII。该方法利用克里金模型预测的均方误差,在高可信度模型预测不确定度最大的位置进行估算加点,提高可信度样本集的空间填充度,进而提高CK模型在整个研究区域中的预测精度。MUII法流程见图1。

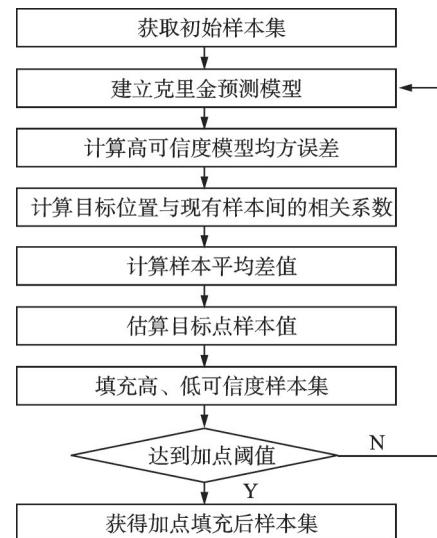


图1 MUII法流程
Fig.1 Flow chart of MUII

应用MUII法对样本集进行加点填充的详细步骤如下。

1) 利用现有的高、低可信度样本集,分别建立高、低可信度数据的克里金预测模型。

2) 借助已有的高可信度克里金预测模型,利用遗传算法在整个研究区域中搜索预测值均方误差最大的位置,并作为后续加点的目标。克里金模型预测值的均方误差^[17]为

$$\hat{s}^2(x) = \hat{\sigma}^2 [1 - \boldsymbol{\psi}^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\psi} + \frac{1 - \mathbf{1}^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} \boldsymbol{\psi}}{\mathbf{1}^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{1}}] \quad (4)$$

其中: $\hat{\sigma}^2$ 为数据方差的最大似然估计; $\boldsymbol{\psi}$ 为样本数据

集与 x 间的协方差列向量; Ψ 为模型的相关矩阵; 1为全1例向量。

3) 计算目标点与当前所有高可信度样本点间的关系系数。克里金模型中随机变量间的关系系数为

$$\text{corr}\left[Y(x^{(i)}), Y(x^{(j)})\right] = \exp\left(-\sum_{l=1}^k \theta_l |x_l^{(i)} - x_l^{(j)}|^{p_l}\right) \quad (5)$$

其中: k 为样本的变量个数; θ_l 与 p_l 为模型的超参数。

4) 计算相关性阈值以上的高可信度样本值与相对应位置的低可信度样本值的平均差值,相关性阈值的计算式为

$$\text{corr}_{lb} = \text{corr}_{max} - q\text{corr}_{dif} \quad (6)$$

其中: corr_{max} 为相关系数最大值; corr_{dif} 为相关系数最大值与最小值的差值; q 为相关性阈值参数,建议取值为0.05~0.25。

5) 估算目标点样本值并添加至样本集。通过实测或仿真计算获得目标点的低可信度样本值,或直接利用已有低可信度克里金模型进行推算。将该值与此前计算的平均差值相加,得到目标点的高可信度样本估计值。将目标点与高、低可信度样本值分别添加到现有的高、低可信度样本集中。

6) 重复加点过程。加点数量阈值建议设置为初始高可信度样本数量的0.5~2倍,在达到阈值前,循环步骤1~5,即可得到填充后的高、低可信度样本集。

为节省训练时间,当初始的低可信度样本数量充足且所构建低可信度模型足够精确时,直接沿用初始模型即可,不建议重复建模。相关性阈值和加点数量阈值的设置,共同决定着最终样本集的空间填充度与最终模型的全局预测能力。训练时间充足时,可将这2项参数作为变量,最终模型的预测精度作为目标函数值,利用遗传算法等全局优化算法,在参数取值范围内寻找最优解。

7) 在达到加点阈值后,获得填充后的高、低可信度样本集。

1.3 单变量函数应用示例

本节将通过单变量函数示例对提出的MUII-CK法的效果进行验证。假设高可信度数据值来自函数 $f_e(x)=(6x-2)^2 \sin(12x-4)$, $x \in [0, 1]$,低可信度数据值来自函数 $f_c(x)=0.8f_e+2(x-0.5)-5$, $x \in [0, 1]$ 。在研究区域中对低可信度函数进行充分抽样,抽样点为 $X_c=\{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1\}$;对高可信度函数仅选取2个样本点 $X_e=\{0.4, 0.6\}$ 。选择相关性阈值和加点数量阈值分别为0.25和2,应用MUII-CK法的加点建模过程如图2所示。

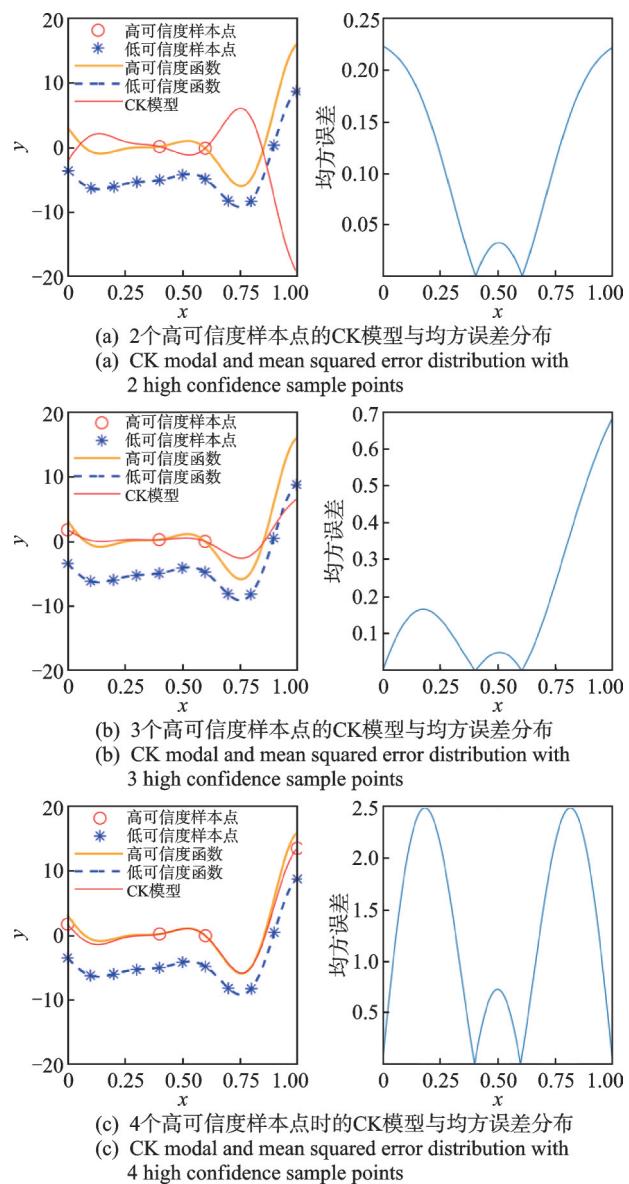


图2 应用MUII-CK法的加点建模过程

Fig.2 Point addition modeling process with application of MUII-CK method

由图2(a)可知,当仅用2个高可信度样本点构建CK模型时,由于高可信度信息不足,遗传算法找到的比例因子 ρ 与实际值的正负符号相反,模型变化趋势也与高可信度函数相反。此时,根据均方误差分布,估算 $x=0$ 位置处的样本值并添加到高可信度样本集中。在图2(b)中,CK模型左侧已得到优化,但右侧高可信度信息不足,比例因子 ρ 仍未搜索到正确值。此时,根据均方误差分布,估算 $x=1$ 位置处的样本值并添加到高可信度样本集中。在图2(c)中,尽管估算的高可信度样本值与实际高可信度函数值存在一定偏差,但引入估算样本可显著降低CK模型超参数估计的偏差,从而提高模型的全局预测精度。

2 不平衡故障定量诊断流程

基于MUII-CK法的不平衡故障定量诊断流程如图3所示。

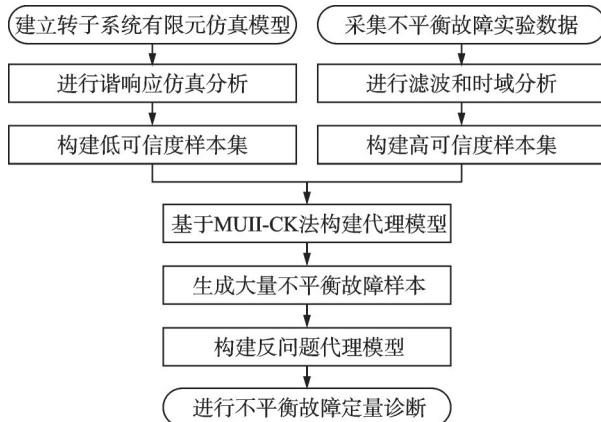


图3 基于MUII-CK法的不平衡故障定量诊断流程

Fig.3 Flow chart of quantitative imbalance fault diagnosis based on MUII-CK

详细步骤如下:

- 1) 根据转子实验台参数建立有限元仿真模型,通过谐响应分析计算各测点基频振动的幅值与相位,构建低可信度样本集;
- 2) 采用最优拉丁超立方抽样方法^[18],生成不同不平衡量和不平衡相位的初始样本点。在转子实验台上采集不平衡故障实验数据,通过对振动信号进行滤波和时域分析,提取出信号基频分量的幅值与相位,构建高可信度样本集;
- 3) 利用MUII-CK法融合实验数据与仿真模型,构建不平衡故障参数与各测点振动响应间的预测模型,进而生成大量不平衡故障样本;
- 4) 以各测点振动响应为输入,以不平衡故障参数为输出,构建参数辨识反问题的克里金模型,实现不平衡故障的快速定量诊断。

3 不平衡故障定量诊断

3.1 故障样本集获取

采用Bently RK4型转子实验台进行不平衡故障实验,图4为转子系统示意图,图5为转子实验台。转子由2个滑动轴承支撑,轴承间分布2个质量圆盘。通过2个电涡流传感器分别测量左、右圆盘附近转轴的径向振动幅值,通过激光传感器测量径向振动相位,振动信号的采样频率均为4 096 Hz。转子系统参数如表1所示。转子转速为1 500 r/min,不平衡量为0~160 g·mm,不平衡相位为0°~360°。通过在圆盘上半径为30 mm的不平衡螺孔中安装不同质量

的M5螺栓,模拟转子不平衡故障。所用7种M5螺栓的质量为2.4、2.7、3.2、3.6、4.3、4.7、5.3 g,圆盘端面上不平衡螺孔的周向角度间隔为22.5°。

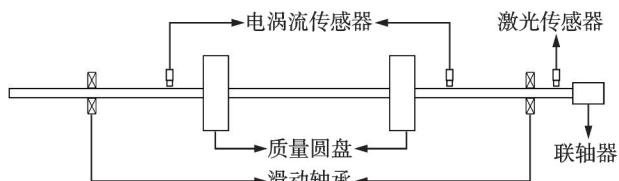


图4 转子系统示意图

Fig.4 Schematic diagram of the rotor system

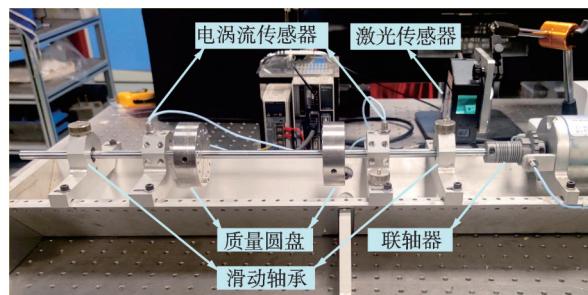


图5 转子实验台

Fig.5 Rotor test rig

表1 转子系统参数

Tab.1 Parameters of the rotor system

参数	数值
转子长度/m	0.545
转子直径/m	0.01
圆盘厚度/m	0.025
圆盘直径/m	0.075
转子材料密度/(kg·m ⁻³)	7 800
转子弹性模量/(N·m ⁻²)	2.03×10 ¹¹
轴承刚度/(N·m ⁻¹)	6.6×10 ⁴
轴承阻尼/(N·s·m ⁻¹)	10

获取仿真计算与实验测得不平衡故障样本集的详细步骤如下。

- 1) 仿真样本集:通过全因子抽样法生成2 000个不平衡故障仿真采样点,采样点的取值范围与实验保持一致。为降低仿真与模型参数优化的计算成本,借助Morris提出的标量判别函数^[18],找出空间填充度最高的仅包含200个采样点的子集,作为实际采样方案。

在动力学仿真软件平台建立转子系统有限元模型,依靠经验估计获得系统刚度、阻尼等参数,并根据实验结果进行适当修正。在谐响应分析中,以转动力形式添加不平衡激励,以瑞利阻尼的形式添加系统阻尼,开启陀螺力效应开关,通过完全法求解上述200组故障条件下的振动响应,构建不平衡故障仿真样本集。

2) 实验样本集: 利用最优拉丁超立方抽样方法生成 20 个不平衡故障实验采样点, 通过在圆盘上相应的不平衡螺孔中安装配重螺栓进行实验。

采集实验数据后, 通过滤波滤去信号基频以上的频率成分, 获得转子基频振动的幅值。在联轴器旁的转子上设置零度相位的键相标记, 通过激光传感器采集键相脉冲信号, 并以此为标准计算基频振动的相位。利用基频振动信号的幅值和相位, 构建不平衡故障实验样本集。

3.2 模型构建

3.2.1 振动响应预测模型

振动响应预测模型的输入为左、右圆盘的不平衡量, 以及双盘整体不平衡量和双盘整体不平衡相位; 输出为左、右测点的振动幅值和 2 个测点的平均振动相位。将不平衡故障仿真样本作为低可信度样本, 实验样本作为高可信度样本, 利用 MUII 法对故障样本集进行填充。模型不同输出对应的加点过程参数如表 2 所示。在加点过程中, 参数由遗传算法寻优获得。利用填充后的高、低可信度样本集构建振动响应预测代理模型。

表 2 模型不同输出对应的加点过程参数

Tab.2 Parameters of adding points corresponding to different outputs of model

模型输出	参数	数值
左测点振动幅值	相关性阈值	0.2
	加点数量阈值	26
右测点振动幅值	相关性阈值	0.1
	加点数量阈值	24
两测点平均振动相位	相关性阈值	0.13
	加点数量阈值	19

3.2.2 故障参数辨识模型

故障参数辨识模型的输入为左、右测点的振动幅值和 2 个测点的平均振动相位, 输出为双盘整体不平衡量和双盘整体不平衡相位。利用振动响应预测模型重新计算仿真样本集中 200 个采样点的振动响应。通过交换样本变量与函数值, 形成从振动响应到故障参数的反问题样本集, 构建故障参数辨识代理模型。

3.3 模型应用

3.3.1 振动响应预测

随机生成 5 组不平衡故障工况作为测试集样本点, 在转子实验台上进行不平衡故障实验, 通过信号滤波和时域分析, 获取对应的振动响应幅值与相位。测试集样本点不平衡故障参数如表 3 所示。基

于初始样本集和加点填充后的样本集, 分别构建初始预测模型与加点后预测模型。

表 3 测试集样本点不平衡故障参数

Tab.3 Imbalance fault parameters of test set points

序号	左不平衡量/(g·mm)	右不平衡量/(g·mm)	双盘不平衡量/(g·mm)	双盘不平衡相位/(°)
1	107.1	72.0	179.1	0
2	96.0	72.0	155.4	19.1
3	140.4	140.4	198.6	45.0
4	72.0	96.0	120.0	53.1
5	72.0	72.0	132.9	112.5

振动响应预测结果及误差分别如表 4、表 5 所示。结果表明, 使用 MUII-CK 法构建 CK 模型可降低振动响应预测的误差。针对测试集样本点 5, 初始模型对右测点振幅的预测误差高达 17.88%, 而加点后模型的预测误差降低至 7.24%。这说明增加的样本点使该预测点附近的研究区域得到适当填充, 降低了该区域中模型与实验间的偏差, 提高了模型的全局预测能力。

表 4 振动响应预测结果及误差

Tab.4 Predictions and errors of vibration response

序号	数据来源	左测点振幅/mm	右测点振幅/mm	平均振动相位/(°)
1	实验	0.119 4	0.155 8	115.0
	初始模型	0.123 2	0.172 5	116.6
2	加点后模型	0.121 9	0.169 8	114.8
	实验	0.104 2	0.129 8	129.4
3	初始模型	0.107 1	0.1398	128.3
	加点后模型	0.102 2	0.134 3	128.5
4	实验	0.124 6	0.154 8	149.9
	初始模型	0.120 7	0.159 4	156.3
5	加点后模型	0.122 6	0.156 8	153.9
	实验	0.074 5	0.077 9	155.1
	初始模型	0.081 0	0.073 8	153.6
	加点后模型	0.077 7	0.080 9	155.5
	实验	0.065 7	0.080 5	211.5
	初始模型	0.065 9	0.066 1	204.2
	加点后模型	0.066 3	0.086 3	214.2

表 5 振动响应误差

Tab.5 Errors of vibration response

类型	数据来源	左测点振幅/%	右测点振幅/%	平均振动相位/(°)
最大误差	初始模型	8.75	17.88	7.3
	加点后模型	4.30	8.99	4.0
平均误差	初始模型	3.60	8.91	3.6
	加点后模型	2.15	4.97	1.6

3.3.2 故障参数辨识

基于实验样本集与仿真样本集,分别构建参数辨识的实验数据模型与仿真数据模型。基于已建立的初始预测模型与加点后预测模型,分别计算200个仿真采样点的振动响应,构建故障参数辨识的初始数据融合模型与加点后数据融合模型。不平衡故障参数辨识结果及误差分别如表6、表7所示。

表6 不平衡故障参数辨识结果及误差

Tab.6 Identification results and errors of imbalance fault parameters

序号	数据来源	双盘不平衡量/ (g·mm)	双盘不平衡 相位/(°)
1	实验	179.1	0
	实验模型	204.6	17.0
	仿真模型	186.6	2.8
	初始融合模型	199.2	13.5
	加点后融合模型	181.8	0.6
2	实验	155.4	19.1
	实验模型	168.0	27.2
	仿真模型	163.2	20.3
	初始融合模型	159.6	12.4
	加点后融合模型	156.9	16.8
3	实验	198.6	45.0
	实验模型	207.9	53.5
	仿真模型	195.6	33.8
	初始融合模型	191.1	46.6
	加点后融合模型	199.5	41.0
4	实验	120.0	53.1
	实验模型	113.7	51.4
	仿真模型	133.8	39.4
	初始融合模型	111.3	57.7
	加点后融合模型	113.1	48.1
5	实验	132.9	112.5
	实验模型	124.2	107.0
	仿真模型	99.0	94.1
	初始融合模型	136.2	111.0
	加点后融合模型	129.3	109.6

表7 不平衡故障参数误差

Tab.7 Errors of imbalance fault parameters

类型	数据来源	双盘不平衡 量误差/%	双盘不平衡 相位误差/(°)
最大误差	实验模型	14.19	17.0
	仿真模型	25.57	18.4
	初始融合模型	11.18	13.5
	加点后融合模型	5.79	5.0
平均误差	实验模型	7.72	8.2
	仿真模型	9.53	9.5
	初始融合模型	5.48	5.6
	加点后融合模型	2.28	3.0

分析结果表明,由于建模样本数量不足,实验数据模型中故障参数辨识误差较大;相比之下,仿真数据模型中建模样本数量充足,但由于仿真与实验间存在较大偏差,故障参数辨识的误差同样较大;初始数据融合模型可联合实验数据与仿真模型,从而降低故障参数辨识误差,但在高可信度样本数量不足的区域,其参数辨识精度仍然受限;通过合理估算并添加高可信度样本,加点后数据融合模型显著提高了高可信度数据的空间填充度,有效降低了模型在局部区域的偏差,并提高了整个研究空间中故障参数的辨识精度。

4 结 论

1) 提出了一种基于MUII-CK法构建多保真度代理模型的方法,该方法可在一定程度上解决高可信度数据空间填充不足的问题,提高模型的全局预测能力。

2) 实验结果表明,MUII-CK法可更好地融合实验数据和仿真模型,降低振动响应预测和故障参数辨识的误差,实现准确的不平衡故障定量诊断。

3) 本研究所提的故障诊断方法适用于解决实验数据不足和仿真模型难以精确构建的问题,同时,在模型建成后,可直接利用设备传感信号进行实时故障诊断,因而展现出广泛的工程应用前景。

参 考 文 献

- [1] 何清波,李天奇,彭志科.旋转机械故障诊断中的振动信号模型综述[J].振动、测试与诊断,2024,44(4): 629-639.
HE Qingbo, LI Tianqi, PENG Zhike. Vibration signal models in rotating machinery fault diagnosis: a review [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(4): 629-639. (in Chinese)
- [2] 韩清凯,于涛,王德友,等.故障转子系统的非线性振动分析与诊断方法[M].北京:科学出版社,2010:1-4.
- [3] 解梦涛,张强波,张霞妹.基于全相位FFT不平衡分析的转子现场动平衡[J].振动、测试与诊断,2021,41(3): 566-570.
XIE Mengtao, ZHANG Qiangbo, ZHANG Xiamei. Field dynamic balance of rotor based on all-phase FFT unbalance analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41 (3) : 566-570. (in Chinese)
- [4] 王正.转动机械的转子动力学设计[M].北京:清华大学出版社,2015: 38-39.

- [5] 李娟, 周东华, 司小胜, 等. 微小故障诊断方法综述[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(12): 1517-1529.
LI Juan, ZHOU Donghua, SI Xiaosheng, et al. Review of incipient fault diagnosis methods[J]. Control Theory and Applications, 2012, 29(12) : 1517-1529. (in Chinese)
- [6] 李红卫, 杨东升, 孙一兰, 等. 智能故障诊断技术研究综述与展望[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(2): 632-637.
LI Hongwei, YANG Dongsheng, SUN Yilan, et al. Study review and prospect of intelligent fault diagnosis technique[J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(2) : 632-637. (in Chinese)
- [7] 胡姚刚, 刘怀盛, 时萍萍, 等. 风电机组偏航系统故障诊断与寿命预测综述[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4871-4884.
HU Yaogang, LIU Huaisheng, SHI Pingping, et al. Overview of fault diagnosis and life prediction for wind turbine yaw system[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4871-4884. (in Chinese)
- [8] 王崇宇, 郑召利, 刘天源, 等. 基于卷积神经网络的汽轮机转子不平衡与不对中故障检测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(7): 2417-2427.
WANG Chongyu, ZHENG Zhaoli, LIU Tianyuan, et al. Research on detection method of steam turbine rotor unbalance and misalignment fault based on convolution neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(7): 2417-2427. (in Chinese)
- [9] YAN J H, HU Y Y, GUO C Z. Rotor unbalance fault diagnosis using DBN based on multi-source heterogeneous information fusion[J]. Procedia Manufacturing, 2019, 35: 1184-1189.
- [10] 钟志贤, 马李奕, 蔡忠侯, 等. 基于 VMD_MPE 和 FCM 聚类的变转速工况下转子不平衡故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(14): 290-298.
ZHONG Zhixian, MA Liyi, CAI Zhonghou, et al. Method of rotor unbalance fault diagnosis under variable-speed conditions based on VMD_MPE and FCM clustering[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(14): 290-298. (in Chinese)
- [11] 顾煜炯, 陈东超, 徐婧, 等. 基于代理模型的转子系统不平衡定量辨识[J]. 动力工程学报, 2015, 35(12): 982-987, 1011.
GU Yujiong, CHEN Dongchao, XU Jing, et al. Quantitative identification of unbalance in a rotor system based on surrogate model[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015, 35(12) : 982-987, 1011. (in Chinese)
- [12] YAO J F, LIU L, YANG F Y, et al. Identification and optimization of unbalance parameters in rotor-bearing systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 431: 54-69.
- [13] 张茹鑫, 温广瑞, 张志芬, 等. 集成GA-PSO方法的转子系统多点不平衡量识别[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(4): 801-809.
ZHANG Ruxin, WEN Guangrui, ZHANG Zhifen, et al. Multi-unbalances identification of rotor system integrated with GA-PSO method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(4) : 801-809. (in Chinese)
- [14] SANCHES F D, PEDERIVA R. Simultaneous identification of unbalance and shaft bow in a two-disk rotor based on correlation analysis and the SEREP model order reduction method[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 433: 230-247.
- [15] FORRESTER A I J, SÓBESTER A, KEANE A J. Multi-fidelity optimization via surrogate modelling [J]. Proceedings of the Royal Society A-Mathematical Physical and Engineering Sciences, 2007, 463(2088): 3251-3269.
- [16] KENNEDY M C, O'HAGAN A. Predicting the output from a complex computer code when fast approximations are available [J]. Biometrika, 2000, 87(1) : 1-13.
- [17] JONES D R. A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces[J]. Journal of Global Optimization, 2001, 21(4): 345-383.
- [18] MORRIS M D, MITCHELL T J. Exploratory designs for computational experiments[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 1995, 43(3): 381-402.



第一作者简介:徐忠霆,男,1999年9月生,硕士生。主要研究方向为转子系统故障诊断与健康监测。

E-mail:897826242@qq.com

通信作者简介:李富才,男,1976年1月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为结构健康监测、机械故障诊断、振动分析与处理技术。

E-mail:fcli@sjtu.edu.cn