储能XXXX

面向全钒液流电池储能系统运维的故障风险评估

张 宇[1]，谢 冰[2]，李家珏[2]，韩子娇[2]，李爱魁[1*]
（[1]大连理工大学，辽宁大连 116024；[2]国网辽宁省电力有限公司，辽宁沈阳 110006）

摘 要：全钒液流电池（vanadium flow battery，VFB）储能系统包含电堆、储液罐及管路系统等特有设备，潜在故障点较多，系统运行可靠性面临挑战。本文以可用功率和可用容量的异常程度衡量VFB储能系统故障风险，提出一种基于模糊多态贝叶斯网络的故障风险评估方法。首先，分析系统内的典型故障与传播机理并构建多态贝叶斯网络。然后，采用三角模糊数表征专家评价以弥补故障样本不足的问题，实现定性经验向模糊参数的转换；分别根据专家专业水平和评价相似度确定静态权重和动态共识权重，并通过融合权重聚合专家意见，获得网络概率参数。此外，引入Leaky Noisy-Max模型简化条件概率表构建流程。最后，在GeNIe软件中搭建网络，开展双向推理与敏感性分析。正向推理结果表明，系统运行异常基准概率为5.06%，温度控制系统故障与管道系统漏液组合场景下升至90.87%。以某光储一体化电站故障事件为例进行逆向推理，模型识别的首要根因与公开故障分析报告一致，均为电堆制造缺陷。结合敏感度与影响强度两类指标构建四象限运维决策矩阵，为VFB储能系统的故障因素分级管控及差异化运维提供决策支持。

关键词：全钒液流电池；风险评估；智能运维；模糊贝叶斯网络
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0717
中图分类号：TM 911　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-15

Fault Risk Assessment for Operation and Maintenance of Vanadium Flow Battery Energy Storage Systems

ZHANG Yu[1], XIE Bing[2], Li Jiayu[2], HAN Zijiao[2], LI Aikui[1*]
([1]Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China; [2]State Grid Liaoning Electric Power Supply; Co., Ltd., Shenyang 110006, Liaoning, China)

Abstract: Vanadium flow battery (VFB) energy storage systems contain specific components such as stacks, electrolyte tanks and pipelines, which introduce numerous potential fault points and challenge operational reliability. A fault risk assessment method based on a fuzzy multi-state Bayesian network is proposed, in which the fault risk is measured by the abnormality degrees of available power and available capacity. First, typical faults and their propagation mechanisms are analyzed, and a multi-state Bayesian network is constructed. Then, triangular fuzzy numbers are adopted to represent expert judgments and compensate for the scarcity of fault samples, converting qualitative experience into fuzzy parameters. Static weights and dynamic consensus weights are determined according to expert competence and judgment similarity, respectively, and expert opinions are aggregated through

收稿日期：2026-08-18；修改稿日期：2026-10-19。
基金项目：国家电网公司总部科技项目（大容量电化学储能电站城市应急供电能力提升技术研究，4000-202428085A-1-1-ZN）。
第一作者：张宇（2001—），男，硕士研究生，研究方向为电化学储能技术，E-mail：yuzhang0227@163.com；通信作者：李爱魁，研究员，研究方向为储能电站应用技术及全钒液流电池储能技术，E-mail：liaikui@dlut.edu.cn。
引用本文：张宇, 谢冰, 李家珏, 等. 面向全钒液流电池储能系统运维的故障风险评估[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-15.
Citation：ZHANG Yu, XIE Bing, Li Jiayu, et al. Fault Risk Assessment for Operation and Maintenance of Vanadium Flow Battery Energy Storage Systems[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-15.

the fused weights to obtain the network probability parameters. In addition, the Leaky Noisy-Max model is introduced to simplify the construction of conditional probability tables. Finally, the network is built in GeNIe for bidirectional inference and sensitivity analysis. Forward inference results show that the baseline probability of abnormal system operation is 5.06%, and it rises to 90.87% under the combined scenario of temperature control system failure and pipeline leakage. Backward inference is performed on a fault event of a photovoltaic-storage integrated power station, and the primary root cause identified by the model, a stack manufacturing defect, is consistent with the published fault analysis report. A four-quadrant operation and maintenance decision matrix is established by combining sensitivity and influence intensity indices, providing decision support for classified management of fault factors and differentiated maintenance of VFB energy storage systems.

Keywords: Vanadium flow battery; Risk assessment; Intelligent operation and maintenance; Fuzzy Bayesian network

全钒液流电池（vanadium flow battery，VFB）具有循环寿命长、本征安全性高等特点，是长时储能的重要技术路线之一[1]。与锂电池储能系统相比，VFB系统除电堆和功率变换装置外，还包括储液罐、循环泵、输液管道等特有设备。泵停转、膜破损等故障可能经系统内部逐级传播，导致系统可用功率或可用容量下降，严重时造成系统降额运行或非计划停机。因此，识别VFB储能系统的关键故障因素及其传播路径，并据此开展差异化运维，对提高系统运行可靠性及调度可用性具有重要意义。

现有VFB故障研究多集中于部件级故障机理分析与特定故障诊断。文献[2]和文献[3]分析了离子交换膜破损对VFB性能的影响及故障根因，并给出了预防建议。文献[4]对电堆漏液原因和后果进行了剖析，采用ANSYS仿真和实验验证，提出通过调整电堆紧固弹簧力量分布、增加端板厚度可降低漏液风险。文献[5]探讨了VFB堆叠的机械行为，基于Weibull统计开展失效分析，指出适当降低夹紧力、增加双极板可降低堆叠失效概率。在故障诊断方面，文献[6]提出一种基于数据驱动的全钒液流电池泵故障检测方法，利用卷积神经网络与双向门控循环单元对电压进行预测，通过电压预测误差与阈值对比识别泵故障。然而，受VFB储能电站投运规模、运行年限及保密要求等因素限制，公开故障数据较少，数据驱动方法应用受限。文献[7]基于模糊BP神经网络对VFB故障进行分类诊断，因训练样本不足导致模型泛化能力受限。总体来看，现有研究多数面向单一部件或故障模式，对多故障因素在系统内部传播与耦合关系研究较少，也缺乏故障样本稀缺条件下系统级运行风险的量化评估方法。

现有风险评估方法按建模思路可分为两类，一类是基于指标体系的多指标综合评价法。文献[8]将熵权法、CRITIC法和G1法等多种客观与主观权重方法进行层次化组合获得综合权重，结合模糊综合评价方法定量评估电芯不一致性。文献[9]采用植物根系生长优化算法进行主客观权重融合，与二维云模型相结合进行煤矿瓦斯爆炸风险评估。该类方法将风险因素作为并列指标进行加权聚合，难以表达因果依赖关系和故障逐级传播过程；同时其输出为无量纲的综合风险值或等级，难以满足本文对系统异常概率量化和故障溯源的需求。另一类是基于故障机理的概率风险评估方法，以故障树、贝叶斯网络为代表，可用于量化系统级风险状态的概率并支持故障溯源。文献[10]提出了一种结合故障树分析与模糊逻辑的新型电池运输和储存火灾风险评估方法，通过设定阈值约束风险等级。相比故障树的静态逻辑结构，贝叶斯网络可与多种类型的数据实现知识融合、支持不确定性条件下的双向概率推理，在故障传播建模中应用更为广泛。文献[11]提出一种评估燃料电池内部氢气泄漏概率的贝叶斯网络模型，引入噪声或门模型解决条件概率难以获取的难题，通过敏感性分析识别关键诱因。文献[12]提出一种基于模糊贝叶斯网络的隧道围岩富水破碎风险分析方法，通过模糊隶属函数量化地质参数不确定性，利用参数学习求解条件概率表。文献[13]提出一种锂电池储能系统可靠性分析方法，通过实测数

据、可靠性模型与专家经验融合求解网络参数，实现了可靠性实时评估。在风险评估结果的运维应用方面，文献[14]采用贝叶斯网络评估城市公路隧道系统火灾韧性，基于经济效益与韧性提升效益进行多目标优化，得到不同成本条件下的优化策略。文献[15]将风险得分和敏感性指数结合构建四象限坐标图，将氢气加注站的安全因素分为四个类别，为差异化安全管理提供决策支持。

然而，二态贝叶斯网络难以描述VFB储能系统的故障程度，采用多态贝叶斯网络又面临网络复杂度较高、专家评价负担较大的问题。此外，在缺乏故障统计数据时，网络参数主要依赖专家评价，专家专业背景及意见分歧会影响参数可靠性。针对上述问题，本文提出一种基于模糊多态贝叶斯网络的VFB储能系统故障风险评估方法，可实现多风险因素耦合下系统级故障风险的量化与故障根因溯源，支撑运维策略制定，提高系统长期运行可靠性。

1　模糊多态贝叶斯网络建模

1.1　基于模糊评价的网络参数计算

贝叶斯网络是一种有向无环图，由代表变量的节点和连接节点的有向边组成。有向边由父节点指向子节点，表示两节点间存在概率依赖关系。贝叶斯网络的概率参数由根节点的先验概率和非根节点的条件概率表组成，可由历史故障数据训练或专家评估结果转换获得。设贝叶斯网络包含n个随机变量，网络中所有节点的联合分布$P(\mathbf{X})$可表示为：

$$P(\mathbf{X}) = P(X_1,X_2...X_n) = \prod_{i=1}^{n} P(X_i|\mathrm{Pa}(X_i)) \tag{1}$$

其中，$\mathrm{Pa}(X_i)$表示节点X_i的父节点集合；$P(X_i|\mathrm{Pa}(X_i))$表示在父节点状态已知的条件下，节点X_i处于相应状态的条件概率。

由于大多数VFB储能电站投运时间较短，各类运行故障统计数据缺乏，因此采用专家问卷调查法，利用模糊评价量化故障发生的可能性。模糊评价法运用模糊集理论处理不确定的信息，通过隶属函数将定性评价转化为定量评价。模糊评价法可选的隶属函数种类较多，与梯形、高斯隶属函数相比，三角模糊数仅需三个参数即可确定，模糊运算复杂度较低，在综合评价领域被广泛应用[16]，因此本文选取三角形隶属函数。评估等级数目会显著影响评估可信度，数目过多会导致专家决策困难，数目过少会导致评估精确性不够。因此本文设置了非常低、低、中、高、非常高共五个评估等级，对应的三角模糊数如表1所示。三角模糊数(a, m, b)中，a、m和b分别表示评估等级的下限、最可能值和上限。

表1　评估等级对应的三角模糊数

Table 1　Triangular fuzzy numbers corresponding to assessment grades

序号	评估等级	对应三角模糊数
1	非常低	(0, 0.1, 0.2)
2	低	(0.2, 0.3, 0.4)
3	中	(0.4, 0.5, 0.6)
4	高	(0.6, 0.7, 0.8)
5	非常高	(0.8, 0.9, 1.0)

为提高概率参数估计的准确性，邀请行业专家对根节点及中间节点各状态的发生可能性进行模糊评价。引入专业水平权重来综合各专家意见，确保资质更高、经验更丰富的专家意见重要性更高，该方法在风险评估领域已被广泛应用和认可[14]。专业水平权重的计算公式为：

$$\delta_i = \frac{G_i}{\sum_{k=1}^{n} G_k} \tag{2}$$

其中，n是专家数目；G_i和δ_i分别是第i位专家的专业水平得分和专业水平权重；专业水平得分为专家职称、从业年限和科技成果三大因素得分总和，得分计算依据见附录表A1。

各个专家的专精领域存在差异，同一专家对其专精领域的问题的判断更为可靠，而对其他问题的判断可能出现较大偏差。为反映专家在具体问题上的意见一致性，本文进一步引入基于评价相似度的共识权重。假设专家i和专家j对同一问题的评价结果对应模糊数为$U_i = (a_i,m_i,b_i)$和$U_j = (a_j,m_j,b_j)$，采用欧式模糊距离计算两者的相似度s_{ij}：

$$s_{ij} = 1 - \sqrt{\frac{1}{3}\left[(a_i - a_j)^2 + (m_i - m_j)^2 + (b_i - b_j)^2\right]} \tag{3}$$

式中，$s_{ij}\in[0,1]$，s_{ij}越大表明两个专家的评价结果越接近，评价结果完全一致时$s_{ij}=1$。对于n位专家，构建相似度矩阵$\mathbf{S}$：

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nn} \end{bmatrix} \tag{4}$$

计算第i位专家与其余专家评价结果的平均相

似度$\bar{s}_i$，并进行归一化处理得到共识权重C_i：

$$\begin{cases}\bar{s}_i = \dfrac{1}{n-1}\sum\limits_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{n} s_{ij} \\ C_i = \dfrac{\bar{s}_i}{\sum\limits_{k=1}^{n}\bar{s}_k}\end{cases} \tag{5}$$

专业水平权重体现专家资历和经验，在所有评价问题上保持恒定，属于静态权重；共识权重体现专家评价与群体意见的一致性程度，随具体评价问题动态变化，属于动态权重。构建融合权重将两类权重结合，用于量化专家评价结果的综合参考价值：

$$\delta_i^* = \alpha\delta_i + (1-\alpha)C_i \tag{6}$$

其中，δ_i^*为第i位专家关于具体问题的融合权重；α为调节系数，$\alpha\in[0,1]$。

对于某个根节点失效的可能性，设共有N位专家参与评价，第i位专家给出的语言评价对应的模糊数为$U_i=(a_i,m_i,b_i)$。根据前文得到的融合权重，对所有专家评价结果进行加权聚合，得到综合三角模糊数$\overline{U}$：

$$\overline{U} = \left(\sum_{i=1}^{N}\delta_i^* a_i, \sum_{i=1}^{N}\delta_i^* m_i, \sum_{i=1}^{N}\delta_i^* b_i\right) = (\bar{a},\bar{m},\bar{b}) \tag{7}$$

去模糊化指将模糊集合转换为一个清晰值，常用的方法有重心法、几何均值法和度数分析法。本文采用重心法对综合三角模糊数去模糊化，该方法可充分利用隶属函数在整个定义域上的分布特征，计算公式为：

$$\begin{aligned} X^* &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} x\mu_A(x)dx}{\int_{-\infty}^{+\infty}\mu_A(x)dx} \\ &= \frac{2\left(\int_a^m x\frac{x-\bar{a}}{m-\bar{a}}dx + \int_m^b x\frac{\bar{b}-x}{\bar{b}-m}dx\right)}{\bar{b}-\bar{a}} = \frac{\bar{a}+\bar{m}+\bar{b}}{3} \end{aligned} \tag{8}$$

其中，X^*为去模糊化后的清晰评价分值。对于根节点，利用Onisawa推导的公式将X^*转换为失效概率FP[17]：

$$FP = \begin{cases}\dfrac{1}{10^{\lambda}}, & X^*\neq 0 \\ 0, & X^*=0\end{cases} \tag{9}$$

其中，$\lambda = \left(\dfrac{1-X^*}{X^*}\right)^{\frac{1}{3}} \times 2.301$。对于二态根节点，其失效状态先验概率即为$FP$。

对于中间节点条件概率，不再进行Onisawa公式转换，而是直接将去模糊化结果作为条件概率参数。

1.2 Leaky Noisy-Max模型

对于具有n个二态父节点、m个有序状态的子节点，传统条件概率表需要确定全部父节点状态组合下的条件概率，其独立参数数量为$(m-1)\times 2^n$。随着父节点数量增加，参数量呈指数级增长，不仅显著增加了专家评价负担，也容易引入评价误差。若采用Leaky Noisy-Max模型，专家仅需评估每个父节点单独作用对子节点的影响，而无需逐一给出父节点状态组合的条件概率，独立参数数量降至$(m\text{-}1)(n+1)$。同时，Leaky Noisy-Max模型额外引入泄漏事件，以表征所有未被建模的未知因素对目标节点的影响。Leaky Noisy-Max模型原理如图1所示。

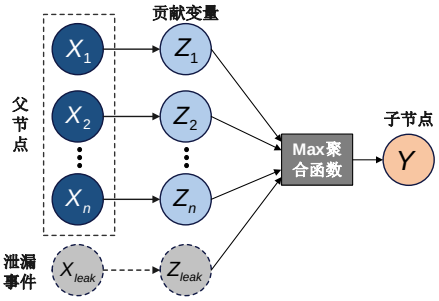


图1 Leaky Noisy-Max模型原理

Fig. 1 Schematic of the Leaky Noisy-Max model

图1中，Y为子节点，$X_1,X_2...X_n$为父节点，Z_i为父节点X_i单独作用时对子节点Y的贡献变量。考虑未显式建模的微弱潜在干扰因素对Y的影响，引入泄漏作用变量Z_{leak}。子节点Y与各贡献变量具有相同的状态集合$\{y_0,y_1,...,y_{m-1}\}$，$y_0<y_1<\cdots<y_{m-1}$表示风险或故障严重程度递增。

在Noisy-Max假设下，子节点状态由所有贡献变量的最大值决定：

$$Y = \max(Z_1,Z_2,...,Z_n,Z_{leak}) \tag{10}$$

当父节点状态分别为$x_1,x_2,...,x_n$时，$P(Y\leqslant y_k|x_1,x_2,...,x_n)$表示子节点状态不超过$y_k$的累计条件概率。在给定各个父节点状态的条件下，假设各贡献变量相互条件独立，且泄漏作用变量与各个父节点的贡献变量相互独立，则有：

$$\begin{aligned} &P(Y\leqslant y_k|x_1,x_2,...,x_n) \\ &= P(Z_1\leqslant y_k,...Z_n\leqslant y_k,Z_{leak}\leqslant y_k|x_1,x_2,...,x_n) \\ &= \prod_{i=1}^{n}P(Z_i\leqslant y_k|x_i)P(Z_{leak}\leqslant y_k) \end{aligned} \tag{11}$$

其中，$P(Z_i \leqslant y_k|x_i)$表示父节点$X_i=x_i$单独作用时，其贡献变量Z_i不超过状态y_k的累计概率；$P(Z_{leak} \leqslant y_k)$表示泄漏作用变量$Z_{leak}$不超过$y_k$的累计概率。

最后，通过相邻累积条件概率相减得到子节点处于具体状态y_k的条件概率：

$$\begin{cases} P(Y=y_k|x_1,x_2,...,x_n)=P(Y\leqslant y_k|x_1,x_2,...,x_n) \\ -P(Y\leqslant y_{k-1}|x_1,x_2,...,x_n) \\ P(Y=y_0|x_1,x_2,...,x_n)=P(Y\leqslant y_0|x_1,x_2,...,x_n) \end{cases} \tag{12}$$

其中，$k=1,...,m-1$。

由此，可在仅评估各父节点单独作用参数和泄漏参数的基础上构建完整的条件概率表。

1.3　基于敏感度与影响强度双指标的运维决策矩阵构建

本文依据敏感度和影响强度两个指标对根节点进行分类，首先给出两个指标的定义。

敏感性分析的原理是改变节点概率参数，计算目标事件概率在参数扰动区间内的最大变化量，并对结果排序以识别关键风险因素[11]。目标事件概率T及其导数可表示为：

$$\begin{cases} T=\dfrac{ap+b}{cp+d} \\ \dfrac{dT}{dp}=\dfrac{ad-bc}{(cp+d)^2} \end{cases} \tag{13}$$

其中，a、b、c、d为待求解系数；p为节点概率参数，对于根节点，p表示其失效状态的先验概率。导数$\dfrac{dT}{dp}$的分母恒为正，导数符号由常数$ad-bc$决定，对于p的所有取值，导数值正负不发生变化。因此，T为单调函数，若根节点X_i的先验概率变化范围为$[p_1,p_2]$，则有：

$$\Delta T(X_i)=\left|T(p_1)-T(p_2)\right| \tag{14}$$

其中，$\Delta T(X_i)$表示目标事件概率对根节点X_i先验概率的敏感度，其数值越大，表明根节点X_i先验概率变化对目标事件影响越显著。

$R_i(Y=y_t)$为根节点X_i对目标事件的影响强度，等于根节点失效前后目标事件概率的增幅倍数：

$$R_i(Y=y_t)=\frac{P(Y=y_t|X_i=1)-P(Y=y_t)}{P(Y=y_t)} \tag{15}$$

其中，$Y=y_t$表示目标节点的异常状态，即目标事件；$P(Y=y_t)$为目标事件的先验概率；$P(Y=y_t|X_i=1)$为根节点X_i失效时目标事件的后验概率。

本文借鉴双指标决策思想，构建基于敏感度-影响强度双指标的运维决策矩阵。如图2所示，横纵轴分别为敏感度和影响强度，四个象限分别对应四类根节点。

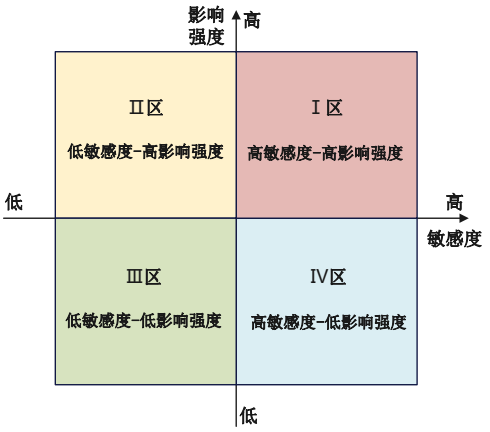


图2　运维决策矩阵

Fig. 2　Matrix for operation and maintenance

运维决策矩阵计算结果可用于制定差异化运维策略，以减少运维成本、提高储能系统综合收益。I区节点为高敏感度-高影响强度因素，是故障预防和状态监测的重点对象，应加强关键部件质检、完善保护策略。II区节点为低敏感度-高影响强度因素，其基准概率扰动对系统风险影响较小，但一旦发生将显著提高目标事件概率，应重点开展定期功能试验、设置硬件冗余和制定应急预案。III区节点为低敏感度-低影响强度因素，可纳入常规巡检，结合计划停机检修。IV区节点为高敏感度-低影响强度因素，应优先提高状态感知精度，加强早期故障诊断能力。

2　VFB储能系统故障风险评估模型构建

如图3所示，基于模糊多态贝叶斯网络的VFB储能系统故障风险评估方法流程主要包括3个部分：①分析归纳典型故障以定义贝叶斯网络节点，并对节点状态分级，结合故障传播路径确定网络拓扑；②采用三角模糊数表征专家评价，综合专家专业水平权重和动态共识权重得到融合权重，加权聚合专家评价结果得到综合三角模糊数。采用Onisawa公式和Leaky Noisy-Max模型分别计算根节点先验概率和非根节点条件概率表；③通过GeNIe软件对模型进行正向推理和逆向推理；依据

运维决策矩阵分类结果进行差异化运维策略制定。

2.1 VFB储能系统贝叶斯网络节点定义

VFB储能系统的组成部件在生产制造、安装调试和运行维护过程中均可能发生失效，并通过电解液循环、电化学反应和功率控制等环节向系统级运行状态传播。如表2所示，本文首先从部件级失效出发提取十个根节点X_1~X_{10}，再依据故障传播过程设置六个中间节点M_1~M_6，最终以VFB储能系统运行异常作为叶节点L_1，构建VFB储能系统贝叶斯网络。如图4所示，考虑故障对储能系统参与电力市场和调度运行的影响，将储能单元可用功率异常程度和储能单元可用容量异常程度作为衡量VFB储能系统故障风险的两大指标。叶节点L_1与M_5、M_6之间采用逻辑或门连接，即M_5或M_6任一节点偏离正常状态即触发L_1异常。因此，L_1的异常概率涵盖可用功率与可用容量两个维度的风险信息，是系统故障风险的综合度量。

依据运行经验与相关文献，归纳出各节点故障判据见附录表A2。X_1~X_{10}、M_1~M_3和L_1设计为二态节点，状态集合为{0：正常，1：失效/异常}。为细化故障后果的严重程度，将M_4、M_5和M_6设计为三状态节点，其状态集合为{0：正常，1：轻微异常，2：严重异常}，状态具体判据见表3。三种离散状态的设计有助于实现运维策略差异化，同时避免了状态过多增加模型复杂度。表3中的状态划分指标为归一化后的相对值，阈值设定依据源自液流电池国家标准、电力市场考核细则和VFB健康状态文献，对不同容量等级的VFB储能系统具有一定的适配性。考虑到不同设计厂商在结构设计、制造工艺等方面存在差异，本套阈值可作为基准框架，支持通过出厂测试试验、投运阶段数据和所在地电力市场规则进行重新标定。

表3中变量k_v、η_p、η_c的定义为：

表2 贝叶斯网络节点定义

Table 2 Definitions of Bayesian network nodes

节点编号	含义	节点编号	含义
X_1	循环泵故障	X_{10}	电堆漏液
X_2	管道阀门故障	M_1	电解液流量不足
X_3	电堆制造缺陷	M_2	离子交换膜破损
X_4	正负极压力差过大	M_3	电解液温度异常
X_5	温度控制系统故障	M_4	电堆电压异常
X_6	充放电控制故障	M_5	储能单元可用功率异常
X_7	电解液制造缺陷	M_6	储能单元可用容量异常
X_8	储液罐漏液	L_1	VFB储能系统运行异常
X_9	管道系统漏液	-	-

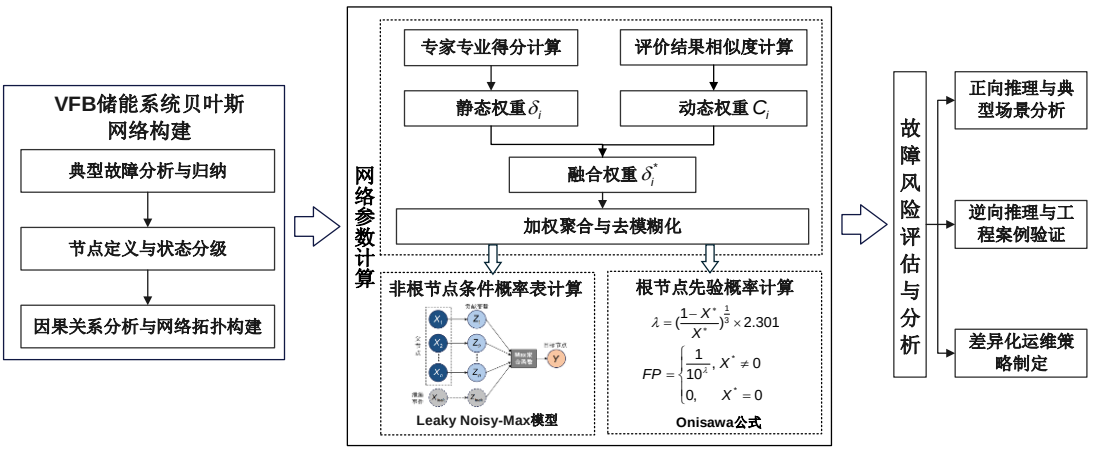


图3 VFB储能系统故障风险评估方法流程

Fig. 3 Flowchart of the fault risk assessment method for VFB energy storage systems

表3 三状态节点状态划分标准

Table 3 State classification criteria for three-state nodes

节点	状态0	状态1	状态2
M_4	k_v<4%[18]	电堆或单电池电压出现异常波动，但未触及充放电截止保护动作；或者4%≤k_v<10%。	任一单电池或电堆电压显著偏离正常值且已触及充放电截止电压；或者10%≤k_v。
M_5	η_p<5%	5%≤η_p<10%	10%≤η_p，触及电力市场对可用功率的考核阈值。
M_6	η_c<1%	1%≤η_c<2%	2%≤η_c[19]

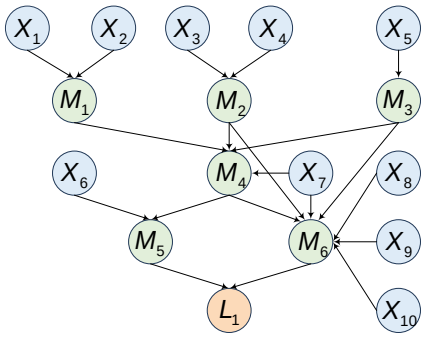


图4　VFB储能系统贝叶斯网络

Fig.4　Bayesian network of the VFB energy storage system

$$\begin{cases} k_v = \dfrac{U_{\max} - U_{\min}}{\overline{U}} \\ \eta_p = \dfrac{\Delta P}{P_0} \\ \eta_c = \dfrac{\Delta C}{C_0} \end{cases} \tag{16}$$

其中，k_v为电堆电压极差系数；$U_{\max}$、$U_{\min}$和$\overline{U}$分别为各电堆的最大电压、最小电压和平均电压；η_p为储能单元可用功率相对下降率；ΔP为储能单元当前可用功率与基准值差值；P_0为储能单元可用功率基准值；η_c为储能单元可用容量相对下降率；C_0为基准可用容量；ΔC为储能单元连续两次完整充放电循环的可用容量差值。

2.2　根节点先验概率计算

组织8名该领域的专家开展问卷评价：5名专家为高校教授，其余专家为制造厂商或一线工程师。问题包括根节点失效可能性评价和节点间故障传播影响强度评价两部分。下面以根节点X_{10}为例，展示其先验概率的完整计算过程。首先，依据附录中的表A1和式(2)计算专业水平得分和专业水平权重；随后，联合式(3)-(5)依据专家评价结果计算共识权重，评价问题为X_{10}节点对应故障在一年运行周期内的发生可能性；为实现静态权重和动态权重均衡结合，取调节系数α=0.5得到融合权重[20]，如表4所示。

根据式(7)-(8)对专家评价进行加权模糊聚合和去模糊化处理，得到综合三角模糊数$\overline{U}_{X_{10}} = (0.4239, 0.5239, 0.6239)$和对应的去模糊化结果$X^* = 0.5239$，代入式(9)得到根节点$X_{10}$的先验概率$FP_{X_{10}} = 5.9065 \times 10^{-3}$。按照上述流程计算其余根节点先验概率，结果如表5所示。

表4　根节点X_{10}失效可能性评价与权重计算结果

Table 4　Failure possibility evaluation and weight calculation results for root node X_{10}

专家序号	专业水平得分	X_{10}失效状态可能性评价	专业水平权重	共识权重	融合权重
1	30	中	0.1442	0.1322	0.1382
2	24	高	0.1154	0.1157	0.1155
3	18	中	0.0865	0.1322	0.1094
4	28	中	0.1346	0.1322	0.1334
5	24	中	0.1154	0.1322	0.1238
6	30	低	0.1442	0.1074	0.1258
7	24	中	0.1154	0.1322	0.1238
8	30	高	0.1442	0.1157	0.1300

表5　各根节点先验概率计算结果

Table 5　Calculated prior probabilities of root nodes

节点编号	先验概率	节点编号	先验概率
X_1	2.34×10^{-3}	X_6	1.96×10^{-3}
X_2	2.93×10^{-3}	X_7	2.08×10^{-3}
X_3	7.30×10^{-3}	X_8	1.41×10^{-3}
X_4	2.19×10^{-3}	X_9	1.67×10^{-2}
X_5	4.90×10^{-3}	X_{10}	5.91×10^{-3}

在所有根节点中，储液罐漏液X_8的先验概率最低，管道系统漏液X_9的先验概率最高。尽管二者同属于漏液类故障，但先验概率差异显著。原因在于，管道系统由较多管道、阀门、连接头和焊缝组成，排布复杂，长期运行易受流体压力波动、热胀冷缩和现场安装质量的影响。而储液罐通常采用耐腐蚀材料制造，结构简单，连接头较少，且出厂前需进行外观检测、渗漏性测试等质量检测。

为检验调节系数α取值对根节点先验概率的影响，在其取值范围[0,1]内以0.1为步长进行敏感性分析。如图5所示，在[0.4,0.6]区间内，以α=0.5为基准，所有根节点先验概率的最大相对波动为1.97%，且排序不变。在α的整个取值范围[0,1]内，仅X_7与X_4、X_6之间出现相对次序交叉，所有根节点先验概率的最大变化值为4.72×10^{-4}，数值波动较小。因此，采用α=0.5作为两类权重等比例融合的基准设置，对应根节点先验概率的计算结果具有较好的局部稳定性。

2.3　非根节点条件概率表计算

如表6所示，对比采用Leaky Noisy-Max模型与传统方法进行条件概率表计算所需的独立参数数量。其中，对于M_4、M_6这类具有较多父节点的多

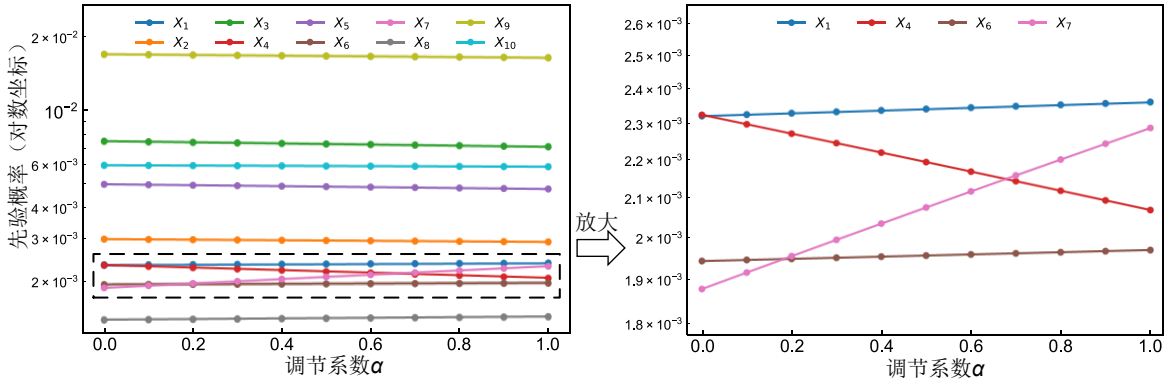


图5 调节系数α敏感性分析

Fig. 5 Sensitivity analysis of adjustment coefficient α

状态节点，参数量降幅达50%以上。每个独立参数对应一次专家模糊评价，因此，专家评价次数同比例下降，评价疲劳引起的误差随之减小。

表6 条件概率表独立参数数量对比

Table 6 Comparison of the number of independent parameters required for CPT construction

节点	父节点数	状态数	传统方法	Leaky Noisy-Max	降幅/%
M_1	2	2	4	2	50
M_2	2	2	4	2	50
M_3	1	2	2	1	50
M_4	4	3	32	8	75
M_5	2	3	12	6	50
M_6	7	3	256	18	93

条件概率表的计算以中间节点M_2为例，该节点包含X_3和X_4两个父节点，所有专家对父节点单独作用导致M_2失效的可能性进行评价。权重计算和加权模糊聚合的流程与2.2节相同，最终得到贡献节点Z_{X_3}和Z_{X_4}的累计概率为：

$$\begin{cases} P(Z_{X_3} \leqslant 0 | X_3 = 1) = 0.3029 \\ P(Z_{X_3} \leqslant 1 | X_3 = 1) = 1 \\ P(Z_{X_4} \leqslant 0 | X_4 = 1) = 0.5260 \\ P(Z_{X_4} \leqslant 1 | X_4 = 1) = 1 \end{cases} \tag{17}$$

泄漏作用变量Z_{leak}用于表征所有未显式建模的微弱潜在干扰因素对子节点的综合作用，包括环境温度及湿度波动、电磁干扰等。这类潜在干扰因素较多、来源相互独立且单个影响微弱，根据中心极限定理，其叠加效应近似服从高斯分布[11]。根据3σ法则，高斯分布随机变量的取值落入(μ-3σ, μ+3σ)区间的概率为：

$$P(\mu - 3\sigma \leqslant X \leqslant \mu + 3\sigma) = 99.73\% \tag{18}$$

工程上通常把随机变量超出μ±3σ范围作为异常判据，因此本文取泄漏概率为0.27%。依据式(11)、(12)和(17)计算得到M_2的条件概率表如表7所示，其余非根节点的条件概率表计算同理。

表7 M_2节点条件概率表

Table 7 Conditional probability table of node M_2

父节点状态组合	P(M_2=0|X_3,X_4)	P(M_2=1|X_3,X_4)
X_3=0,X_4=0	0.9973	0.0027
X_3=1,X_4=0	0.3021	0.6979
X_3=0,X_4=1	0.5246	0.4754
X_3=1,X_4=1	0.1589	0.8411

3 故障风险评估结果与分析

3.1 正向推理与典型场景分析

GeNIe软件由BayesFusion公司开发，是目前贝叶斯网络领域应用最广泛的可视化建模工具之一。本文采用该软件搭建贝叶斯网络模型并进行正向推理、逆向推理和敏感性分析。

在GeNIe软件中搭建模型并输入网络概率参数，采用正向推理求解全部非根节点处于各类风险状态的概率，结果如图6所示。VFB储能系统运行异常的先验概率为5.06%，其余关键节点的先验概率如表8所示。

正向推理结果是系统初始风险水平，将其作为后续分析对比的概率基准。结合VFB储能系统运行特点，设置典型故障场景，对比单个故障和组合故障的影响。如表8所示，当温度控制系统故障发生时（X_5=1），VFB储能系统运行异常的概率由基准工况下的5.06%升高至53.84%；当温度控制系统故障和管道系统漏液同时发生时（X_5=1，X_9=1），

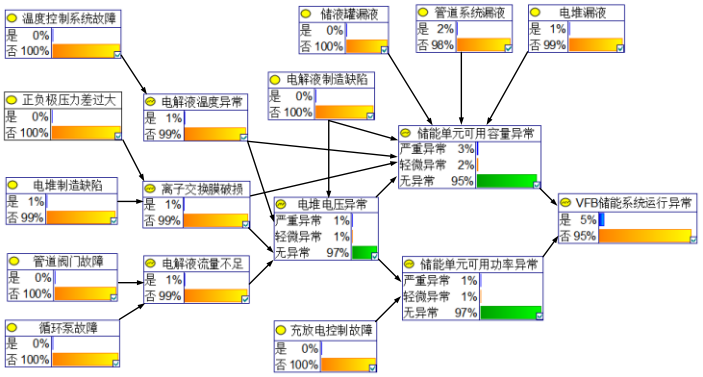


图6　贝叶斯网络正向推理结果

Fig.6　Bayesian network forward inference results

该概率进一步升高至90.87%。从关键中间节点看，储能单元可用容量严重异常概率由40.86%升至61.30%，储能单元可用功率严重异常概率维持在22.02%，说明该组合故障主要通过削弱可用容量驱动系统风险显著上升，同时导致功率输出能力和电堆电压稳定性的退化。

表8　典型故障场景下关键节点后验概率

Table 8　Posterior probabilities of key nodes under typical fault scenarios

关键节点状态	基准先验概率/%	X_5=1条件下的后验概率/%	X_5=1，X_9=1条件下的后验概率/%
M_4轻微异常	1.34	26.73	26.73
M_4严重异常	1.27	25.93	25.93
M_5轻微异常	1.41	24.14	24.14
M_5严重异常	1.32	22.02	22.02
M_6轻微异常	2.05	12.82	29.54
M_6严重异常	2.67	40.86	61.30
L_1异常	5.06	53.84	90.87

3.2　逆向推理与工程案例验证

3.2.1　工程案例概况

本文以澳大利亚斯宾塞能源项目建设的光储一体化电站作为工程案例进行模型验证[21]。如图7(a)所示，该项目采用光储直流耦合方案，配置额定功率为6 MW的光伏电站和额定容量为2 MW/8MWh的VFB储能系统。VFB储能系统由41个储能单元和6个DC/DC变换器等设备构成，每个储能单元包含6个储能模块。公开的运行报告记录了VFB储能系统在首个运营年度的非计划降额事件。在投运两个月后，部分储能单元陆续出现可用容量下降和电压异常波动的现象。工作人员随后隔离故障模块，并预防性停运具有相似风险特征的模块，使储能系统降额运行。如图7(b)所示，项目可用率为正常投运的VFB模块数量占比，与2024年8月相比，2024年10月仅43%的VFB模块可用，严重限制了储能系统对光伏的消纳能力和能量套利的机会。后续故障分析结果显示：该项目所用电堆属于早期生产批次，存在制造缺陷，导致其性能加速劣化。

3.2.2　逆向推理结果及分析

根据表3所定义的节点状态阈值，将可用电量下降映射为M_6=2、报告记录的电压波动映射为M_4=1，作为证据输入贝叶斯网络进行逆向推理。如图8所示，后验概率前三的根节点为X_3节点（25.6%）、X_5节点（11.5%）和X_7节点（7.2%）。X_3节点对应电堆制造缺陷，在所有根节点中后验概率最高。以证据节点为起点，沿有向边的反方向逐层回溯其父节点，筛选出每一层中正常状态概率最低的节点，最终形成关键因果链：电堆制造缺陷→离子交换膜破损→电堆电压异常→储能单元可用容量异常。因此，电堆制造缺陷是本次故障的优先排查对象。该结果与公开报告所述电堆制造相关缺陷在根因类别上保持一致，为模型故障溯源的工程合理性提供了案例支持。

单次逆向推理只能反映各根节点发生故障的相对可能性，无法有效区分单故障和多故障。针对该问题，本文提出一种逆向迭代推理的方法，流程图如图9所示。首先，将当前观测证据输入贝叶斯网络开展逆向推理，运维人员根据后验概率优先级逐项检修，若排除或修复故障项，则将对应节点设置为硬证据；之后重新采集系统状态，若系统异常仍未完全消除，则在贝叶斯网络中更新系统异常状态的程度并追加新证据；再次执行逆向推理，动态更

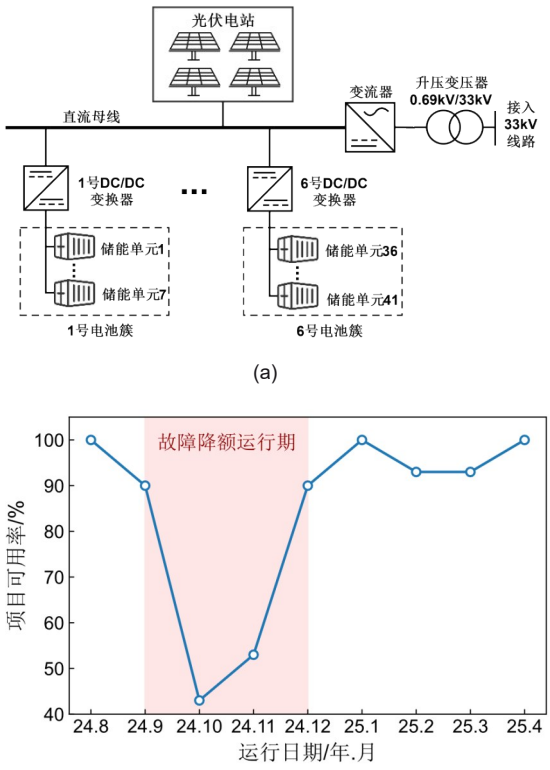


图7 光储一体化电站拓扑图及故障影响：(a) 光储一体化电站拓扑图 (b) 故障对项目可用率的影响

Fig. 7 Topology of the PV-storage integrated power station and impact of the fault :(a) Topology of the PV-storage integrated power station (b) Impact of the fault on project availability

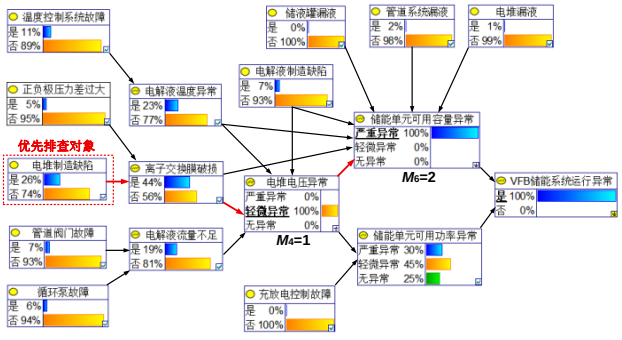


图8 贝叶斯网络逆向推理结果

Fig. 8 Bayesian network reverse reasoning results

新剩余根节点的后验概率及排查顺序，重复上述流程直至系统异常消除。

3.2.3 案例适用边界与模型推广

光储电站的两种耦合形式分别是直流耦合和交流耦合，分别对应不同的并网方案。如图10所示，两类方案中，VFB储能系统构成相同，电堆、电解液循环、温控等典型故障的传播机理具有共性，贝叶斯网络拓扑可复用。在本文模型的覆盖范围内，差异主要体现在两方面：一是储能支路所用电能变换设备不同，交流耦合方案中的PCS和直流耦合方案中的DC/DC变换器故障均可映射为X_6节点（充放电控制故障），但两类方案下该节点的故障内涵和先验概率取值不同；二是运行工况不同，直流耦合方案中VFB充电功率跟随光伏出力波动更为频繁，可能影响温控、充放电控制等与工况相关节点的先验概率。因此，本文所提方法对两类耦合方案均适用，具体应用时应结合目标电站结构和运行数据，对X_6节点内涵及相关节点的概率参数进行校准。

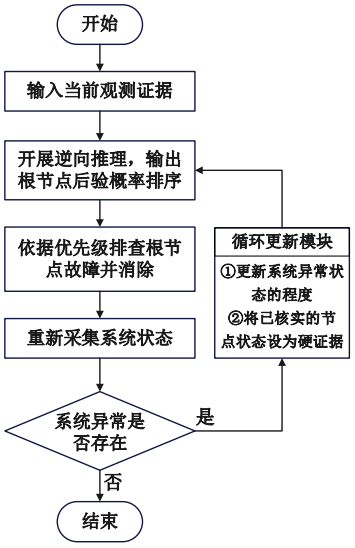


图9 逆向迭代推理流程图

Fig. 9 Flowchart of iterative backward inference

本文模型重点描述VFB本体、辅助系统及充放电控制相关故障对储能单元可用功率和可用容量的影响，未显式建模光伏侧故障、公共并网设备故障及电网扰动的传播过程，推理结果不宜直接推广为整个光储电站并网运行风险。

3.2.4 节点状态扰动的影响与抑制方法

表3采用固定阈值划分节点状态，在传感器噪声、运行工况变化等扰动因素下，监测值可能在阈值附近波动导致节点状态反复变化，进而影响推理结果和故障排查顺序。为评估其影响，以本节工程案例为基础，保持M_6=2不变，分别将M_4节点状态设置为正常、轻微异常和严重异常进行逆向推理。如图11所示，M_4节点为正常状态时，后验概率排

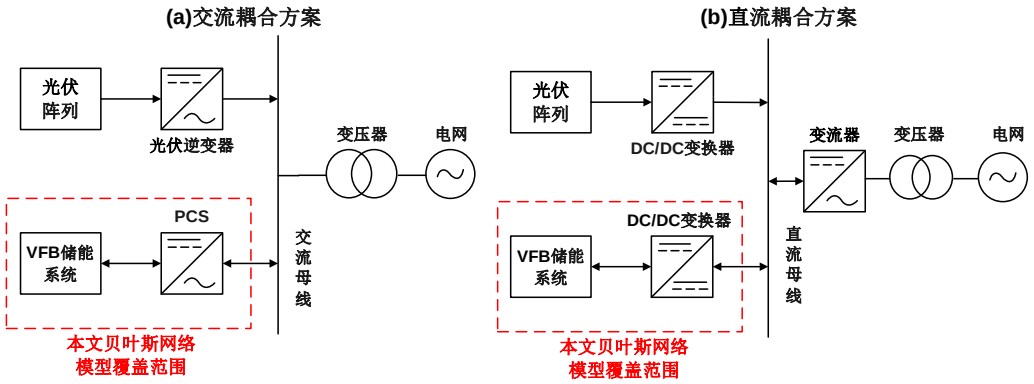


图10　两类耦合方案拓扑结构

Fig. 10　Topologies of two coupling schemes

序前三的根节点依次为X_9节点（60.7%）、X_{10}节点（18.4%）和X_8节点（7.4%），与另外两组输入证据对应的排序结果差别较大。原因在于：可用容量严重异常但电堆电气性能正常时，漏液故障是核心根因。一旦电堆电压异常，即M_4≥1时，电化学与部件缺陷成为核心根因。因此，精准的节点状态判定与证据输入是推理结果可信的重要前提。

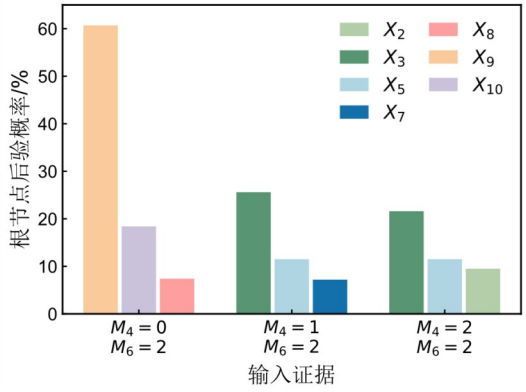


图11　M_4不同状态下后验概率前三的根节点

Fig. 11　Top three root nodes ranked by posterior probability under different states of M_4

为减少传感器测量波动和噪声引起的节点状态频繁切换，实际工程部署中需采用滤波、报警延时和报警死区等措施。采用中值滤波可滤除尖峰噪声，避免单点离群值超过阈值；采用低通滤波可滤除信号中的高频噪声，抑制信号波动。同时，设置报警延时和报警死区。监测值超过报警阈值并持续T_{on}时间后才触发异常，恢复正常并持续T_{off}时间后才解除报警。报警死区为触发阈值和解除阈值之间的不动作区间，如图12所示，x_{on}为触发阈值，x_{off}为解除阈值，$\Delta x=x_{on}-x_{off}$为报警死区。在上述延时条件下，监测值达到触发阈值x_{on}时判定为异常，下降至解除阈值x_{off}时解除报警，从而形成滞环判定机制，降低信号抖动对节点状态判定的影响。

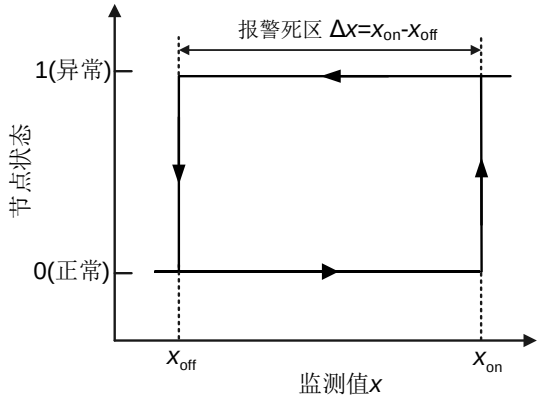


图12　节点状态滞环判定示意图

Fig. 12　Schematic of hysteresis-based node state determination

3.3　差异化运维策略制定

3.3.1　影响强度与敏感度分析

将M_5=2（储能单元可用功率严重异常状态）和M_6=2（储能单元可用容量严重异常状态）设为目标事件进行影响强度分析，结果如图13所示。

对于M_5=2，X_6节点（充放电控制故障）的影响强度最大，$R_6(M_5=2)$=42.1，说明系统功率输出能力不仅受电堆本体影响，也高度依赖控制系统正常运行。对于M_6=2，X_7节点（电解液制造缺陷）影响强度最大，$R_7(M_6=2)$=24.5，这与电池容量主要受电解液活性物质浓度、价态平衡和杂质含量的机理一致。

分别以M_5=2和M_6=2作为目标事件进行敏感性

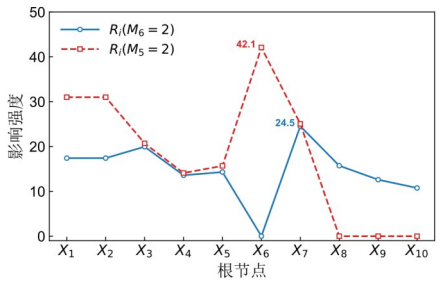


图13 各个根节点对目标事件的影响强度

Fig. 13 Influence intensities of root nodes on target events

分析。对于根节点X_i，以失效状态先验概率FP_{X_i}为基准值，施加±10%的相对比例扰动，对应变化范围为[0.9FP_{X_i},1.1FP_{X_i}]，同时保持其余网络参数不变，得到敏感性分析结果如图14所示。对于M_5=2，敏感度排名前三的节点为X_3（电堆制造缺陷）、X_2（管道阀门故障）、X_6（充放电控制故障）。对于M_6=2，敏感度排名前三的节点为X_9（管道系统漏液）、X_3（电堆制造缺陷）、X_5（温度控制系统故障）。

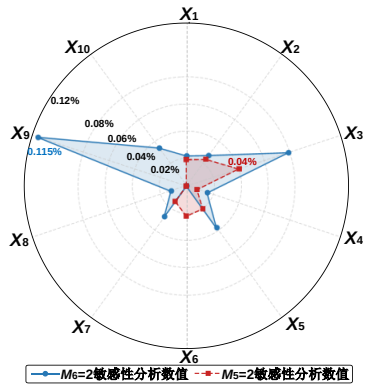


图14 敏感性分析结果雷达图

Fig. 14 Radar chart of sensitivity analysis results

3.3.2 运维决策矩阵构建及动态更新机制

根据敏感性分析和影响强度计算结果，以均值为分类阈值，得到面向可用功率和可用容量严重异常的运维决策矩阵如图15所示。如图15(a)所示，管道阀门故障和充放电控制故障是可用功率严重异常的重点防控对象，应加强流量和压差监测，完善故障切换、限功率运行、软停机等保护策略，通过控制参数定期核验、冗余通信、传感器校准等措施提高充放电控制系统容错能力。如图15(b)所示，电堆制造缺陷对功率和容量性能均有较高影响，应严格执行质检流程，提高电堆电压一致性的采集频率和精度，定期测试电堆充放电效率，对电堆性能劣化进行早期预警。其余节点的运维方案制定可参照1.3节的差异化运维策略。

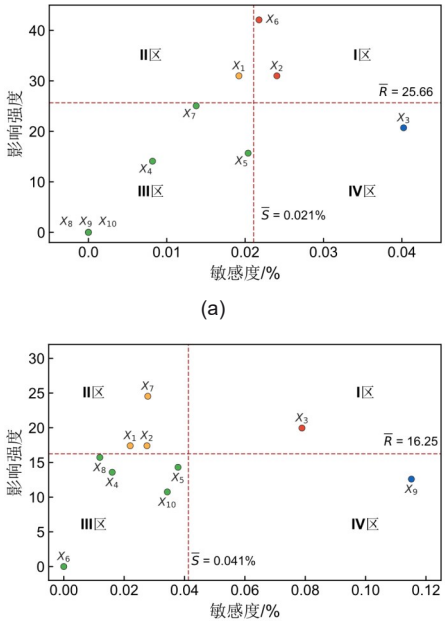


图15 运维决策矩阵：(a) 面向可用功率严重异常的运维决策矩阵 (b) 面向可用容量严重异常的运维决策矩阵

Fig. 15 Operation and maintenance decision matrices: (a) for severe abnormality of available power (b) for severe abnormality of available capacity

为分析运维决策矩阵对调节系数α的敏感性，比较了α=0、0.5和1时的根节点分类结果。结果表明，面向可用容量严重异常，各根节点的分类均保持一致；面向可用功率严重异常，仅X_5节点在α=0时划入IV区，在α=0.5和1时划入III区，其余根节点分类保持不变。三种取值下，两类目标事件对应的I区节点不变，表明主要运维防控结论在所考察的取值下保持稳定。对于分类阈值附近的节点，应结合现场监测与检查结果确定具体运维措施。

上述运维决策矩阵基于根节点的静态先验概率构建，由于设备老化、检修更替等因素，根节点的故障概率不再恒定，静态评估结果难以反映风险的时变特征。为此，进一步建立根节点先验概率的动态更新机制。考虑到设备老化、运行工况积累对根节点先验概率的影响，采用威布尔分布进行修正，威布尔分布的累积失效概率$F(t)$为：

$$F(t) = 1 - exp[-(\frac{t}{\eta})^{\beta}] \tag{19}$$

其中，t为累积运行时间；β和η分别为形状参数和尺度参数。对于正常运行至t时刻的设备，未来一个评估周期Δt内的条件失效概率为：

$$q(t) = 1 - exp[(\frac{t}{\eta})^{\beta} - (\frac{t+\Delta t}{\eta})^{\beta}] \tag{20}$$

其中，$q(0)$为设备投运后首个评估周期的失效概率，对应其初始先验概率FP，反解求得尺度参数：

$$\eta = \frac{\Delta t}{[-ln(1-FP)]^{1/\beta}} \tag{21}$$

形状参数应结合设备失效模式、运行环境等确定，在缺乏设备寿命数据时，可参考具有可比性的同类设备资料进行初始设定，并在运行数据累积后校准。

本文以X_8节点（储液罐漏液）为例，展示其先验概率更新过程。根据专家问卷计算得到X_8节点初始先验概率$FP_{X_8} = 1.412 \times 10^{-3}$，对应1年的评估周期，故$\Delta t$=1；考虑到电解液腐蚀和密封件老化均会导致储液罐漏液，参考相关研究取形状参数β=3[22]；代入式(21)求得尺度参数η=8.91。绘制X_8节点的失效状态先验概率随运行年限变化图像，如图16所示，设备无故障运行时间越长，失效状态先验概率越高。该实例用于说明设备老化场景下先验概率的修正过程，实际应用需结合运行与检修数据对参数进行校准，具有相应寿命退化特征的设备故障节点可采用同类方法。

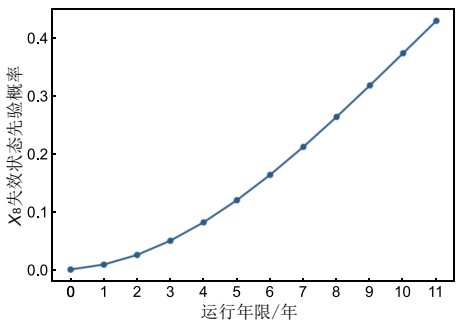


图16　X_8节点先验概率随运行年限变化图

Fig. 16　Variation of the prior probability of Node X_8 with operating years

实际运维中，可采用定期复评与事件触发相结合的更新方式。若对于整件更换的设备，可将其先验概率重置为初始值；对于局部维修的设备，可在下一评估周期由专家结合检修情况重新评估故障风险。四象限运维决策矩阵的分类阈值采用的是敏感度和影响强度均值，可随根节点先验概率同步变化，运维策略可参考风险分类的更新结果进行调整。

4　结　论

针对VFB储能系统故障样本稀缺、系统级风险难以量化的问题，提出基于模糊多态贝叶斯网络的故障风险评估方法，主要结论如下：

（1）采用三角模糊数结合专业水平权重与共识权重将专家经验转化为网络参数，引入Leaky Noisy-Max模型将条件概率表独立参数数量降低50%以上，显著降低了专家评价负担。

（2）正向推理结果表明，系统运行异常基准概率为5.06%；温度控制系统故障单独发生时升至53.84%，与管道系统漏液叠加后达90.87%，该组合故障主要通过加剧可用容量异常驱动系统风险上升。在对某光储一体化电站故障事件的逆向推理中，模型识别的首要根因与公开故障分析报告一致，表明该方法在故障样本稀缺条件下具备工程适用性。

（3）依据四象限运维决策矩阵制定差异化运维策略，管道阀门故障和充放电控制故障应列为可用功率严重异常的重点防控对象；电堆制造缺陷对可用功率和可用容量均有显著影响，应列为系统级重点防控对象。

此外，本文讨论了结合设备老化和检修反馈实现运维决策矩阵动态更新的方法。当前概率参数主要依赖专家评价，后续将结合储能电站实际运行数据，校准网络概率参数及寿命模型参数，并验证动态更新策略的实际运维效果。

参考文献

[1] 陈海生, 李泓, 徐玉杰, 等. 2025年中国储能技术研究进展[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(6): 1981-2033. DOI: 10.19799/j. cnki. 2095-4239.2026.0476.
CHEN Haisheng, LI Hong, XU Yujie, et al. Research progress in China's energy storage technology in 2025[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(6): 1981-2033. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0476.

[2] Gundlapalli R, Jayanti S. Case studies of operational failures of vanadium redox flow battery stacks, diagnoses and remedial actions[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 33: 102078.

[3] Qi H, Pan L, Sun J, et al. Detecting and repairing micro defects in perfluorinated ion exchange membranes for redox flow batteries [J]. Journal of Power Sources, 2025, 628: 235930.

[4] 江杉.针对全钒液流电池三种失效模式的模拟分析[D].大连理工大学, 2019.
JIANG S. Simulation Analysis of Three Failure Modes of the Vanadium Redox Flow Battery [D]. Dalian: Dalian University of Technology,2019.

[5] Trovo A, Saccardo A, Giomo M, et al. Thermal modeling of industrial-scale vanadium redox flow batteries in high-current operations[J]. Journal of Power Sources, 2019, 424: 204-214.

[6] Xiong B, Wang S, Wang J, et al. Adaptive Pump Fault Detection for Vanadium Redox Flow Batteries Based on CNN-BiGRU and Transfer Learning[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2026.

[7] 桂少婷.全钒液流电池故障诊断系统的设计与研究[D].合肥工业大学, 2017.
Gui S T. Design and Research of Fault Diagnosis System on Vanadium Redox Flow Battery[D]. Hefei: Hefei University of Technology,2017.

[8] Hou J, Gao T, Yang Y, et al. Battery inconsistency evaluation based on hierarchical weight fusion and fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 84: 110878.

[9] Cheng L, Xue K, Guo H, et al. Multi-factor coupled risk assessment model for coal mine gas explosions based on plant rhizome growth-based optimization algorithm and two-dimensional cloud model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2026: 113255.

[10] Huang P, Hu G, Yong Z, et al. Fire risk assessment of battery transportation and storage by combining fault tree analysis and fuzzy logic[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2022, 77: 104774.

[11] Chen G, Li G, Xie M, et al. A probabilistic analysis method based on Noisy-OR gate Bayesian network for hydrogen leakage of proton exchange membrane fuel cell[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 243: 109862.

[12] 朱庆, 郑威鹏, 吴浩宇, 丁雨淋, 郭永欣, 王强, 刘利, 张骏骁. 基于模糊贝叶斯网络的隧道围岩富水破碎风险分析方法[J]. 西南交通大学学报, 2025, 60(5): 1071-1079. doi: 10.3969/j. issn. 0258-2724.20230397.
ZHU Qing, ZHENG Weipeng, WU Haoyu, DING Yulin, GUO Yongxin, WANG Qiang, LIU Li, ZHANG Junxiao. Analysis Method for Water-Rich and Fractured Risks in Tunnel Surrounding Rock Based on Fuzzy Bayesian Network[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2025, 60(5): 1071-1079. doi: 10.3969/j. issn.0258-2724.20230397.

[13] Wang Y, Hu Z, Tian S, et al. Real-time knowledge-and data-driven reliability analysis for lithium-ion battery energy storage system by Bayesian fault propagation network[J]. Applied Energy, 2026, 402: 127013.

[14] Sun H, Lan H, He Z, et al. Dynamic resilience assessment and multi-objective optimization decision-making for urban roadway tunnel system in the face of fire disaster[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2025, 155: 106120.

[15] Liu S, Zhang J, Li C, et al. Research on the comprehensive evaluation of safety resilience of hydrogen refueling station based on DEMATEL-ISM-BN[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2026, 247: 155858.

[16] 胡力月, 黄威, 周云, 等. 基于模糊推理的储能系统锂离子电池模组热扩散概率评估方法[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(7): 2662-2674. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0072.
HU Liyue, HUANG Wei, ZHOU Yun, ZHOU Yingqiang, SHAO Changzheng, WANG Ke. Fuzzy reasoning-based evaluation of the thermal diffusion probability of lithium-ion battery modules for energy storage systems[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(7): 2662-2674. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0072.

[17] Onisawa T. An approach to human reliability in man-machine systems using error possibility[J]. Fuzzy sets and Systems, 1988, 27(2): 87-103.

[18] GB/T 32509-2025. 全钒液流电池通用技术条件[S].
General specification for vanadium flow battery: GB/T 32509-2025[S].

[19] 张爽,许伽宁,张蓉蓉等.全钒液流电池健康状态(SOH)特性[J].储能科学与技术,2022,11(12):4022-4029. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2022.0409.
ZHANG Shuang, XU Jianing, ZHANG Rongrong, et al. State-of-health characteristics of all-vanadium redox flow batteries[J]. Energy Storage Science and Technology,2022,11(12):4022-4029. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2022.0409.

[20] 巩志强,梁凯,徐浩程,等.基于主客观组合赋权耦合改进TOPSIS的压缩空气储能项目风险评价[J/OL].中国电机工程学报,1-14[2026-08-11].https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.252516.
Gong Zhiqiang, Liang Kai, Xu Haocheng, et al. Risk assessment of compressed air energy storage projects based on subjective and objective combined weighting coupling improvement of TOPSIS[J]. Proceedings of the CSEE, DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.252516(in Chinese).

[21] Australian Renewable Energy Agency. Co-located Vanadium Flow Battery Storage and Solar[EB/OL]. https://arena. gov. au/projects/co-located-vanadium-flow-battery-storage-and-solar/, 2026-04-21.

[22] 杨小玉, 谢里阳, 杨奕凤, 赵丙峰. 三参数威布尔形状参数估计方法的比较与推荐取值[J]. 机械工程学报, 2024, 60(16): 367-376.
YANG Xiaoyu, XIE Liyang, YANG Yifeng, ZHAO Bingfeng. Comparison of Three-parameter Weibull Shape Parameter Estimation Methods and Its Recommended Values[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(16): 367-376.

附录

表A1　专家水平打分依据

Table A1　Basis for expert-level scoring

因素	等级	得分
专家职称	教授/高级工程师/研究员	10
	副教授/副高级工程师/副研究员	8
	讲师/初级工程师	6
	研究生/普通员工	4
从业年限	超过15年	10
	10-15年	8
	5-10年	6
	小于5年	4
科技成果（发表论文与授权专利总和）	超过15篇	10
	10-15篇	8
	5-10篇	6
	小于5篇	4

表A2　各节点故障判据

Table A2　Fault criteria for each node

节点名称	编号	故障说明
循环泵故障	X_1	系统运行状态下，电解液循环泵停转，正极或负极电解液循环受阻。
管道阀门故障	X_2	电解液输送管路堵塞，或阀门出现卡涩、无法正常启闭。
电堆制造缺陷	X_3	离子交换膜、双极板、石墨毡、密封件等电堆核心部件在生产制造或现场组装过程中存在影响系统性能的质量问题，包括膜破损或厚度不均、双极板及石墨毡加工缺陷、电堆组装压力不均、密封件安装错位等。
正负极压力差过大	X_4	电堆正负极两侧压力差过大，持续超过制造商设计规范的阈值，导致离子交换膜两侧受力不均。
温度控制系统故障	X_5	温度控制系统、换热器或空调单元工作异常，制冷/制热能力不足。
充放电控制故障	X_6	储能系统充放电控制环节发生异常，包括EMS控制失效、PCS功率变换控制失效、BMS充放电控制失效等。
电解液制造缺陷	X_7	电解液在生产、配制、运输或储存过程中存在质量问题，包括杂质含量过高、钒离子价态失衡等。
储液罐漏液	X_8	正负极储液罐的罐体、法兰或接口处出现电解液泄漏。
管道系统漏液	X_9	电解液输送管道系统中的管道、法兰或接头处出现电解液泄漏。
电堆漏液	X_{10}	电堆内部密封件老化、损坏或安装不当，导致电解液从电堆本体泄漏。
电解液流量不足	M_1	电解液流量小于正常反应所需的80%，影响电化学反应传质。
离子交换膜破损	M_2	离子交换膜出现如针孔、裂纹或局部降解等可检测损伤，引起钒离子交叉渗透速率异常增加，加剧自放电反应。
电解液温度异常	M_3	电解液温度长时间偏离正常温度范围0-45℃。
电堆电压异常	M_4	表征电堆或其中的单电池电压偏离正常运行范围的状态，该异常由流量不足、温度失控等因素引起，并可导致储能单元可用容量和可用功率下降。
储能单元可用功率异常	M_5	表征储能单元可持续输出或吸收功率低于基准值的状态，该异常主要受充放电控制故障和电堆电压异常影响。
储能单元可用容量异常	M_6	表征储能单元实际可利用容量异常下降的状态，该异常由活性物质减少、电压异常等因素引起。
VFB储能系统运行异常	L_1	任一个储能单元可用容量异常或可用功率异常即可触发VFB储能系统运行异常