

基于模糊和灰色关联的配电自动化 开关柜故障诊断方法

韩学森¹, 刘博文¹, 李永杰¹, 于雷², 王松³, 陶诗洋³, 刘皓璐⁴

(1. 国网北京市电力公司城区供电公司, 北京 110102; 2. 国网北京市电力公司亦庄供电公司, 北京 102600;
3. 国网北京市电力公司, 北京 100031; 4. 武汉大学电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要:针对配电自动化开关柜故障诊断对配电网安全性和可靠性的影响,提出一种基于模糊 C 均值聚类 and 灰色关联的配电自动化开关柜故障诊断方法。首先,该方法通过各类遥测信息分层影响因子,计算隶属度函数并采用 AHP 一熵权法确定权重完成配电自动化开关柜状态评价的分层模糊运算。然后,针对配电自动化开关柜典型故障信息,应用 FCM 法聚类后灰色关联分析,完成六类配电自动化开关柜典型故障的诊断,在保证诊断准确度的同时极大地减少了计算量。最后,对北京市某地区配电自动化开关柜故障信息的状态评价及故障诊断结果并与传统灰色关联分析对比表明,所提出方法的故障诊断准确度可达 90%,为快速、准确、客观地实现对配电自动化开关柜状态的实时监测及智能电网自动化的进一步发展提供参考。

关键词:配电自动化开关柜;模糊 C 均值聚类;灰色关联;故障诊断

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.02.013 中图分类号:TM56 文章编号:1673-9140(2021)02-0107-09

A fault diagnosis method for distribution automation switch cabinet based on fuzzy and gray correlation

HAN Xuesen¹, LIU Bowen¹, LI Yongjie¹, YU Lei², WANG Song³, TAO Shiyang³, LIU Haolu⁴

(1. Urban Power Supply Company of State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 110102, China; 2. Yizhuang Power Supply Company of State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 102600, China; 3. State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China; 4. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: This paper proposes a fault diagnosis method for distribution automation switch cabinet based on the Fuzzy C-means (FCM) clustering and gray correlation, aiming at exploring the effect of the distribution automation switch cabinet fault diagnoses on the safety and reliability of distribution networks. Firstly, through various telemetry information, the membership function is calculated, the weight is determined by the AHP-entropy method, and thus the evaluation of hierarchical fuzzy operations of the distribution automation switch cabinet state can be completed. Moreover, according to the typical information of the distribution automation switch cabinet faults, the gray correlation analysis combined with the FCM method are applied to diagnose six common types of fault, which can greatly reduce the calculation complexity and ensure the diagnosis accuracy simultaneously. A case study based on the distribution automation switch cabinet faults in a certain area of Beijing are presented, where the proposed method is compared

收稿日期:2019-11-24;修回日期:2020-03-06

基金项目:国家自然科学基金(51507114);国网北京市电力公司科技项目(52020218006V)

通信作者:韩学森(1978-),男,高级工程师,主要从事配电自动化应用研究;E-mail:13297997987@163.com

with the traditional gray correlation analysis. The status evaluation and fault diagnosis results show that the accuracy of the proposed method can reach 90%, which can support the fast, accurate and objective real-time monitoring of distribution automation switch cabinet status and the further development of smart grid automation.

Key words: distribution automation switch cabinet; fuzzy C-means clustering; grey correlation; fault diagnosis

配电网作为直接与用户具有关系的联结终端,实时反映着用户在安全、经济等方面的要求,其安全稳定至关重要。提高配电自动化开关柜的可靠性,是提升配电网稳定性的必然要求,也是国家智能电网发展的方向。

为提高配电自动化开关柜的可靠性,选取合适的影响因子对其进行及时、准确、客观的状态评价及故障诊断十分必要^[1]。常用的电力设备状态评价算法包括神经网络法、层次分析法、物元理论和模糊综合法。文献[2]通过抽样方式利用在线数据完成配电开关柜状态评估,但其仅基于开关柜个体,而忽略了配电网各个部分的影响;文献[3]通过隶属度函数及比例模型,将配电开关柜在线数据量化并获得其整体评估等级,但其并未对分层部分进行权重分析,且只完成了状态评价;文献[4]提出了基于模糊理论与证据推理方法的断路器评估模型,但其仅考虑了断路器的评估与维护而未考虑到整个配电网的综合影响;文献[5]提出了一种结合了熵权理论的分层模糊综合评价方案,但其未考虑故障成因,无法作为故障诊断的参考依据。为解决以上问题,必须建立一套针对配电自动化开关柜且综合考虑电网整体的故障诊断故障集,同时将其状态评价与故障诊断相结合。

该文提出一种基于分层模糊综合评价和模糊C均值(fuzzy c-means, FCM)聚类的配电自动化开关柜故障诊断方法。首先,通过全面地考虑各类遥测信息特点分层影响因子,计算隶属度函数并采用AHP—熵权法确定权重完成配电自动化开关柜状态评价的分层模糊运算,获得评价等级。其次,针对配电自动化开关柜典型故障数据信息,应用FCM法对样本数据聚类完成六类配电自动化开关柜典型故障的诊断^[6],在保证诊断准确度的同时极大地减少了计算量。最后,以北京市某配电自动化开关柜实时监测数据与历史故障信息数据作为算例并与传统灰色关联分析对比,验证该文算法有效性,为快速、准确、客观地实现对配电自动化开关柜状态的实时监测及智能电网自动化的发展提供参考。

1 配电自动化开关柜状态评价指标体系

1.1 状态评价指标体系特征量

影响配电自动化开关柜运行状态因素众多,为实现多源信息融合,需要在考虑设备个体机械性能、电气性能的基础上综合配电网整体状态。而由于配电网与开关柜综合后,整体与个体影响因子间存在层次之分,同时,还存在具有一定模糊关系的影响因子。此时,需要更加综合及全面的分层模糊评价体系将各影响因子分类后按其权重综合评价。

该文基于《配网设备评价导则》等相关规程及遥测信息特点,全面选取易于测量且对配电自动化开关柜状态影响较大的特征量作为评价指标。配电自动化开关柜结合配网的整体运行状态主要受断路器、回路母线、电缆线路、环境、日常信息5类指标影响,在此将状态评价指标体系分为五部分,共提取13种影响因子^[2],即 $U = (u_1, u_2, \dots, u_{13})$,并将因素集 U 由下至上划为2层,如图1所示。

图1中第1层(特征层)为 $U_1 = \{u_1, u_2, u_3, u_4, u_5, u_6\}$, $U_2 = \{u_7, u_8, u_9\}$, $U_3 = \{u_{10}, u_{11}\}$, $U_4 = \{u_{12}\}$, $U_5 = \{u_{13}\}$;第2层(设备层)为 $U = \{U_1, U_2, U_3, U_4, U_5\}$ 。 u_1 为测得断路器的红外温度, u_2 为断

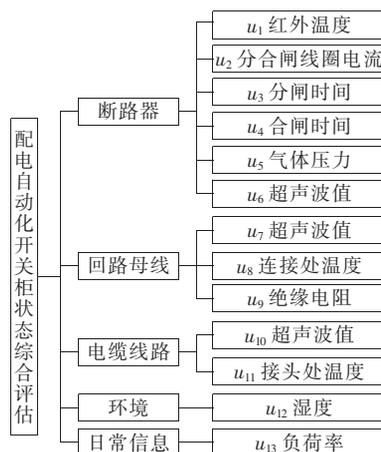


图1 评价指标体系特征量

Figure 1 List of fault diagnosis indices

路器分合闸线圈电流, u_3 为断路器的分闸时间, u_4 为断路器的合闸时间, u_5 为断路器的气体压力状态, u_6 为测得断路器的超声波值, u_7 为测得回路母线的超声波值, u_8 为测得母线连接处温度, u_9 为测得母线绝缘电阻, u_{10} 为测得电缆线路的超声波值, u_{11} 为测得电缆接头处的红外温度, u_{12} 为测得环境湿度, u_{13} 为运行负荷率。

1.2 状态评价指标体系评语集

分层模糊综合评价是通过对所有可能影响因子的整体考量,由评语集选定最优评价状态,而评语集的构建应基于现实信息,在保证评价精确性的同时保证合理的计算时间。因此,针对模型的状态评价的评语集定为 $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5\}$, 其中, e_1, e_2, e_3, e_4, e_5 划分为良好、正常、注意、异常、严重 5 个等级。当等级为 e_4 或 e_5 时认定为故障,需要进行故障诊断。

1.3 故障诊断故障集

针对配电自动化开关柜故障信息,将典型故障分为 7 种工作状态。

1) 正常状态。

2) 重、过载导致的绝缘失效。电气设备由于瞬时电流冲击造成需承担临近/超过额定负载的问题称为重、过载。这一重、过载问题可延续相应时间,随时间增加,其绝缘可能由于电流的热效应而遭受损害,进一步将造成短路甚至毁坏设备^[7]。

3) 潮湿与凝露造成的绝缘失效。城区户外环网柜运行环境较差,若户外环网柜柜体存在破损、电缆沟隧道积水等缺陷,将使设备直接处于潮湿环境,由于凝露造成户外环网柜故障^[8]。

4) 开关柜肘型头故障。电气设备因为热效应导致接头处温度升高,而配电网开关柜为封闭装置,难以直接监测其内部接头真实温度,容易造成因温度过高导致的电缆接头爆炸和 SF₆ 气体泄露等故障^[9]。

5) 断路器电磁操动机构拒动、误动故障。发生短路故障后,断路器可能出现拒动或误动^[10]。拒动主要体现在铁芯不能正常启动导致的拒合及分闸线圈铁芯不能启动导致的拒分;误动主要体现在合闸维持支架复位慢导致合后即等^[11]。

6) 灭弧和绝缘能力问题。配电自动化开关柜内接触点、连接处等部分由于氧化等问题接触电阻增

大,容易造成局部放电,而开关柜内部回路母线的老化更易造成上述问题,甚至形成电弧。若不及时消除极易引发电气火灾,还会发展成为线路故障,造成供电系统大面积停电的恶性事故^[12]。

7) 配电网终端电磁兼容问题。缺乏相互闭锁、遥控选择和执行继电器未独立分开,当各类逻辑和驱动芯片受到电磁干扰时可能出现抖动,或者可能存在开关柜绝缘性能差引起遥控执行继电器触点粘连导致进行遥控分合闸操作时出现开关误动的情况^[13]。

2 基于分层模糊综合评价的配电自动化开关柜状态评价模型

分层模糊综合评价基于模糊集,应用隶属函数表达并处理不可量化、不够准确的因子特性,针对多因子影响其优劣程度的模型,通过综合考量,完成客观评价。

2.1 模糊评判模型因子集及分层

基于配电自动化开关柜运行状态评价指标体系特征量,同时由于不同的评价指标往往具有不同的量纲,为避免其影响到数据分析的结果,该文采用半岭模型^[14]对评价指标数值归一化。经确定的各评判因子评价阈值如表 1 所示。

表 1 评判因子评价阈值

Table 1 Range and thresholds of fault diagnosis indices

指标	影响因子	评判因子	单位	上限	下限
断路器	u_1	红外温度	°C	75	90
	u_2	分/合闸线圈电流	A	1.9/2.1	1.5/2.5
	u_3	分闸时间	ms	20	50
	u_4	合闸时间	ms	35	60
	u_5	气体压力	—	正常 1 分;异常 0.6 分	
回路母线	u_6	超声波值	dB	8	15
	u_7	超声波值	dB	8	15
	u_8	母线与断路器连接处温度	°C	50	60
电缆线路	u_9	绝缘电阻	MΩ	300	500
	u_{10}	超声波值	dB	8	15
环境	u_{11}	电缆接头温度	°C	50	60
	u_{12}	湿度	%	35	90
日常信息	u_{13}	负荷率	%	40	120

2.2 状态评价等级及评判因子隶属度函数

通过分析配电自动化开关柜的故障信息和状态评价标准,建立影响线性及非线性时的各评价隶属函数,即各评判因子集对评语集 E 的关系矩阵 $\mathbf{R}_i = (r_{ij})_{m \times n}$ ($i=1,2,\dots,13$),对于以上评价模型, $n=5$ 。对配电自动化开关柜影响成线性及非线性时,分别采用的隶属度函数如表 2 所示。

表 2 评价隶属度函数

Table 2 List of evaluation membership functions

等级	线性状态量隶属度函数	非线性状态量隶属度函数
e_1	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.8 \\ 5x-4, & 0.8 \leq x < 1 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases}$	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.96 \\ 50x-49, & 0.96 \leq x < 0.98 \\ 1, & x \geq 0.98 \end{cases}$
e_2	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.6 \\ 5x-3, & 0.6 \leq x < 0.8 \\ -5x+5, & 0.8 \leq x < 1 \\ 0, & x \geq 1 \end{cases}$	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.68 \\ 5x - \frac{17}{5}, & 0.68 \leq x < 0.88 \\ -10x + \frac{49}{5}, & 0.88 \leq x < 0.98 \\ 0, & x \geq 1 \end{cases}$
e_3	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.4 \\ 5x-2, & 0.4 \leq x < 0.6 \\ -5x+4, & 0.6 \leq x < 0.8 \\ 0, & x \geq 0.8 \end{cases}$	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.5 \\ 5x - \frac{5}{2}, & 0.5 \leq x < 0.7 \\ \frac{-50x+48}{13}, & 0.7 \leq x < 0.96 \\ 0, & x \geq 0.96 \end{cases}$
e_4	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.4 \\ 5x-1, & 0.2 \leq x < 0.4 \\ -5x+3, & 0.4 \leq x < 0.6 \\ 0, & x \geq 0.6 \end{cases}$	$f(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.25 \\ \frac{20x-5}{7}, & 0.25 \leq x < 0.6 \\ -5x+4, & 0.6 \leq x < 0.8 \\ 0, & x \geq 0.8 \end{cases}$
e_5	$f(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.2 \\ -5x+2, & 0.2 \leq x < 0.4 \\ 0, & x \geq 0.4 \end{cases}$	$f(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.25 \\ \frac{-20x+12}{7}, & 0.25 \leq x < 0.6 \\ 0, & x \geq 0.6 \end{cases}$

2.3 综合加权模糊运算

综合加权运算时采用层次分析法(AHP)—熵权法主客观权值综合计算模式^[15-16]。首先,基于配电自动化开关柜五大类指标对整体运行状态的影响程度,使用 AHP 获得状态评价体系的五部分权重

集 w 。然后使用 AHP-熵权法相结合的计算模式,通过评价指标体系特征量的数据熵值以及专家经验获得评判因子的组合赋权权重集,其组合权重为

$$c_i = \alpha a_i + (1 - \alpha) b_i, i = 1, 2, \dots, 13 \quad (1)$$

式中 $0 \leq \alpha \leq 1$; a_i 为 AHP 法主观权重值, b_i 为熵权法客观权重值, c_i 为 AHP-熵权法组合赋权权重值。结合实际情况取 $\alpha = 0.5$, c_i 归一化。最后,采用分层模糊综合评价方法,构建配电自动化开关柜状态评价的评价体系。

依据文 1.1 状态评价指标体系特征量分层结果,各个因素之间的层次关系共划分为 2 层。首先,利用特征层数据计算各评判因子隶属度,得到关系矩阵 \mathbf{R}_i ;然后,利用各组合权重对各评判因子隶属于各评语集的隶属度加权求和获得 \mathbf{S} ;最后,根据设备层权重分配得到评价对象配电自动化开关柜模糊评价矩阵 \mathbf{D} ,基于最大隶属度原则获得最终评价结果。其中, w 为根据 AHP 经验获得的权重系数矩阵; a_i 、 b_i 和 c_i 为根据 AHP-熵权法获得的权重系数矩阵; \mathbf{R}_1 、 \mathbf{R}_2 、 \mathbf{R}_3 、 \mathbf{R}_4 、 \mathbf{R}_5 对应第 1 层模糊矩阵, $\mathbf{S} = [\mathbf{S}_1 \mathbf{S}_2 \mathbf{S}_3 \mathbf{S}_4 \mathbf{S}_5]^T$ 对应第 2 层模糊矩阵; \mathbf{D} 为最终模糊评判结果。获得的权重系数如表 3 所示。

表 3 评价权重

Table 3 List of evaluation weights

设备层权重	特征层	主观权重	客观权重	组合权重
	红外温度	0.106 9	0.118 9	0.112 9
	分合闸线圈电流	0.064 6	0.039 7	0.052 1
0.364 4	断路器	0.090 9	0.071 4	0.081 2
	分闸时间	0.088 8	0.066 1	0.077 5
	合闸时间	0.082 9	0.061 0	0.071 9
	气体压力	0.083 1	0.062 0	0.072 5
	超声波值	0.075 7	0.065 6	0.070 6
0.199 7	回路母线	0.069 2	0.064 8	0.067 0
	母线与断路器连接处温度	0.071 8	0.167 4	0.119 6
	绝缘电阻	0.078 6	0.056 8	0.067 7
0.264 0	电缆线路	0.073 5	0.072 2	0.072 9
	电缆接头温度			
0.071 2	环境	0.056 6	0.061 2	0.058 9
	湿度			
0.100 7	日常信息	0.057 3	0.092 8	0.075 1
	负荷率			

3 基于 FCM 聚类的配电自动化开关柜故障诊断模型

3.1 灰色关联分析

将配电自动化开关柜整体视为一个灰色系统,并将遥测系统监测的数据视为配电网输入数据,获取其目标——配电自动化开关柜故障类型。灰色关联分析法通过两组数据的一致性水平评判其关联系数,从而选择出多种影响因子中对结果影响较大的因子,其主要步骤如下^[17]:

1)采集灰色系统输入数据,基于评判目标规定参考、比较数列;

2)对上述参考、比较数列进行数值归一化;

3)依次计算各评价指标下参考数列及比较数列同位元素差的绝对值,即

$$\Delta_i(t) = |x'_0(t) - x'_i(t)|, \quad t = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

4)计算 $mm = \min_i \min_t |x_0(t) - x_i(t)|$, $MM = \max_i \max_t |x_0(t) - x_i(t)|$;

5)计算关联系数,即

$$r(x'_0(t), x'_i(t)) = \frac{mm + \rho \cdot MM}{\Delta_i t + \rho \cdot MM}, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中, ρ 为分辨系数,在 $(0, 1)$ 内取值;

6)求出关联度并排序,即

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_{0i}(t) \quad (4)$$

7)依据关联度大小获得影响因素关联性结论。

3.2 基于 FCM 聚类的改进灰色关联度法

基础的灰色关联分析由于一定的约束,应用于故障诊断时的障碍主要包括:

1)关联系数由分辨系数 ρ 决定,在复杂系统中,其数值的选择对结果的影响存在经复杂计算后产生较大偏差甚至出现错误的情况;

2)基础的灰色关联分析需利用众多参考数据,而这必然增加计算量,如何选择最合适的参考数据是需要解决的问题。

针对以上障碍,FCM 法改进了基础的灰色关联度分析。算法把 n 组数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分为

c 个模糊组,其中, $x_1 = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ 表示一组样本。为求每组的聚类中心 $v_i (i = 1, 2, \dots, c)$,使得价值函数 J 最小,定义目标函数 J 为每个数据与聚类中心间距离的平方和:

$$J_c(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n, 1 \leq j \leq n \quad (6)$$

其中, $\mathbf{U} = \{u_{ij}\}$ 为隶属矩阵; $\mathbf{V} = \{v_i\}$ 为聚类中心矩阵; d_{ij} 为样本 x_j 与第 i 组聚类中心的欧氏距离; m 为模糊系数,该文选取 $m = 2$ 。FCM 法计算具体步骤如下。

①输入聚类类型数量 c 、迭代阈值 ϵ 及隶属度矩阵 $\mathbf{U}^{(0)}$ 。

②构建拉格朗日函数,更新聚类中心矩阵 \mathbf{V} 。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^2 x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^2}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (7)$$

③更新隶属度矩阵 \mathbf{U} 。

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (d_{ij}/d_{kj})^2}, \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \quad (8)$$

④判断 $\|\mathbf{U}^{(b+1)} - \mathbf{U}^{(b)}\| < \epsilon$, 成立则算法结束,输出 \mathbf{U}, \mathbf{V} ; 反之,继续更新迭代^[18]。

此后,将待诊断数据与求得的聚类中心 \mathbf{V} 求取关联系数并进行关联度排序。

基于 FCM 法的故障诊断流程如图 2 所示。

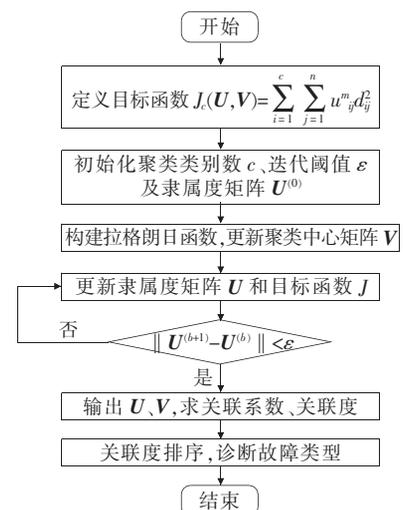


图 2 基于 FCM 法的故障诊断流程

Figure 2 Fault diagnosis flowchart based on FCM method

通过 FCM 法获得参考数据的聚类中心后再进行关联度计算,改进后的分析方法能够克服传统灰色关联方法的不足,既提高了计算效率,即待诊断序列为依据参考序列聚类中心求取的关联系数,并非与所有影响因子数据组,可以大大减少计算量,并完成了通过监测数据达成精确故障诊断的目标;同时,提升了故障诊断精确性,降低了产生误差的机率。

4 算例分析

基于评价及故障诊断方法,该文选用北京市某地区配电网历史数据进行算例分析。

4.1 基于分层模糊法的配电自动化开关柜状态评价

针对配电自动化开关柜的状态评价流程如图 3 所示。以北京市某地区配电自动化开关柜为例,从历史数据记录中获得检测数据矩阵 $U = [63, 1.98,$

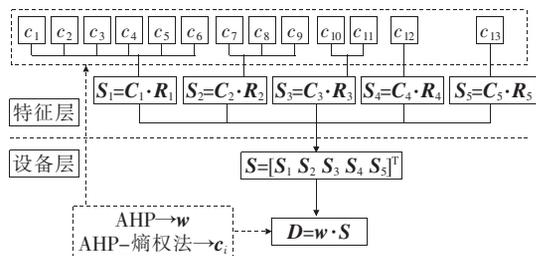


图 3 状态评价流程

Figure 3 State evaluation flow chart

18,32,1,6,8,35,553,6,44,52,43],计算等级为 1,表示状态正常,可适当延迟检修;而 $U = [83, 2.13, 17, 34, 1, 10, 12, 58, 322, 13, 58, 60, 98]$,经计算得等级为 5 级,需要立刻有针对性地进行检修。

4.2 FCM 法分析故障诊断

根据文 3.2 节所述,当状态评价等级为 e_4 或 e_5 时认定发生故障,为保证安全并及时检修,应进行故障诊断。以北京市某地区配电网为例进行配电自动化开关柜故障诊断。

针对配电自动化开关柜故障信息,从历史数据库得到典型的故障特征值序列 36 组,即每种工作状态各包含 5 组数据。故障特征值序列如表 4 所示。

同样,对各指标进行标准化,并选择第 36 组数据作为比较数列进行故障诊断。对剩下的 35 组数据进行 FCM 法聚类,得到直观的 7 种状态数据聚类结果,如图 4 所示,其中类别 1~7 分别对应状态 ①、⑤、⑥、⑦、②、④、③。

对应的 7 种类别聚类中心如表 5 所示。将每种类型故障的聚类中心作为该故障状态的参考数列,计算关联系数如表 6 所示。

最终计算获得关联度,如表 7 所示。经整理并与聚类类型相对应,获得关联度排序: $r_4 > r_2 > r_1 >$

表 4 故障特征值序列

Table 4 Sequence of fault eigenvalues

序号	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_7	u_8	u_9	u_{10}	u_{11}	u_{12}	u_{13}	状态
1	62	1.98	18	32	1	6	5	35	592	6	34	52	33	①
...														
6	87	2.13	17	34	1	10	12	58	322	13	58	60	95	②
...														
11	69	2.20	20	35	1	11	13	50	302	12	58	88	54	③
...														
16	77	2.03	17	34	1	11	12	59	293	11	56	54	76	④
...														
21	68	1.2	0	0	1	14	13	43	492	14	45	53	64	⑤
...														
26	65	2.43	24	34	0.6	12	11	51	317	12	49	48	75	⑥
...														
31	62	1.63	30	42	1	14	15	42	335	15	41	57	46	⑦
...														
36	53	1.64	29	41	1	19	16	34	305	16	44	52	45	⑦

$r_7 > r_6 > r_3 > r_5$, 即与状态⑦关联度最大。因此,故障诊断结果为 F_7 , 与实际故障相同。

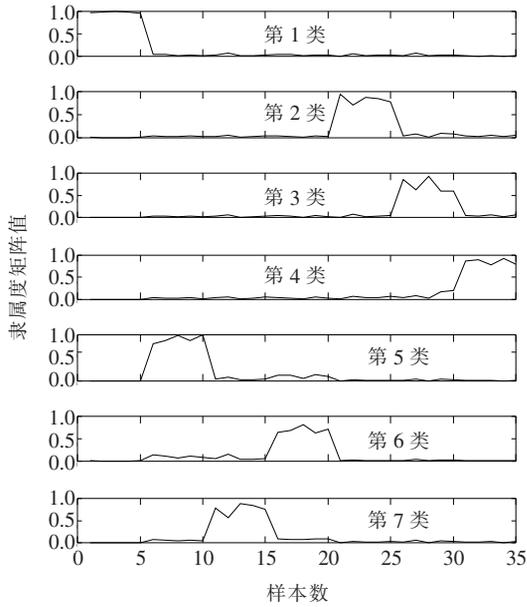


图 4 FCM 聚类结果

Figure 4 Results of the FCM clustering

为验证上述方法的可靠性,收集 100 组北京市某地区配电自动化开关柜运行数据进行诊断,诊断结果如表 8 所示。

经过验证,上述 FCM 聚类应用于实际工况聚类诊断时的准确度为 90%。作为对比,在此使用传统灰色关联分析方法将此 100 组数据分别与表 4 中前 35 行 7 类数据进行关联度计算,诊断准确度仅为 75%。采用 2 种方法得到的实验结果进行对比,如图 5 所示。

此外,由于 7 种类型故障的聚类中心经由历史数据获得,因此使用 FCM 聚类在线计算时仅将聚类中心数据作为对应故障状态的参考序列,与传统灰色关联分析法使用所有参考数据序列相比减少的计算量可达 10 倍以上。因此,基于 FCM 聚类的故障诊断方法既提高了计算效率,又达到了准确诊断故障的目标。

表 5 聚类中心

Table 5 Cluster center

类别	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_7	u_8	u_9	u_{10}	u_{11}	u_{12}	u_{13}
1	0.995 4	0.994 0	0.995 9	0.993 6	0.995 6	0.993 6	0.993 6	0.994 3	0.992 4	0.993 4	0.993 8	0.634 8	0.975 2
2	0.995 1	0.005 5	0.995 2	0.995 4	0.993 6	0.113 6	0.293 8	0.993 7	0.984 7	0.113 4	0.993 0	0.698 8	0.816 5
3	0.993 8	0.077 8	0.970 8	0.993 1	0.607 4	0.365 7	0.426 1	0.922 7	0.012 0	0.365 2	0.982 1	0.777 7	0.684 7
4	0.994 9	0.130 3	0.697 4	0.750 4	0.987 4	0.019 1	0.010 1	0.992 9	0.008 6	0.009 4	0.988 0	0.496 4	0.947 8
5	0.061 7	0.782 9	0.995 9	0.990 4	0.995 6	0.411 5	0.344 6	0.020 4	0.006 7	0.314 0	0.036 1	0.499 3	0.077 3
6	0.968 3	0.988 1	0.995 8	0.995 7	0.995 3	0.398 7	0.359 2	0.030 5	0.004 6	0.393 6	0.062 0	0.566 6	0.556 1
7	0.991 4	0.824 6	0.995 6	0.995 7	0.995 0	0.373 3	0.286 4	0.829 0	0.002 4	0.327 1	0.046 4	0.016 6	0.834 1

表 6 关联系数

Table 6 Correlation coefficient

类别	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_7	u_8	u_9	u_{10}	u_{11}	u_{12}	u_{13}
1	0.999 7	0.407 8	0.711 1	0.794 1	1.000 0	0.333 6	0.333 6	0.997 5	0.333 8	0.333 7	0.996 5	0.771 5	0.971 1
2	1.000 0	0.648 9	0.710 8	0.791 1	0.997 0	0.816 5	0.628 7	0.997 2	0.334 0	0.816 8	0.995 8	0.856 5	0.740 0
3	1.000 0	0.526 0	0.550 9	0.628 8	0.356 7	0.372 1	0.336 8	0.750 8	0.963 0	0.372 5	0.948 2	0.989 4	0.413 9
4	1.000 0	0.504 2	0.601 7	0.560 4	0.950 5	0.900 1	0.953 7	0.986 5	0.960 3	0.958 1	0.954 5	0.335 9	0.776 5
5	0.343 3	0.489 3	0.707 7	0.795 5	1.000 0	0.544 0	0.587 9	0.333 6	0.990 3	0.610 4	0.337 2	0.633 4	0.348 5
6	0.947 2	0.403 6	0.706 2	0.787 5	1.000 0	0.549 7	0.575 6	0.333 8	0.995 2	0.553 0	0.341 3	0.692 3	0.527 2
7	0.992 3	0.463 5	0.703 2	0.785 0	0.999 8	0.562 2	0.626 5	0.741 2	1.000 0	0.594 7	0.334 0	0.383 5	0.753 8

表 7 关联度

Table 7 Relevance

类别	状态	关联度
1	①	0.816 7
2	⑤	0.909 4
3	⑥	0.746 3
4	⑦	0.949 3
5	②	0.701 9
6	④	0.764 8
7	③	0.812 7

表 8 诊断结果

Table 8 Diagnostic results

状态	数量	正确诊断	错误诊断
①	15	15	0
②	15	15	0
③	14	11	3
④	14	10	4
⑤	14	13	1
⑥	14	12	2
⑦	14	14	0

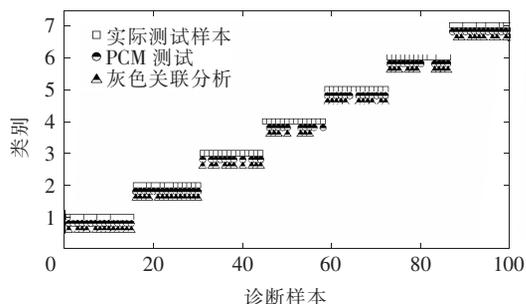


图 5 故障诊断结果

Figure 5 Result of fault diagnosis

5 结语

该文为更好地对配电自动化开关柜状态进行评价,并确定故障类型以完成故障诊断,指导专业人员进行有针对性的及时、快速检修,提出了一种基于分层模糊综合评价和 FCM 聚类的配电自动化开关柜综合评价及故障诊断方法。

首先,通过各类遥测信息分层影响因子,计算隶属度函数并采用 AHP-熵权法确定权重完成配电自动化开关柜状态评价的分层模糊运算,获得评价等级。在模糊运算过程中,全面地考虑了不同设备各种遥测数据的特点,达到了更加有效使用试验数

据和设备信息反映配电自动化开关柜实际运行状态。其次,针对配电自动化开关柜典型故障信息,选取配电自动化开关柜典型的六类故障,并应用 FCM 聚类完成故障诊断,与传统灰色关联分析相比在保证准确度的同时极大的减少了计算量。最后,以北京市某地区配电自动化开关柜历史数据为参考,完成状态评价及故障诊断并与传统灰色关联分析法进行对比,结果显示,故障诊断准确度达 90% 以上,较传统方法有极大改善。因此,该文提出的状态评价及故障诊断综合算法能够针对各种状态,快速、准确、客观地实现对配电自动化开关柜状态的实时监测,为实现智能电网自动化的进一步发展提供了参考。

参考文献:

- [1] 杨海寅,倪新宇,茅大钧,等. 基于多数据融合的电厂设备故障预警[J]. 电力科学与技术学报,2018,33(4):161-167.
YANG Haiyin, NI Xinyu, MAO Dajun, et al. Fault early warning of power station equipment based on the multi-data fusion[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(4): 161-167.
- [2] 韩筛根,陈驰,王自桢. 配网用电压电流传感器误差在线测试装置设计及应用[J]. 高压电器,2020,56(12):245-241.
HAN Shaigen, CHEN Chi, WANG Zizhen. Design and application of error online testing device for voltage and current sensors in distribution network[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(12): 245-241.
- [3] 吴传奇,陈隽,刘帆,等. 高压开关柜触头测温传感器性能检测平台的设计和应用[J]. 高压电器,2020,56(11):96-101.
WU Chuanqi, CHEN Jun, LIU Fan, et al. Design and practice for temperature measurement sensor performance testing platform of high voltage switchgear contact[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(11): 96-101.
- [4] 唐波,李耀伟,叶莉,等. 基于模糊综合评价法的输电线路山火遥感甄别算法[J]. 中国电力,2019,52(11):60-67.
TANG Bo, LI Yaowei, YE Li, et al. Remote sensing discrimination algorithm for transmission line forest fire based on fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Electric Power, 2019, 52(11): 60-67.
- [5] 谢静,束洪春,王科,等. 基于模糊分层理论的高压开关柜状态评估算法[J]. 高电压技术,2014,(10):3186-3192.

- XIE Jing, SHU Hongchun, WANG Ke, et al. State evaluation based on AHP fuzzy theory of high voltage switchgears[J]. High Voltage Engineering, 2014, (10): 3186-3192.
- [6] 刘远龙, 潘筠, 王玮, 等. 用于泛在电力物联网的配电变压器智能感知终端技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 140-146.
- LIU Yuanlong, PAN Jun, WANG Wei, et al. Research on intelligent sensing terminal technology of a distribution transformer for ubiquitous power internet of things [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48 (16): 140-146.
- [7] 康兵, 杨勇, 李振兴, 等. 基于实际运行数据的配电变压器故障原因多维度分析[J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 66-70+116.
- KANG Bing, YANG Yong, LI Zhenxin, et al. Multidimensional analysis of causes of distribution transformer fault based on actual operation data[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 66-70+116.
- [8] 汪清, 朱正国, 贾志东, 等. 户外单元式环网柜的通风效果仿真与优化措施[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 59-64.
- WANG Qing, ZHU Zhengguo, JIA Zhidong, et al. Simulation and optimization of outdoor RMU Ventilation effect[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 59-64.
- [9] 曹海滨, 刘英新, 周鹏程, 等. 基于配电系统降损目标的多类型 DG 机组组合优化规划方法研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(15): 47-52.
- CAO Haibin, LIU Yingxin, ZHOU Pengcheng, et al. Research on optimal planning approach for multi-type DG units commitment based on reducing line loss objective in distribution system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(15): 47-52.
- [10] 冯雷, 朱林, 刘平. 考虑厂站主接线的电网暂态稳定概率评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(4): 123-128+142.
- FENG Lei, ZHU Lin, LIU Ping. Transient stability probability assessment of power system considering substation connection modes[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(4): 123-128+142.
- [11] 李宝伟, 倪传坤, 文明浩, 等. 基于关联变电站信息的断路器失灵保护技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 173-178.
- LI Baowei, NI Chuankun, WEN Minghao, et al. Research on breaker failure protection based on associated substation information [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 173-178.
- [12] Egorov E G, Louiya N Y, Aleksandrov R I, et al. Design features of the arc-suppressing system of an automatic circuit breaker [J]. Russian Electrical Engineering, 2019, 90(8): 543-548.
- [13] 张卫红, 陈小龙, 万顺, 等. 基于边缘计算的分布式配电故障处理系统[J]. 供用电, 2019, 36(9): 28-33+58.
- ZHANG Weihong, CHEN Xiaolong, WAN Shun, et al. A distributed distribution network fault processing system based on edge computing technology [J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(9): 28-33+58.
- [14] 侯慧, 曾金媛, 陈国炎, 等. 配电开关设备及其控制器可靠性研究综述[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2018, 51(7): 627-633.
- HOU Hui, ZENG Jinyuan, CHEN Guoyan, et al. Review of reliability research on power distribution switchgears [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2018, 51(7): 627-633.
- [15] 向思阳, 蔡泽祥, 刘平, 等. 基于 AHP-反熵权法的配电网低碳运行模糊综合评价[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(4): 69-76.
- XIANG Siyang, CAI Zexiang, LIU Ping, et al. Fuzzy comprehensive evaluation of the low-carbon operation of distribution network based on AHP-Anti-Entropy Method [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(4): 69-76.
- [16] 南琦琦, 穆云飞, 董晓红, 等. 电动汽车快速充电网综合评估指标体系与方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(1): 83-91.
- NAN Qiqi, MU Yunfei, DONG Xiaohong, et al. Comprehensive evaluation index system and method for fast charging network of electric vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(1): 83-91.
- [17] 祝喧懿, 姚李孝. 基于相似日和小波神经网络的光伏短期功率预测[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(3): 75-78.
- ZHU Xuanyi, YAO Lixiao. Solar power plant short-term power forecast based on similar days and WNN [J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(3): 75-78.
- [18] 毕锐, 丁明, 徐志成, 等. 基于模糊 C 均值聚类的光伏阵列故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2016, 37(3): 730-736.
- BI Rui, DING Ming, XU Zhicheng, et al. PV array fault diagnosis based on FCM [J]. Acta Energetica Sinica, 2016, 37(3): 730-736.