# 基于变点探测的功率振荡数据挖掘

余一平1,孙卫娟1,张 浩1,安 军2,熊浩清2,鞠 平1 (1. 河海大学 可再生能源发电技术教育部工程研究中心,江苏 南京 211100; 2. 国网河南省电力公司,河南 郑州 450052)

摘要:针对当前功率小幅振荡数据挖掘的不足,引入了变点探测方法判断系统是否发生振荡、主要参与机组 以及振荡何时进入平稳阶段,从而提出了一种新的大电网功率振荡特征挖掘方法。该方法通过在海量广域 测量系统(WAMS)数据中挖掘电网振荡信息,根据变点探测方法获取的极值特性区分弱阻尼的低频振荡以 及强阻尼快速衰减过程,并在弱阻尼振荡情况下确定 Prony 分析时间窗的起点,从而获取更为准确的振荡模 式和强相关机组信息。通过新英格兰10机39节点系统仿真和河南电网 WAMS 实测振荡数据挖掘验证了所 提方法的有效性,结果表明该方法能够从海量数据中有效挖掘大电网振荡特征,并准确识别系统模式信息。

关键词:变点探测;低频振荡;振荡特征;数据挖掘 中图分类号:TM 74

文献标识码:A

## 0 引言

随着特高压交流联网的逐步建设,系统的规模 日益扩大,运行方式越来越复杂,存在多个大区间、 区间和局部振荡模式,系统存在低频振荡的风险<sup>[1]</sup>。 准确掌握系统的动态特征,了解电网实际存在的模 式信息,对于低频振荡的预警预控至关重要。由于 特高压交流联网系统规模太大,存在漏根和模型参 数不准的问题,以往通过离线典型方式模态分析的 方法与实际状况存在较大误差。而实际在线振荡监 测软件受分析方法限制,往往设置起振阈值较大,只 有电网发生明显振荡时才进行记录,而这种明显激 发的振荡往往和扰动大小和扰动位置相关,可遇不 可求,实际获得的电网振荡信息不够完整。同时随 着特高压交流联网,系统规模巨大,参与机组众多, 实际大区间振荡模式常表现出主要联络线功率振荡 幅值巨大,但分担到单个机组的功率振荡幅值很小, 即使强相关机组的振荡特征表现也不明显,难以确 定强相关机组信息。

近年来以大数据挖掘为基础的人工智能技术在 电力行业的应用研究取得了初步的进展<sup>[2-3]</sup>。而随 着广域测量系统(WAMS)技术的快速发展和应用, 电网动态量测数据为电网振荡分析提供了大数据基 础。在实际电网日常运行过程中,存在牵引负荷、冶 炼负荷以及负荷投切等各种功率扰动,由此引发的 小幅功率振荡响应在电网中时有发生,这些功率振 荡包含了实际电网的部分动态特征。对实际电网存

#### 收稿日期:2018-02-09;修回日期:2018-04-03

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目 (2013CB228204);111 引智计划"新能源发电与智能电网学 科创新引智基地"(B14022)

Project supported by the National Basic Research Program of China(973 Program) (2013CB228204) and the "111" Project of "Renewable Energy and Smart Grid" (B14022)

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.05.015

在的日常小幅功率振荡,进行挖掘、筛选和细致分 析,可以获得更加全面的电网振荡动态特征,进而开 展预警预控,指导电网运行。因而,从相量测量单元 (PMU)记录和存储的海量数据中,对此类小幅的功 率振荡进行数据挖掘,掌握电网实际存在并易激发 的功率振荡模式信息具有重要意义。

以往基于 PMU 量测的振荡研究主要侧重于对 系统低频振荡在线监测和辨识方法的研究,在振荡 模式信息获取方法上,提出了对 Prony 方法、自回归 滑动平均模型方法(ARMA)、随机子空间、小波变换 等各种改进方法<sup>[4-11]</sup>。文献[8-9]同时应用3种监 测算法获取低频振荡的模式信息,仅当有2种以上 的监测算法同时识别出有振荡时才发出告警信息, 提高了振荡告警的可靠性,但同时导致监测算法的 灵敏性降低。文献 [10]利用 Prony 算法,基于 WAMS 采集的多个信号,根据各监测站点的振荡幅 值监测振荡模式,进一步获取振荡信息;文献[11] 提出了一种先利用 Filter 算法进行起振筛选,再用 Prony 方法获取模式信息的综合在线低频振荡监测 方法,其本质上是一种频域的方法。现有方法大多 通过对单个时序数据振荡平稳阶段的辨识获得模式 信息,往往需要发生较为明显的振荡现象,而对隐含 小幅振荡信息的海量数据挖掘振荡特征的研究相对 较少。事实上,目前现场应用较为成熟的 Prony 方 法适用于较为明显振荡的平稳信号,受白噪声影响 大,对小幅振荡白噪声含量较高、非平稳的信号进行 分析得到的结果误差很大, 而确定 Prony 方法适用 时间窗的起始时刻,对准确辨识振荡信息至关重要。

变点探测方法常用于寻找时间序列的变化点, 可以用于海量数据处理、图像处理等领域[12-17]。本 文引入变点探测方法并结合 Prony 方法提出了一种 新的功率振荡数据挖掘方法,能够实现从 WAMS 海 量数据中挖掘大电网振荡特征。首先,介绍了变点

探测方法的基本原理,研究了长度参数对变点探测 结果的影响,确定参数范围;其次,给出了结合变点 探测和 Prony 方法的振荡数据挖掘方法,区分衰减 较慢的低频振荡以及快速衰减,识别振荡平稳阶段 起始时刻,获得电网隐含的振荡模式和参与各模式 振荡的强相关机组,给出可靠的系统模式特征信息; 最后,在新英格兰 10 机 39 节点系统和实际系统中 进行验证和应用。

# 1 变点探测方法的基本原理

为了应用变点探测方法<sup>[18]</sup>,首先定义用于变点 探测的样本序列,如图1所示。



#### 图1 变点探测的样本序列

Fig.1 Sample series of change-point detection

设y(t)为时间序列在t时刻的值,首先构造变 点探测样本序列的子序列Y(t):

$$Y(t) = [y(t-k+1), y(t-k+2), ..., y(t)]$$
 (1)  
其中, k 为变点探测样本序列子序列  $Y(t)$  中包含的  
 $y(t)$ 个数。

则 t 时刻的样本序列  $\tilde{Y}(t)$  可以定义为:

 $\tilde{Y}(t) = [Y(t-n+1), Y(t-n+2), \dots, Y(t)]$  (2) 其中,*n* 为变点探测样本序列 $\tilde{Y}(t)$ 中包含的子序列 Y(t)的个数。

变点探测样本序列在 t 时刻的变点探测值可定 义为:

$$S(t) = P_{E}(P_{t} || P_{t-n}) + P_{E}(P_{t-n} || P_{t})$$
(3)

其中, $P_t$ 、 $P_{t-n}$ 分别为变点探测样本序列  $\tilde{Y}(t)$ 、 $\tilde{Y}(t-n)$ 的概率分布; $P_{E}(P \parallel P')$ 为皮尔森距离(Pearson divergence),其定义为式(4)。

$$P_{\rm E}(P \parallel P') = \frac{1}{2} \int p'(\mathbf{Y}) \left(\frac{p(\mathbf{Y})}{p'(\mathbf{Y})} - 1\right)^2 \mathrm{d}\mathbf{Y} \quad (4)$$

其中,p(Y)、p'(Y)分别为P、P'的概率密度函数。

事实上变点探测样本序列的概率密度函数 p(Y), p'(Y)是未知的,为了求取t时刻的变点探测 值,需要对2个样本序列的概率密度比p(Y)/p'(Y)进行估计。为此,对概率密度比p(Y)/p'(Y)建立核 模型:

$$g(\boldsymbol{Y};\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\ell=1}^{n} \theta_{\ell} K(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{Y}_{\ell})$$
(5)

其中, $\theta$ 为需要从变点探测样本序列求解的参数,  $K(Y,Y_{\ell})$ 为高斯核函数,其表达式为式(6)。

$$K(\boldsymbol{Y},\boldsymbol{Y}') = \exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Y}'\|^2}{2\sigma^2}\right)$$
(6)

则2个样本序列的实际概率密度比与所建立核 模型的误差为:

$$J(\mathbf{Y}) = \frac{1}{2} \int \left(\frac{p(\mathbf{Y})}{p'(\mathbf{Y})} - g(\mathbf{Y};\boldsymbol{\theta})\right)^2 p'(\mathbf{Y}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y} = \frac{1}{2} \int \left(\frac{p(\mathbf{Y})}{p'(\mathbf{Y})}\right)^2 p'(\mathbf{Y}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y} - \int p(\mathbf{Y})g(\mathbf{Y};\boldsymbol{\theta}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y} + \frac{1}{2} \int g(\mathbf{Y};\boldsymbol{\theta})^2 p'(\mathbf{Y}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y}$$
(7)

其中,第一项与核模型无关,将式(5)代人式(7),则 对概率密度比p(Y)/p'(Y)的估计可转化为求解式(8)。

$$\min \frac{1}{2} \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}} \hat{\boldsymbol{H}} \boldsymbol{\theta} - \hat{\boldsymbol{h}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\theta} + \frac{\lambda}{2} \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\theta}$$
(8)

其中, $\lambda$  为正则化参数; $\hat{H}$  为  $n \times n$  维矩阵,其( $\ell$ , $\ell'$ ) 个元素如式(9)所示; $\hat{h}$  为 n 维相量,其第  $\ell$  个元素 如式(10)所示。

$$\hat{H}_{\ell,\ell'} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} K(Y'_j, Y_\ell) K(Y'_j, Y_{\ell'})$$
(9)

$$\hat{h}_{\ell} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} K(\boldsymbol{Y}_{i}, \boldsymbol{Y}_{\ell})$$
(10)

据此,式(5)中**θ**的估计值为:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\hat{\boldsymbol{H}} + \lambda \boldsymbol{I}_n)^{-1} \hat{\boldsymbol{h}}$$
(11)

其中, $I_n$ 为n维的单位向量矩阵。

样本序列概率密度比p(Y)/p'(Y)的估计值为:

$$\hat{g}(\boldsymbol{Y}) = \sum_{\ell=1}^{n} \hat{\theta}_{\ell} K(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{Y}_{\ell})$$
(12)

由于式(4)表示的皮尔森距离  $P_{\text{E}}(P \parallel P')$ 可表示为:

$$P_{\rm E}(P \parallel P') = -\frac{1}{2} \int \left(\frac{p(\mathbf{Y})}{p'(\mathbf{Y})}\right)^2 p'(\mathbf{Y}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y} + \int \frac{p(\mathbf{Y})}{p'(\mathbf{Y})} p(\mathbf{Y}) \,\mathrm{d}\mathbf{Y} - \frac{1}{2}$$
(13)

根据求取的样本序列概率密度比的估计值  $\hat{g}(Y)$ ,可求得:

$$\hat{P}_{\rm E}(P \parallel P') = -\frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{n} \hat{g} (\mathbf{Y}_{j}')^{2} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \hat{g}(\mathbf{Y}_{i}) - \frac{1}{2}$$
(14)

进一步根据式(3)变点探测样本序列在 t 时刻

的变点探测值定义,可求得 t 时刻的变点探测值。变 点探测用于功率振荡数据挖掘的参数选择见附录 A。

# 2 基于变点探测的数据挖掘

基于变点探测的低频振荡数据挖掘如图 2 所示,主要由启动判断单元、变点探测单元、分析处理单元组成。图中,*X*<sub>0</sub>为预先所设置的极值阈值。



#### 图 2 基于变点探测的振荡数据挖掘

Fig.2 Data mining of low frequency oscillation based on change-point detection

# 2.1 启动判断单元

启动判断单元的主要功能是判断系统中是否存 在振荡,并在系统有振荡时,对实时数据做预处理。 基于 WAMS 历史数据,对系统中所有机组的功角、 电磁功率和主要联络线功率进行数据扫描。当机组 的功角、电磁功率或主要联络线功率发生突变时,将 数据构造成时间序列,同时调用变点探测程序模块。

本文以监测功角变化为例,对低频振荡起振探 测采用以下启动判据<sup>[20]</sup>:

$$\max_{i=1,\cdots,p} (\max_{n,k=1,\cdots,N} |\delta_i(n) - \delta_i(k)|) \leq C \quad (15)$$

其中,p为被扫描的电力系统中发电机机组数;N为 离散数据长度;C为给定的一个比较小的基准值,需 要根据实际系统的情况进行校准。

当机组功角满足式(15)时,系统中没有发生波动;当不满足式(15)时,机组的相对功角发生突变, 启动判断单元按式(1)、式(2)将实时数据构造成变 点探测样本序列,用于变点探测程序模块分析。此 时 y(t)为系统功角在 t 时刻的值。

#### 2.2 变点探测单元

变点探测单元的主要功能是基于变点探测方法,计算启动判断单元输出样本序列的变点探测值, 从而区分不同的动态过程,即区分暂态问题、衰减较 慢的低频振荡以及快速衰减。

当启动判断单元判断系统功角发生较大的波动

时,变点探测单元开始计算探测值,根据得到的变点 探测值在2个时间窗内的极值个数,即可初步判断 引起系统功角波动的原因。

2.2.1 衰减较慢的振荡

当系统存在功率振荡且阻尼不是特别大时,引起的振荡衰减较慢,此时测试信号及其变点探测值如图 3 所示。测试信号振荡频率为 0.5 Hz;采样间隔 $\Delta t = 0.1 \text{ s}; n = 20; k = 10; t_0 = 10 \text{ s}, 即 10 \text{ s} 时发生振荡。$ 



图 3 算例 2 变点探测值曲线 Fig.3 Score curve of Case 2

由图 3 可知,极值出现在  $t = t_0 + n\Delta t$  时刻,即 t = 12 s 时。这是由于根据式(3),t = 12 s 时功角的变 点探测值为:

 $S(t=12) = P_{\rm E}(P_{12} \parallel P_{10}) + P_{\rm E}(P_{10} \parallel P_{12}) \quad (16)$ 

10 s 时的样本序列  $P_{10}$ 中的数据均为 0,故在  $t = t_0 + n\Delta t$  时刻,即 12 s 时的样本序列  $P_{12}$ 与  $P_{10}$ 的分布 特性差异最大,因而变点探测值 S 最大,意味着在 t = 12 s 处出现一个变点探测的极值点。

由以上分析可知,当变点探测单元在2个时间 窗(2n)内有1个极值时,判断系统发生低频振荡且 衰减较慢。

2.2.2 快速衰减

当系统功角发生波动但阻尼非常强时,功角曲 线衰减很快,变点探测单元在 2 个时间窗(2*n*)内会 得到 2 个相近的极值,如图 4 所示。测试信号振荡 频率为 0.5 Hz,采样时间间隔  $\Delta t = 0.1 \text{ s}; n = 20; k =$ 10; $t_0 = 10 \text{ s}, \oplus 10 \text{ s}$ 时发生振荡。



图4 算例3变点探测值曲线

 $Fig.4 \ \ Score \ curve \ of \ Case \ 3$ 

与前一种情况类似,第一个极值出现在  $t = t_0 + n\Delta t$  时刻,产生原因相同。由于在阻尼很强的情况下,振荡快速衰减,若衰减在 2 个时间窗内基本完成,则 14 s 时的样本序列  $P_{14}$ 中的数据很小,而振荡开始阶段,即 12 s 时的样本序列  $P_{12}$ 中的数据很大,由于:

$$S(t=14) = P_{\rm E}(P_{14} \parallel P_{12}) + P_{\rm E}(P_{12} \parallel P_{14}) \quad (17)$$

因此在 t=14 s 左右,样本序列的分布特性又发生了 大的变化,因而会出现一个与第一个极值点接近的 极值,且振荡衰减越快,则样本序列  $P_{14}$ 与  $P_{10}$ 的分布 特性越接近,此时 t=12 s 与 t=14 s 出现的 2 个极值 点越接近。

由此可知,当变点探测单元在2个时间窗内有2 个相近的极值时,判断系统处于快速衰减状态。

#### 2.3 分析处理单元

分析处理单元的主要功能是根据变点探测单元 给出的系统状态,确定系统的振荡特征及参与机组。

**a.** 若系统功角突变属于暂态问题,此时振荡挖 掘系统跳转回起点,继续搜索振荡数据。

b. 若系统功角突变属于低频振荡且振荡衰减 较慢,并且变点探测极值较大,则以变点探测极值点 对应的时刻作为 Prony 分析时间窗的起点,获取系 统模式信息,并记录功率振荡相关信息。对于变点 探测极值较小的量测数据,根据变点探测的相似性 确定是否参与振荡。

c. 若变点探测极值较小,此时难以采用 Prony 方法辨识振荡信息。存储极值出现时刻及极值特征 量,待所有机组数据扫描完,将变点探测极值较小的 机组与极值较大的机组进行比较,根据极值点出现 的时刻及极值变化特征判断是否参与某个模式的功 率振荡,同时根据极值大小判断机组参与程度,给出 系统含有的振荡模式信息及强相关机组。

## 3 仿真算例

为了验证本文提出的基于变点探测的小幅功率 振荡信息挖掘的可行性,在新英格兰10机39节点 系统中进行了仿真分析,系统如附录B图B1所示。

## 3.1 振荡衰减较慢时仿真分析

实际电网在日常运行中存在很多扰动,如电铁 牵引负荷、冶炼负荷的功率波动、短路故障等。这些 扰动均有可能激发系统发生小幅振荡。本节假设算 例系统的母线 20 处存在如图 5 所示的牵引负荷功 率波动<sup>[19]</sup>,验证基于变点探测的低频振荡挖掘方法 的可行性。



图 5 牵引负荷扰动

Fig.5 Traction load disturbance

在 PSASP 中对算例系统进行小干扰分析,得到 系统的9个振荡模式,如表1所示。

表1 系统振荡模式

Table 1 Oscillation modes of simulation system

振荡模式	频率/Hz	阻尼比/%	振荡模式	频率/Hz	阻尼比/%
1	1.466 9	6.041 9	6	1.137 7	4.8310
2	1.456 3	5.205 0	7	1.000 1	4.277 6
3	1.447 4	4.151 3	8	0.904 6	4.523 2
4	1.201 8	3.449 2	9	0.574 0	6.263 0
5	1.191 1	4.957 0			

由表1可知,此时系统各个模式的衰减阻尼比 均不大,最大的模式阻尼仅为6.2630%,若系统中存 在扰动,引起的系统振荡衰减较慢,此时在新英格兰 10机39节点系统的母线20处注入如图5所示的电 铁牵引负荷功率波动,由于10号机组为外网等值 机,惯性时间常数设置非常大,选取系统中5—10号 机组的相对功角作为观测量,并求取其变点探测值, 如图6所示。



图 6 相对功角变点探测曲线

Fig.6 Score curve of relative angle

由图 6 可知,此时观测量在 2n 时间内,只有 1 个变点探测极值,即可判断此时系统发生低频振荡 且衰减较慢。根据分析处理单元的流程,可应用 Prony 方法在线获取其模式信息。由于变点探测的 极值点出现在 12 s,故选取 12~17 s 的功角数据作 为 Prony 算法的输入,输入数据的时间间隔  $\Delta t =$ 0.1 s,Prony 方法的阶数为 14,则 Prony 分析的结果 如表 2 所示。

表 2 Prony 分析结果

Table 2         Result of Prony analysis						
幅值	频率/Hz	衰减因子	相位/rad	阻尼/%		
0.097 6	0.573 6	-0.198 5	0.384 4	5.499 3		
0.040 1	0.801 3	-1.490 6	-0.371 9	28.3887		
0.027 5	1.177 4	-0.430 2	2.034 7	5.805 9		

由表2可知,此时系统被激发的主导模式的频率为0.5736Hz,与小干扰分析模式9的结果很接近,误差为0.06969%。

以上分析可说明,系统阻尼不强、振荡衰减较慢时,基于变点探测的低频振荡起振监测系统将在 2 个时间窗内获取 1 个极值点,与理想信号的分析结 果一致,此时用 Prony 分析获得的模式信息较准确。

#### 3.2 快速衰减时仿真分析

3.1 节中功率波动主要激发的是频率为 0.573 6 Hz 的振荡模式,为了在系统阻尼很强时对基于变点探测

的低频振荡起振监测系统进行应用研究,本节通过优化系统的电力系统稳定器(PSS)参数配置,从而提高该振荡模式的阻尼比。优化PSS参数配置后,原0.5736Hz的模式频率变为0.6796Hz,阻尼比从6.2630%提高到了14.1721%。在算例系统的母线20处注入功率波动,选取5—10号机组的相对功角作为观测量,并求取其变点探测值,如图7所示。



图 7 相对功角变点探测曲线

Fig.7 Score curve of relative angle

由图 7 可知,此时观测量在 2n 时间内,能够获 取 2 个变点探测极值,对应的观测信号衰减很快。

# 4 应用实例

将本文方法在河南电网中进行了实际应用,选 取 WAMS 实测数据,对其进行基于变点探测的日常 小幅振荡信息挖掘。在实际系统中当选择相对功角 作为观测量时,可能会造成某些模式被弱化(当参考 机组同一模式时),而选择发电机绝对角作为观测量 时,当系统频率发生微小变化时,存在单调增加或减 少的问题,因此从实际电网出发采用了发电机电磁 功率作为观测量。在实际电网小幅振荡分析中,由 于量测振荡幅值小,测量误差和噪声干扰等因素造 成模式信息和机组参与程度辨识困难。

下面以安阳电厂和恒源电厂机组为例说明本文 方法的实际应用。图8分别给出了安阳电厂机组和





恒源电厂机组有功功率某次小幅振荡下的 PMU 实测曲线,图中有功功率 P 为标幺值。对于安阳电厂机组,由于振荡幅值相对较大,变点探测方法能够有效监测到起振点。此时以极值点为 Prony 分析时间窗的起点进行分析,可以更准确地获取系统振荡频率为 0.302 Hz,阻尼比为 4.464%,参考离线模态分析结果可确定其参与四川一华中电网大区间振荡模式。对于恒源机组,由于其振荡较小,采用 Prony 方法存在较大误差,但是通过变点探测极值点所处的时间,可以判断恒源机组也参与了该模式的振荡,通过极值点幅值可大致判断机组实际的参与程度。通过本文方法可以从日常微小振荡中挖掘出电网实际存在四川一华中电网大区间的模式振荡,并且河南安阳、龙泉、龙岗、鲁阳、沁北、多宝山、姚孟、恒源、焦作等电厂机组参与了振荡。

通过对 2015 年 1 月的 PMU 数据进行振荡挖 掘,发现河南电网实际主要存在比较明显的4种振 荡模式:0.15~0.20 Hz 华北—华中电网大区间振荡 模式:0.30~0.45 Hz 四川—华中电网大区间振荡模 式:0.75~0.90 Hz 河南电网内部豫北---豫中小区间 振荡模式:1.0 Hz 以上河南电网内部部分机组振荡 局部模式。随着日常运行方式不同,振荡频率在--定范围内会有所不同,但是河南电网机组参与的振 荡模式基本相似。从振荡次数来看,河南电网振荡 中比较频繁出现的是振荡模式1和模式2,平均每天 都会出现数次甚至数十次的振荡现象。图9分别统 计了振荡模式1和模式2在2015年1月份的振荡 次数分布情况。可以看出,这一个月内电网出现模 式1振荡的次数基本是呈均匀分布的,而出现模式2 振荡的次数分布主要集中在该月中旬,其余时段振 荡次数较少。因此,针对模式2,有必要对1月中旬 的运行方式进行深入分析,找出原因。





## 5 结语

本文针对特高压电网振荡特征挖掘的实际需要,引入变点探测方法,提出了基于变点探测和 Prony方法相结合的功率振荡数据挖掘方法。利用 变点探测方法寻找低频振荡观测量的变化点,当观测量在2个时间窗内没有极值点时,判断功角突变的原因为暂态失稳问题,当有较大极值点时,判断功角突变的原因为衰减较慢的低频振荡,此时以变点探测极值点对应的时刻作为 Prony 方法时间窗的起点,分析获取系统模式信息并记录信号;当有较小极值点时,通过极值发生时刻及极值相似性比较判断机组参与模式及参与程度。

通过在新英格兰 10 机 39 节点系统仿真分析和 河南电网中应用的结果表明基于变点探测方法能够 有效判断起振点,同时,以变点探测极值点对应的时 刻作为 Prony 方法时间窗的起点,能够有效避免因 起振初期信号的非平稳性所带来的影响,提高 Prony 方法所获取系统模式信息的准确性,而极值点所处 时间和极值大小比较可以辅助识别参与机组及参与 程度。通过该方法进行功率振荡数据挖掘可以有效 发现系统实际运行存在的功率振荡模式及参与机 组,为开展振荡预警预控提供帮助。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

## 参考文献:

- [1] 冯树海,姚建国,杨胜春,等."物理分布、逻辑集中"架构下调度系统一体化分析中心总体设计[J].电力自动化设备,2015,35(12):138-144.
   FENG Shuhai, YAO Jianguo, YANG Shengchun, et al. Overall design of integrated analysis centre for physically-distributed and logically-integrated dispatch system[J]. Electric Power Automation Equip-
- ment,2015,35(12):138-144.
  [2] 张少敏,张帆,王保义. 基于 REST 和 IEC61970 的智能电网数 据集成方法[J]. 电力自动化设备,2012,32(8):124-129.
  ZHANG Shaomin,ZHANG Fan, WANG Baoyi. Data integration based on REST and IEC61970 for smart grid[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(8):124-129.
- [3] 彭小圣,邓迪元,程时杰,等. 面向智能电网应用的电力大数据 关键技术[J]. 中国电机工程学报,2015,35(3):503-511. PENG Xiaosheng, DENG Diyuan, CHENG Shijie, et al. Key technologies of electric power big data and its application prospects in smart grid[J]. Proceeding of the CSEE,2015,35(3):503-511.
- [4]张鹏飞,罗承廉,孟远景,等. 电力系统低频振荡的广域监测与 控制综述[J]. 电网技术,2006,30(增刊1):157-161.
   ZHANG Pengfei,LUO Chenglian,MENG Yuanjing, et al. Review of wide-area monitoring and controlling of power system low frequency oscillation[J]. Power System Technology, 2006, 30 (Supplement 1):157-161.
- [5] 马燕峰,刘伟东,赵书强,等. 基于递推随机子空间的电力系统 低频振荡辨识[J]. 电力自动化设备,2016,36(12):43-49.
   MA Yanfeng,LIU Weidong,ZHAO Shuqiang, et al. Low-frequency oscillation identification based on recursive stochastic subspace for power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36 (12):43-49.
- [6] 李国庆,王丹,姜涛,等. 基于递归连续小波变换的电力系统振荡模式辨识[J]. 电力自动化设备,2016,36(9):8-16.
   LI Guoqing, WANG Dan, JIANG Tao, et al. Power system oscillation mode identification based on recursive continuous wavelet transform
   [J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(9):8-16.
- [7] 贾勇,何正友,廖凯. 基于广域时空随机响应的低频振荡模态辨识[J]. 电力自动化设备,2016,36(12);50-56.

JIA Yong, HE Zhengyou, LIAO Kai. Low-frequency oscillation mode identification based on wide-area spatio-temporal stochastic responses [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(12);50-56.

- [8] 马超,王慧铮,蒙永苹,等.低频振荡综合监测算法研究[J].电网技术,2008,32(增刊2):31-35.
   MA Chao, WANG Huizheng, MENG Yongping, et al. Research on integrated monitoring algorithm of low frequency oscillation [J]. Power System Technology,2008,32(Supplement 2):31-35.
- [9] LIU G. Oscillation monitoring system based on wide area phasor measurements in power systems [M]. Washington, USA: Washington State University, 2010.
- [10] 袁野,孙元章,程林,等. 基于多信号在线辨识的电力系统低频 振荡监测与分析[J]. 中国科学:技术科学,2010,40(11): 1330-1336.
  YUAN Ye,SUN Yuanzhang,CHENG Lin, et al. Power system low frequency oscillation monitoring and analysis based on multi-signal online identification [J]. Scientia Sinica Technologica, 2010,40 (11):1330-1336.
- [11] 田立峰,李成鑫,刘俊勇. 电网低频振荡在线可视化监视的理论和实现[J]. 电力自动化设备,2010,30(5):28-33.
   TIAN Lifeng,LI Chengxin,LIU Junyong. Theory and implementation of visualized online low frequency oscillation monitoring [J].
   Electric Power Automation Equipment,2010,30(5):28-33.
- [12] XIE Y, HUANG J, WILLETT R. Change-point detection for highdimensional time series with missing data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(1):12-27.
- [13] SUGIYAMA M, LIU S, DU PLESSIS M C, et al. Direct divergence approximation between probability distributions and its applications in machine learning [J]. Journal of Computing Science and Engineering, 2013,7(2):99-111.
- [14] STURTEVANT B T, PANTEA C, SINHA D N. Evaluation of the transmission line model for couplant layer corrections in pulse-echo measurements[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2013, 60(5):943-953.
- [15] GENG J, BAYRAKTAR E, LAI L. Bayesian quickest change-point detection with sampling right constraints[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(10):6474-6490.
- [16] DWIVEDI U D, SINGH S N. Denoising techniques with changepoint approach for wavelet-based power-quality monitoring [J].
   IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(3):1719-1727.
- [17] COMERT G, BEZUGLOV A. An online change-point-based model for traffic parameter prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3):1360-1369.
- [18] LIU S, YAMADA M, COLLIER N, et al. Change-point detection in time-series data by relative density-ratio estimation [J]. Neural Networks, 2013, 43;72-83.
- [19] 鞠平,谢欢,孟远景,等. 基于广域测量信息在线辨识低频振荡
  [J]. 中国电机工程学报,2005,25(22):56-60.
  JU Ping,XIE Huan, MENG Yuanjing, et al. Online identification of low-frequency oscillations based on wide-area measurements [J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(22):56-60.

#### 作者简介:



余一平(1977—),男,浙江衢州人,副 教授,博士,研究方向为电力系统安全稳定 分析与控制(**E-mail**:yyiping@hhu.edu.cn);

孙卫娟(1992—),女,江苏南通人,硕 士研究生,研究方向为电力系统安全稳定 分析与控制:

张 浩(1992—),男,江苏苏州人,硕士研究生,研究方 向为电力系统安全稳定分析与控制。

## Data mining of power oscillation based on change-point detection

YU Yiping<sup>1</sup>, SUN Weijuan<sup>1</sup>, ZHANG Hao<sup>1</sup>, AN Jun<sup>2</sup>, XIONG Haoqing<sup>2</sup>, JU Ping<sup>1</sup>

(1. Research Center for Renewable Energy Generation Engineering of Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 211100, China;
 2. State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

**Abstract**: Aiming at the defects of data mining for slight power oscillation features, the change-point detection method is introduced to determine whether the low-frequency oscillation happens or not, which units are the main participate units and when the oscillation turns into stable phase. On this basis, a new data mining method of power oscillation features in large grid is proposed. This method identifies the oscillation information of power grid from mass data of WAMS(Wide Area Measurement System), distinguishes the low frequency oscillation with weak damping and dynamic process with faster decay according to the extreme point features obtained by the change-point detection method, identifies the beginning of time window of Prony method in the weak damping oscillation condition, and then obtains more reliable mode information and strong correlation generators. The effectiveness of the proposed method is verified by the simulation of New England 10-generator 39-bus system and the data mining on WAMS practical measured data in Henan Power Grid. The results show that the oscillation features and mode information of power system can be accurately identified from the mass data.

Key words: change-point detection; low-frequency oscillation; oscillation features; data mining

(上接第82页 continued from page 82)

## Optimal AGC model with risk constraints of market power

ZHAO Wanzong<sup>1</sup>, WEI Hua<sup>1</sup>, WEI Changfu<sup>2</sup>, BAO Haibo<sup>1</sup>

(1. Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy Technology, Guangxi University,

Nanning 530004, China; 2. Guangxi Power Grid Dispatching Control Center, Nanning 530023, China)

**Abstract**: Aming at the problem that the market power risk is difficult to be considered in the traditional AGC(Automatic Generation Control) optimization model, the VaR(Value at Risk) for measuring market risk is introduced, and the AGC optimization model of mixed integer nonlinear programming under the constraint of ancillary service cost with VaR as the limit value is constructed. For dealing with the nonlinearity of the model, the two-state auxiliary variables are introduced to equivalently transform the three-state variables of the unit, which realizes the linearization of the model and thus effectively reduces the difficulty of solving the model. Taking the operation data of Guangxi Power Grid as an example, the performances of AGC under different risk confidence levels are compared. The results show that the higher the confidence level is, the greater the regulation cost will be, but with better control effect. However, whether the confidence level is high or not, the proposed model can ensure the CPS(Control Performance Standard) qualification, verifying the validity of the model. It can provide a useful reference for the AGC in the power market environment.

Key words: automatic generation control; market power; value at risk; auxiliary service; control performance standard

# 附录 A 变点探测参数选择

变点探测方法中需要确定样本序列的长度参数 *n* 与 *k*。这 2 个长度参数的大小很大程度上会影响变点 探测的结果,若参数选取不当,会导致变点探测程序速度过慢,甚至得到错误的结论。本节通过研究长度 参数 *n* 与 *k* 对变点探测结果的影响,从而确定参数范围,使变点探测能够更好地用于振荡信息挖掘。 1 样本的长度参数 *n* 

变点探测样本序列的长度参数 n 直接决定了 2 个对比样本的长度,对计算结果有很大的影响。当 n 选取过小时,可能无法有效寻找时间序列的变化点;当 n 选取过大时,又会影响变点探测的计算速度。

构造的测试数据如图 A1 所示, 0~5s 测试数据为 0, 5s~25s 存在一正弦信号, 其频率为 0.5Hz, 25s 后 正弦信号消除。测试数据的采样时间间隔 Δt =0.1s。



设置长度参数 *n* 分别为 10、20、30,另一个长度参数 *k* 定为 10。对应不同的样本长度参数 *n*,计算测 试数据的变点探测值,其曲线如 2 所示。



图 A2 不同 *n* 值对应的变点探测值 Fig.A2 Score curves corresponding to different *n* values

由图 A2 可知,当正弦信号的频率为 0.5Hz 时,若选取的 n=10,则在稳定的正弦信号中间段会有较大

的探测值。进一步分析易知,当n的数值接近或大于正弦信号一个周期采样点数时,才能不影响对低频振荡起振点的判断,即 $n \ge n_0 / f$ , $n_0$ 为正弦信号一周期采样点数。

低频振荡的频率范围为 0.1~2.5Hz,针对不同的情况,可以选取不同的长度参数 n。互联系统大区间模式的振荡频率在 0.1~0.5Hz 之间,此时 n 可设置为 20~30;小区间模式频率在 0.5~1Hz 之间的振荡,n 可设置为 15 左右;频率大于 1Hz 的振荡一般认为是本地模式机组的振荡,n 可设置为 10 左右。

# 2 样本的长度参数 k

样本序列的长度参数 k 为样本子序列 Y(t)中包含的 y(t)个数,由于长度参数 k 取值过大时,变点探测值的计算速度明显下降,故其取值一般较小。测试信号中正弦信号的频率为 0.5Hz,应选取长度参数 n=20,对应不同的样本长度参数 k(k=5,10,15,20)时,计算测试数据的变点探测值,所得到变点探测曲线如图 A3 所示。



图 A3 不同 k 值对应的变点探测值 Fig.A3 Score curves corresponding to different k values

由图 A3 可知,当 *k*=5 时,变点探测不太稳定,探测值较其他情况相比很小;当 *k*≥10 以后,变点探测 结果变化不大,均能准确找出测试信号发生突变的时刻。但随着 *k* 值的增大,变点探测样本序列的规模也 越大,耗费时间增加。

