

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200079

# 基于最优编码集及智能状态估计的电网故障诊断方法

肖飞<sup>1</sup>, 叶康<sup>1</sup>, 邓祥力<sup>2</sup>, 魏聪聪<sup>2</sup>, 柯杨<sup>2</sup>

(1. 国网上海市电力公司, 上海 200122; 2. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 当电网发生故障时, 大量的遥信告警和变位信息上传到调度端, 使得调度人员很难在短时间内对故障设备及故障类型做出准确的判断。因此提出了利用分组遥信数据识别故障类型, 利用人工智能方法纠正差错遥信的电网故障诊断方法。对于此, 将各种设备的标准遥信数据映射到故障诊断空间中, 求取最优编码集, 把故障遥信的故障空间编码值和故障空间最优编码值进行比较归类, 查找故障类型, 实现电网的故障诊断。通过不同故障模式的远程变位信号数据, 利用站内丢失遥信事件的历史数据样本, 训练智能状态估计模型。对遥信误变位或漏传数据进行纠正, 实现遥信数据的前端数据纠错, 提高故障诊断正确率, 最终形成具有纠错能力、适用于大数据平台应用的电网故障智能诊断方法。通过案例仿真验证和实际大数据平台挂网运行, 验证了智能状态估计模型和故障诊断模型对电网故障元件诊断的有效性。

**关键词:** 故障诊断; 大数据; 人工智能; 设备监控

## A fault diagnosis method of a power grid based on an optimal coding set and intelligent state estimation

XIAO Fei<sup>1</sup>, YE Kang<sup>1</sup>, DENG Xiangli<sup>2</sup>, WEI Congcong<sup>2</sup>, KE Yang<sup>2</sup>

(1. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200122, China;

2. School of Electric Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** When a fault occurs in the power grid, a large number of remote signaling alarms and amount of displacement information are uploaded to the dispatching terminal. This makes it difficult for dispatchers to make accurate judgments on the faulty equipment and the type of the fault in a short time. Therefore, this paper proposes a power grid fault diagnosis method that combines classification with fault space optimal coding and intelligent state estimation and error correction of remote signal data. It proposes mapping the remote signal data to the fault diagnosis space, and compares and classifies it with the optimal coding set of the fault space to realize fault diagnosis of the power grid. Through the remote signal displacement data of different failure modes, the intelligent state estimation model is trained to correct the misplaced or missed data of the remote signal to realize the front-end data error correction of the remote signal data, and thus improve the accuracy of fault diagnosis. Finally, an intelligent fault diagnosis method for power grid faults suitable for big data platform applications is formed. The validity of the intelligent state estimation model and fault diagnosis model for fault diagnosis of power grids is verified by case simulation verification and actual big data platform network operation.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777119) and the Science and Technology Project of State Grid Shanghai Electric Power Company (No. 520900180030).

**Key words:** fault diagnosis; big data; artificial intelligence; equipment monitoring

## 0 引言

电网故障时, 大量的故障和告警信息使得调度

人员在短时间内很难对故障设备及故障类型做出准确的判断; 由于通信系统受到严重干扰或监控设备通信故障等原因, 会出现遥信数据误变位或丢失, 对调度人员的判断形成干扰; 而电网的应急处理和故障恢复都需对电网的故障做出迅速、准确的诊断。各网、省调度大数据平台、云调控平台的建设已初

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777119); 国网上海市电力公司科技项目资助(520900180030)

具规模，利用平台提供的大数据有可能设计出一套诊断速度快、容错能力强、诊断正确率高的电网故障诊断系统，满足电网应急处理和故障恢复的要求。

目前，专家系统用于电网的诊断研究集中在专家知识的表达、知识的推理、知识的扩展等方面<sup>[1-2]</sup>。文献[4-5]采用专家库和知识表示方式对电网故障元件做出诊断，但专家知识库的建立和知识表述还缺乏成熟经验。人工神经网络在故障诊断中的应用研究主要集中在故障类型样本的形成、神经网络的训练方式及归类模型的形成<sup>[4-7]</sup>。而粗糙集理论的应用主要是解决关键信息的提取和冗余信息的简化问题，再和其他方法结合，用以提高故障诊断的精度<sup>[8-9]</sup>。文献[10-15]利用贝叶斯网络或 Petri 网描述遥信信息的传递过程，求取保护和断路器动作的概率，获取故障诊断的结果。但是初始概率不易获取、网络模型过于理想化，使得诊断结果和实际结果有偏差。文献[16-19]利用电网故障造成保护和断路器动作的原理构造遥信信息的解析模型，考虑多种约束条件，采用最优化方法求解解析模型，确定故障元件，但求解方法复杂，难以用于大规模电网的诊断。对于单一种类的故障信息诊断正确率低、容错率低的问题，文献[20-23]提出了多元信息融合的故障诊断方法，提高了故障诊断的准确率。

但上述方法中，对遥信信息的处理大都以单条遥信信息为处理单元，在以下两方面的应用并不理想：(1) 应用于大规模复杂电网时，难以简单、快速地诊断出电网故障；(2) 未充分考虑大数平台的运行条件，未对大电网的数据资源进行充分、深入挖掘，以提高诊断正确率，减少诊断时间。

随着大数据及人工智能技术的快速发展，国网公司着力于各领域相关技术的深化应用，在国调、省调、地调均开展设备监控大数据平台建设，使得在电网故障诊断和故障推演研究方面具备了更多方法和技术手段，以解决传统方法难解决的问题。

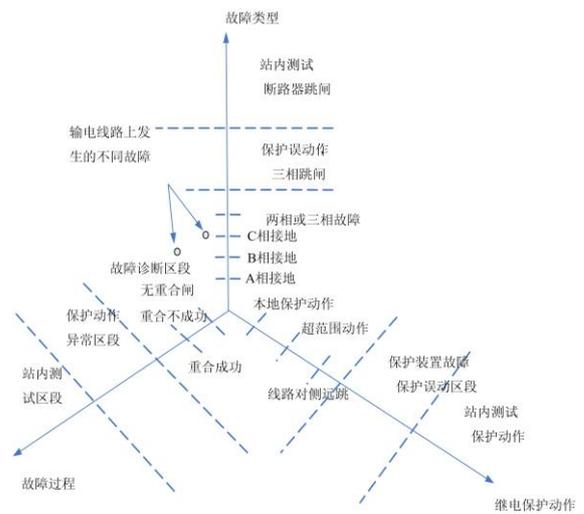
本文在以上背景下，提出一种能够应用于大规模电网故障诊断的快速诊断方法。采用遥信的分组和编码技术，把故障遥信数据映射到故障诊断空间中，并对空间内数据进行 k-means 聚类，形成故障空间最优编码集。利用变电站间隔的历史差错遥信数据建立训练样本，对智能状态估计模型进行训练，形成前端遥信数据纠错模型。通过对电网各种工况下上传至调度大数据平台的各类遥信数据，分别进行捕获、前端纠错、分组、故障空间编码映射，最终进行故障类型的匹配，实现电网故障的诊断。

### 1 基于遥信数据的智能故障诊断方法原理

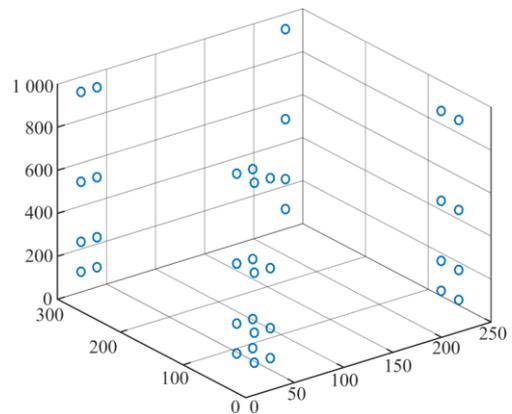
#### 1.1 基于故障空间最优编码集的电网故障诊断方法

电网故障后，大量遥信变位数据上传到调度中心，单条遥信数据信息量少、信息不全面，甚至还会出现差错。所以，以单条遥信数据为单位的诊断方法难以对电网做出全面、正确的诊断。采用多遥信数据分组和编码映射，然后进行故障类型匹配的诊断方式可以对电网进行快速、全面的诊断。

为了能够进行故障类型快速匹配，需要预先形成标准的故障类型数据点。由于变电站投运后，继电保护配置、断路器的跳闸方式也就确定，各种故障设备触发的保护动作遥信和断路器跳闸遥信也就确定。因此，可以利用不同设备的故障类型产生的遥信，通过映射在故障诊断空间中形成标准的故障类型数据点，以输电线路为例，标准的故障类型数据点如图 1 所示。



(a) 标准故障类型数据点的分布



(b) 故障诊断最优编码数据集

图 1 故障诊断空间障类型数据点的分布

Fig. 1 Distribution of data points for fault diagnosis space

由于图 1 中的标准故障类型数据点数目很大, 对故障遥信点进行匹配时, 容易发生归类错误, 所以可以通过相似数据点的聚类, 合并故障类型相似的数据点, 形成故障诊断最优编码数据集, 如图 1(b) 所示, 用以提高归类的正确率。

电网发生故障时, 可以把故障相关遥信数据进行分组, 并映射到故障诊断空间, 和最优编码数据集中的数据点进行匹配, 寻找最相近的数据点作为诊断输出结果, 实现对故障的诊断。

### 1.1.1 遥信数据到故障空间的编码映射

遥信数据到多维数据空间的映射变换公式为

$$\begin{cases} f_1(\mathbf{A}_1) = c_1 \\ \vdots \\ f_n(\mathbf{A}_n) = c_n \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_n$  为  $n$  个故障后遥信分组矩阵, 按照一定的格式填入相关故障遥信;  $c_1, \dots, c_n$  为通过映射后的故障数据;  $f_1, \dots, f_n$  为  $n$  个故障编码映射函数。

通过方程式(1), 实际上完成了遥信二进制数到  $n$  维编码空间 ( $c_1, \dots, c_n$ ) 的映射。所以, 电网故障的诊断, 就是在多维空间中, 映射数据和标准故障类型数据点的匹配。为了映射到  $n$  维编码空间, 必须确定遥信二进制数据矩阵  $\mathbf{A}_i$  和故障编码映射函数  $f_i$ 。确定  $\mathbf{A}_i$ 、 $f_i$  的编码方式有两种: 二维编码方式和一维编码方式。

#### 1) 遥信二进制数据矩阵数据的确定

二维编码的遥信二进制数据矩阵  $\mathbf{A}_i^2$  的数据结构如式(2)所示, 其值均为 0 或 1 的二进制数, 由遥信变位数据确定。其中  $\mathbf{D}_i$  为一次设备对应的二次设备装置, 对于输电线路的故障诊断,  $\mathbf{D}_i$  包括输电线路主保护、输电线路后备保护、远跳保护等, 也包括自动重合闸、断路器等。  $\mathbf{E}_i$  为二次设备动作遥信变位数据, 如线路差动保护动作、重合闸出口、线路后备距离保护动作、断路器分位等。如果发生遥信变位, 相应位置的数据为 1, 没有发生遥信变位其值为 0。

$$\mathbf{A}_i^2 = \begin{matrix} & \mathbf{D}_1 & \dots & \mathbf{D}_i & \dots & \mathbf{D}_n \\ \mathbf{E}_1 & 1 & \dots & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{E}_i & 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{E}_n & 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \end{matrix} \quad (2)$$

按照故障后遥信变位数据信息和  $\mathbf{A}_i^2$  矩阵的数据结构, 可以确定遥信二进制数据矩阵  $\mathbf{A}_i^2$  的数值。

一维编码的遥信二进制数据矩阵  $\mathbf{A}_i^1$  的数据结构如式(3)所示。把所有遥信变位的二进制数据按照设备、动作标志归类, 形成单列向量, 根据遥信变位数据确定相应位置的数据。

$$\mathbf{A}_i^1 = \begin{matrix} \mathbf{D}_1 & \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{E}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{E}_i \\ \vdots \\ \mathbf{E}_n \end{array} \right. & \left| \begin{array}{l} 1 \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{array} \right. \end{matrix} \quad (3)$$

#### 2) 故障编码映射函数的确定

映射函数可采用遥信二进制数据矩阵元素乘以权重值, 然后累加求和的方式实现。二维编码的映射函数如式(4)所示, 一维编码的映射函数如式(5)所示。

$$c_i = \mathbf{w} \cdot \mathbf{A}_i^2 \mathbf{w}^T \quad (4)$$

$$c_i = \mathbf{w} \cdot \mathbf{A}_i^1 \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{w} = (2^0, \dots, 2^n)$  为二进制权重向量。

二进制数据的权重表示该二进制数据在整个编码中的重要程度。如故障录波标志位是电网发生故障的必要条件。继电保护动作和断路器发生变位时, 如果没有收到故障录波遥信数据, 则可能是变电站内部测试产生的频发数据, 所以故障录波遥信应分配更高的二进制权重。

#### 1.1.2 故障空间最优编码集的求取

以电网中的一次设备为单位, 不同的一次设备会产生不同的遥信变位数据集。每一个二进制遥信数可能有 0 或 1 两种值, 对应故障诊断空间的点的数目也很大, 如图 1 所示。每个点对应于一种故障情况, 意味着每两个故障点之间的距离很小, 容易出现误归类的情况。为了减少故障空间归类故障类型的个数, 应该把相近似的故障类型进行合并, 减少故障点的数量。同时还应该调整故障诊断空间点的位置, 使得各点之间的距离最大化, 形成最优编码集。因此, 可以通过 k-means 聚类的方法, 在故障空间内对相近似的故障类型进行聚类, 最终形成数目较少的故障空间最优编码集, 便于对故障后遥信编码的识别, 分析方法如下。

假设有  $n$  种故障的遥信数据通过分组编码映射后, 在故障空间中形成  $n$  个点的集合, 该集合用向量集合  $\mathbf{F}$  表示, 如式(6)所示。

$$\mathbf{F} = (a_1, a_2, \dots, a_n) \quad (6)$$

式中, 向量集合  $\mathbf{F}$  中的每一个子向量表示编码空间中的一个点, 满足  $a_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im})$ ,  $a_i$  表示样本空间中的第  $i$  个样本点,  $m$  为编码空间的维数(空间

坐标), 每个样本点都包含  $m$  维数据。定义编码空间子向量  $i$  和  $j$  之间的距离公式为

$$d_{ij} = \sqrt{(a_{i1} - a_{j1})^2 + (a_{i2} - a_{j2})^2 + \dots + (a_{im} - a_{jm})^2} \quad (7)$$

任意两个编码向量之间的最小距离为  $\min_{i,j} \{d_{ij}\}$ 。

故障遥信数据点的匹配实际上是计算故障遥信编码向量到  $n$  维空间所有标准编码向量的最小距离, 距离最短的编码向量所对应的故障类型即为诊断结果。当电网故障后, 分别计算故障遥信映射编码与故障空间中  $n$  个编码向量的距离, 如果与某个编码向量的距离为 0, 属于完全匹配, 则归为该编码向量对应的故障类。但电网发生故障后, 遥信变位信息可能出错, 故障编码向量也会发生错误, 只能进行不完全匹配归类, 所以, 还应考虑故障归类的容错性问题。

如果仅考虑单维数据发生遥信错误的情况。某一维数值由  $b_{mk}$  变为了  $b_{m(k+1)}$ , 其他维数据均未发生变化, 则归类距离不再为 0, 变为式(8)。

$$\Delta d = \sqrt{(b_{mk} - b_{m(k+1)})^2} \quad (8)$$

与其他所有编码向量距离的关系如式(9)所示。

$$\Delta d_{ij} \geq \min_{i,j} \{d_{ij}\} > \Delta d \quad (9)$$

式中,  $\Delta d_{ij}$  表示样本空间中任意两个样本点之间的距离。该式表示编码误差值必须小于任意两个编码之间距离的最小值才能正确归类。

因此, 发生一维故障编码数据变化时, 与待归类的故障类编码向量之间的距离如果满足式(9), 与其他编码向量之间的距离都大于故障类编码向量的距离, 就不会误归类。

从以上分析可以得出以下两个结论。

1) 编码向量的维数越多, 抗遥信误变位误差的容错能力越强。因为维数越多,  $\min\{d_{ij}\}$  值对于  $\Delta d$  值越大, 越容易正确归类。

2) 在故障诊断空间内, 各编码向量之间的距离越大容错能力越强。因为向量之间的距离越大  $\min\{d_{ij}\}$  值越大。

所以, 通过以上准则调整权值矩阵  $w$ , 改变故障诊断空间中映射编码值的位置, 使得各映射编码值之间的距离尽量最大。通过  $k$ -means 聚类 and 调整权值矩阵  $w$ , 最终在故障空间内形成数目较少的几种故障类型, 称之为故障诊断空间最优编码集, 用于故障归类的故障诊断。

### 1.2 遥信二进制数据智能状态估计的基本原理

由于电网中大数据平台采集到的故障遥信有可能发生遥信位丢失或误变位的情况, 所以需要对其

故障遥信数据进行状态估计, 用以修正误差遥信位, 提高故障归类的正确率。

以输电线路的故障诊断为例, 首先应该对输电线路的故障遥信进行分组, 然后再进行编码映射。输电线路发生故障产生的遥信数据被分成故障过程分组、保护动作分组和跳闸相识别分组三部分, 然后再通过上述编码方法映射到故障诊断空间, 诊断空间的数据通过聚类的方式形成故障点较少的最优编码集。但是由于二次设备或通信系统可能出现故障, 故障遥信数据会出现差错, 因此为了提高电网诊断的正确率, 需要研究遥信二进制数据的状态估计算法, 对差错遥信数据进行辨识和纠正。智能遥信数据状态估计模型如图 2 所示。由于不同变电站、不同的间隔遥信导致数据出现差错的情况不同, 所以应该收集不同的差错历史数据, 训练不同的神经网络状态估计模型, 对差错数据进行纠正。

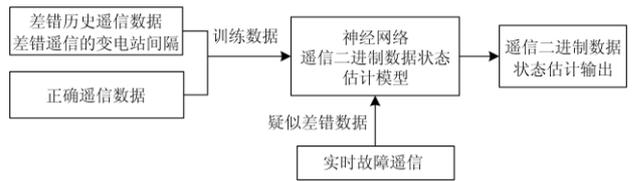


图 2 智能遥信数据状态估计模型

Fig. 2 State estimation model of intelligent remote signaling data

以线路故障诊断算法为例, 分别建立故障过程分组、保护动作分组和跳闸相识别分组的神经网络状态估计模型, 分别对差错数据进行纠正, 如图 3 所示。

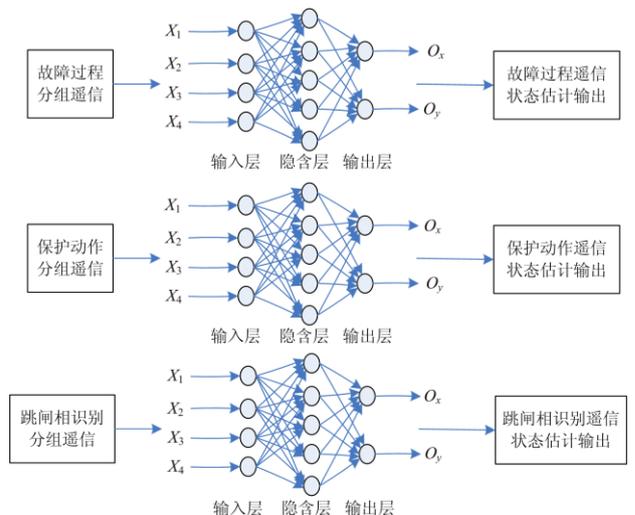


图 3 线路故障诊断遥信分组状态估计模型

Fig. 3 Group state estimation model of telecommunications for line fault diagnosis

为了加快训练和检测速度, 遥信二进制数据状态估计模型可采用 BP、RBF、PNN 等神经网络构建。BP 网络学习算法采用梯度下降法, 初始权值为随机量, 而梯度空间为非凸空间, 有时会收敛于不同极小值点, 造成训练模型误差, 所以 BP 网络对样本点数目和初始权值依赖较强。RBF、PNN 网络对样本点的依赖性、模型训练速度和状态估计的精度等都优于 BP 神经网络。

#### 4 500 kV 高压输电线路故障诊断实例

为了证明本文提出的智能故障诊断方法在电网中的应用, 以图 4 为例说明该方法在 500 kV 输电线路故障诊断中的应用。图 4 中 A1、A2 表示自动重合闸装置, P1、P2 为主保护, LP1、LP2 表示后备保护。

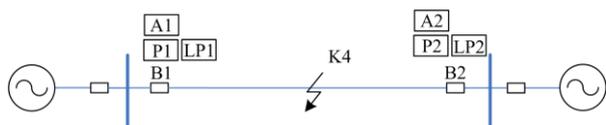


图 4 500 kV 系统接线图

Fig. 4 Wiring diagram of 500 kV system

##### 4.1 三维故障诊断空间编码

500 kV 输电线路故障时, 遥信标准信息点表信息如表 1 所示。

表 1 遥信编码标准信息

Table 1 Remote signal coding standard information

设备名称	遥信变位信息
线路保护	故障总遥信
	主保护出口
	后备保护出口
	保护 A 相跳闸出口
	保护 B 相跳闸出口
	保护 C 相跳闸出口
远跳保护	保护远跳就地判别出口
重合闸	重合闸闭锁
	重合闸出口
断路器	开关 A 相位置
	开关 B 相位置
	开关 C 相位置

表 1 可确定  $A_1^2$ 、 $A_2^2$ 、 $A_3^2$  遥信二进制数据矩阵。以保护动作数据矩阵  $A_2^2$  为例, 其确定方法如表 2 所示。

从表 2 可以看出, 保护动作数据矩阵的个数为表 2 中遥信数据可能取值的组合数  $2 \times 16 \times 4 = 128$  个, 但实际上某些组合情况不可能出现。如故障录波动作必须为“1”, 只有在故障录波遥信动作的情

况下, 保护动作跳闸才有意义。保护动作和远跳动作只可能单独出现, 不可能同时出现。所以, 保护动作数据矩阵共有 18 个组合方式。以故障录波动作、1 套主保护动作和 1 套后备保护动作为例,  $A_2^2$  矩阵可表示为

$$A_2^2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

表 2 保护动作数据矩阵数据

Table 2 Protection action data matrix data

故障录波	保护动作	远跳动作
故障录波动作	1 套主保护动作	1 套远跳出口
0	2 套主保护动作	2 套远跳出口
0	1 套后备动作	0
0	2 套后备动作	0

与保护动作数据遥信矩阵组合方式类似, 故障过程识别的遥信组合方式如表 3 所示, 故障类型识别遥信组合方式如表 4 所示。

表 3 故障过程识别数据矩阵遥信

Table 3 Fault process identification data matrix

remote signalling

保护动作	断路器动作	重合闸动作	后加速动作
1 套保护出口	断路器动作	重合闸动作	1 套保护动作
2 套保护出口	0	0	2 套保护动作

表 4 故障类型识别矩阵遥信

Table 4 Fault type identification matrix remote signalling

保护动作	重合闸	后加速
断路器 A 相跳闸	断路器 A 相跳闸	断路器 A 相跳闸
断路器 B 相跳闸	断路器 B 相跳闸	断路器 B 相跳闸
断路器 C 相跳闸	断路器 C 相跳闸	断路器 C 相跳闸

采用相同的数据生成方法,  $A_1^2$  (故障过程识别数据矩阵) 有 15 个,  $A_3^2$  (故障类型识别矩阵) 有 12 个。所以, 三种数据矩阵之间的组合一共有 3 240 种组合方式, 对应了故障空间中的 3 240 个故障类型, 构成了 500 kV 输电线路故障诊断的所有数据样本。

以上编码采用的是二维映射编码, 其编码方式相对于一维编码有一定的优势。保护动作编码矩阵的一维编码和二维编码的比较如图 5 所示。

从图 5 的比较可以看出, 二维编码优于一维编码, 原因如下。

1) 二维编码平均数值远小于一维编码数值, 在聚类、最小距离归类等算法中, 不会把其他两维数值淹没。在最终故障归类结果中, 能够体现出其他两维的数值信息。

2) 各个点之间的相对变化率较大, 使得在故障诊断空间中故障类型的点之间距离较大, 便于归类。

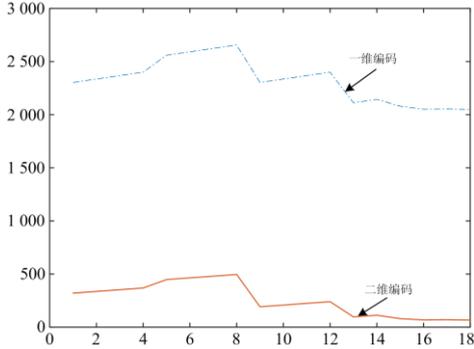


图 5 保护动作编码比较

Fig. 5 Comparison of protection action codes

#### 4.2 最优编码集聚类分析

本文利用表 1 中的遥信作为监控遥信, 遥信变位数据最大集样本, 通过空间编码映射后进行 k-means 聚类, 形成输电线故障的最优编码集。数据最大集样本在故障诊断空间内形成 3 240 个数据样本点, 通过 k-means 聚类后形成 36 个点的最优编码集数据。

#### 4.3 基于智能状态估计模型的数据纠错

为了对捕获故障遥信数据进行纠错, 应该设计三个不同的智能状态估计模型, 分别对故障过程识别字段、保护动作识别字段、故障相识别字段进行纠错, 将 BP、RBF、PNN 神经网络的智能状态估计模型进行比较, 如表 5 所示。

表 5 智能状态估计模型比较

Table 5 Comparison of intelligent state estimation models

神经网络	BP	RBF	PNN
诊断正确率/%	72.7	100	100
均方根误差(RMSE)	0.196 2	0.188 9	0.108 9
训练时间/s	0.54	0.069	0.009 5
诊断时间/s	0.000 28	0.000 51	

从表 5 可以看出, PNN 神经网络的准确率、均方根误差最小, 训练时间和诊断时间较短, 所以作为智能状态估计模型的基本结构。

#### 4.4 故障诊断的流程

如图 6 所示, 故障诊断流程分为故障空间最优编码集的形成、智能状态估计模型、实时故障遥信数据归类三部分。根据标准遥信信息数据所有可能

的组合, 形成遥信变位数据最大集样本, 利用故障诊断空间映射编码和 k-means 聚类方法, 求取故障空间最优编码集; 并利用站内间隔历史差错数据样本作为智能状态估计模型训练数据, 建立智能数据纠错模型。根据实时捕获的电网故障遥信变位数据, 通过最小距离法在故障诊断空间内对故障数据进行匹配, 输出最近似的故障类型作为诊断结果。

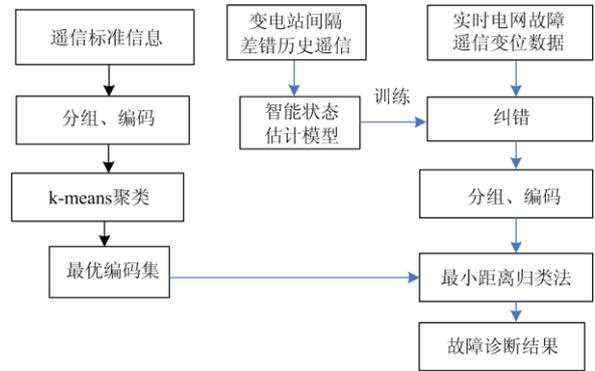


图 6 智能故障诊断方法流程

Fig. 6 Intelligent fault diagnosis method flow

## 5 案例分析

### 5.1 仿真验证

以图 7 所示的英格兰输电网系统为模型, 说明本文提出的电网故障诊断方法。图中主要研究了 3、4、14 母线围成的区域内发生的连锁跳闸, 同时在故障期间, 线路 L<sub>16-17</sub> 停运检修, 发生多条遥信数据误变位或丢失, 还出现 PT 断线的情况。

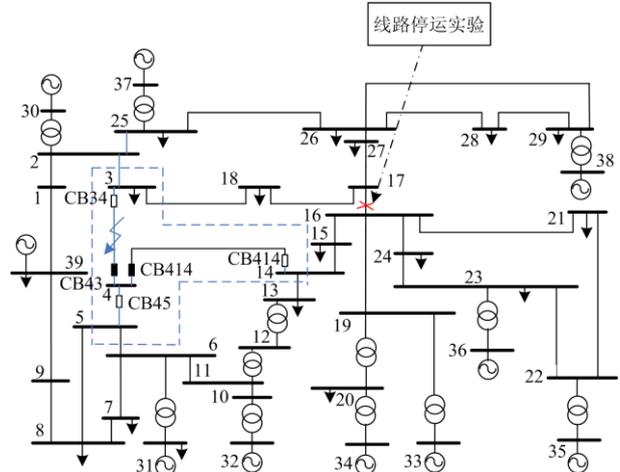


图 7 英格兰 10 机 39 节点系统

Fig. 7 England 10-machine 39-node system

在英格兰 10 机 39 节点输电系统模型中, 线路 L<sub>3-4</sub>、L<sub>4-14</sub>、L<sub>16-17</sub> 均配置了双套光纤差动保护主保护和零序后备保护, 保护具有重合闸及后加速功

能, 线路保护还具有远跳功能。母线4配置了双套母差保护和断路器失灵保护, 同时母线3、4、14均具有PT断线告警功能。在线路 $L_{3-4}$ 上设置永久性故障, 线路 $L_{3-4}$ 的光纤差动保护动作, 跳开断路器CB34、CB43拒动, 母线4的断路器失灵动作, 跳开断路器CB45、CB414拒动, 最后由线路 $L_{4-14}$ 的远后备动作, 跳开断路器CB414, 故障隔离。在仿真故障过程中保护动作信号、自动重合闸信号和断路器动作信号均能够采集到, 但可能会有部分信号出现差错, 同时母线4的PT出现断线告警信号。停电区域外的线路 $L_{16-17}$ 停电检修, 但保护并未退出, 出现多条保护动作信号, 仿真结果分析如下。

### 1) 智能状态估计模型纠错仿真

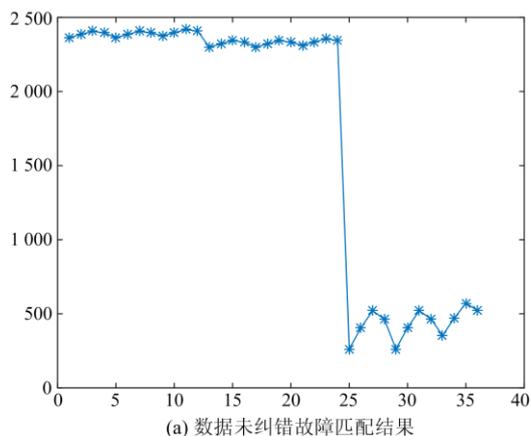
把通信故障分组后, 如果数据中“1”用黑色表示, “0”用白色表示, 故障过程分组智能状态估计模型的纠错结果如图8所示。仿真中出现的训练样本中的数据均进行了纠正, 非训练样本中发生4%的差错数据, 也可以进行完全的纠正。



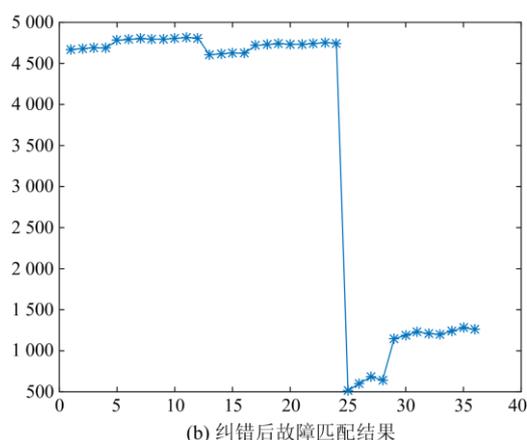
图8 智能状态估计模型纠错结果

Fig. 8 Error correction result of intelligent state estimation model

通过智能状态估计模型纠错后, 在故障诊断空间内的故障数据匹配结果如图9所示。图9(a)中没有通过纠错的编码数据中有两个点的匹配距离相等, 匹配出两个不同的输出值, 29号值是错误结果。通过智能状态估计模型纠错, 图9(b)中只有一个匹配距离最小, 准确找到诊断结果。



(a) 数据未纠错故障匹配结果



(b) 纠错后故障匹配结果

图9 故障诊断结果的比较

Fig. 9 Comparison of fault diagnosis results

### 2) 算法可靠性

由于编码中考虑了故障录波启动遥信, 线路 $L_{16-17}$ 停电检修只出现了保护动作遥信而没有故障录波遥信, 所以故障空间匹配算法找不到匹配距离最小的点, 没有诊断结果输出, 不会误判。同时, 平时容易忽视偶尔出现的PT断线告警信号也诊断出来, 及时提醒维护人员检修。220 kV及以下输电系统没有反映故障类型的遥信数据, 算法分析大数据平台中的故障录波数据补充缺失的故障类型遥信, 不影响故障诊断结果的准确性。

### 3) 诊断结果输出

算法通过停电区域扫描分别做出了正确诊断结果。变电站16的映射编码值在故障诊断空间内并没有找到相应的故障结果, 所以显示线路检修, 详细结果如表6所示。

表6 故障诊断结果

Table 6 Fault diagnosis result

区域	诊断设备	故障编码	时间/ms	诊断内容	备注
停电区域内变电站	变电站3、 $L_{3-4}$ 线路	(40,973, 1370)	120	$L_{3-4}$ 线路、无重合闸、本地保护动作、A相接地	故障线路
	变电站4、4母线	(528, 767)	252	1母线、失灵保护动作、跳各侧开关	无故障
	变电站4、CB414断路器	(763, 432)	270	CB414断路器失灵	断路器失灵
	变电站14、 $L_{4-14}$ 线路	(74,57, 667)	390	$L_{4-14}$ 线路、无重合闸、超范围动作、A相接地	无故障
其他	变电站16、 $L_{16-17}$ 线路	—	—	—	线路检修

### 5.2 实际系统运行分析

本文提出的算法及方案在某特大城市电网的大数据平台上投入运行 1 年多时间, 期间经历了设备检修、设备退运等工况, 随着数据样本的积累和系统的不断完善, 电网故障的准确诊断率(捕获率)越来越高, 如图 10 所示。1 月、2 月的准确识别率仅为 70%~80%, 7 月—10 月份准确识别率达到了 90%, 12 月份甚至达到了 100%。

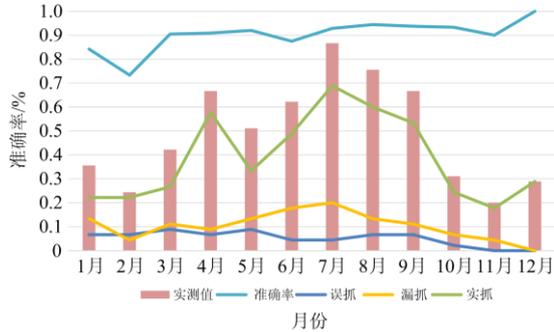


图 10 大数据平台故障诊断正确率

Fig. 10 Big data platform fault diagnosis accuracy rate

本文算法研发系统投运以来, 在电网应急处置、恢复供电等场景下发挥了重要作用。

## 5 结论

本文提出了遥信数据的故障编码映射和智能状态估计纠错方法, 实现了对电网故障的诊断, 主要开展了以下几方面的工作。

1) 建立了由遥信二进制到多维故障诊断空间的编码映射方式, 并通过标准遥信信息和 k-means 聚类的方法求取了最优编码集, 作为故障诊断空间的归类类型。

2) 建立了智能状态估计纠错模型, 用于故障差错遥信数的纠正和修补。

3) 以英格兰 10 机 39 节点系统为例进行了仿真分析, 验证本文提出的故障诊断方法的正确性。

从理论分析、仿真验证和实际系统运行可以看出, 本文所提方法在大数据和人工智能广泛应用的技术背景下, 在大电网的故障诊断中具有很好的应用前景。

### 参考文献

[1] LEE H J, PARK D Y, AHN B S, et al. A fuzzy expert system for the integrated fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(2): 833-838.  
 [2] FUKUI C, KAWAKAMI J. An expert system for fault section estimation using information from protective relays and circuit breakers[J]. IEEE Transactions on

Power Delivery, 1986, 1(4): 83-90.  
 [3] 孙明蔚, 童晓阳, 刘新宇, 等. 基于时序贝叶斯知识库的电网故障诊断软件原型系统设计[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(21): 77-83.  
 SUN Mingwei, TONG Xiaoyang, LIU Xinyu, et al. Design of prototype system of fault diagnosis for power system based on temporal bayesian knowledge bases[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 77-83.  
 [4] 王磊, 陈青, 高湛军. 输电网故障诊断的知识表示方法及其应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 85-92.  
 WANG Lei, CHEN Qing, GAO Zhanjun. Representation and application of fault diagnosis knowledge in power transmission grids[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 85-92.  
 [5] THUKARAM D, KHINCHA H P, VIJAYNARASIMHA H P. Artificial neural network and support vector machine approach for locating faults in radial distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(2): 710-721.  
 [6] 刘超, 何正友, 杨健维. 基于量子神经网络的电网故障诊断算法[J]. 电网技术, 2008, 32(9): 56-60.  
 LIU Chao, HE Zhengyou, YANG Jianwei. A quantum neural network based fault diagnosis algorithm for power grid[J]. Power System Technology, 2008, 32(9): 56-60.  
 [7] 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. Fault diagnosis method for power grids based on remote coding data fault coding technology and DHNN correction[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(21): 62-72.  
 [8] 颜肃, 张玮亚, 李宏仲, 等. 基于人工智能的输电线路故障快速诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 94-99.  
 YAN Su, ZHANG Weiya, LI Hongzhong, et al. Research on rapid diagnosis method of transmission line fault based on artificial intelligence[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 94-99.  
 [9] 王英英, 罗毅, 涂光瑜. 基于粗糙集与决策树的配电网故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2008, 34(4): 794-798.  
 WANG Yingying, LUO Yi, TU Guangyu. A fault diagnosis method for distribution networks based on rough set and decision tree[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(4): 794-798.  
 [10] 张志毅, 袁荣湘, 杨同忠, 等. 基于粗糙集和小生境遗传算法的电网故障诊断规则提取[J]. 电工技术学报, 2009, 24(1): 158-163.  
 ZHANG Zhiyi, YUAN Rongxiang, YANG Tongzhong, et al.

- Extraction of fault diagnosis rules for power grid based on rough set and niche genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(1): 158-163.
- [11] 吴欣, 郭创新, 曹一家. 基于贝叶斯网络及信息时序属性的电力系统故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 14-18.  
WU Xin, GUO Chuangxin, CAO Yijia. A fault diagnosis method for power system based on Bayesian network and information temporal attribute[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 14-18.
- [12] 霍利民, 朱永利, 贾兰英, 等. 基于贝叶斯网络的电网故障诊断方法[J]. 华北电力大学学报, 2004, 31(3): 30-34.  
HUO Limin, ZHU Yongli, JIA Lanying, et al. A Bayesian network based fault diagnosis method for power grids[J]. Journal of North China Electric Power University, 2004, 31(3): 30-34.
- [13] 朱永利, 王艳, 耿兰芹, 等. 基于贝叶斯网络的电网故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(7): 33-37.  
ZHU Yongli, WANG Yan, GENG Lanqin, et al. Diagnosis of power network faults based on Bayesian network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(7): 33-37.
- [14] 徐岩, 张锐, 霍福广, 等. 应用模糊Petri网的继电保护行为评判[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(7): 76-81.  
XU Yan, ZHANG Rui, HUO Fuguang, et al. Valuating behavior of protections via fuzzy Petri net[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(7): 76-81.
- [15] 谢敏, 吴亚雄, 闫圆圆, 等. 基于改进动态自适应模糊Petri网与BP算法的电网故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(12): 3008-3017.  
XIE Min, WU Yaxiong, YAN Yuanyuan, et al. Power system fault diagnosis based on improved dynamic adaptive fuzzy petri nets and back propagation algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(12): 3008-3017.
- [16] 郭文鑫, 文福拴, 廖志伟, 等. 计及保护和断路器误动与拒动的电力系统故障诊断解析模型[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(24): 6-10, 42.  
GUO Wenxin, WEN Fushuan, LIAO Zhiwei, et al. Analytical model for power system fault diagnosis considering protection and circuit breaker malfunction and refusal[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(24): 6-10, 42.
- [17] 熊国江, 石东源. 电网故障诊断改进解析模型及其自适应生物地理学优化方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 205-211.  
XIONG Guojiang, SHI Dongyuan. Improved analytical model for grid fault diagnosis and its adaptive biogeography optimization method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 205-211.
- [18] 翁汉珺, 毛鹏, 林湘宁. 一种改进的电网故障诊断优化模型[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(7): 66-70.  
WENG Hanli, MAO Peng, LIN Xiangning. An improved model for optimizing power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(7): 66-70.
- [19] PATHIRIKKAT G, BALIMIDI M, MADDIKARA J B R, et al. Remote monitoring system for real time detection and classification of transmission line faults in a power grid using PMU measurements[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 159-168. DOI: 10.1186/s41601-018-0089-x.
- [20] 韩迎春, 童晓阳. 利用时空电气量基于灰色关联度的电网故障诊断[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 581-588.  
HAN Yingchun, TONG Xiaoyang. Fault diagnosis of power grid based on grey correlation based on space-time electricity[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 581-588.
- [21] 文清丰, 李文云, 顾雪平, 等. 融合遥信报警和电气量分析的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2014, 51(17): 29-34.  
WEN Qingfeng, LI Wenyun, GU Xueping, et al. A fault diagnosis method for power grids combining remote signal alarm and electrical quantity analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(17): 29-34.
- [22] 屈子程, 高亮, 康保林, 等. 基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 59-66.  
QU Zicheng, GAO Liang, KANG Baolin, et al. Multi-source data-based fault diagnosis model for power system[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 59-66.
- [23] 江雪晨, 王大志, 宁一, 等. 电网故障最优诊断的查询方法[J]. 高电压技术, 2017, 43(4): 1311-1316.  
JIANG Xuechen, WANG Dazhi, NING Yi, et al. Query method for optimal diagnosis of power system faults[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(4): 1311-1316.

收稿日期: 2020-01-17; 修回日期: 2020-03-17

作者简介:

肖飞(1976—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电网运行与控制; E-mail: xiaofei@sh.sgcc.com.cn

叶康(1978—), 男, 本科, 研究方向为电力系统自动化; Email: yekang\_yk@sh.sgcc.com.cn

邓祥力(1973—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统继电保护。E-mail: xiangli\_deng@163.com

(编辑 许威)