基于人工智能模型的汽车变速箱轴承故障诊断应用研究*

邓世凯[1]　王显秋[2]

（1.湖南财经工业职业技术学院，衡阳 421002；2.湖南交通工程学院，衡阳 421009）

【摘要】针对霜冰优化算法（RIME）在处理高维混合变量时易早熟收敛、参数自适应能力不足，以及长短期记忆（LSTM）网络超参数依赖人工设定而影响诊断性能的问题，提出了一种基于改进RIME算法优化LSTM网络的故障诊断方法，并应用于汽车变速箱滚动轴承的多工况故障识别。首先，对原始RIME算法进行3项关键改进以克服其早熟收敛及处理高维混合变量时参数自适应能力不足的缺陷：引入基于种群多样性的自适应参数调整策略以平衡算法探索与开发能力；设计莱维飞行全局扰动机制以增强跳出局部最优的能力；提出混合搜索空间编码方案以高效处理连续与离散超参数。标准测试函数上的仿真试验表明，改进后的RIME算法在收敛速度与求解精度上均获得显著提升。其次，在此基础上，将改进RIME算法应用于优化LSTM网络的关键超参数，构建了改进RIME-LSTM故障诊断模型。最后，利用自建汽车变速箱滚动轴承故障综合模拟试验台进行试验研究，试验结果表明，所提改进RIME-LSTM故障诊断方法的诊断准确率达99.98%，F_1分数达到99.75%，其性能显著优于PSO-LSTM、GWO-LSTM等对比方法。同时，噪声鲁棒性测试显示，在不同噪声水平干扰下，该方法依然能够保持最高的诊断性能。

主题词：滚动轴承　霜冰优化算法　长短期记忆网络　故障识别　诊断性能

中图分类号：TP18　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250709

Research on the Application of Fault Diagnosis of Automotive Transmission Bearings Based on Artificial Intelligence Model

Deng Shikai[1], Wang Xianqiu[2]

（1. Hunan Financial & Industrial Vocational-Technical College, Hengyang 421002; 2. Hunan Institute of Traffic Engineering, Hengyang 421009）

【Abstract】 To address the issues of premature convergence and insufficient parameter adaptability of the Rime Optimization Algorithm (RIME) when dealing with high-dimensional mixed variables, as well as the problem of the LSTM's reliance on manually set hyperparameters which affect the diagnostic performance, a fault diagnosis method based on the improved RIME algorithm optimizing LSTM is proposed and applied to the multi-condition fault identification of automotive gearbox rolling bearings. Firstly, this study makes three key improvements to the original RIME algorithm to overcome its premature convergence and insufficient parameter adaptability when dealing with high-dimensional mixed variables: introducing an adaptive parameter adjustment strategy based on population diversity to balance the exploration and exploitation capabilities of the algorithm; designing a Levy flight global disturbance mechanism to enhance the ability to escape from local optima; proposing a mixed search space encoding scheme to efficiently handle continuous and discrete hyperparameters. Simulation experiments on standard test functions show that the improved RIME algorithm has significantly improved convergence speed and solution accuracy. Secondly, on this basis, the improved RIME algorithm is applied to optimize the key hyperparameters of LSTM, and an improved RIME-LSTM fault diagnosis model is constructed. Finally, experimental research is conducted using the self-built comprehensive simulation test bench for automotive gearbox rolling bearing faults. The experimental results show that the proposed improved RIME-LSTM fault diagnosis method has a diagnostic accuracy rate of up to 99.98% and an F_1 score of 99.75%, which is significantly superior to the comparison methods such as PSO-LSTM and GWO-

*基金项目：湖南省教育科学规划课题（XJK19BZY052）；衡阳市科技局科研项目（2019jh010907）。

通信作者：王显秋（1983—），女，讲师，研究方向为计算机科学与技术、人工智能，274019976@qq.com。

LSTM. At the same time, the noise robustness test shows that this method can still maintain the highest diagnostic performance under different noise levels.

Key words: Rolling bearings for automotive gearboxes, Rime ice optimization algorithm, Long short-term memory, Fault identification, Diagnostic performance

【引用格式】邓世凯，王显秋．基于人工智能模型的汽车变速箱轴承故障诊断应用研究[J]. 汽车技术，2026(9)：53-62.

DENG S K, WANG X Q. Research on the Application of Fault Diagnosis of Automotive Transmission Bearings Based on Artificial Intelligence Model[J]. Automobile Technology, 2026(9): 53-62.

1 前言

变速箱运行状态直接影响整车的动力性、燃油经济性与行驶安全[1-2]。滚动轴承作为变速箱中基础且关键的承重与旋转部件，长期在高速、重载及变工况的恶劣环境下工作，极易产生疲劳、磨损、点蚀等故障。据统计，变速箱故障中约有30%以上与滚动轴承直接或间接相关。一旦发生故障，不仅会导致变速箱功能失效，更可能引发连锁反应，造成整个传动系统的严重损坏，甚至酿成重大交通安全事故[3]。因此，对变速箱滚动轴承进行实时、精准的故障诊断，对于实现汽车的预测性维护、保障行车安全、降低维修成本具有重要意义。

深度学习技术的引入极大推动了滚动轴承故障诊断的发展。长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络凭借其独特的门控结构，在处理非线性、非平稳的振动信号方面表现出显著优势[4]。LSTM网络能够有效捕捉时间依赖特征，避免梯度消失问题，在多工况条件下实现较高的识别精度。然而，已有研究表明，LSTM网络的诊断性能高度依赖于超参数设置（如学习率、隐层神经元数、迭代次数等）。这些超参数通常通过人工经验或反复试错方式确定，不仅耗时耗力，而且难以保证全局最优，从而限制了模型在实际工业场景中的应用[5]。

为解决超参数寻优问题，多种智能优化算法被引入LSTM网络的训练中。周志霞等[6]将麻雀搜索算法应用于LSTM网络的超参数寻优，有效提升了训练效率，但其方法在高维搜索空间中易陷入局部最优，导致诊断精度下降。张昌凡等[7]基于松鼠搜索算法构建了滚动轴承寿命预测模型，取得了较好的全局搜索性能，但在迭代后期收敛速度偏慢，表现出一定的停滞现象。这些研究表明，尽管智能优化算法在提升深度学习模型性能方面取得了一定成果，但大多数方法仍存在早熟收敛、鲁棒性不足、对混合变量自适应性有限的问题[8-10]。

为进一步改善优化效果，部分学者开始关注霜冰优化算法（Rime Optimization Algorithm，RIME）。该算法通过模拟固体-液体相变的自然过程，具备较强的搜索能力和一定的自适应特征。孙海东等[11]将RIME应用于支持向量机（Support Vector Machine，SVM）的参数优化，取得了比粒子群优化（Particle Swarm Optimization，PSO）算法和灰狼优化（Grey Wolf Optimizer，GWO）算法更快的收敛速度；朱敏等[12]尝试利用RIME进行信号特征选择，提升了分类器性能。然而，已有研究表明，RIME在高维混合变量环境中仍面临早熟收敛、跳出局部最优能力不足的问题，并且在处理连续与离散超参数的联合寻优时缺乏高效的搜索机制[13-14]。这些不足严重制约了RIME与深度学习模型的深度融合。

针对上述问题，本文开展基于改进RIME算法优化LSTM网络的汽车变速箱滚动轴承故障诊断方法研究。在算法层面，引入基于种群多样性的自适应参数调整策略，以平衡全局搜索与局部开发能力；设计莱维飞行全局扰动机制，以增强跳出局部最优的能力；提出混合搜索空间编码方案，以同时处理连续与离散超参数。在模型层面，利用改进后的RIME算法对LSTM网络关键超参数进行全局寻优，构建改进RIME-LSTM故障诊断模型。

2 相关理论基础

2.1 霜冰优化算法

RIME是一种新型的元启发式算法，其灵感来源于霜冻冰的形成过程。该算法的生长向量机制保证了神经网络模型中超参数集合的局部精细搜索，并且其随机项和竞争性淘汰机制能够促进超参数集合的全局广泛搜索。与其他元启发式算法相比，需要调节的参数相对较少，更容易使用。

RIME的核心策略是软霜搜索策略，模拟软霜粒子在霜冻冰中的运动，用于探索算法，允许算法在大范围探索和小范围开发之间切换，从而实现高效和高精度优化。软霜搜索策略的计算方程式为[15]：

$$R_{ij}^{\text{new}}=\begin{cases}R_{\text{best}j}+r_1\cdot\cos\theta\cdot\beta\cdot[h(b_{U_{ij}}-b_{L_{ij}})], & r_2<E\\ R_{ij}, & \text{其他}\end{cases}\tag{1}$$

式中：E为附着系数，影响代理的凝结概率，随着迭代次数的增加而增加；θ为环境因子；R_{ij}^{new}为粒子更新后的位置；i和j表示第i个智能体的第j个粒子；$R_{\text{best}j}$为种群中最佳的第j个粒子；r_1为(-1,1)范围内的随机数，并且控制r_1粒子运动的方向；$\cos\theta$将随着迭代次数的变化而改变；β为环境因子，跟随迭代次数变化以模拟外部环境的影响，并用于确保算法的收敛；h为粘附度，是(0,1)范围内的随机数，用于控制两个雾气粒子中心之间的距离；$b_{U_{ij}}$和$b_{L_{ij}}$分别为逃逸空间的上界和下界，可以限制粒子运动的有效区域；r_2为(0,1)范围内的随机数，与E一起控制粒子是否凝聚，即粒子位置是否更新。

该机制通过模拟霜冰粒子的附着行为，使算法在早期倾向于全局探索，后期倾向于局部精细搜索，从而实现高效优化。

式(1)中，环境因子的计算公式分别为：

$$\theta=\pi\frac{t}{10\cdot T}\tag{2}$$

$$\beta=1-\left(\frac{w\cdot t}{T}\right)\Big/w\tag{3}$$

式中：t为当前迭代次数；T为算法的最大迭代次数；β的数学模型是阶梯函数；w为随机数，默认值为5。

与软霜搜索策略不同，硬霜穿刺策略使算法中的粒子能够相互交换，提高算法的收敛速度和跳出局部最优的能力，颗粒间置换的计算公式为：

$$R_{ij}^{\text{new}}=R_{\text{best}j},r_3<F^{\text{normr}}(S_i)\tag{4}$$

式中：F^{normr}为当前代理适应值的归一化值，r_3为范围(-1,1)中的随机数，S_i为第i个粒子的归一化适应度值。

其原理在于引入随机扰动和适应度归一化机制，增强种群多样性，有效避免早熟收敛。

此外，RIME算法使用正向贪婪机制，用于元启发式优化算法中的种群更新。该机制通过比较个体的更新适应度值与更新前的值决定是否替换个体，并同时替换这两个个体的解。该机制不仅能够持续拥有优秀的个体，提高全局解的质量，还能够确保种群在每次迭代中朝更优方向演化。

2.2 长短期记忆网络

长短期记忆(LSTM)网络是一种特殊的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)，专门用于解决传统RNN的梯度消失和梯度爆炸问题，使其能够有效地学习长期依赖关系[16-17]。LSTM网络的核心在于其细胞状态和“门”结构。细胞状态作为网络的记忆高速公路，在整个链式结构中水平运行，只有一些线性的交互，使得信息可以很容易地保持不变地流动。门结构是一种使信息选择性通过的方式，由Sigmoid神经网络层和逐点乘法操作组成。Sigmoid层输出0~1范围内的数值，描述每个组件可以通过的信息量。0表示“不允许任何信息通过”，1表示“允许所有信息通过”。

一个LSTM单元在每个时间步t的计算涉及3个关键门：遗忘门(Forget Gate)、输入门(Input Gate)、输出门(Output Gate)。

遗忘门决定从上一个细胞状态C_{t-1}中丢弃哪些信息计算公式为：

$$f_t=\sigma(\boldsymbol{w}_{f'}[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}]+\boldsymbol{b}_f)\tag{5}$$

式中：f_t为控制上一时刻细胞状态中有多少信息需要保留(或丢弃)的信息量，$\boldsymbol{w}_{f'}$为遗忘门的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_f$为遗忘门的偏置向量，$[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}]$表示两个向量连接成一个更长的向量，$\sigma$为Sigmoid激活函数。

输入门决定将哪些新信息存入细胞状态，该过程分为2步：

a. 使用Sigmoid函数，决定哪些参数值将要更新，参数更新的计算公式为：

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{w}_i\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}]+\boldsymbol{b}_i)\tag{6}$$

式中：i_t为输入门在当前时间步的输出值，$\boldsymbol{b}_i$为输入门的偏置项。

输入门将新信息存入细胞状态的过程分为两个步骤：首先，由Sigmoid层决定当前时间步中哪些信息维度值得更新；然后，由Tanh层生成承载新信息的候选值向量；最后，输入门的输出对候选值进行逐点筛选，控制每个维度的新信息实际加入细胞状态的比例，从而完成细胞状态的更新。

LSTM单元在时间步t的细胞状态为：

$$C_t=\tanh(\boldsymbol{W}_C\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}]+\boldsymbol{b}_C)\tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{W}_C$为候选状态的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_C$为候选状态的偏置向量。

b. 更新细胞状态，将旧的细胞状态更新为新的细胞状态。这一步主要将旧的细胞状态C_{t-1}与遗忘门输出f_t相乘，丢弃掉决定忘记的信息，再加上输入门输出i_t与候选状态C_t的乘积：

$$C_t=f_t\cdot C_{t-1}+i_t\cdot C_t\tag{8}$$

输出门基于细胞状态C_t，决定下一个隐藏状态h_t

的值。首先运行一个Sigmoid层来决定将输出细胞状态的哪些部分。其次细胞状态C_t通过tanh函数处理，将值规范到-1~1范围内。然后将Sigmoid门的输出与tanh函数处理后的细胞状态相乘，得到最终的输出（隐藏状态）：

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o \cdot [\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}] + \boldsymbol{b}_o) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{h}_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \tag{10}$$

式中：o_t为输出门的输出，$\boldsymbol{h}_t$为当前时间步的隐藏状态，$\boldsymbol{W}_o$为输出门的权重矩阵，$\boldsymbol{b}_o$为输出门的偏置向量。

新的隐藏状态$\boldsymbol{h}_t$会被传递到下一个时间步，同时也作为当前时间步的输出。其中LSTM模型的计算流程如图1所示。

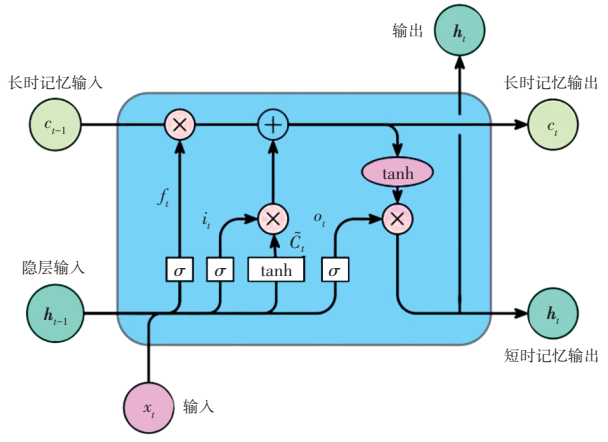


图1　LSTM模型的计算流程

2.3　改进RIME-LSTM的故障诊断方法

尽管RIME算法在诸多优化问题上表现出色，但其在处理LSTM超参数优化一类高维、混合变量问题时，仍存在参数自适应能力不足、面对高维数据易早熟和搜索空间表征单一等问题。针对上述缺陷，本文对RIME算法进行了以下改进：

a. 引入了自适应参数调整策略。原RIME算法中的环境因子β和附着系数E是迭代次数的预定义函数（如式(1)和式(2)所示），未能根据种群当前的收敛状态和多样性进行动态调整，这在优化后期经常导致探索不足而陷入局部最优，或在无需过多探索时浪费计算资源。

自适应环境因子β的表达式为：

$$\beta = \beta_{\min} + (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \cdot (Div^{(t)} / Div_{\max}) \tag{11}$$

式中：$\beta_{\max}$为环境因子的最大值，$\beta_{\min}$为环境因子的最小值，Div为种群多样性度量值，$Div^{(t)}$为算法在第t次迭代时的种群多样性度量值，$Div_{\max}$为种群多样性的最大值。

自适应附着系数计算公式为：

$$E = 1 - (Div^{(t)} / Div_{\max}) \cdot (1/t) \tag{12}$$

b. 本研究引入了基于莱维飞行的硬霜穿刺策略，原硬霜穿刺策略的扰动步长依赖于均匀随机分布，在高维空间中进行局部扰动的效率较低，跳出局部最优的能力有限。本文引入莱维飞行机制来增强全局探索和跳出局部最优的能力，莱维飞行具有偶尔产生长距离步长的特性，能更有效地探索未知区域，其表达式为：

$$Levy(\lambda) = u / |v|^{(1/\lambda)} \tag{13}$$

式中：$Levy()$为莱维飞行的随机步长生成函数，$u \sim N(0, \sigma_u^2)$、$v \sim N(0, \sigma_v^2)$为符合正态分布的随机数，λ为尺度参数。

改进的硬霜穿刺策略的计算公式为：

$$R_{\text{new},i} = R_{\text{best}} + r3 \cdot F_{\text{normal}} \cdot (R_{\text{best}} - R_i) \tag{14}$$

用式(14)替换原式(4)，莱维飞行的乘数效应意味着大部分时间莱维飞行步长公式中产生的随机乘数因子p较小（精细搜索），但偶尔会产生非常大的跳跃，极大地增强了算法跳出局部极值的能力。

c. 本研究添加了混合搜索空间编码策略，LSTM网络超参数包含连续型（学习率）、整数型（神经元数量、层数）和类别型（如优化器类型、激活函数）。原RIME算法使用连续的搜索空间，直接应用于离散类参数会产生无效解，而本研究对其进行改进，采用混合编码方案。改进RIME算法内部仍然使用连续变量进行迭代和更新，但在评估粒子适应度前，将连续位置映射到有效的超参数值上。

本研究对原始RIME算法进行上述3项关键改进以克服其早熟收敛及处理高维混合变量时参数自适应能力不足的缺陷：引入基于种群多样性的自适应参数调整策略以平衡算法探索与开发能力；设计莱维飞行全局扰动机制以增强跳出局部最优的能力；提出混合搜索空间编码方案以高效处理连续与离散超参数。

在此基础上，将改进RIME算法应用于优化LSTM网络的关键超参数，构建了改进RIME-LSTM故障诊断模型，模型的计算流程如图2所示。

3　仿真结果分析

3.1　算法优化点有效性分析

本研究选取8个基准测试函数对改进后的算法进行性能评估，如表1所示。所有对比算法均在统一的试验环境下运行：操作系统为Windows 10，编程环境为MATLAB R2023b，硬件配置为英特尔酷睿i7-1165G7处理器（主频2.8 GHz）及16 GB内存。为保障试验的公平性与可重复性，各算法的种群规模均设置为30，最大迭代次数为100次。每个算法均独立运行30次，并记录每

次运行所得的最优解、最差解、平均值、标准差及平均运行时间，以全面评估其收敛精度、稳定性与计算效率。

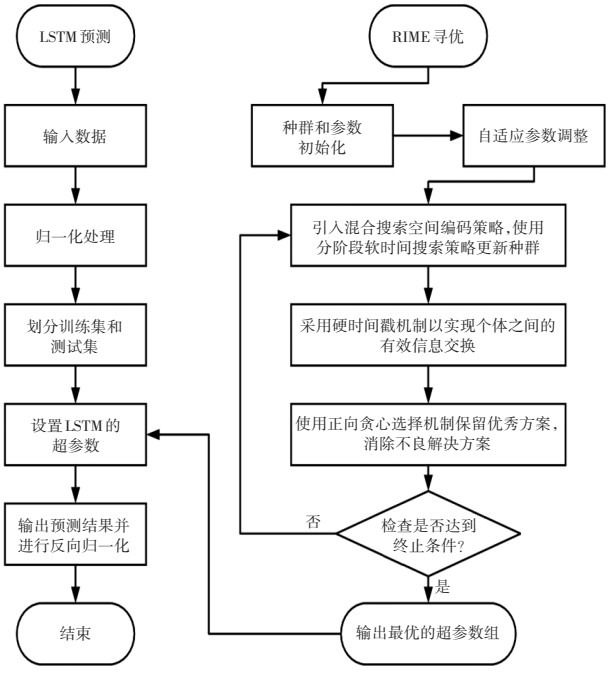


图2　改进RIME-LSTM故障诊断模型的计算流程

3.2　仿真结果

为了验证本文对RIME算法的改进优化效果，采用极光优化（Polar Lights Optimization, PLO）算法、RIME和本文方法进行对比试验，采用上述8个函数进行测试，每个算法重复计算30次，并将F_1~F_8函数的收敛曲线进行可视化处理，计算结果如图3所示。

分析图3结果可知，本文方法在测试函数F_1~F_8上均表现出前期收敛速度快、中期收敛平稳、后期达到最优适应度的特点。这表明该方法具有较强的全局探索能力与局部开发能力，能够在不同优化阶段保持高效的收敛性能。8种不同测试函数下本文方法的优化结果如表2所示。

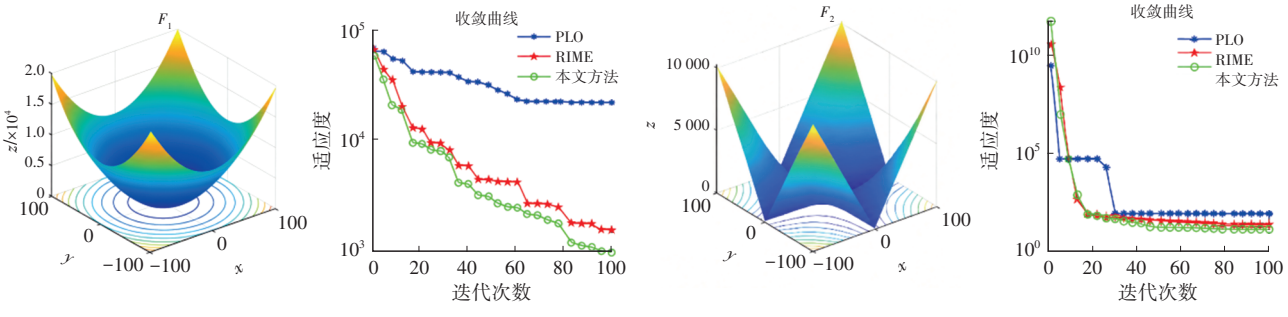
表1　测试函数

函数编号	函数名称	定义域
F_1	球函数	[−100,100]
F_2	施韦费尔问题2.22	[−10,10]
F_3	施韦费尔问题1.2	[−100,100]
F_4	施韦费尔问题2.21	[−100,100]
F_5	罗森布罗克函数	[−5,5]
F_6	阶跃函数	[−100,100]
F_7	带噪声四次函数	[−1.28,1.28]
F_8	广义施韦费尔函数2.26	[−500,500]

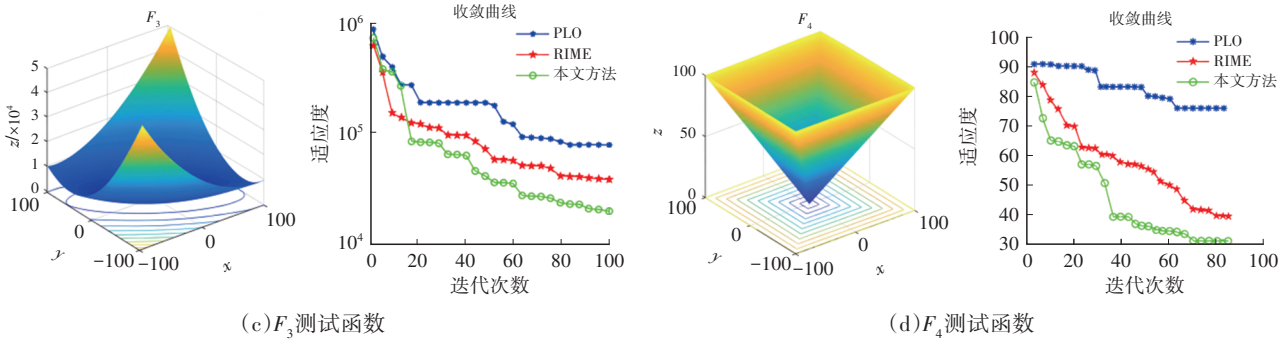
分析表2可知，本文所提出的优化算法在多个测试函数上展现出了良好的综合性能。下面具体从收敛精度、鲁棒性及计算效率3个核心维度对改进RIME算法进行评估分析：

a. 在收敛精度方面，该方法对多数测试函数均能逼近或定位到高质量的近似最优解。例如，在函数F_8上取得了-87.01×10^3的最优解，显示出其处理复杂搜索空间和逃离局部极值的强大能力。同时，在F_7上获得了低至2.10×10^{-2}的最优解，证明了其在精度要求较高的场景下的有效性。

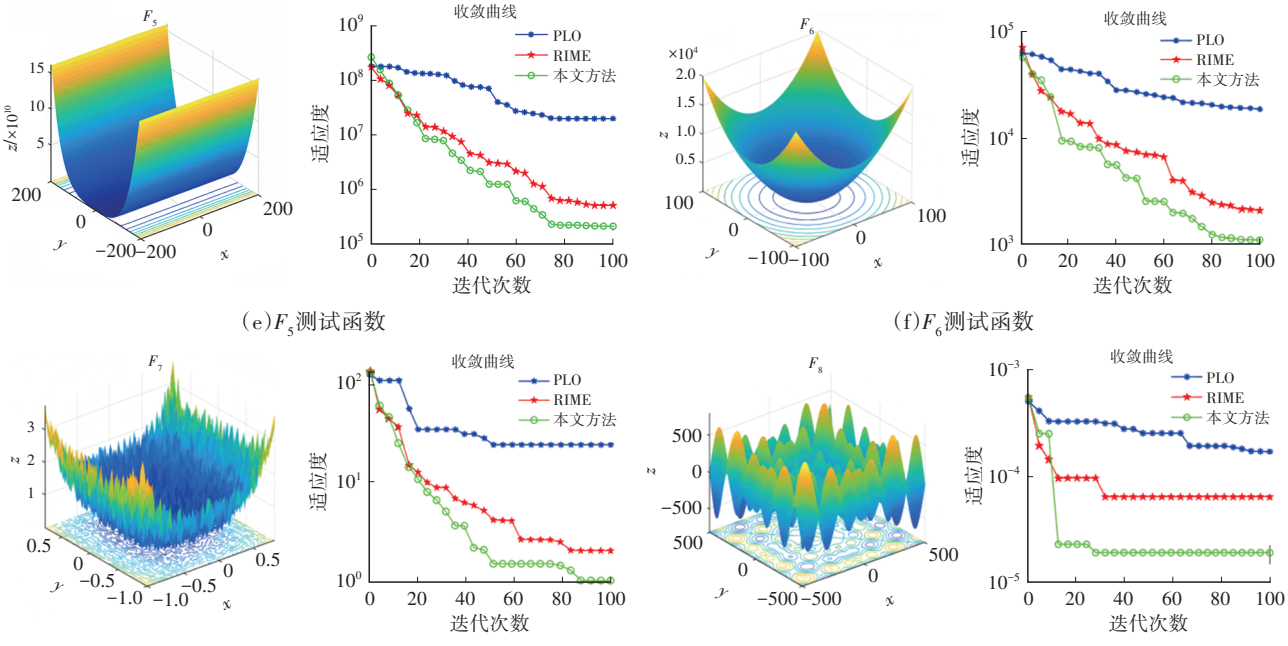
b. 在鲁棒性（即算法稳定性）方面，最优解与最差解之间存在一定差异。例如，F_2和F_5的最差解分别达到



（a）F_1测试函数　　（b）F_2测试函数



（c）F_3测试函数　　（d）F_4测试函数



(e)F_5测试函数　(f)F_6测试函数

(g)F_7测试函数　(h)F_8测试函数

图3　F1~F8测试函数对比结果

7.26×10^8和2.83×10^8，表明对于某些具有欺骗性或高维复杂性的函数（如多峰、非可分函数（Non-separable Function），算法的收敛稳定性仍有提升空间。这种方差为后续研究指明了改进方向，例如通过引入自适应机制或增强全局探索能力来平滑性能波动。

表2　8种不同测试函数下本文方法的优化结果

测试函数	最优解	最差解	平均时间/s
F_1	9.01×10^2	5.33×10^4	0.68
F_2	2.30×10^2	7.26×10^8	0.73
F_3	9.71×10^3	9.76×10^4	0.51
F_4	2.13×10^2	8.39×10^2	0.37
F_5	4.03×10^4	2.83×10^8	0.86
F_6	9.19×10^2	6.42×10^4	0.64
F_7	2.10×10^{-2}	7.31×10^2	0.48
F_8	-87.01×10^3	-2.03×10^3	0.52

c. 在计算效率方面，算法表现出极高的时间效率。所有测试函数的平均运行时间均低于1 s（0.37~0.86 s），证明了其较低的计算复杂度与良好的实用性。这种高效性使其适用于需要快速响应的工程优化应用场景，例如实时控制系统或大规模参数优化问题。

综上所述，本文方法在收敛性、鲁棒性和效率之间取得了有利的平衡，尽管在部分复杂函数上稳定性有待加强，但其优异的平均计算效率和整体优异的优化性能，验证了改进的有效性。

4　基于改进RIME算法优化LSTM的汽车变速箱滚动轴承故障诊断实例研究

4.1　实例研究的数据来源

本研究的试验数据来源于课题组自主构建的汽车变速箱滚动轴承振动信号数据集。该数据集通过汽车变速箱滚动轴承故障模拟试验平台采集得到。试验平台主要由驱动电机、交流变频器、动态力加载装置及信号采集系统组成。试验选用6205型深沟球轴承作为测试对象，采用电火花加工技术在其滚动体、内圈及外圈上分别预制了单一故障模式下的局部损伤，故障直径设置为0.18 mm、0.36 mm和0.54 mm 3个等级，以模拟不同严重程度的故障状态。同时，采集了正常状态下的振动信号作为基准参考。

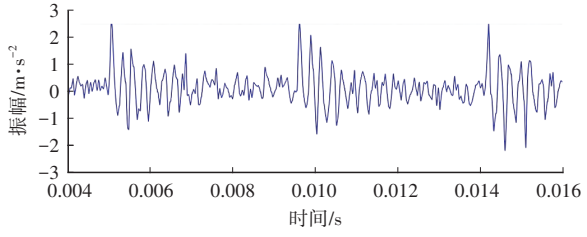
数据采集过程中，设置了900 r/min、1 200 r/min、1 500 r/min三档主轴转速，并结合空载、1.5 N·m、3 N·m三级负载条件构建多工况复合运行的模拟环境。振动信号采集采用PCB Piezotronics公司生产的压电式加速度传感器，垂直径向安装于轴承座端盖，传感器灵敏度为100 mV/g。采集设备选用NI USB-4431动态信号采集卡，采样频率设为51.2 kHz，以保证高频共振成分的有效捕获。每次采集时长为5 s，重复采集不少于20次以保证数据的统计稳定性。

最终构建的数据集规模充分、结构清晰，共包含120 000条高质量时间序列样本，每条样本长度为1 024个数据点。该数据集涵盖了健康状态及3种故障类型，并

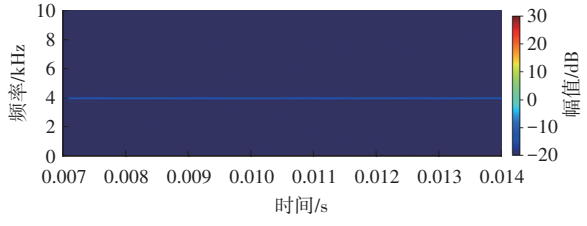
在多种转速与负载组合下采集，具有良好的工况覆盖度和多样性，为基于改进RIME算法优化LSTM的故障诊断方法提供了充分、可靠的验证数据。

4.2 滚动轴承振动信号的时频分析

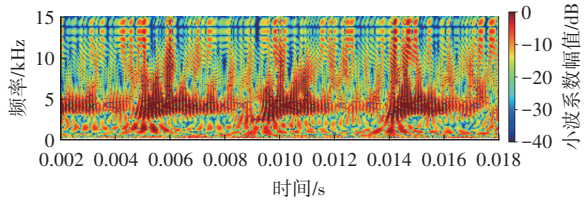
为直观展示滚动轴承不同状态下的振动特性，并验证基于改进RIME算法优化LSTM的方法对故障特征提取的有效性，对滚动轴承振动信号进行了时频分析，由于篇幅有限，本节主要对滚动轴承内圈故障振动信号进行时频分析，结果如图4所示。时频分析能够同时揭示信号在时间域和频率域上的能量分布，是识别非平稳信号中故障冲击成分及其引发的共振频率的关键手段。



（a）时域信号波形



（b）短时傅里叶变换（Short-Time Fourier Transform，STFT）谱



（c）连续小波变换（Continuous Wavelet Transform，CWT）尺度

图4 滚动轴承内圈故障振动信号的时频分析结果

由图4的3种时频分析方法可知，在轴承内圈于0.36 mm故障直径、1 500 r/min转速和3 N·m负载的工况条件下，振动信号具有显著的非平稳性与时变特性。内圈故障导致振动信号中产生了周期性冲击，这些冲击在时域上表现为幅值突变，在频域上则对应着特定频率成分的能量变化。STFT从整体上呈现了频率成分的时变趋势，而CWT则更精准地捕捉到了瞬态高频能量的分布，二者结合能够更全面地揭示内圈故障振动信号的时频特征，为后续基于改进RIME算法优化LSTM的故障诊断方法提供了可靠的信号特征依据，也验证了所构建的滚动轴承振动信号数据集能够有效反映轴承内圈故障在多工况下的振动特性，具备支持故障诊断算法验证的充分性与可靠性。

4.3 试验结果对比

为了验证本文故障诊断方法的分类精度，分别使用LSTM模型、PSO-LSTM模型、PLO-LSTM模型与LAO-LSTM模型和本文方法进行对比试验，采用精确率、召回率和F_1分数作为评价指标。本文方法的测试集混淆矩阵结果如图5所示，不同优化算法对比结果如表3所示。在本研究中，采用分层抽样策略将数据集按8∶1∶1的比例划分为训练集、验证集和测试集[18-19]，其中训练集包含96 000条样本用于模型参数学习，验证集包含12 000条样本用于超参数调优和模型选择，测试集包含12 000条样本用于最终性能评估。这种划分比例既保证了模型有充足的训练数据，又通过独立的验证集避免了过拟合，同时确保了测试集具有统计显著性，能够客观反映模型在未知数据上的泛化能力。各数据集严格保持了原始数据中各类别（正常状态、3种故障类型）的分布比例，确保了评估结果的代表性和可靠性。

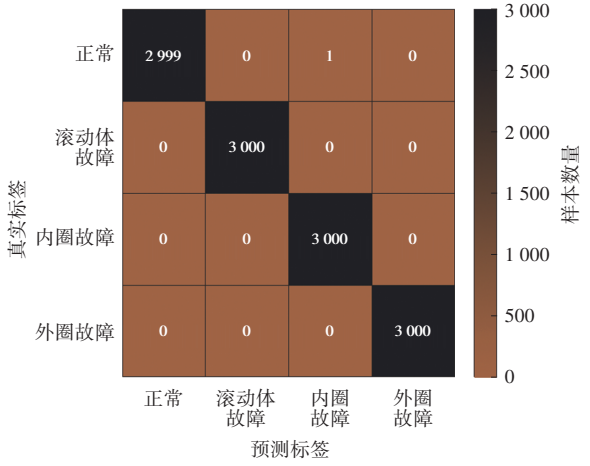


图5 本文方法测试集的混淆矩阵结果

表3 不同优化算法优化的LSTM故障诊断对比结果 %

模型	精确率	召回率	F_1分数
PSO-LSTM	80.15	78.62	79.38
LSTM	82.44	84.10	83.26
PLO-LSTM	92.70	91.85	92.27
LAO-LSTM	96.55	95.20	95.87
本文方法	99.98	99.52	99.75

分析图5可知，为深入分析该混淆矩阵所反映的各类别识别性能，对“正常”“滚动体故障”“内圈故障”“外圈故障”4类分别进行量化评估。对于正常类别，其真阳性结果为2 999个，假阴性为1个（被误判为内圈故障），假阳性结果为0个，经计算，验证集的精确率达99.98%，综上，本文方法在轴承状态分类任务中表

现出优异的识别性能，除正常类别存在极个别误判外，滚动体故障、内圈故障、外圈故障均实现了良好分类，充分验证了该方法对轴承不同状态的精准区分能力。

分析表3对比结果可以得出以下结论：

a. 传统的LSTM模型精确率为82.44%，表现一般，证明了单独使用LSTM进行复杂故障诊断存在局限性，且不同优化算法的效果存在显著差异。

b. PSO-LSTM模型的表现最差（精确率80.15%），甚至略低于基准LSTM模型，这可能是因为PSO算法的参数寻优策略陷入了局部最优或未能有效适配本次故障诊断的数据特征。PLO-LSTM模型效果显著提升，精确率达到92.70%，位列第3，证明了其优化策略的有效性。

c. LAO-LSTM模型表现最佳，精确率为96.55%，位列第2。

d. 本文方法在所有对比模型中表现领先，其精确率达到99.98%，召回率与F_1分数接近100%，远超其他所有模型。这充分证明了本文提出的方法能够极大克服传统优化算法的不足，显著提升模型的预测精度和泛化能力，在故障诊断任务中具有极高的准确性和可靠性。

为进一步验证本文方法在滚动轴承故障诊断中的有效性，使用本文方法与当前主流滚动轴承故障诊断方法进行试验对比研究，试验结果如表4所示。

表4　不同故障诊断方法的试验结果　%

故障诊断方法	精确率	召回率	F_1分数
改进VMD-SVM	92.56	91.84	92.20
自适应超小波变换	94.38	93.75	94.06
CWT-AT-CNN	96.72	97.30	97.01
改进RegNet	97.85	98.02	97.93
Res2APCNN	98.40	98.15	98.27
多模态融合-CNN	99.25	99.10	99.17
本文方法	99.98	99.95	99.96

由表4可知，改进VMD-SVM与自适应超小波变换受限于特征提取能力，其F_1分数分别为92.20%与94.06%，诊断性能存在明显瓶颈。基于深度学习的模型显著提升了性能，其中CWT-AT-CNN与改进RegNet的F_1分数分别达到97.01%与97.93%，体现了深度特征学习的优势。更为先进的Res2APCNN与多模态融合-CNN模型通过引入多尺度结构与多源信息融合，进一步将F_1分数提升至98.27%与99.17%，代表了当前领域的先进水平。然而，本文提出的模型取得了断层式的领先优势，其精确率、召回率与F_1分数分别达到99.98%、99.95%与99.96%，全面优于所有对比模型。该结果不仅从实证角度充分证明了本文模型在特征表达能力、模式识别精度及分类可靠性方面的卓越性，也凸显了其在实现近乎无损故障诊断方面的重大潜力与工程应用价值。

在实际工业环境中，采集到的机械振动信号往往受到各种背景噪声的干扰，导致信号质量下降，进而影响故障诊断模型的性能。为了评估所提出模型在噪声环境下的鲁棒性和泛化能力，本文设计了信噪比（Signal-to-Noise Ratio，SNR）试验。通过在不同信噪比条件下测试各模型的诊断准确率，可以全面分析其抗噪声性能，并为实际应用提供可靠性依据，不同噪声环境下模型的故障诊断结果如表5和图6所示。

表5　不同噪声环境下模型的故障诊断结果　%

方法	精确率				
	-4 dB	0 dB	4 dB	8 dB	12 dB
PSO-LSTM	45.24	55.82	65.50	78.38	79.84
LSTM	50.15	64.21	74.86	80.51	85.63
PLO-LSTM	79.80	82.43	86.92	87.51	92.71
LAO-LSTM	78.83	79.50	83.71	87.23	94.93
改进VMD-SVM	77.53	78.63	89.43	89.80	95.52
自适应超小波变换	73.22	79.82	86.53	88.91	94.33
CWT-AT-CNN	74.57	81.24	87.84	90.15	95.80
改进RegNet	76.35	82.51	88.95	91.21	92.50
Res2APCNN	77.81	83.63	89.81	92.14	93.91
多模态融合-CNN	79.20	84.30	90.52	92.83	98.63
本文方法	80.58	85.01	91.36	93.51	99.57

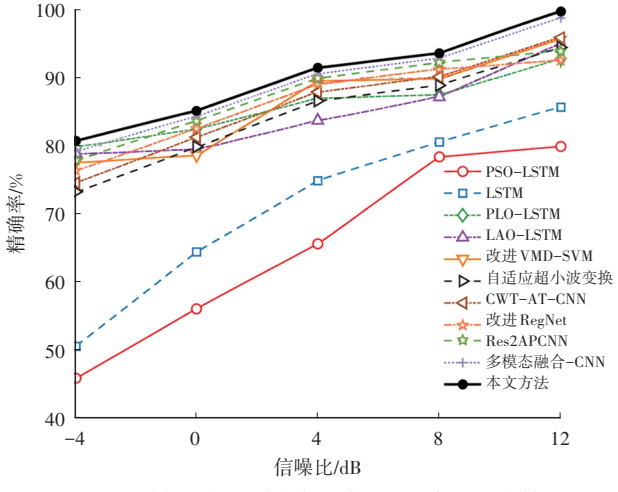


图6　不同方法在不同噪声环境下的诊断可视化结果

分析表4的试验数据和图6的可视化结果可知，在不同信噪比（-4~12 dB）的噪声环境下，各故障诊断方法的识别准确率均随信噪比提升而呈上升趋势，表明噪声

强度对模型性能具有显著影响。横向对比可见，本文方法在全部5个噪声水平下均取得最优性能（准确率分别为80.58%、85.01%、91.36%、93.51%与99.57%），尤其在极低信噪比（-4 dB）及较高信噪比（12 dB）环境下均保持领先，显示出优异的抗噪性能与泛化能力。传统LSTM及PSO-LSTM方法在各信噪比下表现相对较弱，表明其应对复杂噪声的局限性；而PLO-LSTM、LAO-LSTM及多种先进信号处理与深度学习融合方法（如改进VMD-SVM、CWT-AT-CNN等）虽在部分噪声条件下表现良好，但整体稳定性与峰值性能仍不及本文方法。多模态融合-CNN在12 dB时达到98.63%，接近本文方法，但仍略低0.94%，进一步凸显本文方法在特征提取与噪声抑制方面的综合优势。试验结果再次证明，本文方法在不同噪声环境下均具有更强且一致的诊断可靠性。

5 结论

a. 改进RIME算法在优化性能上取得显著突破。通过引入自适应参数调整、莱维飞行扰动及混合编码3项策略，改进算法有效克服了原始RIME的早熟收敛缺陷。标准测试函数上的定量仿真结果表明，改进后的RIME算法在收敛速度与求解精度上均获得显著提升，为后续高效优化LSTM复杂超参数空间奠定了坚实基础。

b. 基于改进RIME-LSTM的故障诊断模型展现出卓越的准确性与鲁棒性。试验结果表明，该模型在汽车变速箱滚动轴承多工况故障识别中实现了99.98%的诊断准确率与99.75%的F_1分数，性能显著优于多种主流对比模型。此外，在噪声鲁棒性测试中，该模型在不同噪声干扰下始终保持最高诊断性能，证明了其在复杂工业场景下具有突出的工程应用价值。

参 考 文 献

[1] GAO J, WANG Y, ZHANG J, et al. IMSF-Diagnosis: Intelligent Multivariate Signal Fusion for Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(9).

[2] 赵翼帆, 孙士保, 王国强, 等. 改进RegNet的滚动轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2026, 46(1): 157-163.
ZHAO Y F, SUN S B, WANG G Q, et al. Improved Fault Diagnosis Method for Rolling Bearings Based on RegNet[J]. Noise and Vibration Control, 2026, 46(1): 157-163.

[3] 刘志军, 周俊, 伍星, 等. 基于AVME-OMOMEDA的滚动轴承复合故障诊断[J]. 振动工程学报, 2025, 38(9): 2130-2140.
LIU Z J, ZHOU J, WU X, et al. Rolling Bearing Compound Fault Diagnosis Based on AVME-OMOMEDA[J]. Journal of Vibration Engineering, 2025, 38(9): 2130-2140.

[4] XU G, CAO J, LIU W, et al. Anovel Fault Diagnosis Method for Rolling Bearing Based on SGMD and Improved CNN-LSTM[J]. Engineering Research Express, 2025, 7(3).

[5] 陈莹洁, 刘利达, 孙玫, 等. 基于CNN和LSTM的旋转轴承故障检测方法——WDC-LSTM[J]. 南京师范大学学报（工程技术版）, 2025, 25(2): 88-95.
CHEN Y J, LIU L D, SUN M, et al. Fault Detection Method for Rotating Bearings Based on CNN and LSTM - WDC-LSTM[J]. Journal of Nanjing Normal University(Engineering and Technology Edition), 2025, 25(2): 88-95.

[6] 周志霞, 甘武. 基于VMD-SSA-LSTM的IGBT寿命预测模型研究[J]. 中国新技术新产品, 2025(18): 7-9.
ZHOU Z X, GAN W. Research on IGBT Life Prediction Model Based on VMD-SSA-LSTM[J]. New Technology & New Products of China, 2025(18): 7-9.

[7] 张昌凡, 高见, 何静. 结合松鼠搜索算法和LSTM的滚动轴承RUL预测[J]. 机械设计与制造, 2026(4): 71-76.
ZHANG C F, GAO J, HE J. Rolling Bearing RUL Prediction Combining Squirrel Search Algorithm and LSTM[J]. Machinery Design & Manufacture, 2026(4): 71-76.

[8] TANG L, GAO Y, LI F, et al. Multifactor LSTM Regional Production Forecasting Method Based on SM-PSO Optimization[J]. Geofluids, 2025, 2025(1).

[9] NARMANDAKH B, ZHANG Y, LI Z, et al. A 2D-CNN-LSTM-Based Deep Learning Model for Forex Price Prediction Using Lag Features[J]. Computational Economics, 2026.68.

[10] 牛兆吉, 李德仓, 胥如迅, 等. 基于SABO-LSTM的高铁沿线短期风速预测方法[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(9): 3880-3887.
NIU Z J, LI D C, XU R X, et al. Short-Term Wind Speed Prediction Method along High-Speed Railway Lines Based on SABO-LSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(9): 3880-3887.

[11] 孙海东, 段宏, 王嵩岭. 基于改进CNN和RIME-SVM的小样本艾萨炉喷枪故障识别方法[J]. 中国有色冶金, 2025, 54(6): 39-51.
SUN H D, DUAN H, WANG S L. Fault Identification Method for Small Sample Isa Furnace Spray Gun Based on Improved CNN and RIME-SVM[J]. China Nonferrous Metallurgy, 2025, 54(6): 39-51.

[12] 朱敏, 段娟, 钱晶, 等. 基于RIME-VMD-LSTM法的流固耦合作用下叶片裂纹特征[J]. 排灌机械工程学报, 2025, 43(8): 786-794.
ZHU M, DUAN J, QIAN J, et al. Blade Crack Characteristics under Fluid-Structure Interaction Based on

RIME-VMD-LSTM Method[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2025, 43(8): 786-794.

[13] 王薇, 程忠耀, 向延念, 等. 基于RIME-VMD联合小波阈值的爆破振动信号去噪方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2026, 23(1): 465-479.
WANG W, CHENG Z Y, XIANG Y N, et al. Blasting Vibration Signal Denoising Method Based on RIME-VMD Combined with Wavelet Threshold[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2026, 23(1): 465-479.

[14] 秦永峰, 李刚, 齐金平,等. 基于RIME-VMD的高速列车横向减振器故障诊断[J]. 铁道科学与工程学报, 2025, 22(3): 942-953.
QIN Y F, LI G, QI J P, et al. Fault Diagnosis of Transverse Shock Absorbers for High-Speed Trains Based on RIME-VMD[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2025, 22(3): 942-953.

[15] 肖捷, 王志永, 于水琴, 等. 基于RIME-BP神经网络的磨齿机进给系统热误差预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 277-286.
XIAO J, WANG Z Y, YU S Q, et al. Thermal Error Prediction of Feed System of Gear Grinding Machine Based on RIME-BP Neural Network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11): 277-286.

[16] 刘雪枫, 李琪, 唐锐, 等. 基于改进CNN-LSTM模型利用水下噪声估计海面风速[J]. 声学学报, 2026, 51(1): 287-297.
LIU X F, LI Q, TANG R, et al. Estimation of Sea Surface Wind Speed using Underwater Noise Based on the Improved CNN-LSTM Model[J]. Acta Acustica, 2026, 51(1): 287-297.

[17] 王惠琴, 张红彦, 王真, 等. 基于KOA-TCN-LSTM检测算法的STBC-OOFDM-IM系统[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2025, 53(9): 176-185.
WANG H Q, ZHANG H Y, WANG Z, et al. STBC-OOFDM-IM System Based on KOA-TCN-LSTM Detection Algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2025, 53(9): 176-185.

[18] 张小丽, 和飞翔, 梁旺, 等. 基于GADF和CWT并行输入模型的滚动轴承智能诊断研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2025, 52(2): 98-108.
ZHANG X L, HE F X, LIANG W, et al. Research on Intelligent Diagnosis of Rolling Bearings Based on Parallel Input Model of GADF and CWT[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2025, 52(2): 98-108.

[19] 张家俊. 基于CFO-SVM的电动矿卡驱动电机故障诊断方法研究[J]. 汽车技术, 2026(8): 55-62.
ZHANG J J. Research on Fault Diagnosis Method of Electric Mining Truck Drive Motor Based on CFO-SVM[J]. Automobile Technology, 2026(8): 55-62.

（责任编辑　天下溪）

修改稿收到日期为2026年9月11日。