Computer Science and Application 计算机科学与应用, 2026, 16(11), 102-116
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/csa
https://doi.org/10.12677/csa.2026.1611329

Hans汉斯

基于改进蛇鹫优化置信规则库的锂电池健康状态评估

史小雨，马　宁*

哈尔滨师范大学计算机科学与信息工程学院，黑龙江　哈尔滨

收稿日期：2026年10月5日；录用日期：2026年11月4日；发布日期：2026年11月12日

摘　要

针对锂离子电池的健康状态评估问题，本文提出一种基于改进蛇鹫优化置信规则库(Belief Rule Base, BRB)的锂电池健康状态评估方法。首先，结合先验知识建立了基于置信规则库的锂离子电池健康状态评估模型；其次，设计了改进蛇鹫优化算法(Improved Secretary Bird Optimization Algorithm, ISBOA)对模型参数进行优化，为提升算法的收敛速度，引入黄金正弦策略对捕食阶段个体位置进行修正，引导个体向优质解区域靠拢；为避免算法陷入局部最优，采用自适应T分布扰动策略对蛇鹫候选位置施加随机扰动，增强算法跳出局部最优的能力；最后，通过对NASA锂电池健康状态评估案例进行研究，验证了本文方法在锂电池健康状态评估中的有效性。对比研究表明，本文方法在评估精度和收敛速度方面具有一定的优势。

关键词

锂离子电池，健康状态评估，置信规则库，证据推理，蛇鹫优化算法

Health Status Assessment of Lithium Battery Based on Improved Secretary Bird Optimized Belief Rule Base

Xiaoyu Shi, Ning Ma*

College of Computer Science and Information Engineering, Harbin Normal University, Harbin Heilongjiang

Received: October 5, 2026; accepted: November 4, 2026; published: November 12, 2026

Abstract

In view of the lithium-ion battery health status evaluation problem, this paper proposes a health

*通讯作者。

文章引用: 史小雨, 马宁. 基于改进蛇鹫优化置信规则库的锂电池健康状态评估[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(11): 102-116. DOI: 10.12677/csa.2026.1611329

status evaluation method of lithium-ion batteries based on improved secretary bird optimized Belief Rule Base (BRB). Firstly, combined with the prior knowledge, the health status assessment model of lithium-ion battery based on belief rule base was established. Secondly, the Improved Secretary Bird Optimization Algorithm (ISBOA) was designed to optimize the model parameters. To improve the convergence speed of the algorithm, the golden sine strategy was introduced to correct the individual position in the predation stage and guide the individual to move closer to the high-quality solution area. To avoid the algorithm falling into local optimum, the adaptive T-distribution disturbance strategy was used to impose random disturbance on the candidate position of the secretary bird to enhance the ability of the algorithm to jump out of local optimum. Finally, the effectiveness of the proposed method in the health status assessment of lithium batteries is verified by a case study of NASA lithium battery health status assessment. The comparative study shows that the proposed method has certain advantages in terms of evaluation accuracy and convergence speed.

Keywords

Lithium-Ion Battery, Health Status Assessment, Belief Rule Base, Evidential Reasoning, Secretary Bird Optimization Algorithm

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

锂离子电池能量密度高、循环寿命长且环境友好，广泛应用于航空航天、特种设备以及微电网储能领域[1] [2]。在长期使用过程中，电池内部化学反应持续累积会降低其稳定性。继续使用劣化的锂电池存在爆炸风险，造成配套设备损毁。因此，实现锂离子电池健康状态精准可靠评估具有重要研究价值。

在当前研究中，健康状态评估模型可分为两类：基于物理模型的方法、数据驱动方法。(1) 基于物理模型的方法旨在为锂离子电池的健康评估构建数学机制与函数。Asiedu-Asante 等人探究了频域反射法(FDR)用于锂电池健康监测的可行性，对比 FDR 阻抗与电化学阻抗谱得到的等效串联电阻 ESR，分析电池老化规律[3]。Iurilli 等人基于电化学阻抗谱与弛豫时间分布(DRT)解析电池退化机制，构建物理解释性的锂离子电池健康状态(SOH)估算框架[4]。但电池内部电化学反应复杂，该方法的准确性受限[5]。(2) 数据驱动方法需要基于采集的监测数据样本，其准确性取决于数据样本的质量。例如，韩云飞等利用卷积自动编码器实现无监督电池状态评估，通过电压－容量曲线重构误差识别异常老化，减少对容量标签样本的依赖[6]。Zhang 等人基于梯度提升决策树构建锂电池 SOH 估算模型，通过多步骤特征筛选剔除多重共线性特征，实现健康状态准确预测[7]。该类方法评估精度高，但建模推理透明度低、可解释性不足。

BRB 融合模糊理论、Dempster-Shafer 证据理论与 IF-THEN 规则框架[8] [9]，通过置信度描述各类不确定性，兼顾规则可解释性与处理非线性、小样本的能力，广泛应用于设备健康评估领域[10] [11]。锂离子电池健康状态评估是一个极具挑战性的领域，需要处理大量不确定性和模糊数据[12]。BRB 模型能够有效整合和处理锂电池使用及充放电过程中的各类有效信息(包括来自多个传感器的数据和专家知识)，并通过其置信赋值机制提供更准确可靠的评估结果[13]。最终，相较于传统评估方法，BRB 模型提供了更具灵活性和动态性的评估框架，使其能够适应快速变化的数据环境和不断演进的电池技术。

初始 BRB 模型评估精度有限，需要利用样本数据对模型参数进行优化。BRB 参数寻优属于高维优化问题，对优化算法的性能要求较高。蛇鹭优化算法(Secretary Bird Optimization Algorithm, SBOA)是一种

新型元启发式算法，模拟蛇鹭捕食、逃生行为，依靠捕食阶段全局搜索、逃生阶段局部开发完成寻优，适用于 BRB 参数优化[14]。但 SBOA 仍存在明显短板：捕食阶段个体向优质解区域引导不足，收敛速度受限；种群多样性衰减后算法容易早熟收敛并陷入局部最优，影响 BRB 模型的评估精度。为此，本文在原始 SBOA 基础上引入黄金正弦策略，在捕食阶段修正个体位置，引导个体向优质解区域靠拢以加速收敛；同时采用自适应 T 分布扰动策略对候选位置施加随机扰动，增强算法跳出局部最优的能力。

第 2 章为问题描述，介绍 BRB 基础理论，阐明参数优化问题；第 3 章介绍 BRB 模型的构建和推理过程；第 4 章介绍蛇鹭优化算法及其改进版本，并给出完整的模型参数优化流程；第 5 章开展案例分析，与多种对比算法进行实验验证与分析；第 6 章总结全文工作并展望后续研究方向。

2. 问题描述

问题 1：如何构建锂离子电池健康状态评估模型。

构建锂离子电池健康状态评估模型，是建立输入特征与电池健康状态之间映射关系的过程：

$$y = g(x, EK, a) \tag{1}$$

其中，x 代表锂离子电池的输入特征变量，EK 代表初始专家知识，a 是模型推理过程的参数集，y 表示由模型评估的健康状态，$g(\cdot)$ 是推理函数。

问题 2：如何对锂离子电池健康状态评估模型的参数进行优化。

基于 BRB 的锂离子健康评估模型的评估结果高度依赖参数集的取值，仅依靠专家经验难以获得最优参数，因此需要利用数据集中的样本对模型进行训练获得最优参数：

$$a_{\text{best}} = \text{optimize}(x, y, \gamma) \tag{2}$$

其中，γ 是优化过程中的参数集合，a_{best} 是模型最优参数集合，$\text{optimize}(\cdot)$ 是优化函数。

3. 模型的构建与推理

本文结合先验知识构建 BRB 评估模型，并提出 ISBOA 完成模型参数优化。模型整体结构见图 1。

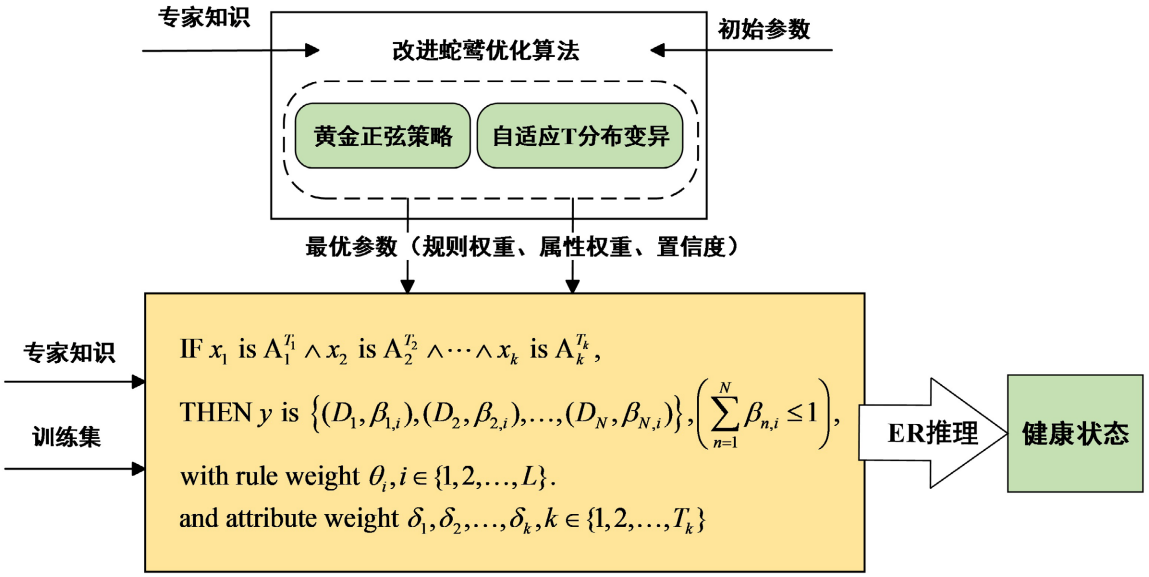


Figure 1. Overall structure diagram of the model
图 1. 模型整体结构图

3.1. 置信规则库的构建

BRB 是一种基于规则的专家系统，第 k 条规则可描述如下：

$$\begin{aligned}&\text{Rule}_k:\text{If } x_1 \text{ is } A_1^k \wedge x_2 \text{ is } A_2^k \wedge \cdots \wedge x_M \text{ is } A_M^k\\&\quad\text{Then result is } \left\{\left(O_1,\beta_{1,k}\right),\left(O_2,\beta_{2,k}\right),\cdots,\left(O_N,\beta_{N,k}\right)\right\}\\&\quad\text{with rule weight } r_k \text{ and attribute weight } \delta_{1,k},\delta_{2,k},\cdots,\delta_{M,k}\\&\quad k\in\{1,2,\cdots,L\},\sum_{i=1}^{N}\beta_{i,k}\le 1\end{aligned} \tag{3}$$

其中，M 表示前提属性的数量；L 表示规则数量；N 为输出结果参考层级的数量；$A_i^k\ (i=1,\cdots,M)$ 表示参考值集合；$O_i\ (i=1,\cdots,N)$ 为第 i 个输出结果层级；$\beta_{i,k}\ (i=1,\cdots,N)$ 表示对应于第 i 个输出结果层级的置信度；r_k 表示规则权重；$\delta_{i,k}\ (i=1,\cdots,M)$ 表示规则 k 下第 i 个属性的权重。

3.2. 置信规则库的推理

BRB 的推理过程采用证据推理(Evidential Reasoning, ER)算法，其推理过程如下所示。

步骤 1 (输入转换)：采用隶属度函数将输入数据转换为置信分布，计算每个输入值相对于参考值的隶属度：

$$S\left(x_i\right)=\left\{\left(A_{i,j},a_{i,j}\right),i=1,\cdots,M;\ j=1,\cdots,J_i\right\} \tag{4}$$

$$\alpha_{i,j}^k=\begin{cases}\dfrac{A_{i,l+1}^k-x_i}{A_{i,l+1}^k-A_{i,l}^k} & j=l,A_{i,l}^k\le x_i\le A_{i,l+1}^k\\[2ex]\dfrac{x_i-A_{i,l}^k}{A_{i,l+1}^k-A_{i,l}^k} & j=l+1\\[2ex]0 & j=1,2,\cdots,L;k\ne l,l+1\end{cases} \tag{5}$$

其中，$\alpha_{i,j}^k$ 表示第 k 条规则中第 i 个属性与第 j 个参考值 $A_{i,j}^k$ 的匹配度；J_i 表示第 i 个前提属性中参考值的数量。

步骤 2 (规则激活权重)：规则激活权重的计算方法如下：

$$w_k=\theta_k\prod_{i=1}^{M}\left(\alpha_i^k\right)^{\bar{\delta}_i}/\sum_{l=1}^{L}\theta_l\prod_{i=1}^{M}\left(\alpha_i^k\right)^{\bar{\delta}_i}/\bar{\delta}_i=\delta_i/\max_{i=1,\cdots,M}\left\{\delta_i\right\} \tag{6}$$

其中，δ_i 为输入属性权重，θ_k 为规则权重，$\bar{\delta}$ 为归一化后的属性权重。

步骤 3 (生成结果置信度)：通过 ER 算法融合激活规则，生成最终输出置信度 $\hat{\beta}_n\left(n=1,\cdots,N\right)$，计算方式如下：

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_n&=\frac{\eta\times\left[\prod_{k=1}^{L}\left(\omega_k\beta_{n,k}+1-\omega_k\sum_{i=1}^{N}\beta_{i,k}\right)-\prod_{k=1}^{L}\left(1-\omega_k\sum_{i=1}^{N}\beta_{i,k}\right)\right]}{1-\eta\times\left[\prod_{k=1}^{L}\left(1-\omega_k\right)\right]}\\\eta&=\left[\sum_{j=1}^{N}\prod_{k=1}^{L}\left(\omega_k\beta_{j,k}+1-\omega_k\sum_{i=1}^{N}\beta_{i,k}\right)-(N-1)\prod_{k=1}^{L}\left(1-\omega_k\sum_{i=1}^{N}\beta_{i,k}\right)\right]^{-1}\end{aligned} \tag{7}$$

步骤 4 (生成最终输出分布)对评估结果的置信度进行整合，生成最终输出分布：

$$S\left(x\right)=\left\{\left(D_n,\hat{\beta}_n\right),n=1,\cdots,N\right\} \tag{8}$$

假设单个评估结果 D_n 的效用为 $\mu(D_n)$，那么 $S(x)$ 的期望效用可表示为：

$$\mu(S(x))=\sum_{n=1}^{N}\mu(D_n)\beta_n \tag{9}$$

4. 模型的优化

4.1. 蛇鹫优化算法

SBOA 是一种模拟蛇鹫捕食行为的元启发式优化算法，整体流程划分为初始化、捕猎(探索)与逃生(开发)三个阶段。

(1) 初始化阶段

SBOA 属于基于种群的智能算法，种群内每个蛇鹫个体代表一组候选解，个体位置对应搜索空间内决策变量的取值。初始化阶段按照下式随机生成蛇鹫种群的初始位置：

$$x_{i,j}=l_j+r_1\cdot(u_j-l_j) \tag{10}$$

其中，$x_{i,j}$ 为第 i 个个体的第 j 维变量；l_j 与 u_j 为第 j 维变量的下限与上限；r_1 为[0, 1]区间的随机数。

(2) 捕猎阶段(探索阶段)

探索阶段模拟蛇鹫的捕猎全过程，将整个迭代时长均等划分为三段：$t<\frac{1}{3}I$、$\frac{1}{3}I<t<\frac{2}{3}I$ 和 $\frac{2}{3}I<t<I$，分别对应寻找猎物、消耗猎物、攻击猎物三类行为。

① 寻找猎物：该过程模仿蛇鹫依靠敏锐视觉搜寻潜在猎物的行为，借助差分进化策略完成个体位置更新：

$$x_i^{\text{new}}=x_i+(x_{r1}-x_{r2})A_1 \tag{11}$$

其中，x_i^{new} 为个体更新后的位置；x_i 为当前个体位置；x_{r1} 和 x_{r2} 为第一阶段迭代的随机候选解；A_1 为[0, 1]区间的随机数。

② 消耗猎物：定位猎物之后，蛇鹫通过盘旋骚扰消耗猎物体力。此步骤结合历史最优位置与布朗运动实现个体更新：

$$x_i^{\text{new}}=x_{\text{best}}+\mathrm{e}^{(t/I)^4}\cdot(A_2-0.5)\cdot(x_{\text{best}}-x_i) \tag{12}$$

式中，x_{best} 为当前全局最优位置；t 为当前迭代次数；I 为最大迭代次数；A_2 为正态分布随机变量。

③ 攻击猎物：待猎物体力衰减后，蛇鹫快速发起进攻。该阶段利用 Lévy 飞行模拟蛇鹫的高速机动，同时引入非线性扰动因子，个体更新公式写作：

$$x_i^{\text{new}}=x_{\text{best}}+C\cdot x_i\cdot 0.5\cdot L \tag{13}$$

式中，C 为非线性扰动因子，$C=\left(1-\frac{t}{I}\right)^{\frac{2t}{I}}$；$L$ 为 Lévy 飞行分布函数。

3) 逃生阶段(开发阶段)

当蛇鹫感知外部威胁时会执行逃逸动作；若无法逃脱，则采取伪装策略降低被捕食风险。逃生阶段的位置更新规则如下：

$$x_i^{\text{new}}=\begin{cases}C_1: x_{\text{best}}+(2A_2-1)\left(1-\frac{t}{I}\right)^2 x_i, & \text{rand}<r_2\\ C_2: x_i+A_3(x_r-kx_i), & \text{else}\end{cases} \tag{14}$$

其中，C_1和C_2分别对应蛇鹭的两种逃生策略；$r_2=0.5$；A_3为正态分布随机变量；x_r表示当前迭代的随机候选解；k为整数1与2的随机选择。

4.2. 改进蛇鹭优化算法

为提升传统SBOA的收敛速度及寻优能力，本文采用黄金正弦策略及自适应T分布扰动策略对SBOA进行改进。

(1) 黄金正弦策略

黄金正弦算法(Gold-SA)由Tanyildizi等[15]提出，其核心是利用正弦扫描机制搜索解空间，并通过黄金分割率压缩搜索范围，使算法逐步逼近最优解。由于标准SBOA捕食阶段对全局最优的收敛引导能力不足，本文引入黄金正弦策略平衡全局探索与局部开发，提升其寻优性能，更新公式如下：

$$x_i^{t+1}=x_i^t\left|\sin r_3\right|+r_4\sin r_3\left|c_1P_i^t-c_2x_i^t\right| \tag{15}$$

式中：$r_3\in(0,2\pi]$；$r_4\in(0,\pi]$；c_1和c_2为黄金分割系数；P_i^t为在第t次迭代中第i只蛇鹭的最优位置。

(2) 自适应T分布变异

为提高算法的精度，在探索阶段采用自适应T分布策略对蛇鹭候选位置实施扰动，以此完成蛇鹭种群的变异[16]。该策略可有效提升全局搜索性能，增强算法摆脱局部最优的能力，并加快收敛进程，其公式如下：

$$x_i(t)=x_{\text{best}}+t(h) \tag{16}$$

式中h为自由度参数，$h=\mathrm{e}^{4(t/l)^2}$。

4.3. 基于改进蛇鹭优化置信规则库的锂电池健康评估方法流程

本文构建的初始BRB模型参数由专家给定，带有主观的不确定性。为抵消这种不确定性对模型精度的影响，还需对模型进行训练，调整其参数。本文设计的ISBOA具备精度高、收敛快的特点。采用该算法优化BRB模型参数。

$\min \mathrm{MSE}(*)$为目标优化函数，即最小均方误差。表示为：

$$\min \mathrm{MSE}\left(\theta_k,\beta_{n,k},\delta_i\right) \tag{17}$$

MSE为结果值方差。计算公式为：

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{\text{all}}\sum_{i=1}^{\text{all}}\left(y-y'\right)^2 \tag{18}$$

其中，all表示输入的数据总数；y表示BRB输出的结果状态；y'表示实际结果值。

为确保优化参数不失去其原始物理意义，需要指定以下约束条件：

$$\begin{gathered}0\le\theta_k,\delta_i,\beta_{n,k}\le1,\sum_{n=1}^{N}\beta_{n,k}\le1\\(k=1,\cdots,L;n=1,\cdots,N;i=1,\cdots,M)\end{gathered} \tag{19}$$

优化算法流程步骤如下：

步骤1：初始化ISBOA参数，包括种群规模N、迭代次数$T_{\max}$、取值下限l_b、取值上限u_b、问题维度D_{im}，目标函数f_{obj}。

步骤2：根据种群搜索空间的边界，以BRB模型中的规则权重、属性权重、置信分布作为初始蛇鹭

的位置，在此基础上随机产生 $N-1$ 只蛇鹫的位置，并计算其适应度 f_i，保存各只蛇鹫个体历史最优位置及其对应的适应度。

步骤 3：评估每只蛇鹫的适应度值并排序，保存最优适应度值 $f_{\min}$ 和其所对应的最优解 X_b。

步骤 4：捕食阶段，根据当前迭代进度选择对应的搜索模式，根据公式进行位置更新，得到候选位置 X_1。完成原生位置更新后，引入黄金正弦策略，根据公式对候选位置 X_1 进行二次修正，再通过自适应 T 分布扰动生成新位置 X_1^*，同时将解向量矩阵中第 i 个个体的位置限制在边界范围内。将新位置的适应度 f_i^* 与原个体的适应度 f_i 进行比较，保存适应度更小的位置，同步更新个体历史最优。

步骤 5：逃生阶段，根据随机数 r 的值选择对应的逃生模式，按照公式更新蛇鹫个体位置 X_2，并将解向量限制在边界范围内。将新位置的适应度 f_i^* 与原个体适应度 f_i 进行比较，保存适应度更小的位置，同步更新个体历史最优。

步骤 6：判断是否达到最大迭代次数，若已达到则输出最优解，将最优解向量中的值赋值给最终 BRB 模型的规则权重、属性权重、置信分布。否则跳转到步骤 3。

ISBOA 的算法流程图如图 2 所示，伪代码详见 Algorithm 1。

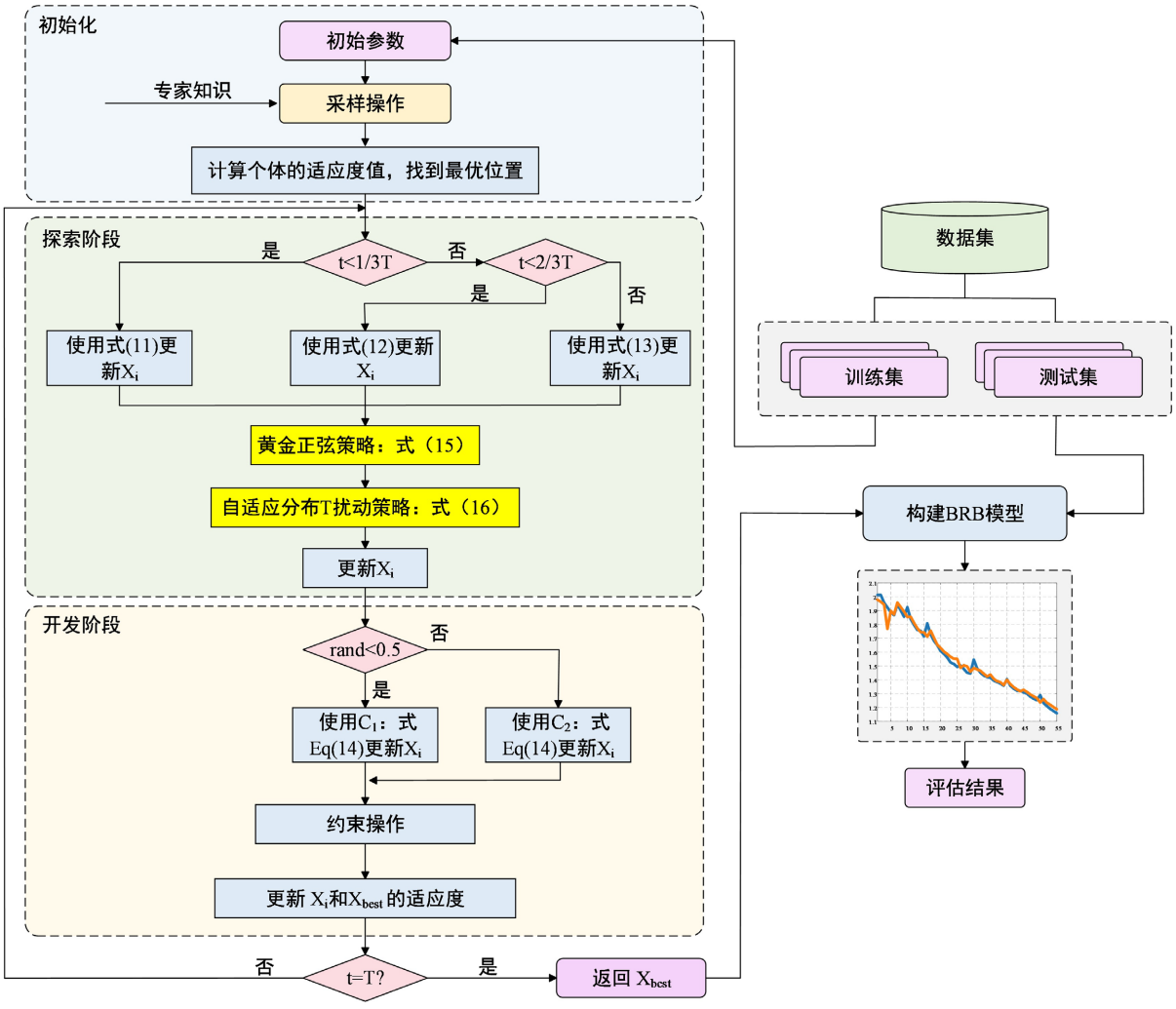


Figure 2. Flow chart of the improved Secretary Bird Optimization Algorithm (ISBOA)
图 2. 改进的蛇鹫优化算法流程图

Algorithm 1. Pseudo-code of improved Secretary Bird Optimization Algorithm (ISBOA)

Input: BRB parameters (rule weights θ, attribute weights δ, belief degrees β),
population size N, maximum iterations T, l_b, u_b
Output: Optimized BRB parameters X_{best} (θ^*, δ^*, β^*).
Initialize the population randomly
Repair each individual to satisfy BRB parameter constraints;
Evaluate fitness MSE for each individual;
for t = 1 to T do
    Update Secretary Bird x_{best};
    for i = 1 to N **do**
        Exploration:
        if $t < \frac{1}{3}T$
            Calculate new status of the i-th secretary bird for searching prey by Equation (11);
        else if $\frac{1}{3}T < t < \frac{2}{3}T$
            Calculate new status of the i-th secretary bird for exhausting prey by Equation (12);
        else
            Calculate new status of the i-th secretary bird for attacking prey by Equation (13);
        end if
        Update candidate X_1 using golden-sine strategy by Equation (15);
        Perturb candidate X_1 with adaptive T-distribution by Equation (16);
        Repair candidate to satisfy BRB interpretability constraints;
        Update the i-th secretary bird using the new candidate;
        Exploitation:
        if $r < 0.5$
Calculate new status of the i-th Secretary Bird using C_1 in Equation (14);
        else
            Calculate new status of the i-th Secretary Bird using C_2 in Equation (14);
        end if
        Repair candidate to satisfy BRB interpretability constraints;
        Update the i-th secretary bird using the new candidate;
    end for
    Save best candidate solution so far.
end for
Return Optimized BRB parameters X_{best} (θ^*, δ^*, β^*).

5. 案例分析

5.1. 实验设置

本文基于 NASA 锂离子电池数据集开展健康状态评估研究，实验包含充电与放电两种工作模式。电池在 24℃恒温环境下完成循环充放电测试，若额定容量下降 30%，则结束实验。本研究采用 B0006 电池采集观测指标数据。充电模式下，电池以 1.5 A 恒流(CC)充电至 4.2 V 电压，随后以恒压(CV)充电直至充电电流降至 20 mA。初始电压设定为 3.8 V，终止电压为 4.2 V。充电过程从 1.5 A 电流开始，最终以 0.5 A 电流结束，共记录 167 次充电循环。上述数据的分布情况如图 3 所示。

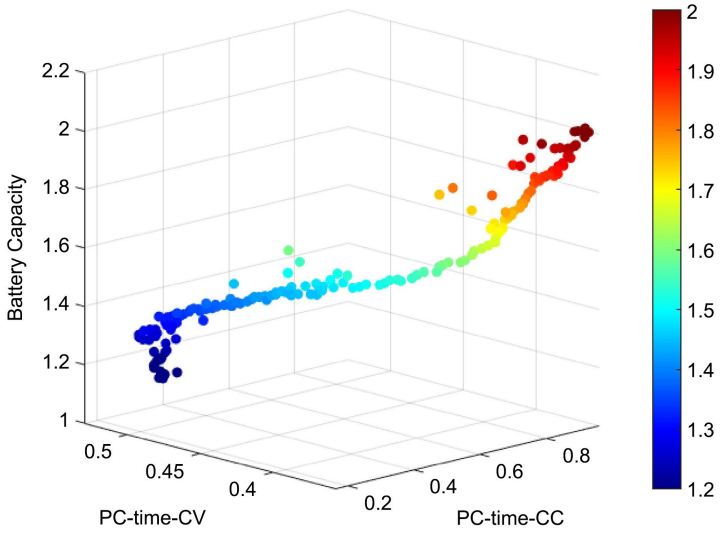


Figure 3. Data distribution of lithium-ion battery pack B0006
图 3. 锂离子电池组 B0006 的数据分布

5.2. 模型的构建

在本研究中，锂离子电池的容量被视为其健康状态的直接指标。该模型对锂离子电池容量的两个属性(即 PC-time-CC 与 PC-time-CV)进行了刻画，每个属性均设有四个参考点：极长(VL)、长(L)、正常(N)与短寿命(S)，具体如表 1 所示。在工程应用中使用锂离子电池时，采用四个评估等级来表征其健康状态：完全安全(CS)、安全(S)、轻度劣化(LB)及严重劣化(VB)，具体如表 2 所示。

Table 1. Attribute reference values
表 1. 属性参考值

属性	属性权重	VL	L	N	S
PC-time-CC	1	0.93	0.7	0.5	0.26
PC-time-CV	1	0.53	0.45	0.43	0.34

Table 2. Lithium-ion battery health status
表 2. 锂离子电池健康状态

参考点	CS	S	LB	VB
参考值	2.1	1.6	1.4	1.1

初始置信度如表 3 所示。初始置信规则库的构建从机理分析与趋势分析两个维度展开[17]。表 4 汇总了锂离子电池系统各属性与健康状态之间的对应关系。机理分析将电池退化过程转化为多条置信规则。例如，电池首次充放电时，恒流阶段持续时间长、恒压阶段持续时间短，代表电池寿命初期、健康状态最优；对应属性 PC-time-CC 与 PC-time-CV 分别处于 VL 与 S 状态，健康状态置信度取最大值 CS，可构造置信规则 $\{(\mathrm{CS},1.00),(\mathrm{S},0),(\mathrm{LB},0),(\mathrm{VB},0)\}$。趋势分析则是基于观测数据解析电池全生命周期特性，并根据其退化过程调整规则概率分布。考虑电池内部化学反应的不确定性，最终置信规则设定如下：

$$\text{IF PC-time-CC is VL} \wedge \text{PC-time-CV is S},$$
$$\text{THEN } y \text{ is } \{(\mathrm{CS},0.70),(\mathrm{S},0.10),(\mathrm{LB},0.10),(\mathrm{VB},0.10)\}$$

不同于传统数据驱动方法，BRB 模型基于上述 IF-THEN 规则完成推理，输入属性经匹配度计算激活规则，通过 ER 融合各规则置信分布，输出连续的健康状态评估结果。推理链路可追溯、规则置信度可解释，评估结论与输入特征因果关系明确，克服了黑盒模型“输入－输出”映射不可知的缺陷，在保证精度的同时实现了对电池退化机理的透明化表达。

Table 3. Initial belief degree
表 3. 初始置信表

No.	属性(权重)		规则权重	置信度 $\{\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4\}$
	PC-time-CC (1)	PC-time-CV (1)		
1	VL	S	1	{0.7, 0.1, 0.1, 0.1}
2	VL	N	1	{0.58, 0.21, 0.11, 0.1}
3	VL	L	1	{0.51, 0.24, 0.14, 0.11}
4	VL	VL	1	{0.47, 0.27, 0.13, 0.13}
5	L	S	1	{0.55, 0.25, 0.1, 0.1}
6	L	N	1	{0.39, 0.34, 0.16, 0.11}
7	L	L	1	{0.29, 0.39, 0.16, 0.16}
8	L	VL	1	{0.21, 0.39, 0.24, 0.16}
9	N	S	1	{0.3, 0.35, 0.25, 0.1}
10	N	N	1	{0.1, 0.4, 0.4, 0.1}
11	N	L	1	{0.11, 0.19, 0.49, 0.21}
12	N	VL	1	{0.11, 0.09, 0.59, 0.21}
13	S	S	1	{0.1, 0.2, 02, 0.5}
14	S	N	1	{0.1, 0.14, 0.19, 0.57}
15	S	L	1	{0.1, 0.1, 0.2, 0.6}
16	S	VL	1	{0.1, 0.09, 0.09, 0.72}

Table 4. Correlation between the health status of lithium-ion batteries and their attributes
表 4. 锂离子电池的健康状态与其属性之间的关联

PC-time-CC	PC-time-CV	健康状态	
		↑ 变好	↓ 变差
VL	S	↑	
N	L		↓
S	N		↓
S	VL		↓
VL	S	↑	

5.3. 实验结果分析

数据集中包含 167 组样本；其中 112 个样本用于模型训练，其余 55 个样本用于测试。ISBOA 的优化迭代次数设定为 300 次，初始种群数量设定为 30 个。待优化的参数包括输出置信度、属性权重、规则

权重。优化后的置信表如表 5 所示。

Table 5. Belief degree after optimization
表 5. 优化后的置信表

No.	属性(权重)		规则权重	置信度$\{\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4\}$
	PC-time-CC (0.6602)	PC-time-CV (0.5413)		
1	VL	S	0.5851	{0.2514,0.6560, 0.0080, 0.0846}
2	VL	N	0.9885	{0.1836, 0.6016, 0.6150, 0.1398}
3	VL	L	0.5404	{0.3983, 0.5049, 0.0363, 0.0606}
4	VL	VL	0.6422	{0.9348, 0.0068, 0.0514, 0.007}
5	L	S	0.5291	{0.2163, 0.0524, 0.0743, 0.6570}
6	L	N	0.7378	{0.0761, 0.6092, 0.0486, 0.2661}
7	L	L	0.0658	{0.0923, 0.0142, 0.23, 0.6635}
8	L	VL	0.7922	{0.2466, 0.5003, 0.2447, 0.0084}
9	N	S	0.6529	{0.0413, 0.6108, 0.1592, 0.1887}
10	N	N	0.4735	{0.0547, 0.2790, 0.5535, 0.1128}
11	N	L	0.5031	{0.3623, 0.0405, 0.19, 0.4072}
12	N	VL	0.8129	{0.0874, 0.073, 0.5978, 0.2418}
13	S	S	0.6565	{0, 0, 0.2129, 0.7871}
14	S	N	0.2632	{0.1889, 0.2717, 0.0524, 0.4873}
15	S	L	0.6785	{0.1820, 0.3747, 0.3532, 0.0901}
16	S	VL	0.2454	{0.0069, 0.4491, 0.5358, 0.0082}

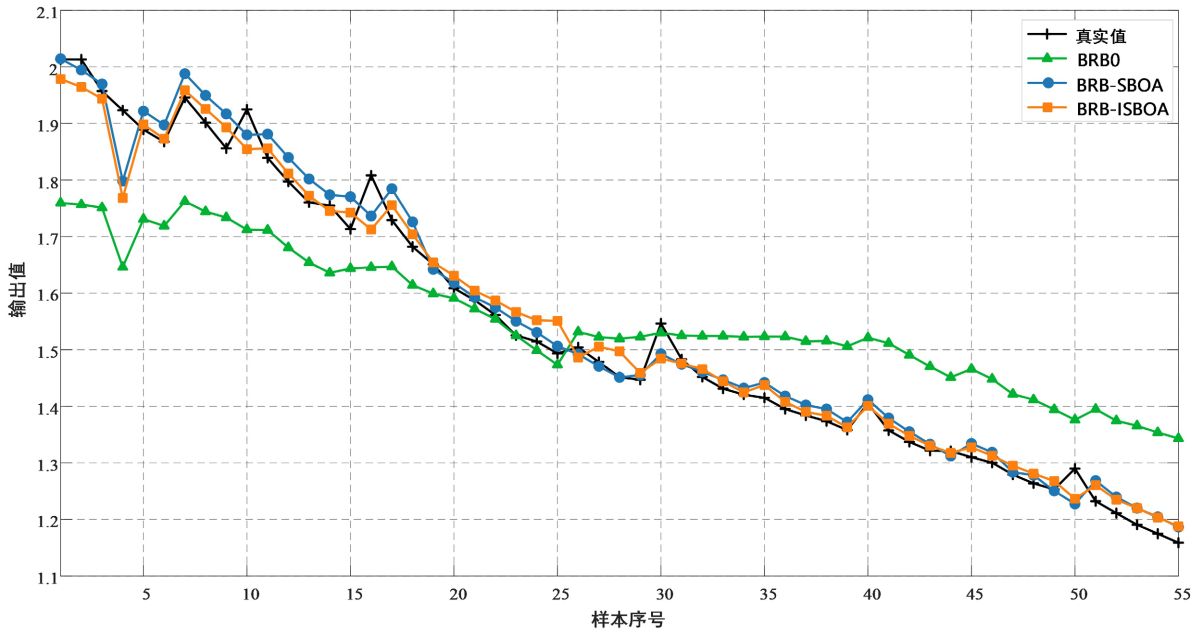


Figure 4. Comparison of evaluation results from different models
图 4. 不同模型评估结果对比

图 4 为 BRB0、BRB-SBOA 与 BRB-ISBOA 模型的评估输出与真实值对比曲线。其中 BRB0 代表未引入优化算法的基础置信规则库模型，BRB-SBOA 为原始蛇鹫算法优化的 BRB 模型，BRB-SBOA 为本文改进算法优化的 BRB 模型。由图可见，基础 BRB 模型的评估曲线整体偏离真实值，拟合效果较差，说明仅依靠人工设置参数的置信规则库难以精准表征电池健康状态的变化规律。引入原始 SBOA 对 BRB 参数进行优化后，BRB-SBOA 的评估曲线能够较好跟随真实值的变化趋势，但局部位置仍存在一定偏差。经改进蛇鹫优化算法优化的 BRB-ISBOA 模型，其评估曲线与真实值重合度最高，可更加贴近电池健康状态的衰减轨迹，验证了所提 ISBOA 算法能够有效优化 BRB 模型参数，提升模型的拟合能力。结合表 6 的定量评价指标可以进一步分析各模型的评估性能，表中均方误差(MSE)数值直观量化了不同模型的评估偏差。基础 BRB 拥有最大的 MSE，传统 SBOA 优化后模型 MSE 得到明显下降，而 BRB-ISBOA 取得三组模型中最小的 MSE。图表结果相互印证，进一步说明黄金正弦与自适应 T 分布扰动策略的引入，改善了 SBOA 的寻优效果，有助于获得更优的 BRB 参数，提升锂电池健康状态的评估精度。

Table 6. Evaluation accuracy of different models
表 6. 不同模型评估精度

模型	BRB0	BRB-SBOA	BRB-ISBOA
MSE	0.018	0.0016	0.0012

为验证黄金正弦策略与自适应 T 分布变异对 SBOA 优化 BRB 模型的独立贡献及协同效果，设置消融实验。将仅引入黄金正弦策略的变体记为 BRB-SBOA-1；仅引入自适应 T 分布变异策略的变体记为 BRB-SBOA-2。选取均方误差 MSE 作为评估指标，实验结果如表 7 所示。

由表 7 可知，相较于基准 BRB-SBOA，BRB-SBOA-1 的 MSE 有所降低。黄金正弦策略借助黄金分割与正弦迭代机制，利用当前最优解引导种群搜索，压缩无效搜索区域，加快收敛速度，提升 BRB 参数优化效率。BRB-SBOA-2 的 MSE 同样优于基准模型，自适应 T 分布变异通过随机扰动拓展搜索空间，增强算法跳出局部最优的能力。融合两项策略的 BRB-ISBOA 取得所有实验组中最低的 MSE。黄金正弦策略侧重加速收敛，自适应 T 分布变异用于扰动寻优，两种改进机制相互补充。实验结果表明，两种策略均可独立改善 SBOA 的寻优性能；当二者协同作用时评估精度进一步提升，验证了本文多策略改进思路的合理性与有效性。

Table 7. Ablation experiments
表 7. 消融实验

策略	MSE
BRB-SBOA	0.0016
BRB-SBOA-1	0.0013
BRB-SBOA-2	0.0015
BRB-ISBOA	0.0012

5.4. 对比研究

(1) 与其它优化算法的对比

为进一步验证 ISBOA 在同类优化算法中的竞争力，将其与粒子群优化(PSO)、鲸鱼优化算法(WOA)及投影协方差矩阵自适应进化策略(P-CMA-ES)三种主流优化算法展开对比实验，收敛曲线如图 5 所示。所有算法均在迭代初期(前 80 次)呈现快速下降趋势，展现出较强的全局探索能力；随着迭代推进，下降

速率逐渐放缓，并在约 150 次迭代后趋于稳定。其中 ISBOA 不仅收敛速度更快，且最终收敛精度优于 PSO、WOA 与 P-CMA-ES。表 8 的定量结果同样佐证了该规律。这一结果表明，ISBOA 算法在基于置信规则库的锂离子电池健康评估模型的优化任务中，具备更优异的搜索效率与收敛性能，能够更高效地寻得全局最优解。

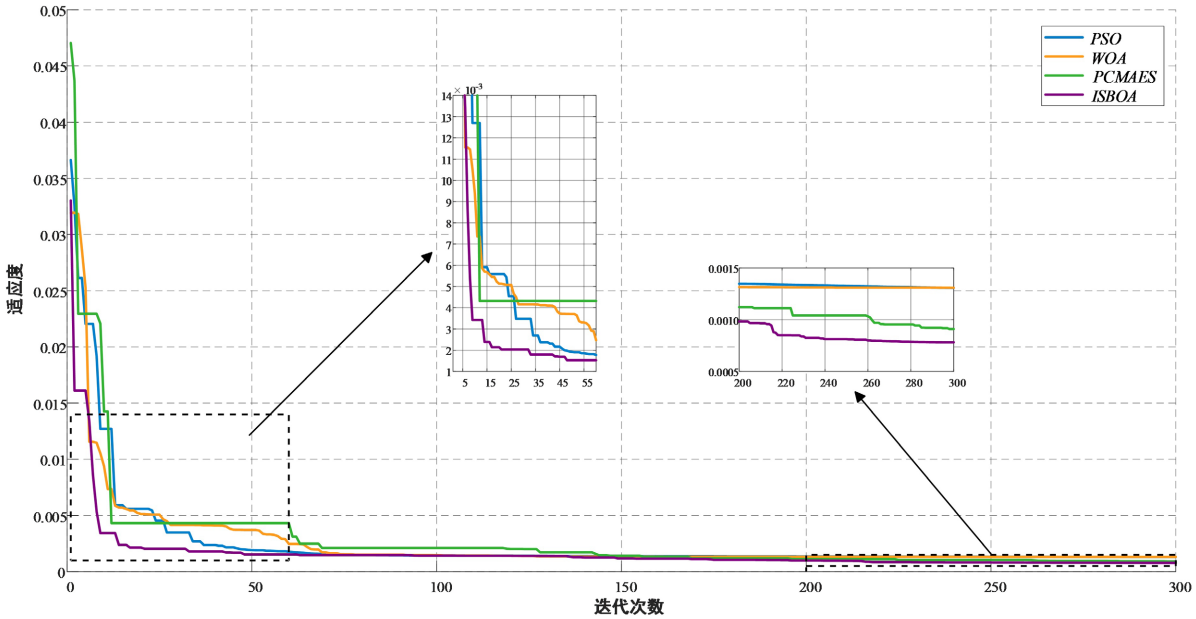


Figure 5. Comparison of convergence curves of different optimization algorithms
图 5. 不同优化算法的收敛曲线对比

Table 8. Comparison of different optimization algorithms
表 8. 不同优化算法的对比

方法	ISBOA	WOA	P-CMAES	PSO
MSE	0.0012	0.0017	0.0017	0.0018

(2) 与其它健康状态评估方法的对比

为全面评估所提 BRB-ISBOA 方法的性能，本节选取随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、反向传播神经网络(BPNN)等经典机器学习方法作为对比基准，在不同训练样本比例下开展多维度性能对比实验。表 9 为不同比例训练样本下各方法的实验精度对比，图 6 以柱状图直观呈现各模型在不同训练样本占比下的 MSE，评价指标为均方误差。

Table 9. Comparative experiments
表 9. 对比试验

模型	20%	40%	60%	80%
BPNN	0.0024	0.0016	0.0014	0.0013
SVM	0.0015	0.0016	0.0018	0.0012
RF	0.0023	0.002	0.0017	0.0016
BRB-ISBOA	0.0014	0.0014	0.0013	0.0007

由表 9 与图 6 可知，无论在 20%，40%，60%，80%比例的训练样本下，BRB-ISBOA 方法的锂电池健康状态评估精度都更加优越。在相同数量的训练样本下，BRB-ISBOA 方法与数据驱动的 BPNN，SVM，RF 相比，BRB-ISBOA 方法具有以下优势：1) BRB-ISBOA 推理过程透明，而 BPNN、SVM、RF 为黑盒模型，内部结构不可解析；2) 该方法基于规则建模，评估结果具备可解释性，数据驱动模型难以说明输入输出间的关联；3) BRB-ISBOA 能够融合专家知识构建模型，模型可读性更强，数据驱动模型不支持该特性；4) BRB-ISBOA 对样本量的敏感度更低，小样本环境中仍能保持较好评估效果；数据驱动模型高度依赖足量样本，小样本条件下评估精度显著降低。

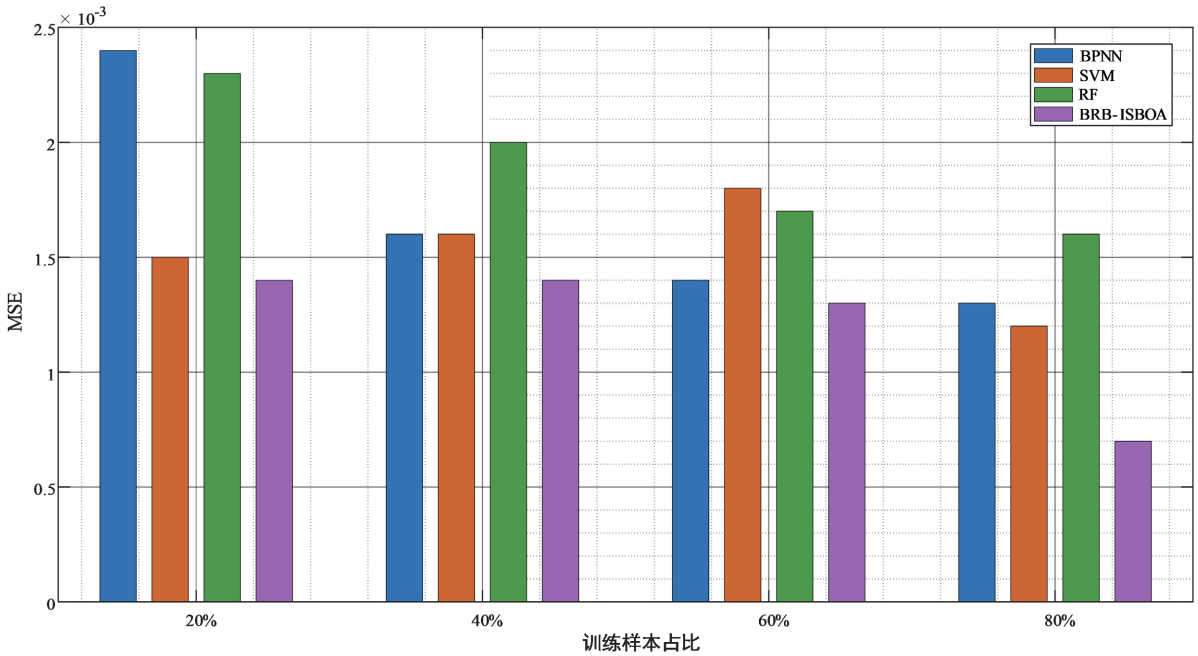


Figure 6. Comparison of MSE values of each method under different training samples
图 6. 不同训练样本下的各个方法 MSE 值对比图

6. 结论

本文针对锂离子电池健康状态评估问题，构建基于改进蛇鹫优化的置信规则库的评估模型，并提出改进蛇鹫优化算法 ISBOA，用于 BRB 模型的参数寻优。针对原始 SBOA 收敛速度慢、易陷入局部最优的缺陷，分别引入黄金正弦策略加快收敛速度、自适应 T 分布变异增强算法跳出局部最优的能力。消融实验结果表明，两项改进策略均可独立提升算法性能，二者协同作用时优化效果能够进一步增强。

在 NASAB0006 锂电池数据集上的实验结果表明：BRB-ISBOA 相比基础 BRB、BRB-SBOA 以及采用其他主流优化算法的 BRB 模型，评估误差更低；相较于 BPNN、SVM、RF 等数据驱动模型，该方法在不同训练样本占比下均能维持良好评估效果，在小样本场景下优势尤为显著，且推理过程具备可解释性。后续将研究 BRB 规则自动生成方法，并在多工况电池数据集上进一步验证模型的泛化能力。

基金项目

哈尔滨师范大学博士科研启动基金项目(XKB201901)资助；

参考文献

[1] 陈民水, 葛富东, 左志强, 等. 数据与模型融合驱动的锂离子电池健康状态估计[J/OL]. 控制理论与应用: 1-11. https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20260917.1638.006, 2026-09-27.

[2] 王震坡, 陈晓晖, 贾子润, 等. 锂离子动力电池系统安全管控理论与方法综述[J/OL]. 机械工程学报: 1-20. https://link.cnki.net/urlid/11.2187.TH.20260825.1509.014, 2026-09-27.

[3] Asiedu-Asante, A.B., Pickert, V., Mamlouk, M. and Tsimenidis, C. (2024) Evaluating Frequency Domain Reflectometry as a Tool for Lithium-Ion Battery Health Prognosis. *Batteries*, **10**, Article 185. https://doi.org/10.3390/batteries10060185

[4] Iurilli, P., Brivio, C., Carrillo, R.E. and Wood, V. (2022) Physics-Based Soh Estimation for Li-Ion Cells. *Batteries*, **8**, Article 204. https://doi.org/10.3390/batteries8110204

[5] Telmoudi, A.J., Soltani, M., Ben Belgacem, Y. and Chaari, A. (2019) Modeling and State of Health Estimation of Nickel-Metal Hydride Battery Using an EPSO-Based Fuzzy C-Regression Model. *Soft Computing*, **24**, 7265-7279. https://doi.org/10.1007/s00500-019-04343-2

[6] 韩云飞, 谢佳, 蔡涛, 等. 基于自动编码器的锂离子电池状态评估方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 41-48.

[7] Zhang, Z., Li, L., Li, X., Hu, Y., Huang, K., Xue, B., *et al*. (2022) State-of-Healthestimation for the Lithium-Ion Battery Based on Gradient Boosting Decision Tree with Autonomous Selection of Excellent Features. *International Journal of Energy Research*, **46**, 1756-1765. https://doi.org/10.1002/er.7292

[8] Yang, J.-B., Liu, J., Wang, J., Sii, H.-S. and Wang, H.-W. (2006) Belief Rule-Base Inference Methodology Using the Evidential Reasoning Approach-Rimer. *IEEE Transactions on Systems*, *Man*, *and Cybernetics—Part A*: *Systems and Humans*, **36**, 266-285. https://doi.org/10.1109/tsmca.2005.851270

[9] Tang, S., Zhou, Z., Hu, C., Yang, J. and Cao, Y. (2021) Perturbation Analysis of Evidential Reasoning Rule. *IEEE Transactions on Systems*, *Man*, *and Cybernetics*: *Systems*, **51**, 4895-4910. https://doi.org/10.1109/tsmc.2019.2944640

[10] Liu, M., He, W., Ma, N., Zhu, H. and Zhou, G. (2025) A New Reliability Health Status Assessment Model for Complex Systems Based on Belief Rule Base. *Reliability Engineering & System Safety*, **254**, Article 110614. https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.110614

[11] Cheng, C., Wang, J., Chen, H., Zhou, Z., Teng, W. and Zhang, B. (2021) Health Status Assessment for LCESs Based on Multidiscounted Belief Rule Base. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **70**, 1-13. https://doi.org/10.1109/tim.2021.3067230

[12] Han, P., He, W., Cao, Y., Li, Y., Mu, Q. and Wang, Y. (2023) Lithium-Ion Battery Health Assessment Method Based on Belief Rule Base with Interpretability. *Applied Soft Computing*, **138**, Article 110160. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110160

[13] Zhang, X., Gong, A., He, W., Cao, Y. and He, H. (2024) A Lithium Battery Health Evaluation Method Based on Considering Disturbance Belief Rule Base. *Batteries*, **10**, Article 129. https://doi.org/10.3390/batteries10040129

[14] Fu, Y., Liu, D., Chen, J. and He, L. (2024) Secretary Bird Optimization Algorithm: A New Metaheuristic for Solving Global Optimization Problems. *Artificial Intelligence Review*, **57**, Article No. 123. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10729-y

[15] Tanyildizi, E. and Demir, G. (2017) Golden Sine Algorithm: A Novel Math-Inspired Algorithm. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, **17**, 71-78. https://doi.org/10.4316/aece.2017.02010

[16] 唐天兵, 李继发, 严毅. 多策略改进的猎人猎物优化算法及其应用[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(4): 153-164.

[17] Xu, D., Liu, J., Yang, J., Liu, G., Wang, J., Jenkinson, I., *et al*. (2007) Inference and Learning Methodology of Belief-Rule-Based Expert System for Pipeline Leak Detection. *Expert Systems with Applications*, **32**, 103-113. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.11.015