

基于 AHP-BP 神经网络的配电网 绝缘作业评估

吕启君¹, 胡文权², 张瑜³, 卿朝进²

(1. 四川天府三新供电服务有限公司, 成都 610000;

2. 西华大学 电气与电子信息学院, 成都 610039;

3. 成都翼比特自动化设备有限公司, 成都 610000)

摘要: 针对配电网绝缘化作业评估过程繁琐导致的评估效率不高和复杂度高的问题, 对智能综合评估模型的构建进行了研究; 采用了层次分析法模型与反向传播神经网络结合的技术和方法, 进行了评估指标的量化分析, 构建科学的评估体系; 为进一步提高评估的准确性和减少主观判断的影响, 引入反向传播神经网络来映射层次分析法评估过程中的权重分析和评估, 从历史数据中学习并提取潜在的、难以量化的影响因素与权重之间的关系; 进行了权重决策阈值的设定分析, 实现了配电网绝缘化作业的决策优化; 经仿真实验测试, 验证了模型的有效性和更低的计算复杂度, 满足了高效评估需求; 经过复杂度分析, 提出方案相较于 AHP 方法有效的将计算复杂度从 $O(N^3)$ 降低至 $O(N^2)$ 。

关键词: 绝缘化作业; 评估; 层次分析法; 反向传播; 决策阈值

Assessment of Insulation Operation in Distribution Networks Based on AHP-BP Neural Network

LÜ Qijun¹, HU Wenquan², ZHANG Yu³, QING Chaojin²

(1. Sichuan Tianfu Sanxin Power Supply Service Co., Ltd., Chengdu 610000, China;

2. School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China;

3. Chengdu Yibit Automation Equipment Co., Ltd., Chengdu 610000, China)

Abstract: To address the issues of low evaluation efficiency and high complexity resulting from complicated evaluation processes for distribution network insulation operations, research was conducted on the construction of an intelligent comprehensive evaluation model. An analytic hierarchy process and a back propagation neural network are used to quantitatively analyze evaluation indicators and construct a scientific assessment system. Further, to enhance evaluation accuracy and reduce subjective judgment, a back propagation neural network is introduced to map the weight analysis and evaluation process in the analytic hierarchy process, learning from historical data to extract the potential, difficult-to-quantify relationships between influencing factors and weights. A setting analysis of weight decision thresholds is made, which achieves a decision optimization for insulation operation in distribution networks. Simulation experiments verify the effectiveness of the model and reduce the computational complexity, meeting the requirement of efficient evaluation. Complexity analysis demonstrates that compared to the analytic hierarchy process, the proposed method effectively reduces the computational complexity from $O(N^3)$ to $O(N^2)$.

Keywords: insulation operation; assessment; analytic hierarchy process; back propagation; decision threshold

收稿日期:2025-05-05; 修回日期:2025-06-04。

基金项目:四川省科技计划资助项目(2023YFG0316);四川省科技计划“揭榜挂帅”项目(23GSC00004);空地一体新航行系统技术全国重点实验室开放课题基金(2024A05);国家自然科学基金(62301447)。

作者简介:吕启君(1979-),女,大学本科,工程师。

通讯作者:卿朝进(1978-),男,博士,教授,博士生导师。

引用格式:吕启君,胡文权,张瑜,等.基于 AHP-BP 神经网络的配电网绝缘作业评估[J].计算机测量与控制,2026,34(4):279-286.

0 引言

随着智能电网建设加速,配电网绝缘化处理对电网安全至关重要^[1]。多模态数据作为新兴资源,正成为提升绝缘化作业效能的核心驱动力^[2]。然而,这些数据的复杂性与多样性给高效整合与智能利用带来挑战。如何精准提取与分析数据,以指导绝缘化作业,成为电网领域的关键问题。因此,构建科学合理的评估模型,提升绝缘化作业的智能化水平,不仅是技术挑战的应对,也是智能电网高质量发展的需求。因此,构建一套科学合理的配电网绝缘化作业评估模型与提升电网绝缘化智能化水平,不仅是对现有技术挑战的积极应对,更是推动智能电网高质量发展的必然要求。

针对电网区域发展失衡的紧迫性,技术能力与需求增长的脱节和服务质效的刚性约束,研究绝缘化作业刻不容缓。当前还未见研究针对电网的绝缘化作业进行评估,这对于提高当前电网绝缘化作业的质量和效率至关重要。通过对电网操作安全性、网络通信安全性、物理安全性、应急响应能力和线路与设备的评估,能够确保电网的安全、稳定和高效运行。目前,电网中常用的评估模型包括层次分析法(AHP, analytic hierarchy process)、熵权法、逼近理想点法(TOPSIS, technique for order preference by similarity to ideal solution)、灰色关联度分析法、模糊综合评价法、数据包络分析法(DEA, data envelopment analysis)、反向传播(BP, back propagation)神经网络等^[3-11]。在上述研究方法中,熵权法在处理高维度数据时容易出现权重分配不均的问题,导致评估结果失真^[5];TOPSIS法在面对非线性关系时表现不佳,难以准确反映复杂系统的真实状态^[4,8];灰色关联度分析法对数据的依赖性较强,数据质量直接影响评估结果的可靠性^[7];模糊综合评价法在处理模糊信息时虽然具有优势,但其计算复杂度较高,难以适应大规模电网的实时评估需求^[6,9];DEA方法在处理多输入多输出问题时较为有效,但对数据的敏感度较高,容易受到异常值的影响^[9-10];反向传播神经网络虽然具有较强的非线性拟合能力,但往往需要大量的数据进行训练,同时BP网络普遍存在可解释性较差的现象^[11]。这些局限性限制了上述方法在电网评估中的广泛应用。综上,AHP在电网评估中展现出多方面的优势。通过构建清晰的目标层、准则层和方案层层次结构,将复杂的电网评估问题系统化分解,直观揭示各要素间关系。同时,其灵活的层次与指标调整能力,确保了评估模型能精准贴合电网实际需求,从而有效支撑评估结果的准确性和决策的科学性^[3-6]。

近年来,一些研究开始关注配电网绝缘化作业^[12-14],但还少有研究针对多模态数据的配电网绝缘化智能作业

评估。为此,针对多模态数据的配电网绝缘化作业进行评估模型建模并进行智能化改进。采用多媒介感知系统提取绝缘化作业的多维度数据,包括数值型数据、时间型数据、图像数据、视频数据等类型。由于模态信息不同,采用专家打分法^[15]来对不同模态的信息进行量化。多模态不同类型的影响因素,采用AHP法来建立层次分析模型,实现多模态数据的融合评估。随后,利用反向传播神经网络进行AHP评估过程中权重计算和最终评估的映射建模,以降低评估的计算复杂度和资源开销,增加评估过程的智能化。最后,根据评估效能值和指标值权重来建立决策优化模型,设立决策阈值^[16]来进行配电网绝缘化作业的优化和改进。

本研究聚焦于智能电网建设中配电网绝缘化作业的评估问题,通过引入层次分析方法来处理绝缘化作业多模态数据,提出了一种AHP赋能反向传播神经网络的智能评估方法。该方法不仅融合了传统方法与深度学习技术的优势,还提升了配电网智能化绝缘化作业BP神经网络的可解释性、稳定性及评估效率。具体的优势如下:利用AHP方法赋能BP神经网络,实现了传统评估方法与深度学习模型的结合,增强了模型的稳定性和可靠性;通过AHP方法处理的历史数据训练BP神经网络,不仅提高了深度学习模型的可解释性,还使其能够从历史数据中挖掘潜在特征,从而提升评估的客观性和准确性;采用BP网络模型有效降低了计算复杂度,提高了评估效率,加速了决策过程,为配电网绝缘化作业的安全性、经济效益及智能电网的高质量发展提供了有力支持。

1 层次分析模型

1.1 影响配电网绝缘化作业的因素

在无人机配电网绝缘化作业中,作业成效受多重因素综合影响,主要聚焦于效率、质量、安全性和经济效益四大维度^[12-14]。作业效率上,作业时间与速度是关键指标,直接体现无人机作业速度。自动化水平的提升进一步加速作业流程,减少人工干预,实现高效连续作业。作业质量方面,喷涂均匀性、涂层厚度与缺陷检测率是质量保障的核心。均匀的喷涂、合适的涂层厚度及高缺陷检测率共同确保绝缘层质量达标,满足设计要求。安全性至关重要,涵盖设备安全与环境保护。无人机遇具备稳定飞行、精准控制及可靠通讯,以保障设备安全。同时,注重环保,确保作业过程对周围环境无害。经济效益方面,成本节约、投资回报率及运维效率提升是评估要点。无人机作业显著降低成本,提升效率,带来显著经济回报。此外,还优化了电网运维,减少了停电时间,提升了用户满意度。综上所述,无人机配电网绝缘化作业通过优化效率、质量、安全与经济效

益, 实现高效、安全、经济的作业目标。

1.2 配电网绝缘化作业层次分析模型

综合考虑这些多维度、多模态的影响因素, 建立了以层次分析模型为核心的配电网绝缘化作业评估模型。在准则层, 可以将评估目标细化为几个关键准则或方面, 这些准则将指导如何收集和分析多模态数据。在指标层, 需要为每个准则制定具体的评估指标, 这些指标将基于多模态数据来获取。所建立的配电网绝缘化作业层次分析模型如图 1 所示, 包括 4 个一级指标和 13 个二级指标, 并给出了不同因素之间的层次关系。

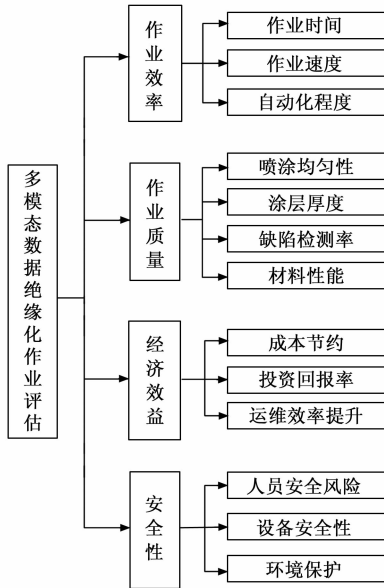


图 1 配电网绝缘化作业层次分析模型

由于每个准则层和指标层的具体含义和设定依据涉及到利用监测、摄像和各类传感器获取包括数值型数据、时间型数据、图像数据、视频数据等在内的多模态数据, 这些数据涉及到多种模型的建立和隐射关系, 不在本文的研究范畴内。对于指标值的获取, 需要采用多种方法和手段进行测量、检测和统计分析。在实际操作过程中需严格按照相关标准和规范进行操作, 确保数据的准确性和可靠性。在本文中, 采用专家评分^[15]获取影响因素的指标值。

1.3 AHP-BP 指标权重计算

1.3.1 AHP 权重指标计算

层次分析法^[16]是一种系统分析方法, 将复杂的决策问题层次化, 将整个问题分解成不同层次的因素, 形成一个层次结构。在 AHP 评估的过程中, 确定各指标因素权重主要包括构造层次判断矩阵、计算指标权重向量、一致性检验。

通过构建比较矩阵, 决策者可以对不同因素之间的相对重要性进行定量评估。目前 AHP 方法中采用 Saaty1~9 标度法^[17]构造判断矩阵:

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

判断矩阵具有以下特性:

$$s_{ij} = \frac{1}{s_{ji}} \quad (2)$$

其中: s_{ij} 为影响因素 i 相对影响因素 j 的重要度判断值。然后对判断矩阵用根值法进行权重的求解和一致性检验。具体的步骤^[17]如下:

1) 对判断矩阵 S 进行行向量几何平均:

$$A_i = \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n s_{ij}}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

2) 归一化求解影响指标的权重:

$$w_i = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^n A_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

3) 对判断矩阵 S 进行列向量求和:

$$S_j = \sum_{i=1}^n s_{ij}, j = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

4) 计算判断矩阵最大特征根 λ_{\max} :

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n w_i S_j \quad (6)$$

5) 计算一致性指标 I_C 、随机一致性指标 I_R 和一致性比例 R_C :

$$I_C = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (7)$$

$$R_C = \frac{I_C}{I_R} \quad (8)$$

其中: 随机一致性指标 I_R 与判断矩阵的阶数 n 有关^[17]。若 R_C 小于等于 0.1, 即 $R_C \leq 0.1$, 则可以判定判断矩阵通过了一致性检验, 进而确定模型的可接受性^[17]。反之, 如果一致性比率不满足该条件, 则需要对判断矩阵适当调整, 直至满足一致性要求。

1.3.2 AHP-BP 网络训练

根据 Saaty1-9 标度法, 构造的判断矩阵每行或每列都已经包含了各类元素的相对重要性, 为了避免传统的 AHP 法在权重计算的时间开销和计算复杂度的问题, 研究了一种 BP-AHP 的可解释的架构来进行评估的指标权重计算。

具体地, 利用 AHP 判断矩阵的第一行作为 BP 的训练输入, AHP 的权重作为神经网络的输出用作训练。利用计算机模拟数据生成训练数据集, 对 BP 神经网络进行训练, 训练采用均方误差 (MSE, mean squared error) 作为网络损失函数^[18], 可表示为:

$$F_{\text{Loss, AHP-BP}} = \frac{1}{L} \|w_{\text{AHP}} - w_{\text{AHP-BP}}\|_2^2 + \beta \|w\|_2^2 \quad (9)$$

其中: L 代表样本数, w_{AHP} 为训练标签, $w_{\text{AHP-BP}}$ 为增

强的权重向量, β 表示正则化系数, W 隐藏层的权重。

网络架构和训练的超参数设置如表 1 所示。为了降低整个评估过程中的计算复杂度和提高评估效率, 研究中所采用了单隐藏层的轻量化神经网络。BP 神经网络的架构设计包括输入层、隐藏层和输出层, 节点数分别为 $2N_1$ 、 $2N_1$ 和 $N_1 + 1$, 计算复杂度为 $O(N_1^3)$, 以确保模型能够充分捕捉数据的非线性特征。隐藏层采用 ReLU 激活函数, 以加速收敛并缓解梯度消失问题, 而输出层采用线性激活函数以保证输出值的连续性。在超参数设置方面, 使用 Adam 优化器, 初始学习率为 0.001, 并采用每 5 个周期学习率下降 0.2 倍的衰减策略, 最大训练周期为 80, 最小批大小为 64, 同时引入 L2 正则化 (权重衰减系数为 1×10^{-7}) 来抑制过拟合。采用先前实际配电网绝缘作业评估来构建训练数据集, 训练集包含 1×10^4 个样本, 其中 1×10^3 个样本用于验证。通过 AHP 方法处理的历史数据作为 BP 神经网络的输入, 不仅提高了模型的可解释性, 还使其能够从历史数据中学习潜在特征, 从而提升评估的客观性和准确性。此外, BP 神经网络的设计有效降低了计算复杂度, 结合 Adam 优化器和学习率衰减策略, 进一步提高了训练效率和评估速度。

表 1 网络架构和训练超参数设置

参数名称	设置值
输入层	N
隐藏层	$2N$
输出层	N
隐藏层激活函数	ReLU
优化器	Adam
最大 Epoch	80
初始学习率(lr)	0.001
学习率的下降周期	每 5 个周期
学习率的下降因子	0.2
最小的批大小	64
L2 正则化	10^{-7}
损失(loss)函数	MSE 损失函数
训练集大小	10^4 (10^3 用作校验)

2 配电网绝缘化作业评估与决策

绝缘化作业评估与决策流程如图 2 所示。在图 2 中, 给出了 AHP 权重指标聚合评估以及 AHP-BP 配电网绝缘化作业评估的实施流程和步骤, 包括多模态数据的处理流程, AHP 评估模型流程以及 AHP-BP 的训练和测试过程。

2.1 配电网绝缘化作业评估模型

2.1.1 AHP 权重指标聚合评估

AHP 计算后得到各绝缘化作业影响因素的指标权重, 向上层次聚合进行的决策。将不同层次的权重信息

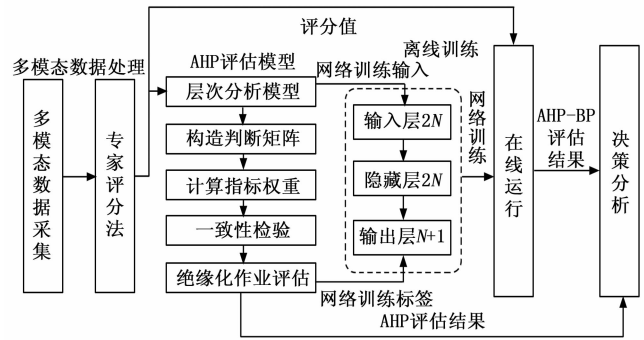


图 2 绝缘化作业评估与决策流程图

逐级传递, 以确保整体决策的一致性和合理性。主要的流程包括:

1) 指标值的确定^[19]: 主要的指标值确定方法有定性比较法、定量数据法、百分比法、随机抽样法、专家判断法、数学模型法、模糊数法。为了量化评估结果, 将指标值的范围设置为 $[0, 1]$, 并划分为 100 个小等级。每个等级代表一个特定的值。通过将定性指标的中间模糊状态进行细化、明确化, 有助于在一定程度上解决与等级论域相关的问题。再采用专家评分法^[15]综合各专家的评分就能得到一个较准确的指标评价指数。让专家对子准则层的指标进行评分:

$$r_{ij} = \frac{1}{s} \sum_{s=1}^n r_{ij,s} \quad (10)$$

其中: $r_{ij,s}$ 代表第 $s, s = 1, 2, \dots, n$ 位专家对第 $i, i = 1, 2, \dots, m$ 个准则层的第 $j, j = 1, 2, \dots, l$ 子准则指标的评价值。

2) 准则层权重聚合^[20]: 将子准则层得到的指标值与权重向上聚合, 由次可以得到最终配电网绝缘化作业评估的决策值, 即配电网绝缘化作业评估最终评分:

$$E = \sum_{i=1}^m w_i \left(\sum_{j=1}^l w_{ij} r_{ij} \right) \quad (11)$$

其中: w_i 代表准则层的第 i 个影响因素的权重, w_{ij} 表示第 i 个准则层的第 j 个子准则层的权重。由式一可知, AHP 权重指标聚合评估的计算复杂度为:

$$O(N_1^3 + \sum_i N_{2,i}^3 + N_2 + N_2 N_1) \quad (12)$$

其中: N_1 为一级指标数, N_2 为二级指标的总数, $N_{2,i}$ 为第 i 个一级指标的二级指标数。

2.1.2 AHP-BP 配电网绝缘化作业评估

利用神经网络的强大非线性映射能力, 直接利用二级指标的指标值进行评估, 以 AHP 的评估过程作为训练的支撑和网络的学习目标, 达到网络的可解释性。由于构造矩阵的第一行能够反映第一个元素与其余元素的相对重要性, 从侧面反映了第一行包含各个元素之间的相对重要性。为此, 将判断矩阵的首行作为训练的输入, 以先前 AHP 评估过程的权重值作为输出,

建立 BP 神经网络来隐射从输入到输出之间的权重关系。如图 2 所示, AHP-BP 神经网络的输入二级指标值, 以过往 AHP 评估过程的最终电网绝缘化评估值作为标签来进行训练, 训练的网络损失函数和过程如式所示。

利用 AHP 评估过程的历史数据作为 BP 训练的数据集, 增加了 BP 网络的可解释性, 同时利用 AHP 评估处理数据赋能, 使网络拟合可以更加轻量化。更进一步地, 所使用的 BP 网络评估不再需要计算个指标的权重, 这极大地改善了 AHP 评估中流程的繁琐和大量的计算, 将评估过程的权重通过学习的方式融入到神经网络的权重中, 以获取传统方法和深度学习方法的双重优势。针对不同的专家, 构造的判断矩阵会有差异。但是, 对于训练数据而言, 不同专家的不同判断矩阵都作为训练的数据集, 这些数据在训练前都是经过一致性检验来保障判断矩阵的正确性。通过不同的专家的判断矩阵作为训练, 能够避免单一专家的个人主观性, 在一定程度上降低评估的主观性。

2.2 配电网绝缘化作业决策

针对评估结果, 对各个指标进行分析以进行决策。采用由上而下的决策方法来改进各影响因素的指标值, 其显著优势在于能够迅速聚焦关键领域, 集中资源优先解决对整体表现影响最大的问题。通过明确的权重分配, 确保了决策过程中的科学性和针对性, 避免了资源的分散和浪费。同时, 它促进了组织内部的高效协同, 使得各部门和团队能够围绕共同目标展开工作, 形成合力推动整体效能的提升。为此, 对指标值按预期设置阈值^[16], 相应指标的阈值如表 2 所示。

表 2 指标决策阈值

指标名称	阈值
作业效率	α
作业质量	β
安全性	θ
经济效益	γ

通过对作业效率、作业质量、安全性、经济效益的评估权重和评估指标进行更深层次的分析, 这更有利于对影响配电网绝缘化作业的整体效能提升。动态的调整指标决策阈值 $\alpha, \beta, \theta, \gamma$ 的取值, 能够满足和适应不同需求的决策。同时, 该方法还鼓励持续优化和反馈机制, 确保改进措施能够不断适应变化的环境和需求, 为配电网绝缘化作业的持续改进奠定坚实基础。

3 基于 AHP-BP 的无人机配电网绝缘化作业评估与决策示例分析

3.1 AHP 权重指标聚合评估流程示例

采用专家打分法^[15]根据的无人机配电网绝缘化作

业重要性, 建立相应的重要程度判断矩阵。其中, A 表示准则层绝缘化作业影响因素的判断矩阵, 矩阵 $B_i, i = 1, 2, \dots, n$ 表示子准则层的绝缘化作业因素判断矩阵。

根据公式的 Saaty1-9 标度法构造原理, 同时结合图 1 中电网绝缘化作业层次分析模型以及各因素在实际作业中的相对重要性, 多位专家综合分析打分建立绝缘化作业评估判断矩阵如式所示:

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 4 \\ 1/3 & 1 & 2 & 2 \\ 1/5 & 1/5 & 1 & 1/2 \\ 1/4 & 1/2 & 2 & 1 \end{bmatrix} & B_1 &= \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1/3 & 1 & 1 \\ 1/2 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\
 B_2 &= \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 5 \\ 1/3 & 1 & 1 & 4 \\ 1/2 & 1 & 1 & 3 \\ 1/5 & 1/4 & 1/3 & 1 \end{bmatrix} & B_3 &= \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 \\ 1/3 & 1 & 1/2 \\ 1/2 & 2 & 1 \end{bmatrix} \\
 B_4 &= \begin{bmatrix} 1 & 3 & 4 \\ 1/3 & 1 & 3/4 \\ 1/4 & 4/3 & 1 \end{bmatrix} & & (13)
 \end{aligned}$$

根据 AHP 法对矩阵中各绝缘化作业因素依次进行权重求解并进行一致性检验。具体计算如下: 准则层 A 的最大特征值为 $\lambda_{A, \max} = 3.8765$, 归一化权重为:

$$w_A = [0.5614, 0.2183, 0.0788, 0.1415]$$

对矩阵 A 进行一致性检验:

$$CI = \frac{\lambda_{A, \max} - n}{n - 1} = 0.0412 \quad (14)$$

又 $RI = 0.89$, 矩阵 A 的一致性比例为:

$$CR = \frac{CI}{RI} = 0.0463 < 0.1 \quad (15)$$

故矩阵 A 通过一致性检验。同理, 计算子准则层矩阵 B_i 的最大特征值和归一化权重得:

$$B_1: \lambda_{B_1, \max} = 3.0183, w_{B_1} = [0.5499, 0.2098, 0.2403]$$

$$B_2: \lambda_{B_2, \max} = 4.0662,$$

$$w_{B_2} = [0.4821, 0.2213, 0.2229, 0.0737]$$

$$B_3: \lambda_{B_3, \max} = 3.0092, w_{B_3} = [0.5396, 0.1634, 0.2970]$$

$$B_4: \lambda_{B_4, \max} = 3.0369, w_{B_4} = [0.6337, 0.1774, 0.1919]$$

根据式一对于子准则层判断矩阵 B_i 进行一致性检验, 相关的参数如表 3 所示。

表 3 子准则层一致性检验结果

i	I_C	I_R	R_C
1	0.009 1	0.520 0	0.017 6
2	0.022 1	0.890 0	0.024 8
3	0.004 6	0.520 0	0.008 8
4	0.018 4	0.520 0	0.035 5

由表 3 可得, 子准则层一致性检验的结果, 其中 I_C 分别为 0.009 1、0.022 1、0.004 6 和 0.018 4, I_R 分别为 0.520 0、0.890 0、0.520 0 和 0.520 0。通过计算

R_c ，得到的结果分别为 0.017 6、0.024 8、0.008 8 和 0.035 5。根据一致性检验的判断标准，当一致性比率 R_c 小于或等于 0.1 时，认为判断矩阵具有满意的一致性。在表 3 中，所有子准则层 R_c 值均满足 $R_c \leq 0.1$ 的条件，即 $R_{c,1} = 0.017 6$ 、 $R_{c,2} = 0.024 8$ 、 $R_{c,3} = 0.008 8$ 和 $R_{c,4} = 0.035 5$ 均小于 0.1。因此，认定子准则层的指标权重判断矩阵通过一致性检验，其权重分配是合理且有效的。

采用多位专家评分的方法，根据多模态的数值型数据、时间型数据、图像数据和视频数据来获得各指标的指标值，并对各位专家的评分值进行平均加权，得到该指标的最终值。经过实际作业分析，以下是 5 位专家的指标评分值：

$$\begin{bmatrix} 0.22 & 0.38 & 0.26 & 0.42 & 0.28 \\ 0.51 & 0.43 & 0.39 & 0.58 & 0.47 \\ 0.93 & 0.77 & 0.83 & 0.95 & 0.82 \\ 0.46 & 0.63 & 0.53 & 0.61 & 0.42 \\ 0.49 & 0.43 & 0.53 & 0.72 & 0.63 \\ 0.95 & 0.78 & 0.85 & 0.91 & 0.89 \\ 0.16 & 0.18 & 0.42 & 0.33 & 0.28 \\ 0.72 & 0.54 & 0.69 & 0.49 & 0.71 \\ 0.72 & 0.49 & 0.58 & 0.59 & 0.62 \\ 0.20 & 0.31 & 0.36 & 0.12 & 0.49 \\ 0.90 & 0.59 & 0.69 & 0.88 & 0.83 \\ 0.58 & 0.59 & 0.43 & 0.82 & 0.73 \\ 0.49 & 0.39 & 0.50 & 0.63 & 0.48 \end{bmatrix} \quad (16)$$

根据式 (10)，平均加权后的专家指标值为：

$$[0.312, 0.476, 0.860, 0.530, 0.496, 0.876, 0.274, 0.630, 0.600, 0.296, 0.778, 0.630, 0.498]^T \quad (17)$$

根据式 (11)，对本次多模态数据下的配电网绝缘化作业进行评估，可以得到作业效率的评估值为：

$$r_1 = \begin{bmatrix} 0.312 \\ 0.476 \\ 0.860 \end{bmatrix} [0.5499 \quad 0.2098 \quad 0.2403] = 0.478 \quad (18)$$

同理，可得到作业质量评估值为 $r_2 = 0.581$ ，进一步，安全性和经济效益的评估值分别为 $r_3 = 0.526$ 和 $r_4 = 0.700$ 。根据准则层的效能评估指标值，利用式可以得到多模态数据下的综合绝缘化作业的效能值为：

$$E = \begin{bmatrix} 0.5614 \\ 0.2183 \\ 0.0788 \\ 0.1415 \end{bmatrix} [0.478 \quad 0.581 \quad 0.526 \quad 0.700] = 0.536 \quad (19)$$

根据效能值和指标值，可以进一步根据决策准则来

进行决策以改进配电网绝缘化作业的相应影响因素，反过来又能够改进绝缘化作业的效能值。

传统的 AHP 评估过程会因为构造 $N \times N$ 判断矩阵花费大量的时间，同时一致性判断也会耗费大量的计算资源，也会存在一致性检验不通过等重复权重计算的问题。由式~可得，整个权重计算过程中乘法的计算复杂度约为 $O(N^3)$ 。

3.2 AHP-BP 配电网绝缘化作业评估

3.2.1 AHP-BP 权重有效性分析

将训练好的 AHP-BP 网络用于测试，取传统 AHP 评估判断矩阵的第一行作为测试网络的输入，通过网络测试后的权重值为：

$$\begin{aligned} A; w_A &= [0.5836, 0.2452, 0.0649, 0.1063] \\ B_1; w_{B_1} &= [0.5271, 0.2081, 0.2648] \\ B_2; w_{B_2} &= [0.5264, 0.2039, 0.2471, 0.0226] \\ B_3; w_{B_3} &= [0.6024, 0.1458, 0.2518] \\ B_4; w_{B_4} &= [0.5936, 0.1961, 0.2103] \end{aligned} \quad (20)$$

对比于前面传统 AHP 的权重求解过程，所采用的 AHP-BP 权重求解取得了近似效果的权重，同时所提出的 AHP-BP 权重求解能够降低求解的整体计算复杂度，同时所提出方法已不再需要像传统的 AHP 方法那样构造一个 $N \times N$ 的判断矩阵，有效地减轻了权重计算过程的繁杂性。

3.2.2 AHP-BP 计算复杂度分析

BP 网络的输入大小为 $2N_1$ ，隐藏层的大小为 $2N_1$ ，输出层的大小为评估值和二级指标权重 $N_1 + 1$ ，AHP-BP 配电网绝缘化作业评估的计算复杂度为 $O(N_1^2)$ 。对于基于 AHP 的模糊综合评价^[6,9]和基于 AHP-熵权法^[5]来说，AHP 确定评估权重的计算复杂度是不可避免的，且确定权重的过程繁琐，需要的计算复杂度为：

$$O(N_1^3 + \sum_i^{N_1} N_{2,i}^3) \quad (21)$$

同时，利用模糊综合评价的计算复杂度分别为 $O(N_1 N_2 + N_2)$ ，采用熵权法进行评估时的计算复杂度为 $O(N_1 N_2 + N_1)$ 。故相比于传统的 AHP 权重指标聚合评估的复杂度（如公式 (12) 所示）来说，基于 AHP 的模糊综合评价^[6,9]和基于 AHP-熵权法^[5]具有同等的计算复杂度。而相比于提出的 AHP-BP 方法，复杂度降低至 $O(N_1^2)$ ，这体现了本文提出方法在降低整体模型复杂度的优越性。

3.2.3 AHP-BP 配电网绝缘化作业评估有效性分析

将平均加权后的专家指标值，用于训练好的 BP 网络进行测试，测试后的效能值为 0.657 4，这与式 (17) 的评估结果相近。随后又使用了几组待评估的样本用作

测试对比, 评估的结果如图 3 所示。

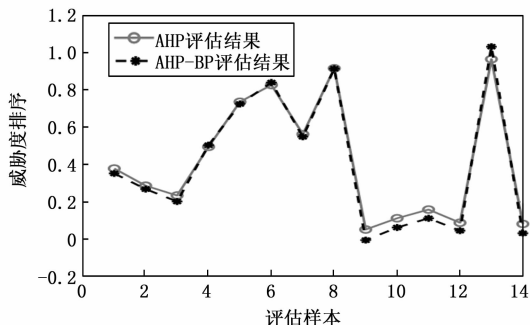


图 3 AHP-BP 评估结果分析

如图 3 所示, AHP 的评估方法能够较好地达到 AHP 的评估结果, 同时利用所提出的 AHP-BP 方法能够有效的降低评估的复杂度, 极大地简化了评估过程。更进一步地, 所提出方法利用 AHP 评估来对 BP 进行赋能, 增加了模型的可解释性和稳定性。

3.3 配电网绝缘化作业决策分析

在绝缘化作业中, 安全性是核心指标, 确保作业符合严格安全标准。强调高质量施工对设备长期稳定运行和降低后续风险的重要性。作业效率优先级低于安全性和质量, 强调规范操作而非单纯追求速度。经济效益是最低的, 因为作业首要目标是安全和质量, 即使需要投入更多资源, 也要确保作业可行性和可持续性。根据决策准则, 将作业效率、作业质量、安全性、经济效益的阈值设置值如表 4 所示。

表 4 指标决策阈值取值

名称	阈值
作业效率决策阈值 α	0.8
作业质量决策阈值 β	0.9
安全性决策阈值 θ	0.9
经济效益决策阈值 γ	0.7

将表 4 的决策阈值与作业效率、作业质量、安全性和经济效益的评估值进行对比分析进行决策。由于在评估过程中, 得到了相应指标的权重值和指标值, 可以有针对性的进行决策和改进。根据作业效率的决策阈值 $\alpha = 0.8$ 大于 $r_1 = 0.478$ 可知, 作业效率未满足当前的作业需求, 需要进行相应的决策优化和改进。在决策过程中, 利用影响作业效率因素的权重值来进行优化, 即更重要的影响因素优先做出决策来优化。根据以下的权重关系:

$$w_{B_{11}} = 0.5499 > w_{B_{12}} = 0.2403 > w_{B_{13}} = 0.2098$$

优先对作业时间进行优化可以大幅度地提高作业效率, 其次对自动化程度和作业速度进行优化, 以此提高作业效率的评估值来满足决策阈值。同理, 作业质量评

估值 $r_2 = 0.581$ 和安全性评估值 $r_3 = 0.526$ 也未满足决策阈值。根据相应的评估权重 w_{B_2} 和 w_{B_3} , 需要优先对喷涂均匀性和人员安全进行决策改进来提升作业质量和安全性。

4 结束语

本文提出了一种基于 AHP 赋能 BP 神经网络的配电网绝缘化作业评估方法。通过构建层次分析结构, 整合多模态数据, 深入分析各因素的内在联系与重要性, 为绝缘化作业的质量评估和流程改进提供了有力支持。AHP 为 BP 网络赋能, 降低了计算复杂度, 通过数据学习的方式, 一定程度上降低 AHP 方法的主观性, 有效地提高了评估效率和可解释性, 为电网运维管理的智能化发展奠定基础。然而, BP 网络易陷入局部最小值, 影响收敛速度和结果, 同时数据不足会导致模型泛化能力受限。未来工作将扩大数据规模, 通过主成分分析来进行数据的筛选和增强, 提升 AHP-BP 模型在配电网绝缘化作业中的应用效果和可靠性。

参考文献:

- [1] 董武, 张健, 周勤勇, 等. 中国电力系统安全稳定演化综述 [J]. 中国电力, 2025, 28 (1): 115-127.
- [2] 陈彬, 徐欢, 邹文景. 基于张量链的电网大数据多模态预测方法 [J]. 沈阳工业大学学报, 2024, 46 (1): 13-18.
- [3] LI S, LI R, YI C, et al. Practical method for assessing power grid disaster response capability based on analytic hierarchy process [C] //2024 6th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES), IEEE, 2024: 800-805.
- [4] 潘华, 冀欣. 基于改进 AHP 法和加权 TOPSIS 法的舰船电网综合量化评估方法 [J]. 船电技术, 2014, 34 (7): 66-70.
- [5] 丁少倩, 林涛, 徐遐龄, 等. 基于改进的 AHP-熵权法的电网综合脆弱性评估方法研究 [J]. 电测与仪表, 2017, 54 (4): 28-33.
- [6] 刘万勋, 于琳琳, 张丽华, 等. 基于 AHP 和多级模糊综合评判的电网发展水平评估 [J]. 智慧电力, 2020, 48 (5): 80-85.
- [7] KANSAL G, TIWARI R. A Comprehensive and preferential analysis of demand response programs considering demand uncertainty [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60 (4): 5542-5551.
- [8] 李舟洋. 基于改进 TOPSIS 法的智能电网经济效能评估研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [9] 张驰, 陈涛, 倪顺江. 基于层次分析和模糊综合评价的电网系统应急能力评估 [J]. 中国安全生产科学技术, 2020, 16 (2): 180-186.

- [10] LIN R, DING L, LI Z. Efficiency evaluation and productivity analysis of complex electric power systems in China: a directional slacks-based network data envelopment analysis approach [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024, 156: 109751.
- [11] 廖 峥. 基于 BP 神经网络的输电线路舞动预测及电网风险预警方法 [D]. 重庆: 重庆大学, 2017.
- [12] 徐子登. 绝缘作业机器人测控系统设计 [D]. 西安: 西安工业大学, 2023.
- [13] 张守强. 高压带电作业现状分析及发展研究 [D]. 济南: 山东大学, 2021.
- [14] 刘文博. 架空裸导线绝缘化喷涂装置研究及应用 [D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [15] 王晓彤. 基于 AHP 及专家打分法的大跨度隧道风险评估 [J]. *现代隧道技术*, 2020, 57 (s1): 233 - 240.
- [16] 于卓廷, 邓宏钟, 吴成星, 等. 基于证据理论与偏好信息的人员胜任能力多阶段评估决策研究 [J]. *控制与决策*, 2025, 40 (2): 479 - 487.
- [17] 史睿冰, 姚兴太, 史圣兵, 等. 基于层次分析法的通信系统效能评估 [J]. *计算机工程与设计*, 2013, 34 (12): 4131 - 4136.
- [18] 卿朝进, 凌国伟, 王 莉, 等. 差分编码与神经网络辅助的 OFDM 系统信道估计方法 [J]. *电子学报*, 2024, 52 (6): 1852 - 1861.
- [19] 丁勇军, 魏 强, 侯沛科, 等. 地空导弹阵地选择的模糊综合评判 [J]. *火力与指挥控制*, 2007 (4): 112 - 115.
- [20] 姜青山, 郑保华, 周 勇. AHP 在机动岸舰导弹发射阵地选址中的应用 [J]. *战术导弹技术*, 2004 (1): 40 - 43.
- (上接第 264 页)
- [6] WANG H, ZHAO D, SHAO J, et al. An efficient robust adaptive beamforming based on eigenvalue decomposition and interference steering vector estimation [J]. *2022 International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium (ACES-China)*, 2022: 1 - 2.
- [7] YANG J, LU J, LIU X, et al. Robust null broadening beamforming based on covariance matrix reconstruction via virtual interference sources [J]. *Sensors*, 2020, 20 (7): 1865.
- [8] ZHU X, XU X, YE Z. Robust adaptive beamforming via subspace for interference covariance matrix reconstruction [J]. *Signal Processing*, 2020, 167: 107289.
- [9] ZHUANG J, XUE Y, KANG J, et al. Robust adaptive beamforming under data dependent constraints [J]. *Signal Processing*, 2021, 188: 108202.
- [10] YUJIE GU U, LESHEM A. Robust adaptive beamforming based on interference covariance matrix reconstruction and steering vector estimation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60 (7): 3881 - 3885.
- [11] RUBSAMEN M, GERSHMAN A B. Robust adaptive beamforming using multidimensional covariance fitting [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60 (2): 740 - 753.
- [12] ERDIM S, BUCK J R, GRAVELLE C, et al. Doubly adaptive covariance matrix taper universal beamformer [C] // *OCEANS 2022, Hampton Roads*, 2022: 1 - 6.
- [13] LIU Z, ZHAO S, ZHANG G, et al. Robust adaptive beamforming for sidelobe canceller with null widening [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19 (23): 11213 - 11220.
- [14] ZHAO S, ZHU H, LI W, et al. On functional MVDR beamforming method with high-resolution performance and interference-suppression ability [C] // *Fourth International Conference on Signal Processing and Computer Science (SPCS 2023)*, 2023: 1117 - 1126.
- [15] ZHANG X, HE Z, ZHANG X, et al. Robust sidelobe control via complex-coefficient weight vector orthogonal decomposition [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2019, 67 (8): 5411 - 5425.
- [16] WAX M, KAILATH T. Detection of signals by information theoretic criteria [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33 (2): 387 - 392.
- [17] LEI HUANG U, TENG LONG U, MAO E, et al. MMSE-Based MDL method for robust estimation of number of sources without eigendecomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57 (10): 4135 - 4142.
- [18] STOICA P, SELEN Y. Model-order selection [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21 (4): 36 - 47.
- [19] GU Y, GOODMAN N A, HONG S, et al. Robust adaptive beamforming based on interference covariance matrix sparse reconstruction [J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 375 - 381.
- [20] LI Y, MA H, CHENG L. Iterative robust adaptive beamforming [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2017 (1): 1 - 8.
- [21] LIU L, LI Y. Robust adaptive beamforming with enhancing the interference suppression capability [J]. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, 2019, 8: e15.
- [22] BROOKNER E. Practical phased array antenna systems [J]. *Electronics & Communications Engineering Journal*, 1992, 4 (3): 152.