

基于小波熵的配电网线路运行工况特征基因库构建

王良锋 李瑞 尚筱雅 李沁雪 邱泽锦

(广州航海学院低空装备与智能控制学院, 广州 510700)

摘要 为了提高对配电网线路故障的识别诊断效率,提升供电可靠性,本文采用一种基于小波熵的配电网线路运行工况特征基因库构建方法。首先,搭建配电网线路仿真模型;然后,提取各工况运行数据,搭建基于小波熵的特征提取算法模型;最后,基于特征数据开发特征基因库。仿真结果表明,基于小波熵的特征提取算法和特征基因库能有效地识别与诊断配电网线路的多种运行工况,满足配电网可持续发展的要求。

关键词: 配电网线路;小波熵;特征提取;特征基因库

Construction of a distribution network line operating condition characteristic gene bank based on wavelet entropy

WANG Liangfeng LI Rui SHANG Xiaoya LI Qinxue QIU Zejin

(School of Low Altitude Equipment and Intelligent Control, Guangzhou University of Navigation, Guangzhou 510700)

Abstract In order to improve the efficiency of identification and diagnosis of distribution network line faults and improve the reliability of power supply, this paper adopts a method based on wavelet entropy to construct a distribution network line operating condition characteristic gene bank. Firstly, the distribution network line simulation model is built to extract the operation data, and then, combined with the effective simulation data, the feature extraction algorithm model based on wavelet entropy is built, and finally, the characteristic gene bank is developed based on the feature data. The simulation results show that the feature extraction algorithm and characteristic gene bank based on wavelet entropy can effectively identify and diagnose a variety of operating conditions of distribution network lines, which meets the requirements of sustainable development of distribution network.

Keywords: distribution network lines; wavelet entropy; feature extraction; characteristic gene bank

0 引言

“双碳”目标的快速推进及多能源电力系统的深入研究,推动了“双高(高比例清洁能源、高比例电力电子装置)电网”的普及^[1-2]。配电网作为局部地区多类分布式资源的整合者^[3]、电能输送的终端,是提高用电可靠性、优化运行方式的重要环节。配电网线路故障特征复杂,导致故障诊断准确性较低。此外,现场采集数据虽然日益丰富,但是海量数据难以得到有效利用,导致配电网线路故障的处理效率不高^[4]。

目前,通过配电网线路运行工况特征提取进行故障诊断的方法有很多。文献[5]提取不同频带单节点暂态零序数据的伏安特性特征向量和零序功率累加和作为故障特征,通过对特征频带的筛选与统计来确定故障区段;文献[6]通过K均值聚类算法提取伏安特性特征向量,并与零序功率方向特征向量进行综合特征向量融合,利用模糊C均值聚类即可判别健全区段和故障区段;文献[7]提出基于全景电压特征和视觉变压器的高压直流电网故障定位方法,其中全景电压特征的提取采用格拉姆角场、递归图、马尔可夫过渡场和连续小波变换四种信号处理

技术,该方法不仅能够精确估计故障距离,还具备高过渡电阻、低采样频率和强噪声干扰的鲁棒性,且具有实际可行性;文献[8]提出一种基于低压侧特征电压的中压配电网故障定位方法,该方法可与功耗信息采集系统、智能融合终端等广泛使用的低压测量设备结合使用,无需增加新的测量设备即可获取低压侧电压,正确有效且经济实用性强;文献[9]通过建立大数据采集系统,利用主成分分析方法对大数据进行特征提取,然后结合分布式计算和长短期记忆(long short term memory, LSTM)网络机器学习算法构建了故障诊断模型;文献[10]利用数字孪生技术建立虚拟空间,通过与物理电网实施映射交互,刻画其运行画像,与实际运行数据展开对比,从而实现了运行特征的提取,最后通过局部异常因子的检测,完成对配电网故障的精准辨别;文献[11]利用图像融合技术得到综合特征图像,通过构建双通道卷积神经网络模型进行特征挖掘,最后基于所提取特征利用 Sigmoid 函数实现故障线路的筛选;文献[12]通过 Hausdorff 距离算法计算零序电流小波低频重构系数的不匹配度特征值,与归一化后的综合小波能量特征值共同作为输入量,搭配随机森林算法建立了故障选线判别模型;文献[13]采用欧拉变换在复平面中将信号转化为图像,通过残差网络模型对图像进行特征提取与分类,最终实现对故障线路的识别;文献[14]以信号时域特征和变分模态分解固有模态能量熵构成多维特征向量,利用随机森林模型进行分类决策,进而得出故障电弧,准确率可达 99%,且适用于多种典型负载和非线性负载工作的低压配电故障电弧识别;文献[15]介绍了一种多特征融合的故障电弧辨识方法,验证结果表明,该方法在实际工程应用中的平均辨识准确率为 90%,满足工程应用中的准确性和稳定性要求。此类基于特征提取的运行工况诊断方法虽各具特点与优势,但缺乏一种能够有效地将众多运行工况特征量有机统一的方法。

因此,本文以基于小波熵的特征提取方法为例,构建一个可综合多种特征数据、不断优化更新的配电网线路运行工况特征基因库,以达到更高的适用性,进而提高配电网线路故障识别诊断的效率。

1 小波熵特征提取算法模型

小波变换是一种有效的暂态信号分析工具,利用它分析配电网线路的暂态信号,并提取有效信息,

可实现线路异常状态的检测和诊断^[16]。小波熵结合了小波变换多分辨率分析的特点和信息熵对信息具有较强表征能力的优点,既能达到信息融合的目的,又能更有效地分析突变信号^[17]。因此,利用基于小波熵的特征提取算法进行信号分析,并在此基础上构建特征基因库有益于配电网线路故障的识别诊断,符合配电自动化要求。

在搭建特征算法模型前,建立基于 PSCAD 的配电网 10kV 线路仿真模型,通过大量仿真实验为本文特征提取算法的设计提供有效数据支撑,限于篇幅,本文不在此进行展开。

1.1 小波熵建模

根据参考文献[18-20],下面给出小波变换、Shannon 信息熵、小波能谱熵(wavelet energy entropy, WEE)的定义。

1) 小波变换

设信号 $x(k)$ 经离散小波变换后,在第 j 分解尺度下 k 时刻的高频分量系数为 $d_j(k)$,低频分解系数为 $a_j(k)$,进行单支重构后得到的信号分量 $D_j(k)$ 、 $A_j(k)$ 所包含的信息频带范围为

$$\begin{cases} D_j(k): [2^{-(j+1)}f_s, 2^{-j}f_s] \\ A_j(k): [0, 2^{-(j+1)}f_s] \end{cases} \quad j=1, 2, \dots, J \quad (1)$$

式中: f_s 为信号采样频率; J 为最大分解尺度。

原始信号序列 $x(k)$ 可以表示为各分量的和,即

$$\begin{aligned} x(k) &= D_1(k) + A_1(k) = D_1(k) + D_2(k) + A_2(k) \\ &= \sum_{j=1}^J D_j(k) + A_J(k) \end{aligned} \quad (2)$$

为了统一,用 $D_{j+1}(k)$ 代替 $A_j(k)$,则有

$$x(k) = \sum_{j=1}^{J+1} D_j(k) \quad (3)$$

$D_j(k)$ 表征了信号 $x(k)$ 在不同尺度下的分量,也称为信号的多尺度表示。

2) Shannon 信息熵

假设一个由 n 个离散随机变量组成的样本空间集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,其中每个状态 x_i 对应一个概率 $P_i=P(x_i)$,有 $0 \leq P_i \leq 1$, $\sum_{i=1}^n P_i=1$ 。状态 x_i 的不确定信息量定义为

$$I(x_i) = -\log_a P_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中,对数底 a 决定熵的单位, Shannon 熵以 e 作为对数底,单位为 nat。

输出 I 又称为自信息量,无法表征整个信息源的信息度量。因此,定义自信息量的数学期望作为信息源的平均自信息量,即熵,记为 $H(X)$ 。

$$H(X) = E[I(X)] = -\sum_{i=1}^n P_i \ln P_i \quad (5)$$

3) WEE

将小波变换的系数矩阵处理成一个概率分布序列,由这些系数计算的熵值反映此系数矩阵的稀疏程度,即信号概率分布的有序程度。

假设给定一个离散信号 x 含有 n 个采样点数,则 WEE 的求解步骤如下:

(1) 信号 x 进行小波变换,然后进行系数重构得到由逼近系数和细节系数构成的系数矩阵 D 。

(2) 定义在不同尺度 j 时刻 k 下的信号能量 $E_{jk} =$

$|D_j(k)|^2$, $E_j = \sum_{k=1}^N E_{jk}$ 为在尺度 j 上所有时刻的能量之和,则 E_{WEE} 定义为

$$E_{WEE} = -\sum_{j=1}^J P_j \ln P_j \quad (6)$$

式中, $P_j = E_j/E$, E 为信号总能量,定义为 $E = \sum_{j=1}^J E_j$ 。

1.2 模型参数的选择

小波熵特征提取算法模型参数见表 1。

表 1 小波熵特征提取算法模型参数

参数	数值
采样频率/Hz	0~2 000
小波基函数	db10
最大分解尺度 J	4
窗口移动范围/s	0.02
时间窗口宽度/s	0.02

1.3 小波熵算法分析

配电网线路故障暂态过程伴随着大幅度的幅值波动和丰富的频率成分^[21]。基于 WEE 的定义,现对小波熵算法进行时、频两域的波形分析^[22]。

1) 时域波形分析

假设信号频率固定、幅值变化,给定信号 $s_1(t)$,其频率 $f_1=50\text{Hz}$ 。信号 $s_1(t)$ 的仿真波形如图 1 所示。

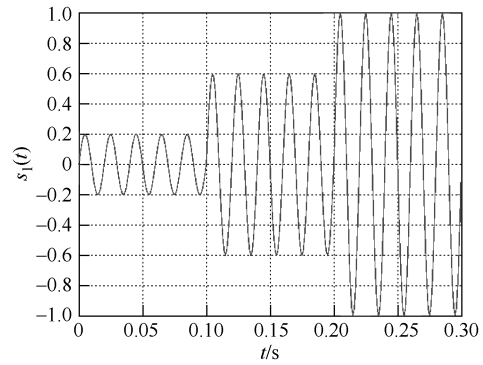


图 1 信号 $s_1(t)$ 的仿真波形

$$s_1(t) = \begin{cases} \sin(2\pi f_1 t) & 0 < t < 0.1 \\ 3 \sin(2\pi f_1 t) & 0.1 \leq t < 0.2 \\ 5 \sin(2\pi f_1 t) & 0.2 \leq t < 0.3 \end{cases} \quad (7)$$

E_{WEE_j} 表示最大分解尺度 J 下的 WEE 值,分别在 $J=2, 3, 4$ 的情况下,由式 (6) 计算得到信号 $s_1(t)$ 的 WEE 值,仿真结果如图 2 所示。

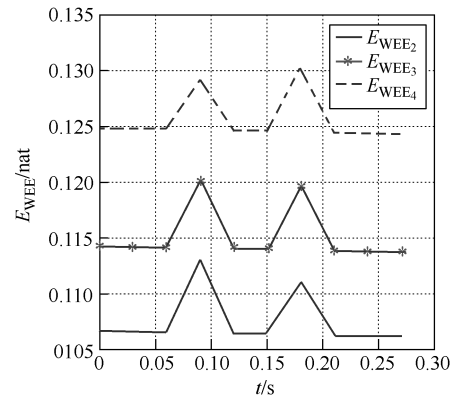


图 2 信号 $s_1(t)$ 的 WEE 值仿真结果

2) 频域波形分析

假设信号幅值固定、频率变化,给定信号 $s_2(t)$,其频率 f_i 的变化关系为 $f_i = [50 + (i-1) \times 200]$ Hz。信号 $s_2(t)$ 的仿真波形如图 3 所示。

$$s_2(t) = \begin{cases} \sin(2\pi f_1 t) & 0 < t < 0.1 \\ 0.5 \sum_{i=1}^2 \sin(2\pi f_i t) & 0.1 \leq t < 0.2 \\ 0.25 \sum_{i=1}^4 \sin(2\pi f_i t) & 0.2 \leq t < 0.3 \end{cases} \quad (8)$$

由式 (6) 计算最大分解尺度分别为 2、3、4 的情况下,信号 $s_2(t)$ 的 WEE 值,仿真结果如图 4 所示。

以上信号的时频两域仿真结果分析见表 2。由表 2 可知, WEE 可以有效衡量信号的不确定性和复杂度。

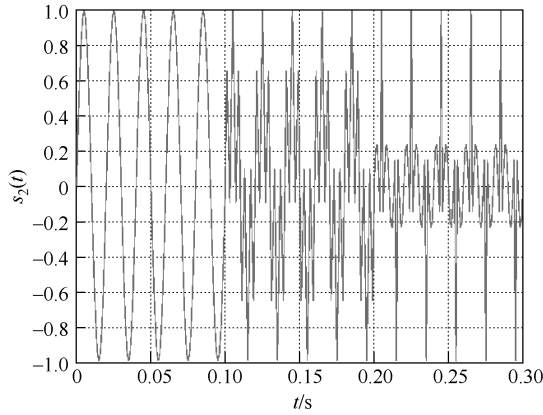
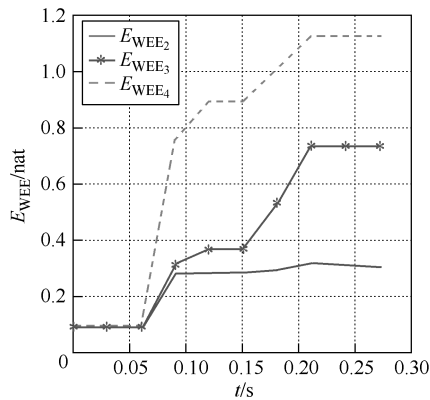
图3 信号 $s_2(t)$ 的仿真波形图4 信号 $s_2(t)$ 的 WEE 值仿真结果

表2 信号仿真结果分析

影响因素	条件	WEE 值
信号幅值突变	较小	较小
	较大	较大
信号频率成分	单一	较小
	丰富	较大
小波最大分解尺度	较小	较小
	较大	较大

3) 仿真数据分析

利用小波熵算法通过仿真模拟对正常状态、三相短路故障、两相短路故障、两相接地短路故障及单相接地故障 5 种常见配电网运行状态进行特征提取与分析,各运行状态故障瞬间的电压与电流 WEE 值变化情况见表 3。由表 3 可知,针对配电网线路不同故障的暂态过程, WEE 可以做出有效的变化反馈。

1.4 特征提取算法设计

经大量数据计算及分析,本文决定以配电网线路各暂态信号的电压波形作为特征提取算法的设计基础。基于配电网线路电压信号的特征提取算法如下:

表3 故障瞬间电压与电流 WEE 值变化情况

运行状态	WEE 值变化情况	
	故障相	非故障相
正常运行	基本不变	基本不变
三相短路故障	突变较大	突变较大
两相短路故障	突变较大	基本不变
两相接地短路故障	突变较大	突变较小
单相接地故障	突变较大	突变较小

1) 以发生故障前三个周波至后五个周波为区间,设 t_s 为故障发生时刻,则处理区间为 $[t_s-0.06s, t_s+0.1s]$,在此区间内取小波总能量 E_p (p 为相别 A、B、C) 为故障特征。

设置时间窗的长度及滑动步长均为 0.02s (1 个周期),小波总能量 E_p 定义为

$$E_p = \sum_{j=1}^J E_j \quad (9)$$

式中: j 为尺度因子; E_j 为在尺度 j 上所有时刻的能量之和, $E_j = \sum_{k=1}^N E_{jk}$, k 为时间因子, E_{jk} 为在不同尺度 j 时刻 k 下的信号能量, $E_{jk} = |D_j(k)|^2$ 。

2) 在处理区间 $[t_s-0.06s, t_s+0.1s]$ 内,取 E_{WEE_p} (p 为相别 A、B、C) 作为故障特征。

E_{WEE_p} 定义为

$$E_{WEE_p} = - \sum_{j=1}^J P_j \ln P_j \quad (10)$$

式中, $P_j = E_j/E_p$ 。

3) 设故障后一个周波即 $t_s+0.02s$ 时刻,配电网线路 A、B、C 三相的相电压分别为 \dot{U}_A 、 \dot{U}_B 、 \dot{U}_C ,取此时刻的零序电压幅值 u_0 作为故障特征。零序电压 \dot{U}_0 定义为

$$\dot{U}_0 = \frac{1}{3}(\dot{U}_A + \dot{U}_B + \dot{U}_C) \quad (11)$$

所以,零序电压幅值 $u_0 = |\dot{U}_0|$ 。

综合上述分析及提取的特征量,确定故障识别流程,特征提取算法流程如图 5 所示。

经大量仿真实验,本文将阈值 ξ_1 设置为 260V,阈值 ξ_2 设置为 0.019nat,阈值 ξ_3 设置为 400V。在实际应用中进行配置时,可根据现场具体情况进行调整。

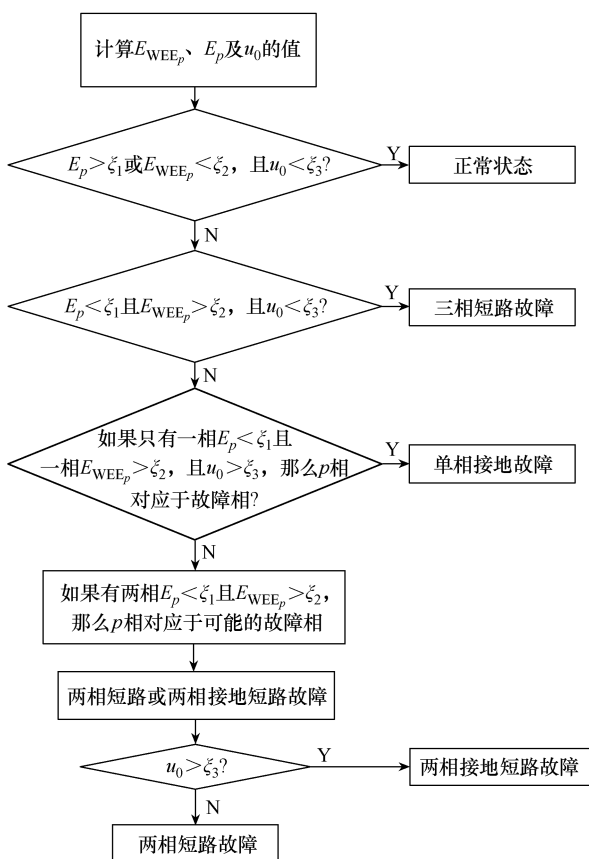


图 5 特征提取算法流程

2 特征基因库的开发

2.1 案例验证及分析

限于篇幅, 本文仅针对 5 种典型常见配电网线路运行工况, 分别以基于 PSCAD 的配电网 10kV 线路仿真模型测得的波形数据和广东某供电局实际线路上装配的在线录波监测装置记录的数据作为案例验证及分析对象。首先计算出各特征量并与预设经验阈值比较, 然后给出特征量所对应的状态, 最后返回配电网线路的相关运行工况。

特征说明: E_{WEE_A} 、 E_{WEE_B} 、 E_{WEE_C} 分别为 A、B、C 相电压小波能谱熵的值; E_A 、 E_B 、 E_C 分别为 A、B、C 相电压小波总能量; u_0 为 ABC 三相的零序电压幅值。

1) 正常运行工况

正常运行工况的计算结果见表 4。由表 4 可知, 仿真计算和现场计算的验证结果均为 $E_p (p=A, B, C) > \xi_1$ 或 $E_{WEE_p} (p=A, B, C) < \xi_2$ 且 $u_0 < \xi_3$, 符合正常运行工况的判断条件。

表 4 正常运行工况的计算结果

特征代码	仿真计算结果	现场计算结果
E_{WEE_A}/nat	0.010 7	0.018 4
E_{WEE_B}/nat	0.001 4	0.016 6
E_{WEE_C}/nat	0.014 8	0.002 2
E_A/V	320.382 0	273.370 0
E_B/V	320.911 0	266.969 0
E_C/V	320.400 0	278.164 0
u_0/V	0	0

2) 三相短路故障

三相短路故障工况的计算结果见表 5。由表 5 可知, 仿真计算和现场计算的验证结果均为 $E_p (p=A, B, C) < \xi_1$ 且 $E_{WEE_p} (p=A, B, C) > \xi_2$ 且 $u_0 < \xi_3$, 符合三相短路故障工况的判断条件。

表 5 三相短路故障工况的计算结果

特征代码	仿真计算结果	现场计算结果
E_{WEE_A}/nat	0.031 2	0.041 3
E_{WEE_B}/nat	0.094 6	0.020 1
E_{WEE_C}/nat	0.081 7	0.036 9
E_A/V	121.867 0	247.469 0
E_B/V	121.580 0	230.138 0
E_C/V	121.430 0	174.863 0
u_0/V	0	0

3) 两相短路故障

两相短路故障工况的计算结果见表 6。由表 6 可知, 仿真计算和现场计算的验证结果均为 $E_A < \xi_1$ 、 $E_B < \xi_1$ 、 $E_C > \xi_1$, 且 $E_{WEE_A} > \xi_2$ 、 $E_{WEE_B} > \xi_2$ 、 $E_{WEE_C} < \xi_2$ 且 $u_0 < \xi_3$, 符合两相短路故障工况的判断条件。

表 6 两相短路故障工况的计算结果

特征代码	仿真计算结果	现场计算结果
E_{WEE_A}/nat	0.044 2	0.019 6
E_{WEE_B}/nat	0.035 1	0.024 8
E_{WEE_C}/nat	0.014 8	0.015 0
E_A/V	173.124 0	234.984 0
E_B/V	168.007 0	256.828 0
E_C/V	320.275 0	304.360 0
u_0/V	0	0

4) 两相接地短路故障

两相接地短路故障工况的计算结果见表 7。由表 7 可知, 仿真计算的验证结果为 $E_A < \xi_1$ 、 $E_B < \xi_1$ 、

$E_C > \xi_1$, 且 $E_{WEEA} > \xi_2$ 、 $E_{WEEB} > \xi_2$ 、 $E_{WEEC} < \xi_2$ 且 $u_0 > \xi_3$, 符合两相接地短路故障工况的判断条件。

表 7 两相接地短路故障工况的计算结果

特征代码	仿真计算结果	现场计算结果
E_{WEEA}/nat	0.031 0	0.072 3
E_{WEEB}/nat	0.095 8	0.064 8
E_{WEEC}/nat	0.013 4	0.099 5
E_A/V	121.470 0	143.919 0
E_B/V	121.338 0	144.621 0
E_C/V	270.827 0	162.926 0
u_0/V	7 893.469 8	0

现场计算的验证结果为 $E_p (p=A, B, C) < \xi_1$ 且 $E_{WEE_p} (p=A, B, C) > \xi_2$ 且 $u_0 < \xi_3$, 不符合两相接地短路故障工况的判断条件。分析验证失败的原因为: 非故障相 C 相发生了较大突变, 超过了算法的阈值裕度。算法诊断结果为三相短路故障, 实际故障为 AB 两相永久短路。采取以下改进策略: 增加现场数据采集样本数量, 设定更加准确的判断阈值; 配合其他特征提取方法, 扩充特征基因库的基因片段, 提高基因判断的准确性。

5) 单相接地故障

单相接地故障工况的计算结果见表 8。由表 8 可知, 仿真计算和现场计算的验证结果均为 $E_A < \xi_1$ 、 $E_B > \xi_1$ 、 $E_C > \xi_1$, 且 $E_{WEEA} > \xi_2$ 、 $E_{WEEB} < \xi_2$ 、 $E_{WEEC} < \xi_2$, 且 $u_0 > \xi_3$, 符合单相接地故障工况的判断条件。

2.2 特征基因库设计

采用上述特征提取算法, 根据暂态信号反映的特性区分故障类型, 再根据所提取特征量的组合差异辨别线路的运行状态, 确定与某一故障或工况类型相对应的特征基因, 再组合成为特征基因库。

表 8 单相接地故障工况的计算结果

特征代码	仿真计算结果	现场计算结果
E_{WEEA}/nat	0.031 6	0.040 2
E_{WEEB}/nat	0.002 3	0.016 0
E_{WEEC}/nat	0.013 7	0.009 5
E_A/V	120.845 0	180.046 0
E_B/V	269.718 0	270.591 0
E_C/V	278.171 5	296.735 0
u_0/V	8 415.796 7	895.470 3

根据上述 5 种运行工况构建的特征基因库见表 9。其中, 每一横行对应一个基因, 代表不同的故障或工况类型, 每一纵列对应一个基因片段, 代表所有样本数据计算出的特征值。

表 9 特征基因库

基因	片段 1	片段 2	...	片段 n
基因 1	N_{11}	N_{12}	...	N_{1n}
基因 2	N_{21}	N_{22}	...	N_{2n}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
基因 m	N_{m1}	N_{m2}	...	N_{mn}

由于特征值都是实数值, 为了提高基因库的匹配效率和减少计算量, 本文将 N_{mn} 的值取为 0 或 1, 即当 N_{mn} 满足特征算法条件时取 1, 不满足时取 0。

2.3 基因匹配规则

根据配电网线路运行状态的优先级别进行基因匹配诊断。在本文中, 首先对正常运行状态进行匹配诊断, 然后依次判别三相短路、单相接地、两相接地短路和两相短路故障。基因匹配规则见表 10, 其中 B、C 相对地短路与 A 相同理, AC、BC 两相短路和两相接地短路与 AB 相同理。规则表中每个特征向量的对应状态及说明见表 11, 其中 E_B 、 E_C 与 E_A 同理, E_{WEEB} 、 E_{WEEC} 与 E_{WEEA} 同理。

表 10 基因匹配规则

规则号	运行状态	规则条件	优先级别
1	正常运行	$(E_A > \xi_1, E_B > \xi_1, E_C > \xi_1) \wedge (E_{WEEA} < \xi_2, E_{WEEB} < \xi_2, E_{WEEC} < \xi_2) \wedge (u_0 < \xi_3)$	0
2	三相短路	$(E_A < \xi_1, E_B < \xi_1, E_C < \xi_1) \wedge (E_{WEEA} > \xi_2, E_{WEEB} > \xi_2, E_{WEEC} > \xi_2) \wedge (u_0 < \xi_3)$	1
3	A 相单相接地短路	$((E_A < \xi_1) \wedge (E_B > \xi_1, E_C > \xi_1)) \wedge ((E_{WEEA} > \xi_2) \wedge (E_{WEEB} < \xi_2, E_{WEEC} < \xi_2)) \wedge (u_0 > \xi_3)$	2
4	AB 两相短路	$((E_A < \xi_1, E_B < \xi_1) \wedge (E_C > \xi_1)) \wedge ((E_{WEEA} > \xi_2, E_{WEEB} > \xi_2) \wedge (E_{WEEC} < \xi_2)) \wedge (u_0 < \xi_3)$	3
5	AB 两相接地短路	$((E_A < \xi_1, E_B < \xi_1) \wedge (E_C > \xi_1)) \wedge ((E_{WEEA} > \xi_2, E_{WEEB} > \xi_2) \wedge (E_{WEEC} < \xi_2)) \wedge (u_0 > \xi_3)$	4
6	其他工况	除以上组合之外的情况	5

表 11 特征向量的对应状态及说明

状态	说明
$E_A < \xi_1$	A 相电压信号有突变或含有高频分量
$E_A > \xi_1$	A 相电压信号无故障或突变较小
$E_{WEEA} > \xi_2$	A 相电压信号有突变或含有高频分量
$E_{WEEA} < \xi_2$	A 相电压信号无故障或突变较小
$u_0 \neq \xi_3$	零序电压幅值较大

鉴于篇幅、技术等原因,本文的特征基因库暂时只包括典型故障工况中的短路故障,对于其他运行工况,还有待完善。

2.4 基因库更新扩充机制

基因库更新是在实际的诊断系统中根据现场具体应用的数据进行调整并更新各特征量对应的阈值。

基因库的扩充机制有两种:一是横向扩充,发掘更多特征量作为基因片段以提高故障诊断的准确性;二是纵向扩充,加入其他故障或运行工况模型数据以增加故障诊断的适用性。

3 结论

本文所采用的基于小波熵的配电网线路运行工况特征基因库构建方法,可用于缓解当前点多面广的配电网线路海量现场数据处理效率低造成的线路故障诊断排查不及时现状。该方法先利用小波熵对配电网线路的电气信息开展运行特征提取,再利用提取的特征数据构建特征基因库,最后通过与实际案例比对进行故障识别诊断。该基因库适用性强,可根据实际应用数据的不断积累而自由扩展和改进更新。

在未来的应用中,本文方法可根据不同的配电网线路系统所提取的数据特征,构建适用于该配电网线路系统的运行工况特征基因库,达到一法万用的效果,为智能配电网的建设提供了一种可参考的新策略。

参考文献

- [1] 马伟明. 关于电工学科前沿技术发展的若干思考[J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4627-4636.
- [2] 秦苏亚, 薛永端, 刘砾钲, 等. 有源配电网小电流接地故障暂态特征及其影响分析[J]. 电工技术学报, 2022, 37(3): 655-666.
- [3] 倪萌, 王蓓蓓, 朱红, 等. 能源互联背景下面向高弹性的多元融合配电网双层分布式优化调度方法研究[J]. 电工技术学报, 2022, 37(1): 208-219.
- [4] 史鸿飞, 邓丰, 钟航, 等. 基于暂态时-频特征差异的配电网高阻接地故障识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(16): 6455-6470.
- [5] 肖文妍, 郭谋发, 林佳壕, 等. 基于多频带多特征融合的配电网单相接地故障选段方法[J]. 电气技术, 2024, 25(7): 7-14.
- [6] 林骏捷, 林佳壕, 郭谋发. 基于多暂态特征量聚类的配电网接地故障区段定位方法[J]. 电气技术, 2023, 24(5): 16-22.
- [7] REN Bo, LUO Yongjie, ZHOU Niancheng, et al. Fault location in high-voltage direct-current grids based on panoramic voltage features and vision transformers[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2024, 158: 109958.
- [8] ZHANG Dehai, ZHANG Wenhai, WANG Changzhi, et al. Fault segment location for MV distribution system based on the characteristic voltage of LV side[J]. Electronics, 2023, 12(7): 1734.
- [9] 徐江泽. 基于大数据的配电网故障监测与诊断研究[J]. 电气技术与经济, 2024(8): 348-350.
- [10] 梁海生. 基于数字孪生的配电网局部异常因子故障辨识仿真[J]. 电气传动, 2024, 54(7): 66-72.
- [11] 苏斌, 侯思祖, 郭威. 基于图像融合和双通道卷积神经网络的配电网故障选线方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 54-66.
- [12] 白浩, 李巍, 杨建洲, 等. 基于小波包分解多信息融合的配电网故障选线保护方法[J]. 电子器件, 2024, 47(3): 757-763.
- [13] WANG Haozhi, SHI Yuntao, GUO Wei. Fault line selection method for power distribution network based on graph transformation and ResNet50 model[J]. Information, 2024, 15(7): 375.
- [14] 董志文, 苏晶晶. 基于变分模态分解能量熵混合时域特征和随机森林的故障电弧检测方法[J]. 电气技术, 2024, 25(1): 1-7.
- [15] 何志鹏, 李伟林, 邓云坤, 等. 低压交流串联故障电弧辨识方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(10): 2806-2817.
- [16] 窦嘉炜, 杨小煜, 杨晓忠. 基于分数阶小波变换的电力系统谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(3): 872-879.
- [17] 胡安平, 姜玉洁, 陶以彬, 等. 基于小波能量熵的配电网电压暂降源定位方法[J]. 电工电能新技术, 2021, 40(5): 50-56.

参考文献

- [1] 丁俊, 王欣怡, 邵焯楠, 等. 新型电力系统的影响因素分析[J]. 电气技术, 2022, 23(7): 42-45.
- [2] 李春敏, 吴亚洲. 新能源接入对电网安全稳定的影响思考[J]. 应用能源技术, 2022(8): 58-61.
- [3] 夏得青, 向星宇, 李宽龙, 等. 农村配电网低电压治理研究进展[J]. 电气技术, 2023, 24(6): 1-5.
- [4] HUI S Y, LEE C K, WU F F. Electric springs: a new smart grid technology[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(3): 1552-1561.
- [5] 尹发根, 王淳. 电力弹簧研究进展: 原理、拓扑结构、控制和应用[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 174-184.
- [6] 尹发根, 王淳. 基于无功补偿的电力弹簧有效运行范围分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15): 9-16.
- [7] LEE C K, CHAUDHURI B, HUI S Y. Hardware and control implementation of electric springs for stabilizing future smart grid with intermittent renewable energy sources[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2013, 1(1): 18-27.
- [8] LI Dai, HOU Zhongsheng. Perimeter control of urban traffic networks based on model-free adaptive control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(10): 6460-6472.
- [9] 程明, 王青松, 张建忠. 电力弹簧理论分析与控制器设计[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(10): 2436-2444.
- [10] 陈隆, 周扬忠. 一种基于虚拟矢量的 T 型三电平并网逆变器改进型模型预测控制策略[J]. 电气技术, 2022, 23(11): 37-43.
- [11] 姚卫波, 徐晔, 黄克峰, 等. 基于前馈解耦的交直流混合微电网双向 AC-DC 变换器控制策略研究[J]. 电气技术, 2022, 23(5): 25-33.
- [12] 胡石阳, 刘国荣. 基于虚拟同步机的新能源并网智能控制研究[J]. 电气技术, 2022, 23(10): 10-17.
- [13] 侯忠生, 金尚泰. 无模型自适应控制: 理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [14] 李振轩, 李红飞, 张怡龙, 等. 基于无模型自适应控制的电力逆变器控制系统设计[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2022, 41(5): 114-120.
- [15] 刘慧博, 张翀, 黄前柱. 永磁同步电机无模型自适应滑模补偿预测控制[J]. 机械设计与制造, 2024(4): 165-171.
- [16] 潘俊迪, 陈中, 倪纯奕, 等. 基于无模型自适应控制的配电网电压控制方案[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 128-137.
- [17] 漆良文, 石可重, 郭乃志, 等. 漂浮式风电机组无模型自适应控制[J]. 太阳能学报, 2023, 44(5): 384-390.
- [18] 王文佳, 侯忠生. 基于无模型自适应控制的自动泊车方案[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2056-2066.
- [19] 曾子强, 曹荣敏, 侯忠生, 等. 二维直线电机的多入多出无模型自适应轮廓控制[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(5): 1007-1017.
- [18] 代亚杰. 基于傅里叶变换和小波变换的电能质量谐波检测及扰动分析[D]. 太原: 中北大学, 2020.
- [19] 高海洋, 王玮, 尚同同, 等. 基于小波能谱熵的串联型故障电弧检测方法[J]. 电工电能新技术, 2022, 41(12): 63-71.
- [20] 邹丹丹, 项成恩, 廖昊爽, 等. 基于小波能谱熵和 PSO-SVM 的输电线路故障类型识别[C]//2022 年江西省电机工程学会年会论文集, 南昌, 2022.
- [21] 梁睿, 彭楠, 张政一, 等. 暂态特征模量时频分析的电缆型配电网单相接地故障区段定位[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(23): 9098-9114.
- [22] 张才庆, 王铭, 李潘, 等. 基于能量特征的配电网接地故障暂态选线方法研究[J]. 节能, 2021, 40(9): 68-71.

(上接第 41 页)

收稿日期: 2024-08-15

修回日期: 2024-09-18

作者简介

陈泓楠(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电网运行与控制技术。

收稿日期: 2024-08-16

修回日期: 2024-11-01

作者简介

王良锋(2002—), 男, 广东茂名人, 本科生, 研究方向为 AI 在智能配电网领域的应用。