

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210361

基于馈线负荷骤降度的配电网故障研判方法

杨晨曦¹, 马杰¹, 杨威¹, 杨凡奇¹, 杨喜行², 黄纯²

(1. 云南电网有限责任公司昆明供电局, 云南 昆明 650011; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对自动化水平低的配电线路故障停电后难以准确快速定位故障区段和停电范围的问题, 提出了一种基于馈线负荷骤降度的配电网故障研判方法。该方法在馈线首端有功功率的骤降度大于一定阈值时启动, 然后利用计量自动化系统中配变的历史负荷数据预测故障前馈线上各配变的有功功率, 并计算馈线上各开关的负荷占比。通过比较馈线负荷骤降度与各开关负荷占比值, 判断故障跳闸开关及停电范围。工程实例的分析结果表明, 该方法能够准确定位故障跳闸开关, 实时性好, 为配电网提供了一种不依赖配电网自动化系统的新的故障研判手段。

关键词: 配电网; 故障定位; 故障研判; 负荷预测; 相似日; 相关分析

Distribution network fault location method based on the sudden drop ratio of feeder active load

YANG Chenxi¹, MA Jie¹, YANG Wei¹, YANG Fanqi¹, YANG Xihang², HUANG Chun²

(1. Kunming Power Supply Bureau, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650011, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: It is difficult to accurately and quickly locate the fault section and outage range after power failure in a distribution network with low-level automation. To solve this problem, a fault location and diagnosis method based on sudden drop ratio (SDR) of the feeder active load is proposed. After the feeder SDR exceeds a certain threshold, the active power of each distribution transformer on the faulty feeder is predicted using the historical load data in the metering automation system, and the load proportion of each switch is calculated. By comparing the feeder SDR and the power proportion of each switch, the fault trip switch and power failure range are judged. Analysis of the results of an engineering example show that the method can accurately locate the fault trip switch, and has good real-time performance. It provides a new fault diagnosis technique for a distribution network independent of the distribution network automation system.

This work is supported by the Science and Technology Project of Yunnan Power Grid Co., Ltd. (No. YNKJXM20191129 and No. YNKJXM20191176) and the National Natural Science Foundation of China (No. 51677060).

Key words: distribution network; fault location; fault analysis; load forecasting; similar days; correlation analysis

0 引言

随着经济发展和社会进步, 人们对供电可靠性的需求也越来越高。当配电网发生故障停电时, 故障研判的快速性和准确性不仅影响到用户的用电体验和利益, 还关系到供电公司的经营业绩与服务水平。为提高故障研判与定位的准确性, 国内外学者和工程技术人员进行了大量的研究。

对于实现了馈线自动化的线路, 馈线终端(Feeder Terminal Unit, FTU)和故障指示器(Fault Indicator, FI)在线路故障时能够上传过流或告警等故障信息^[1]。基于这些故障信息, 人们提出了一系列的故障研判和定位算法。其中, 最早提出的矩阵类算法利用故障信息并结合网络描述矩阵, 通过矩阵运算进行故障研判, 但容错性较差, 故障信息漏报、误报时得不到正确的定位结果^[2]。为了提高故障研判的容错性能, 学者们提出了基于智能优化算法的故障研判方法^[3-4]; 该类方法将故障研判问题转换为求极值的数学优化问题, 采用遗传算法、粒子群算法等人工智能算法^[5-6]求解, 具有较好的容错性。此外, 动态

基金项目: 云南电网有限责任公司科技项目资助(YNKJXM 20191129, YNKJXM 20191176); 国家自然科学基金项目资助(51677060)

拓扑容错^[7]、贝叶斯估计^[8]、信息互补约束^[9]等理论和方法亦用于消除或减小故障信息缺失、畸变对故障定位的不良影响^[10]。上述方法单一利用来自配电网自动化系统的故障信息, 其故障研判的准确性和定位精度严重依赖 FTU/FI 等终端的运行状况和覆盖率。

配电网营配一体化的发展, 打破了配电网各系统间的信息壁垒, 使配电网能够利用来自生产和营销管理等多个系统的故障信息进行故障研判。文献[11-12]提出了基于多源信息的 Petri 网故障研判模型; 文献[13]将多源信息分层融合, 提高故障研判的准确性和容错率; 文献[14-16]分别采用不同算法对电气量和开关量进行处理, 再建立故障定位模型, 改善故障研判效果; 文献[17]则采用改进 DS 证据理论和树状图的方式融合多源信息进行故障定位。多源信息融合的研判方法虽能提升故障研判性能, 但是仍然很大程度上依赖于配电自动化系统。

我国部分地区受经济发展水平限制, 仍然存在一些没有实现馈线自动化的线路。而且, 即使对于自动化线路, 所配置的 FTU 或 FI 的数量也不足, 再加上运行维护水平参差不齐, 故障信息常有漏报、误报情况发生, 配网自动化系统在故障研判方面的实际应用效果较差。

在部分供电公司, 当配电线路发生故障后, 运行调度人员通过观察配电网运行控制系统(Operation Control System, OCS)中馈线出口电流骤降的幅度, 依据经验估计跳闸开关位置, 研判故障停电范围。该方法简单实用, 但依赖于调度人员的工作经验, 实施效果因人而异, 且估计结果准确性不高, 只能作为故障定位的初步参考。

受这一工程实用方法的启示, 本文提出一种基于馈线负荷骤降度的配电网馈线故障研判方法。该方法利用配电变压器(后文均简称配变)的历史负荷数据预测故障前馈线上各开关有功功率, 通过比对馈线负荷骤降度与各开关功率占比来判断故障跳闸开关及停电范围。该方法将现行的利用馈线电流骤降特征的人工故障研判方法理论化和数字化, 为配电网故障研判提供了一条新的途径, 可作为常规故障定位的辅助方法。目前, 该方法已应用于笔者研发的“基于多元不完整信息的配电网故障定位与研判系统”。

1 基于负荷骤降度的故障研判原理

1.1 故障时馈线负荷的骤降特征

当馈线发生故障后, 馈线出口电流在故障隔离

后发生骤降, 如图 1 中所示。

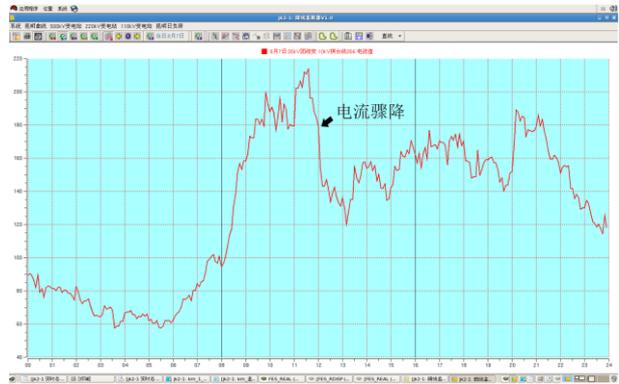


图 1 OCS 系统馈线电流实时监测图

Fig. 1 Real-time monitoring of feeder current in OCS

但是, 当线路中大功率负荷退出运行时也会产生较大幅度的功率骤降。为了过滤这种情况, 需要分析馈线负荷的骤降特征。

本文定义馈线负荷骤降度 λ 为

$$\lambda = \frac{P_0 - P_1}{P_0} \times 100\% \quad (1)$$

式中: P_0 、 P_1 分别为配电网 OCS 系统先、后相邻 2 次记录的馈线出口有功功率值。

通过统计分析昆明电网多条 10 kV 馈线一个月的历史数据, 获得正常运行时馈线负荷骤降度的概率分布, 如图 2 所示。正常运行时, 馈线负荷骤降度极少出现大于 10% 的情况。为此, 结合昆明供电局统计数据 and 运行人员经验, 设置馈线负荷骤降度大于 10% 时启动故障研判。对于其他配电网, 该启动阈值不一定适合, 应根据具体情况确定。

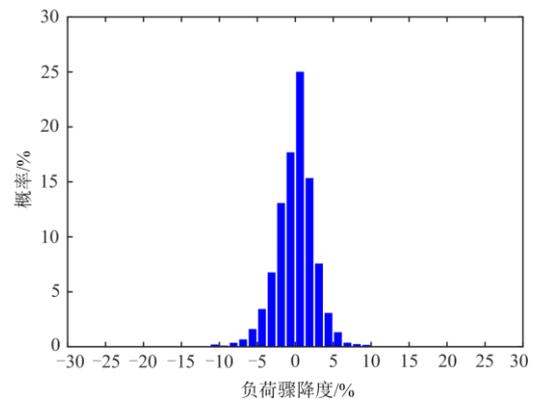


图 2 正常运行时馈线负荷骤降度的概率分布

Fig. 2 Probability distribution of load sag for normal feeder

1.2 故障研判机理

为便于描述, 对馈线中各分段开关和分支线开关, 引入开关负荷占比 δ_i 的概念, 其定义为

$$\delta_i = \frac{P_i}{P_1} \times 100\% \quad (2)$$

式中：下标 i 表示该馈线中的第 i 个开关； P_i 为流过第 i 个开关的有功功率； P_1 为流过馈线出口开关的有功功率。

配电网发生故障后，由于故障电流大于线路开关保护整定值，故障点最近的上游线路开关 i 将跳闸，该开关下游的所有配变及其负荷被切除，导致馈线出口功率骤降。在忽略线路损耗的条件下，馈线负荷骤降度与跳闸开关 i 的负荷占比相等，即 $\lambda = \delta_i$ 。因此，若能计算得到故障前各开关负荷占比，即可在故障后通过对比馈线负荷骤降度与各开关负荷占比来定位故障跳闸开关。

如何快速、准确地估算故障时刻各开关的负荷占比是本方法的关键所在。对于非自动化线路，开关缺乏测量装置，负荷数据无法实时得到。对于自动化线路，由于存在着 FTU 覆盖率有限和 TTU 实时召测受通信带宽限制等问题，获得的开关负荷数据实时性、可靠性和完整性无法保证。

考虑到配变普遍装有监测计量终端，在每日 24 时附近向计量自动化系统上传本日配变负荷数据，其采集频度一般为每日 96 点。因此在故障发生后，可以立即从计量自动化系统提取各配变的历史负荷数据，采用负荷预测^[18-20]的思想，预测故障发生时刻各配变的有功负荷；然后结合“变电站-线路-开关-配变”的拓扑关系，将线路上各开关下游的配变负荷预测值累加得到故障发生时刻的各开关负荷占比；最后基于负荷骤降度和各开关的负荷占比进行故障研判。

2 故障时段的配变负荷预测

配变故障时刻的负荷预测不同于传统的负荷预测，其预测目标是故障时刻的负荷值，且故障发生前的馈线总负荷是已知的，当日的气象参数也是已知的。因此本文充分利用故障前馈线总负荷和气象情况进行配变的负荷预测。

2.1 配变负荷与馈线总负荷的相关性

配电网运行过程中，馈线总负荷约等于此馈线下辖的所有配变负荷之和(忽略线损)。对于每个配变而言，馈线总负荷包含有这个配变负荷的一部分运行信息。且馈线总负荷和大部分配变负荷的变化规律都受作息规律、季节、是否为工作日等因素的影响。因此大部分配变负荷呈现出与馈线总负荷较大程度的相关性。

以昆明电网某实际馈线为例，对 2020 年 8 月

的馈线总负荷与选取的下辖配变负荷进行相关性分析，计算其 Pearson 相关系数，结果如表 1 所示(限于篇幅只列出了 7 台配变数据)。

表 1 馈线总负荷与各配变负荷的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between the feeder load and each transformer load

	配变 1	配变 2	配变 3	配变 4	配变 5	配变 6	配变 7
相关系数	0.744	0.660	0.750	0.684	0.833	0.849	0.508
相关程度	较强	中等	较强	中等	强	强	较弱

由表 1 可以看出：对于配变 5 和配变 6，其负荷与馈线负荷的相关系数均大于 0.8，呈现为强相关；配变 1 和配变 3 的负荷与馈线负荷相关系数在 0.7~0.8 之间，呈现较强的相关性；配变 2 和配变 4 的负荷与馈线负荷的相关系数在 0.6~0.7 之间，呈现中等强度的相关性；配变 7 负荷与馈线总负荷的相关系数最小，表现为较弱相关。分析负荷数据发现，配变 7 的负荷表现为每个工作日都很接近，受外界因素影响较小。

2.2 气象因素对配变负荷的影响

温度、湿度等气象因素对配变负荷有重要的影响^[21]，各气象参数(温度、湿度、风速、降雨量等)的单位、量纲不同，数值没有直接可比性，故采用式(3)进行归一化处理。

$$y^* = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (3)$$

式中： y 为待归一化的某气象参数数据； y_{\max} 和 y_{\min} 分别为其在分析时间内出现的最大值、最小值。

仍以上文的馈线为例，对 2020 年 8 月的各配变负荷与各气象参数进行相关性分析，气象参数的采集频度为 8 点/日，得到 Pearson 相关系数如表 2。

表 2 配变负荷与气象参数相关系数

Table 2 Correlation coefficients between transformer load and meteorological parameters

配变负荷	温度	相对湿度	平均风速	最大风速	降雨量
配变 1	0.622	-0.593	0.016	-0.270	-0.211
配变 2	0.657	-0.611	0.030	-0.344	0.262
配变 3	0.618	-0.570	0.223	-0.354	-0.269
配变 4	0.556	-0.517	0.080	-0.271	-0.201
配变 5	0.495	-0.453	0.156	-0.370	-0.314
配变 6	0.609	-0.552	0.141	-0.394	-0.276
配变 7	0.146	-0.143	0.133	-0.204	-0.275

由表 2 可以看出：除了配变 7 外，配变 1—6 均与气象因素相关，但各配变负荷与不同气象因素之间的相关程度差异较大；在进行配变负荷预测时，需考虑不同气象因素对配变负荷不同程度的影响。

2.3 基于相似日的配变负荷预测

在配变负荷与馈线总负荷和气象因素的相关分析的基础上, 对各配变分别找寻其基于馈线负荷相似性的相似日以及基于气象因素相似性的相似日。一部分配变负荷与馈线总负荷和气象因素的相关性均较弱(如恒定负荷)或只与日类型相关, 则可以对比历史数据直接寻找相应的相似日。

与常规负荷预测相比, 故障研判并不需要预测配变整天的负荷值, 只需预测故障前 2 h 内的有功功率。本文依据故障发生前 2 h 的馈线负荷、气象参数与历史日同时段的馈线负荷与气象参数的相似性进行相似日选取。

2.3.1 基于 DTW 距离的馈线负荷相似日选取

在配网实际运行中, 计量自动化系统采集的配变负荷数据往往存在漏报或误报的情况, 即负荷数据中会有个别点缺失或者异常。采用 Pearson 相关系数等常规方法进行相似性分析时, 需要先对数据进行预处理, 剔除异常值, 并对缺失数据及剔除数据通过插值进行补充, 过程比较繁琐。且 Pearson 相关系数只与负荷的波形形状有关, 与负荷的大小无关, 因此其在找寻相似日过程中可能出现“形相似, 值不相似”的情况, 效果较差。

本文采用动态时间弯曲(Dynamic Time Warping, DTW)算法计算馈线总负荷与配变负荷间的相似度, 以选取馈线负荷相似日(下文均简称馈线相似日)。

DTW 算法利用动态规划的思想, 用满足特定条件的规整函数描述两时间序列之间的时间对应关系, 解得两序列匹配时累计距离最小对应的规整函数。DTW 算法能够找到最优的两时间序列之间的非线性定位, 其定位之间的距离不易受时间维度失真所造成的负面影响。DTW 算法能计算非等长时间序列信号的相似度, 且对个别数据的缺失和异常不敏感, 因此, 不需要对缺失、异常的个别数据进行预处理。

对于时间序列 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_N\}$ 和序列 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_j, \dots, h_M\}$ 之间的 DTW 距离 $D(S, H)$ 定义为

$$D(S, H) = f(N, M) \quad (4)$$

$$f(i, j) = d(s_i, h_j) + \min \begin{cases} f(i, j-1) \\ f(i-1, j) \\ f(i-1, j-1) \end{cases} \quad (5)$$

$$f(0, 0) = 0, f(i, 0) = f(0, j) = \infty, \quad (6)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$$

式中, $d(s_i, h_j) = |s_i - h_j|$ 。

在计算 DTW 距离 D 时, 构造 $N \times M$ 个单元的动态时间弯曲距离矩阵, 以式(4)~式(6)递归填充距离矩阵, 最后得到的最小距离即为时间序列 S 和 H 的 DTW 距离 D 。

基于 DTW 距离的馈线相似日选取流程如下。

1) 负荷数据采集。当 OCS 系统检测到某馈线负荷骤降度 $\lambda > 10\%$, 即认为该馈线发生故障, 提取当日故障时刻前 2 h 的馈线负荷有功功率序列, 记为 P_{OCS} 。

2) 从计量自动化系统中提取故障馈线上待预测配变的前 28 天每天对应故障时刻前 2 h 的负荷有功功率序列, 记为 $P_T = [P_1, P_2, \dots, P_k, \dots, P_N]$, 其中 $N = 28$ 天。

3) 计算该配变第 k 日历史有功功率 P_k 与馈线负荷 P_{OCS} 的 DTW 距离 $D(P_k, P_{OCS})$ 。

4) 若某日该配变负荷的有功功率序列与故障日馈线负荷 P_{OCS} 序列的 DTW 距离最小, 则该日为该配变的馈线相似日。

按上述步骤, 获得馈线上所有配变的馈线相似日。

2.3.2 基于加权灰色关联分析的气象相似日选取

气象相似日的选取不仅需要考虑到多气象因素, 同时还要考虑各气象因素对配变负荷的影响程度。本文通过加权灰色关联分析^[22-23]获取气象相似日, 综合考虑所有气象因素特征的影响, 避免出现单个特征影响过大或忽视掉某几个特征的情况。

基于加权灰色关联分析的气象相似日选取步骤如下。

1) 获取故障日及其前 28 天的历史气象数据, 构成故障日气象特征向量 $Y_0 = [Y_{01}, Y_{02}, \dots, Y_{0M}]$ (M 为气象因素的个数)和历史第 n 天的气象特征向量 $Y_n = [Y_{n1}, Y_{n2}, \dots, Y_{nM}]$ ($n = 1, 2, \dots, N$, $N = 28$ 为历史日个数)。

2) 以故障日气象特征向量 Y_0 作为母序列, 以其他日的气象特征向量 $Y_1, Y_2, \dots, Y_i, \dots, Y_N$ 作为子序列, 计算母序列 Y_0 与各子序列之间的灰色关联系数, 构造如下灰色关联矩阵:

$$F = \begin{bmatrix} F_{11} & \dots & F_{1M} \\ \vdots & F_{nm} & \vdots \\ F_{N1} & \dots & F_{NM} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, F_{nm} 为第 n 天的第 m 个气象参数与母序列对应气象参数的灰色关联度值。

灰色关联度值 F_{nm} 计算公式为

$$F_{nm} = \frac{\min_n \min_m d(n,m) + \beta \max_n \max_m d(n,m)}{d(n,m) + \beta \max_n \max_m d(n,m)} \quad (8)$$

式中： $d(n,m) = |y_{0m} - y_{nm}|$ 为第 n 天第 m 项气象参数与母序列对应参数的绝对差值； $\min_n \min_m d(n,m)$ 和 $\max_n \max_m d(n,m)$ 分别为 2 级最小差值和 2 级最大差值； β 为分辨系数，通常取 0.5。

3) 采用比例系数法计算各项气象因素的权重：

$$w_m = \frac{|c_m|}{\sum_{m=1}^M |c_m|} \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

式中， c_m 为第 m 项气象指标与配变负荷的相关系数。

4) 对灰色关联矩阵加权，然后累加得到第 n 日加权灰色关联度值，如式(10)所示。

$$R_n = \sum_{m=1}^M w_m F_{nm} \quad (10)$$

式中， R_n 为第 n 天气象参数与故障日气象参数的灰色关联度，其值越大，则表示两序列相似度越高。

5) 取灰色关联度最大值对应的日期为各配变的气象相似日。

2.4 配变负荷预测

馈线相似日和气象相似日是采用不同的标准选取的相似日。对于某一配变，如果两个相似日恰好是同一天，则可将该天配变的负荷作为故障日的负荷。如果两相似日不是同一天，则采用式(11)来计算故障日(预测日)的有功负荷。

$$P_{\text{forecast}}(\tau) = \alpha P_{\text{feeder}}(\tau) + (1 - \alpha) P_{\text{weather}}(\tau) \quad (11)$$

式中： α 为融合系数； $P_{\text{forecast}}(\tau)$ 为预测日时段 τ 的负荷预测值； $P_{\text{feeder}}(\tau)$ 、 $P_{\text{weather}}(\tau)$ 分别为馈线相似日、气象相似日对应 τ 时段的负荷值；当配变历史负荷数据采集频率为 4 点/h 时， $\tau = 1, 2, \dots, 8$ 。

为了获得式(11)中的融合系数 α ，将故障日的前 1 日作为“预测日”，分别采用 DTW 和灰色关联度法从故障前 28 日中选出“预测日”的馈线相似日和气象相似日，并将“预测日”及其馈线相似日、气象相似日的各时段 $\tau (\tau = 1, 2, \dots, 8)$ 的负荷数据代入式(11)，可建立 8 个线性方程。由于只有一个未知变量 α ，采用最小二乘法求得最优的融合系数 α 。配变负荷预测算法结构示意图如图 3 所示。

3 故障研判和定位实现步骤

综上所述，故障研判和定位的具体实现步骤如下。

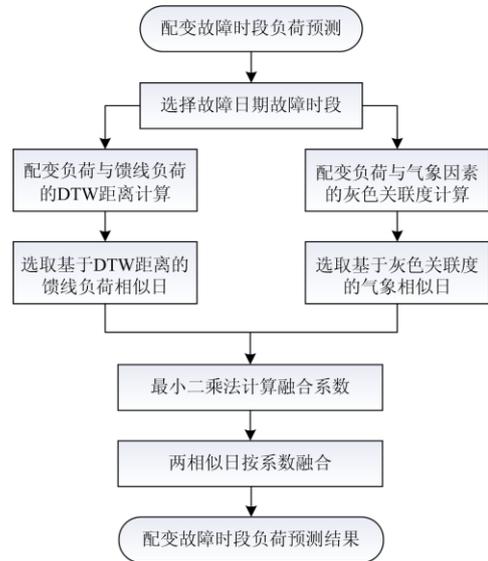


图 3 配变负荷预测算法结构示意图

Fig. 3 Distribution transformer load forecasting algorithm structure diagram

1) 配电网 OCS 系统实时监测馈线的有功功率负荷，按式(1)计算馈线电流骤降度 λ ，如果 $\lambda > 10\%$ ，转步骤 2)，否则转步骤 1)。

2) 从 OCS 系统获取自故障时刻起至故障日前 28 天的馈线有功功率历史数据，从计量自动化系统获取该馈线上各配变故障日前 28 天的有功功率历史数据，以及气温、湿度、风速、降水量等气象数据。

3) 按式(4)一式(6)寻找馈线相似日，计算各配变负荷与各气象参数的 Pearson 相关系数，并按式(7)一式(10)寻找气象相似日。当两相似日为同一天时，将该日负荷作为配变负荷；当两类相似日不同时，按式(11)计算得到各配变故障时段负荷预测值。

4) 根据配变负荷预测值和“变电站-线路-开关-配变”拓扑关系，按式(2)计算各开关负荷占比。

5) 比较各开关负荷占比 δ_i 与馈线负荷骤降度 λ ，负荷占比 δ_i 与 λ 最接近的开关判断为故障跳闸开关。

故障研判和定位的实现流程如图 4 所示。

4 算例分析与工程应用

4.1 工程算例分析

采用本文方法，对昆明电网旗台线 2020 年 8 月 17 日凌晨 02:27 发生的故障进行研判和定位。

将该馈线正常运行情况下负荷占比不会超过 10% 的开关忽略，得到简化接线图如图 5 所示。该次故障位于线路开关 CB3 下游，故障后开关 CB3 跳闸，线路出口有功骤降，经计算，负荷骤降度=28.51%。

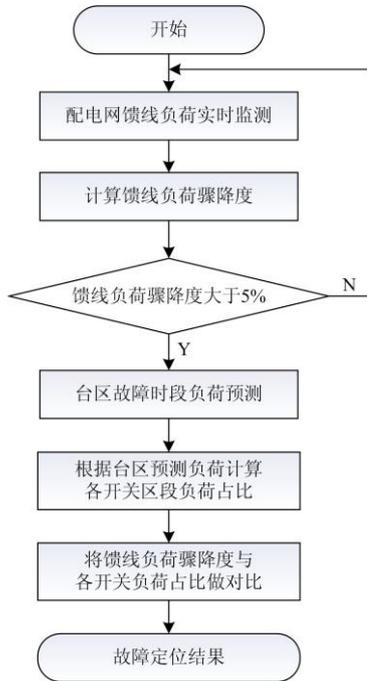


图4 故障定位和研判流程图

Fig. 4 Fault location and fault analysis flowchart

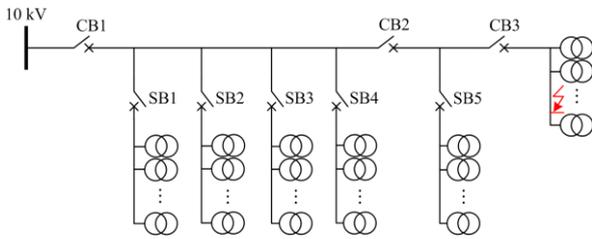


图5 昆明某配电线路简化接线图

Fig. 5 Simplified wiring diagram for distribution lines

读取故障日及其前 28 天的馈线负荷数据和当地气象数据,读取故障日前 28 天馈线上各配变的负荷数据,按上述方法预测各台区故障时段 00:30—02:30 的有功负荷。然后,结合馈线拓扑计算故障前一时间各开关的负荷预测值及负荷占比,结果见表 3。此外,还可得到故障前 2 h 的馈线负荷值和各开关负荷预测值,见图 6。图中馈线出口处负荷采样频率为 12 点/h,配变负荷采样频率为 4 点/h。

需要说明的是,由于故障发生在凌晨 02:27,表 3 中开关 SB2、SB3 所带为农业负荷和乡村居民混合负荷,夜晚负荷较小,开关 SB4 为一砂厂供电,此时未从事生产,其负荷接近于 0。而白天 SB2、SB3 的负荷占比均会超过 10%。

图 6 中,在故障时刻馈线负荷骤降度为 28.51%,对比表 3,与此时 CB3 的负荷占比 27.40% 最为接近,故定位故障发生在开关 CB3 下游,研判结果与故障

实际位置一致。

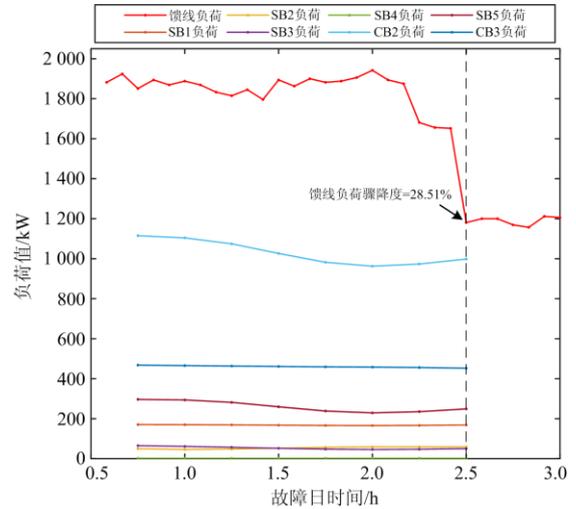


图6 馈线负荷值和各开关预测负荷值

Fig. 6 Feeder load and predicted load of each switch

表3 各开关故障时刻负荷预测结果及预测负荷占比

Table 3 Load prediction results and predicted load proportions at the time of failure of each switch

开关号	预测负荷/ kW	真实负荷/ kW	预测误差/ %	负荷占比/ %
SB1	169.18	171.02	-1.08	10.19
SB2	59.46	57.95	2.62	3.56
SB3	49.12	50.45	-2.64	3.02
SB4	2.02	2.03	-0.72	0.12
CB2	998.08	973.54	2.52	60.42
SB5	249.15	241.68	3.09	15.08
CB3	451.93	443.23	1.96	27.40

4.2 方法的工程实用性分析

受负荷预测精度的影响,本文设置在馈线负荷骤降度 $>10\%$ 时才启动故障研判。在线路主干线末端、分支线末端、小的分支线上发生故障时,或者发生故障时段开关的负荷很小(如表 3 中 SB3、SB4),则开关保护跳闸后失电范围小,损失负荷占总负荷的比例小,馈线负荷骤降度 $<10\%$,按本文方法不会启动故障研判。而馈线主干线开关故障跳闸或大的分支线开关故障跳闸时,本文方法的故障研判准确性较高。

在少数情况下,尽管故障后馈线负荷骤降度 $>10\%$,但是可能有 2 个或多个馈线开关的负荷占比均与馈线负荷骤降度较接近,这时应将这几个开关均视为最可能的故障停电开关,提供一定的故障位置信息,通过与其他故障信息及故障研判方法结合,提高故障定位的准确性。

目前,本文提出的基于馈线负荷骤降度的配电网故障方法已应用于“基于多元不完整信息的配电网故障定位与判别系统”的研发。

5 结论

本文受一种实用的人工故障研判方法启发,提出基于馈线负荷骤降度的配电网故障研判和定位方法。所提方法有如下特点。

1) 充分利用故障馈线的相关信息,包括馈线上配变定时上传的历史负荷信息,以及在配电网 OCS 中实时地和历史馈线出口负荷信息进行故障研判,无需新增设备和投资。

2) 相较于故障后召测变压器及用户电表数据的故障研判方法,本文方法实时性强,可在数秒内完成,且故障时不占用馈线自动化和计量系统通信信道,不受信道通信质量和速率影响。

3) 本文提出的故障研判方法独立于配电网 SCADA 系统,特别适合于没有实施配电自动化,或者配电网自动化水平不高,馈线终端配置不全,缺乏有效故障定位手段的配电网;对于自动化水平较高的配电网,该方法也可作为现有故障研判方法的补充,通过与其他研判方法的配合,进一步提高故障定位和研判的准确性。

本文方法及其定位结果如何与其他故障研判方法及定位结果有效融合,有待进一步研究。

参考文献

- [1] 葛维春,张硕,张艳军.基于 μ PMU同步量测数据的配电网故障定位方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(4):39-46.
GE Weichun, ZHANG Shuo, ZHANG Yanjun. A novel method for fault location of distribution network based on μ PMU synchronized measurement data[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 39-46.
- [2] 谢李为,李勇,罗隆福,等.基于距离矩阵与分支系数的配电网故障定位方法[J].中国电机工程学报,2020,40(7):2180-2191,2397.
XIE Liwei, LI Yong, LUO Longfu, et al. Distribution network fault location method based on distance matrix and branch coefficient[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2180-2191, 2397.
- [3] 李博江,郑蜀江,詹惠瑜,等.基于配变低压电气量典型特征的故障研判综合平台[J].电力科学与技术学报,2020,35(6):90-98.
LI Bojiang, ZHENG Shujiang, ZHAN Huiyu, et al. Fault diagnosis integrated platform based on typical characteristics of electrical signal on the low voltage side of distribution network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(6): 90-98.
- [4] 陈婉莹,常海青.基于多源数据的配网故障全研判研究及应用[J].电力信息与通信技术,2020,18(12):43-50.
CHEN Wanying, CHANG Haiqing. Research and application of fault analysis and judgment based on multi-source data in distribution network[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(12): 43-50.
- [5] AHMED A S, ATTIA M A, HAMED N M, et al. Modern optimization algorithms for fault location estimation in power systems[J]. An International Journal of Engineering Science and Technology, 2017, 20(5): 1475-1485.
- [6] GASHTEROODKHANI O A, MAJIDI M, ETEZADI-AMOLI M, et al. A hybrid SVM-TT transform-based method for fault location in hybrid transmission lines with underground cables[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 170: 205-214.
- [7] 熊郁芬,秦飞翔,黄智鹏,等.基于馈线树动态拓扑的高容错故障定段方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(14):159-164.
XIONG Yufen, QIN Feixiang, HUANG Zhipeng, et al. High fault-tolerant fault segmentation method based on feeder tree dynamic topology[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(14): 159-164.
- [8] 符杨,田灿,李振坤,等.考虑空间容量饱和的分布式光伏时空分布预测[J].电网技术,2017,41(12):3917-3925.
FU Yang, TIAN Can, LI Zhenkun, et al. Temporal and spatial forecasting of distributed PV considering spatial capacity saturation[J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 3917-3925.
- [9] 郭壮志,徐其兴,洪俊杰,等.配电网故障区段定位的互补约束新模型与算法[J].中国电机工程学报,2016,36(14):3742-3751.
GUO Zhuangzhi, XU Qixing, HONG Junjie, et al. A new complementary constraint model and algorithm for fault location of distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(14): 3742-3751.
- [10] 徐凤乾,吕慧珍,巫水萍,等.计及信息畸变的低压有源配电网故障定位方法[J].电力系统及其自动化学报,2021,33(1):94-99.
XU Fengqian, LÜ Huizhen, WU Shuiping, et al. Fault location method for low-voltage active distribution network considering information distortion[J]. Proceedings the CSU-EPSA, 2021, 33(1): 94-99.
- [11] 钟锦源,张岩,文福拴,等.利用电气量和时序信息的改进 Petri 网故障诊断模型[J].电力系统自动化,2015,39(11):152-159.

- ZHONG Jinyuan, ZAHNG Yan, WEN Fushuan, et al. Improved Petri net fault diagnosis model using electrical quantities and time sequence information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(11): 152-159.
- [12] 吴文可, 文福拴, 薛禹胜, 等. 基于多源信息的延时约束加权模糊 Petri 网故障诊断模型[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(24): 43-53.
- WU Wenke, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. Delay-constrained weighted fuzzy Petri net fault diagnosis model based on multi-source information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(24): 43-53.
- [13] 郭创新, 高振兴, 刘毅, 等. 采用分层多源信息融合的电网故障诊断方法[J]. 高压技术, 2010, 36(12): 2976-2983.
- GUO Chuangxin, GAO Zhenxing, LIU Yi, et al. Power grid fault diagnosis method using hierarchical multi-source information fusion[J]. High Voltage Technology, 2010, 36(12): 2976-2983.
- [14] 姚瑛, 郝晓光, 高世伟, 等. 采用多数据源的配电网故障研判技术[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(2): 50-55.
- YAO Ying, XI Xiaoguang, GAO Shiwei, et al. Distribution network fault research and judgment technology using multiple data sources[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(2): 50-55.
- [15] 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. Power system fault diagnosis model based on multi-source data[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 59-66.
- [16] 程云祥, 李阳, 卢芳, 等. 多源信息辅助分区的主动配电网故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(17): 147-154.
- CHENG Yunxiang, LI Yang, LU Fang, et al. Multi-source information-assisted partitioning of active distribution network fault zone location[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(17): 147-154.
- [17] 高湛军, 李思远, 彭正良, 等. 基于网络树状图和改进 D-S 证据理论的配电网故障定位方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(6): 65-71.
- GAO Zhanjun, LI Siyuan, PENG Zhengliang, et al. Distribution network fault location method based on network tree diagram and improved D-S evidence theory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(6): 65-71.
- [18] LI Zhi, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Short-term wind power prediction based on extreme learning machine with error correction[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 9-16.
- [19] 方八零, 李龙, 赵家铸, 等. 动态相似与静态相似相结合的短期负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 29-35.
- FANG Baling, LI Long, ZHAO Jiazhu, et al. Short-term load forecasting method combining dynamic similarity and static similarity[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 29-35.
- [20] WANG Yuanyuan, SUN Shanfeng, CHEN Xiaoqiao, et al. Short-term load forecasting of industrial customers based on SVM and XGBoost[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2021, 129.
- [21] 李滨, 黄佳, 吴茵, 等. 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1949-1955.
- LI Bin, HUANG Jia, WU Yin, et al. Short-term load forecasting method for holidays based on fractal characteristics to modify weather similar days[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1949-1955.
- [22] 吴潇雨, 和敬涵, 张沛, 等. 基于灰色投影改进随机森林算法的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 50-55.
- WU Xiaoyu, HE Jinghan, ZHANG Pei, et al. Power system short-term load forecasting based on gray projection improved random forest algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12): 50-55.
- [23] 吴云, 雷建文, 鲍丽山, 等. 基于改进灰色关联分析与蝙蝠优化神经网络的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(20): 67-72.
- WU Yun, LEI Jianwen, BAO Lishan, et al. Short-term load forecasting based on improved grey relational analysis and bat-optimized neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 67-72.

收稿日期: 2021-04-06; 修回日期: 2021-05-14

作者简介:

杨晨曦(1990—), 女, 通信作者, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统分析与控制、配电网自动化; E-mail: 2103246680@qq.com

马杰(1996—), 男, 硕士, 研究方向为电气工程及其自动化。E-mail: little_researcher@163.com

(编辑 周金梅)