第 50 卷 第 1 期：210-220　　高电压技术　　Vol.50, No.1: 210-220
2024 年 1 月 31 日　　High Voltage Engineering　　January 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230043

基于 ICEEMDAN 和时变权重集成预测模型的变压器油中溶解气体含量预测

马宏忠[1]，肖雨松[1]，孙永腾[1]，李　勇[2]，朱　雷[2]，许洪华[2]
（1. 河海大学能源与电气学院，南京 211100；2. 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司，南京 210008）

摘　要：为了实现对变压器油中溶解气体体积分数的精确预测，同时克服仅使用单一预测模型导致预测精度及泛化能力不足的局限，提出了一种基于改进完全自适应噪声集合经验模态分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition，ICEEMDAN)和灰色关联系数时变权重集成预测模型的变压器油中溶解气体预测方法。首先将溶解气体含量序列模态分解为一系列具有不同时间尺度的子序列。然后，使用门控循环神经网络和麻雀搜索算法优化支持向量机对各子序列进行训练，组合为一个集成预测模型；并比较不同预测方法的预测精度，计算灰色关联系数时变权重，形成各子系列的预测结果。最后将各子序列的预测结果叠加重构，得到最终预测结果。算例分析结果显示：该方法单步预测的均方根误差、平均绝对误差和相关系数分别为 0.593、0.422 和 0.768，相比其他算法在预测精度上有明显提升，同时具有很强的泛化性能，可以为油浸式变压器内部状态监测提供依据。
关键词：油中溶解气体；ICEEMDAN；麻雀搜索算法；支持向量机；门控循环神经网络；时变权重；集成模型

Prediction of Dissolved Gas Concentration in Transformer Oil Based on ICEEMDAN and Time-varying Weight Integrated Prediction Model

MA Hongzhong[1], XIAO Yusong[1], SUN Yongteng[1], LI Yong[2], ZHU Lei[2], XU Honghua[2]
(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;
2. Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Corporation, Nanjing 210008, China)

Abstract: In order to accurately predict the volume fraction of dissolved gas in transformer oil and overcome the limitation that only using a single prediction model will facilitate a poor prediction accuracy and generalization performance, we put forward a prediction method of dissolved gas in transformer oil based on improved complete ensemble empirical mode decomposition (ICEEMDAN) and gray relational coefficient time-varying weight integrated prediction model. Firstly, the dissolved gas volume fraction sequences were decomposed into a series of subsequences with different time scales. Then, the gated recurrent unit (GRU) and sparrow search algorithm optimized support vector machine(SVM) were used to train each subsequence, and an integrated prediction model was combined; moreover, the prediction accuracy of different prediction methods were compared to calculate the time-varying weight of gray relational coefficient and form the prediction results of each sub series. Finally, the prediction results of each subsequence were superposed and reconstructed to obtain the final prediction results. The analysis result of the example shows that the root mean square error (RMSE), average absolute error (MAE) and correlation coefficient (R^2) of single step prediction of this model are 0.593, 0.422, and 0.768, respectively, which has significantly improved the prediction accuracy compared with other algorithms, and it has a strong generalization performance. Therefore, the research results can provide a basis for the internal state monitoring of oil immersed transformers.
Key words: dissolved gas in oil; ICEEMDAN; sparrow search algorithm; support vector machine; gated recurrent unit; time-varying weight; integrated model

0　引言

油浸式电力变压器作为电力系统最重要的基础设备之一，其运行状况直接关系到整个电网的安全稳定。对变压器的运行状况进行预测，从而及时安排检修并消除安全隐患，能阻止早期潜伏性故障发展恶化，避免造成重大事故。油中溶解气体分析(dissolved gas analysis，DGA)技术是目前监测变压器运行状态和诊断故障的重要方法，已经得到广泛

基金资助项目：国网江苏省电力有限公司重点科技项目 (J2022047)。
Project supported by Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Corporation (J2022047).

应用[1]。对溶解气体的变化趋势进行时序建模预测，可以为评估变压器状态、发现潜在故障和合理安排检修计划提供参照[2-3]。

目前，国内外针对变压器油中溶解气体的预测方法大致可归纳为统计学预测法和机器学习预测法两大类[4]。统计学预测方法包含时间序列模型、灰色模型等，其模型简单，运算速度快，然而其非线性拟合能力较差，且需要人工经验的辅助，在实际应用中存在明显的局限性。相比之下，机器学习方法在拟合复杂数据上有明显优势，减少了对人工经验的依赖[5]。典型的机器学习模型有支持向量机(support vector machine，SVM)[6]和极限学习机(extreme learning machine，ELM)[7]等。周锋等采用内建粒子群优化算法(intrinsic particle swarm optimiztion，IPSO)优化 ELM 参数，对变压器油中溶解气体体积分数进行预测[8]。然而这些传统的机器学习方法单独使用往往难以满足预测精度要求，需要结合各种优化算法进行参数优化[9]。

深度学习是一类采用了多层神经网络的机器学习方法。其中，循环神经网络(recurrent neural network，RNN)具有链式递归的网络结构，能够反映序列时间上的关联性，在时序建模上有很好的效果。各种改进RNN模型如长短期记忆神经网络(long short-term memory，LSTM)[10]、门控循环神经网络(gated recurrent unit，GRU)[11]等，克服了传统 RNN 存在的梯度消失和梯度爆炸等缺点，取得了广泛的应用。如李小平等结合卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)和双向 LSTM，对机车变压器油中溶解气体进行预测[12]。

深度学习方法的引入一定程度上提高了对溶解气体含量预测的精度，但变压器油中溶解气体变化受油温、气压和故障类型等多因素影响，具有较强的非线性和不平稳性，其变化趋势难以捕捉，因此可以借助模态分解方法，将原始序列分解为具有不同时间尺度的固有模态分量(intrinsic mode function，IMF)，避免互相干扰[13]。对这些子序列分量分别进行预测，再叠加重构，能得到更高精度的预测结果。其中，模态分解方法主要包括经验模态分解(empirical mode decomposition，EMD)、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition，EEMD)、完全自适应噪声集成经验模态分解(complete ensemble EMD with adaptive noise，CEEMDAN)等[14-15]，改进 CEEMDAN 算法(ICEEMDAN)进一步解决了虚假分量问题，适用于提取子序列进行训练[16]。

此外，虽然单一预测模型能够提取溶解气体体积分数变化的特征，但单一预测模型的泛化性能不足[17]，而变压器中具有多种溶解气体，存在多种运行状态，溶解气体模态分量子序列具有不同的时间尺度，难以通过一种预测方法满足预测的需求，导致在不同场景下预测效果不稳定，鲁棒性较弱。而针对输入数据的多样性，结合两种预测方法形成集成预测模型，有助于增强泛化能力，提高多种场景下的预测精度。

基于以上分析，为综合多种算法的优势，本文提出一种结合 ICEEMDAN 和集成预测模型的油中溶解气体体积分数预测方法。首先使用 ICEEMDAN 进行模态分解，将溶解气体体积分数序列分解为多组子序列。然后，分别使用 GRU 和麻雀搜索算法(sparrow search algorithm，SSA)优化 SVM 对各子序列进行训练，组合为一个集成预测模型；并比较不同预测方法预测精度，计算时变权重[18]，形成各子系列的预测结果。最后，将各子序列的预测结果叠加重构，得到最终预测结果。算例分析结果表明，本文方法能够把握气体序列不同时间尺度的特征，在单步及多步预测精度上均有明显提升，并有很强的泛化能力。

1 基本理论

1.1 ICEEMDAN 算法

ICEEMDAN 算法是 CEEMDAN 算法的改进。EMD 算法存在模态混叠现象主要是因为原始信号具有间歇性，EEMD 算法向原始信号中添加高斯白噪声，消除了信号间歇，但引入的白噪声很难消除，增大了重构误差[19]。

针对重构误差问题，CEEMDAN 算法在模态分解各阶段添加正负互补的白噪声，从而消除残留白噪声干扰，提高了重构精度。但 CEEMDAN 仍存在虚假分量问题，而 ICEEMDAN 不直接添加白噪声，而是添加白噪声 EMD 分解后的模态分量，进一步消除了加入白噪声引起的的干扰和混叠[20]。

ICEEMDAN 算法实现的具体步骤如下：

1）在原始信号序列 x 中加入 i 组白噪声的模态分量，得到加噪信号序列 $X^{(i)}$：

$$X_1^{(i)} = x + B_1 E_1\left(w^{(i)}\right) \tag{1}$$

式中：B_k 表示第 k 个信噪比；$w^{(i)}$为白噪声信号；E_k(*)

为 EMD 分解的第 k 个模态分量。

2）使用 EMD 对加噪信号进行 N 次重复分解，与加噪信号做差并计算平均值，得到第 1 个残差信号 R_1 和对应的模态分量 I_{mf1}。

$$R_1=\left\langle X_1^{(i)}-E_1\left(X_1^{(i)}\right)\right\rangle \tag{2}$$

$$I_{\mathrm{mf1}}=x-R_1 \tag{3}$$

式中：〈〉表示求平均值。

3）向 R_1 添加多组白噪声分量，再求均值得到 $X_2^{(i)}=R_1+B_2E_2(w^{(i)})$，再与 R_1 做差得到第 2 个模态分量 I_{mf2}。

$$R_2=\left\langle X_2^{(i)}-E_2\left(X_2^{(i)}\right)\right\rangle \tag{4}$$

$$I_{\mathrm{mf2}}=R_1-R_2 \tag{5}$$

4）重复步骤 3），直到所得余量信号不能再继续分解，满足分解终止条件，得到所有的模态分量。

1.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(SSA)是薛健凯等在 2020 年提出的新型群体优化算法。相比其他搜索算法，SSA 引入了发现者–追随者机制，提高了搜索效率；并通过模仿麻雀的反捕行为，减少了陷入局部最优或无法收敛等问题[21-23]。

SSA 中麻雀可分为发现者、追随者及警戒者 3 类，每只麻雀的位置对应 1 个解。发现者为种群寻找食物丰富(适应度高)的觅食范围；追随者会监视周围发现者，向发现者位置移动；当遇到捕食者时，警戒者会发出信号，提醒种群做出反捕行为。发现者和警戒者数量分别占种群数量的 10%~20%，追随者找到更好的食物来源时，可以转化为发现者，但比例保持不变。

迭代搜索过程中，发现者的位置更新为：

$$x_{ij}^{t+1}=\begin{cases}x_{ij}^{t}\cdot\exp\left(\dfrac{-i}{\alpha\cdot T_{\max}}\right), & R_2<S_{\mathrm{T}}\\ x_{ij}^{t}+\boldsymbol{QL}, & R_2\geq S_{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{6}$$

式中：x_{ij} 为第 i 只麻雀在第 j 维的位置；t 为当前迭代次数；$T_{\max}$ 为最大迭代次数；$\boldsymbol{L}$ 为元素全为 1 的向量；α 为(0,1]范围内均匀随机数；Q 为符合正态分布的随机数；R_2 为预警值，取值范围[0,1]；S_{T} 为安全值，取值范围[0.5,1]。当 $R_2<S_{\mathrm{T}}$ 时，表示此时环境中无捕食者威胁；当 $R_2\geq S_{\mathrm{T}}$ 时，表示已发现捕食者，所有麻雀都需转移。

在觅食过程中，追随者会跟随发现者改变觅食位置，其位置更新如式(8)所示。

$$x_{ij}^{t+1}=\begin{cases}Q\cdot\exp\left(\dfrac{x_{\omega j}^{t}-x_{ij}^{t}}{i^2}\right), & i>n/2\\ x_{pj}^{t+1}+\left|x_{ij}^{t}-x_{pj}^{t+1}\right|\boldsymbol{A}^{+}\boldsymbol{L}, & \text{其他}\end{cases} \tag{7}$$

式中：x_ω 为全局最差位置；x_p 为当前发现者中最优的位置；$\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$，其中 $\boldsymbol{A}$ 为元素随机赋值–1 或 1 的 $1\times d$ 矩阵。当 $i>n/2$ 时，表明此追随者适应度太低，需转移至其他位置。

警戒者负责觅食区域周围的警戒，其位置更新如式(9)所示。

$$x_{ij}^{t+1}=\begin{cases}x_{ij}^{t}+\beta\left|x_{ij}^{t}-x_{bj}^{t}\right|, & f_i>f_{\mathrm{g}}\\ x_{ij}^{t}+K\dfrac{\left|x_{ij}^{t}-x_{\omega j}^{t}\right|}{\left(f_i-f_\omega\right)+\delta}, & f_i=f_{\mathrm{g}}\end{cases} \tag{8}$$

式中：f_i 为当前麻雀的适应度；f_{g} 和 f_ω 分别为当前全局最优和最差适应度；x_{B} 为当前全局最优位置；β 和 K 为步长控制参数；δ 为一微小常量，用于避免分母为零。

SSA 中发现者位置会随迭代次数增加逐渐向 0 收敛，搜索范围不断向原点靠近，当最优解距离原点较远时，搜索性能明显下降[24-25]。因此本文修改发现者位置更新公式，加入正态分布变异算子[26]，将发现者搜索公式改写为：

$$x_{ij}^{t+1}=\begin{cases}x_{ij}^{t}\cdot\left|\mathrm{normrnd}(1,\sigma_i)\right|, & R_2<S_{\mathrm{T}}\\ x_{ij}^{t}+\boldsymbol{QL}, & R_2\geqslant S_{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{9}$$

$$\sigma_i=\tan\left(\frac{\pi}{4}\left(1-\frac{t}{T_{\max}}\right)\right)+\theta \tag{10}$$

式中：normrnd(1,σ_i)是均值为 1、标准差为 σ_i 的正态分布；σ_i 为发现者的变异算子，开始迭代时其值较大，以增强全局搜索能力，随着迭代不断减小转向局部精细搜索；θ 为一较小常量，用于避免 σ_i 为零。

1.3 支持向量机

支持向量机(SVM)是一种基于统计学结构风险最小原理的机器学习方法，需要的学习样本小，训练速度快[27-28]。支持向量回归是 SVM 在回归问题上的应用，其算法的核心在于构建一个超平面。设样本集为(x_i, y_i)，x_i、y_i 分别为输入、输出，超平面可描述为：

$$f(x)=\boldsymbol{\omega}(x)+\boldsymbol{b}=0 \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{\omega}$ 为超平面的法向量；$\boldsymbol{b}$ 为偏置量。使用 SVM 进行回归时需要使得距离超平面最远的点尽可能近。最佳超平面可由式(13)来估计。

$$\min \frac{1}{2}(\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\omega})+\frac{c}{N}\sum_{i=1}^{N}\max(0,|y_i-f(x_i)|-\varepsilon) \quad (12)$$

式中：c 为惩罚系数；ε 为回归允许的最大误差；N 为样本数量。

SVM 回归应用中，往往引入核函数 $K(x_i,x_j)$将低维空间中非线性回归转化为高维空间中线性回归。常用的核函数包括高斯核函数、多项式核函数和 Sigmoid 核函数等，其中高斯核函数能直观反映两个向量之间的距离，其提取样本局部特性能力强，应用最多。因此，本文选择使用高斯核函数。

惩罚系数 c 和核函数参数 g 是决定 SVM 性能的关键参数，其中 c 影响对噪声的容忍度，而 g 影响高维空间投射。然而 c 和 g 若依靠经验和反复试验选取，不仅费时费力而且难以取得最优解，因此，需要使用优化算法进行自动寻优[29]。

1.4 门控循环神经网络

2014 年，Cho 等提出了 GRU 模型[30](见图 1)，GRU 是 LSTM 的一种改进模型，其在结构上更加简单，只有更新门和重置门两个门，并合并了单元状态与输出向量。相比 LSTM，GRU 继承了其记忆重要信息、遗忘次要信息、避免梯度爆炸或梯度消失的能力，预测性能基本不变；同时减少了需要训练的神经网络参数，缩短了训练时间。GRU 的数学计算式为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{r}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_r)\\ \boldsymbol{z}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_z)\\ \boldsymbol{h}_t'=\tanh(\boldsymbol{W}_h\cdot[\boldsymbol{r}_t\times\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_h)\\ \boldsymbol{h}_t=(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{z}_t)\times\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{z}_t\times\boldsymbol{h}_t'\end{cases} \quad (13)$$

式中：$\boldsymbol{W}_r$、$\boldsymbol{W}_z$ 和 $\boldsymbol{W}_h$ 为训练所获得的权重参数；$\boldsymbol{b}_r$、$\boldsymbol{b}_z$ 和 $\boldsymbol{b}_h$ 表示相应的偏置量；$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵；σ 和 tanh 分别为 sigmoid 函数和双曲正切函数；$\boldsymbol{h}_t$ 和 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 分别为为 GRU 当前和上一时刻的状态输出量；$\boldsymbol{h}_t'$ 为当前时刻的候选状态量；$\boldsymbol{r}_t$ 和 $\boldsymbol{z}_t$ 分别为重置门和更新门当前的状态，范围在[0,1]之间。更新门用于控制前一时刻的状态信息和当前输出更新到当前状态信息中的程度，重置门则控制前一状态历史信息被遗忘的比例。

1.5 灰色关联系数时变权重

集成预测模型存在权重分配的问题。若采用固定权重的方式，不仅权重难以确定，而且很难反映预测过程中子预测模型预测精度的变化，不利于提高最终预测精度；采取自适应时变权重分配，不仅可提高预测精度，同时能明显减少预测过程中子预测模型“坏点”的影响，提高鲁棒性[18]。

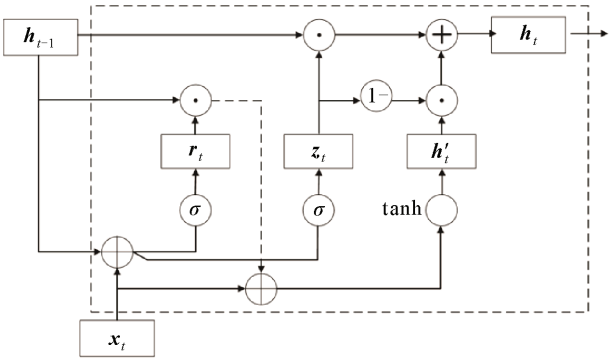


图 1 门控循环单元神经网络结构

Fig.1 Structure of gated recurrent unit neural network

在预测过程中，根据未知的实际值来计算时变权重是不合实际的，只能根据之前的预测表现为依据进行权重分配。本文选用灰色关联分析法(grey relational analysis，GRA)确定时变权重[31]，其计算式如式(15)所示：

$$w_{it}=r_{i,t-1}/\sum_{i=1}^{n}r_{i,t-1} \quad (14)$$

式中：w_{it} 为本时刻第 i 个预测模型时变权重；$r_{i,t-1}$ 为上一时刻的灰色关联度，计算式如式(16)：

$$r_{i,\ j-1}=\frac{m+\xi M}{\Delta_i(t-1)+\xi M} \quad (15)$$

式中：ξ 为分辨系数，一般取 0.5；m 和 M 分别为子预测模型预测误差绝对值的最小值和最大值；$\Delta_i(t-1)$ 为 $t-1$ 时刻第 i 个子预测模型的误差绝对值。

2 变压器油中溶解气体预测模型

2.1 基于麻雀搜索算法优化 SVM 流程

使用 SSA 优化 SVM 的过程如图 2 所示。通过优化确定最优的惩罚因子 c 和核函数参数 g，提高 SVM 的预测精度和抗干扰能力。

1）首先构建训练样本集，设置麻雀搜索算法的相关参数，包括种群规模、最大迭代次数和 SVM 参数 c、g 的初始值和取值范围。

2）每只麻雀位置均代表一种 SVM 参数组合，使用交叉验证精度计算麻雀个体的适应度。

3）记录最优参数组合，根据麻雀个体适应度值进行排序，划分发现者和追随者；计算预警值，根据预警值大小，更新麻雀位置。

4）判断是否达到最大迭代次数，若不满足，重复以上步骤 2）和 3），直到达到最大迭代次数，输出所得最优参数 c 和 g，构建 SVM 模型。

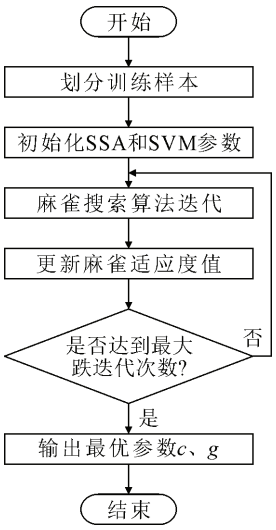


图 2 SSA 算法优化 SVM 流程图

Fig.2 Flow chart of SVM optimization based on SSA

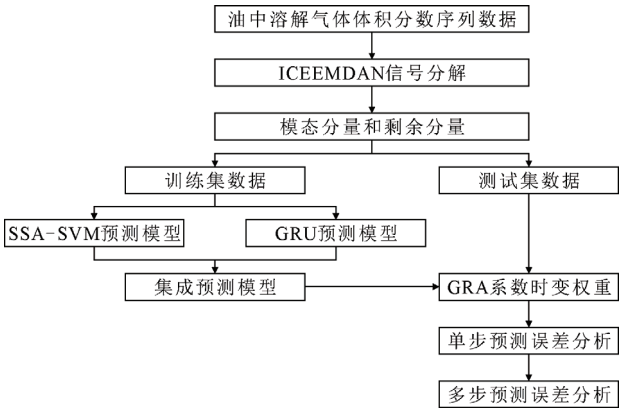


图 3 基于 ICEEMDAN 和时变权重集成预测模型的变压器油中溶解气体体积分数预测方法流程图

Fig.3 Flow chart of dissolved gas in transformer oil prediction method based on ICEEMDAN and time-varting weight integrated prediction model

2.2 变压器油中溶解气体预测流程

变压器油中溶解气体序列具有明显波动性，而 ICEEMDAN 算法可以将序列分解为多个具有不同时间尺度的子序列，子序列内部规律性更强，有助于提高预测精度。此外，为了结合 SVM 和 GRU 两种方法的优点，本文提出一种基于 ICEEMDAN 和集成预测模型的变压器溶解气体预测方法，整体方法流程如图 3 所示。

1）使用 ICEEMDAN 分解油中溶解气体体积分数序列，得到反映不同时间尺度下波动特征的各 IMF 分量，以及反映全局变化特征的剩余分量。

2）对各子序列分量分别进行归一化处理，并划分出训练集与测试集。

3）选取 SSA-SVM 和 GRU 预测方法作为子预测模型，分别对各子序列分量进行训练，得到集成预测模型。

4）使用集成预测模型对测试集进行预测，并通过 GRA 系数计算时变权重，得到各子序列预测结果，再进行叠加得到单步预测值。

5）通过滚动多步预测法，用单步预测结果对输入序列进行更新，输入预测模型得到第 2）步预测结果，如此迭代实现多步预测。

3 算例研究

本文选用的变压器油中溶解气体数据采集时间为 2014 年 8 月至 2015 年 7 月，数据检测周期为 8 h[32]。用插值法补齐缺失值和采样周期错误的数据，获得 1004 个样本点，考虑到多步滚动预测的需要，选取前 799 个样本点作为训练集，后 205 个样本点作为测试集用于验证模型。限于篇幅，本文以 CH_4 为例进行详细分析。

3.1 ICEEMDAN 预处理

使用 ICEEMDAN 对原始 CH_4 体积分数时间序列进行分解，逐级分离出 IMF 分量及剩余分量 r_{es}。CH_4 体积分数序列分解结果见图 4，图中 5 组 IMF 分量具有不同的频率，反映了不同时间尺度的波动特征，而剩余分量与原始波形皮尔森相关系数达到 0.986，很好地反映了溶解气体的整体变化趋势。

图 5 为 EEMD 算法和 ICEEMDAN 算法分解溶解气体序列的重构误差对比，可以看出 ICEEMDAN 算法的重构误差较 EEMD 算法明显降低，有助于提高预测精度。

对各子序列分量分别进行归一化处理，将其映射到[0,1]区间内，从而提高后续集成模型的计算速度；同时归一化能避免原始数据数值大小对训练的影响，提高了模型鲁棒性，归一化公式为：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{16}$$

式中：x'为归一化后结果；x 为子序列的原始数值；$x_{\max}$、$x_{\min}$ 分别为子序列数据中的最大值与最小值。

3.2 评价指标

为定量评估模型预测性能，选取均方根误差(root mean square error，RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error，MAE)和决定系数 R^2 这 3 种评价指标，其数学表达式分别为：

$$y_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(f_i-y_i)^2} \tag{17}$$

$$y_{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|f_i-y_i| \tag{18}$$

$$R^2=\frac{\sum_{i=1}^{n}[f_i-\bar{y}_i]^2}{\sum_{i=1}^{n}[y_i-\bar{y}_i]^2} \tag{19}$$

式中：y_i为数据真实值；f_i为预测值；n为测试集中样本个数。RMSE 和 MAE 值越小，R^2值越大，预测效果越好。

3.3　集成模型训练

使用SSA-SVM和GRU分别对各子序列进行训练。训练中，SSA 算法麻雀个数设置为 30，最大迭代次数 30 次，c 的搜索范围为(0,1000]内整数，g 的搜索范围为[0.0001,1]。GRU 预测网络结构为：输入层、两层 GRU 层、Dropout 层和全连接输出层，最大训练次数为 400，优化器采用均方根传递(root mean square propagation，RMSprop)，初始学习率为 0.001，若预测精度经过 20 次训练没有提升，学习率会下降一半。

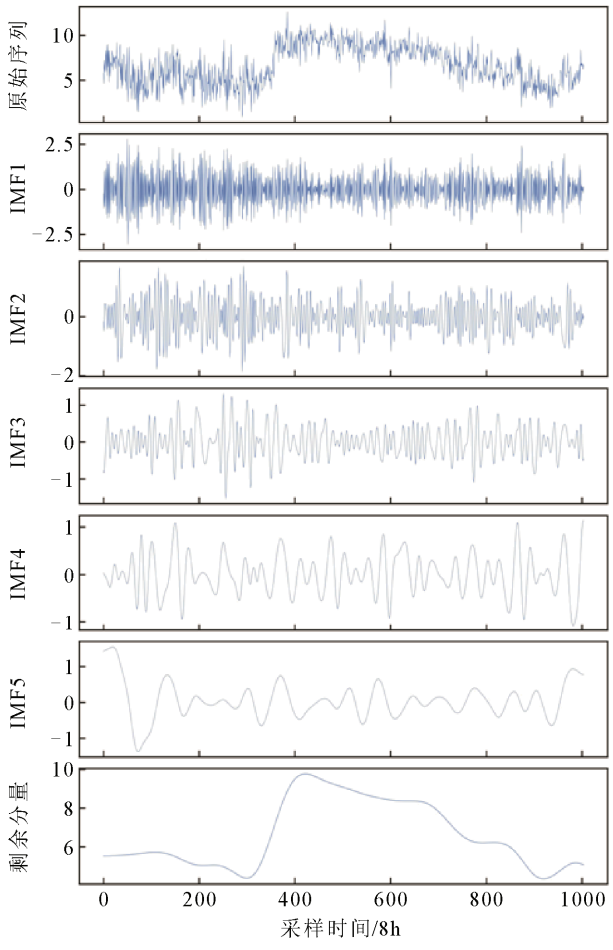


图 4　CH_4序列 ICEEMDAN 分解结果

Fig.4　ICEEMDAN results of CH_4 concentration

各子序列预测模型训练完成后，分别对测试集进行预测。通过灰色关联系数计算时变权重，形成各子序列分量预测结果，将其叠加得到最终的单步预测结果。单步预测结果如图 6 所示。

3.4　对比分析

3.4.1　单步预测结果分析

单步预测精度是多步预测精度及泛化性能的基础，本节为验证本文方法的有效性和优越性，从两方面选择其他预测方法进行对比：一是选择结合模态分解算法的单一预测模型如 GRU、SSA-SVM 和 BP 神经网络进行对比，证明集成预测模型预测精度优于单一预测模型；二是选择未结合模态分解算法，直接使用 GRU、SSA-SVM 和 BP 神经网络进行预测的传统方法进行对比，证明模态分解对于

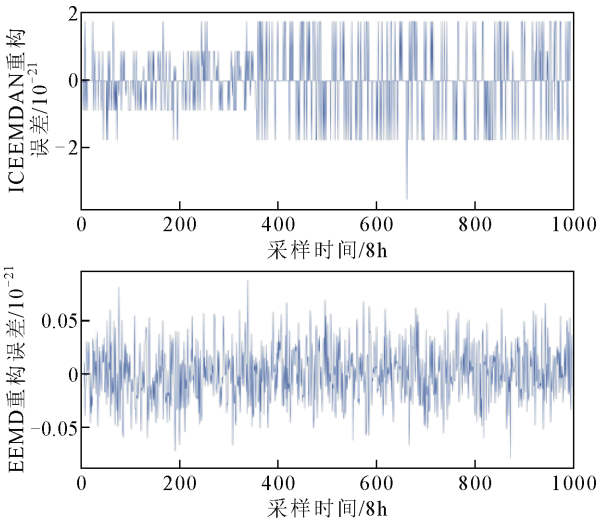


图 5　重构误差对比

Fig.5　Comparison of reconstruction errors

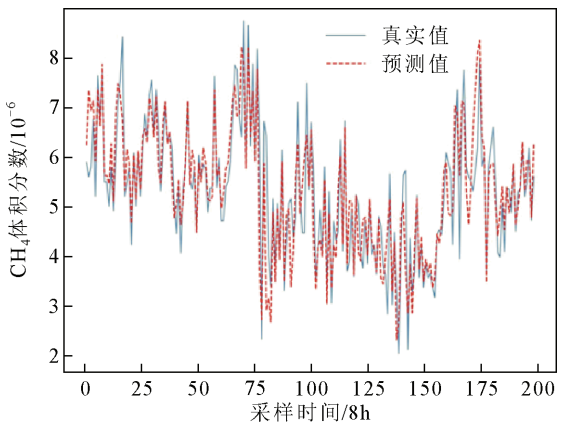


图 6　正常状态下单步预测结果

Fig.6　Single-step prediction results under normal conditions

提升预测精度的重要性。预测结果对比如图 6、7 和表 1 所示。

对比图 6、7 和表 1 可见，本文方法相比 GRU、SVM 和 BP 等传统预测方法，预测精度有明显提升；与结合模态分解算法的单一预测模型相比，精度上也有优势。相比结合 ICEEMDAN 的 GRU、SSA-SVM 和 BPNN 单一预测模型，RMSE 分别降低 12.6%、16.0%和 30.5%，MAE 分别降低 12.4%、16.6%和 34.4%，R^2 提高 2.9%、10.0%和 40.9%。

GRU 神经网络能够把握时间上的先后信息，表现明显优于 BP 神经网络，在结合和未结合 ICEEMDAN 两种情况下，RMSE 分别降低 20.5%和 10.8%，MAE 分别降低 26.9%和 14.8%，R^2 分别提升 29.0%和 24.3%。

通过对比可见，ICEEMDAN 的使用对于单步预测性能的提升非常显著，3 种算法结合 ICEEMDAN 后，RMSE 分别降低 33.4%、38.4%和 25.4%，MAE 分别降低 37.2%、44.8%和 26.8%，R^2

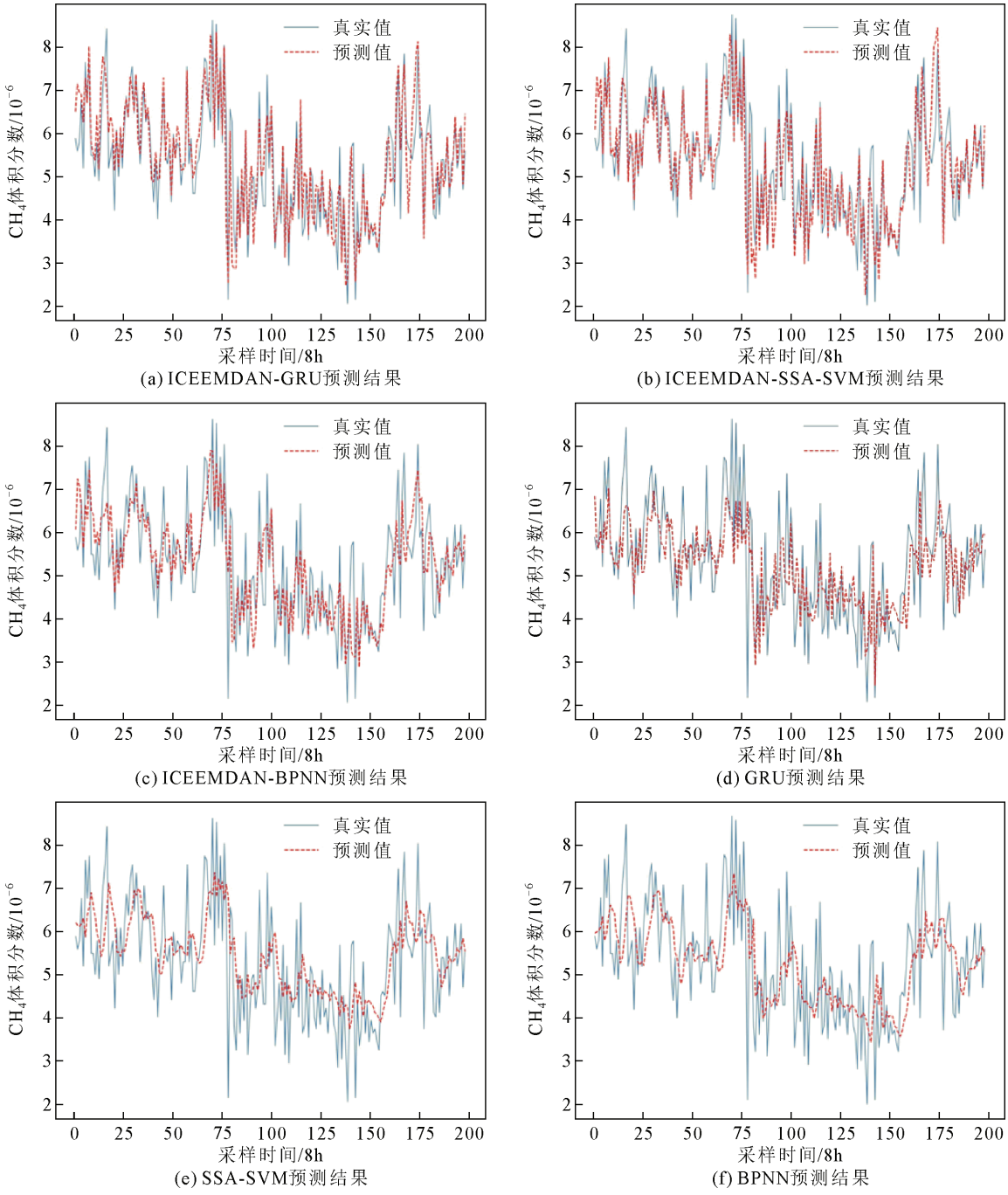


图 7 正常状态下不同模型的单步预测结果

Fig.7 Single-step prediction results of different models under normal conditions

表 1 正常状态下不同模型单步预测结果对比

Table 1 Comparison of single-step prediction results of different model under normal conditions

预测方法	RMSE	MAE	R^2
本文方法	0.593	0.422	0.768
ICEEMDAN-GRU	0.679	0.482	0.746
ICEEMDAN-SSA-SVM	0.706	0.506	0.698
ICEEMDAN-BPNN	0.854	0.659	0.545
GRU	1.021	0.768	0.428
SSA-SVM	1.147	0.917	0.332
BPNN	1.145	0.901	0.324

分别提升 42.6%、49.5%和 38.7%。模态分解算法将不同时间尺度的分量分离，减少了频率混杂对模型训练的干扰，有助于学习不同时间尺度的特征。

3.4.2 多步预测结果分析

在单步预测的基础上，通过滚动预测法，使用单步预测结果对预测输入进行更新，得到第 2 步预测结果，如此反复迭代，从而得到多步预测结果。本文对溶解气体进行了 2—6 步的滚动预测。多种预测模型的预测效果对比如表 2 所示。

由表 2 可见，随着预测步数增加，误差也因为逐步积累不断增大，但预测步数相同时，本文所用方法在预测精度上均优于其他方法。同时因为引入了时变权重，避免了单一预测模型预测精度异常降低时受到严重干扰。在第 2 步预测时，本文模型相比两子预测模型，RMSE 分别降低 4.0%和 19.9%，MAE 分别降低 2.7%和 5.9%，R^2 提高 2.1%和 11.6%；第 6 步时，RMSE 分别降低 13.3%和 2.1%，MAE 分别降低 13.6%和 2.4%，R^2 提高 36.3%和 3.9%。

3.5 泛化能力检验

泛化能力是评价预测方法的关键指标，将从两方面验证本文方法的泛化能力：一是对甲烷(CH_4)之外多种溶解气体进行预测；二是对异常状态下溶解气体含量进行预测。

3.5.1 多种溶解气体预测

变压器油中含有多种溶解气体，为验证本文方法的泛用性，除 CH_4 外，还对变压器油内其他常见溶解气体进行了预测，如一氧化碳(CO)以及三比值法所用的其余 4 种指标气体氢气(H_2)、乙炔(C_2H_2)、乙烯(C_2H_4)和乙烷(C_2H_6)。预测结果如表 3 所示。

由表 3 可见，本文方法对于多种溶解气体都有很好的单步及多步预测效果，具有较小的预测误差，能较好地反映多种溶解气体的变化趋势。这表明本文方法不仅具有较高的预测精度，还具有较强的泛用性，对多种溶解气体预测效果较稳定。

表 2 正常状态下不同模型多步预测结果对比

Table 2 Comparison of multi-step prediction results of different model under normal conditions

预测方法	预测步数	RMSE	MAE	R^2
本文方法	2	0.748	0.643	0.662
	4	0.902	0.706	0.592
	6	1.013	0.789	0.480
ICEEMDAN-GRU	2	0.779	0.661	0.648
	4	0.972	0.762	0.565
	6	1.169	0.913	0.352
ICEEMDAN-SSA-SVM	2	0.901	0.683	0.593
	4	0.841	0.695	0.577
	6	1.035	0.808	0.462
ICEEMDAN-BPNN	2	0.952	0.714	0.442
	4	1.134	0.857	0.351
	6	1.322	1.012	0.220
GRU	2	1.041	0.795	0.397
	4	1.123	0.862	0.335
	6	1.173	0.933	0.306
SSA-SVM	2	1.174	0.922	0.321
	4	1.254	0.982	0.264
	6	1.443	1.076	0.205
BPNN	2	1.205	0.939	0.305
	4	1.306	1.020	0.251
	6	1.452	1.113	0.203

表 3 对不同气体体积分数预测性能

Table 3 Prediction performance of different gas volume fraction

气体类型	预测步数	RMSE	MAE	R^2
CO	1	0.247	0.209	0.846
	6	0.955	0.686	0.643
H_2	1	0.540	0.393	0.623
	6	1.526	1.011	0.398
C_2H_2	1	0.202	0.157	0.820
	6	0.904	0.715	0.513
C_2H_4	1	0.295	0.221	0.892
	6	0.890	0.679	0.613
C_2H_6	1	0.378	0.256	0.652
	6	0.982	0.774	0.565

3.5.2 异常状态下溶解气体预测

当变压器处于低温过热、局部放电等异常状态时，部分溶解气体含量迅速增加。为验证本文方法能否对异常状态下变压器油中溶解气体做出有效预测，选用 1 组来自 2012 年 3 月至 6 月的甲烷数据，采样周期为 6 h，共计 343 组数据点，数据曲线如图 8 所示，可见甲烷体积分数自约第 150 个数据点开始加速升高。同时油内乙烷含量也明显升高，而氢气、乙炔和乙烯增长幅度不大，根据三比值法可判定变压器出现了低温过热的异常情况。选用正常状

态数据和异常状态前238点数据进行训练，对后105点进行预测，单步预测结果如图9和表4所示，可见本文方法能够很好地反映异常状态下溶解气体的变化情况。虽然绝对误差大于正常状态，但参照决定系数 R^2，其仍然能够正确反映气体含量快速增长的变化趋势。

根据泛化能力检验，本文方法适用于多种溶解气体，并在变压器异常状态下也有较好的预测能力。使用本文方法对甲烷、氢气等多种指标气体进行预测，若变压器出现异常情况，根据预测结果可在溶解气体含量达到阈值之前发出警告，避免严重事故；且根据多种指标气体的预测值，可借助三比值法等

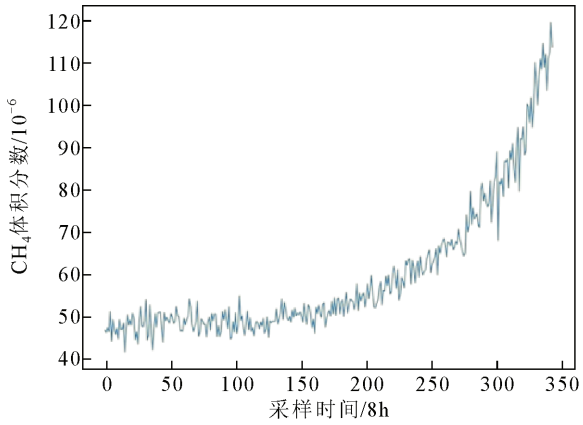


图8 异常状态下溶解气体数据曲线

Fig.8 Curves of dissolved gas under abnormal condition

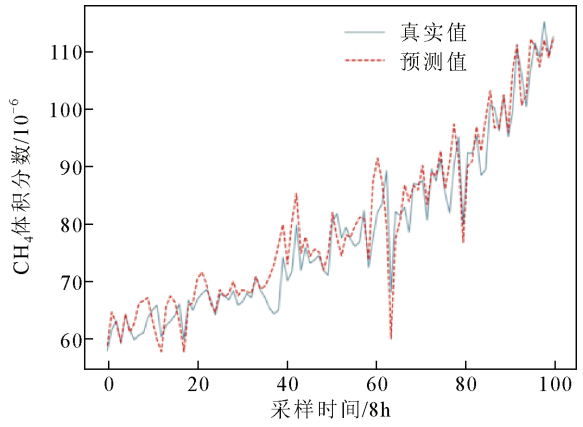


图9 异常状态下单步预测结果

Fig.9 Single-step prediction result under abnormal condition

表4 异常状态下的预测结果

Table 4 Prediction results under abnormal conditions

预测步数	RMSE	MAE	R^2
1	3.865	2.911	0.928
6	6.045	5.142	0.807

诊断方法进行变压器故障诊断，为识别故障类型提供参考，便于安排相应的维护和检修。

4 结论

1）考虑到油中溶解气体序列的波动性和非平稳性，运用ICEEMDAN分解，减少了不同时间尺度分量互相之间对预测的影响，有利于提取不同时间尺度的特征，从而提升预测精度。

2）建立了时变权重系数集成预测模型对分解所得各子序列进行预测，并叠加重构得到溶解气体体积分数的预测结果。算例分析结果表明，集成预测模型能有效把握溶解气体的变化趋势，在单步及多步预测精度上有较大提升，各项指标均优于其他预测模型。

3）算例分析结果表明，本文预测方法具有很好的泛用性，用于多种溶解气体和变压器异常状态下都可以实现较为精准的预测，对变压器预防性维护和检修具有一定参考价值。

参考文献 References

[1] 刘勇辉. 基于DGA的电力变压器故障诊断[J]. 高电压技术，2005，31(6)：87-88.
LIU Yonghui. Diagnosis of the electric power transformer fault based on DGA[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(6): 87-88.

[2] 刘展程，王 爽，唐 波. 基于SSA-BiGRU-Attention模型的变压器油中溶解气体含量预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：2972-2981.
LIU Zhancheng, WANG Shuang, TANG Bo. Prediction of dissolved gas content in transformer oil based on SSA-BiGRU-Attention model[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 2972-2981.

[3] 汤 健，侯慧娟，陈洪岗，等. 基于BI-GRU改进的Seq2Seq网络的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 电力自动化设备，2022，42(3)：196-202，217.
TANG Jian, HOU Huijuan, CHEN Honggang, et al. Concentration prediction method based on Seq2Seq network improved by BI-GRU for dissolved gas in transformer oil[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(3): 196-202, 217.

[4] 谢 乐，仇 炜，李振伟，等. 基于变分模态分解和门控循环单元神经网络的变压器油中溶解气体预测模型[J]. 高电压技术，2022，48(2)：653-660.
XIE Le, QIU Wei, LI Zhenwei, et al. Prediction model of dissolved gas in transformer oil based on variational modal decompo-sition and recurrent neural network with gated recurrent unit[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 653-660.

[5] 刘云鹏，许自强，李 刚，等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术，2019，45(2)：337-348.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, LI Gang, et al. Review on applications of artificial intelligence driven data analysis technology in condition based maintenance of power transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 337-348.

[6] 张 静，褚晓红，黄学安，等. 一种基于加权马尔科夫链修正的

SVM 光伏出力预测模型[J]. 电力系统保护与控制，2019，47(19)：63-68.
ZHANG Jing, CHU Xiaohong, HUANG Xue'an, et al. A model for photovoltaic output prediction based on SVM modified by weighted Markov chain[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 63-68.

[7] 戴 锋，陈 轩，王立宪，等. 基于 Teager 能量谱极限学习机的 GIL 局部放电识别[J]. 电气传动，2022，52(22)：73-80.
DAI Feng, CHEN Xuan, WANG Lixian, et al. Partial discharge recognition of GIL based on Teager energy spectrum ELM[J]. Electric Drive, 2022, 52(22): 73-80.

[8] 周 锋，孙廷玺，权少静，等. 基于集合经验模态分解和极限学习机的变压器油中溶解气体体积分数预测方法[J]. 高电压技术，2020，46(10)：3658-3665.
ZHOU Feng, SUN Tingxi, QUAN Shaojing, et al. Predication of dissolved gases concentration in transformer oil based on ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(10): 3658-3665.

[9] 徐怀兵，王 廷，邹文杰，等. 基于智能磨矿介质及 CNN 和优化 SVM 模型的球磨机负荷识别方法[J]. 工程科学学报，2022，44(11)：1821-1831.
XU Huaibing, WANG Ting, ZOU Wenjie, et al. Ball mill load status identification method based on the convolutional neural network, optimized support vector machine model, and intelligent grinding media[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(11): 1821-1831.

[10] 王 兴，荣海娜，王 健，等. 基于小波分解和长短期记忆网络的变压器油中溶解气体浓度预测[J]. 电工技术，2020(9)：24-29，33.
WANG Xing, RONG Haina, WANG Jian, et al. Concentration prediction of dissolved gases in transformer oil based on wavelet decomposition and long short-term memory network[J]. Electric Engineering, 2020(9): 24-29, 33.

[11] 杨 威，蒲彩霞，杨 坤，等. 基于 CNN-GRU 组合神经网络的变压器短期故障预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(6)：107-116.
YANG Wei, PU Caixia, YANG Kun, et al. Short-term fault prediction method for a transformer based on a CNN-GRU combined neural network[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 107-116.

[12] 李小平，白 超，石 森. 基于 CNN-BiLSTM 模型的机车变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 铁道学报，2022，44(5)：42-48.
LI Xiaoping, BAI Chao, SHI Sen. Prediction method of dissolved gas concentration in transformer oil based on CNN-BiLSTM model[J]. Journal of The China Railway Society, 2022, 44(5): 42-48.

[13] 刘云鹏，许自强，董王英，等. 基于经验模态分解和长短期记忆神经网络的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 中国电机工程学报，2019，39(13)：3998-4007.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, DONG Wangying, et al. Concentration prediction of dissolved gases in transformer oil based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(13): 3998-4007.

[14] 崔佳嘉，马宏忠. 基于 CEEMDAN-小波阈值和 3D-CNN 的变压器铁心松动故障诊断模型[J]. 电机与控制应用，2022，49(10)：46-52.
CUI Jiajia, MA Hongzhong. Transformer iron core looseness fault diagnosis model based on CEEMDAN-wavelet-threshold and 3D-CNN[J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(10): 46-52.

[15] 李 佳，邓 科，侯玉莲，等. 基于 GRA-CEEMDAN-BiLSTM 的变压器油中溶解气体浓度预测[J]. 变压器，2022，59(6)：42-47.
LI Jia, DENG Ke, HOU Yulian, et al. Prediction of dissolved gas concentration in transformer oil based on GRA-CEEMDAN-BiLSTM[J]. Transformer, 2022, 59(6): 42-47.

[16] 杨德州，刘嘉明，宋汶秦，等. 基于改进型自适应白噪声完备集成经验模态分解的工业用户负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(4)：36-43.
YANG Dezhou, LIU Jiaming, SONG Wenqin, et al. A load forecasting method for industrial customers based on the ICEEMDAN algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(4): 36-43.

[17] 王 冉，后麒麟，石如玉，等. 基于变分模态分解与集成深度模型的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 仪器仪表学报，2021，42(4)：111-120.
WANG Ran, HOU Qilin, SHI Ruyu, et al. Remaining useful life prediction method of lithium battery based on variational mode decomposition and integrated deep model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 111-120.

[18] 吴书煜，汲胜昌，祝令瑜，等. 基于多重信息分解与时变权重组合的换流变压器振动状态参量综合预测方法[J]. 中国电机工程学报，2020，40(23)：7792-7804.
WU Shuyu, JI Shengchang, ZHU Lingyu, et al. Comprehensive prediction method of converter transformer vibration state parameters based on multiple information decomposition and time-varying weight combination[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(23): 7792-7804.

[19] 史永胜，施梦琢，丁恩松，等. 基于 CEEMDAN-LSTM 组合的锂离子电池寿命预测方法[J]. 工程科学学报，2021，43(7)：985-994.
SHI Yongsheng, SHI Mengzhuo, DING Ensong, et al. Combined prediction method of lithium-ion battery life based on CEEMDAN-LSTM[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(7): 985-994.

[20] 管一臣，童 攀，冯志鹏. 基于 ICEEMDAN 方法和频率解调的行星齿轮箱故障电流信号特征分析[J]. 振动与冲击，2019，38(24)：41-47.
GUAN Yichen, TONG Pan, FEN Zhipeng. Planetary gearbox fault diagnosis via current signature analysis based on ICEEMDAN and frequency demodulation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(24): 41-47.

[21] 叶远波，李端超，谢 民，等. 基于 SSA-SVM 的继电保护装置状态评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(8)：171-178.
YE Yuanbo, LI Ruichao, XIE Min, et al. A state evaluation method for a relay protection device based on SSA-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 171-178.

[22] 马晨佩，李明辉，巩强令，等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程，2021，21(10)：4025-4029.
MA Chenpei, LI Minghui, GONG Qiangling, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(10): 4025-4029.

[23] 吕 鑫，慕晓冬，张 钧，等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. 北京航空航天大学学报，2021，47(8)：1712-1720.
LÜ Xin, MU Xiaodong, ZHANG Jun, et al. Chaos sparrow search optimization algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(8): 1712-1720.

[24] 宋冬然，晏嘉琪，夏 鄂，等. 基于改进麻雀搜索算法的大型海上风电场电缆布置优化[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(12)：134-143.
SONG Dongran, YAN Jiaqi, XIA E, et al. Optimization of cable layout for large-scale offshore wind farms based on an improved sparrow search algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(12): 134-143.

[25] 徐光宪，丁瑞峰. 改进麻雀搜索算法在 WSNs 覆盖优化中的应用[J].

传感器与微系统，2022，41(11)：156-160.
XU Guangxian, DING Ruifeng. Application of improved SSA in WSNs coverage optimization[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(11): 156-160.

[26] 杜　江，郭世炜. 基于改进麻雀搜索算法的电动机铸铜转子槽型结构优化[J]. 安徽大学学报(自然科学版)，2022，46(6)：35-41.
DU Jiang, GUO Shiwei. Cast copper rotor slot structure optimization of motor based on improved sparrow search algorithm[J]. Journal of Anhui University (Natural Sciences), 2022, 46(6): 35-41.

[27] 张　琳，马宏忠，姜　宁，等. 基于奇异谱熵和支持向量机的变压器绕组松动识别及定位[J]. 电力系统保护与控制，2017，45(18)：69-75.
ZHANG Lin, MA Hongzhong, JIANG Ning, et al. Recognition and location of transformer winding looseness based on singular value spectrum entropy and SVM[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 69-75.

[28] 刘宝稳，汤容川，马钲洲，等. 基于 S 变换 D-SVM AlexNet 模型的 GIS 机械故障诊断与试验分析[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2526-2535.
LIU Baowen, TANG Rongchuan, MA Zhengzhou, et al. GIS mechanical fault diagnosis and test analysis based on S transform D-SVM AlexNet model[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2526-2535.

[29] 谢国民，倪乐水，曹　媛. 基于 VSRP 与 β-GWO-SVM 的变压器故障辨识方法[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3635-3641.
XIE Guomin, NI Leshui, CAO Yuan. Transformer fault identification method based on VSRP and β-GWO-SVM[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3635-3641.

[30] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]// Proceedings of 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014: 1724-1734.

[31] 高思凡. 基于时变权重的区间时间序列组合预测模型构造[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版)，2021，38(2)：40-47.
GAO Sifan. Construction of interval time series combined prediction model based on time-varying weight[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Sciences Edition), 2021, 38(2): 40-47.

[32] LEWIS Z M, WILD J A, ALLCOCK M, et al. Assessing the impact of weak and moderate geomagnetic storms on UK power station transformers[J]. Space Weather, 2022, 20(4): e2021SW003021.



马宏忠
1962—，男，博士，教授，博导
主要研究方向为电力设备状态监测与故障诊断、磁悬浮称重技术、电力系统谐波分析
E-mail: hhumhz@163.com

MA Hongzhong
Ph.D., Professor



肖雨松(通信作者)
1999—，男，硕士生
主要研究方向为电力设备状态监测与故障诊断
E-mail: qq573634302@163.com

XIAO Yusong
Corresponding author

收稿日期　2023-01-06　修回日期　2023-04-05　　编辑　卫李静