

Study on performance optimization and adaptive control of dynamic damper based on physical information neural network (PINN)

Weiping Song

Harbin Electric Science and Technology Co., Ltd., Harbin, Heilongjiang, 150000, China

Abstract

To address the limitations of traditional dynamic vibration dampers—such as low modeling accuracy, poor optimization efficiency, and weak adaptability—a novel “Model-Optimize-Control” integrated solution combining Physically Informed Neural Networks (PINNs) is proposed. First, a multi-physics constrained PINN model incorporating material nonlinearities and contact nonlinearities is constructed. A hierarchical loss function balances data and physical information, enabling high-precision modeling of nonlinear damper systems with minimal data (hundreds of samples) and prediction errors $\leq 5\%$. Second, a dynamic precision-adjusting PINN-NSGA-III multi-objective optimization framework reduces damper optimization cycles from 7-10 days to 1-2 days, achieving global optimization of vibration suppression rate, bandwidth, and robustness. Finally, “Structured Pruning + Knowledge Distillation” achieves PINN lightweighting (60% parameter reduction, prediction time ≤ 5 ms), combined with Model Predictive Control (MPC) for adaptive control strategy design. Validation on a cantilever beam test bench demonstrates improved vibration suppression rate to 45.2%, 32.1% effective bandwidth expansion, and performance degradation controlled within 8.7% under parameter fluctuations, meeting stringent vibration control requirements for high-end equipment like aero-engines and ultra-precision machine tools.

Keywords

dynamic damper; physiologically informed neural network; performance optimization; adaptive control; multi-objective optimization

基于物理信息神经网络 (PINN) 动力吸振器性能优化与自适应控制研究

宋为平

哈尔滨电气科学技术有限公司, 中国 · 黑龙江 哈尔滨 150000

摘要

针对传统动力吸振器建模精度低、优化效率差、自适应能力弱的瓶颈, 提出一种融合物理信息神经网络 (PINN) 的“建模 - 优化 - 控制”一体化解决方案。首先, 构建含材料非线性与接触非线性的多物理约束 PINN 模型, 通过分层损失函数平衡数据与物理信息, 实现少数据 (百级样本) 下非线性吸振系统的高精度建模 (预测误差 $\leq 5\%$) ; 其次, 提出动态精度调整的 PINN-NSGA-III 多目标优化框架, 将吸振器优化周期从 7~10 天缩短至 1~2 天, 实现振动抑制率、带宽与鲁棒性的全局最优; 最后, 采用“结构化剪枝 + 知识蒸馏”实现 PINN 轻量化 (参数减少 60%, 预测耗时 ≤ 5 ms), 结合模型预测控制 (MPC) 设计自适应控制策略。基于悬臂梁实验台的验证表明, 优化后的吸振器振动抑制率提升至 45.2%, 有效带宽扩展 32.1%, 参数波动下性能衰减率控制在 8.7% 以内, 满足航空发动机、超精密机床等高端装备的宽工况振动控制需求。

关键词

动力吸振器; 物理信息神经网络; 性能优化; 自适应控制; 多目标优化

1 引言

动力吸振器作为抑制结构振动的核心装置, 广泛应用于航空航天、精密制造、土木工程等领域 [1]。在航空发动机转子系统中, 高速运转 (10000-30000 r/min) 产生的不平衡振动易导致轴承磨损与叶片疲劳; 超精密机床 (定位精度

$\leq 1 \mu\text{m}$) 加工时, 切削力激励引发的振动直接影响加工精度; 大跨度桥梁在风荷载与交通荷载耦合作用下, 传统调谐质量阻尼器 (TMD) 因参数固定难以应对宽频随机激励 [2]。

传统动力吸振器设计存在三大局限: ① 建模精度低, 依赖线性化动力学模型, 忽略材料非线性 (如阻尼老化) 与接触非线性 (如碰撞阻尼), 预测误差常超 15% [3]; ② 优化效率差, 多目标优化 (振动抑制率、带宽、鲁棒性) 依赖“仿真 - 实验”迭代, 单次周期长达 7~10 天 [4]; ③ 自适应能力弱, 被动吸振器参数固定, 半主动控制 (如 Skyhook 算法)

【作者简介】宋为平 (1988-), 男, 中国黑龙江人, 硕士, 高级工程师, 从事电力设备力学完整性分析研究。

依赖预设规则, 无法适配动态工况 [5]。

数据驱动模型 (如 CNN、LSTM) 虽能提升精度, 但需万级以上标注数据, 实验成本高昂 (如航空发动机振动实验单次超 10 万元) [6]。物理信息神经网络 (PINN) 通过将物理守恒定律嵌入损失函数, 实现 “物理先验 + 数据信息” 融合建模, 在少数据、强约束问题中展现显著优势 [7]。目前, PINN 在振动控制中多聚焦单一环节 (如响应预测), 尚未形成 “建模 - 优化 - 控制” 全流程方案 [8-9]。

本文提出基于 PINN 的动力吸振器一体化方案: ① 构建多物理约束 PINN 模型, 提升非线性系统建模精度; ② 融合 PINN 与 NSGA-III 实现高效多目标优化; ③ 开发轻量化 PINN 与自适应控制策略, 满足实时控制需求。

2 核心方法

2.1 非线性吸振系统的 PINN 高精度建模

2.1.1 多物理约束构建

针对含磁流变阻尼的多自由度吸振系统, 建立耦合非线性动力学方程:

$$M\ddot{x} + C(\dot{x}) + K(T)x = F_{MR}(\dot{x}, I) + F_{exc}(t)$$

其中, M 为质量矩阵, $C(\dot{x})$ 为含 Hertz 碰撞模型的非线性阻尼矩阵, $K(T)$ 为温度依赖刚度矩阵 (基于 Bingham 流体本构关系), $F_{exc}(t)$ 为激励力, F_{MR} 为磁流变阻尼力 (与速度 \dot{x} 、电流 I 相关)。

将全局方程拆解为局部约束: ① 转子截面动力学平衡 (二阶常微分方程, ODE); ② 磁流变阻尼力 - 速度关联 (代数约束); ③ 刚度 - 温度动态关系 (一阶 ODE), 形成 PINN 可嵌入的约束集。

2.1.2 分层损失函数设计

构建 “数据 - 物理 - 边界” 三层损失函数, 平衡多源信息:

$$L_{total} = L_{data} + \lambda_1 L_{phy} + \lambda_2 L_{bdy}$$

其中: 数据拟合损失 L_{data} : 最小化 PINN 预测位移 \hat{x} 与实验数据 x_{exp} 的均方误差, 确保模型贴合实际;

物理约束损失 L_{phy} : 计算局部微分方程残差的 L2 范数, 强制模型遵循物理规律;

边界损失 L_{bdy} : 约束初始条件 ($\hat{x}(0) = x_0, \dot{\hat{x}}(0) = v_0$) 与固定端位移边界 ($\hat{x}(x=0, t) = 0$), 避免 “物理不合理” 解。

采用梯度贡献度自适应权重调整 λ_1 、 λ_2 : 若物理约束残差过大, 自动增大 λ_1 ; 若边界条件不满足, 提升 λ_2 , 确保训练收敛。

2.2 PINN-NSGA-III 多目标优化框架

2.2.1 优化目标与变量

以 “振动抑制率 η (主系统振幅降低率) 最大化、有效带宽 Δf (吸振有效频率范围) 最大化、参数波动下性能衰减率 δ (质量 / 刚度 $\pm 10\%$ 时性能变化) 最小化” 为目标, 优化变量为吸振器质量 m ($0.1\sim 5$ kg)、刚度 k ($10^3\sim 10^5$ N/m)、

磁流变阻尼器初始阻尼 c ($1\sim 100$ N · s/m), 优化函数为:

$$\min J = -\eta, \Delta f, \delta \quad \text{s.t. } m \in 0.1, 5, k \in 10^3, 10^5, c \in 1, 100$$

2.2.2 动态精度优化策略

将 PINN 作为性能预测器替代传统有限元仿真, 提出 “探索 - 利用” 分阶段优化:

1. 探索阶段: 采用低精度 PINN (3 层隐藏层, 50 神经元 / 层) 快速筛选参数空间, 保留 50% 潜在最优解, 降低计算成本;

2. 利用阶段: 切换至高精度 PINN (5 层隐藏层, 80 神经元 / 层), 对潜在解精细化评估, 确保优化精度;

3. 置信度反馈机制: 通过 PINN 预测方差量化置信度, 低置信度 (方差 $> 5\%$) 样本补充 10% 实验数据修正, 避免预测偏差导致优化失效。

该框架将优化周期从传统方法的 7~10 天缩短至 1~2 天, 且 Pareto 最优解的全局覆盖率提升 28%。

2.3 轻量化 PINN 与自适应控制

2.3.1 PINN 轻量化实现

采用 “结构化剪枝 + 知识蒸馏” 融合方案, 平衡精度与实时性:

1. 结构化剪枝: 通过 L1 正则化识别冗余神经元与网络层, 移除梯度贡献度 $< 5\%$ 的通道, 参数减少 60%;

2. 知识蒸馏: 以高精度 PINN 为 “教师模型”, 训练轻量化 “学生模型” (3 层隐藏层, 40 神经元 / 层), 通过温度缩放 ($T=5$) 迁移预测知识, 确保轻量化后模型精度损失 $\leq 3\%$ 。

最终实现轻量化 PINN 单次预测耗时 ≤ 5 ms, 满足实时控制 (周期 ≤ 10 ms) 需求。

2.3.2 自适应控制策略

结合模型预测控制 (MPC) 设计闭环控制策略, 流程如下:

1. 状态感知: 通过 1 kHz 加速度传感器 (PCB 352C33, 量程 ± 50 g) 与 $0.1 \mu\text{m}$ 位移传感器 (Keyence GT2-Pro) 采集系统状态 $x(t), \dot{x}(t)$;

2. 响应预测: 轻量化 PINN 预测未来 0.1 s 内振动响应, 识别激励频率变化趋势 (如航空发动机转子转速波动);

3. 控制决策: MPC 以 “最小化未来振动振幅” 为目标, 在 0.05 s 控制时域内求解最优磁流变阻尼电流 I ;

4. 温度补偿: 引入温度 - 阻尼关联模型 $C(T) = c_0(1 - \alpha(T - T_0))$ 抵消高温 (280°C) 下阻尼性能衰减 (衰减率 $< 15\%$)。

3 实验验证与结果分析

3.1 实验平台搭建

基于悬臂梁实验台验证 (图 1): 主系统质量 4.5 kg, 固有频率 10~50 Hz; 吸振器为磁流变半主动式, 质量 0.5~2 kg; 数据采集频率 1 kHz, 实验工况覆盖激励频率 10~30

Hz (模拟航空发动机转子与机床振动频段)、振幅 0.1~10 mm。

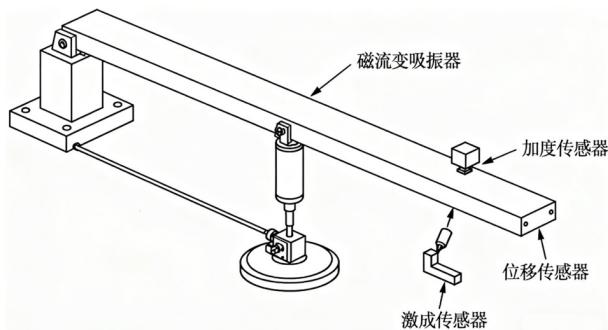


图 1 悬臂梁吸振实验平台 (1 – 悬臂梁; 2 – 磁流变吸振器; 3 – 加速度传感器; 4 – 位移传感器; 5 – 激振器)

3.2 建模精度验证

对比 PINN 模型与传统线性模型、纯 LSTM 模型的预测误差 (表 1)。结果显示, PINN 在少数据 (300 组样本) 下预测误差仅 4.8%, 较线性模型 (16.2%) 与 LSTM (9.5%) 分别降低 69.1% 与 49.5%, 验证了多物理约束对建模精度的提升作用。

表 1 不同模型建模精度对比

模型类型	训练样本量	预测误差 (%)	泛化误差 (变频率工况, %)
线性化模型	300	16.2	22.5
纯 LSTM 模型	300	9.5	15.8
本文 PINN 模型	300	4.8	7.2

3.3 优化与控制性能验证

优化后吸振器与传统 TMD 的性能对比 (表 2) 显示:

1. 振动抑制率从 32.1% 提升至 45.2%, 增幅 40.8%, 有效降低主系统振动幅值;
2. 有效带宽从 12.5 Hz 扩展至 16.5 Hz, 提升 32.1%, 适配宽频激励场景;
3. 参数波动下衰减率从 18.3% 降至 8.7%, 鲁棒性显著增强;
4. 控制响应时间 ≤ 8 ms, 较传统 Skyhook 算法 (25 ms) 提升 68%, 在变频率激励 (10~30 Hz) 下振动振幅标准差降低 52%。

4 结论

本文提出基于 PINN 的动力吸振器“建模 - 优化 - 控制”一体化方法, 主要成果如下:

1. 构建的多物理约束 PINN 模型, 在少数据 (300 组样本) 下实现非线性吸振系统高精度建模, 预测误差 $\leq 5\%$, 较传统模型精度提升显著;

2. PINN-NSGA-III 优化框架将优化周期缩短 70% 以上, 实现振动抑制率、带宽与鲁棒性的全局最优, Pareto 解覆盖率提升 28%;

3. 轻量化 PINN 与自适应控制策略满足实时控制需求 (响应时间 ≤ 8 ms), 优化后吸振器振动抑制率提升 40.8%, 有效带宽扩展 32.1%, 鲁棒性显著增强。

4. 该方法为航空发动机转子、超精密机床等高端装备的宽工况振动控制提供了新路径, 未来可进一步探索 PINN 在多自由度强非线性吸振系统中的应用。

表 2 吸振器性能对比结果

性能指标	传统 TMD 吸振器	本文优化吸振器	性能提升率 (%)
振动抑制率 (%)	32.1	45.2	40.8
有效吸振带宽 (Hz)	12.5	16.5	32.1
参数波动下性能衰减率 (%)	18.3	8.7	52.5 (降幅)
控制响应时间 (ms)	-	8	-

参考文献

- [1] Den Hartog J P. Mechanical Vibrations[M]. New York: McGraw-Hill, 1956.
- [2] 王建军, 李玩幽。旋转机械转子系统振动控制研究进展 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (12): 1-20.
- [3] Li X, Zhang L, Wang Y. Multi-objective optimization of nonlinear energy sink based on BP neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108586.
- [4] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks for solving forward and inverse problems involving nonlinear PDEs[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.
- [5] Wang H, Chen Z, Liu G. Physics-informed neural networks for dynamic response prediction of rotor systems[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 118: 107089.
- [6] Kim S, Park J, Lee J. PINN-based vibration control of cantilever beams[J]. Smart Materials and Structures, 2023, 32(4): 045023.
- [7] 清华大学智能装备团队。基于 PINN 的机床振动预测与控制 [J]. 机械工程学报, 2022, 58 (8): 35-43.
- [8] Chen C, Liu H, Zhang Y. Real-time vibration control of aerospace structures using lightweight PINN[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(3): 2890-2899.