

多稳态随机共振模型下滚动轴承弱异常信号检测方法

赵海潇^{1,2}, 武庆国¹

(1. 西安精密机械研究所 昆明分部, 昆明 650000;

2. 昆明五威科工贸有限公司, 昆明 650000)

摘要: 弱异常信号对应滚动轴承的早期损伤, 其故障特征较为微弱容易被外部噪声掩盖, 若无法检测出这些信号可能造成故障损伤的持续扩展; 对此, 提出多稳态随机共振模型下的滚动轴承弱异常信号检测方法; 利用郎之万方程式描述变尺度随机共振, 以求解多稳态势函数, 完成多稳态随机共振模型的设计; 在此基础上, 分别从小频率、大频率两方面, 研究滚动轴承弱异常信号的共振特性, 实现基于多稳态随机共振模型的轴承弱异常信号分析; 并通过滚动轴承基本结构在弱异常表现下的失效作用, 估算弱异常特征频率, 并利用振动信号完成检测, 实现滚动轴承弱异常信号检测方法的设计; 实验结果表明, 在信噪比低于 -15 dB的情况下, 该方法依然能够提取出滚动轴承的故障特征频率, 且检测准确率高于 90% , 解决了弱异常信号容易被外部噪声掩盖的问题, 能够避免滚动轴承早期故障损伤的持续扩展。

关键词: 多稳态随机共振模型; 滚动轴承; 弱异常信号; 信号检测; 失效作用; 特征频率

Weak Abnormal Signal Detection Method for Rolling Bearings Based on Multi-stable Stochastic Resonance Models

ZHAO Haixiao^{1,2}, WU Qingguo¹

(1. Kunming branch, Xi'an precision machinery research institute, Kunming 650000, China;

2. Kunming Wuxi Science Industry and Trade Co., Ltd., Kunming 650000, China)

Abstract: For early damage of rolling bearings, their abnormal signals are relatively weak and easily masked by external noises. If these signals cannot be detected, it may cause the continuous expansion of fault damages. Therefore, a weak abnormal signal detection method for rolling bearings based on a multi-stable stochastic resonance model is proposed. The Langevin equation is used to describe variable scale stochastic resonance and solve the multi-stable potential function, completing the design of the multi-stable stochastic resonance model. On this basis, research is conducted on the resonance characteristics of weak abnormal signals in rolling bearings from both low-frequency and high-frequency perspectives, which analyzes weak abnormal signals in bearings based on the multi-stable stochastic resonance model. And by analyzing the failure modes of rolling bearing structures, the characteristic frequency of weak anomalies is estimated, and the vibration signal is used to complete the detection, achieving the design of the weak anomaly signal detection method for rolling bearings. Experimental results show that with a signal-to-noise ratio of below -15 dB, this method can still extract the fault characteristic frequency of rolling bearings, and the detection accuracy is higher than 90% , which solves the problem of weak abnormal signals easily masked by external noise, thus avoiding the continuous expansion of early fault damage for rolling bearings.

Keywords: multi-stable stochastic resonance model; rolling bearing; weak abnormal signal; signal detection; failure mode; characteristic frequency

收稿日期:2025-09-09; 修回日期:2025-11-07。

作者简介:赵海潇(1980-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:赵海潇,武庆国.多稳态随机共振模型下滚动轴承弱异常信号检测方法[J].计算机测量与控制,2026,34(5):94-102,113.

0 引言

滚动轴承弱异常是指轴承在早期故障阶段所表现出的细微损伤或局部缺陷问题, 通常具有低信噪比、表现微弱、信号不明显、容易被外部噪声干扰等特点, 通过一般的识别方法, 难以在原始信号的频域和时域波谱中对其进行准确检测^[1]。滚动轴承作为旋转机械的核心组成部件, 在早期故障中所产生弱异常信号的振动能量极低。不同于正常信号, 弱异常信号的振动表现并不固定, 既可能长期处于稳定状态, 也有可能迅速恶化, 因此在长期检测过程中需对其进行动态化监控^[2]。弱异常信号的持续扩展可能造成滚动轴承的连锁故障, 如果损伤危及到了轴、齿轮等主要机械结构, 还有可能因未及时检测而造成灾难性问题, 不但会造成经济损失和生产中断, 还将对机械元件的使用寿命造成影响。

在机械早期故障诊断中, 针对滚动轴承弱异常信号的检测主要涉及如下几种方法: 如王岩红、温笑欢、揭永琴等人提出的基于对比学习的检测方法, 建立深度编码器, 并针对特定代理任务进行监督训练, 以确保编码器能够胜任不同采样信号之间的学习差异性, 再根据差异性特征, 完成对弱异常信号的检测^[3]。如果信噪比过低可能使深度编码器在区分弱异常信号时出现识别偏差, 而这也是导致检测失准问题的主要原因。毛文涛、施华东、张艳娜等人提出了无监督张量深度迁移检测方法, 基于弱异常信号张量定义深度多任务异常检测模型, 通过超球规则适配机制, 确定异常信号与正常信号之间的差异性, 再根据异常概率贯序累积条件, 给出理论阈值, 并针对该阈值给出相应的检测结果^[4]。在早期故障检测中, 弱异常信号与正常信号之间的差异性并不突出, 所以该检测方法的准确性并不能得到有效保障。张小丽、罗鑫、李敏等人提出了基于格拉姆角分场结合连续小波变换的并行二维卷积神经网络 (GADF-CWT-GCNN, gramian angular difference field- continuous wavelet transform-genetic convolutional neural network) 的诊断方法, 采用格拉姆角场和连续小波变换将弱异常数据由一维振动信号转换成二维图像, 再将其导入归一化卷积神经网络进行检测^[5]。多模型运算使得输入数据的真实性受到了影响, 故检测结果的准确性也就出现了一定程度下降。贺利芳、徐家琦、黄笑笑提出了基于双输入信号驱动的检测方法, 利用输出谱放大函数放大弱异常信号, 再在绝热近似理论上对放大信号进行连续运算, 从而获得与目标故障表现相关的检测结果^[6]。输出谱放大函数虽然突出了弱异常信号, 但由于该函数不能准确区分弱异常信号与正常信号, 所以其检测准确性并不能完全满足实际应用需求。

马强^[7]等人基于强噪声背景, 对双稳态随机共振进

行改进, 推出一种三稳态随机共振轴承故障诊断方法。通过描述布朗粒子在噪声信号和周期信号作用下, 在三稳态非线性随机共振系统中发生的跃迁现象, 分析不同参数情况下, 系统势函数的变化情况。利用三稳态随机共振四阶龙格-库塔方法求轴承故障信号, 通过变时间尺度方法对非线性系统进行优化, 对强噪声环境下的滚动轴承进行故障诊断。靳艳飞^[8]等人提出了一种应用改进多稳态随机共振模型进行轴承微弱故障诊断的方法。在高斯白噪声和周期性激励作用下, 推导得到了改进多稳态系统的平均首次穿越时间和功率谱放大因子的解析, 并将改进的多稳态随机共振模型应用于轴承内外圈的微弱故障诊断。Zhang^[9]等人新的混合势函数将绝对值功率项与3个高斯函数相结合, 实现了单稳态和多稳态之间的自适应转换, 并利用量子遗传算法 (QGA) 实现了多个参数的独立优化。结合级联反馈系统和振动共振, 大大提高了信号处理能力。Jiao S^[10]等人提出了一种周期性调制的二维多稳态随机共振系统 (PTMSR)。通过引入周期加权因子可以对系统进行修正, 以利于稳态之间的转换, 提高系统的性能。然而, 当前多稳态随机共振模型在滚动轴承检测中主要面临两大瓶颈: 大频率信号自适应处理能力不足: 文献 [7-8] 的现有模型多采用固定参数的变尺度方法来处理大频率信号, 缺乏对未知或变化故障频率的内置自适应机制, 导致其在复杂工况下的普适性和鲁棒性不足; 多结构耦合失效场景下的检测精度问题: 文献 [7-10] 的现有模型缺乏对更符合实际的多结构耦合故障 (如滚动体与内圈同时损伤) 的探究。模型缺乏从混叠信号中有效分离和识别不同故障源的机制, 导致在耦合故障下的诊断精度难以保证。这两大瓶颈限制了该技术走向更复杂的工程实际应用。

为更好应对上述问题, 准确检测出被外部噪声所掩盖的弱异常信号, 设计基于多稳态随机共振模型的滚动轴承弱异常信号检测方法。

1 多稳态随机共振模型设计

在滚动轴承弱异常信号分析中, 以朗之万方程为核心描述布朗运动与信号-噪声耦合机制, 通过引入变尺度随机共振解决大频信号下的模型失效问题, 并结合势函数构建多稳态随机共振模型, 形成适配滚动轴承弱异常信号检测的非线性模型。

朗之万方程是一种特殊的随机微分方程, 可以用来描述目标对象的布朗运动, 通过研究单一布朗粒子在分子间碰撞作用力与流体阻力共同作用下的反应情况, 分析目标对象的运动状态。在朗之万方程中, 阻尼力作用与随机力共同存在, 这也是导致布朗粒子运动轨迹表现出无规则涨落现象的主要原因。“随机力”代表滚动轴

承工作环境中的背景噪声和机械振动干扰（如轴承摩擦、外部激励等），其量化获取方式是通过加速度传感器采集振动信号，并建模为高斯白噪声。对于朗之万方程的描述如公式（1）所示：

$$-\delta \frac{ds}{dt} + \xi(t) = a \frac{d^2s}{dt^2} \quad (1)$$

t 表示时间， a 表示目标对象的质量， s 表示布朗运动位移， $\delta \frac{ds}{dt}$ 表示目标对象在布朗运动中受到的阻力， $\xi(t)$ 表示目标对象受到的随机力作用，本文将随机力 $\xi(t)$ 建模为高斯白噪声，其具有以下统计特性：零均值： $[\xi(t)] = 0$ ； δ -相关： $[\xi(t)\xi(t')] = 2D\delta(t-t')$ 。其中， $[\cdot]$ 表示统计期望或系综平均， D 表示噪声强度， $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克 δ 函数。

基于滚动轴承弱异常信号检测设计多稳态随机共振模型，应在朗之万方程中考虑噪声和信号的共同作用。为实现布朗粒子在势阱间的自由跃迁，可以在信号频率或势垒高度与噪声强度匹配时，将滚动轴承的噪声能量转移至不包含弱异常检测信号的频段内，并以此达到提升输出信噪比的目的，形成稳定的“共振”效应。基于公式（1），可将多稳态随机共振模型的朗之万方程表示为：

$$F = -a \frac{d^2s}{dt^2} + G(t) + H(t) \quad (2)$$

$G(t)$ 表示待检测的微弱周期信号， $H(t)$ 表示噪声强度。结合微弱周期信号与噪声强度可以定义多稳态系统的势阱结构，从而保证共振模型对弱异常信号的准确检测。

变尺度随机共振在朗之万方程的基础上，通过针对性压缩大频信号实现微弱信号的随机共振，提高了输入信号的信噪比，同时也实现了对微弱故障特征的准确描述。稳定的随机共振理论容易受到噪声参数的影响，特别是在朗之万方程运算值远大于 1 的情况下，稳定的随机共振将不再适用，尝试一组新的非线性变换关系才能保证多稳态系统的“共振”效应，即变尺度随机共振。将噪声分量 $g(t)$ 变化为 $g\left(\frac{\alpha t}{\chi}\right)$ ， $g\left(\frac{\alpha t}{\chi}\right)$ 表示将 $g(t)$ 在频域上压缩了 $\frac{1}{\chi}$ 、在时域扩展了 α 倍。由于 $g(t)$ 定义符合稳定的随机共振条件（ $g(t) \neq 0$ 恒成立），则在变尺度随机共振下恒有 $g\left(\frac{\alpha t}{\chi}\right) = \beta F$ 成立（ β 表示非线性变换参数）。在 $g(t) \neq g\left(\frac{\alpha t}{\chi}\right)$ 时，恒有：

$$h(t) = \frac{dg\left(\frac{\alpha t}{\chi}\right)}{dg(t)} = \frac{1}{\chi} \beta F + f\left(2\pi j \frac{\alpha}{\chi}\right) \quad (3)$$

$h(t)$ 表示变尺度随机共振， f 、 j 均表示微弱信号

的小参数。变尺度随机共振使得噪声幅值缩小为原信号的 $\frac{1}{\chi}$ 、使得微弱信号幅值放大为原信号的 α 倍。多稳态系统中同时包含多个不同状态的稳定平衡点，在朗之万方程运算值远大于 1 时，这些平衡点可以适应不同频率和幅值的噪声与微弱信号。在此基础上，进一步结合变尺度随机共振可以保证微弱信号质量的同时，进一步提升信号增强效果。

在随机共振理论中，势函数的结构决定了系统对噪声的利用效率和信号增强能力。为给滚动轴承弱异常信号检测选择最合适的非线性模型，本研究首先对比了常见的双稳态（Bi-Stable）、三稳态（Tri-Stable）与四稳态（Quadri-Stable）模型。

1) 双稳态模型：具有两个势阱和一个势垒。该模型结构简单，是随机共振中最经典的模型。然而，其势阱形态相对固定，在应对极低信噪比的复杂信号时，其噪声能量向目标信号的转移效率有限，对微弱特征的增强能力达到瓶颈。

2) 四稳态模型，拥有 4 个势阱和 3 个势垒。更复杂的势能面理论上能提供更多的状态跃迁路径。但在强噪声背景下，粒子（系统状态）更容易被“困”在某个局部势阱中，难以形成协同的、指向性的共振行为，反而可能导致系统响应不稳定，检测结果波动较大。

3) 三稳态模型：呈现“三个势阱、两个势垒”的对称结构。它介于双稳与四稳之间，既拥有了比双稳态更丰富的非线性动力学特性，能够更高效地利用噪声能量，又避免了四稳态模型因结构过于复杂而可能产生的稳定性问题。适合于从强背景噪声中提取频率成分固定的微弱周期冲击信号，这与滚动轴承早期故障信号的特征高度契合。

基于此，本章节基于三稳态势函数描述多稳态随机共振模型。在对称函数中，无论变尺度随机共振是否发生变化，三稳态势函数的中间势阱最低点始终保持不变，且中间势阱的形状也不会出现明显变化^[11]。如果信噪比增大，两外侧势阱不断向上提升，中间势阱的深度逐渐增加；而当信噪比减小时，两外侧势阱深度不断增加，左右势壁的斜率逐渐增大；而当信噪比长时间保持稳定时，两外侧势阱向中心势阱部分不断靠拢，外侧势阱向上提升且势宽度逐渐减小，使得势壁斜率迅速增加。基于公式（3），推导多稳态势函数运算式为：

$$J = \exp(-\gamma^2) + \frac{1}{2} \varphi k^2 - \frac{h(t)}{1 + \exp\left[\frac{(K_1 + K_2)}{\epsilon}\right]} \quad (4)$$

γ 表示信噪比， K_1 、 K_2 表示两外侧势阱， k 表示中心势阱， φ 、 ϵ 均为实数（ φ 、 ϵ 相互独立， φ 调节势垒高度， φ 越大势垒高度就越高； ϵ 调节势阱间距， ϵ 越大势阱

间距越小)。针对滚动轴承弱异常信号分析所设计的多稳态随机共振模型, 通过朗之万方程描述变尺度随机共振, 从而求解多稳态势函数, 由于建模过程充分考虑了噪声分量与微弱周期分量, 所以能够实现对弱异常信号的有效提取。

2 基于多稳态随机共振模型的轴承弱异常信号分析

聚焦多稳态随机共振模型在轴承弱异常信号分析中的应用, 明确了随机共振参数选取需满足噪声—信号协同、势阱深度匹配、动态共振适应三条件, 并针对小频率 (<1 Hz) 与大频率 (>1 Hz) 信号提出分治策略: 小频率直接提取共振表现, 大频率通过变尺度转换后恢复特征频率, 最终通过模型非线性特性实现微弱信号与噪声的分离, 为后续检测提供理论参数与流程支撑。

随机共振参数选取需围绕滚动轴承特性、信号特征及外部环境噪声展开, 其核心在于通过优化多稳态模型参数促进噪声参量向着弱异常检测信号的有效转移, 从而提升信噪比。在滚动轴承弱异常信号检测中, 基于多稳态模型选取随机共振参数以三稳态势函数为基础, 其定义式为:

$$L(J) = \frac{\varphi}{2} J^2 - \frac{\varepsilon}{4} J^4 + \frac{1}{6} J^6 \quad (5)$$

其中: φ 、 ε 表示两个不相等的随机共振参数, 决定了多稳态模型的非线性特性。对于 φ 与 ε 的选取需满足如下条件。为科学确定三稳态势函数 $L(J)$ 中参数 φ 与 ε 的最优取值, 本研究采用粒子群优化 (PSO, particle swarm optimization) 算法进行全局寻优。优化目标是找到一组参数组合 (φ, ε) , 使得多稳态随机共振系统的输出信噪比最大化。因此, 定义适应度函数为 $Fitness = -SNR_{output}(\varphi, \varepsilon)$ 。最小化适应度函数即等价于最大化输出信噪比。PSO 算法的数学核心在于粒子位置和速度的更新。每个粒子 i 在二维搜索空间中代表一个候选解 $(\varphi_i, \varepsilon_i)$, 其速度与位置更新公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id}^{z+1} &= \omega v_{id}^z + c_1 r_1 (pbest_{id}^z - x_{id}^z) + c_2 r_2 (gbest_d^z - x_{id}^z) \\ x_{id}^{z+1} &= x_{id}^z + v_{id}^{z+1} \end{aligned} \quad (6)$$

v_{id} 和 x_{id} 分别表示粒子 i 在维度 d ($d=1, 2$ 分别对应 φ 和 ε) 上的速度和位置, z 表示当前迭代次数, ω 表示惯性权重, 用于平衡全局和局部搜索能力, c_1 、 c_2 表示加速常数 (学习因子), 分别调节向个体最优和群体最优方向飞行的步长, r_1 、 r_2 表示介于 $[0, 1]$ 之间的随机数, $pbest_{id}$ 表示粒子 i 自身的历史最优位置, $gbest_d$ 表示整个种群的历史最优位置。

基于上述原理, 参数优化流程步骤如下: 步骤 1: 初始化。设定粒子群规模 50, 最大迭代次数 100。参数 (φ, ε) 的搜索空间均设定为 $[0.1, 5.0]$ 。在空间内随机初始化每个粒子的位置和速度。步骤 2: 适应度评估。

对于每个粒子, 将其位置 $(\varphi_i, \varepsilon_i)$ 代入多稳态随机共振模型, 处理已知的弱故障仿真信号, 并计算其适应度值。步骤 3: 更新个体与群体最优。将每个粒子当前的适应度与其个体历史最优值 $pbest_{id}$ 比较, 若更优则更新 $pbest_{id}$ 。同时, 更新全体粒子的全局最优位置 $gbest_d$ 。步骤 4: 更新粒子状态。根据速度与位置更新公式, 移动所有粒子。步骤 5: 终止判断。若达到最大迭代次数, 则停止迭代, 输出全局最优解 $gbest_d = (\varphi_{opt}, \varepsilon_{opt})$; 否则, 返回步骤 2。将 PSO 算法应用于滚动轴承弱故障仿真信号, 优化过程约在 60 代后收敛。最终得到的最优参数组合如表 1 所示。

表 1 最优参数组合

| 参数 | 搜索范围 | 最优值 φ | 最优值 ε | 最大输出信噪比/dB |
|------|--------------------------|---------------|-------------------|------------|
| -8.5 | (φ, ε) | $[0.1, 5.0]$ | 1.85 | 1.42 |

通过该优化流程, 最终获得最优参数组合 (1.85, 1.42), 确保了多稳态随机共振模型在弱信号检测中的最佳性能, 以实现有效容纳弱异常信号能量, 进而抑制外部环境噪声对目标检测对象的干扰^[12]。

针对小频率 (<1 Hz) 与大频率 (>1 Hz) 信号提出分治策略:

2.1 小频率信号随机共振

在多稳态模型中, 对于滚动轴承弱异常信号的检测, 会根据其随机共振频率的不同而选择不同的处理方式。如果弱异常信号频率小于 1 Hz (小频率信号), 多稳态模型可以直接提取其随机共振表现, 无需通过数值运算转换其频率大小^[13]。在处理小频率信号随机共振时, 联立公式 (5), 可将滚动轴承弱异常信号的小频率随机共振描述为:

$$Z_1 = \sum_{x=1}^{+\infty} \varphi L(J) x^{-l} - \varphi l^2 + \varepsilon L(J) \quad (7)$$

l 表示滚动轴承弱异常信号的小频率参数, φ 表示输入信号的频率特征, x 表示输入信号波形, l 表示小频率信号共振幅值。规定一个参数, 然后对另一个参数进行调节, 是基于多稳态模型分析小频率信号随机共振的核心内容^[14]。对于滚动轴承弱异常信号而言, 小频率信号虽然影响了检测对象的共振幅值, 但却不会对其周期性产生影响, 因此上述运算并没有对信号周期及其取值过程中的时间性范围提出明确要求。

2.2 大频率信号随机共振

滚动轴承弱异常信号频率并不一定完全存在于理论小频率条件所定义的范围内, 甚至可能出现远远超过 1 Hz (大频率信号) 的情况。如果在不进行处理的情况下直接将目标信号导入多稳态模型中, 可能无法准确描述随机共振现象, 即随机共振参数失效。因此, 在描述滚动轴承弱异常表现的大频率信号时, 首先应基于随

机共振参数对输入信号进行转换, 得到与之对应的小频率信号, 然后再按照转换条件对小频率信号进行恢复, 以确保准确描述原频率信号特征, 最后针对特征频率提取目标信号^[15]。对于大频率信号及与之对应小频率信号之间的转换如公式 (8) 所示:

$$c_{\min} \rightarrow c_{\max} [1 + \lambda \cdot L(J)] \cos(2\pi \kappa J) \quad (8)$$

c_{\max} 表示大频率信号, c_{\min} 表示与之对应的小频率信号, λ 表示调制指数, κ 表示载波频率。

基于公式 (7) 所示标准, 可将大频率信号 c_{\max} 的随机共振描述为:

$$Z_2 = Z_1 = \sum_{t=1}^{+\infty} \varphi c_{\max} x^{-t} - \varphi t^2 + \varepsilon c_{\max} \quad (9)$$

将大频率信号转换为小频率信号, 再利用多稳态随机共振模型增强滚动轴承弱异常信号检测中的微弱信号表现, 其目的在于突破环境噪声即高频输入对小参数信号的限制, 将表现不突出的信号随机共振行为分离出来, 以实现强噪声背景下对微弱信号的有效检测^[16]。基于多稳态随机共振模型分析轴承弱异常信号, 利用多稳态系统描述输入信号的随机共振行为, 在滚动轴承弱异常信号检测中, 通过该方法可以更准确描述信号特征。

3 滚动轴承的弱异常信号检测

利用多稳态随机共振模型描述滚动轴承基本结构在弱异常表现下的失效作用, 结合滚动轴承基本结构失效模式 (滚动体、内圈、外圈、保持架), 通过特征频率预估与随机森林 (RF, random forest) 算法筛选关键振动信号, 利用多稳态随机共振模型非线性增强微弱信号, 最终在强噪声背景下实现弱异常信号的精准检测, 为轴承早期故障诊断与设备维护提供可靠技术方案。

3.1 滚动轴承基本结构在弱异常表现下的失效作用

滚动轴承的基本结构包括滚动体、内圈、外圈、保持架四部分, 如图 1 所示。在弱异常表现下, 对滚动轴承失效作用的分析可以通过结构特性与失效机理之间的关联性进行描述^[17]。

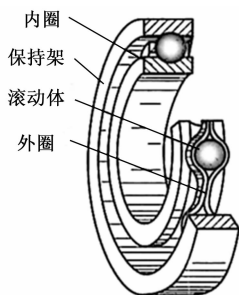


图 1 滚动轴承基本结构

1) 滚动体失效:

滚动体结构在滚动轴承弱异常信号下的失效作用多

表现为冲击振动, 且随着轴承转动时间的延长, 冲击脉冲的密度不断下降。对于滚动体失效作用的描述如公式 (10) 所示:

$$X_1 = \frac{b}{B} \left[1 - \left(\frac{Z_1}{Z_2} \cos \mu \right)^2 \right] \times v \quad (10)$$

b 表示节圆直径, B 表示滚动体直径, μ 表示轴承滚动体接触角, v 表示轴承的滚动转速。

2) 内圈失效:

内圈与轴配合过松是导致轴承内圈失效表现的主要原因。在弱异常信号下, 内圈失效会使轴承接触面产生微小的相对滑动^[18]。对于内圈失效作用的描述如公式 (11) 所示:

$$X_2 = \frac{C}{2} \left(1 + \frac{Z_1}{Z_2} \cos \mu \right) \times v \quad (11)$$

C 表示轴承滚动体数量。

3) 外圈失效:

外圈失效会导致轴承接触面的应力分布不均, 从而使滚动体结构发生倾斜。在弱异常信号下, 接触面外圈边缘的应力有可能增大至额定值的数倍。对于外圈失效作用的描述如公式 (12) 所示:

$$X_3 = \frac{C}{2} \left(1 - \frac{Z_1}{Z_2} \cos \mu \right) \times v \quad (12)$$

4) 保持架失效:

保持架失效会导致轴承滚动体所承担的动态摩擦不断增大, 在弱异常信号下, 摩擦功率直接影响轴承结构的滚动效果。对于保持架失效作用的描述如公式 (13) 所示:

$$X_4 = m \nu o (Z_1 + Z_2) + \frac{N}{M} \quad (13)$$

m 表示滚动轴承等效质量, ν 表示滚动阻尼, o 表示轴承刚度, M 表示外部载荷, N 表示弱异常信号所造成的微小扰动。

5) 多结构耦合失效:

前述分析均针对单一结构失效, 然而在实际工业场景中, 滚动轴承的早期弱异常往往表现为多结构耦合失效。例如, 滚动体表面的微小剥落 (点蚀) 在运行过程中会持续冲击内圈滚道, 极易诱发内圈材料的疲劳裂纹, 形成“滚动体—内圈联合失效”。此种耦合失效产生的振动信号并非单一故障信号的简单叠加, 而是会引入非线性调制效应, 使得信号特征更为复杂, 对检测方法提出了更高要求。当滚动体与内圈同时存在弱异常时, 其振动信号 $s_{\text{coup}}(t)$ 可视为由以下成分耦合而成:

滚动体通过内圈故障点时产生的周期性冲击 $h_{iv}(t)$ (以内圈故障频率 f_{BPFI} 为周期)。带有损伤的滚动体自身旋转产生的周期性冲击 $h_b(t)$ (以滚动体故障频率 f_{BSF} 为周期)。两者相互作用产生的调制项。基于线性叠加原

理并考虑其调制效应,耦合振动信号模型可表述为:

$$s_{\text{coup}}(t) = [A_x + A_b \cdot \cos(2\pi f_{\text{BSF}} + \varphi_b)] \cdot \cos(2\pi f_{\text{BFFI}} + \varphi_x) + n(t) \quad (14)$$

A_x, A_b 分别表示内圈和滚动体故障的冲击强度, φ_x, φ_b 分别表示初始相位, $n(t)$ 表示背景噪声。对该模型进行简化,发现耦合效应下最突出的特征频率成分集中于各单故障特征频率的和频与差频附近。因此,滚动体内圈联合失效的耦合特征频率 f_{coup} 可通过以下公式进行预估:

$$f_{\text{coup}} = |m \cdot f_{\text{BFFI}} \pm n \cdot f_{\text{BSF}}| \quad (15)$$

m, n 表示谐波阶数,通常取1,则当 $m=n=1$ 时的一阶和频与差频成分最为显著,即: $f_{\text{coup}} = |f_{\text{BFFI}} \pm f_{\text{BSF}}|$ 。

弱异常下,滚动轴承基本结构的失效表现之间存在强耦合性,基于多稳态随机共振模型描述失效作用时,必须考虑小频率信号、大频率信号之间的随机共振关系,才能够保证弱异常检测的准确性。

3.2 轴承弱异常检测

结合滚动轴承的动力学特性来看,其在工作时基本不会发生空转。由于滚动体、内圈、外圈及保持架直接受到外部载荷的影响,所以在弱异常表现下如果这些基本结构发生失效,则会使轴承旋转轴的位置发生偏移,不但影响轴承零部件受力,还会导致振动问题^[19]。预估滚动轴承弱异常特征频率,就是在已知轴承基本结构振动的情况下,确定失效作用对弱异常信号的影响。振动故障往往使滚动轴承在装配时难以具有足够高的精度水平,或者在内圈、外圈结构没有对齐的情况下,使轴承其他零部件产生具有明显衰减特性的关联振动表现^[20]。以内圈失效、外圈失效为例,可将滚动轴承弱异常特征频率的预估运算表示为:

$$Q = \begin{cases} X_2 \times 10^2 \frac{\omega \vartheta (\vartheta^2 - 1)}{e^2 \sqrt{\vartheta^2 + 1}} \\ X_3 \times 10^2 \frac{\omega' \vartheta (\vartheta^2 - 1)}{e'^2 \sqrt{\vartheta^2 + 1}} \end{cases} \quad (16)$$

其中: ϑ 表示固有频率下的弱异常信号特征阶数, ω 表示内圈宽度, e 表示内圈厚度, ω' 表示外圈宽度, e' 表示外圈厚度。在得知滚动轴承的参数及其弱异常特征频率后,即可以确定各类失效作用所对应的具体异常表现。如果采样信号中检测出了这其中的某个频率成分,则可以判断滚动轴承存在与该特征频率所对应的弱异常信号。

在滚动轴承弱异常信号检测中,面向弱异常特征频率的振动信号选择可以结合基于随机森林的多稳态随机共振模型。随机森林算法用于振动信号的选择主要在于每个弱异常特征频率在随机森林中构建决策树所做出的具体贡献^[21]。在决策树构建过程中,可以针对弱异常特征频率参量进行有放回抽取,在此期间对于分类有较

好作用的特征将首先被提取,其所对应的数据样本就是多稳态随机共振模型检测所需的轴承弱异常振动信号^[22]。利用随机森林特征选择弱异常振动信号的主要步骤如下。

步骤一:采用抽样放回的方法从弱异常特征频率候选集中选取 r 维特征作为振动信号的一个随机训练集;

步骤二:利用取样所得的样本集构建随机森林决策树,生成每一个分割节点时,随机不重复的选择振动信号,用于每一次决策叶子节点的划分,其中分割效果越好(振动表现越突出的信号)的特征越先被使用。

假设有 u 列特征、 i 棵决策树、 o 种弱异常特征频率类别,计算第 u 列特征频率在随机森林所有决策树中节点分裂不纯度的平均改变量运算为:

$$W = 1 - \sum_{o=1}^{+\infty} (E_{ru})^i \quad (17)$$

E_{ru} 表示 r 维特征中类别 u 所占比例。

在平均改变量不为零,即 $W = 1 - \sum_{o=1}^{+\infty} (E_{ru})^i \neq 0$ 成立的情况下,可将面向弱异常特征频率的滚动轴承振动信号选择表示为:

$$R = \frac{\sqrt{2W}}{Q} y^{-1/\theta} \quad (18)$$

y 表示随机森林算法所提取的弱异常特征频率, θ 表示目标取样信号的振动幅值。振动信号是滚动轴承弱异常检测的关键对象,其取样结果将直接影响弱异常信号检测的准确性。

利用振动信号检测滚动轴承弱异常信号的难点在于从同时包含噪声与目标信号的复杂环境背景中,提取出微弱的异常特征参量。基于振动信号表达式可知,轴承异常表现可能引发周期性的信号冲击,从而导致原振动信号中产生特定频率成分^[23]。在实际检测过程中,特定频率成分对于弱异常检测信号的影响与环境造成基本相同。由于多稳态随机共振模型对于输入数据的描述具有符号非线性表达条件,所以通过非线性运算将弱异常信号与噪声干扰转移至目标检测对象中,就可以达到增强弱信号振动特征的目的^[24]。设 ω 表示振动信号的样本个数, ν 表示弱异常检测信号的振动带宽, τ 表示信号冲击的周期性, n 表示周期性参数 τ 的最大取值, p_τ 表示第 τ 个弱异常信号, p_n 表示第 n 个弱异常信号, U 表示置信度参数,联立公式(18),可将滚动轴承弱异常信号检测表示为:

$$Y = \frac{1}{\omega} \sum_{\tau=1}^n R \left(\frac{p_n - p_\tau}{U} \right) \quad (19)$$

多稳态随机共振模型下滚动轴承弱异常信号检测方法通过设计多稳态势函数,在噪声环境下实现了对轴承早期故障表现的高精度检测,为机械设备故障损伤的预防提供了可靠的技术支撑。

4 实验分析与研究

4.1 实验环境

本次实验意在通过不同方法对滚动轴承弱异常信号的检测，分析所研究方法在轴承早期故障损失诊断中的可行性。本实验采用压电式加速度传感器（型号 CA-YD-185，灵敏度约为 100 mV/g）在轴承座径向方向采集振动信号。信号经数据采集卡（NI USB-4431，24 位分辨率）进行模数转换，采样频率设置为 12.8 kHz，以满足故障特征频率的奈奎斯特采样定理。采集到的原始数据传输至上位机，使用 MATLAB R2021a 进行预处理及后续分析。所提方法的完整实现流程如下。

步骤 1：信号输入与预处理。输入原始振动信号，并进行去趋势和带通滤波处理。

步骤 2：参数初始化。载入经过 PSO 优化得到的三稳态随机共振模型最优参数。

步骤 3：随机共振处理。根据输入信号为小频率或大频率信号，选择相应的随机共振处理路径对信号进行非线性增强。

步骤 4：特征提取。对共振输出信号进行傅里叶变换，计算其频谱，并利用随机森林算法筛选出与弱异常特征频率最相关的振动信号成分。

步骤 5：结果判定与输出。将提取的特征频率与理论计算的轴承故障特征频率进行匹配，若在频谱中显著出现理论特征频率及其谐波，则判定存在对应故障，并输出诊断结果。

4.2 滚动轴承弱异常信号检测

对于滚动轴承而言，如果存在弱异常表现，则代表已经出现了早期故障问题，在实际应用过程中，其振动信号幅值会出现一定程度的改变，对于振动信号的测试如图 2 所示。因此，对于信号振动情况的判定也可以用于分辨轴承是否存在弱异常表现。选择 NU204EM 型号的圆柱滚子轴承作为实验对象，出于对实验结果准确性的保障，对于轴承接触角、滚动体直径、节圆直径、滚动体个数提出表 2 所示要求。

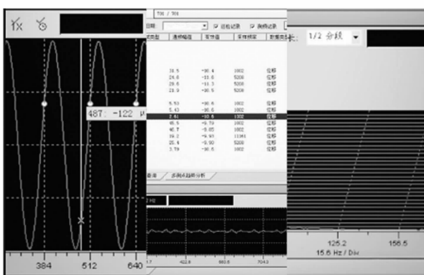


图 2 弱异常故障下的信号振动测试

以内圈故障、外圈故障作为滚动轴承的早期异常现象，如图 3 所示，实验过程中通过对早期故障问题下弱异常信号的诊断，分析所研究实验方法的检测准确性。

表 2 测试轴承的相关参数要求

| 项目 | 具体参数 |
|--------|----------------|
| 滚动轴承 | NU204EM 圆柱滚子轴承 |
| 接触角 | 0° |
| 滚动体直径 | 7.0 mm |
| 轴承节圆直径 | 33.5 mm |
| 滚动体个数 | 10 个 |

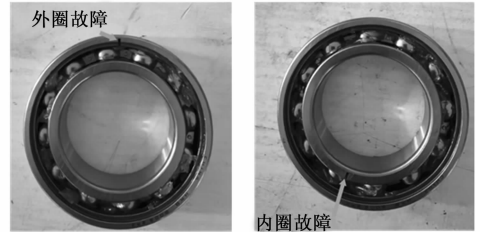


图 3 轴承弱异常故障实物图

通过不同实验方法对故障特征频率的取样能力，分析所研究方法能否检测出滚动轴承的弱异常信号，如果特征频率检测值出现了明显异于基频信号的部分，则表示检测结果符合弱异常信号特征。在信噪比低于 -15 dB 的情况下，基于多稳态随机共振模型下的滚动轴承弱异常信号检测方法、基于对比学习的检测方法、无监督张量深度迁移检测方法设计实验，详情如图 4 所示。

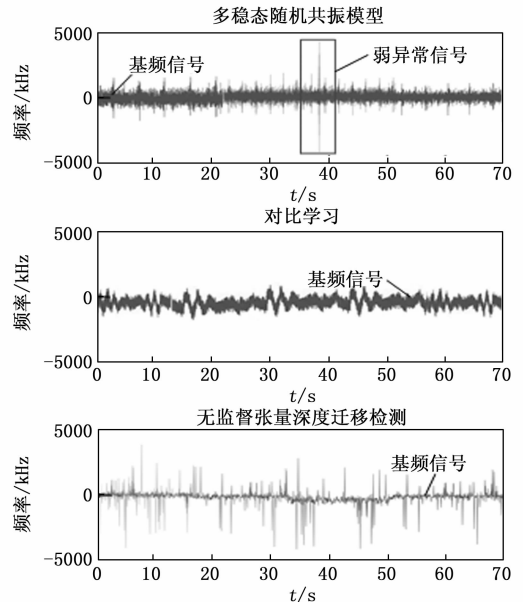


图 4 弱异常信号的故障特征频率检测

分析图 4 可知，在信噪比低于 -15 dB 的情况下，多稳态随机共振模型下的滚动轴承弱异常信号检测方法明确检测出了异于基频信号故障特征频率，表示该方法能够检测出轴承弱异常信号。基于对比学习的检测方法对于基频信号的检测较为有效，但由于故障特征频率曲线中缺少明显异常部分，所以该方法并不能有效检测出

轴承弱异常信号。无监督张量深度迁移检测方法对于基频信号的检测也较为有效, 然而故障特征频率曲线中包含大量的异常部分, 表示该方法对于噪声干扰的过滤能力较为有限, 因此该方法也不能有效检测出轴承弱异常信号。

信号强度可以用来描述所研究方法对弱异常信号的检测准确率, 以 0 dB 作为基准值, 如果正、负两个方向上的检测结果与理论情况较为符合, 则表示检测准确率较高。基于不同方法检测轴承弱异常信号强度, 详情如图 5 所示。

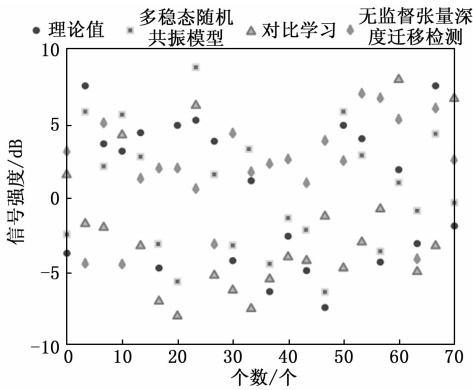


图5 信号强度检测

理想情况下, 信号强度为正的节点数量为 12 个、信号强度为负的节点数量为 10 个。多稳态随机共振模型下的滚动轴承弱异常信号检测方法检测到信号强度为正的节点数量为 11 个、信号强度为负的节点数量为 11 个, 错误检测的节点为 2 个, 检测准确率为 90.9%; 基于对比学习的检测方法检测到信号强度为正的节点数量为 5 个、信号强度为负的节点数量为 17 个, 错误检测的节点为 14 个, 检测准确率为 36.4%; 无监督张量深度迁移检测方法检测到信号强度为正的节点数量为 18 个、信号强度为负的节点数量为 4 个, 错误检测的节点为 12 个, 检测准确率为 45.5%。综上可知, 多稳态随机共振模型下的滚动轴承弱异常信号检测方法的检测准确率更高, 在解决轴承早期故障损伤问题方面的作用也就更突出。

4.3 滚动轴承弱异常信号检测量化测试分析

为了更公平地与文献 [5] 方法、文献 [6] 方法进行比较, 选取普适性较强的召回率、准确率及 F1 值作为此次弱异常信号检测测试的评价标准。

准确率 J_z 是正确划分的异常信号数量与预测为异常信号数量的比值。如方程 (20) 所示:

$$J_z = \frac{TP}{TP + FP} \quad (20)$$

式中, TP 表示正确划分的异常异常信号数量, FP 表示预测为的异常异常信号数量。 F_1 值是准确率和召回率

的一种调和平均值。 F_1 值越高, 说明方法的检测性能越好:

$$F_1 = \frac{2(J_z * A_c)}{J_z + A_c} \quad (21)$$

式中, A_c 表示召回率。在上述 2 指标下, 为全面评估本文方法的性能, 设计了多组对比实验。实验不仅采用了 NU204EM 轴承, 还增加了 6 205 深沟球轴承与 30 204 圆锥滚子轴承。在每个轴承上, 分别设置了不同程度的故障, 分别为内圈微裂纹 (0.3 mm, 1.0 mm) 与滚动体点蚀 (直径 0.2 mm, 0.5 mm)。基于此, 进一步选用在综述中具有代表性的文献 [7] 改进三稳态方法与文献 [9] 自适应混合势函数方法进行对比测试分析。结果如表 3 所示。

表3 准确率测试结果

| 轴承 | 故障类型与程度 | 文献[7]方法 | 文献[9]方法 | 本文方法 |
|----------------|---------------|---------|---------|------|
| NU204EM 圆柱滚子轴承 | 内圈裂纹(0.3 mm) | 70.5 | 75.2 | 85.1 |
| | 内圈裂纹(1.0 mm) | 82.3 | 85.7 | 93.8 |
| | 滚动体点蚀(0.2 mm) | 65.8 | 72.4 | 80.3 |
| | 滚动体点蚀(0.5 mm) | 78.1 | 83.6 | 89.5 |
| 6205 深沟球轴承 | 内圈裂纹(0.3 mm) | 68.9 | 73.8 | 83.5 |
| | 内圈裂纹(1.0 mm) | 80.1 | 84.2 | 92.1 |
| | 滚动体点蚀(0.2 mm) | 64.2 | 70.5 | 78.9 |
| | 滚动体点蚀(0.5 mm) | 76.3 | 81.9 | 87.7 |
| 30204 圆锥滚子轴承 | 内圈裂纹(0.3 mm) | 69.7 | 74.5 | 84.3 |
| | 内圈裂纹(1.0 mm) | 81.0 | 85.0 | 92.9 |
| | 滚动体点蚀(0.2 mm) | 65.0 | 71.2 | 79.6 |
| | 滚动体点蚀(0.5 mm) | 77.2 | 82.5 | 88.4 |
| 平均值 | — | 73.3 | 78.4 | 86.4 |

根据上表的实验结果, 可以得知, 本文方法的综合性能优势显著。在所有轴承型号和故障程度下, 本文方法的检测准确率均稳定且显著高于两种对比方法。其综合平均准确率达到 86.4%, 分别比文献 [7] 方法的 73.3% 和文献 [9] 方法的 78.4% 高出约 13.1 和 8.0 个百分点。这充分证明了本文所提出的模型与优化策略在弱异常信号检测上的有效性和先进性。3 种方法对程度更严重的故障 1.0 mm 裂纹与 0.5 mm 点蚀的检测准确率均高于轻微故障 0.3 mm 裂纹、0.2 mm 点蚀。这是因为严重故障产生的冲击能量更高, 特征频率成分更易于被捕捉。而本文方法在检测微弱故障时优势最为突出。例如, 对于 NU204EM 轴承的 0.3 mm 内圈裂纹, 本文方法准确率为 85.1%, 而文献 [7] 和 [9] 方法仅分别为 70.5% 和 75.2%。这凸显了本文方法通过 PSO 优化的三稳态模型在利用噪声能量增强极其微弱信号方面的卓越能力, 对于滚动轴承的早期预警具有重要意义。结果表明本组系统性对比实验从多个维度验证了本文方法不仅在单一指标上领先, 更在综合性、泛化

性和对早期微弱故障的敏感性上全面优于现有的先进方法,为解决滚动轴承早期弱异常检测的难题提供了一种更可靠的解决方案。

基于此,进行不同噪声类型下与不同信噪比下,轴承弱异常信号的 F_1 值的测试结果。

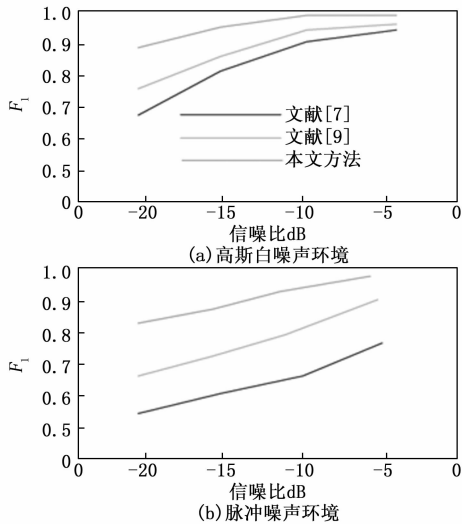


图 6 F_1 值测试结果

根据以上两个数据结果分析,可以得出本文方法综合性能领先,稳定性更佳,在两种噪声环境的任何信噪比条件下,本文方法的 F_1 值均显著且稳定地高于两种对比方法。这证明了本文方法综合性能(精确率与召回率的平衡)的优越性。特别在-15 dB这一极具挑战性的低信噪比条件下,本文方法在 Gauss 和脉冲噪声中的 F_1 值分别达到 89.1% 和 81.6%,分别平均领先文献 [7] 和 [9] 方法,优势非常明显。随着信噪比从-5 dB 恶化至-20 dB,所有方法的性能均出现下滑,但本文方法的下降幅度最缓。这充分体现了本文方法所构建的三稳态随机共振系统,在极低信噪比环境下仍能高效地将噪声能量转移至微弱故障信号,从而维持了更高的检测稳定性与可靠性。且对比两个图像结果可发现,在相同信噪比下,所有方法在脉冲噪声中的 F_1 值均低于在 Gauss 噪声中的值。然而,本文方法的性能衰减远小于对比方法。在-20 dB 的恶劣脉冲噪声环境中,本文方法的 F_1 值仍能保持在较高水平。这证明了本文通过 PSO 优化的模型参数,能够更好地抑制这种非 Gauss、突发的噪声干扰,抗脉冲冲击能力更强。

5 结束语

对于滚动轴承故障的诊断,多稳态随机共振模型通过对弱异常信号的识别,解决了一般方法在调制信号时存在的局限性问题,为故障信号检测提供了全新的实施方案。多稳态随机共振模型下滚动轴承弱异常信号检测方法通过郎之万方程、势函数分析弱异常信号的失效表现,又根据目标信号的特征频率,选择合适的振动标

准完成检测。随着多稳态随机共振技术的发展,滚动轴承等机械元件的故障检测将继续向着高度集成化、智能化的方向发展,一方面融合共振参数与其他学习算法,实现对机械设备异常特征的自主识别,另一方面多级传感器提升检测算法的鲁棒性,解决弱信号容易受到外界干扰的问题。未来对于滚动轴承弱异常信号的检测将以实现非线性特征解耦、参数自适应调整为目标,力求为机械化设备的智能制造提供有效的技术支持。

参考文献:

- [1] 孙 祯, 周素霞. 基于一维多尺度神经网络和库普曼池化的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24 (24): 10297-10304.
- [2] 俎海东, 李晓波, 张万福, 等. 基于自适应变分模态分解的滚动轴承故障特征提取方法研究 [J]. 热能动力工程, 2024, 39 (2): 194-204.
- [3] 王岩红, 温笑欢, 揭永琴, 等. 基于对比学习的滚动轴承早期故障在线检测方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (14): 229-236.
- [4] 毛文涛, 施华东, 张艳娜, 等. 轴承在线早期故障检测的无监督张量深度迁移学习方法 [J]. 控制与决策, 2024, 39 (3): 867-876.
- [5] 张小丽, 罗 鑫, 李 敏, 等. 基于 GADF-CWT-GCNN 的滚动轴承故障诊断方法研究 [J]. 西北工业大学学报, 2024, 42 (5): 866-874.
- [6] 贺利芳, 徐家琦, 黄笑笑. 基于双输入信号驱动的耦合分段对称三稳随机共振的轴承故障检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38 (5): 98-111.
- [7] 马 强, 王宇航, 王智冲. 基于三稳态随机共振的轴承故障诊断研究 [J]. 中国测试, 2023, 49 (7): 89-94.
- [8] 靳艳飞, 安永辉. 基于改进多稳态系统随机共振的轴承微弱故障诊断 [J]. 北京理工大学学报, 2024, 44 (5): 447-457.
- [9] ZHANG G, LEI L, LIU W. Adaptive vibration assisted hybrid potential enhanced cascaded multi-stable stochastic resonance in bearing fault diagnosis [J]. Chaos, Solitons and Fractals; the Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, and Nonequilibrium and Complex Phenomena, 2025, 201 (2): 117315-117315.
- [10] JIAO S, CUI W, GAO R, et al. Periodic modulation enhanced multistable stochastic resonance with power spectral entropy for unknown weak signal detection [J]. Chaos, Solitons and Fractals; the Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, and Nonequilibrium and Complex Phenomena, 2025, 200 (1): 116954-116954.
- [11] 王 扬, 徐映红, 赵焯丹, 等. (1+1) 维非线性薛定谔方程 PT 对称势函数的数值反演 [J]. 物理学报, 2025, 74 (13): 103-110.

(下转第 113 页)