

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191607

基于 Prony 分析特征提取的同调机组分群方法

李高望¹, 张智², 李达¹, 陈艳波²

(1. 国网经济技术研究院有限公司, 北京 102209; 2. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 同调机群识别在电力系统的动态等值、主动解列控制中具有重要意义。提出一种基于 Prony 分析特征提取的同调机组分群方法。首先针对 Prony 分析受噪声干扰严重的缺点, 利用集成经验模式分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法对含噪声的信号降噪。然后对降噪后的功角信号进行 Prony 分析, 提取功角信号的幅值、频率和阻尼特征值, 形成每台机组的特征向量。最后将系统中所有机组特征向量组成的特征矩阵输入到自组织神经网络进行聚类, 从而实现同调机组分群。EPRI-36 节点系统和华北电网系统算例表明, 所提方法可以很好地降低噪声影响, 充分提取功角曲线特征, 准确识别同调机组。

关键词: 同调机群; Prony 分析; 集成经验模式分解; 自组织神经网络

Coherency clustering method based on Prony analysis feature extraction

LI Gaowang¹, ZHANG Zhi², LI Da¹, CHEN Yanbo²

(1. State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China;

2. School of Electrical & Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Coherent cluster identification plays an important role in the dynamic equivalent and active splitting control of power systems. This paper presents a coherency clustering method based on Prony analysis feature extraction. First, given the disadvantage of Prony analysis which is seriously disturbed by noise, the method of Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) is used to reduce the noise of the signal. Then, Prony analysis is performed on the angle signal to extract feature values such as amplitude, frequency, and damping to form the feature vector of each generator. Then the feature matrix formed by all the generator feature vectors in the system are input to a self-organizing neural network to realize coherency clustering. Taking the EPRI-36 bus system and North China grid as case studies, it is verified that this method can effectively eliminate the impact of noise on Prony analysis, fully extract the feature of the power angle signal, and accurately identify the coherency generator group.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51777067) “Research on Dynamic State Estimation of Comprehensive Energy System Based on Bond Graph Theory” and Independently Introduced the Scientific and Technological Project of State Grid Economic and Technology Research Institute Co., Ltd. (No. 524414190002) “Dynamic Performance Research of HVDC Transmission System Based on Electromechanical Transient-Electromagnetic Transient Hybrid Simulation Technology”.

Key words: coherency clustering; Prony analysis; ensemble empirical mode decomposition; self-organizing neural network

0 引言

现代电力系统逐渐向交直流大电网方向发展,

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777067)“基于键合图理论的综合能源系统动态状态估计研究”; 国网经济技术研究院有限公司自主投入科技项目资助(524414190002)“基于机电暂态-电磁暂态混合仿真技术的高压直流输电系统动态性能研究”

且运行方式日益复杂, 从而导致电力系统的电磁暂态分析愈发困难^[1]。为提高计算效率, 一般需要在电磁暂态分析中减小系统的规模, 动态等值成为解决此问题的有效途径^[2]。此外, 同调机群的准确识别对于快速找出解列断面亦具有重要作用^[3]。研究表明, 基于扰动轨迹的相似性, 可对发电机组进行同调分群^[4-5]。

广域测量系统(Wide Area Measurement System, WAMS)的相量量测单元为同调机组分群提供数据

基础。基于 WAMS 量测数据的同调机组分群方法可以有效回避电力系统模型的强非线性问题^[6], 且分群结果不受模型参数精确度的影响。文献[7]提出了一种基于 WAMS 量测的功角信号的分群方法, 通过三角拟合函数和 Frechet 距离完成分群。文献[8]通过计算 WAMS 量测的各机组功角曲线之间的欧氏距离对系统中的同调机组进行聚类。文献[9]提出了一种基于投影寻踪(Projection Pursuit, PP)理论的电力系统同调分群方法。在电力系统惯性中心概念的支持下, 采用 PP 理论将广域同调分群问题建模为一个优化问题。文献[10-11]针对 PMU 量测的功角曲线相似特性, 定义同调性指标来评估系统中的同调机群。

以上研究工作证明了基于 WAMS 数据可以实现同调机群辨识, 但在辨识中需要处理大量数据, 其辨识效率依赖于在海量 WAMS 中提取关键信息。为提取功角曲线中的关键信息, 一些研究采用了降维方法对 WAMS 量测的功角信号进行处理, 从而提取功角曲线的特征。这些方法包括: 拉普拉斯变换法^[12]、主成分分析法^[13]、小波分析法^[14]、希尔伯特-黄变换法^[15]以及奇异值分解法^[16]等。文献[14]通过小波变换方法进行同调机组分群, 小波变换方法可以有效地提取功角信号的特征信息, 但是需要将测量数据分解为时空模式, 以特殊的主振荡模式检测同调机群, 这会带来较大的计算负担。在文献[13]中, 使用主成分分析方法从系统中提取关键信息确定发电机在电力系统中的同调性, 但是其需要先获得同调机组的先验信息才能准确识别同调性。文献[15]中的希尔伯特-黄变换法存在特征参数选取困难的缺点。

在电力系统信号分析中, Prony 分析方法被广泛应用于低频振荡辨识和电能质量扰动分析中^[17-21]。考虑到 Prony 分析法能直接准确地提取给定信号的频率、衰减因子、幅值等特征, 且其能较好地适用于高阶系统的分析, 为此, 本文尝试将 Prony 分析法应用到同调机组分群中, 解决功角曲线特征提取困难问题, 从而提高同调机组的分群精度。

本文介绍我们在 2018 年提出的发明专利——基于分段 Prony 分析特征提取的同调机组分群方法^[30]。其主要步骤如下: (1) 针对 Prony 分析对输入信号要求较高、存在着对噪声敏感的弱点, 通过 EEMD 对量测功角信号进行降噪; (2) 对降噪后的功角信号进行 Prony 分析, 提取摇摆曲线的幅值、频率和阻尼等特征量, 并对采样时间进行分段, 以保证提取特征量的精度; (3) 基于自组织神经网络对提取的功角信号特性聚类, 完成分群。最后以 EPRI-36

节点系统和华北电网实际系统为例, 测试所提方法的有效性。

1 同调判别理论及功角曲线的特征提取

1.1 同调判别理论

发电机的同调性指系统中出现扰动后, 在研究时间内, 若任意两台发电机的母线电压复向量之比为常数, 则认为这两台机组是同调的^[25], 一般假定发电机母线电压的幅值是恒定的, 即得到

$$\Delta\delta_{ij}(t) = \delta_i(t) - \delta_j(t) = \text{const} \quad (1)$$

式中: $\delta_i(t)$ 、 $\delta_j(t)$ 为发电机 i 、 j 的功角; t 为 PMU 量测时间点, $t=1, 2, \dots, T$, T 为研究时间。

在实际工程中, 严格满足式(1)的同调机群是很少的, 因此基于相关理论 Max-Min 准则判别同调机群, 引入的同调实用判据为

$$\max |\Delta\delta_i - \Delta\delta_j| < \varepsilon \quad (2)$$

式中: $\Delta\delta_i(t) = \delta_i(t) - \delta_i(t_0)$ 为功角增量; t_0 为故障初始发生时刻; ε 为阈值, 一般人为给定。

1.2 基于 EEMD 的降噪方法

针对 Prony 分析受噪声影响严重的缺点, 本节采用 EEMD 方法对量测功角数据进行降噪处理。经验模式分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)^[22]是一种有效的信号降噪方法。当原始信号中存在噪声或间断时, EMD 存在模态混叠现象。为消除模态混叠现象, 基于 EMD 的 EEMD 算法^[23]被提出, 其步骤如下:

(1) 在量测功角信号 $x(t)$ 中叠加 M 次均值为零、标准差为常数的高斯白噪声 $n_i(t)$, 得到 $x_i(t) = x(t) + n_i(t)$ 。叠加噪声的次数和标准差参考文献[24]。

(2) 基于 EMD 方法对 $x_i(t)$ 分解, 得到 K 个本征模态分量 (Intrinsic Mode Function, IMF) $c_{ij}(t)$ 以及余项 $r_i(t)$, 即

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^K c_{ij}(t) + r_i(t) \quad (3)$$

(3) 对多次加入噪声求得的 IMF 分量做平均运算, 得到的 IMF 分量和余项如式(4)和式(5)所示。

$$c_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{ij}(t) \quad (4)$$

$$r(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r_i(t) \quad (5)$$

原始信号被分解为如式(6)所示。

$$x(t) = \sum_{j=1}^K c_j(t) + r(t) \quad (6)$$

EEMD 降噪通过选取合适的 IMF 分量进行重构达到降噪效果。文献[23]中通过各 IMF 分量和量测信号的相关系数来选取能真实反映原始信号特征的 IMF 分量。步骤如下:

(1) 计算原始信号及各分量的自相关函数。

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x(t-\tau)dt \quad (7)$$

(2) 计算 $R_{IMF1}, \dots, R_{IMFK}$ 与 R_x 的相关系数。

$$\rho(j) = \frac{\sum_{i=1}^{2M-1} R_{IMFj}(i)R_{x(i)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{2M-1} R_{IMFj(i)}^2 \sum_{i=1}^{2M-1} R_{x(i)}^2}} \quad (8)$$

式中: M 为信号点数; $IMFj$ 代表第 j 个 IMF 分量。

1.3 基于 Prony 分析的特征提取方法

本节采用 Prony 分析对发电机的功角曲线进行特征提取^[17]。可以将原始信号描述为如式(9)所示。

$$X(t) = \sum_{i=1}^P A_i e^{\alpha_i t} \cos(2\pi f_i t + \theta_i) \quad (9)$$

式中: A_i 为信号幅值; α_i 为衰减因子; θ_i 为初相角; f_i 为振荡频率。将式(9)写成 N 个采样点上的离散时间函数。

$$\hat{X}(n) = \sum_{i=1}^P b_i z_i^n, \quad t = 0, \dots, N-1 \quad (10)$$

式中: $b_i = A_i \exp(j\theta_i)$; $z_i = \exp((\alpha_i + j2\pi f_i)\Delta t)$; Δt 为采样间隔。

在确定模型阶数 P 的情况下, 构造 P 阶样本矩阵, 通过求解线性方程组得到系数 b_i 和 z_i , 进而得到各振荡分量的参数, 如式(11)所示。

$$\begin{cases} A_i = |b_i| \\ \theta_i = \arctan(\text{Im}(b_i) / \text{Re}(b_i)) \\ \alpha_i = \text{Im}(z_i) / \Delta t \\ f_i = \arctan(\text{Im}(z_i) / \text{Re}(z_i)) / 2\pi\Delta t \end{cases} \quad (11)$$

根据式(11)将提取的功角曲线特征量: 幅值、衰减因子、频率组成每台发电机的特征向量, 可表示为 $[A_1, \dots, A_p, \alpha_1, \dots, \alpha_p, f_1, \dots, f_p]$ 。

根据文献[26]可知, 随着时间 t 的增大, Prony 分析的频率和衰减因子的误差将被放大, 达不到精度要求。为保证提取特征值的精度, 本文在量测时段将功角曲线分为多段进行 Prony 分析, 得到多个时段的特征量。

2 基于自组织神经网络聚类的同调分群方法

2.1 基于自组织神经网络的聚类方法

自组织神经网络^[27-28]又称为自组织竞争神经网络,

是一类“无监督学习”模型, 适用于聚类问题。本问题中, 自组织神经网络的特征向量为 N 台发电机的功角信号经 Prony 分析后得到的特征向量。竞争层神经元的连接权值为聚类中心。根据输入特征向量之间的距离识别同调机群。特征向量和聚类中心的距离通过欧氏距离衡量。

$$D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - W_{ij})^2} \quad (12)$$

式中: i 为输入层神经元编号; j 为输出层神经元编号; X_i 为输入特征向量; W_{ij} 为 j 组同调机群的聚类中心。基于自组织神经网络的聚类过程如下:

(1) 权值初始化。输入每台发电机组经 Prony 分析后提取的特征向量为 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iH}]$, H 为每台机组特征向量维数; 竞争层的神经元初始为 $j=1$, 聚类中心 W_{ij} 初始为任意特征向量。

(2) 设置聚类精度阈值 λ 。 λ 控制聚类结果的精度, λ 越小划分类别越多, 结果越精确。

(3) 聚类识别。输入一个新的特征向量, 计算新特征向量与聚类中心的 D_j , D_j 最小的竞争神经元 p 获胜: $D_p = \min\{D_j\}$ 。

(4) 更新网络。若 $D_p < \lambda$, 则将该机组的特征向量纳入第 p 个神经元中, 同时更新连接权值: $W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \eta(n)(X_i - W_{ij}(n))$, $\eta(n)$ 是该神经元纳入向量组总数的倒数。若 $D_p > \lambda$, 则该特征向量不纳入任一竞争层神经元中, 并更新神经元数量 $j = j+1$, 其与输入层的连接权值 $W_{ij}(n+1)$ 为样本特征指标矩阵。

(5) 循环训练。将所有发电机的特征向量依次输入。每个竞争神经元包含的特征向量即为一个同调机群。

2.2 最优聚类簇数确定

为了确定最佳聚类簇数, 引入 DB 指标, DB 指标通过描述同调机群的类内散度与各聚类中心的间距, DB 越小表示类与类之间的相似度越低, 从而对应越好的聚类结果。DB 指标定义为

$$DB(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{j=1-k, j \neq i} \left(\frac{L_i + L_j}{C_{ij}} \right) \quad (13)$$

式中: k 为分群数目; L_i 表示类 C_i 中的所有同调机组到其聚类中心的平均距离, 聚类中心取类 C_i 中所有机组的功角增量数据的平均值, 每个类中有一个聚类中心; L_j 表示类 C_j 中的所有同调机组到类

C_j 中心的平均距离; C_{ij} 表示类 C_i 和 C_j 中心之间的距离。

在同调分群过程中, 设置不同分群数目得到相应的分群结果。然后求取不同聚类簇数下的 DB 指标, 对应 DB 指标最小的分群簇数即为最佳分群数。

3 算例分析

为了验证所提出的基于 Prony 分析特征提取的同调机组分群方法的有效性, 本文采用 EPRI-36 节点系统和华北电网实际系统在 PSASP 平台上仿真得到功角曲线, 算法通过 Matlab 编程实现。

3.1 EPRI-36 节点系统算例

EPRI-36 节点系统包含 36 个节点, 8 台发电机。0 时刻, 在母线 bus-9 处设置三相短路故障, 0.1 s 后切除故障, 监测时间从故障发生时刻起到 1.5 s 结束, 记录 8 台机组的功角曲线, 如图 1 所示。并对数据进行处理得到功角增量曲线(功角增量曲线即为初始时刻之后的各时间点功角减去初始时刻功角得到的曲线)。

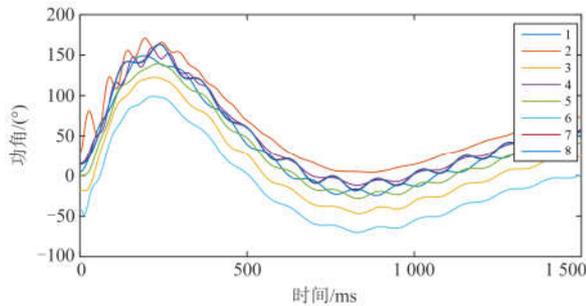
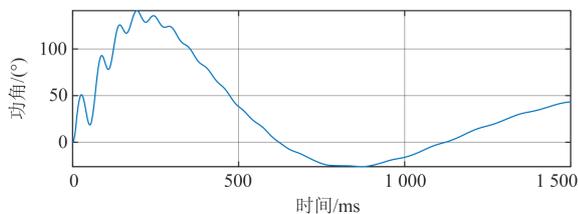


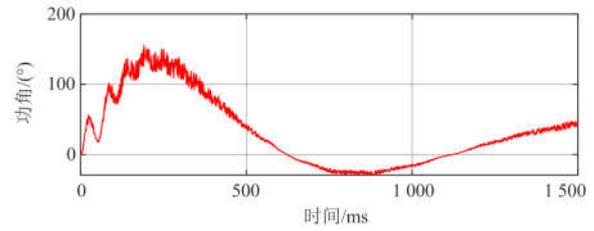
图 1 EPRI-36 节点系统的量测功角曲线
Fig. 1 Measurement power angle curve of EPRI-36 bus system

首先测试 EEMD 的降噪性能, 根据功角增量数据, 将噪声叠加到仿真得到的功角增量曲线上。以 2 号发电机组为例, 叠加 $N(0,0.2)$ 的噪声后的功角曲线如图 2 所示。

对含噪声的功角信号进行 EEMD 分解, 加入的 $n(t)$ 均值为 0、方差为 0.15, 次数 $M=100$ 。分解得到 IMF 分量以及残余项(res)如图 3 所示。



(a) 2号机组功角曲线



(b) 叠加了噪声的功角曲线

图 2 加入高斯噪声后的功角增量曲线

Fig. 2 Power angle curve after adding Gaussian noise

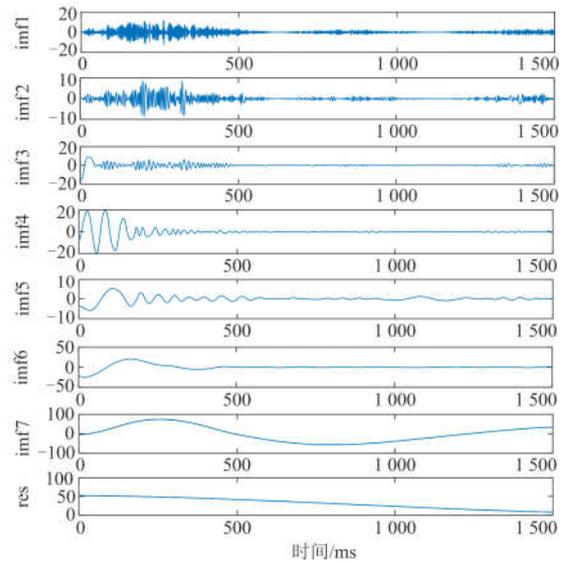


图 3 EEMD 得到的 IMF

Fig. 3 IMF obtained by EEMD

分别计算各 IMF 分量与原始信号的相关系数, 如表 1 所示。

表 1 各 IMF 分量与含噪信号的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between each IMF component and noisy signal

IMF	1	2	3	4	5	6	7
$\rho(j)$	0.12	0.17	0.24	0.31	0.44	0.68	0.64

根据图 3 和表 1 分析可得, IMF1、IMF2 的主要成分为噪声, 而 IMF6、IMF7 反映了信号的主要特征。EEMD 方法中选取相关系数大于 0.3 的 IMF 进行重构。为验证 EEMD 的良好降噪特性, 将 EEMD 方法与 FIR 低通滤波法和小波变换降噪法以及 EMD 方法的降噪特性进行对比。以 2 号发电机组为例, 对不同噪声下各信号的降噪效果进行对比, 如表 2 所示。

对比表 2 中 4 种降噪方法, 相较于 FIR 低通滤波和小波降噪以及 EMD 方法, EEMD 降噪方法的信噪比较高, 降噪效果更好。

表 2 不同噪声下的信噪比

Table 2 Signal-to-noise ratio under different noises

	N(0,0.05)	N(0,0.1)	N(0,0.15)	N(0,0.2)	N(0,0.25)
原始信号	35.1	29.2	25.7	23.6	21.4
FIR	23.5	22.2	18.7	17.4	16.8
小波变换	27.3	26.1	24.1	22.3	21.1
EMD	28.1	26.3	25.2	23.3	20.8
EEMD	28.4	26.6	25.3	23.5	21.4

对原始和降噪后的功角增量曲线进行 Prony 分析。对于 Prony 分析初始阶数 P 的选择, 根据文献 [29], 初始阶数一般在 $n/2$ 附近选取, 并在 $n/2$ 进行调整, n 为采样数据的个数。为保证提取的特征量精度, 将采样时间分为多段对功角增量曲线进行分析, 在 1.5 s 的采样区间上, 以 0.5 s 为 1 个时间分段进行 Prony 分析。初始阶数选为 250, 留数选为 5, 获得每台机组功角曲线的特征量。表 3 给出了 2 号发电机在 0~0.5 s 时段内功角曲线的 Prony 分析结果。

表 3 三种情况下曲线的 Prony 分析结果

Table 3 Prony analysis results of curves in three cases

	原始信号	加入噪声信号	重构信号
幅值	400	370	400
	400	370	400
	230	270	208
	77	270	80
	77	230	80
衰减阻尼	-0.37	-0.3	-0.38
	-0.37	-0.34	-0.38
	-3.50	-82	-3.70
	-13	-82	-15
	-13	-4.60	-15
频率/Hz	0.083	0.083	0.083
	0.083	0.083	0.083
	0	35	0
	0	35	0
	1.40	0	1.30

从表 3 中可以看出, 加入高斯噪声的 Prony 分析结果与仿真得到的原始曲线结果有较大的不同; 经 EEMD 降噪后的 Prony 分析结果与原始曲线分析结果具有较小的差异, 因此得出 EEMD 降噪可有效降低噪声对功角量测数据的干扰。

对 EEMD 降噪后的功角曲线进行 Prony 分析, 提取幅值、阻尼以及频率特征值, 通过自组织神经网络进行训练, 得到同调机组分群结果如表 4 所示。

从分群结果的对比中可以看出, 降噪后功角曲线与原始功角曲线的分群结果一致, 所以通过 EEMD 降噪可有效保证分群结果不受噪声的干扰。当分群数为 2~7 时, 2 号机组单独一群, 7、8 号机

组分为一群。结合图 1 可以看出, 7、8 号机组的功角曲线基本重合, 可判断 7、8 号机组具有很高的同调性。从分群结果看出, 2 号机组与其他 7 台机组有较高的非同调性; 从图 1 中可以看出, 2 号机组的功角曲线在 0~0.2 s 时间上有较大的波动, 其时域特征与其他机组差别较大。基于此简单判断, 可认为分群结果较为准确。

表 4 同调机组分群结果

Table 4 Clustering results of coherent generators

分群数	原始曲线分群结果	降噪后分群结果
8	1/2/3/4/5/6/7/8	1/2/3/4/5/6/7/8
7	1/2/3/4/5/6/7/8	1/2/3/4/5/6/7/8
6	1/2/4/6/3/5/7/8	1/2/4/6/3/5/7/8
5	2/4/6/3/5/1/7/8	2/4/6/3/5/1/7/8
4	2/4/3/5/6/1/7/8	2/4/3/5/6/1/7/8
3	2/4/1/3/5/6/7/8	2/4/1/3/5/6/7/8
2	2/1/3/4/5/6/7/8	2/1/3/4/5/6/7/8
1	1/2/3/4/5/6/7/8	1/2/3/4/5/6/7/8

将本文提出的基于分段 Prony 特征提取同调分群方法与基于功角轨迹的 Max-Min、K-Means 分群方法, 以及基于小波变换(WT)、主成分分析(PCA)、希尔伯特-黄变换(HHT)以及奇异值分解(SVD)的同调机组分群方法进行对比。基于功角增量数据, 根据式(13)计算 DB 指标判断各种方法的聚类效果, 如表 5 所示。

表 5 不同分群方法的 DB 指标

Table 5 DB indicator value of different clustering methods

分群数 k	2	3	4	5	6	7
Max-Min	1.121	1.032	1.118	1.071	1.036	1.076
K-Means	1.137	0.915	1.115	1.071	1.059	1.076
WT	1.121	0.782	1.110	1.078	1.081	1.076
PCA	1.121	0.782	1.110	1.053	1.081	1.076
HHT	1.121	0.932	1.065	0.94	1.042	1.076
SVD	1.121	0.815	0.926	1.012	1.075	1.076
Prony	1.121	0.776	1.107	0.932	1.036	1.076

表 5 通过 DB 指标比较了 7 种方法的分群效果, 从表 5 中可以看出, 当 k 为 3 时, 各种分群方法均得到最佳分群结果。当 k 为 3 时, 由 DB 指标可看出, Max-Min 分群方法的效果最差; 相较于基于轨迹的同调分群方法, 基于 WT、PCA 特征提取的同调分群结果更加准确; 当 k 为 4 时, 基于 SVD 的同调分群方法分群效果更好; 当 k 为 3、5、6 时, 本文提出的方法得到的分群结果均优于基于 WT、PCA、HHT、SVD 特征提取的同调分群方法。对 k 为 3 时各种分群方法的结果做进一步分析, 分群结果如表 6 所示。

表 6 $k=3$ 时各分群方法的分群结果

分群方法	分群结果
Max-Min	1 4/2/3 5 6 7 8
K-Means	1/2/3 4 5 6 7 8
WT	2/3 4/1 5 6 7 8
PCA	2/3 4/1 5 6 7 8
HHT	2/3 5 6/1 4 7 8
SVD	5/2 4/1 3 6 7 8
Prony	2/4/1 3 5 6 7 8

对比表 6 中的分群结果，在分群数为 3 时，基于 WT 和 PCA 分群方法的结果接近于 Prony 分析法。基于 WT 和 PCA 的分群方法将 1、5、6、7、8 号机组分为一群，3、4 号机组分为一群；基于 Prony 分析特征提取的方法将 4 号机组单独分为一群，1 号与其他机组分为一群。从图 1 中可以看出，各机组的功角曲线的振荡变化趋势较为接近，仅根据对功角曲线的对比难以分析分群结果的有效性。

为了进一步分析本文方法的有效性，通过 Prony 分析提取的反映功角曲线波动的衰减阻尼、频率特征量进行频域分析。从图 1 中可以看出，在 0.5~1.5 s 时间段上各机组的功角曲线变化基本一致，因此表 7 仅对 0~0.5 s 时间段内 4 台机组的衰减阻尼和频率进行了对比。

表 7 Prony 分析的特征量对比

Table 7 Comparison of feature values by Prony analysis				
发电机组	1 号	3 号	4 号	7 号
衰减阻尼	-0.42	-0.44	-0.49	-0.43
	-0.42	-0.44	-0.49	-0.43
	-3	-2.6	-2.7	-3
	-0.011	-0.06	-0.65	-0.05
	-0.011	-0.06	-0.65	-0.05
频率	0.081	0.081	0.081	0.08
	0.081	0.081	0.081	0.08
	0	0	0	0
	0.77	0.77	1.7	0.78
	0.77	0.77	1.7	0.78

从表 7 中可以看出，1 号机组与 3 号、7 号机组的频率特征接近，而 4 号机组的频率特征量高于 1、3、7 号机组；从衰减阻尼来看，4 号机组的衰减阻尼高于其他 3 台机组。通过对比分析得出结论：相对于 4 号机组，1 号、3 号机组与 7、8 号机组有更好的同调性，所以将 4 号机组单独划分为一群。

图 4 给出了 1、3、4、7、8 号机组的功角曲线

在时域上的对比。从图 4(b)中的对比看出，相较于机组 4，1 号机组与 7、8 号机组具有较好的同调性。从图 4(a)、图 4(c)中可以看出 1、3 号机组与 4 号机组在 0~0.5 s 时间段内功角增量曲线的变化不一致。这与通过表 7 分析的结果一致。

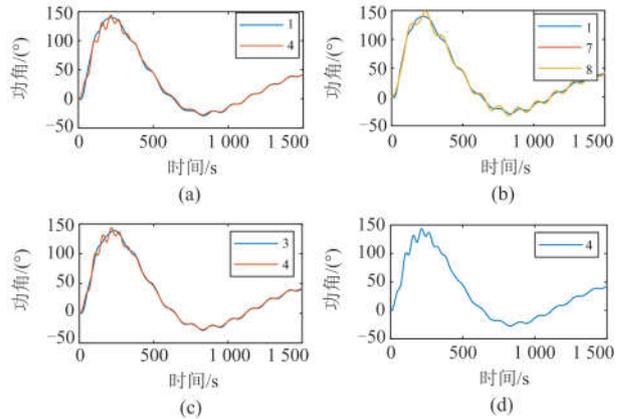


图 4 功角增量曲线对比

Fig. 4 Comparison of power angle incremental curve

通过以上分析可得：Prony 分析能有效提取功角曲线在时间序列上振荡的幅值、频率以及衰减阻尼，充分反映发电机组振荡的变化趋势，得到的同调分群结果更精确。

3.2 华北电网算例

选取华北电网实际系统验证本文所提方法的有效性。华北电网主要包括北京(京，简称为 B)、天津(津，简称为 T)、河北(冀，简称为 H)、山西(晋，简称为 S)和山东(鲁，简称为 L)。由于华北电网规模较大，机组较多，故挑选 70 台主要发电机组作为研究对象，如表 8 中所示。

表 8 研究对象

Table 8 Study objects

区域	机组
B	BCR, BGE, BLD, BSH, BTR, BXG, BXS, BYD, BZC
T	TBJ, TDG, TGJ, TJR, TJS, TJC, TLR, TNJ, TPS, TWR
H	HBX, HCD, HCZ, HDC, HDJ, HHD, HHS, HLS, HMT, HQR, HAS, HXB, HXT
S	SAP, SCY, SDN, SDR, SFZ, SFL, SGY, SHG, SHG, SHZ, SJY, SLC, SSQ, STM, SWP, SWX, SXN, SYG, SZQ
L	LBB, LDH, LHZ, LHD, LLW, LJN, LLZ, LLY, LLB, LQD, LRZ, LTA, LWH, LWF, LYD, LLC, LLR

故障设置在锡盟-山东 1 000 kV 特高压交流输电通道的津津济 K1-鲁济京 K1 线路上，设置三相短路故障，0.2 s 后切除故障。从故障发生时刻起到 0.5 s 结束，记录 70 台机组的功角数据，如图 5 所示。

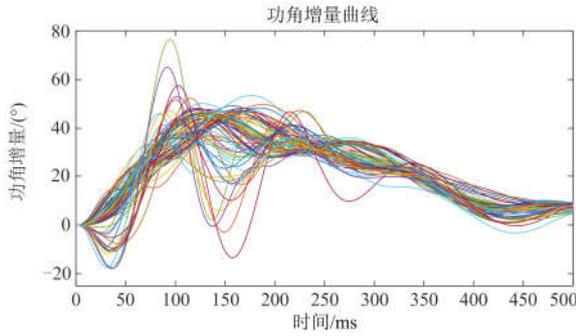


图 5 华北电网机组故障后的功角增量曲线

Fig. 5 North China power grid generators increment curve after fault

由图 5 可知, 该故障给系统带来较大扰动, 使 L 区域与 B、T 区域之间的送电通道被短时切断, 两区域内的功率平衡被打破, 导致电网各机组出现不同程度的振荡。当聚类簇数 $k=6$ 时, 得到最佳分群结果, 如表 9 所示。各同调机群的功角增量曲线如图 6 所示。

表 9 华北电网机组分群结果

Table 9 Clustering results of North China grid generators

分群号	分群结果
1	HBX, HDC, HAS, HXB, TBJ, TDG, TGI, TJC, TLR, TNJ TPS, TWR, BSH, BTR, BXG, BXS, BZC
2	HCD, HCZ, HDJ, HHD, HHS, HLS, HMT, HQR, HXT, TJR, TJS, BCR, BGE
3	SAP, SCY, SDN, SDR, SFZ, SFL, SGY, SGY, SHG, SHG, SHZ, SJY, SLC, SSQ, STM, SWP, SWX, SXN, SYG, SZQ, BLD
4	LLW, LLY, LRZ, LJN, LHZ, LLZ
5	BYD, LLB, LTA, LLC, LLR
6	LDH, LHD, LQD, LWF, LYD

对表 9 的分群结果做进一步分析。京津冀 K1-鲁济京 K1 特高压输电线路的送端连接京北特、津板桥站, 故障后 B、T、H 地区电网受到较大扰动。在表 9 的分群结果中, B、T、H 三个地区的机组被划分为 2 群。通过图 6(a)、(b)中的第 1、2 群机组的功增量角曲线, 可得出对 B、T、H 地区的同调分群结果与时域仿真结果一致。

分群 3 中 S 区域所有机组分为一组同调机群, 表现出一致的同调性。从图 6(c)中可以看出, S 区域机群同调机组的功角增量曲线基本重合, 因此可判断分群结果准确。

京津冀 K1-鲁济京 K1 输电线路的受端连接到鲁泉城 T01 站, 线路发生故障后, 导致 L 区域功率不平衡, 出现较大扰动。分群结果中, L 区域的机组被划分为三个同调机群。除此之外, B 区域中的

BYD 被归入到第 4 群。

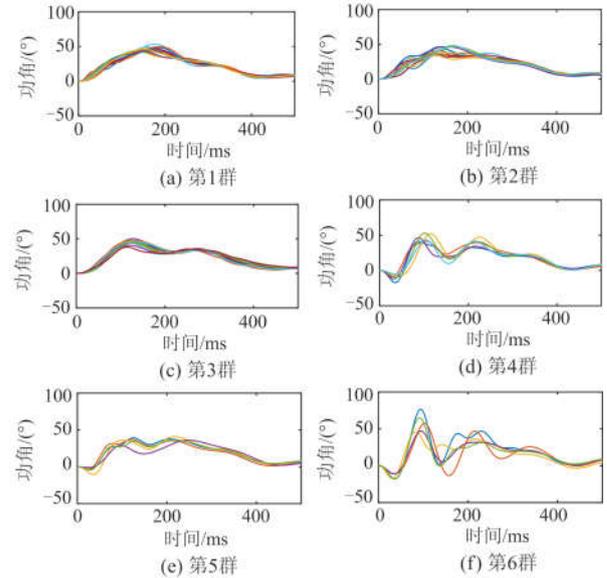


图 6 各同调机群的功角增量曲线

Fig. 6 Power angle increment curve of each coherency group

对 L 区域中机组的各指标的曲线进行观察, 从图 6(d)、图 6(e)、图 6(f)中可看出, 各群中功角增量变化基本一致。此外, BYD 被划分到第 4 群, BYD 靠近京津冀 K1-鲁济京 K1 送端, 受故障影响较大, 故其表现出与受端电网机组较为一致的同调性, 因此认为 BYD 与第 4 群(靠近京津冀 K1-鲁济京 K1 受端)机组分为一群是合理的。

通过对华北电网算例进行分析, 可得出结论: 故障后, 各地区的发电机组总体上有一致的同调性, 但由于故障对各省网的影响不同, 故各区域内的发电机组又有不同的同调分群。通过此实际算例, 验证了所提方法的有效性, 同时说明本文方法在实际系统中具有较高的工程应用价值。

4 结论

针对现有同调分群中功角曲线特征提取困难的问题, 本文提出一种基于 Prony 分析特征提取的同调机组分群方法。以 EPRI-36 节点系统和华北电网实际系统为例进行分析, 得出以下结论:

1) 针对 Prony 分析对噪声影响敏感的特性, 采用 EEMD 分解和相关系数法对 PMU 量测功角数据进行降噪, 有效改善了 Prony 分析受噪声干扰严重的问题。

2) 对发电机的功角曲线进行分段 Prony 分析, 能有效提取功角曲线在时间序列上振荡的幅值、频率以及衰减阻尼, 可从大量功角量测数据中有效提取功角曲线特征, 充分反映机组振荡的变化趋势,

得到的同调分群结果更精确。

参考文献

[1] CHAO Ren, YAN Xu, ZHANG Yuchen. Post-disturbance transient stability assessment of power systems towards optimal accuracy-speed tradeoff[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 194-203. DOI: 10.1186/s41601-018-0091-3.

[2] PODMORE R. Identification of coherent generators for dynamic equivalent[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus Systems, 1978, 97(7): 1344-1354.

[3] 陈刚, 丁理杰, 李旻, 等. 异步联网后西南电网安全稳定特性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(7): 76-82.
CHEN Gang, DING Lijie, LI Min, et al. Stability characteristics of southwest China power grid after asynchronous interconnection[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(7): 76-82.

[4] 戴晨松, 薛峰, 薛禹胜. 受扰轨迹的分群研究[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(1): 13-16.
DAI Chensong, XUE Feng, XUE Yusheng. Classification of disturbed trajectories[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(1): 13-16.

[5] JONSSON M, BEGOVIC M, DAALDER J. A new method suitable for real-time generator coherency determination[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1473-1482.

[6] 倪敬敏, 沈沉, 谭伟, 等. 一种基于非平衡点处线性化的同调识别方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(20): 7-12.
NI Jingmin, SHEN Chen, TAN Wei, et al. A coherence identifying method based on linearization at non-equilibrium point[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(20): 7-12.

[7] 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.

[8] 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, 2014, 31(22): 21-25.

[9] JIANG Tao, JIA Hongjie, YUAN Haoyu. Projection pursuit: a general methodology of wide-area coherency detection in bulk power grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2776-2786.

[10] 姜涛, 贾宏杰, 李国庆, 等. 基于广域量测信息相关性的电力系统同调辨识[J]. 电工技术学报, 2017, 32(1): 1-11.
JIANG Tao, JIA Hongjie, LI Guoqing, et al. Cross-correlation coefficient-based coherency identification in bulk power system using wide-area measurements[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(1): 1-11.

[11] VAHIDNIA A, LEDWICH G. Generator coherency and area detection in large power systems[J]. IET Generation, Transmission, and Distribution, 2012, 6(9): 874-883.

[12] 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.

[13] 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.

[14] AVDAKOVIĆ S, BEĆIROVIĆ E, NUHANOVIĆ A, et al. Generator coherency using the wavelet phase difference approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1): 271-278.

[15] 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 Luyun. Online identification of coherent generators based on slow coherency theory and Hilbert-Huang transform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(8): 70-76.

[16] 朱乔木, 陈金富, 段献忠, 等. 基于奇异值分解的同调机群识别方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(3): 591-600.
ZHU Qiaomu, CHEN Jinfu, DUAN Xianzhong, et al. A coherent generators identification method based on singular value decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(2): 591-600.

[17] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社 2002.

[18] 张煜林, 陈红卫. 基于 CEEMD-WPT 和 Prony 算法的谐波间谐波参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2018,

- 46(12): 115-121.
ZHANG Yulin, CHEN Hongwei. Parameter identification of harmonics and inter-harmonics based on CEEMD-WPT and Prony algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(12): 115-121.
- [19] 竺炜, 唐颖杰, 周有庆, 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 44-47, 53.
ZHU Wei, TANG Yingjie, ZHOU Youqing, et al. Identification of power system low frequency oscillation mode based on improved Prony algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 44-47, 53.
- [20] 丁蓝, 薛安成, 李津, 等. 基于窗口滑动改进 Prony 算法的电力系统低频振荡识别[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(22): 24-28.
DING Lan, XUE Ancheng, LI Jin, et al. A moving window Prony algorithm for power system low frequency oscillation identification[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(22): 24-28.
- [21] 汤吉鸿, 朱军飞, 李勇, 等. 基于变分模态分解的电力系统泛频带振荡辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(2): 1-8.
TANG Jihong, ZHU Junfei, LI Yong, et al. VMD based mode identification for broad-band oscillation in power system[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(2): 1-8.
- [22] 钱勇, 黄成军, 陈陈, 等. 基于经验模态分解的局部放电去噪方法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(12): 53-56.
QIAN Yong, HUANG Chengjun, CHEN Chen, et al. De-noising of partial discharge based on empirical mode de-composition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(12): 53-56.
- [23] 马转霞, 费维科, 周新涛, 等. 基于 EEMD 降噪和 FFT 的转子故障振动分析[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(4): 165-168.
MA Zhuaxia, FEI Weike, ZHOU Xintao, et al. Rotor fault vibration analysis based on EEMD noise reduction and FFT[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(4): 165-168.
- [24] 陆森林, 王龙. CEEMD-FFT 在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 郑州大学学报, 2015, 36(1): 75-78.
LU Senlin, WANG Long. Application of CEEMD-FFT in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Zhengzhou University, 2015, 36(1): 75-78.
- [25] GERMOND A J, PODMORE R. Dynamic aggregation of generating unit models[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1978, PSA-97(4): 1060-1069.
- [26] 董航, 刘涤尘, 邹江峰. 基于 Prony 算法的电力系统低频振荡分析[J]. 高电压技术, 2006, 32(6): 97-100.
DONG Hang, LIU Dichen, ZOU Jiangfeng. Analysis of power system low frequency oscillation based on Prony algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(6): 97-100.
- [27] 文俊, 刘天琪, 李兴源. 在线识别同调机群的优化支持向量机算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 80-85.
WEN Jun, LIU Tianqi, LI Xingyuan. On-line identification of coherent generator using optimized LS-SVM[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(25): 80-85.
- [28] 杨越, 王涛, 顾雪平, 等. 利用小波能量特征的增长型自组织神经网络同调机组分群方法[J]. 电测与仪表, 2017, 54(14): 7-13.
YANG Yue, WANG Tao, GU Xueping, et al. Coherency identification method using growth-oriented self-organizing neural networks and wavelet energy feature[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(14): 7-13.
- [29] 刘娟. 同步发电机仿真可信度评估方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2007.
LIU Juan. Confidence level assessment method research for synchronous generator simulation[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2007.
- [30] 陈艳波, 陈东, 刘建琴, 等. 基于分段 Prony 分析的同调机组分群方法: 中国, CN 2018106170269[P]. 2018-08-15.
CHEN Yanbo, CHEN Dong, LIU Jianqin, et al. Coherency clustering method based on Prony analysis feature extraction: China, CN 2018106170269[P]. 2018-08-15.

收稿日期: 2019-12-26; 修回日期: 2020-03-31

作者简介:

李高望(1985—), 男, 高级工程师, 研究方向为高压直流输电技术与电力系统仿真分析技术; E-mail: ligaowang@chinasperi.sgcc.com.cn

张智(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统优化与分析;

李达(1991—), 男, 工程师, 主要研究方向为直流输电与电力系统仿真分析。

(编辑 魏小丽)