doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20250058

基于机器学习的轴系扭振系统建模与优化设计方法

林建勇[1]，李振平[2]，王成真[1]，姚红良[1]
（1.东北大学 机械工程与自动化学院，辽宁 沈阳 110819；2.中国北方车辆研究所，北京 100072）

摘 要：针对传统轴系设计中联轴器参数依赖经验选取、有限元计算效率低以及扭振响应较大等问题，提出一种基于机器学习与贝叶斯算法的轴系参数优化方法．首先，分别构建支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)和多层感知机(MLP)3种代理模型，评估其对扭振响应的预测能力，结果表明随机森林代理模型对扭振响应的预测具备更优的拟合精度与泛化能力，其决定系数(R^2)为0.971 6；然后，采用贝叶斯算法全局搜索结构最优参数；最后，分析优化结果以验证方法的有效性．结果表明，参数优化后多数轴段扭振减幅超过30%，其中联轴器轴段扭转角幅值由0.010 80 rad降至0.001 16 rad，降幅为89.26%．本研究为复杂轴系的高效建模与精确优化提供了一种可行方案，具备良好的工程实用价值与推广潜力．

关 键 词：扭转振动；机器学习；代理模型；参数优化；贝叶斯算法
中图分类号：TH 122 **文献标志码**：A **文章编号**：1005-3026(2026)05-0077-08

Modeling and Optimization Design Method for Shaft Torsional Vibration Systems Based on Machine Learning

LIN Jian-yong[1], *LI Zhen-ping*[2], *WANG Cheng-zhen*[1], *YAO Hong-liang*[1]
(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China. Corresponding author: LIN Jian-yong, E-mail: linjianyong0520@163.com)

Abstract: To address the problems of empirical selection of coupling parameters, low computational efficiency of finite element calculation, and large torsional vibration response in traditional shaft system design, a parameter optimization method for shaft systems based on machine learning and Bayesian algorithm was proposed. First, three surrogate models, namely support vector regression (SVR), random forest (RF), and multilayer perceptron (MLP), were constructed respectively to evaluate their prediction capabilities for torsional vibration response; the results indicate that the RF surrogate model has better fitting accuracy and generalization capability for predicting the torsional vibration responses, with a coefficient of determination (R^2) of 0.971 6. Then, the Bayesian algorithm was adopted to globally search for the optimal structural parameters. Finally, the optimization results were analyzed to verify the effectiveness of the method. The results indicate that after parameter optimization, the torsional vibration amplitudes of most shaft segments are reduced by more than 30%, among which the torsional angle amplitude of the coupling shaft segment is reduced from 0.010 80 rad to 0.001 16 rad, with a reduction of 89.26%. A feasible scheme for the efficient modeling and precise optimization of complex shaft systems is provided in this paper, which has good practical engineering value and application potential.

Key words: torsional vibration; machine learning; surrogate model; parameter optimization; Bayesian algorithm

收稿日期：2025-05-22
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52475094).
作者简介：林建勇(1999—)，男，山东冠县人，东北大学博士研究生．
通信作者：林建勇(1999—)，E-mail:linjianyong0520@163.com.

传动系统是机械设备实现动力传递和转速调节的核心部件,其动态特性对设备运行可靠性至关重要[1-2].在发动机-发电机组等轴系结构中,联轴器作为连接主动轴与从动轴的关键部件,其刚度与阻尼参数直接影响系统的扭振响应[3].因此,优化联轴器参数对抑制扭振、提升传动系统性能具有重要的工程意义[4].

随着机器学习方法与人工智能技术的快速发展,其在转子动力学与轴系振动控制领域展现出巨大潜力,许多国内外学者进行了大量研究[5-6].Cunha 等[7]研究了机器学习算法在结构动力学与声学的结构检测、振动控制等设计领域的应用,对比了不同方法的优势与局限性.Hashemi 等[8]研究了基于机器学习的有限元分析(FEA)代理模型算法,能有效预测二维桁架结构在整个结构中的响应.周瑞等[9]提出一种耦合机器学习模型的遗传算法,通过塑性模型的参数来预测相对应的应力值,以替代有限元计算过程.Fernandez-Navamuel 等[10]提出一种用于桥梁结构损伤识别的深度学习方法,将有限元与神经网络进行融合以适应参数复杂化和结构特性复杂的大型系统.张廼龙等[11]研究了绝缘子的应力水平,并利用机器学习对绝缘子结构参数进行优化,得到了最优结构参数.尽管机器学习在相关领域取得成果,但轴系扭振系统参数耦合复杂、计算量大且数据有限,传统优化方法在高维空间中易陷入局部最优、优化效率低.因此,本文提出融合机器学习代理模型与贝叶斯算法的优化策略,实现轴系参数的高效精确全局优化设计.

本文针对某型4缸发动机的曲轴-联轴器-发电机轴系,评估了包括支持向量回归[12]、随机森林[13]和多层感知机[14-15]在内的3种回归代理模型,并最终确定随机森林模型效果最佳.在此基础上,采用贝叶斯优化算法构建随机森林代理模型,利用该模型进行参数全局寻优,进而提出一种高效的轴系联轴器参数优化新方法.该方法显著提升了计算效率,同时适应复杂工况下的轴系非线性特性,为解决轴系扭振响应优化及联轴器参数设计难题提供了新方案.

1 轴系扭振系统建模与响应特性

1.1 传动轴系扭振建模

本文以某型4缸发动机的传动轴系为研究对象,该轴系主要由发动机曲轴、联轴器及电机轴构成.采用集总质量法建立了该传动轴系的扭振动力学模型,如图1所示.其中I_1~I_4为发动机曲轴曲拐等效转动惯量,I_5为发动机飞轮等效转动惯量,I_6~I_7为联轴器等效转动惯量,I_8~I_{13}为发电机轴系等效转动惯量;φ_1~φ_{13}为节点角位移;C_1~C_{12}为各个轴段的内部阻尼系数;K_1~K_{12}为节点连接刚度.

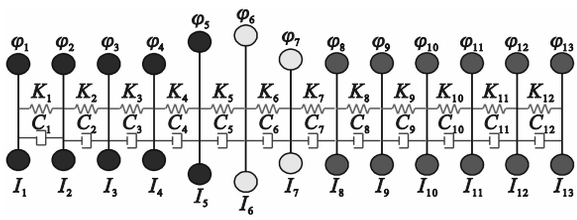


图1 轴系扭振模型

Fig. 1 Torsional vibration model of shaft system

传动轴系集中参数模型主要包括曲轴轴系、联轴器以及电机轴3个部分,其简化建模原则如下:曲轴的单缸转动惯量主要包括往复运动部件(活塞、活塞销、连杆)、单位曲柄(主轴颈、曲柄销、曲柄臂)的转动惯量;在曲轴节点的简化过程中,将往复运动部件和曲柄的转动惯量集中在1个转动节点上,进而建立曲轴的集中参数模型.联轴器作为连接部件,按照主动轴与从动轴将联轴器分为2个集中质量,连接刚度与阻尼即为联轴器的扭转刚度和阻尼参数.电机轴作为阶梯轴,将每个轴段的转动惯量平均分配到两端的集中质量上,轴的扭转刚度作为该轴段2个集中质量之间的扭转刚度.

在SolidWorks中赋予传动轴系相应的材料属性,并设置旋转中心,可得到对应节点的转动惯量.相邻节点之间的等效扭转刚度计算公式如下:

$$K_i=\frac{GI_\mathrm{p}}{L}. \tag{1}$$

式中:K_i为第i段轴的扭转刚度,N·m/rad;G为材料的剪切模量,Pa;L为对应轴段长度,m;I_p为轴的极惯性矩,对于规则圆形轴段,其极惯性矩I_p为

$$I_\mathrm{p}=\frac{\pi R^4}{2}. \tag{2}$$

式中,R为圆轴的半径,m.

根据牛顿第二定律,建立传动轴系的运动方程如下:

$$\boldsymbol{I}\ddot{\boldsymbol{\theta}}(t)+\boldsymbol{C}\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)+\boldsymbol{K}\boldsymbol{\theta}(t)=\boldsymbol{T}(t). \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{I}$为转动惯量矩阵;$\boldsymbol{C}$为阻尼矩阵;$\boldsymbol{K}$为刚度矩阵;$\boldsymbol{\theta}$是各节点的角位移矩阵;$\boldsymbol{T}(t)$为外部激励

向量.

1.2　传动轴系激励扭矩特性分析

传动轴系扭振产生的原因主要是轴系在运行过程中受到周期性激励力.为研究多缸发动机输出扭矩对系统扭振特性的影响,基于AMESim平台构建4缸发动机动力学仿真模型,将曲轴简化为多个集中质量点,并通过等效刚度与阻尼参数描述各部件之间的动态耦合关系,如图2所示.

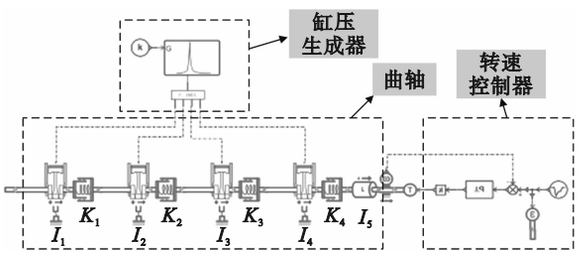


图2　发动机输出扭矩仿真模型

Fig. 2　Simulation model of engine output torque

利用AMESim对发动机在1 000~6 000 r/min范围内进行升速仿真,进而提取其三维频谱图与阶次响应切片图,分别如图3和图4所示.

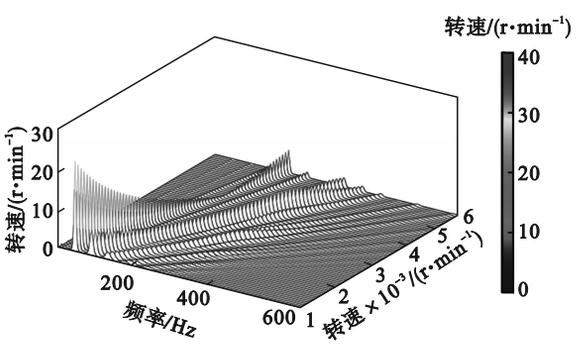


图3　发动机升速过程中的三维频谱图

Fig. 3　Three-dimensional frequency spectrum of engine during speed-up process

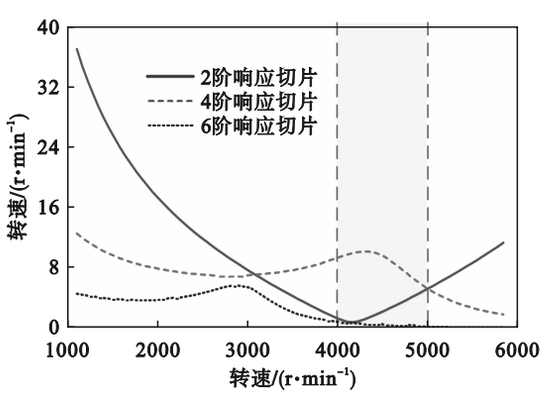


图4　发动机阶次响应切片

Fig. 4　Engine order response slices

图3为升速过程中的三维频谱图.随着转速的提升,频谱中出现了多个阶次特征轨迹,对转速频率的2阶、4阶、6阶进行阶次跟踪,如图4所示.低阶阶次(2阶)在低速(0~3 000 r/min)阶段中占据主导地位;在中高速阶段(4 000~5 000 r/min),4阶分量占据主导,形成高能量聚集区域,表明该转速工况容易激发结构共振,是扭振控制的关键.

1.3　传动轴系响应特性分析

为研究传动轴系在发动机周期性扭矩激励下的扭振特性,本文基于模态叠加法建立转子集中参数模型并进行时域响应分析.为模拟不同工况下的发动机激励,构建包含2阶、4阶和6阶谐波成分的稳态扭矩激励函数,其频率随转速变化.分析中选取1 000~6 000 r/min范围内的多个工况点,将各转速下的扭矩激励施加于模型输出端,计算各节点的扭转角响应.结果显示,联轴器轴段的扭转角响应最为显著,其在不同转速下的响应特性如图5所示.

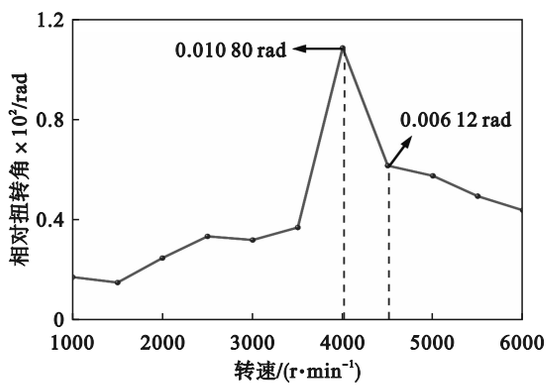


图5　联轴器轴段扭转角响应

Fig. 5　Torsional angle response of coupling shaft segment

根据联轴器轴段的扭转角响应,轴系轴段最大响应值出现在4 000 r/min工况,扭转角响应值为0.010 80 rad;其次发生在4 500 r/min工况,扭转角响应值为0.006 12 rad.这与前文发动机中高速阶段(4 000~5 000 r/min)出现能量聚集的现象对应.结果表明,联轴器的刚度与阻尼参数对轴系整体扭振具有显著影响,需结合轴系特性对联轴器的刚度与阻尼参数进行优化,以减小轴系扭振水平.

2　参数空间设计与数据集构建

2.1　特征变量选取

特征变量是指数据集中用于描述样本属性的标签,是数据集输入的关键.特征变量的选取是机器学习与深度学习过程中至关重要的环节,

直接影响模型的准确性与可解释性.本文基于轴系扭振模型的物理结构与响应特征,确定了2维输入和11维输出的特征变量.输入特征选取联轴器的2个关键参数:扭转刚度K_6和阻尼比ζ,这2个参数直接决定了联轴器在轴系运行过程中的动态调节能力,对传动系统的固有频率、模态阻尼以及响应峰值具有显著影响.输出特征选取传动系统在11个不同转速点(1 000~6 000 r/min)下的扭转角响应幅值,反映了传动轴系在不同转速工况下的扭振强度,是轴系扭振评估中的关键指标.

最终构建的数据集中,输入特征为2维向量(K_6,ζ),输出特征为11维向量(对应1 000~6 000 r/min转速点的响应幅值),构成一个高维映射关系.该特征变量设计有助于捕捉输入变量与多工况输出响应之间的复杂关系.

2.2 参数空间设计

为全面评估联轴器的扭转刚度和阻尼参数的影响特性,在输入参数设计阶段采用拉丁超立方采样(Latin hypercube sampling,LHS)对参数空间进行系统探索.LHS通过分层采样并随机组合,保证样本点在2维参数空间中有效分布和均匀填充,这样能够提高参数空间中的样本多样性与覆盖性,有效避免了传统均匀采样可能带来的冗余问题.

在参数空间设计中,首先设定联轴器的扭转刚度和阻尼参数范围,以全面分析不同刚度与阻尼变化条件下的系统响应;然后使用LHS方法进行采样,生成归一化参数;最后将归一化参数映射到实际参数范围,在2维输入参数空间中生成了2 000组分布均匀的样本点,如图6所示.

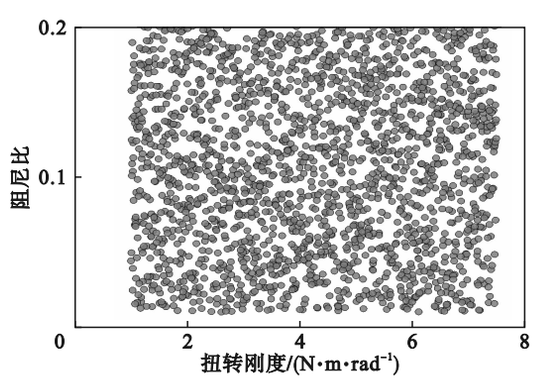


图6 输入特征参数空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of input feature parameters

通过图6的参数空间显示,可以看到输入特征样本点在参数空间中分布均匀,从而构建出高效全面的数据集.

3 代理模型构建与评估

3.1 代理模型构建与优化流程

在前文构建的数据集中,以联轴器的扭转刚度与阻尼比作为输入变量,以传动轴系在不同转速工况下的最大扭转角响应作为预测目标,建立多输入多输出回归代理模型,以反映结构参数与轴系动力学响应之间的非线性映射关系.为提高模型的泛化能力并对比不同方法在轴系响应多输出预测问题中的适应性,本文选取支持向量回归(SVR)、随机森林(RF)以及多层感知机(MLP)3种典型回归模型进行训练.

训练与优化流程如下:首先对输入和输出特征进行标准化处理,然后对数据集进行划分,将数据集划分为训练集、验证集和测试集,划分比例为70%,15%,15%.在训练过程中,SVR和RF针对每个转速点分别建立子模型,MLP采用端到端的多输出映射;最后将不同方法训练好的代理模型通过均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)与决定系数(R^2)4项指标进行全面评估.最终选择最优代理模型,利用贝叶斯优化对该模型进行优化设计,以得到最优的联轴器结构参数.

3.2 代理模型训练与评估

本文针对不同代理模型的参数设置如下:针对SVR模型,采用径向基函数(RBF)作为核函数来描述输入特征与输出特征之间的关系,并设置核尺度自动调整,误差容忍度为0.01,惩罚因子为10;因输出特征为11维特征向量,故对每个转速点输出独立的SVR模型.针对RF模型,为每个输出特征训练一个独立模型;RF模型采用Bagging法建立集成参数模型,并且每个随机森林由100棵决策树构成,单棵决策树设置叶子节点的最小样本数为5,最大分裂节点数为64.针对MLP模型,构建了一个包含多个隐藏层的深度神经网络,第1层为输入层,随后是3个宽度逐渐减小的全连接层,最终是节点数为11维特征变量的输出层;模型训练采用Adam优化器,并采用分段学习衰减策略.为比较3种模型针对多自由度转子响应模型的训练效果,3种模型均在相同的计算环境下进行,采用均方根误差,平均绝对误差、平均绝对百分比误差和决定系数作为回归评价指标,其结果如图7所示.

综合评估各项性能指标,RF模型展现出全面

的最优性能.具体而言,该模型的均方根误差为2.81×10^{-4} rad、平均绝对误差为1.22×10^{-4} rad、平均绝对百分比误差为5.26%、决定系数为0.971 6.这些数据充分表明RF模型具备卓越的预测精度和强大的拟合能力.相比之下,MLP模型的表现次之,而SVR模型的拟合效果相对逊色.

图7中的决定系数是针对各转速点分别计算R^2后取平均值所得,用于反映模型在多工况下的平均预测精度.为进一步评估各代理模型的整体拟合性能,在全部测试样本上进行全局计算,得到3个模型所对应的R^2散点分布情况如图8所示.根据图8可知:RF代理模型的散点最紧密围绕虚线分布,其R^2值达到了0.978 3,表明预测结果与真实值高度一致.MLP代理模型的散点也较为集中,但在高响应区略有偏差,R^2值为0.928 3,不如RF代理模型.相比之下,SVR代理模型的散点最为分散,尤其在真实值较大的区域预测效果较差.根据评价指标,RF代理模型展现出最优的预测性能.

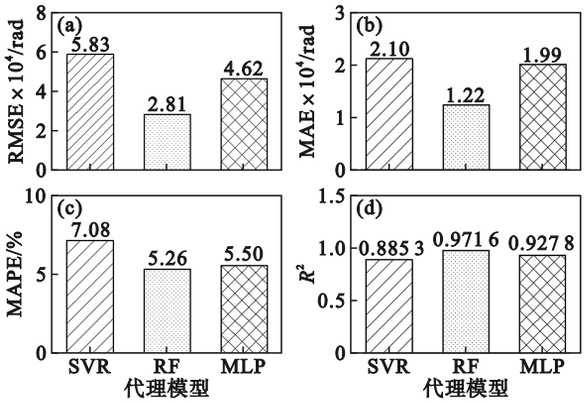


图7　模型评估指标

Fig. 7　Model evaluation metrics

(a)—均方根误差;(b)—平均绝对误差;(c)—平均绝对百分比误差;(d)—决定系数.

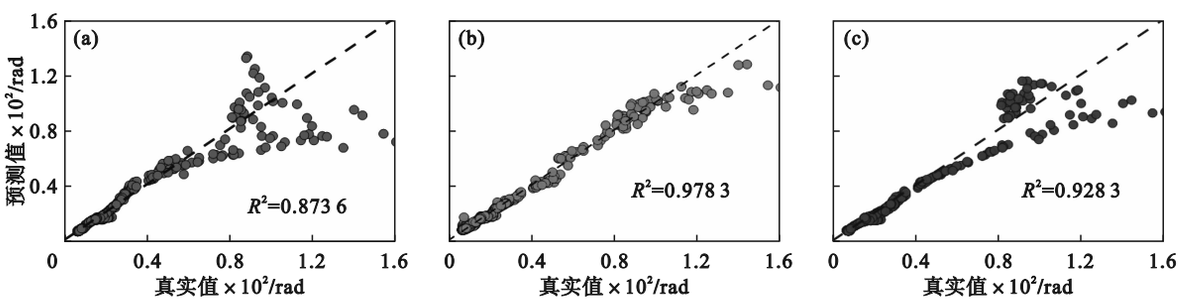


图8　代理模型决定系数分布

Fig. 8　Distribution of coefficient of determination for surrogate models

(a)—SVR;(b)—RF;(c)—MLP.

3.3　代理模型预测性能对比

为直观验证不同代理模型在实际工况下的预测能力,图9分别展示了3种模型在2个随机选取样本上的预测结果与真实值的对比曲线.结果表明,RF代理模型的预测曲线整体与真实响应较为接近,能够较好地捕捉节点响应的变化趋势,展现出较强的拟合精度和鲁棒性;相较之下,MLP和SVR模型在部分响应区间出现偏离,尤其在响应峰值处存在一定程度的误差,说明其对非线性特征的表达能力相对较弱.这一结果进一步印证了在转子传动轴系建模中,集成学习方法和深度神经网络在拟合性能上的优势.根据前文评估指标和预测性能对比,最终选择RF回归模型作为本次优化的代理模型.

4　参数优化与扭振响应分析

4.1　优化目标函数定义

联轴器扭转刚度与阻尼是影响传动轴系扭振特性的重要参数,合理设计其结构可有效改善系统动态响应和运行平稳性,因此本文选取联轴器的扭转刚度K_6和阻尼比ζ作为待优化参数.

为构建优化目标函数,选取最优模型(RF)对轴系在各转速范围内的扭转角进行响应预测.考虑不同转速下的响应差异,目标函数引入加权策略,权重分配遵循“峰值区间权重高、非关键工况权重低”的原则,以增强算法对关键工况的响应抑制能力.11个转速工况的权重依次为0.5,0.5,0.8,1.0,1.2,5.0,2.0,1.5,1.2,1.0,0.8.设置响应阈值为0.005 rad,当转速点响应超过阈值时,目标函数引入惩罚项,以抑制扭振峰值并提升整体优化效果.目标函数的数学表达如下:

$$f_{\mathrm{obj}}=\sum_{i=1}^{n}(w_i+R_i)+2\cdot w_{\max}\cdot R_{\max}+10\sum_{i=1}^{n}\max(0,R_i-R_{\mathrm{threshold}})\cdot w_i. \tag{4}$$

式中:R_i为代理模型预测的第i个转速点下的扭转角响应;w_i为对应转速点的权重系数;$R_{\max}$为所有

转速点的最大响应值；w_{max}为该响应峰值对应的权重；$R_{threshold}$为响应阈值.

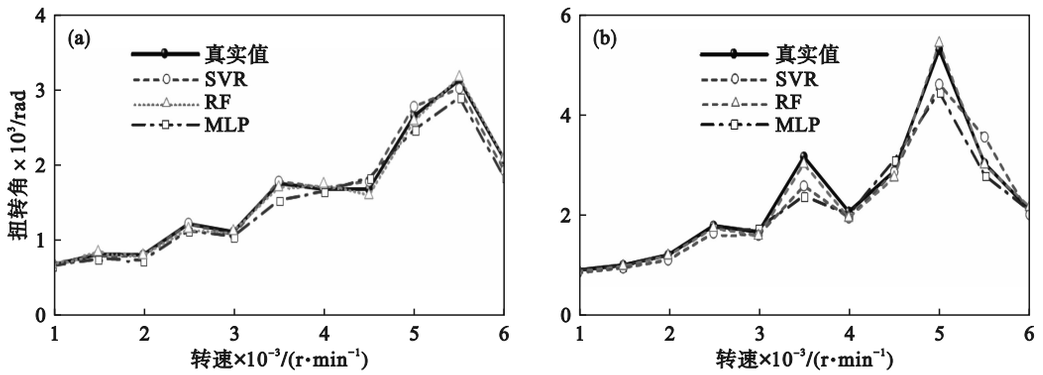


图 9 代理模型随机样本预测性能对比

Fig. 9 Comparison of prediction performance of surrogate models on random samples

(a)—随机预测样本 1；(b)—随机预测样本 2.

4.2 基于贝叶斯算法的联轴器参数优化

贝叶斯优化算法是一种适用于小样本、计算成本高的黑盒优化问题的智能算法，能在有限的函数评估次数内高效搜索全局最优解.在本研究中，贝叶斯优化的参数设置如下：最大函数评估次数为 100；采用期望改进增强型优化策略；探索比例设置为 0.3，以增强算法对未知参数区域的探索能力；并设置 20 个初始随机种子点，以确保算法充分探索参数空间并避免陷入局部最优.

在优化过程中，贝叶斯优化算法可实时追踪目标函数值的变化趋势，如图 10 所示.目标函数值随着评估次数的增加而逐步收敛，呈现出明显的下降趋势，并最终趋于稳定，体现了算法高效的寻优能力.如图 11 所示，参数空间散点图直观展示了算法在联轴器扭转刚度与阻尼比 2 个维度上的参数搜索过程，算法逐渐集中到全局最优解附近.最终，通过贝叶斯优化算法得到了全局最优参数中的联轴器参数组合：扭转刚度 K_6 为 34 622 N·m/rad，阻尼比 ζ 为 0.195.

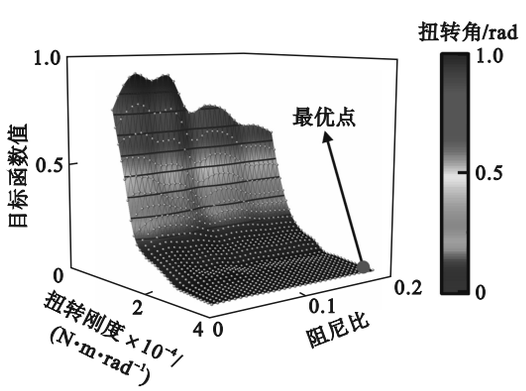


图 10 参数优化响应曲面

Fig. 10 Response surface for parameter optimization

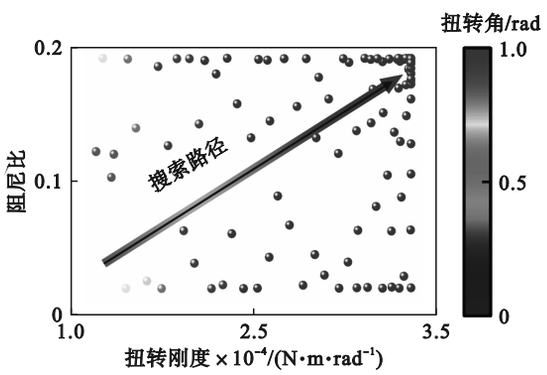


图 11 参数空间散点图

Fig. 11 Scatter plot of parameter space

4.3 联轴器参数优化性能对比分析

为系统评估联轴器扭转刚度和阻尼优化对轴系动力学性能的改善效果，对优化前后的传动轴系进行动力学响应分析，计算 1 000~6 000 r/min 工况范围内的转子扭转角，以评估联轴器优化前后轴系整体减振效果.对联轴器轴段优化前后的扭转角进行对比分析，结果如图 12a 所示.在 4 000 r/min 工况下，优化前该轴段的扭转角幅值为 0.010 80 rad，优化后为 0.001 16 rad，降幅约为 89.26%，且优化后的时域波动相较于优化前明显减弱并趋于平稳状态.图 12b 展示了整个工况范围内扭转角随转速变化的情况，优化前在 4 000 r/min 与 4 500 r/min 处存在明显峰值，优化后整体响应幅值降低，且在关键工况下表现出较好的平稳性，这说明优化后的方案改善了联轴器轴段的动态性能.

为评估联轴器参数优化后轴系整体减振性能的提升，分析各轴段在不同转速下的减振程度，结果如图 13 所示.多数轴段在各转速工况下的扭振响应明显降低，响应减幅普遍超过 30%，其中 4 000~4 500 r/min 区域内减振效果最为显

著,说明参数优化后轴系在临界转速区域具有较好的减振特性.联轴器本身轴段(轴段 6)响应减小最多,在 4 000 r/min 工况下减振效果达到最高的 89.26%,在 2 000 r/min 到 6 000 r/min 工况下减振效果均达到 70% 以上.同时,联轴器相邻轴段也表现出明显的减振效果,说明参数优化在各轴段与各工况范围内均有性能提升.

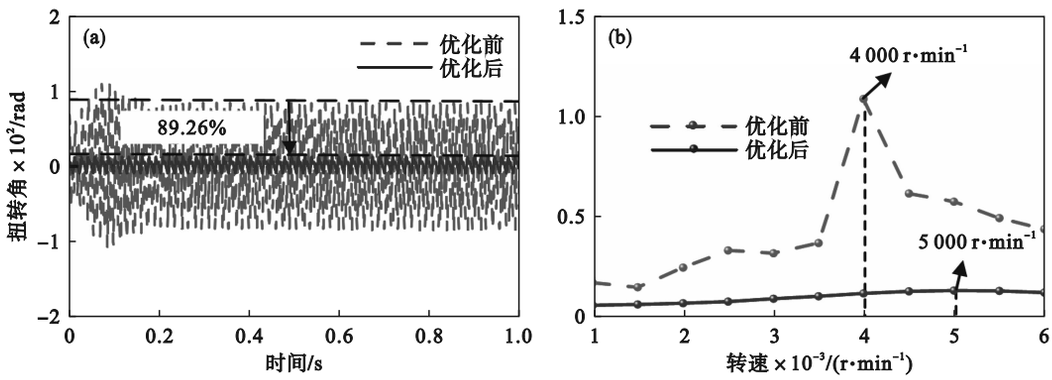


图 12　优化前后扭转角响应对比

Fig. 12　Comparison of torsional angle response before and after optimization

(a)—联轴器轴段时域响应对比;(b)—联轴器轴段全工况响应对比.

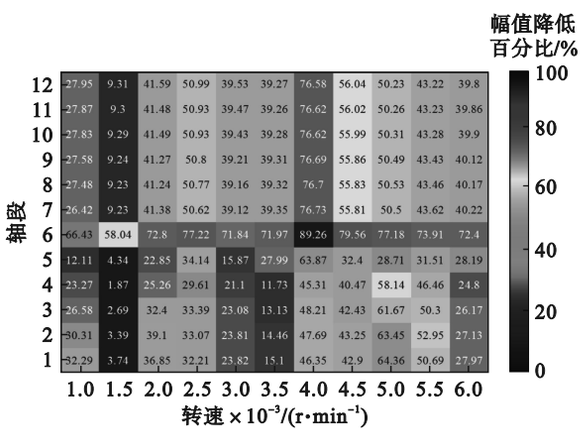


图 13　轴系优化响应幅值降低百分比

Fig. 13　Percentage reduction of response amplitude after shaft system optimization

5　结　　论

1) 通过构建联轴器参数与轴系响应输出的代理模型,实现了结构参数与轴系动力学响应之间的高效映射,为优化过程提供计算效率高且准确性强的建模基础.

2) 通过对 3 种模型的预测性能进行分析,结果表明,RF 模型在拟合精度与鲁棒性方面表现最佳;MLP 与 SVR 在非线性响应区间存在偏差,说明其对复杂非线性特征的表达能力有限.最终选取 RF 模型作为最优代理模型.

3) 通过对比优化前后的仿真结果,验证了所提方法在轴系参数优化方面的有效性与通用性,该方法可推广应用于其他转子系统的结构参数优化,具有良好的工程应用前景.

参考文献:

[1] Moghadam F K, Nejad A R. Online condition monitoring of floating wind turbines drivetrain by means of digital twin [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 162: 108087.

[2] Tong Z M, Jiang Y X, Tong S G, et al. Hybrid drivetrain with dual energy regeneration and collaborative control of driving and lifting for construction machinery [J]. *Automation in Construction*, 2023, 150: 104806.

[3] Gao P, Yan K Y, Liu H, et al. Integrated transmission vibration reduction technology based on the "isolating-reducing-optimizing" method [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 206: 110918.

[4] 张嘉睿, 何涛, 苏桂龙, 等. 筒式永磁联轴器传动特性解析算法及结构优化[J]. 中国机械工程, 2024, 35(9): 1575-1583.
(Zhang Jia-rui, He Tao, Su Gui-long, et al. Analytical algorithm and structural optimization of transmission characteristics of cylindrical permanent magnet couplings [J]. *China Mechanical Engineering*, 2024, 35(9): 1575-1583.)

[5] Valikhani M, Jahangiri V, Ebrahimian H, et al. Inverse modeling of wind turbine drivetrain from numerical data using Bayesian inference [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2023, 171: 113007.

[6] Nguyen C T P, Nguyễn B H, Trovão J P F, et al. Optimal drivetrain design methodology for enhancing dynamic and energy performances of dual-motor electric vehicles [J]. *Energy Conversion and Management*, 2022, 252: 115054.

[7] Cunha B Z, Droz C, Zine A M, et al. A review of machine learning methods applied to structural dynamics and vibroacoustic [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 200: 110535.

[8] Hashemi A, Jang J, Beheshti J. A machine learning-based surrogate finite element model for estimating dynamic response of mechanical systems [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 54509-54525.

[9] 周瑞, 熊宇凯, 储节磊, 等. 基于机器学习和遗传算法的非局部晶体塑性模型参数识别[J]. 力学学报, 2024, 56(3): 751−762.
(Zhou Rui, Xiong Yu-kai, Chu Jie-lei, et al. Parameter identification of nonlocal crystal plastic model based on machine learning and genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2024, 56(3): 751−762.)

[10] Fernandez-Navamuel A, Zamora-Sánchez D, Omella Á J, et al. Supervised Deep Learning with Finite Element simulations for damage identification in bridges [J]. *Engineering Structures*, 2022, 257: 114016.

[11] 张廼龙, 刘洋, 高嵩, 等. 盘型悬式绝缘子瓷件的应力分析和结构优化[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(2): 98−103.
(Zhang Nai-long, Liu Yang, Gao Song, et al. Stress analysis and structural optimization of porcelain for disc suspension insulator [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2021, 53(2): 98−103.)

[12] Abbaszadeh Shahri A, Maghsoudi Moud F, Mirfallah Lialestani S P. A hybrid computing model to predict rock strength index properties using support vector regression [J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(1): 579−594.

[13] Kishino M, Matsumoto K, Kobayashi Y, et al. Fatigue life prediction of bending polymer films using random forest [J]. *International Journal of Fatigue*, 2023, 166: 107230.

[14] Xie S C, Li Y X, Tan H C, et al. Multi-scale and multi-layer perceptron hybrid method for bearings fault diagnosis [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2022, 235: 107708.

[15] Li M Z, Li S R, Tian Y, et al. A deep learning convolutional neural network and multi-layer perceptron hybrid fusion model for predicting the mechanical properties of carbon fiber [J]. *Materials & Design*, 2023, 227: 111760.

(上接第 15 页)

[7] Li Y F, Zhang Q W, Zhu Y, et al. A model study on raw material chemical composition to predict sinter quality based on GA−RNN [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022(1): 3343427.

[8] Du S, Wu M, Chen X, et al. An intelligent control strategy for iron ore sintering ignition process based on the prediction of ignition temperature[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(2): 1233−1241.

[9] Wu Z Z, Zhang X M, Zhao Z P, et al. Transfer learning aid the prediction of sintering densification [J]. *Ceramics International*, 2020, 46(16): 25200−25210.

[10] Du S, Wu M, Chen L F, et al. Operating mode recognition based on fluctuation interval prediction for iron ore sintering process [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(5): 2297−2308.

[11] Shao H J, Yi Z M, Chen Z, et al. Application of artificial neural networks for prediction of sinter quality based on process parameters control[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2020, 42(3): 422−429.

[12] 张军红, 沈峰满, 谢安国. G−BP算法在烧结矿FeO指标预测中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(11): 1073−1075.
(Zhang Jun-hong, Shen Feng-man, Xie An-guo. The application of G−BP in FeO content prediction during sintering [J]. *Journal of Northeastern University* (*Natural Science*), 2002, 23(11): 1073−1075.)

[13] Li Z P, Fan X H, Chen G, et al. Optimization of iron ore sintering process based on ELM model and multi-criteria evaluation[J]. *Neural Computing and Applications*, 2017, 28(8): 2247−2253.

[14] Chen X X, Shi X H, Lan T. A semi-supervised linear-nonlinear prediction system for tumbler strength of iron ore sintering process with imbalanced data in multiple working modes [J]. *Control Engineering Practice*, 2021, 110: 104766.

[15] 张振, 李欣, 刘颂, 等. 基于多类别生产状态的烧结矿转鼓指数预测模型[J]. 中国冶金, 2022, 32(1): 27−35.
(Zhang Zhen, Li Xin, Liu Song, et al. Predictive model of sinter drum index based on multi-category production status [J]. *China Metallurgy*, 2022, 32(1): 27−35.)

[16] 刘然, 张智峰, 刘小杰, 等. 基于工艺理论和卷积神经网络的烧结矿转鼓指数预测[J]. 钢铁研究学报, 2023, 35(6): 651−658.
(Liu Ran, Zhang Zhi-feng, Liu Xiao-jie, et al. Prediction of sinter drum index based on convolutional neural network and process theory[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2023, 35(6): 651−658.)

[17] Li D C, Huang W T, Chen C C, et al. Employing box plots to build high-dimensional manufacturing models for new products in TFT−LCD plants[J]. *Neurocomputing*, 2014, 142: 73−85.

[18] Bai L, Yao L N, Kanhere S S, et al. Passenger demand forecasting with multi-task convolutional recurrent neural networks[C]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Cham: Springer, 2019: 29−42.