

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200674

# 一种基于占优度和 Choquet 积分的电力系统 故障诊断方法综合评估策略

任怡睿<sup>1,2</sup>, 林济铿<sup>1,2</sup>, 宁剑<sup>3</sup>, 张勇<sup>3</sup>, 江长明<sup>3</sup>, 张哲<sup>3</sup>

(1. 北京博奥盈科科技有限公司, 北京 100025; 2. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804;  
3. 国家电网公司华北分部, 北京 100053)

**摘要:** 如何选择一个综合性能最优的故障诊断方法, 以明显提升电网故障诊断的准确性, 进而提升系统运行的安全性, 是一个非常有意义的课题。针对该问题, 提出了故障诊断方法诊断性能的综合评估方法。首先介绍了4种主要的故障诊断方法的基本过程。然后提出了衡量故障诊断方法诊断能力的指标体系。进而, 基于指标占优度和 Choquet 积分方法计算故障诊断方法基于指标体系的综合占优度而得到不同故障诊断方法的排序。该排序方法无需假定指标间必须是独立的, 基于指标值和两两方案间的占优关系而巧妙地考虑了指标间的关联关系, 成功地实现了各方法更为可信的统一比较。算例证明该方法的有效性和正确性。

**关键词:** 故障诊断; 指标体系; 评估方法; 指标占优度; Choquet 积分

## A comprehensive evaluation strategy of a power system fault diagnosis method based on dominance and the Choquet integral

REN Yirui<sup>1,2</sup>, LIN Jikeng<sup>1,2</sup>, NING Jian<sup>3</sup>, ZHANG Yong<sup>3</sup>, JIANG Changming<sup>3</sup>, ZHANG Zhe<sup>3</sup>

(1. Beijing Boao Yingke Technology Co., Ltd., Beijing 100025, China; 2. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. North China Branch of State Grid Corporation of China, Beijing 100053, China)

**Abstract:** How to choose an appropriate fault diagnosis method with optimal comprehensive performance is a very meaningful question, which, if answered, could significantly raise the accuracy of fault diagnosis and therefore enhance the security of a power system. To help answer the question, an index system and evaluation method based on diagnostic performance of different fault diagnosis methods are proposed. First, the basic processes of four main fault diagnosis methods are introduced. Then, a quantitative index system of diagnostic performance is put forward. Overall dominance degrees and scores of fault diagnosis methods based on the quantitative index system can be calculated with index dominance degrees and Choquet integration. Without the assumptions that the indices are independent, the method considers the relationship between indices based on the index values of fault diagnosis models and dominant relationships between two schemes, and thus successfully achieves a more credible unified comparison among various methods. The examples show the effectiveness and correctness of the index system and evaluation method.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China "Research on Key Technologies of Power Grid Fault Diagnosis Based on Artificial Intelligence" (SGNC0000DKJS1900168).

**Key words:** fault diagnosis; index system; evaluation method; index dominance degree; Choquet integration

## 0 引言

随着新能源的发展和电网形势的变化<sup>[1]</sup>, 电力

系统调度, 特别是故障诊断和故障处理正面临着新的挑战。电网的故障诊断软件是各调度中心的标配软件, 其诊断性能的优劣直接影响着设备乃至系统的安全性。如何提升其诊断结果的正确性, 多年来一直是电网工程人员及研究人员的热点研究课题之一。目前的故障诊断方法主要有神经网络、贝叶斯

基金项目: 国家电网公司科技项目资助“基于人工智能的电网故障诊断关键技术研究”(SGNC0000DKJS1900168)

网络、专家系统、解析模型等。对各类方法的综述如下。

1) 基于神经网络的故障诊断。其基本思路是大多采用包括多层感知机、径向基神经网络等各种类型人工神经网络(Artificial Intelligent Network, ANN), 通过构建相应设备的故障输入和输出样本集, 采用误差反传算法(Error Backpropagation, BP)对 ANN 进行训练, 当训练收敛之后, 即可用于设备的故障诊断。文献[2]介绍了 ANN 在输电线路故障检测、区段识别和线路故障分类中的应用, 并将傅里叶变换后的基波电压和电流值作为网络输入建立了故障识别模型; 文献[3]分别采用广义回归神经网络和多层感知机分别对母线、传输线和变压器进行了故障诊断建模; 文献[4]基于小波包分解技术采用 Elman 神经网络建立了直流断路器机械状态监测和诊断模型; 文献[5]采用粒子群优化对 BP 神经网络算法进行了改进, 并应用于针对风电机组主轴承故障的预警分析; 文献[6]构建离散 Hopfield 神经网络(DHNN)故障诊断模型, 该模型采用 Hebb 学习规则和误差型学习算法求取网络权重, 算例证明了模型信息纠正和故障诊断的有效性; 文献[7]用经验模态分解方法将电流信号分解为固有模式函数, 并将其作为人工神经网络故障分类模型的输入, 用于三相传输线的故障分类。该类方法利用了神经网络尤其深度神经网络的特征提取及数据拟合能力, 只要样本足够丰富, 一旦训练收敛之后, 具有快速且准确地进行各类故障诊断的能力; 但其诊断过程为黑箱模型, 可解释性较差, 且网络的训练需要大量样本, 而电力系统的高可靠性意味着实际故障案例往往很少, 小样本下的神经网络又易出现过拟合而影响诊断准确性; 因此, 如何克服实际系统样本少的问题, 以及如何使得训练之后的 ANN 具有比较清晰的因果关系, 是该类方法需要进一步提升和改进的问题。

2) 基于贝叶斯网络的故障诊断。贝叶斯网络是一种概率图模型, 其拓扑结构表示各节点的逻辑关系, 网络参数为节点条件概率, 通过网络输入和网络参数计算故障节点后验概率, 即故障概率。文献[8]利用油中溶解气体, 采用贝叶斯网络模型对变压器故障进行分析诊断, 从而实现利用同一模型诊断所有变压器故障的决策功能; 文献[9]分别建立了面向传输线、变压器和母线的三种贝叶斯网络模型, 并采用优化方法对网络参数进行优化, 以获得一个更合理的网络; 文献[10]首先利用实时接线分析法确定故障区域以缩小诊断范围, 进而利用贝叶斯网络反向推理推断出故障元件; 文献[11]提出了一种将主成分分析法与贝叶斯网络结合的故障诊断方

法, 该方法首先用半参数 PCA 查找故障, 然后利用贝叶斯网络对故障真正原因和传播路径进行分析。该类方法基于概率论和图论的相关理论知识, 具有较坚实的理论支撑, 且易于处理信息不完备条件下的诊断问题; 但其拓扑图的建立需要一定的领域专家知识, 如何准确地确定网络各节点的相关概率信息也是该方法实际应用中的一大难点。

3) 基于专家系统的故障诊断。它基于设备信号之间的逻辑关系及专家经验建立相关的规则库、知识库及推理机制, 对于所收集到的待诊断设备的信号进行相应的推理, 即可快速地得到设备故障与否的判断。早在上世纪九十年代, 文献[12]利用基于逻辑的专家系统故障诊断方法显著提高了诊断的实时性; 文献[13]将模糊关系引入专家系统建立了用于电机轴承故障诊断的模糊专家系统模型, 并提出了改进的范围重叠法以提高模型诊断准确率; 文献[14]针对船用柴油机建立了基于规则的专家系统故障诊断模型, 且该模型可用于并发故障的识别; 文献[15]将专家系统与故障树技术相结合, 建立以种子源装置常见故障为代表的故障树模型, 进而生成专家系统知识库; 文献[16]利用诊断规则基于多源数据对设备进行诊断以确定故障区域, 并提出规则式最优恢复路径计算策略。该类方法一旦构建完成之后, 具有诊断快速及较低漏报率的优点; 其缺点是专家知识的提取相对困难, 虽然漏报率低, 但其误报率相对高, 且对于信号的完整性和正确性要求较高<sup>[2]</sup>。

4) 基于故障假说解析模型的故障诊断方法。其基本思想是根据故障导致的停电范围, 逐一假定故障地点及类型, 然后构建故障所收集的信息与假定故障所产生信息之差最小的优化模型, 其相应的最优解即为诊断结果。文献[17]构建了基于故障假说的电力系统故障诊断机会约束规划模型; 文献[18]基于改进的故障诊断优化目标函数, 并引入遗传算法-Tabu 搜索方法进行电力系统故障诊断; 文献[19]将保护装置和开关的报警信息与配电网的 GIS 信息相结合, 并借助解析模型, 将所获取的信息与期望的状态信息之间的差异最小化以进行配电网故障诊断; 文献[20]建立了基于保护、断路器的期望状态、实际状态、警报信息状态差异度的多目标优化解析模型, 并采用基于模糊优化技术对模型进行求解; 文献[21]进一步考虑了告警信息的冗余和时间戳信息, 并在此基础上建立了新的故障假说和解析模型。该类方法具有较为严密的理论支撑, 但模型解的有效性依赖于各种信号信息及概率信息等的准确性, 若相关信息不准确或缺失, 其计算结果的可信度就

大大降低, 同时存在多解问题。

基于如上综述, 可以看出各方法各有优劣, 且迄今对各类方法优缺点的分析仅限于定性分析, 缺少对综合诊断性能的统一定量比较。因此, 本文提出了故障诊断方法诊断性能的评估方法。本文首先给出了各类故障诊断方法的基本过程; 然后提出了衡量故障诊断方法诊断能力的量化性能指标体系; 然后, 基于指标占优度和 Choquet 积分方法, 计算故障诊断方法基于指标体系的综合占优度和综合得分, 从而实现各方法的统一比较。算例证明了本文所提指标体系及基于此的综合占优度和综合得分方法的有效性和正确性。

## 1 故障诊断方法简介

### 1.1 基于神经网络的故障诊断方法

基于神经网络的故障诊断模型利用神经网络的特征提取能力进行故障特征与故障概率间的数学关系的学习和训练, 训练收敛后输入故障特征向量, 则网络输出为此时元件故障概率。具体建模训练与诊断流程如下:

- 1) 确定故障特征及其表示方式, 建立特征向量模型;
- 2) 通过提取历史记录和模拟故障等方法获得足够样本;
- 3) 构建神经网络结构, 包括输入层个数、隐含层数目以及每一隐层的神经元个数、输出层数目等;
- 4) 用样本集对网络进行训练至收敛;
- 5) 对待诊断案例进行故障诊断。

本文所用神经网络结构如图 1 所示, 其中输入向量及其含义如表 1 所示, 三位输出分别表示相应设备的故障概率、重合闸概率、重合闸成功概率。

### 1.2 基于贝叶斯网络的故障诊断方法

贝叶斯网络是一个有向无环图, 由代表变量的节点及连接这些节点的有向边构成。在故障诊断问题中, 节点代表故障特征及故障情况(设备是否发生故障)。节点间的有向边由父节点指向子节点, 代表

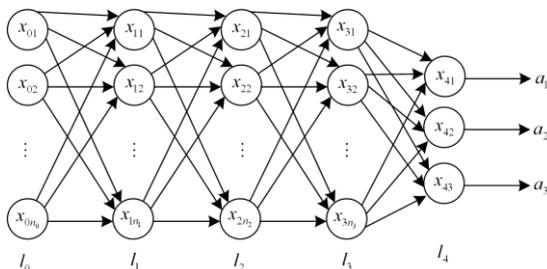


图 1 全连接神经网络结构

Fig. 1 Structure of full connected neural network

表 1 诊断模型的输入信号

信号	含义
$X_1$	线路首端厂站事故总
$X_2$	线路首端间隔事故总
$X_3$	线路末端厂站事故总
$X_4$	线路末端间隔事故总
$X_5$	线路保护
$X_6$	开关 1 分闸信号
$X_7$	开关 2 分闸信号
$X_8$	重合闸出口信号
$X_9$	开关 1 合闸信号
$X_{10}$	开关 2 合闸信号
$X_{11}$	开关 1 最后动作为分闸
$X_{12}$	开关 1 最后动作为合闸
$X_{13}$	开关 2 最后动作为分闸
$X_{14}$	开关 2 最后动作为合闸

了节点间的互相关系, 用条件概率表达父子节点间的关系强度, 没有父节点的用先验概率进行信息表达。完整的贝叶斯网络可用  $B = (G, \theta)$  表示, 其中  $G$  为网络拓扑,  $\theta$  为节点间的后验概率参数。根据输入属性的相关关系, 建立贝叶斯网络结构如图 2 所示。各节点含义如表 1 所示; 三位输出  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$  分别表示相应设备的故障概率、重合闸概率、重合闸成功概率。

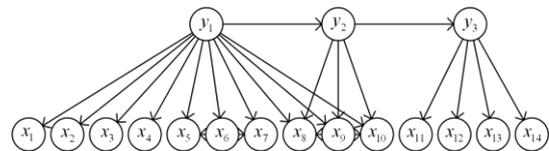


图 2 贝叶斯网络结构

Fig. 2 Structure of Bayesian network

贝叶斯网络推理是通过计算来回答查询的过程, 给定一组证据变量的赋值后, 计算一组查询变量的后验概率分布。故障诊断问题中根据已知的故障特征, 求取元件故障后验概率。以  $y_1$  为例, 由贝叶斯定理, 有

$$P(y_1 = 1 | \mathbf{X}) = \frac{P(y_1 = 1)P(\mathbf{X} | y_1 = 1)}{(P(y_1 = 1)P(\mathbf{X} | y_1 = 1) + P(y_1 = 0)P(\mathbf{X} | y_1 = 0))} \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_{10})$  为与  $y_1$  相连的输入节点。

依据式(1), 可利用  $B = (G, \theta)$  反向推理出变量  $y$  的后验概率。

### 1.3 基于专家系统的故障诊断方法

专家系统通过构建知识库、规则库及推理机制来模拟人类专家根据经验对于特定具体问题的解决过程。该类方法因相对简单, 在电力系统故障诊断

中得到了较为普遍的应用, 具有较低的漏辨率, 但普遍存在误辩率较高的问题。

基于专家系统的故障诊断大致过程为: 根据包括机组、主变、母线和线路等设备的保护及开关的配置, 建立基于 SCADA 遥信和遥测数据的规则库、知识库及推理机制等, 对于所采集的遥测及遥信信号输入已构建好的专家系统, 即可快速地获得相应设备故障与否。

输电线路的专家系统故障诊断模型的诊断逻辑如图 3 所示: (1) 当有线路两侧开关分闸信号、或有某侧开关分闸与该侧事故总或线路保护信号时, 即可认定为线路故障; (2) 认定设备发生故障且有开关合闸信号时, 即可认定进行了重合闸动作; (3) 认定发生重合闸且两侧开关最后动作均不为分闸时, 则可认定为重合成功, 否则为重合失败。由该逻辑图得三位输出(图中虚线框部分), 分别表示是否发生故障、是否进行重合、重合是否成功(1 表示是, 0 表示否), 其他设备的逻辑图与之类似。

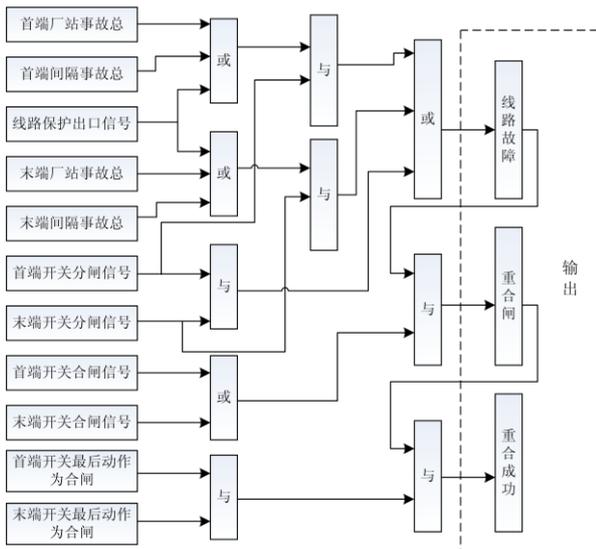


图 3 专家系统线路故障诊断逻辑

Fig. 3 Logic of fault diagnosis on transmission line of expert system

### 1.4 基于解析模型的故障诊断方法

基于故障假说的三元组向量为

$$H = [S, L, W]$$

式中:  $S = [s_1, s_2, s_3]$  表示可疑设备是否故障、是否进行重合闸、重合闸是否成功;  $L = [l_{d1}, l_{d2}, \dots, l_{dn}, l_p]$  表示可疑设备所连  $n$  个断路器与设备保护动作信号是否发生漏报;  $W = [w_{d1}, w_{d2}, \dots, w_{dn}, w_p]$  表示可疑设备所连  $n$  个断路器与设备保护动作信号是

否发生误报。

相应地, 基于故障假说与实际所收集到的差异度最小的目标函数为

$$E(H) = \omega_1(|\Delta D| + |\Delta P|) + \omega_2 |H| \quad (2)$$

式中:  $\Delta D$ 、 $\Delta P$  分别表示断路器和保护实际状态与理想状态间的差距;  $|H| = |L| + |W|$  表示故障假说中发生漏报和误报的次数和;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  为权重。该目标函数可以看成由两部分组成, 第一部分为警报差异度指标, 第二部分为故障假说最小化指标, 两部分权重满足  $\omega_1 \gg \omega_2$ 。对于式(2)的求解过程可以概括如图 4 所示。



图 4 解析模型诊断流程

Fig. 4 Diagnostic process of analytic model

需要指出的是, 上述所给出的四种故障诊断方法的基本过程, 只是本文用于评估的基本方法, 对于每一类方法的各种改进型或其他新的诊断方法, 本文的评估方法同样是适用的。

## 2 性能指标体系

上述四种方法各有特点, 非常有必要对其综合性性能进行一个全面的比较和度量, 从而对于四种方法的综合相对性能的优劣有更为深入的了解和把握。为此, 本文提出了故障诊断模型性能度量指标体系, 从不同角度度量各个方法的性能。

### 2.1 诊断准确率与诊断准确指数

诊断准确率  $A$  指对样本故障与否正确判断的样本数与总样本数之比, 对于输出结果为概率的诊断方法, 以 0.5 为分界作为诊断结果。准确指数  $Ab$  指诊断正确时模型输出与相反标签之间的平均差, 表征模型对该次诊断的确定程度, 其表达式为

$$A_i = \frac{N_{ai}}{N} \quad (3)$$

$$Ab_i = \begin{cases} \frac{1}{N_{ai}} \sum_{k \in D_{ai}} |(1 - y_{1k}) - c_{1ki}| & N_{ai} \neq 0 \\ 0 & N_{ai} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $i=1,2,3,4$  表示上文提到的四种故障诊断方法;  $N$ 、 $N_{ai}$  分别表示测试样本与第  $i$  种方法正确诊断的样本数;  $D_{ai}$  为第  $i$  种方法正确诊断的样本序号集;  $c_{1ki}$ 、 $y_{1k}$  分别表示第  $i$  种方法在样本  $k$  上对设备是否故障的诊断输出结果以及样本  $k$  关于设备故障情况的标签。

## 2.2 重合闸准确率与重合闸准确指数

诊断模型对重合闸情况的判断可用两位数字  $c_2$ 、 $c_3$  表示, 其中  $c_2$  表示模型对系统是否进行了重合动作的判断;  $c_3$  表示对系统重合是否成功的判断。两位数字均判断正确时, 才表示模型对系统重合情况诊断正确。重合闸准确率  $A'$  指对重合情况的诊断正确样本数与总样本数之比, 对于输出结果为概率的诊断方法, 以 0.5 为分界作为诊断结果。重合闸准确偏差  $Ab'$  指诊断正确时, 模型输出  $c_2$ 、 $c_3$  与其对应标签取反后的结果  $(1 - y_2, 1 - y_3)$  之间的平均差, 表征模型对该次诊断的确定程度。 $A'$  及  $Ab'$  的表达式为

$$A'_i = \frac{N'_{ai}}{N'} \quad (5)$$

$$Ab'_i = \begin{cases} \frac{1}{2N'_{ai}} \sum_{k \in D'_{ai}} |(1 - y_{2k}) - c_{2ki}| |(1 - y_{3k}) - c_{3ki}| & N'_{ai} \neq 0 \\ 0 & N'_{ai} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $N'$ 、 $N'_{ai}$  分别表示测试样本与第  $i$  种方法正确诊断的样本数;  $D'_{ai}$  为第  $i$  种方法正确诊断的样本序号集;  $y_{2k}$ 、 $y_{3k}$  分别表示样本  $k$  的实际是否发生重合以及重合是否成功的标签。

## 2.3 漏报率与平均漏报指数

漏报率  $M$  指设备真实发生故障情况下, 诊断模型给出未故障结果的概率。漏报指数指漏报时模型诊断结果与故障时的样本标签 ( $y_1 = 1$ ) 之间的平均差距, 该指数可以作为模型在漏报时诊断错误严重程度的衡量指标。 $M$  与  $Mb$  的表达式为

$$M_i = \frac{N_{mi}}{N_1} \quad (7)$$

$$Mb_i = \begin{cases} \frac{1}{N_{mi}} \sum_{k \in D_{mi}} |y_{1k} - c_{1ki}| & N_{mi} \neq 0 \\ 0 & N_{mi} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $N_1$ 、 $N_{mi}$  分别表示测试样本集中故障样本数目与第  $i$  种方法将故障样本诊断为未故障的样本

数;  $D_{mi}$  为第  $i$  种方法发生漏报的样本序号集。

## 2.4 误报率与平均误报指数

误报率  $F$  指设备真实未发生故障的情况下, 诊断模型将其错误诊断为故障情况的概率。误报指数  $Fb$  指误报时模型诊断结果与样本标签 ( $y = 0$ ) 之间的平均差距, 该指数可以作为模型在误报时诊断错误严重程度的衡量指标。 $F$  与  $Fb$  的表达式为

$$F_i = \frac{N_{fi}}{N_0} \quad (9)$$

$$Fb_i = \begin{cases} \frac{1}{N_{fi}} \sum_{k \in D_{fi}} |y_{1k} - c_{1ki}| & N_{fi} \neq 0 \\ 0 & N_{fi} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $N_0$ 、 $N_{fi}$  分别表示测试样本集中未故障样本数目与第  $i$  种方法将未故障样本错误诊断为故障的样本数;  $D_{fi}$  为第  $i$  种方法发生漏报的样本序号集。

## 2.5 偏离程度

偏离程度  $E$  为该诊断方法的诊断结果与其他几种诊断方法对诊断结果的平均值在每个输出位上的差异均值。通常情况下, 与大多数方法诊断结果相似时诊断结果正确的可能性更高, 即偏离程度低时模型性能倾向于更好。第  $i$  种诊断方法诊断偏离程度  $E_i$  的表达式为

$$E_i = \frac{1}{3N} \sum_{k=1}^N \left| (c_{1ki} + c_{2ki} + c_{3ki}) - \frac{1}{2} \sum_{j=1,2,3,j \neq i} (c_{1kj} + c_{2kj} + c_{3kj}) \right| \quad (11)$$

整体指标体系如图 5 所示, 诊断准确率与准确指数越高, 模型越可靠; 其余参数均为数值越高, 模型可靠性越低。

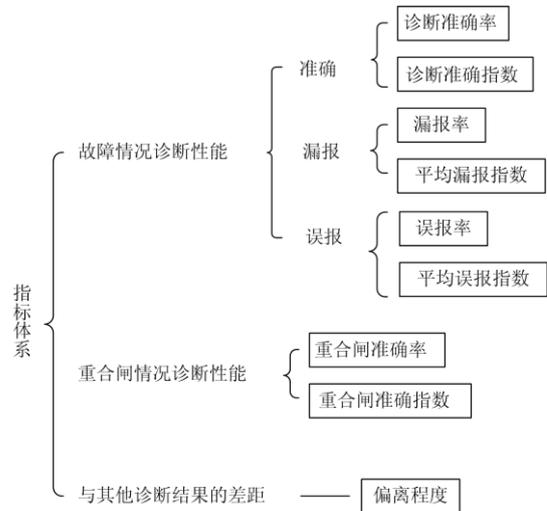


图 5 指标体系

Fig. 5 Indies system

### 3 基于占优度和 Choquet 积分的诊断方法综合决策

基于第2节所构建的指标体系,本文进一步给出其综合评估方法。目前常用的多属性决策方案评估方法包括简单加权法、层次分析法、TOPSIS 和 VIKOR 等方法均假定各个指标属性相互独立,而实际上该前提很难得到满足,指标间很可能存在冗余或互斥关系,相应使得这些方法在一定意义上存在局限性。本文基于占优度决策方法,首先计算各方案在各属性上的占优关系矩阵;然后采用模糊测度衡量属性间的冗余、互斥关系,以便于在进行任意子属性集权重计算时对单个属性间关系的考虑;然后基于子属性集权重,采用 Choquet 积分对各属性占优矩阵进行综合,最后计算各方案评分,得到综合决策结果,从而很好地克服了属性之间可能存在的相关性,使得评估结果更为可信。

其具体步骤如下。

步骤 1: 属性值进行规范化处理

1) 计算各故障诊断方法的各个指标值,构建指标值矩阵  $\mathbf{X} = [x_{ij}]$ , 其中  $x_{ij} (1 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 9)$  表示第  $i$  个基本方法的第  $j$  个指标值。

2) 由于诊断准确率/准确指数和重合闸准确率/准确指数越大越好,其余指标为越小越好,按照式(12)将极小化指标取相反数转化为极大化指标。

$$x_{ij} = \begin{cases} x_{ij} & j=1,2,3,4 \\ -x_{ij} & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

步骤 2: 计算同一属性下两两方案之间的占优度,建立针对每个属性的占优度矩阵

随机占优为对方案已知的连续效用曲线等函数及其积分大小进行根据特定问题定义的占优判定,并在此基础上根据具体数值进行占优度计算<sup>[21-22]</sup>。对本文问题,给定测试集,各方案属性值为确定值,其占优性及占优度  $\varphi$  定义如下。

1) 若  $x_{ik} \geq x_{jk}$  则称方案  $i$  在第  $k$  个属性上占优于方案  $j$ 。

2) 占优度  $\varphi_{ijk}$  表征在第  $k$  个属性上,方案  $i$  对于方案  $j$  的优势程度,其表达式为

$$\varphi_{ijk} = \frac{x_{ik} - x_{jk}}{\max(|x_{ik}|, |x_{jk}|)} \quad (13)$$

3) 若  $x_{ik} \geq x_{jk}$ , 则方案  $j$  在第  $k$  个属性上对方案  $i$  的占优度定义为 0, 即

$$\varphi_{jik} = 0 \quad (14)$$

相应地,基于上述定义,可以建立占优度矩阵  $\Phi_k$ , 其元素为两两方案间的占优度。

步骤 3: 计算属性集重要程度,采用 Choquet 积分计算综合随机占优度,建立综合占优度矩阵

由于各属性间存在冗余关系,所以除单个属性权重  $\mu$  外,还需计算属性集的权重  $g_\lambda$ 。具体地,记全体属性集  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ ,  $P(C)$  为其幂集(即集合  $C$  所有子集组成的集合),  $n$  为属性集中元素的个数,  $\lambda \in (-1, \infty)$ , 若满足:

$$1) g_\lambda(\emptyset) = 0, g_\lambda(C) = 1;$$

$$2) \text{对 } \forall M, N \in P(C), \text{ 且 } M \cap N = \emptyset, \text{ 有}$$

$$g_\lambda(M \cup N) = g_\lambda(M) + g_\lambda(N) + \lambda g_\lambda(M) g_\lambda(N) \quad (15)$$

则称  $g_\lambda(C)$  为定义在  $C$  上的模糊测度函数(子集权重)。

等式(15)中右边可分为两部分,  $g_\lambda(M) + g_\lambda(N)$  为二者属性权重相加,  $\lambda g_\lambda(M) g_\lambda(N)$  为考虑属性间关系的模糊权重衡量部分。当属性间存在冗余关系时,  $\lambda \in (-1, 0)$ , 即属性集  $M \cup N$  的权重小于二者权重简单相加,当属性间相互独立时,有  $\lambda = 0$ , 此时属性集  $M \cup N$  的权重等于  $M$  的权重加上  $N$  的权重。

记  $C_0 \in P(C)$  为属性集  $C$  的任一子集,  $\lambda$  及子集权重  $g_\lambda(C_0)$  计算如下。

$$1) \text{当 } C_0 \text{ 为单个属性时, } g_\lambda(C_0) = \mu。$$

$$2) \text{当 } C_0 \text{ 含多个属性时, 计算步骤如下。}$$

① 首先根据式(16)计算  $\lambda$ 。

$$\prod_{j=1}^n (1 + \lambda \cdot \mu(C_j)) - \lambda - 1 = 0 \quad (16)$$

式中,  $\mu(C_j)$  表示单个属性  $C_j$  的权重。

② 根据式(15)由  $C_0$  中单个属性的权重迭代计算出  $g_\lambda(C_0)$ 。

在获得  $g_\lambda(C_0)$  之后,采用 Choquet 离散积分<sup>[23]</sup>, 对各属性占优度矩阵进行综合,即以综合占优度对各方案间的占优关系进行度量,得到综合占优度矩阵,具体步骤如下。

1) 考虑方案  $i$  对  $j$  的综合占优度  $\varphi_{ij}^*$ , 首先将方案  $i$  对于  $j$  基于每一属性的占优度  $\varphi_{ijk} (k=1, 2, \dots, n)$  按从小到大的顺序排列并对属性重新编号, 即得到  $\varphi_{ij(c_1)} \leq \varphi_{ij(c_2)} \leq \dots \leq \varphi_{ij(c_n)}$ 。

2) 根据 Choquet 积分公式, 得到

$$\varphi_{ij}^* = \sum_{k=1}^n [\varphi_{ij(c_k)} - \varphi_{ij(c_{k-1})}] g_\lambda(C_{(k)}) \quad (17)$$

式中:  $\varphi_{ij(c_0)} = 0$ ;  $C_{(k)} = \{C_k, C_{k+1}, \dots, C_n\}$  为重新编号排序后第  $k$  个及其之后的属性构成的属性集。

为了便于理解其物理意义, 可将式(17)等价于式(18)的形式, 则可理解为将属性集  $C_{(k)}$  的权重与  $C_{(k+1)}$  的权重之差作为属性  $C_k$  的权重, 对基于各属性的占优度进行加权综合。

$$\varphi_{ij}^* = \sum_{k=1}^n [g_\lambda(C_{(k)}) - g_\lambda(C_{(k+1)})] \varphi_{ij(c_k)} \quad (18)$$

式中,  $C_{(n+1)} = \emptyset$ , 即  $g_\lambda(C_{(n+1)}) = 0$ ;

3) 改变  $i$ 、 $j$  取值, 重复步骤(1)、(2), 直到计算出所有  $\varphi_{ij}^*$ , 其中  $i, j = 1, 2, \dots, m$ ,  $m$  为方案个数。

4) 将  $\varphi_{ij}^*$  作为矩阵第  $i$  行第  $j$  列的元素, 即得到  $m \times m$  的综合占优度矩阵  $\Phi^*$ 。

步骤 4: 计算每个方案的总体优势程度并进行排序

1) 根据得到的综合占优度矩阵及方案间的综合占优度, 按式(19)可计算每个方法相对于其他方法的优势程度  $d^+$ 。

$$d_i^+ = \frac{1}{m-1} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^m \varphi_{ki}^* \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

式中,  $m$  表示方法个数。

2) 按式(20)计算每个方法相对于其他方法的劣势程度  $d^-$ 。

$$d_i^- = \frac{1}{m-1} \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^m \varphi_{ki}^* \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (20)$$

3) 按式(21)计算每个方法的整体综合评分  $d$ 。

$$d_i = \frac{d_i^+}{d_i^+ + d_i^-} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (21)$$

4) 根据  $d_i$  的大小对各方法进行排序。

各故障诊断模型的综合评估比较方法流程如图 6 所示, 利用各方案在指标上的表现和单个指标的权重, 基于占优度和 Choquet 积分计算得到各方案的总体优势程度并进行排序。

#### 4 算例分析

本文采用某地区 110 kV 线路故障历史案例进行试验, 以验证本文所提出的针对故障诊断方法综合性能评估策略的有效性和正确性。共收集实际历史记录 134 条, 选择不同数量的样本作为训练样本, 剩余样本作为测试样本, 按照历史样本数量充足与否两种情况分别进行验证。

##### 4.1 $\lambda$ 的计算

1) 根据经验和实际需求对 9 个评估指标分别进

行打分(分数为 0~1), 作为单个属性的重要度  $\mu$ , 具体分数如表 2 所示。

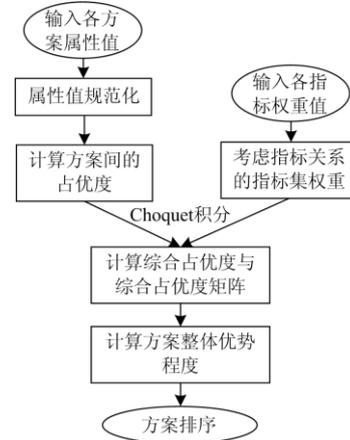


图 6 综合评价方法流程图

Fig. 6 Flow chart of the comprehensive evaluation method

表 2 单指标权重

Table 2 Weight of single index

指标	$\mu$
诊断准确率	0.8
诊断准确指数	0.2
重合闸准确率	0.8
重合闸准确指数	0.2
漏报率	0.9
平均漏报指数	0.2
误报率	0.6
平均误报指数	0.2
偏离程度	0.1

2) 根据式(16)计算得  $\lambda = -0.99$ 。

##### 4.2 历史样本较多情况

随机抽取历史案例中的 100 条作为训练样本对神经网络和贝叶斯网络模型进行训练, 其余作为测试样本; 当神经网络和贝叶斯网络模型训练收敛之后, 他们与其他两种方法一同对于测试样本进行诊断, 并根据各个方法对于测试集的诊断结果分别计算第 2 节所述指标体系中的各指标值, 然后按照第 3 节所述步骤进行综合决策评价计算。

1) 各方法测试结果如表 3 所示。

2) 将指标值化为极大化指标后, 代入式(13)、式(14)进行占优度计算, 分别得到关于各属性的占优度矩阵  $\Phi_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, 9$ 。

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.21 & 0.06 \\ 0 & 0 & 0.21 & 0.06 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.16 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0.03 & 0.02 & 0 & 0 \\ 0.03 & 0.02 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

表 3 历史样本较多时四种方法测试结果  
Table 3 Test results of four methods with many historical samples

性能指标	诊断方法			
	人工神经网络	贝叶斯网络	专家系统	解析模型
诊断准确率	0.971	0.971	0.765	0.912
诊断准确指数	0.975	0.982	1	1
重合闸准确率	0.853	0.853	0.735	0.882
重合闸准确指数	0.983	0.992	1	1
漏报率	0	0.091	0	0.182
平均漏报指数	0	0.985	0	1
误报率	0.043	0	0.348	0.043
平均误报指数	0.895	0	1	1
偏离程度	0.143	0.135	0.266	0.159

$$\Phi_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.14 & 0 \\ 0 & 0 & 0.14 & 0 \\ 0.03 & 0.03 & 0.17 & 0 \\ 0 & 0 & 0.161 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0.02 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0.02 & 0.01 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_5 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_6 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0.02 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_7 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.88 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.88 & 0 \end{bmatrix} \quad \Phi_8 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.11 & 0.11 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_9 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.46 & 0.10 \\ 0.06 & 0 & 0.49 & 0.15 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.40 & 0 \end{bmatrix}$$

3) 计算综合占优度矩阵  $\Phi^*$ 。

$$\Phi^* = \begin{bmatrix} 0 & 0.92 & 0.62 & 0.93 \\ 0.68 & 0 & 0.75 & 0.83 \\ 0.01 & 0.92 & 0 & 0.92 \\ 0.03 & 0.03 & 0.60 & 0 \end{bmatrix}$$

4) 计算方法 1 的整体评分。

$$d_1^+ = \frac{1}{3} \times (0.92 + 0.62 + 0.93) \approx 0.82$$

$$d_1^- = \frac{1}{3} \times (0.68 + 0.01 + 0.03) = 0.24$$

$$d_1 = \frac{d_1^+}{d_1^+ + d_1^-} \approx 0.77$$

类似地, 可得其余三种方法的整体评分。

$$d_2 = \frac{d_2^+}{d_2^+ + d_2^-} \approx \frac{0.75}{0.75 + 0.62} \approx 0.55$$

$$d_3 = \frac{d_3^+}{d_3^+ + d_3^-} \approx \frac{0.62}{0.62 + 0.66} \approx 0.48$$

$$d_4 = \frac{d_4^+}{d_4^+ + d_4^-} \approx \frac{0.22}{0.22 + 0.89} \approx 0.20$$

由计算结果可知  $d_1 > d_2 > d_3 > d_4$ , 即在样本充足时, 需要利用样本进行训练的人工神经网络和贝叶斯网络两种方法优于不需要历史样本的专家系统和解析模型方法, 其中神经网络方法最优、解析模型方法相对最差。这是因为在样本较为充足时, 训练样本的分布可以近似表示实际的故障特征情况, 人工神经网络强大的学习能力及泛化能力使其能够学习到故障特征与故障概率、重合闸情况之间的关系, 并很好地适用于测试样本。同样, 在合理的拓扑结构基础上, 较多的历史样本能够给贝叶斯网络提供更可靠的概率参数, 使其获得较好的诊断结果。而专家系统方法较为宽松的规则使其不可避免地具有较高的误报率, 解析模型也难以避免由于信号与理想情况相差较大时造成的诊断错误。

#### 4.3 历史样本较少情况

随机抽取历史案例中的 10 条作为训练样本对神经网络和贝叶斯网络模型进行训练, 其余作为测试样本; 神经网络与贝叶斯网络模型训练收敛后, 与其他两种方法一同对测试样本进行诊断, 并根据各个方法对于测试集的诊断结果分别计算第 2 节所述指标体系中的各指标值, 然后按照第 3 节所述步骤进行综合决策评价计算。

1) 各方法测试结果如表 4 所示。

表 4 历史样本较少时四种方法测试结果

Table 4 Test results of four methods with a few historical samples

性能指标	诊断方法			
	人工神经网络	贝叶斯网络	专家系统	解析模型
诊断准确率	0.726	0.672	0.726	0.903
诊断准确指数	0.883	0.922	1	1
重合闸准确率	0.616	0.632	0.637	0.874
重合闸准确指数	0.860	0.924	1	1
漏报率	0.336	0.573	0.072	0.158
平均漏报指数	0.456	0.912	1	1
误报率	0.217	0.164	0.412	0.054
平均误报指数	0.520	0.249	1	1
偏离程度	0.331	0.323	0.418	0.390

2) 将指标值化为极大化指标后, 代入式(13)、式(14)进行占优度计算, 分别得到关于各属性的占优度矩阵  $\Phi_k$ ,  $k=1, 2, \dots, 9$ , 具体结果省略。

3) 计算综合占优度矩阵  $\Phi^*$ 。

$$\Phi^* = \begin{bmatrix} 0 & 0.40 & 0.37 & 0.20 \\ 0.23 & 0 & 0.45 & 0.18 \\ 0.71 & 0.79 & 0 & 0.49 \\ 0.66 & 0.71 & 0.62 & 0 \end{bmatrix}$$

4) 计算方法 1 的整体评分。

$$d_1^+ = \frac{1}{3} \times (0.40 + 0.37 + 0.20) \approx 0.32$$

$$d_1^- = \frac{1}{3} \times (0.23 + 0.71 + 0.66) \approx 0.53$$

$$d_1 = \frac{d_1^+}{d_1^+ + d_1^-} \approx 0.38$$

类似地, 可得其他方法的整体评分。

$$d_2 = \frac{d_2^+}{d_2^+ + d_2^-} \approx \frac{0.29}{0.29 + 0.63} \approx 0.32$$

$$d_3 = \frac{d_3^+}{d_3^+ + d_3^-} \approx \frac{0.66}{0.66 + 0.48} \approx 0.58$$

$$d_4 = \frac{d_4^+}{d_4^+ + d_4^-} \approx \frac{0.66}{0.66 + 0.29} \approx 0.69$$

由计算结果可知  $d_4 > d_3 > d_1 > d_2$ , 即在样本不足时, 人工神经网络和贝叶斯网络两种方法的训练受到较大影响, 使其表现不如不需要历史样本的专家系统和解析模型方法, 此外, 四种方法中解析模型最优、贝叶斯网络模型最差。这是因为当样本较少时, 人工神经网络将出现过拟合现象, 其能够在训练样本上表现良好, 但应用至新样本时准确率则会明显下降。较少样本下得到的贝叶斯网络模型的概率参数与实际概率可能会产生较大误差, 影响诊断性能。而解析模型和专家系统方法不需要历史样本的训练, 因此诊断性能受到的影响不大, 因此在此情况下能够取得比前两种方法更好的综合评分。

由上述实验可以看出, 在历史样本较多时人工神经网络综合评分最优, 历史样本较少时, 基于解析模型的故障诊断方法获得了最高诊断评分, 这与本文第 2 节指标和模型性能分析结论一致, 说明本文提出的基于占优度和 Choquet 积分的诊断模型综合决策方法能够考虑指标间存在的相关关系, 并得到较为可信的评估结果。

## 5 总结

本文提出了不同故障诊断方法诊断性能的指标体系及评估方法。本文首先给出了各类故障诊断方法的基本过程; 然后提出了衡量故障诊断方法诊断能力的性能指标体系; 在此基础上, 基于指标占优度和 Choquet 积分计算故障诊断方法基于性能指标

体系的综合占优度和综合得分, 该方法无需指标间必须是独立的假定前提, 基于诊断模型的指标值和两两方案间的占优关系, 巧妙地考虑了指标间的关联关系, 成功地实现了各方法更为可信的统一比较。算例证明本文所提指标体系及基于此的综合占优度和综合得分方法的有效性和正确性。

## 参考文献

- [1] 宁剑, 江长明, 张哲, 等. 可调节负荷资源参与电网调控的思考与技术实践[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 1-8.  
NING Jian, JIANG Changming, ZHANG Zhe, et al. Thinking and technical practice of adjustable load resources participating in dispatching and control of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 1-8.
- [2] YADAV A, DASH Y, ASHOK V. ANN based directional relaying scheme for protection of Korba-Bhilai transmission line of Chhattisgarh state[J]. Protection Control of Modern Power Systems, 2016, 1(2): 128-144. DOI: 10.1186/s41601-016-0029-6.
- [3] CARDOSO G, ROLIM J G, ZURN H H. Application of neural-network modules to electric power system fault section estimation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(3): 1034-1041.
- [4] 王竞, 夏加富, 刘晓晖, 等. 牵引变电站直流断路器机械状态监测与故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 33-40.  
WANG Jing, XIA Jiafu, LIU Xiaohui, et al. Research on mechanical condition monitoring and fault diagnosis for DC circuit breaker in traction substation[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 33-40.
- [5] 向健平, 凌永志, 詹俊, 等. 基于 SCADA 系统的风电机组主轴承故障预警方法[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(3): 223-228.  
XIANG Jianping, LING Yongzhi, ZHAN Jun, et al. Fault early warning method of wind turbine main bearing based on SCADA system[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(3): 223-228.
- [6] 肖飞, 杨建平, 邓祥力, 等. 基于遥信数据故障编码技术及 DHNN 校正的电网故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(21): 62-72.  
XIAO Fei, YANG Jianping, DENG Xiangli, et al. A fault diagnosis method of power grid based on remote signal data fault coding technology and DHNN correction[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(21): 62-72.
- [7] HASMAT M, SHARMA R. EMD and ANN based intelligent fault diagnosis model for transmission line[J].

- Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2017, 32(4): 3043-3050.
- [8] LAKEHAL A, GHEMARI Z, SAAD S. Transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis technology and Bayesian networks[C] // 2015 4th International Conference on Systems and Control (ICSC), April 28-30, 2015, Sousse, Tunisia.
- [9] LIMIN H, YONGLI Z, RAN L, et al. Novel method for power system fault diagnosis based on Bayesian networks[C] // International Conference on Power System Technology, November 21-24, 2004, Singapore, Singapore.
- [10] 何小飞, 童晓阳, 周曙, 等. 基于贝叶斯网络和故障区域识别的电网故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(12): 29-34.  
HE Xiaofei, TONG Xiaoyang, ZHOU Shu, et al. Power system fault diagnosis based on Bayesian network and fault section location[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(12): 29-34.
- [11] WANG Yazhen, LIU Yi, KHAN F, et al. Semiparametric PCA and Bayesian network based process fault diagnosis technique[J]. Canadian Journal of Chemical Engineering, 2017, 95(9): 1800-1816.
- [12] PARK Y M, KIM G W, SOHN J M. A logic based expert system (LBES) for fault diagnosis of power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, 12(1): 363-369.
- [13] BERREDJEM T, BENIDIR M. Bearing faults diagnosis using fuzzy expert system relying on an improved range overlaps and similarity method[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 108: 134-142.
- [14] XU X, YAN X, SHENG C, et al. A belief rule-based expert system for fault diagnosis of marine diesel engines[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2017, 50(2): 1-17.
- [15] WEI W, TAO Z. Research and implementation of fault diagnosis of seed source assembly device based on expert system[C] // 2018 IEEE 4th International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), August 21-23, 2018, Wuhan, China.
- [16] 金明亮, 李会新, 谢俊, 等. 基于规则式的多重故障诊断及最优送电路径策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(4): 176-181.  
LI Mingliang, LI Huixin, XIE Jun, et al. Rule based intelligent fault diagnosis and recovery power delivery algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(4): 176-181.
- [17] 董明, 韦刘红, 文福拴, 等. 电力系统故障诊断的机会约束规划模型与方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(20): 47-52.  
DONG Ming, WEI Liuhong, WEN Fushuan, et al. A chance-constrained programming based model and method of power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(20): 47-52.
- [18] LIN X, KE S, LI Z, et al. A fault diagnosis method of power systems based on improved objective function and genetic algorithm-tabu search[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(3): 1268-1274.
- [19] DONG X, ZHANG C, HOU L, et al. GIS-integrated analytical model for fault diagnosis of power distribution network[C] // 2019 Chinese Automation Congress, November 22-24, 2019, Hangzhou, China.
- [20] 罗萍萍, 崔嘉琦, 林济铿, 等. 考虑多目标优化的输电网故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(22): 87-94, 114.  
LUO Pingping, CUI Jiaqi, LIN Jikeng, et al. Fault diagnosis in transmission network using multi-objective optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(22): 87-94, 114.
- [21] ZHANG Y, CHUNG C Y, WEN F, et al. An analytic model for fault diagnosis in power systems utilizing redundancy and temporal information of alarm messages[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(6): 4877-4886.
- [22] 张尧, 樊治平. 基于随机占优度的随机多属性决策方法[J]. 系统管理学报, 2010, 19(4): 371-378.  
ZHAO Yao, FAN Zhiping. Study on stochastic multiple attribute decision making method based on stochastic dominance degrees[J]. Journal of Systems & Management, 2010, 19(4): 371-378.
- [23] 陈晓红, 李慧, 谭春桥. 考虑不同心理行为偏好的混合随机多属性决策[J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38(6): 1545-1556.  
CHEN Xiaohong, LI Hui, TAN Chunqiao. A hybrid stochastic multi-attribute decision-making method considering different psychological behavior[J]. System Engineering—Theory & Practice, 2018, 38(6): 1545-1556.
- [24] TSAI H H, LU I Y. The evaluation of service quality using generalized Choquet integral[J]. Information Sciences, 2006, 176(6): 640-663.

收稿日期: 2020-06-12; 修回日期: 2020-10-20

作者简介:

任怡睿(1996—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为基于人工智能的电力系统故障诊断; E-mail: renyir@qq.com

林济铿(1967—), 男, 教授, 主要研究方向为电力系统稳定性分析及控制、人工智能在电力系统中的应用。E-mail: mejklin@126.com

(编辑 许威)