**DOI**：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.158 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

# 改进 NGO 优化 MVMD-BiLSTM 的锂电池剩余使用寿命预测

郭喜峰，黄裕海，单 丹，原宝龙，宁 一
(沈阳建筑大学电气与控制工程学院，沈阳 110168)

**摘要**：为解决锂电池剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)预测过程中存在的噪声干扰、容量增生导致模型预测精度低的问题，提出 1 种将参数优化后的多元变分模态分解 MVMD(multivariate variational modal decomposition)和双向长短期记忆 BiLSTM(bi-directional long and short-term memory)网络相结合的 RUL 预测方法。从锂电池充放电过程中提取多个健康因子 HF(health factor)作为模型输入，将正余弦优化算法和鲸鱼螺旋捕食机制结合引进北方苍鹰优化算法，利用其对 MVMD 参数寻优。然后利用寻优后的 MVMD 分解 HF 为若干个平稳分量，最后利用寻优后的多层 BiLSTM 进行预测，叠加求和得出最终 RUL 结果。应用 NASA 和 CALCE 数据集与其他方法进行对比分析，结果表明所提方法具有更高的预测精度和泛化适应性。

**关键词**：锂电池；剩余使用寿命预测；多元变分模态分解；改进北方苍鹰优化算法；双向长短期记忆网络

# Improved NGO Optimized MVMD-BiLSTM for Remaining Useful Life Prediction of Lithium Batteries

GUO Xifeng, HUANG Yuhai, SHAN Dan, YUAN Baolong, NING Yi
(School of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

**Abstract:** To solve the problem of low model prediction accuracy caused by noise interference and capacity augmentation in the remaining useful life (RUL) prediction of lithium batteries, an RUL prediction method combining the parameter-optimized multivariate variational modal decomposition (MVMD) and bi-directional long and short-term memory (BiLSTM) network is proposed. Multiple health factors (HFs) are extracted from the charging and discharging processes of lithium batteries as model inputs, and the northern goshawk optimization (NGO) algorithm is introduced by combining the sine cosine algorithm and the whale spiral predation mechanism, which is used to optimize the MVMD parameters. Then, the optimized MVMD is used to decompose the HF into a number of smooth components. Finally, the optimized multilayer BiLSTM is used for prediction, and the stacked summation is the final RUL result. The results of a comparative analysis of the proposed method and other methods based on NASA and CALCE data sets show that this method has higher prediction accuracy and generalized adaptability.

**Keywords:** Lithium battery; remaining useful life (RUL) prediction; multivariate variational modal decomposition (MVMD); improved northern goshawk optimization (NGO) algorithm; bi-directional long short-term memory (BiLSTM) network

锂电池因其快充电速率、长使用寿命和高能量密度等优越的特性，在新能源汽车、航空航天设备和储能等领域得到广泛应用。然而，随着锂电池循环使用次数的增加，其性能和安全性必然会衰减。因此，锂电池剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)的准确预测，对整个电池系统的安全稳定运行具有重要意义[1]。

锂电池 RUL 的预测方法主要包括 2 类：构建模型方法与数据驱动方法。构建模型方法需要综合

**收稿日期**：2024-01-02；**修回日期**：2024-03-06；**录用日期**：2024-03-09；**网络首发日期**：2024-04-28
**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(62003225)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 62003225

考虑电池的材料特性、负载变化等因素来构建指定的电池性能退化模型；数据驱动方法直接采用锂电池充放电循环过程的历史数据来分析电池退化规律来进行锂电池的 RUL 预测[2]。

目前数据驱动预测常用的基本算法有支持向量机[3]、高斯过程回归[4]等。刘芊彤等[5]利用门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)预测 RUL，GRU 参数少、收敛速度快，但是存在梯度消失问题；Hochreiter 等[6]使用了长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络进行预测，其在 GRU 的基础上引入了输出门和更多参数，以有效避免梯度消失问题，这一改进使得 LSTM 在处理长序列数据时更具优势；毛百海等[7]采用双向长短期记忆 BiLSTM(bi-directional long short-term memory)网络进行锂电池 RUL 预测，BiLSTM 在 LSTM 的基础上引入了双向信息传递，能够同时考虑过去和未来状态对当前状态的影响，从而深度挖掘时间序列中蕴含的锂电池寿命信息。

采用信号分解方法可以减少锂电池数据的噪声干扰和容量增生问题，有效提升数据模型预测效果。陈彦余等[8]使用经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)对锂电池数据进行去噪，效果良好且具备自适应性，然而 EMD 存在模态混叠问题；欧阳名三等[9]提出了集合经验模态分解 EEMD (ensemble empirical mode decomposition)，在 EMD 的基础上引入了白噪声，利用白噪声均匀分布的频谱和 EMD 滤波器组动作的特点，让信号极值点分布更加均匀，有效控制由间断性高频分量等因素造成的模态混叠；刘金凤等[10]提出了变分模态分解 VMD(variational mode decomposition)和高斯过程回归结合的 RUL 预测模型，实验证明 VMD 能够有效处理原始锂电池数据的噪声干扰，提高预测精度。但是上述信号分解方法在分解多输入数据时，需要逐一分解，而多元变分模态分解 MVMD(multivariate variational modal decomposition)能够通过联合分解多个特征输入，实现在 1 个统一框架下对多维数据进行模态分解，使得 MVMD 能够更全面地考虑多个特征之间的相互关系，保持数据整体结构的一致性，更好地提取信号特征信息，有效提高信号重构精度。

目前北方苍鹰优化 NGO(northern goshawk optimization)算法存在全局搜索能力较差、收敛速度较慢和寻优精度不够高的问题。为解决这些问题，将正余弦优化算法 SCA(sine cosine algorithm)和鲸鱼优化算法 WOA(whale optimization algorithm)螺旋捕食机制相结合改进 NGO 全局搜索阶段，以此提出改进正余弦北方苍鹰优化 ISNGO(improved sine cosine northern goshawk optimization)算法。基于此，本文提出了一种基于 ISNGO 和 MVMD-BiLSTM 相结合的锂电池 RUL 预测方法。阐述了 ISNGO 算法的构建过程，以及 ISNGO 对于优化 MVMD 和 BiLSTM 参数的有效性，最后对提出的预测方法应用 NASA 和 CALCE 数据集与其他方法进行了实验对比。结果表明，所提方法具有更好的锂电池剩余使用寿命预测性能，为即将到达使用寿命期限的锂电池的维护和管理提供了新的有效方法，保障了电池系统的安全稳定运行，对储能应用的电池剩余使用寿命预测具有一定的应用价值。

## 1　数据处理

### 1.1　锂电池数据集

在本文实验中，由于 NASA 的 B5 电池数据集和 CALCE 的 CS2-34 电池数据集[1]中包含了电池充放电过程的内阻、电压、电流、温度各参数变化的详细数据且数据可靠性高，因此选取它们作为实验数据集。

预测加入 CALCE 中的 CS2-34 数据集是为表明所提方法在预测数据增多时依旧具有良好的预测效果，CS2-34 数据集共有 700 个充放电循环周期，远高于 B5 数据集 168 个充放电循环周期。

### 1.2　健康因子提取

正确选择健康因子 HF(health factor)可以有效提高数据模型预测精度。提取 B5 电池第 10 次、第 60 次、第 110 次和第 160 次充放电循环中恒流充电时的电压曲线，如图 1 所示。可以看出，第 10

次循环需要的恒流充电时间最长，而第 160 次循环需要的恒流充电时间最短。在相同的截止电压(4.2 V)下，增加充放电操作次数，恒流充电时间逐渐减少。这意味着恒流充电时间包含了电池容量退化的特征，可以作为表征电池性能状况的健康因子。所以选择恒流充电时间作为 1 个健康因子，记为 HF1，同理恒流放电时间也可作为健康因子，记为 HF2。

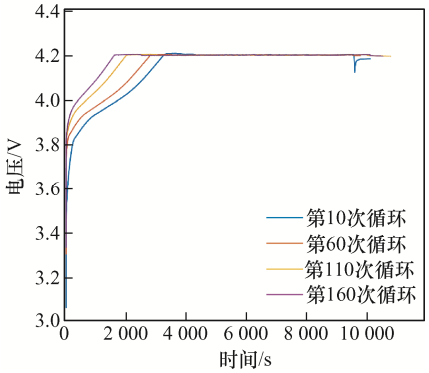



**图 1 恒流充电过程中电压的变化曲线**

**Fig. 1 Changes in curves of voltage during constant-current charging process**

使用皮尔逊(Pearson)系数来分析 HF1、HF2 与容量的相关程度。Pearson 系数可表示为

$$\rho=\frac{E(\alpha\beta)-E(\alpha)E(\beta)}{\sqrt{E(\alpha)-[E(\alpha)]^2}\sqrt{E(\beta)-[E(\beta)]^2}} \tag{1}$$

式中：$E(\cdot)$为期望值函数；$\alpha$ 和 $\beta$ 为 2 个变量。相关系数值越接近 1 代表数据之间相关性越高。NASA 的 B5 电池数据集和 CALCE 的 CS2-34 电池数据集的 HF1、HF2 分别与容量的相关系数见表 1。可以看出，各相关系数都在 0.9~1.0 之间，表明 HF1、HF2 与容量存在较为紧密的相关性，可以侧面表达电池容量退化的状态。

**表 1 健康因子与容量的相关系数**

**Tab. 1 Correlation coefficients between health factors and capacity**

| 电池编号 | 健康因子 | $\rho$ |
|---|---|---|
| B5 | HF1 | 0.969 0 |
| | HF2 | 0.991 8 |
| CS2-34 | HF1 | 0.971 3 |
| | HF2 | 0.975 2 |

## 2 MVMD-ISNGO-BiLSTM 理论

### 2.1 多元变分模态分解

MVMD 可以同时对 HF1 和 HF2 进行分解，有效联系 2 个锂电池输入特征的时域和频域关系，并且保证了不同特征之间的分解模态数、对应层数模态分量的频率尺度一致性，提高了分解信号的稳定性和重构精度。其分解步骤[11]如下。

(1)在 $c$ 个输入数据通道中，即 $x(t)=[x_1(t), x_2(t),\cdots, x_c(t)]$，提取 $k$ 个多变量振荡 $u_k(t)$，且使得

$$x(t)=\sum_k u_k(t) \tag{2}$$

式中，$u(t)=[u_1(t), u_2(t), \cdots, u_k(t)]$，$u_k(t)$ 为分解后的第 $k$ 个 IMF 分量。

(2)利用希尔伯特(Hilbert)变换得到 $u_k(t)$ 中每个振荡的解析信号，记为 $u_+^k(t)$，之后将其调制成相对应的中心频率 $w_k$，每个模态的中心带宽可以通过解析 $u_+^k(t)$ 的梯度函数的 $L_2$ 范数来预估。MVMD 的核心目的是使每个固有模态函数 IMF(intrinsic mode function)分量的预估带宽相加最小且全部 IMF 分量信号相加等于原始信号，基于此构造约束变分函数为

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_{k,c}\}\cdot\{w_k\}}\left\{\sum\limits_k\sum\limits_c\left\|\partial_t[u_+^{k,c}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_kt}]\right\|_2^2\right\}\\ \text{s.t. } x_c(t)=\sum\limits_k u_{k,c}(t)\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\partial_t$ 为对 $t$ 求偏导数；$u_+^{k,c}(t)$ 为对应 $c$ 通道中 $u_k(t)$ 每个振荡的解析信号。

(3)将拉格朗日(Lagrange)乘子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚项 $\alpha$ 引入 MVMD，$\lambda(t)$ 可以增强变分约束条件约束强度。Lagrange 函数可表示为

$$L(\{u_{k,c}\},\{w_k\},\lambda_c)=\alpha\sum_k\sum_c\left\|\partial_t[u_+^{k,c}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_kt}]\right\|_2^2+\sum_c\left\|x_c(t)-\sum_k u_{k,c}(t)\right\|_2^2+\sum_c\left\langle\lambda_c(t),x_c(t)-\sum_k u_{k,c}(t)\right\rangle \tag{4}$$

(4)利用交替方向乘子法更新 $u_k(t)$、$w_k$。$u_k(t)$

更新条件为

$$\hat{u}_{k,c}^{n+1}(w)=\frac{\hat{x}_c(w)-\sum_{i\neq k}\hat{u}_{i,c}(w)+\frac{\lambda_c(w)}{2}}{1+2\alpha(w-w_k)^2} \tag{5}$$

式中，$w$ 为频率。

$w_k$ 更新条件为

$$w_k^{n+1}=\frac{\sum_c\int_0^\infty w\left|\hat{u}_{k,c}(w)\right|^2\mathrm{d}w}{\sum_c\int_0^\infty\left|\hat{u}_{k,c}(w)\right|^2\mathrm{d}w} \tag{6}$$

### 2.2 双向长短期记忆网络

LSTM 的运行主要由遗忘门、输入门和输出门控制。遗忘门可以忽略不需要的信息，输入门选择控制需要保存的信息，输出门用于决定输出的信息[12]。遗忘门、输入门与输出门分别表示为 $f_t$、$i_t$、$o_t$，LSTM 网络传播途径可表示为

$$\begin{cases}f_t=\sigma(\boldsymbol{U}_{fh}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{fx}x_t+b_f)\\ i_t=\sigma(\boldsymbol{U}_{ih}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{ix}x_t+b_i)\\ o_t=\sigma(\boldsymbol{U}_{oh}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{ox}x_t+b_o)\\ \tilde{c}_t=\tanh(\boldsymbol{U}_{\tilde{c}h}h_{t-1}+\boldsymbol{W}_{\tilde{c}x}+b_{\tilde{c}})\\ c_t=f_t\odot c_{t-1}+i_t\odot\hat{c}_t\\ h_t=o_t\odot\tanh(c_t)\end{cases} \tag{7}$$

式中：$x_t$ 为 $t$ 时刻神经元的输入；$h_t$ 为 $t$ 时刻的输出；$c_t$ 为当前神经元状态；$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{U}$ 为权重矩阵；$b$ 为偏置；$\sigma$ 为 Sigmoid 函数；$\odot$ 表示按元素乘积。

LSTM 仅学习了过去状态对当前状态的影响，忽略了未来状态的作用。而在 BiLSTM 的结构中，首先有 1 个前向 LSTM 层，它按照时间步的顺序处理输入序列。每个时间步，LSTM 单元会考虑当前输入和前一个时间步的隐藏状态，并产生 1 个新的隐藏状态。与前向 LSTM 层相对应，BiLSTM 还包含 1 个后向 LSTM 层，这一层按照时间步的相反顺序处理输入序列。在每个时间步，后向 LSTM 单元会考虑当前输入和后一个时间步的隐藏状态，并生成 1 个新的隐藏状态。BiLSTM 通过将前向和后向的隐藏状态连接起来，形成 1 个新的隐藏状态，实现了对过去和未来信息的融合。这样，每个时间步的隐藏状态都包含了前后 2 个方向的信息，充分利用过去与未来时刻数据所蕴含的寿命信息。

BiLSTM 网络的表达式为

$$H_t=\overrightarrow{h}_t+\overleftarrow{h}_t \tag{8}$$

式中：$H_t$ 为 BiLSTM 网络的最终输出；$\overrightarrow{h}_t$ 为最后 1 个前向 LSTM 层的输出；$\overleftarrow{h}_t$ 为最后 1 个后向 LSTM 层的输出。

### 2.3 北方苍鹰优化算法

NGO 算法模仿了北方苍鹰在捕猎过程中对于猎物寻找、追击及逃跑的行为[13]，具体如下。

(1)初始化阶段：在算法开始时，随机生成北方苍鹰的初始位置，可表示为

$$x_{i,j}=l_j+r\cdot(u_j-l_j) \tag{9}$$

式中：$x_{i,j}$ 为第 $i$ 个北方苍鹰在维度 $j$ 的位置；$l_j$、$u_j$ 为寻优上下边界；$r$ 为[0, 1]的随机数。

(2)第一阶段：识别猎物及攻击猎物(全局搜索阶段)，在这个阶段，北方苍鹰个体会以一定速度和方向搜索解空间，记录最优位置和对应适应度值，并通过更新自身位置和速度来提高搜索效率。此过程可描述为

$$P_i=X_k\quad i=1,2,\cdots,N;\ k=1,2,\cdots,i-1,i+1,\cdots,N \tag{10}$$

$$x_{i,j}^{\mathrm{new},P_1}=\begin{cases}x_{i,j}+r(p_{i,j}-Ix_{i,j}) & F_{P_i}<F_i\\ x_{i,j}+r(x_{i,j}-p_{x_{i,j}}) & F_{P_i}\geqslant F_i\end{cases} \tag{11}$$

$$X_i=\begin{cases}X_i^{\mathrm{new},P_1} & F_i^{\mathrm{new},P_1}<F_i\\ X_i & F_i^{\mathrm{new},P_1}\geqslant F_i\end{cases} \tag{12}$$

式中：$P_i$ 为第 $i$ 个北方苍鹰猎物的位置；$k$ 为[1, $N$]的随机整数；$x_{i,j}^{\mathrm{new},P_1}$ 为第 $i$ 个北方苍鹰的第 $j$ 维新位置；$x_{i,j}$ 为第 $i$ 个北方苍鹰第 $j$ 维的位置；$p_{i,j}$ 为第 $i$ 个北方苍鹰猎物第 $j$ 维的位置；$I$ 为 1 或者 2 的随机整数；$F_{P_i}$ 为第一阶段更新后第 $i$ 个北方苍鹰猎物的位置；$F_i$ 为第 $i$ 个北方苍鹰猎物位置的目标函数值；$X_i$ 为第 $i$ 个北方苍鹰的位置；$X_i^{\mathrm{new},P_1}$ 为第一阶段更新后第 $i$ 个北方苍鹰新位置；$F_i^{\mathrm{new},P_1}$ 为第一阶段更新后的第 $i$ 个北方苍鹰的目标函数值。3 个随机数 $k$、$r$、$I$ 的作用是在探索阶段中生成 NGO 随机行为。

(3)第二阶段：追逐及逃生(局部搜索阶段)，在

此阶段，根据每个个体在探索阶段中搜索到的最优位置，每个个体使用自适应策略控制搜索范围和速度，试图更好地逼近最优解。此过程可描述为

$$x_{i,j}^{\text{new},P_2}=x_{i,j}+R(2r-1)x_{i,j} \tag{13}$$

$$R=0.02\left(1-\frac{\tau}{T}\right) \tag{14}$$

$$X_i=\begin{cases}X_i^{\text{new},P_2} & F_i^{\text{new},P_2}<F_i\\ X_i & F_i^{\text{new},P_2}\geqslant F_i\end{cases} \tag{15}$$

式中：$x_{i,j}^{\text{new},P_2}$ 为第 $i$ 个北方苍鹰第 $j$ 维的新位置；$\tau$ 为当前的迭代次数，为[0, 1]的随机数；$T$ 为最大的迭代次数；$X_i^{\text{new},P_2}$ 为局部探索阶段更新后第 $i$ 个北方苍鹰的新位置；$F_i^{\text{new},P_2}$ 为在局部探索阶段更新后第 $i$ 个北方苍鹰目标函数值。

### 2.4 改进正余弦优化算法的融合

SCA 具有结构简易、参数少、模型收敛快等优点，其利用正弦和余弦函数模型的波动来求解优化问题。迭代方程包括正弦或余弦迭代方程，可表示为

$$X_i^j(\tau+1)=\begin{cases}X_i^j(\tau)+r_1\cdot\sin r_2\cdot\left|r_3P_{\text{best}}(\tau)-X_i^j(\tau)\right| & r_4>0.5\\ X_i^j(\tau)+r_1\cdot\cos r_2\cdot\left|r_3P_{\text{best}}(\tau)-X_i^j(\tau)\right| & r_4<0.5\end{cases} \tag{16}$$

式中：$X_i^j(\tau)$ 为在 $\tau$ 次迭代时北方苍鹰个体 $i$ 在维度 $j$ 的位置的分量；$r_1$、$r_4$ 为 [0, 1] 的随机数，$r_2\in[0,\ 2\pi]$，$r_3\in(0,+\infty)$；$P_{\text{best}}(\tau)$ 为 $\tau$ 次迭代时的最优解位置。

将 WOA 的螺旋捕食行为与 SCA 融合[14]，再将其引入 NGO 全局搜索阶段，使北方苍鹰在探索阶段逐渐以螺旋方式接近猎物，扩大搜索范围，提高全局搜索能力。NGO 第一阶段数学表达式更改为

$$x_{i,j}^{\text{new},P_1}=\begin{cases}\mathrm{e}^{z\cdot l}\cdot\cos(2\pi l)\cdot x_{i,j}+r_1\cdot\sin r_2\cdot\left|r_3\cdot x_{i,j}-P_j\right| & F_{P_i}<F_i\\ \mathrm{e}^{z\cdot l}\cdot\cos(2\pi l)\cdot x_{i,j}+r_1\cdot\cos r_2\cdot\left|r_3\cdot x_{i,j}-P_j\right| & F_{P_i}\geqslant F_i\end{cases} \tag{17}$$

式中：$z$ 为对数螺线形状的常量系数；$l$ 为[−1, 1]的随机数。

### 2.5 MVMD-ISNGO-BiLSTM 预测流程

图 2 为 ISNGO-BiLSTM 的模型结构，模型使用 ISNGO 优化的 MVMD 将数据分解为 $k$ 个 IMF 分量，作为 $m$ 层 BiLSTM 的输入，经过多轮训练，得到下一时间步的锂电池容量，从而进行锂电池 RUL 预测。图 3 为 MVMD-ISNGO-BiLSTM 方法预测流程，步骤描述如下。

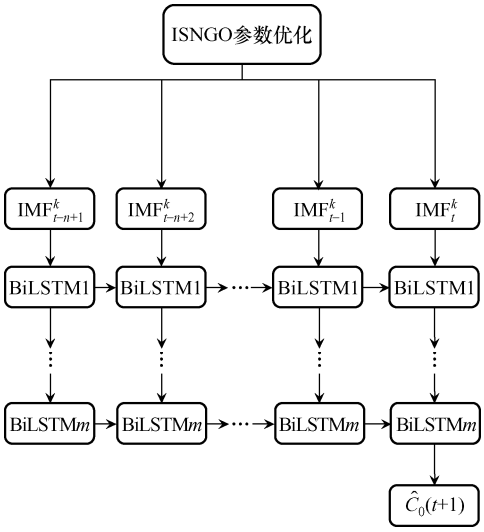



**图 2 ISNGO-BiLSTM 模型结构**

**Fig. 2 Structure of ISNGO-BiLSTM model**

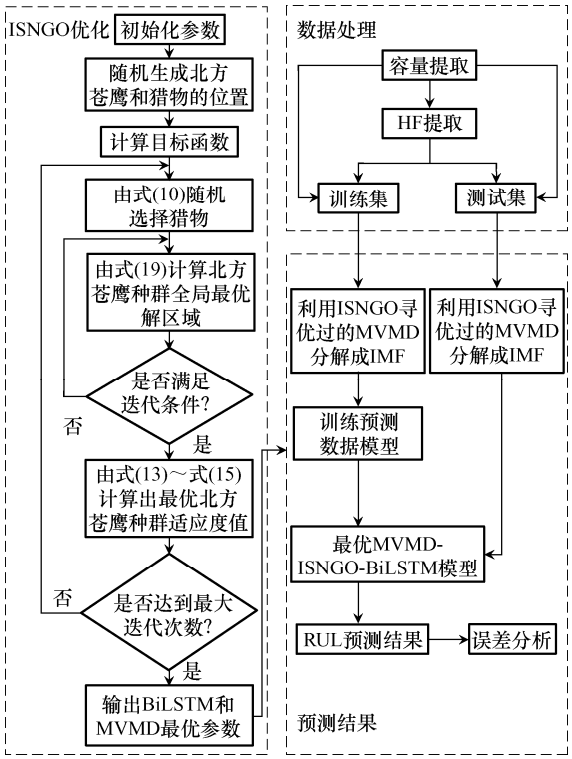



**图 3 MVMD-ISNGO-BiLSTM 方法预测流程**

**Fig. 3 Prediction process based on MVMD-ISNGO-BiLSTM method**

(1)提取健康特征，分解 HF 和容量原始数据，构成数据集；划分训练集、测试集。

(2)ISNGO-MVMD 分解数据，利用训练集数据和 ISNGO 训练出 BiLSTM 参数，用最优参数构造最优退化关系数据模型。

(3)输出得出的预测结果，对输出结果进行评价指标计算，用于评价预测方法性能。

## 3　实验结果与对比分析

### 3.1　误差评价指标

实验采用均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)对预测方法效果进行评估分析，各参数的表达式分别为

$$\begin{cases} \delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\dfrac{\sum\limits_{t=1}^{N}[\hat{C}_0(t+1)-C_0(t+1)]^2}{N}} \\ \delta_{\mathrm{MAE}}=\dfrac{\sum\limits_{t=1}^{N}\left|\hat{C}_0(t+1)-C_0(t+1)\right|}{N} \\ \delta_{\mathrm{MAPE}}=\dfrac{100\%}{N}\sum\limits_{t=1}^{N}\left|\dfrac{\hat{C}_0(t+1)-C_0(t+1)}{C_0(t+1)}\right| \end{cases} \tag{18}$$

式中：$\hat{C}_0(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻的预测容量；$C_0(t+1)$ 为 $t+1$ 时刻的实际容量。

### 3.2　ISNGO-MVMD 分解实验

选择合理的分解个数 $k$ 和惩罚因子 $\alpha$ 可以有效提高模型预测的精度，MVMD 仍需要人为设置 $k$ 和 $\alpha$。$\alpha$ 是 1 个正则化项，用于平衡信号的平滑性和分解的稀疏性。适当的惩罚因子可以帮助去除噪声或保留信号中的重要结构。合适的 $k$ 有助于捕捉信号中不同频率的成分，过多或过少的分解个数都可能导致信息损失或冗余。因此实验利用 NGO 和 ISNGO 算法对 MVMD 分解 B5 数据集的 HF1 的 $k$ 值和 $\alpha$ 值进行寻优为例，并且对两者的寻优性能进行对比分析。

实验测试次数为 40 次，种群数均设置为 20，迭代次数为 20 次，$k$ 取值范围[2, 25], $\alpha$ 取值范围[20, 5 000]，适应度函数使用最小包络熵值。包络熵的值越小，代表其包含输入特征信息越多，无用噪声信息越少。时间采样长度为 $N$ 的信号 $x(i)(i=1,2,\cdots,N)$ 的包络熵 $E_P$ 可表示为

$$p_i=\frac{a(i)}{\sum\limits_{i=1}^{N}a(i)} \tag{19}$$

$$E_p=-\sum_{j=1}^{N}p_i\lg p_i \tag{20}$$

式中：$a(i)$ 为信号 $x(i)$ 经希尔伯特变换解调后得出的包络信号；$p_i$ 为对 $a(i)$ 的归一化的概率分布结果。

图 4 为 NGO 和 ISNGO-MVMD 的适应度曲线，NGO 迭代 7 次找到最优解，包络熵值为 2.092，在 40 次实验中迭代次数平均为 7~13 次，可以发现 NGO 每次在初步寻找到解集区间之后，下次迭代会在区间周围进行寻优，导致易出现局部最优解。从图 4(b)中看出 ISNGO 只迭代了 2 次，其最优解就收敛在包络熵值 2.042 的位置，在 40 次实验中，迭代次数均在 6 次以内，表明了 ISNGO 的稳定性，不仅收敛精度和速度皆优于 NGO 和 PSO 且避免了局部最优解情况的发生。

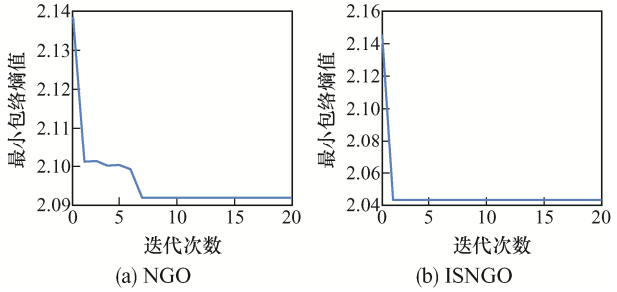
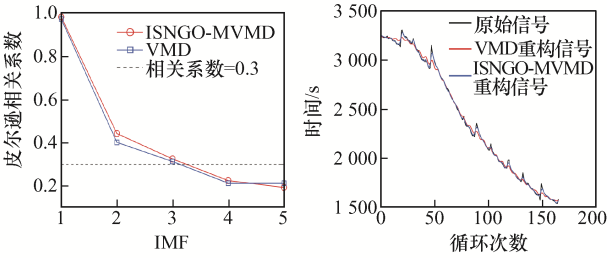



**图 4　NGO 和 ISNGO 优化曲线**

**Fig. 4 NGO and ISNGO optimization curves**

信号分解方法需要保证重构精度，重构信号时有些分量包含故障信息较多，特征信息少，所以可以采用相关系数法，选取相关性高的分量进行重构，一般相关系数大于 0.3 可以认为分量与原始信号具有相关性。图 5(a)为 VMD 和 ISNGO-MVMD 分解 HF1 的各分量相关系数曲线，可以取前 3 个 IMF 分量进行重构信号；VMD 和 ISNGO-MVMD 重构信号与原始信号的对比曲线如图 5(b)所示。



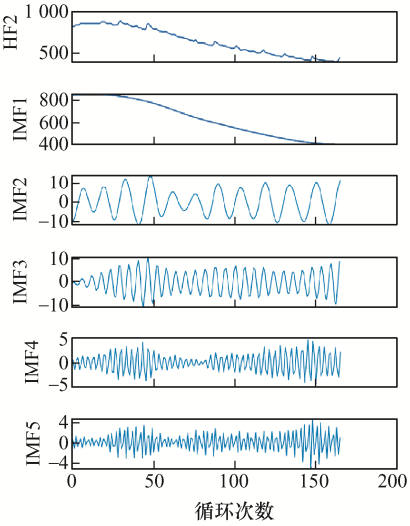

(a) 相关系数 (b) 重构信号对比

**图 5 ISNGO-MVMD 和 VMD 模态分量相关系数**

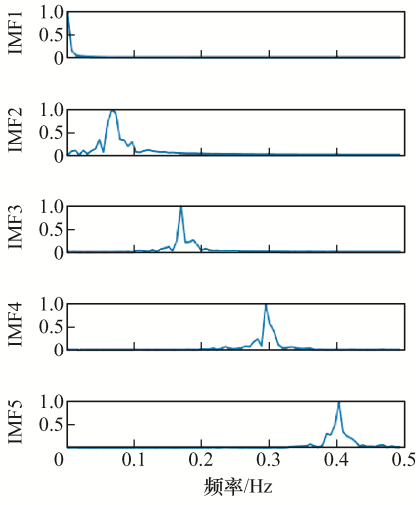
**Fig. 5 Correlation coefficients between IMF of ISNGO-MVMD and VMD**

由图 5(a)可见，ISNGO-MVMD 分解后 IMF 分量相关系数除第 5 个 IMF 分量，均比 VMD 的 IMF 分量相关系数高。由图 5(b)可知，ISNGO-MVMD 重构信号与原始信号的拟合程度高于 VMD，且 VMD 重构信号与原始信号的相关系数为 0.968 4，ISNGO-MVMD 为 0.998 3，可以看出 ISNGO-MVMD 对数据的重构精度优于 VMD，有效提取了数据特征信息。且 ISNGO-MVMD 重构信号的信噪比为 20.521 dB，VMD 为 18.446 dB，表明 ISNGO-MVMD 比 VMD 更加有效地去除了噪声干扰。

图 6(a)的频谱图中，IMF1 的稳定单调下降反映了锂电池的整体老化趋势，IMF2~IMF5 有效表示了各个周期频段数据变化情况，反映了容量增生现象；从图 6(b)可以看出，HF1 被分解成了不同中心频率的分量，没有产生模态混叠。




(a) 频谱图




(b) 时域图

**图 6 B5 电池 HF1 的 ISNGO-MVMD 结果**

**Fig. 6 ISNGO-MVMD results for HF1 of battery B5**

经过以上实验寻优及结果验证，最终得出 $k$=5、$\alpha$=1 504 为最优解，由于 MVMD 的一致性，HF2 的 $k$ 值和 $\alpha$ 值同 HF1。接下来采用 B5 电池的前 50% 数据作为训练集，剩余数据作为测试集继续对 ISNGO-MVMD 的有效性进行实验验证。MVMD 和 BiLSTM 参数已经过 ISNGO 寻优，与 EMD、LMD、EEMD、CEEMD、CEEMDAN、VMD 结合的 ISNGO-BiLSTM 方法进行对比，证明了 ISNGO-MVMD 对于数据模型预测能力的提升。图 7 为采用不同分解方法的预测曲线，预测误差见表 2。

从图 7 和表 2 可以看出，ISNGO-MVMD 预测曲线准确地跟踪了锂电池退化的趋势，拟合程度最

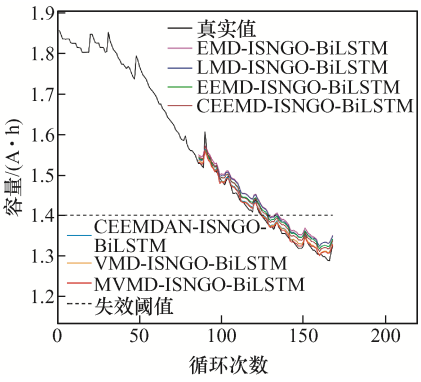



**图 7 不同分解方法的预测曲线**

**Fig. 7 Prediction curves for different decomposition methods**

**表 2　不同分解方法的预测误差**

**Tab. 2 Prediction errors of different decomposition methods**

| 预测方法 | MAE | RMSE | MAPE% |
|---|---|---|---|
| EMD-ISNGO-BiLSTM | 0.022 3 | 0.027 5 | 1.123 5 |
| LMD-ISNGO-BiLSTM | 0.018 1 | 0.021 7 | 1.038 9 |
| EEMD-ISNGO-BiLSTM | 0.017 7 | 0.022 1 | 0.991 7 |
| CEEMD-ISNGO-BiLSTM | 0.016 4 | 0.020 1 | 0.951 2 |
| CEEMDAN-ISNGO-BiLSTM | 0.012 4 | 0.015 5 | 0.811 7 |
| VMD-ISNGO-BiLSTM | 0.009 4 | 0.011 4 | 0.710 8 |
| MVMD-ISNGO-BiLSTM | 0.008 3 | 0.009 8 | 0.551 8 |

好，预测精度最高。ISNGO-MVMD 对比其他方法中预测效果最好的 VMD，MAE、RMSE、MAPE 也分别降低了 11.70%、14.03%、22.37%。综上，证明了 ISNGO-MVMD 相对于其他分解方法可以更充分提取锂离子健康特征中隐藏的寿命信息，更适用于多特征分解，有效提高了预测方法的预测效果。同理对 CS2-34 数据集的 HF 进行实验，对其 MVMD 的 $k$ 值和 $\alpha$ 值进行寻优。实验参数为：测试次数 40 次，种群数均设置为 30，迭代次数为 50 次，$k$ 取值范围[2, 25]，$\alpha$ 取值范围[20, 5 000]。最终得出 $k$=5、$\alpha$=2 358 为最优解。

### 3.3 实验结果分析

在 MATLAB R2023b 中搭建算法，电脑配置为：AMD R7 7745HX @ 3.60 GHz、16 GB 运行内存、64 位 Windows11 专业版系统。在 NASA 的 B5 数据集和 CALCE 的 CS2-34 数据集上与其他方法进行对比分析。HF1、HF2 作为模型的输入，输出为实际容量值。分别以 B5 数据集的前 50%和 40%循环周期数据，以及 CS2-34 数据集的前 505 和前 605 个数据作为训练集，剩余数据作为测试集进行实验，B5 数据集和 CS2-34 数据集的不同方法的锂电池 RUL 预测曲线和预测误差分别如图 8、图 9 和表 3、表 4 所示。

从图 8、图 9 和表 3、表 4 可以看出：①BiLSTM 和 MVMD 参数经过寻优后，有效提升了模型的预测精度。预测结果中，GRU 的预测曲线上下浮动最大，预测精度最低。BiLSTM 曲线波动相对于

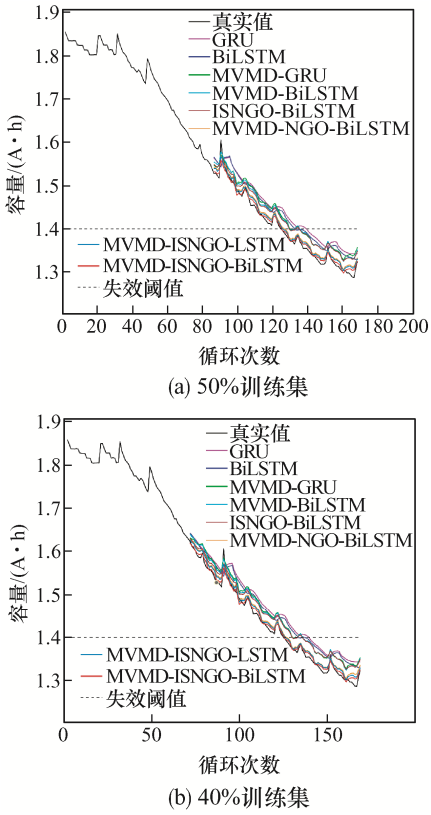


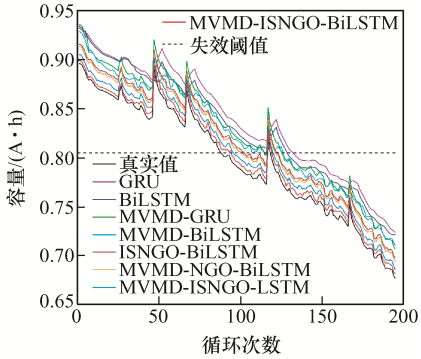

**图 8　不同方法的预测曲线**(B5 电池)

**Fig. 8　Prediction curves for different methods**

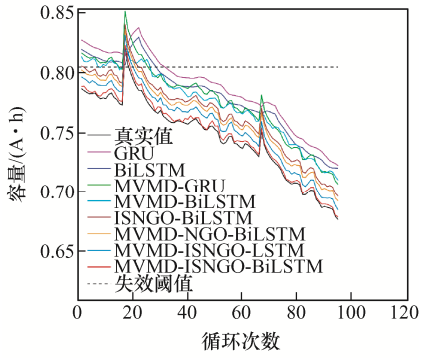
(battery B5)

GRU 有所降低，但是误差依旧较高，表明数据没有经过分解预处理和模型没有经过优化时，模型预测效果不佳。以 B5 电池前 50%数据集作为训练集为例，在数据分解或优化模型参数的单一方法中，即使是表现最差的 MVMD-GRU，其 MAE、RMSE、MAPE 相比 BiLSTM 也分别降低了 21.78%、

13.44%、12.79%。②多组合方法在不同电池的不同训练集都达到了不错的预测效果，尤其是在CS2-34数据集上，因其训练数据比 B5 数据集多出许多，其整体 RUL 预测误差要低于 B5 数据集。其中MVMD-ISNGO-BiLSTM方法的预测精度依旧优于其他多组合方法，体现了其预测的准确性。在CS2-34 电池数据集预测起点为 605 时，MVMD-ISNGO-BiLSTM 方法的 MAE、RMSE、MAPE 相比于其他多组合方法中表现最好的 MVMD-ISNGO-LSTM 方法分别降低了 31.52%、22.32%、17.04%。③对于 B5 来说，GRU、BiLSTM、ISNGO-BiLSTM 的预测误差在前 50%数据作为训练集时均比前40%数据作为训练集时要大。这是因为电池前 40%周期产生了 7 次容量增生，之后消失，容量缓慢下降，但在 50%周期之后重新出现容量增生。在此情况下，所提方法有效解决了容量增生问题，在 50%训练集数据较多的情况下，预测误差小于 40%训练集的预测误差。




(a) 505训练集




(b) 605训练集

**图 9 不同方法的测试集预测曲线**(CS2-34 电池)

**Fig. 9 Prediction curves based on test sets for different methods** (battery CS2-34)

**表 3 B5 电池预测误差**

**Tab. 3 Prediction errors of battery B5**

| 训练集占比 | 预测方法 | MAE | RMSE | MAPE% |
|---|---|---|---|---|
| 50% | GRU | 0.035 4 | 0.044 5 | 2.632 5 |
| | BiLSTM | 0.032 6 | 0.042 4 | 2.386 9 |
| | MVMD-GRU | 0.025 5 | 0.036 7 | 2.081 6 |
| | MVMD-BiLSTM | 0.021 8 | 0.033 5 | 1.945 1 |
| | ISNGO-BiLSTM | 0.023 5 | 0.031 2 | 1.713 5 |
| | MVMD-NGO-BiLSTM | 0.010 5 | 0.011 8 | 0.741 2 |
| | MVMD-ISNGO-LSTM | 0.010 1 | 0.011 1 | 0.712 5 |
| | MVMD-ISNGO-BiLSTM | 0.008 3 | 0.009 8 | 0.551 8 |
| 40% | GRU | 0.034 1 | 0.042 4 | 0.521 5 |
| | BiLSTM | 0.030 6 | 0.040 1 | 2.325 8 |
| | MVMD-GRU | 0.026 2 | 0.037 5 | 2.071 3 |
| | MVMD-BiLSTM | 0.023 1 | 0.027 3 | 1.854 4 |
| | ISNGO-BiLSTM | 0.020 1 | 0.028 3 | 1.557 6 |
| | MVMD-NGO-BiLSTM | 0.011 6 | 0.013 1 | 0.766 2 |
| | MVMD-ISNGO-LSTM | 0.011 2 | 0.012 5 | 0.779 6 |
| | MVMD-ISNGO-BiLSTM | 0.009 1 | 0.010 4 | 0.571 1 |

**表 4　CS2-34 电池预测误差**

**Tab. 4 Prediction errors of battery CS2-34**

| 预测起点 | 预测方法 | MAE | RMSE | MAPE% |
|---|---|---|---|---|
| 505 | GRU | 0.031 5 | 0.041 9 | 2.214 4 |
| | BiLSTM | 0.030 1 | 0.039 8 | 2.058 2 |
| | MVMD-GRU | 0.022 1 | 0.031 1 | 1.715 2 |
| | MVMD-BiLSTM | 0.020 2 | 0.029 7 | 1.515 5 |
| | ISNGO-BiLSTM | 0.017 5 | 0.025 2 | 1.462 1 |
| | MVMD-NGO-BiLSTM | 0.010 7 | 0.013 9 | 0.685 8 |
| | MVMD-ISNGO-LSTM | 0.009 8 | 0.012 1 | 0.612 1 |
| | MVMD-ISNGO-BiLSTM | 0.007 9 | 0.009 1 | 0.524 4 |
| 605 | GRU | 0.029 8 | 0.038 6 | 2.103 2 |
| | BiLSTM | 0.027 8 | 0.036 8 | 1.987 3 |
| | MVMD-GRU | 0.020 5 | 0.028 4 | 1.691 5 |
| | MVMD-BiLSTM | 0.018 4 | 0.026 5 | 1.515 5 |
| | ISNGO-BiLSTM | 0.016 1 | 0.023 2 | 1.445 8 |
| | MVMD-NGO-BiLSTM | 0.010 2 | 0.012 5 | 0.655 1 |
| | MVMD-ISNGO-LSTM | 0.009 2 | 0.011 2 | 0.592 1 |
| | MVMD-ISNGO-BiLSTM | 0.006 3 | 0.008 7 | 0.491 2 |

## 4　结语

本文提出了 1 种用于锂电池剩余使用寿命预测的 MVMD-ISNGO-BiLSTM 方法，通过在电池充放电过程中提取恒流充电时间和恒流放电时间作为健康因子，然后利用 Pearson 系数分析健康因子与电池容量的相关程度，并使用 ISNGO 对 MVMD 和 BiLSTM 的参数进行寻优。MVMD 相对于一般的信号分解方法，可以更好地分解并提取多输入特征信息。ISNGO 避免了 NGO 收敛速度较慢，收敛精度较低，且全局搜索能力不强导致易陷入局部最优解的情况。最后在 NASA 和 CALCE 数据集上的实验表明 MVMD-ISNGO-BiLSTM 方法对比其他方法具有更高的预测精度和鲁棒性。在未来的研究中，会考虑电池的不同健康因子和温度因素的变化，从而实现更全面准确的锂电池剩余使用寿命预测。

**参考文献：**

[1] 郭喜峰, 王凯泽, 单丹, 等. 多角度基于 CEEMDAN-CNN-BiLSTM 模型的锂离子电池 RUL 预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 181-189.
Guo Xifeng, Wang Kaize, Shan Dan, et al. RUL prediction for lithium ion batteries based on CEEMDAN-CNN-BiLSTM model from multiple perspectives [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(7): 181-189. (in Chinese)

[2] 李银, 王建峰, 莫伟权, 等. 基于数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测综述[J]. 电源学报, 2025, 23(7): 253-265.
Li Yin, Wang Jianfeng, Mo Weiquan, et al. Review of data-driven remaining useful life prediction for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(7): 253-265. (in Chinese)

[3] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3693-3704.
Xu Jianing, Ni Yulong, Zhu Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[4] Feng Xuning, Weng Caihao, He Xiangming, et al. Online state-of-health estimation for Li-ion battery using partial charging segment based on support vector machine [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(9): 8583-8592.

[5] 刘芊彤, 邢远秀. 基于 VMD-PSO-GRU 模型的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(1): 236-246.
Liu Qiantong, Xing Yuanxiu. Remaining life prediction of lithium-ion battery based on VMD-PSO-GRU model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(1): 236-246. (in Chinese)

[6] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

[7] 毛百海, 覃吴, 肖显斌, 等. 基于 LSTM&GRU-Attention 多联合模型的锂离子电池 SOH 估计[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(11): 3519-3527.
Mao Baihai, Qin Wu, Xiao Xianbin, et al. SOH estimation of lithium-ion batteries based on LSTM & GRU-Attention multijoint model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(11): 3519-3527. (in Chinese)

[8] 陈彦余, 夏向阳, 周文钊, 等. 基于 EMD-ARMA 的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电力学报, 2021, 36(1): 43-50, 59.
Chen Yanyu, Xia Xiangyang, Zhou Wenzhao, et al. Prediction of the lithium-ion battery remaining useful life based on EMD-ARMA [J]. Journal of Electric Power, 2021, 36(1): 43-50, 59. (in Chinese)

[9] 欧阳名三, 屈琪. 基于 SAE-EEMD-GRU 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2022, 40(2): 43-49.
Ouyang Mingsan, Qu Qi. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on SAE-EEMD- GRU [J]. Journal of Jiamusi University (Natural Science Edition), 2022, 40(2): 43-49. (in Chinese)

[10] 刘金凤, 陈浩玮, HERBERT Ho-Ching Iu. 基于 VMD 和 DAIPSO-GPR 解决容量再生现象的锂离子电池寿命预测研究[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(3): 1111-1120.
Liu Jinfeng, Chen Haowei, HERBERT Ho-Ching Iu. Li-ion batteries life prediction based on variational modal decomposition and DAIPSO-GPR to solve the capacity regeneration phenomenon [J]. Journal of Electronics & Information Techno- logy, 2023, 45(3): 1111-1120. (in Chinese)

[11] 朱梓彬, 孟安波, 欧祖宏, 等. 基于多元模态分解与多目标算法优化的深度集成学习模型的超短期风电功率预测[J]. 现代电力, 2024, 41(3): 458-469.
Zhu Zibin, Meng Anbo, Ou Zuhong, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on deep ensemble learning model using multivariate mode decomposition and multi-objective optimization [J]. Modern Electric Power, 2024, 41(3): 458-469. (in Chinese)

[12] 张浩, 胡昌华, 杜党波, 等. 多状态影响下基于 Bi-LSTM 网络的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 电子学报, 2022, 50(3): 619-624.
Zhang Hao, Hu Changhua, Du Dangbo, et al. Remaining useful life prediction method of Lithium-ion battery based on Bi‑LSTM network under multi‑state influence [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(3): 619-624. (in Chinese)

[13] 宋江涛, 崔双喜, 刘洪广. 基于二次分解 NGO-VMD 残差项与长短时记忆神经网络的超短期风功率预测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(6): 2428-2437.
Song Jiangtao, Cui Shuangxi, Liu Hongguang. Ultra-short-term wind power prediction based on the quadratic decomposition NGO-VMD residual term and long short-term memory(LSTM) [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(6): 2428-2437. (in Chinese)

[14] Zhang Chuang, Pei Yuehan, Wang Xiaoxue, et al. Symmetric cross-entropy multi-threshold color image segmentation based on improved pelican optimization algorithm [J]. PLoS One, 2023, 18(6): e0287573.



郭喜峰

**作者简介：**

郭喜峰(1981— )，男，博士，教授。研究方向：能源管理，新能源发电。E-mail：guoxifeng@stu.sjzu.edu.cn。

黄裕海(2000— )，男，硕士。研究方向：锂电池储能。E-mail：Huangyuhai@stu.sjzu.edu.cn。

单丹(1982— )，女，通信作者，博士，副教授。研究方向：能源负荷管理。E-mail：shandan0405@stu.sjzu.edu.cn。

原宝龙(1970— )，男，硕士研究生，教授级高级工程师。研究方向：电池储能技术。E-mail：yuanbaolong@stu.sjzu.edu.cn。

宁一(1988— )，女，博士，讲师。研究方向：能源负荷管理。E-mail：vipningyi@stu.sjzu.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)