

基于小波模糊熵-GG聚类的同调机群识别

王涛¹, 杨越¹, 顾雪平¹, 张祥成², 张文朝³

(1. 华北电力大学 新能源电力系统国家重点实验室, 河北 保定 071003;

2. 国网青海省电力公司经济技术研究院, 青海 西宁 810000;

3. 南京南瑞集团公司北京监控技术中心, 北京 102200)

摘要:针对同调机群识别面临的特征提取片面及计算过程复杂相互制约的问题,提出一种基于小波模糊熵-GG(Gath-Geva)聚类的同调机组识别新方法。根据广域测量系统获取的故障后系统机组功角信息,利用多尺度小波分解将功角摇摆曲线分解为整体趋势和细节信息,计算各个尺度小波系数的模糊熵,并作为发电机的特征向量,再通过GG模糊聚类算法对其进行同调聚类。对IEEE 39节点系统和某实际电网进行仿真,算例分析结果表明所提方法能够根据故障后系统机组功角信息的变化更新功角数据库,实现快速准确的同调机群识别。

关键词:同调机组;广域测量系统;小波分解;模糊熵;GG聚类

中图分类号:TM 743

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.07.019

0 引言

我国国土面积辽阔,高压技术的发展使得“西电东送,南北联网”成为现实,全国能源配送越来越经济。然而,随着电力系统规模的发展壮大,系统的运行状态也越来越复杂,使得系统的动态稳定安全问题日益突出^[1]。当电力系统受到干扰发生故障时,如果不及及时切断故障电网与正常运行系统之间的联系,很有可能发生严重的连锁故障^[2-3]。在主动解列控制中,当系统不能维持自身稳定时,需要根据机组同调分群结果快速制定合适的解列控制措施,将整个系统分割成若干个电网孤岛,避免大面积停电。除此之外,系统规模的增大,也会使得电网系统运行的实时仿真分析越来越困难,动态等值法通过将外部系统等效简化解决了此问题^[4],减少了计算量,提高了计算速度,但其核心技术也依赖同调机组分群^[5]。

随着数据挖掘技术的发展,同调机组分群方法层出不穷,主要分为利用扰动后系统状态矩阵分群、利用发电机相对能量分群、利用模型元件参数分群和利用功角摇摆曲线分群4类^[6-7]。第一类方法需要对系统进行线性化简化处理,同调识别准确度低。第二类方法具有很好的适用性,但振荡系统频率的测量精度仍有待提高。随着广域测量系统 WAMS (Wide Area Measurement System) 的发展^[8],系统中

发电机功角信息的实时获取成为可能,同时也使得第三类方法的缺点逐渐暴露,如元件参数依赖程度大、不准确的参数会对分群结果有很大的影响、发电机设计参数难于获取等。因此,基于功角摇摆曲线分群方法的研究越来越受关注。

第四类方法主要包括特征提取与聚类识别两部分。针对特征提取,文献[9]对功角摇摆曲线的局部超调量和整体信号能量进行加权构成综合聚类指标,但特征指标选取单一,聚类指标不能够完全反映摇摆曲线特性。文献[10]将电气距离、机组参数和摇摆曲线等影响因素综合,构成层次分析模型,虽然信息提取全面,但特征提取复杂,不能够实现实时在线分群。文献[11]利用 WAMS 得到的系统发电机功角信息进行三角函数拟合进而通过 Fréchet 距离进行分群,虽然能够实现复杂系统的实时分群,但是不能突出摇摆曲线局部特征,分群结果准确度不高。因此,迫切需要一种既快速又合理全面的系统机组功角摇摆曲线特征提取方法。

聚类识别分类器有多种,如 K 均值法^[12]、相关系数法^[13]、支持向量机^[14]等。但这些方法各有缺陷,存在如识别效果不佳、只适合球形数据、计算量大等问题。GG(Gath-Geva)聚类算法以模糊 K 均值算法和模糊最大似然估计为基础,将距离范数引入聚类识别过程,当数据集中簇的形状、密度改变时,均能准确识别。小波熵^[15]结合了小波分析及熵的优点,能够描述非平稳信号多尺度的变化规律,很好地表征了信号特征^[16]。

本文将小波模糊熵和 GG 聚类算法相结合识别同调机组。首先通过 WAMS 实时获取发电机功角信息,将故障后系统机组功角摇摆曲线进行小波分解,得到不同尺度的小波系数,然后计算各个小波系数的模糊熵,将各尺度小波模糊熵作为发电机的特

收稿日期:2017-06-12;修回日期:2018-02-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51677071);国家电网公司科技项目(XT71-16-034);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016MS130)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China (51677071), the Science and Technology Program of SGCC(XT71-16-034) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2016MS130)

征向量,既考虑了功角摇摆曲线的整体趋势特征,又考虑了其细节局部特征,最后通过GG模糊聚类算法对其进行分群聚类。仿真结果证明了本文方法的有效性。

1 同调性定义

系统机组在受到扰动后,电气联系紧密的发电机会表现出一致的动态特性,外在表现为发电机功角具有相似的变化规律^[17]。2台发电机功角的差值能反映2台发电机之间的同调程度,其功角差越小则同调性越强,相反则越弱。同调机群的定义多种多样,最常用的定义为:

$$M_{ij} = \max |\Delta\delta_i(t) - \Delta\delta_j(t)| \leq \varepsilon, \varepsilon \geq 0 \quad (1)$$

其中, $t \in [0, T]$, T 为计算时间; $\Delta\delta_i = \delta_i - \delta_{i0}$, $\Delta\delta_j = \delta_j - \delta_{j0}$, δ_i , δ_j 分别为发电机 i , j 的实时功角, δ_{i0} , δ_{j0} 分别为发电机 i , j 的功角初值, $\Delta\delta_i$, $\Delta\delta_j$ 为发电机功角的实时变化增量; ε 为发电机之间同调程度的度量值, ε 越小, 机组同调程度划分越精细。

有时即使2台发电机功角差很小,但是功角摇摆曲线变化趋势的差异却很大,其同调程度明显较小。因而,发电机同调性还应考虑其相关性,要求在采集时间 $t \in [0, T]$ 内满足:

$$S_{ij} = \min \left\{ \left[\frac{1}{T} \int_0^T (\Delta\delta_i(t) - \zeta \Delta\delta_j(t))^2 dt \right]^{1/2} \right\} \leq \varepsilon, \varepsilon \geq 0 \quad (2)$$

其中, ζ 为2台发电机同调相关系数,其可以取任何常数使得 S_{ij} 最小。对 S_{ij} 求导:

$$\frac{dS_{ij}}{dt} = 0 \quad (3)$$

可得 ζ 的取值为:

$$\zeta = \frac{\int_0^T \delta_i(t) \delta_j(t) dt}{\int_0^T \delta_i^2(t) dt} \quad (4)$$

综合考虑式(1)和式(4),本文将机组同调识别判据定义为:

$$\alpha M_{ij} + \beta S_{ij} \leq \varepsilon, \varepsilon \geq 0 \quad (5)$$

其中, α 为最大最小原则比重系数, β 为相关性准则比重系数,本文采用客观权重确定方法——熵权法确定最大最小原则与相关性准则的比重系数,具体步骤参见文献[18]。

需要指出的是,式(5)只能作为同调性识别结果有效性的检验标准,而不能作为机组同调分群方法。这是因为随着发电机数量的增加,计算量呈阶乘式增长,并且 ζ 的计算十分复杂,采用该指标直接确定系统机组之间的同调性是不现实的。

2 小波模糊熵特征提取

2.1 小波分解

电力系统机组功角摇摆曲线是非线性、非平稳信号,不能用传统的傅里叶变换进行处理。小波分解是以傅里叶变换为基础发展起来的,克服了傅里叶变换时频无法对应的缺点,是一种良好的时频分析方法,被广泛应用于非平稳信号的特征提取^[19]。

在正交小波分解中,任何多分辨率分析子空间 V_j 都可以由尺度子空间 V_{j-1} 和小波子空间 W_{j-1} 的正交和来表示,即 $V_j = V_{j-1} \oplus W_{j-1}$ ($j \in \mathbf{Z}$)。

通过多尺度小波分解,功角摇摆曲线被分解为多个频段,低频部分(大尺度)用于描述整体趋势,高频部分(小尺度)用于刻画细节信息。信号的正交小波分解表示为:

$$f(t) = \sum a_{j-1,k} \varphi_{j-1,k}(t) + \sum d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(t) \quad (6)$$

其中, $\varphi_{j-1,k}(t)$ 为尺度函数; $\psi_{j-1,k}(t)$ 为小波函数; $a_{j-1,k}$ 为信号在分辨率 2^{j-1} 下的逼近系数,蕴含着信号的整体特征, $d_{j-1,k}$ 为信号在分辨率 2^{j-1} 下的细节系数,蕴含着信号的细节特征,两者统称为小波系数^[20]。

为了实现快速计算,采用二进小波 Mallat 分解算法^[21]对非平稳信号进行小波分解。初始逼近信息为原始信号,逼近信息通过一组低通滤波器和高通滤波器得到下一层逼近信息和细节信息^[22],逐层分解。非平稳信号 $f(k)$ ($k=1, 2, \dots, N$, 其中 N 为非平稳信号 $f(k)$ 的时间序列样本点)的二进小波分解 Mallat 算法如下所示:

$$\begin{cases} a_k^0 = f_k \\ a_k^j = \sum_{n \in \mathbf{Z}} a_n^{j-1} h_{n-2k} \\ d_k^j = \sum_{n \in \mathbf{Z}} a_n^{j-1} g_{n-2k} \end{cases} \quad (7)$$

其中, h_{n-2k} 为低通滤波器的滤波系数; g_{n-2k} 为高通滤波器的滤波系数; j 为分解的层数。

2.2 模糊熵

模糊熵是对近似熵以及样本熵的一种改进,能够用来表征信号中的不规则性及复杂程度,从而分析时间序列信号中隐含的信息,具有很好的稳定性和相对一致性^[23]。

模糊熵的计算步骤如下。

a. 设原始 N 维时间序列信息为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, 记 $\mathbf{X}(i) = [x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1}]$ ($1 \leq i \leq N-m+1$, 其中 m 为数据嵌入维度)。

b. 计算样本 $\mathbf{X}(i)$ 的均值:

$$\mu(i) = \frac{1}{m} \sum_{s=0}^{m-1} x_{i+s} \quad (8)$$

c. 将 2 个样本 $\mathbf{X}(i)$ 和 $\mathbf{X}(j)$ 之间对应元素最大差作为 2 个样本之间的距离:

$$d_{ij}^m = d^m[\mathbf{X}(i), \mathbf{X}(j)] = \max_{0 \sim m-1} |(x_{i+k} - \mu(i)) - (x_{j+k} - \mu(j))| \quad (9)$$

计算每个 $\mathbf{X}(i)$ 与其余样本的距离 d_{ij}^m 。

d. 定义相似度函数:

$$D_{ij}^m = \exp[-(d_{ij}^m/r)^2] \quad (10)$$

其中, r 为相似容限。

e. 定义函数:

$$\varphi^m = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} D_{ij}^m \right) \quad (11)$$

f. 得到模糊熵:

$$S_E(m, r) = \ln \varphi^m - \ln \varphi^{m+1} \quad (12)$$

2.3 特征提取

如果直接利用原始功角信息的模糊熵进行机组同调识别,则只能挖掘一个尺度域的信息,无法准确全面提取功角摇摆曲线特征^[24]。采用小波模糊熵对机组功角信息进行特征提取,低频段小波系数反映了功角摇摆曲线的整体趋势,高频段小波系数反映了功角摇摆曲线的局部特征,特征提取全面,聚类结果准确性高^[25]。

对功角摇摆曲线 $f(k)$ 进行 M 层小波分解,信号被分解为多个频段,得到相应的逼近系数为 C_{a1} 、 C_{a2} 、 $\dots$ 、 C_{aM} ,细节系数为 C_{d1} 、 C_{d2} 、 $\dots$ 、 C_{dM} , M 层小波分解结构组织形式如图 1 所示。

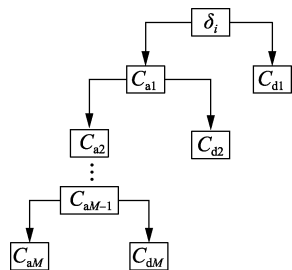


图 1 小波分解的结构

Fig.1 Structure of wavelet decomposition

计算小波系数 C_{aM} 、 C_{d1} 、 C_{d2} 、 $\dots$ 、 C_{dM} 的模糊熵,并且按频次由小到大的顺序排列,构成同调机组识别小波模糊熵特征向量:

$$\mathbf{S}_E = [S_{E0}, S_{E1}, \dots, S_{EM}] \quad (13)$$

3 GG 模糊聚类

系统机组功角摇摆曲线中不同特征参数在类别区分中的重要程度不同,聚类数据的分布也不一定是球形结构,所以采用适合于非规则数据分布的 GG

模糊聚类算法对功角摇摆曲线的特征向量进行分析,从而提高聚类质量^[26]。GG 模糊聚类算法的具体步骤如下。

a. 设系统中有 K 台发电机,构成数据样本矩阵 $\mathbf{X}^* = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]$,各样本为一台发电机功角摇摆曲线的特征向量,维度为 N ,将 K 个样本划分为 C 个簇,隶属度矩阵为 $\mathbf{U}$,其元素 u_{ik} ($1 \leq k \leq K, 1 \leq i \leq C$) 表示第 k 个样本被划分到第 i 簇的可能程度,满足:

$$\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1, 0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad (14)$$

b. 初始化隶属度矩阵 $\mathbf{U}$,设定终止判定值 ρ 。

c. 计算每个簇的聚类中心:

$$\mathbf{v}_i^{(n)} = \sum_{k=1}^K u_{ik}^{(n-1)} \mathbf{X}_k / \sum_{k=1}^K u_{ik}^{(n-1)} \quad (15)$$

其中, n 为迭代次数。

d. 计算簇 i 的协方差矩阵:

$$\mathbf{A}_i^{(n)} = \frac{\sum_{k=1}^K (u_{ik}^{(n-1)})^2 (\mathbf{X}_k - \mathbf{v}_i^{(n)}) (\mathbf{X}_k - \mathbf{v}_i^{(n)})^T}{\sum_{k=1}^K (u_{ik}^{(n-1)})^2} \quad (16)$$

然后计算每个样本与各个簇的模糊最大似然估计距离:

$$D_{ik}^2(\mathbf{X}_k, \mathbf{v}_i^{(n)}) = \frac{(\det(\mathbf{A}_i^{(n)}))^{1/2}}{\alpha_i} \times \exp \left[\frac{1}{2} (\mathbf{X}_k - \mathbf{v}_i^{(n)})^T \mathbf{A}_i^{-1} (\mathbf{X}_k - \mathbf{v}_i^{(n)}) \right] \quad (17)$$

其中, $\alpha_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K u_{ik}^{(n-1)}$ 为簇 i 的先验概率。

e. 更新隶属度矩阵 $\mathbf{U}$:

$$u_{ik}^{(n)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^C (D_{ik}^2(\mathbf{X}_k, \mathbf{v}_i^{(n)}) / D_{jk}^2(\mathbf{X}_k, \mathbf{v}_j^{(n)}))^2} \quad (18)$$

f. 如果 $\|\mathbf{U}^{(n)} - \mathbf{U}^{(n-1)}\| \leq \rho$,则停止计算;否则, $n = n+1$,继续迭代。

通过迭代更新 $\mathbf{V}$ 和 $\mathbf{U}$,使目标函数值 $J(\mathbf{V}, \mathbf{U})$ 取得最小值。

$$J(\mathbf{V}, \mathbf{U}) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^K u_{ik}^2 D_{ik}^2 \quad (19)$$

4 机组同调识别流程

对于 K 机系统,每台发电机都装设相量测量单元 PMU (Phasor Measurement Unit),能够实时上传发电机功角信息,并存放在矩阵 $\mathbf{S}$ 中。

同调聚类具体步骤如下。

a. 对功角信息矩阵 S 中的数据进行初步预处理,得到发电机功角实时增量时序数据库 X^* 。

$$X^* = \begin{bmatrix} \delta_1(0) & \delta_2(0) & \cdots & \delta_k(0) \\ \delta_1(T) & \delta_2(T) & \cdots & \delta_k(T) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \delta_1(NT) & \delta_2(NT) & \cdots & \delta_k(NT) \end{bmatrix}$$

b. 利用式(7)对矩阵 X^* 中第 i 列(初始 $i=1$)时序向量进行 M 层小波分解,得到逼近系数序列 C_{aM} ,细节系数序列 $C_{d1}, C_{d2}, \dots, C_{dM}$ 。

c. 计算 $M+1$ 个小波系数序列,即 $C_{aM}, C_{d1}, C_{d2}, \dots, C_{dM}$ 的模糊熵,并按频段由低到高排序,组成功角摇摆曲线特征向量 $G_i^* = [S_{E0}, S_{E1}, \dots, S_{EM}]$,并且将其做归一化处理:

$$G_i = \frac{[S_{E0}, S_{E1}, \dots, S_{EM}]}{|G_i^*|} \quad (20)$$

d. 提取 $i+1$ 台发电机的特征,重复步骤 b、c,直到所有发电机特征提取完毕,得到系统所有机组的特征向量。

e. 对系统机组特征向量进行 GG 模糊聚类,确定最优聚类簇数,识别同调机群。

机组同调识别流程如图 2 所示。随着故障后系统功角变化,每隔 10 ms 更新功角数据库 X^* 。根据数据库中功角信息得到分群结果,分群结果随着数据库的刷新而实时刷新,从而实现实时在线同调机组分群。

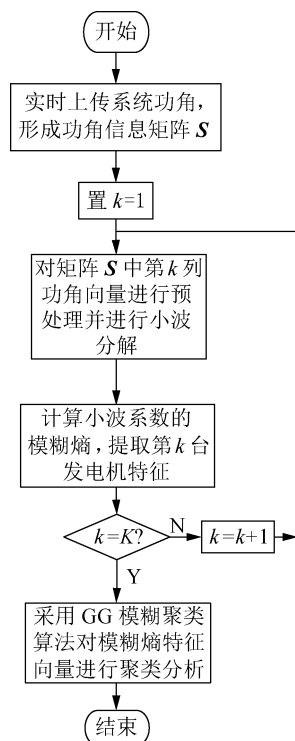


图 2 机组同调识别流程

Fig.2 Flowchart of coherent generator identification

5 算例分析

5.1 IEEE 39 节点系统算例

以包含 39 个节点、10 台发电机的 IEEE 39 节点经典系统为算例进行仿真试验,来验证本文方法的有效性。系统中节点 31 为平衡节点,其余节点为 PV 节点,负荷为恒定阻抗模型,假设每台发电机都安装了 PMU,系统详细说明见文献[27]。IEEE 39 节点系统接线图如图 3 所示。

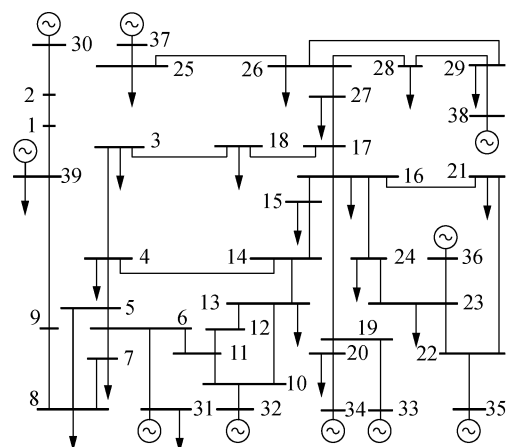


图 3 IEEE 39 节点系统接线图

Fig.3 Wiring diagram of IEEE 39-bus system

以发电机 30 为参考机,在节点 4 处设定三相断线故障,故障持续时间为 0.12 s,仿真时间为 4.0 s。切除故障后网络的拓扑结构保持不变。在 BPA 中得到系统中每台发电机的功角时序数据,并且经过 MATLAB 处理后得到功角增量曲线如图 4 所示。

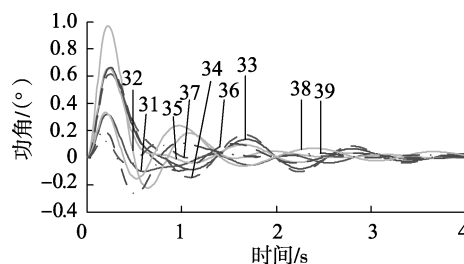


图 4 IEEE 39 节点系统发电机功角增量摇摆曲线

Fig.4 Power-angle increment fluctuation of generators for IEEE 39-bus system

图 4 显示了每台发电机功角变化的大致规律,但是很难直接判断系统机组之间的同调程度。提取系统机组功角摇摆曲线的小波能量熵特征,构造发电机特征向量,特征向量维度越高,聚类越准确,但是实验发现,三维特征向量,即对信号进行 2 层小波分解已经能够很好地体现信号的整体与局部特征,再增加分解次数,只会增加聚类复杂度,降低聚类速度。取发电机特征向量为三维,将特征信息映射到三维空间如图 5 所示,图中各坐标轴代表标准化后的三维小波模糊熵。利用 GG 模糊聚类算法对系统

机组进行分群,随着聚类分群簇数 C 的取值不同,分群结果不同,利用本文提出方法分群结果如表 1 所示。

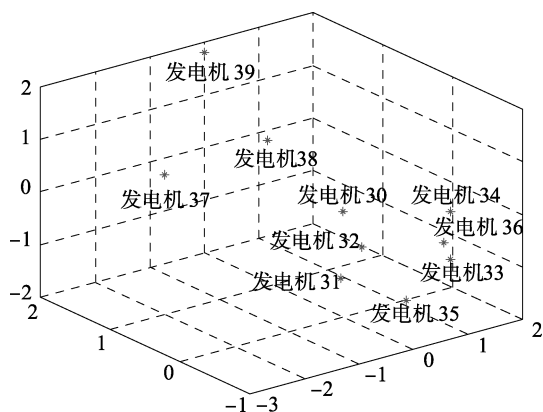


图 5 同调分群三维空间映射

Fig.5 Three-dimensional mapping of coherent generator groups

表 1 利用小波模糊熵同调机组分群结果

Table 1 Coherent generator groups by wavelet fuzzy entropy

聚类数	分群结果
10	{30}, {31}, {32}, {33}, {34}, {35}, {36}, {37}, {38}, {39}
9	{30}, {31}, {32}, {33, 35}, {34}, {36}, {37}, {38}, {39}
8	{30}, {31}, {32}, {33, 34, 35}, {36}, {37}, {38}, {39}
7	{30}, {31}, {32}, {33, 34, 35, 36}, {37}, {38}, {39}
6	{30}, {31}, {32}, {33, 34, 35, 36}, {37}, {38, 39}
5	{30, 31}, {32}, {33, 34, 35, 36}, {37}, {38, 39}
4	{30, 31}, {32}, {33, 34, 35, 36}, {37, 38, 39}
3	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}
2	{30, 31, 32, 37, 38, 39}, {33, 34, 35, 36}
1	{30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39}

为了确定最佳聚类簇数,引入 IGP 指标^[28],聚类结果中所有簇的 IGP 指标均值越大说明聚类效果越好,IGP 指标均值的最大值对应的聚类数即为最佳聚类簇数。通过计算得到最佳聚类簇数为 3。各聚类数下所有簇 IGP 指标均值见表 2。

表 2 不同聚类数下所有簇的 IGP 指标均值

Table 2 IGP mean values of all clusters for different numbers of clustering

聚类数	IGP 指标均值	聚类数	IGP 指标均值
2	0.915	5	0.885
3	0.947	6	0.862
4	0.924		

为验证本文方法的有效性,通过熵权法计算同调判据比重系数,对 9 个对象(IEEE 39 节点系统的 9 台发电机,存在一台基准发电机的 2 项指标(最大最小原则、相关性准则)进行计算分析,得到式(5)中 $\alpha=0.6, \beta=0.4$,并与文献[29]中提出的利用改进拉普拉斯特征映射同调机群识别方法进行分群效果对比,当分类数为 3 时,利用改进拉普拉斯特征映射方法的分群结果为 {30, 39}、{31, 32}、{33, 34, 35, 36, 37, 38},按式(5)计算同组内发电机之间最

大同调判据值为 0.871 5。从表 1 知,采用本文所提方法分类数为 3 时,分群结果为 {37, 38, 39}、{30, 31, 32}、{33, 34, 35, 36},按式(5)计算的同组内发电机之间最大同调判据值为 0.614 6。可见后者比前者分群结果更准确。因此,采用本文提出的利用小波模糊熵进行同调机组分群效果更好,分群结果更符合实际。

当系统故障后,功角数据库 X^* 每 10 ms 更新一次,随着时间的推移,数据库中有效功角信息量(发电机功角变化规律)越来越大。当系统发电机分为 3 群时,比较本文方法与三取二分群方法分群结果随时间的变化情况,如表 3 所示。

表 3 2 种方法的分群结果随采样时间长度变化情况对比

Table 3 Comparison of grouping results along with length variation of sampling time between two methods

故障后时间长度/s	分群结果	
	本文方法	三取二分群方法
0.2	{31, 37, 38, 39}, {30, 32}, {33, 34, 35, 36}	{30, 37, 38, 39}, {31, 32}, {33, 34, 35, 36}
0.5	{30, 37, 38, 39}, {31, 32}, {33, 34, 35, 36}	{30, 37, 38, 39}, {31, 32}, {33, 34, 35, 36}
1.0	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}	{32, 37, 38, 39}, {30, 31}, {33, 34, 35, 36}
2.0	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}
3.0	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}	{37, 38, 39}, {30, 31, 32}, {33, 34, 35, 36}

由表 3 可见,在 1.0 s 时,本文方法已经达到最优结果,而采用三取二分群方法仍未取得最好的分群结果。在 2.0 s 时,2 种分群方法均达到最优,验证了本文方法能够快速辨识系统同调机组。系统机组同调识别准确度依赖于功角信息量,功角信息量越大,包含发电机功角变化规律越完整,机组同调识别准确度越高。但当功角信息量达到一定程度,已经足够体现发电机特性,机组分群结果最优,再增加功角信息量,分群结果固定不变。

5.2 加纳实际电网算例

以 2015 年加纳电网为例进行分析,系统包含发电机 32 台、支路数 112 条、节点数 187 个,其中, PV 节点 32 个, PQ 节点 154 个, Akosomb 节点为平衡节点。

以发电机 Akosomb1 为参考机,在线路 Akwat161 - Nobua161 靠近 Akwat161 处设定三相短路故障,故障持续时间 0.1 s,仿真时间为 4 s,故障切除后网络的拓扑结构保持不变。得到系统中每台发电机的功角时序数据,并经 MATLAB 处理后得到功角增量曲线如图 6 所示。

提取系统机组功角摇摆曲线特征向量,采用 GG 模糊聚类算法分析数据,得到加纳电网系统最终同调机组分群结果为:发电机 Sunon1、Sunon2、Sunon3、

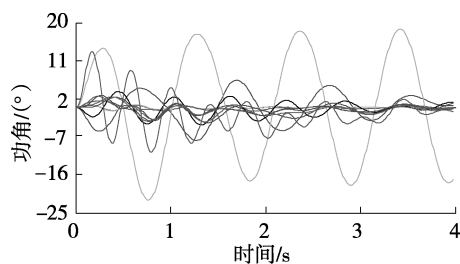


图6 加纳系统的发电机功角增量摇摆曲线

Fig.6 Power-angle increment fluctuation of generators for Ghana system

Sunon4、Sunon5、Sunon6 划分为一群,发电机 Akosomb2、Akosomb3、Akosomb4、Akosomb5、Akosomb6 划分为一群,其余机组为一群。

图7为在该故障下发电机 Akosomb2、Akosomb3、Akosomb4、Akosomb5、Akosomb6 的功角摇摆曲线。从图中可以看出,划分为一群的发电机的功角摇摆曲线变化规律十分相似,从而验证了本文方法的有效性和准确性。

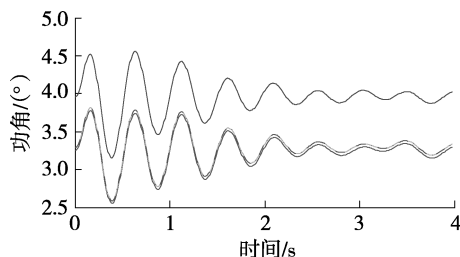


图7 加纳系统的发电机功角摇摆曲线

Fig.7 Power-angle increment fluctuation of generators for Ghana system

6 结论

本文提出了一种基于小波模糊熵和GG模糊聚类的同调机组在线分群新方法。该方法能够根据故障后系统机组功角信息变化更新功角数据库,实现快速准确机组分群。主要特点如下:

a. 通过PMU获取发电机功角信息,对功角摇摆曲线进行多尺度小波分解,提取各个尺度信号的小波模糊熵,既考虑了功角摇摆曲线的整体趋势特征,又考虑了其细节局部特征,特征提取全面,计算过程简单;

b. 利用适用于非规则数据分布的GG模糊聚类算法对功角摇摆曲线特征向量进行聚类分析,提高同调机组分群准确度。

本文所提出的机组分群方法可用于系统的机组同调特性分析,适用于系统动态等值和第三道防线中的主动解列控制。实际上,广域测量系统获取的功角信息多存在噪声,噪声对机组分群精度会产生影响,因此后续还需深入研究如何提高机组分群算法的抗噪性。

参考文献:

- [1] 宋洪磊,吴俊勇,冀鲁豫. 基于慢同调理论和希尔伯特-黄变换的发电机在线同调识别[J]. 电力自动化设备,2013,33(8): 70-76.
SONG Honglei, WU Junyong, JI Luyu. Online identification of coherent generators based on slow coherency theory and Hilbert-Huang transform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(8): 70-76.
- [2] 于群,张敏,曹娜,等. 基于模糊元胞自动机的电网连锁故障控制策略[J]. 电力自动化设备,2016,36(8): 90-95.
YU Qun, ZHANG Min, CAO Na, et al. Grid cascading failure control based on fuzzy CA[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(8): 90-95.
- [3] 王韶,刘沛铮,董光德,等. 基于复杂网络理论计及校正控制的电力系统连锁故障模型[J]. 电力自动化设备,2016,36(9): 162-168.
WANG Shao, LIU Peizheng, DONG Guangde, et al. Power system cascading failure model based on complex network theory, with consideration of corrective control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(9): 162-168.
- [4] CUI Xiaodan, LI Zhaowei, LI Wei, et al. An online dynamic equivalent method for large scale photovoltaic plant electromechanical transient simulation[C] // 2014 International Conference on Power System Technology. Chengdu, China: [s.n.], 2014: 238-243.
- [5] 安军,穆钢,徐炜彬. 基于主成分分析法的电力系统同调机群识别[J]. 电网技术,2009,33(3): 25-28.
AN Jun, MU Gang, XU Weibin. Recognition of power system coherent generators based on principal component analysis[J]. Power System Technology, 2009, 33(3): 25-28.
- [6] GUO T, MILANOVICJ V. Online identification of power system dynamic signature using PMU measurements and data mining[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 1760-1768.
- [7] 苟竞,刘俊勇,魏震波,等. 一种基于发电机对相对能量的电力系统临界机群快速辨识方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(24): 6322-6330.
GOU Jing, LIU Junyong, WEI Zhenbo, et al. A fast approach to identify power system critical machines cluster based on relative energy of pair-wise generators[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(24): 6322-6330.
- [8] 姜涛,黄河,贾宏杰,等. 基于投影寻踪最佳方向的同调机群识别方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(2): 359-367.
JIANG Tao, HUANG He, JIA Hongjie, et al. Coherency identification through projection pursuit[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 359-367.
- [9] 史坤鹏,穆钢,李婷,等. 基于经验模式分解的聚类树方法及其在同调机组分群中的应用[J]. 电网技术,2007,31(22): 21-25.
SHI Kunpeng, MU Gang, LI Ting, et al. Empirical mode decomposition based clustering-tree method and its application in coherency identification of generating sets[J]. Power System Technology, 2007, 31(22): 21-25.
- [10] 张海波,李增楠,孙玉伟,等. 基于层次分析模型的同调机群自动识别方法[J]. 电力系统自动化,2015,39(10): 81-86.
ZHANG Haibo, LI Zengnan, SUN Yuwei, et al. An automatic identification method for coherent generator groups based on analytic hierarchy process model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(10): 81-86.
- [11] 冯康恒,张艳霞,刘志雄,等. 基于广域信息的同调机群在线识别方法[J]. 电网技术,2014,38(8): 2082-2086.

- FENG Kangheng, ZHANG Yanxia, LIU Zhixiong, et al. A wide area information based online recognition of coherent generators in power system[J]. Power System Technology, 2014, 38(8): 2082-2086.
- [12] 吴兴扬, 卫志农, 孙国强, 等. 基于非负矩阵分解的同调机群识别方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14): 59-64.
- WU Xingyang, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. A method for identifying coherent generators based on non-negative matrix factorization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(14): 59-64.
- [13] 杜杰, 彭丽霞, 刘玉宝, 等. 风电场风机测量风速缺损值的组合填充模型[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(9): 125-129.
- DU Jie, PENG Lixia, LIU Yubao, et al. Combined interpolation model for wind speed measurement missing of wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(9): 125-129.
- [14] 徐志超, 杨玲君, 李晓明. 基于聚类改进S变换与直接支持向量机的电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(7): 50-58.
- XU Zhichao, YANG Lingjun, LI Xiaoming. Power quality disturbance identification based on clustering-modified S-transform and direct support vector machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(7): 50-58.
- [15] 陈继开, 李浩昱, 吴建强, 等. 非广延小波熵在电力系统暂态信号特征提取中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(28): 25-32.
- CHEN Jikai, LI Haoyu, WU Jianqiang, et al. Application of non-extensive wavelet entropy to feature extraction of transient signals in power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(28): 25-32.
- [16] 李庚银, 王洪磊, 周明. 基于改进小波能熵和支持向量机的短时电能质量扰动识别[J]. 电工技术学报, 2009, 24(4): 161-167.
- LI Gengyin, WANG Honglei, ZHOU Ming. Short-time power quality disturbances identification based on improved wavelet energy entropy and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(4): 161-167.
- [17] KHALIL A M, IRAVANI R. A dynamic coherency identification method based on frequency deviation signals[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(3): 1779-1787.
- [18] 罗毅, 李昱龙. 基于熵权法和灰色关联分析法的输电网规划方案综合决策[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 77-81.
- LUO Yi, LI Yulong. Comprehensive decision-making of transmission network planning based on entropy weight and grey relational analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 77-81.
- [19] 曾德良, 刘继伟, 刘吉臻, 等. 小波多尺度分析方法在磨辊磨损检测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(23): 126-131.
- ZENG Deliang, LIU Jiwei, LIU Jizhen, et al. Application of wavelet multi-scale analysis for wear characteristics[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(23): 126-131.
- [20] 张士文, 张峰, 王子骏, 等. 一种基于小波变换能量与神经网络结合的串联型故障电弧辨识方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(6): 290-295.
- ZHANG Shiwen, ZHANG Feng, WANG Zijun, et al. Series arc fault identification method based on energy produced by wavelet transformation and neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(6): 290-295.
- [21] 田中大, 李树江, 王艳红, 等. 基于小波变换的风电场短期风速组合预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(9): 112-120.
- TIAN Zhongda, LI Shuijiang, WANG Yanhong, et al. Short-term wind speed combined prediction for wind farms based on wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(9): 112-120.
- [22] GU Xinyi, LO K L. Wavelet transform based fuzzy logic for power quality classification[C]//IEEE Conference on Universities Power Engineering. Cardiff, UK; [s.n.], 2010: 1-6.
- [23] 张钧, 何正友, 陈鉴. 基于仙农模糊熵的融合故障选线方法[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 216-222.
- ZHANG Jun, HE Zhengyou, CHEN Jian. A shannon fuzzy entropy based approach to merge fault line selection results[J]. Power System Technology, 2011, 35(9): 216-222.
- [24] 杨达, 肖先勇, 汪颖. 计及失效事件和严重程度不确定性的设备电压暂降失效率评估[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(10): 107-111.
- YANG Da, XIAO Xianrong, WANG Ying. Assessment of equipment invalidation due to voltage sags considering uncertainties of failure and severity[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(10): 107-111.
- [25] 谢东, 张兴, 曹仁贤. 基于小波变换与神经网络的孤岛检测技术[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(4): 537-544.
- XIE Dong, ZHANG Xing, CAO Renxian. Islanding detection based on wavelet transform and neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(4): 537-544.
- [26] MOURAD M, BOUZID B, MOHAMED B. Gath-Geva approach to forecast electric energy consumption[C]//2013 Fourth International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives. Istanbul, Turkey; [s.n.], 2013: 330-333.
- [27] KUNDUR P. Power system stability and control[M]. 北京: 中国电力出版社, 2001: 699-822.
- [28] 周世兵, 徐振源, 唐旭清. 基于近邻传播算法的最佳聚类数确定方法比较研究[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 225-228.
- ZHOU Shibing, XU Zhenyuan, TANG Xuqing. Comparative study on method for determining optimal number of clusters based on affinity propagation clustering[J]. Computer Science, 2011, 38(2): 225-228.
- [29] 宋洪磊, 吴俊勇, 郝亮亮, 等. 基于WAMS和改进拉普拉斯特征映射的同调机群在线识别[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2157-2164.
- SONG Honglei, WU Junyong, HAO Liangliang, et al. On-line identification of coherent generator based on WAMS and improved Laplacian eigenmap algorithm[J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2157-2164.

作者简介:



王涛

王涛(1976—),男,陕西户县人,副教授,博士,研究方向为电力系统安全防护与恢复控制和复杂网络理论及其应用(E-mail:wtwx@126.com);

杨越(1992—),男,河北蔚县人,硕士研究生,研究方向为电力系统安全防护与恢复控制;

顾雪平(1964—),男,河北行唐人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统安全防护与系统恢复、电力系统安全稳定评估与控制、智能技术在电力系统中的应用;

张祥成(1983—),男,吉林农安人,工程师,研究方向为电力系统分析与规划;

张文朝(1978—),男,河北曲阳人,高级工程师,博士,研究方向为电力系统稳定分析与控制。

Identification of coherent generators based on wavelet fuzzy entropy and GG clustering

WANG Tao¹, YANG Yue¹, GU Xueping¹, ZHANG Xiangcheng², ZHANG Wenchao³

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. State Grid Qinghai Electric Power Company Economic Research Institute, Xining 810000, China;

3. NARI Group Corporation Beijing Monitoring Technology Center, Beijing 102200, China)

Abstract: A new method for identifying the coherent generators based on wavelet fuzzy entropy and GG (Gath-Geva) clustering is proposed to solve the contradiction between unilateral feature extraction and complex computation. The power angle swing curve obtained by the wide area measurement system is decomposed into the overall trend information and the detailed information by the multi-scale wavelet decomposition, and the fuzzy entropies of wavelet coefficients at each scale are calculated as the eigenvectors of the generators, which are used for coherent clustering by GG fuzzy clustering algorithm. Simulation is carried out for IEEE 39-bus system and a practical power system, and results show that the proposed method can update the power angle database according to the change of power angle after fault, realizing fast and accurate identification of coherent generators.

Key words: coherent generators; wide area measurement system; wavelet decomposition; fuzzy entropy; Gath-Geva clustering

(上接第139页 continued from page 139)

[15] 纪飞峰,王崇林,牟龙华,等. 基于对称法与相位法的新型消弧线圈[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(22): 73-77.

Ji Feifeng, WANG Chonglin, MOU Longhua, et al. New type of ARC suppression coil based on symmetry and phase tuning principle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(22): 73-77.

作者简介:

王士新(1991—),男,山东蒙阴人,硕士研究生,主要研究方向为配电网故障检测(E-mail: wangshixin1016@163.com);



王士新

张慧芬(1970—),女,山东鱼台人,教授,博士,主要研究方向为配电网故障检测、配电网自动化(E-mail: cse_zhf@ujn.edu.cn);

黄坛坛(1994—),女,山东成武人,硕士研究生,主要研究方向为配电网故障检测(E-mail: 1553099876@qq.com)。

Diagnosis of single-phase grounding fault with line-broken in small current neutral grounding system

WANG Shixin¹, ZHANG Huifen¹, XU Bin², WEI Yajun², LIU Zongjie², HUANG Tantan¹

(1. School of Automation and Electrical Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, China;

2. Jining Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company, Jining 272100, China)

Abstract: Considering the characteristics of loads, neutral grounding modes and transition resistance, the feature of single-phase grounding fault with line-broken in small current neutral grounding system is analyzed by using the compound sequence network. The analytical results show that the variations of amplitude and phase information of zero-sequence voltage under different influencing factors are obviously different when single-phase grounding fault with line-broken occurs, according to which, a fault diagnosis criteria of single-phase grounding fault in small current neutral grounding system is proposed based on zero-sequence voltage amplitude and phase. PSCAD simulation verifies the correctness of the proposed criteria.

Key words: small current neutral grounding system; single-phase grounding fault with line-broken; fault types; zero-sequence voltage