

基于聚类算法和类噪声数据辨识的负荷模型特征参数提取

周运斌<sup>1</sup>, 陈 茜<sup>2</sup>, 王 颖<sup>3</sup>, 王 卫<sup>1</sup>, 周晋航<sup>4</sup>, 王海云<sup>2</sup>

- (1. 国网北京市电力公司电力调度控制中心, 北京 100031;
2. 国网北京市电力公司电力科学研究院, 北京 100075;
3. 清华大学电机系, 北京 100084;
4. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090)

**摘要:** 基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方法可以实现负荷模型参数的实时辨识,为跟踪电力负荷的时变性和分散性提供了新的思路 and 可能。考虑到基于类噪声数据辨识所得大量负荷模型参数和电力系统仿真对模型参数简便性的要求,本文实现基于聚类算法的负荷模型特征参数提取,为系统仿真提供参数指导和建议,基于北京电网实测数据的负荷模型辨识参数聚类结果验证了本文聚类算法的有效性。

**关键词:** 聚类算法; 类噪声数据; 负荷模型参数辨识; 特征参数提取; 实测数据

**DOI:** 10. 12067/ATEEE2008011      **文章编号:** 1003-3076(2020)12-0012-07      **中图分类号:** TM743

1 引言

负荷建模是电力系统仿真、规划和运行的基础,是系统安全稳定分析的关键环节<sup>[1-3]</sup>,近年来,电力电子、主动配电网等新技术的发展使负荷侧变得越来越复杂<sup>[4-6]</sup>,为此实时准确地建立与实际电力负荷特性相符的模型具有重要地研究价值和现实意义。

当前,负荷建模常用的方法主要有统计综合法和总体测辨法<sup>[5,6]</sup>。统计综合法采用自底而上的思路,通过聚合各用电设备特性来得到负荷节点的模型参数<sup>[7,8]</sup>,为克服传统统计综合法需要完成大量统计工作的缺点,在线统计综合法得以提出<sup>[9]</sup>,但统计综合法本质上以负荷构成比例的变化来体现负荷的时变性,缺乏一定的理论基础且参数获取需要设备典型参数。与统计综合法不同,总体测辨法采用自顶而下的思路,将负荷节点下所连接的用电设备等效为一个负荷节点,在选定负荷模型结构后优化得到最小化模型预测输出与量测输出偏差的模型参数。总体测辨法自提出以来得到国内外研究学者的广泛关注,在参数辨识方法和辨识策略方面取得

了大量的研究成果<sup>[10-13]</sup>。但传统总体测辨法采用故障扰动数据,参数辨识依赖于系统故障扰动的发生,难以实时进行。

与故障扰动数据不同,电力系统在正常运行状态下由于负荷的随机波动等原因会引起系统产生小幅扰动,量测所得数据形象地称为类噪声数据。一方面已有研究表明类噪声数据包含电力系统的机电动态特性<sup>[14]</sup>;同时,同步相量测量单元/广域测量系统(Phasor Measurement Unit/Wide Area Measurement System, PMU/WAMS)的发展可准确捕捉电力系统的实时动态,为负荷建模研究提供了有效的数据来源<sup>[15]</sup>。在此基础上,基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方法得以提出。

基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方法为跟踪电力负荷的时变性和分散性提供了科学的思路 and 有效的解决方案,现有基于类噪声数据的负荷模型参数辨识研究已取得了一定的研究成果。文献[16]表明基于类噪声数据进行负荷模型参数辨识的可行性;在此基础上,文献[17]对比不同优化算法在基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方面的性能;文献[18]采用类噪声数据进一步实现考虑储能

和光伏影响的负荷模型参数辨识;文献[19]和文献[20]分别从数据挖掘和系统仿真角度对基于类噪声数据辨识所得模型参数的有效性进行校验。现有研究表明基于类噪声数据辨识负荷模型参数的可行性和有效性,但考虑到基于类噪声数据辨识所得大量模型参数与实际仿真系统对负荷模型参数简便性的要求,本文以基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方法为基础,提出基于聚类算法的负荷模型特征参数提取方法。以辨识参数和实际量测数据为聚类特征,以辨识参数对实际量测数据的拟合度为距离度量,实现负荷模型特征参数的提取,为系统仿真提供参数上的指导和建议。

本文首先简要介绍基于类噪声数据的负荷模型参数辨识方法;进而对基于密度峰值的聚类算法(Density Peak Based Clustering Method, DPCM)<sup>[21]</sup>及其在类噪声数据辨识参数聚类中的应用进行详细分析;最后,通过北京电网 PMU 实测类噪声数据对本文负荷模型特征参数提取方法进行校验。

## 2 基于类噪声数据的负荷模型参数辨识

本文采用恒阻抗并联感应电动机的综合负荷模型结构表征电力负荷的实际特性,通过最小化模型预测输出与量测输出偏差得到相应的模型参数,不失一般性,本文特征参数提取方法同样适用于其他模型结构。

### 2.1 负荷模型主导参数

综合考虑负荷模型结构的机理性、复杂性及类噪声数据幅值较小的特点,本文以图 1 所示恒阻抗并联感应电动机的模型结构为例进行分析。

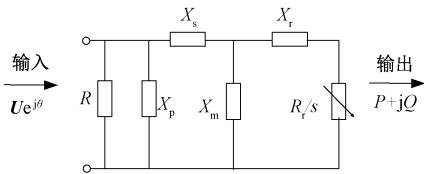


图 1 恒阻抗并联感应电动机模型结构

Fig.1 Structure of constant impedance paralleling induction motor

感应电动机部分采用式(1)所示三阶状态方程来描述:

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{E}}{dt} = (1/T'_{d0}) [-\mathbf{E} + j(X - X')\mathbf{I}] - js\omega_0 \mathbf{E} \\ \frac{ds}{dt} = (1/H) (T_m - T_e) \end{cases} \quad (1)$$

式中,状态变量  $\mathbf{E}$  和  $s$  分别为感应电动机电势和滑差;  $T_m$  和  $T_e$  分别为机械转矩和电磁转矩;稳态电抗  $X$ , 暂态电抗  $X'$ , d 轴暂态时间常数  $T'_{d0}$ , 惯性时间常数  $H$  为待辨识参数,则待辨识参数与图 1 所示电路参数关系如式(2)所示:

$$\begin{cases} X = X_s + X_m \\ X' = X_s + X_m // X_r \\ T'_{d0} = \frac{X_m + X_r}{\omega_0 R_r} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $X_s$  和  $X_r$  分别为定子电抗和转子电抗;  $X_m$  为励磁电抗;  $R_r$  为转子电阻。

如图 1 所示,恒阻抗部分包括静态电阻  $R$  和静态电抗  $X_p$ ,考虑到静态电抗  $X_p$  可通过 Y-Δ 变换折算到感应电动机模型结构中,则静负荷待辨识参数只有静态电阻  $R$ 。

为此,基于类噪声数据的负荷模型参数辨识主导参数为  $[R, X, X', T'_{d0}, H]$ 。

### 2.2 负荷模型参数辨识方法

为辨识得到与实际负荷特性相符的模型参数,本文采用分步辨识的策略,第一步采用改进差分进化算法得到机电参数  $X, X', T'_{d0}, R$ ,在此基础上,采用线性回归的方法得到惯性时间常数  $H$ ,而实际中,考虑到类噪声数据扰动幅值较小,惯性时间常数  $H$  辨识误差较大,为此应采用故障扰动数据对  $H$  进行辨识,而本文针对类噪声数据辨识参数进行分析,不再考虑惯性时间常数  $H$ 。

具体地,针对机电参数的辨识,本文以节点电压为输入,功率量测为输出,采用差分进化算法得到最小化式(3)所示量测输出与模型预测输出偏差的模型参数:

$$\min_{X, X', T'_{d0}, R} \sum_{k=1}^N [(P_p(k) - P(k))^2 + (Q_p(k) - Q(k))^2] \quad (3)$$

式中,  $N$  为参数辨识所需数据点数;  $P$  和  $Q$  分别为实际量测有功功率和无功率;  $P_p$  和  $Q_p$  分别为模型预测有功功率和无功率。模型预测功率的详细计算过程可参考文献[16]。

## 3 基于聚类算法的特征参数提取

针对基于类噪声数据辨识所得大量负荷模型参数,本文采用聚类算法实现负荷模型特征参数的提取。

3.1 基本聚类算法

考虑到 DPCM 可以识别不同形状的簇且算法的超参数易确定,本文采用 DPCM 来实现特征参数的提取。

3.1.1 基本概念

对于数据集  $S = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ,  $I = \{1, 2, 3, \dots, n\}$  为相应的指标集,则样本  $i$  的局部密度定义如式(4)所示:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c) \tag{4}$$

式中,  $d_{ij}$  为样本  $i$  和样本  $j$  的距离;  $d_c > 0$  为截断距离。且  $\chi$  满足:

$$\chi(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x < 0 \\ 0 & \text{若 } x > 0 \end{cases} \tag{5}$$

则样本  $i$  的局部密度描述与其距离小于  $d_c$  的样本点数量,设  $\{q_i\}$  为局部密度降序排列的下标序,即其满足:

$$\rho_{q_1} \geq \rho_{q_2} \geq \dots \geq \rho_{q_n} \tag{6}$$

定义样本  $q_i$  的距离偏量如式(7)所示:

$$\delta_{q_i} = \begin{cases} \min_{\substack{q_j \\ j < i}} \{d_{q_i q_j}\} & i \geq 2 \\ \max_{j \geq 2} \{\delta_{q_j}\} & i = 1 \end{cases} \tag{7}$$

则样本  $q_i$  的距离偏量表示局部密度大于  $q_i$  的样本与样本  $q_i$  距离的最小值,对于局部密度最大的样本点,其距离偏量定义为其余样本距离偏量的最大值。

3.1.2 中心点选择和聚类数量确定

针对选定样本集分别计算得到各样本的局部密度和距离偏量,以样本的局部密度为横坐标,以样本的距离偏量为纵坐标,绘制样本集的决策图,且局部密度和距离偏量较大的样本应确定为聚类的中心点样本。

当聚类数量不易确定时,定义式(8)所示综合指标:

$$\gamma = \rho \delta \tag{8}$$

选择综合指标  $\gamma$  最大的  $k$  个样本作为聚类中心点。同时,  $k$  值的选择可通过判断综合指标的变化率来实现。

3.1.3 DPCM 算法流程

表 1 所示为 DPCM 聚类算法的伪代码实现,由此可见 DPCM 算法主要包括以下几个关键步骤:

(1) 计算得到样本集中各样本的局部密度和距离偏量。

(2) 绘制样本集的决策图,由此确定聚类数量和中心点样本。

(3) 将各样本划归到距离其最近的中心点样本所在的簇。

表 1 DPCM 算法伪代码实现

Tab.1 Pseudo-code for DPCM

算法: DPCM 聚类算法
输入: 样本集 $S = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$
输出: 中心点样本属性 $x$ , 各样本类别编号 $C$
(1) 计算样本集中各样本的局部密度 $\rho$ 和距离偏量 $\delta$
(2) 根据样本集决策图确定聚类数量 $k$ 和相应的 $k$ 个中心点样本的属性 $x$
(3) <b>for</b> $i = 1:n$
(4) <b>for</b> $j = 1:k$
(5)         计算样本 $i$ 与中心点样本 $j$ 之间的距离
(6) <b>end for</b>
(7) 将样本 $i$ 划归到距离其最近的中心点样本所在的簇,由此得到各样本类别编号 $C$
(8) <b>end for</b>

3.2 算法实现和改进

为使得 DPCM 算法适用于负荷模型特征参数的提取,本文在 3.1 节原始 DPCM 算法的基础上对算法的改进包括如下几点:

(1) 聚类属性: 样本聚类属性为基于类噪声数据辨识所得模型参数和辨识参数所对应的实际量测数据。

(2) 距离度量以及样本局部密度和距离偏量: 本文采用式(9)所示拟合度作为样本  $i$  和样本  $j$  间“距离”的度量。

$$d_{ij} = 1 - \frac{1}{2} \left( \frac{\|P_p(U_i, para_j) - P_i\|^2}{\|P_i - \text{mean}(P_i)\|^2} - \frac{\|Q_p(U_i, para_j) - Q_i\|^2}{\|Q_i - \text{mean}(Q_i)\|^2} \right) \tag{9}$$

式中,  $P_i$  和  $Q_i$  分别为样本  $i$  的实际量测有功功率和无功率;  $P_p$  和  $Q_p$  分别为在样本  $i$  的电压输入下,采用样本  $j$  的辨识参数计算所得有功功率和无功率;  $\|\cdot\|$  为向量的二范数;  $\text{mean}(\cdot)$  为向量的均值。则拟合度的取值范围为  $(-\infty, 1]$ , 且当  $d = 1$  时,则表明模型预测输出与实际量测输出可以实现完全拟合。需要指出,本文所定义的“距离”度量与传统意义上的距离含义存在一定的差异。

进而,样本  $j$  的局部密度定义为:

$$\rho_j = \sum_{i \in \Lambda \setminus \{j\}} d_{ij} \tag{10}$$

则样本局部密度描述各样本的辨识参数对其余

样本量测数据的拟合程度。同时,定义样本  $q_i$  的距离偏量为:

$$\delta_{q_i} = \begin{cases} \max_{j < i} \{d_{q_i q_j}\} & i \geq 2 \\ \min_{j \geq 2} \{\delta_{q_j}\} & i = 1 \end{cases} \quad (11)$$

则样本  $q_i$  的距离偏量表示局部密度大于  $q_i$  的样本与样本  $q_i$  拟合度的最大值,对于局部密度最大的样本点,其距离偏量定义为其余样本距离偏量的最小值。

(3) 聚类中心点选择标准:选择局部密度较大,同时距离偏量较小的样本确定为聚类的中心点样本。当聚类数量不易确定时,定义式(12)所示综合指标:

$$\xi = \rho e^{-\delta} \quad (12)$$

根据局部密度和距离偏量的计算结果,聚类中心点选择的依据有以下几种情形:

1)  $(\rho_{\min} > 0 \text{ 或 } \rho_{\min} < 0, \rho_{\max} > 0)$  且  $\delta_{\min} > 0$  时,选择  $\xi > 0$  最大的  $k$  个样本为聚类中心点。

2)  $(\rho_{\min} > 0 \text{ 或 } \rho_{\min} < 0, \rho_{\max} > 0)$  且  $(\delta_{\max} < 0 \text{ 或 } \delta_{\min} < 0, \delta_{\max} > 0)$  时,选择  $\xi > 0$  最大的  $k$  个样本为聚类中心点。

3)  $\rho_{\max} < 0$  且  $\delta_{\min} > 0$  时,通常局部密度变化较大时,选择  $\xi < 0$  最大的  $k$  个样本为聚类中心点。

4)  $\rho_{\max} < 0$  且  $(\delta_{\max} < 0 \text{ 或 } \delta_{\min} < 0, \delta_{\max} > 0)$  时,通常距离偏量变化较大时,选择  $\xi < 0$  最小的  $k$  个样本为聚类中心点。

在此基础上,根据表1所示思路实现负荷模型特征参数的提取。

## 4 算例分析

为验证基于聚类算法的负荷模型特征参数提取方法的有效性,本节结合北京电网实际量测 PMU 数据进行分析。

### 4.1 算例介绍

目前,北京电网 500 kV 和主要 220 kV 站点已安装 PMU 装置,样本采样间隔为 20 ms,针对某一站点实测 PMU 量测数据进行分析。

### 4.2 辨识结果

针对该站点 2020 年 7 月 17 日 08:00,14:00 和 20:00 三个小时的实际量测数据,剔除存在明显错误的量测数据,每隔 15 s 进行一次参数辨识,辨识得到 681 组模型参数,在此基础上,以式(9)所示拟合度为准则,当有功功率或无功功率的拟合度低于

0.6 时,认为辨识结果无效,由此得到 197 组有效辨识参数,如图 2(a)~图 2(d)所示为 197 组辨识参数,其中包括 08:00 的辨识参数 94 组,14:00 的辨识参数 27 组及 20:00 的辨识参数 76 组。

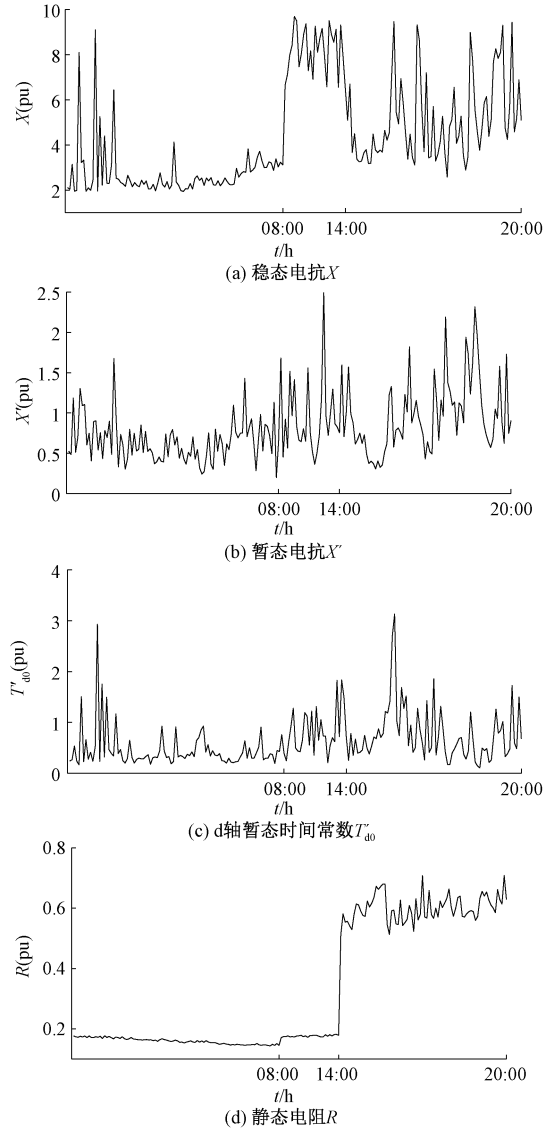


图2 不同时间负荷模型辨识参数

Fig.2 Identified load model parameters during different times

由图2可见不同时间辨识所得负荷模型参数是变化的,由此体现了电力负荷的时变性,同时相近时间段内辨识所得模型参数存在一定的一致性,这为本文特征参数的提取提供了一定的依据和支撑。

### 4.3 聚类结果

针对4.2节中辨识所得197组模型参数进行分析,所得聚类结果如下。



4.3.1 聚类数量确定和特征参数

根据各样本辨识所得模型参数和辨识参数所对应的实际量测数据,计算各样本间距离,进而得到各样本局部密度和距离偏差,所得决策图如图 3 所示。

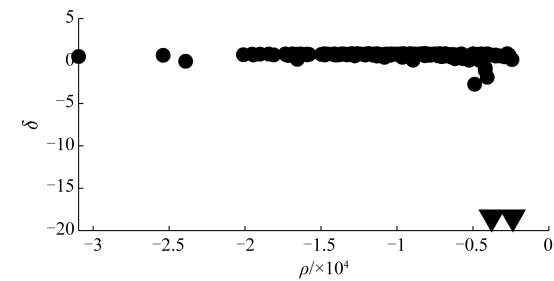


图 3 聚类样本集的决策图

Fig.3 Decision graph of the samples for clustering

同时,得到各样本的综合指标如图 4 所示。

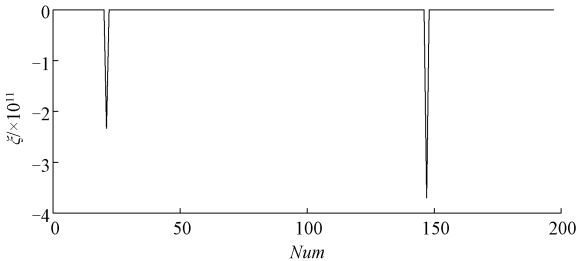


图 4 聚类样本的综合指标

Fig.4 Comprehensive index of the samples for clustering

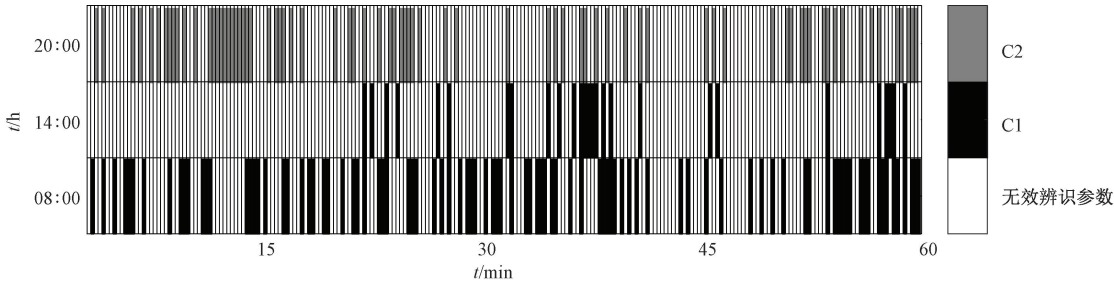


图 5 负荷模型辨识参数聚类结果

Fig.5 Clustering results of the identified load model parameter

在此基础上,为进一步验证聚类结果的有效性,计算得到各样本辨识参数在图 6 所示相同电压输入下有功率和无功率输出,分别如图 7(a)和图 7(b)所示,其中黑色实线为 C1 类样本的功率输出曲线,黑色虚线为 C2 类样本的功率输出曲线:

由图 7 可见,在相同电压激励下,相同类别的功率输出更为接近,再次表明本文所提方法的有效性。

5 结论

本文以基于类噪声数据辨识所得模型参数为基

由图 3 和图 4 可见,确定聚类数量  $k=2$ ,需要指出图 4 中综合指标最小的两个样本与图 3 中三角形标记的样本点一致,因此,选择其作为聚类中心点样本,即提取所得特征模型参数及辨识参数所对应的时间如表 2 所示。

表 2 聚类中心点样本参数

Tab.2 The load model parameters of the clustering centers					
类别	$X$	$X'$	$T'_{d0}$	$R$	$t$
C1	6.445 9	1.676 9	1.168 3	0.171 8	08:00
C2	4.547 3	0.813 5	1.519 1	0.548 5	20:00

由表 2 可见,特征参数分别为 08:00 和 20:00 辨识所得,即分别为工作时间和非工作时间辨识所得。

4.3.2 聚类结果分析

将非中心点样本划归为距离其最近的中心点样本所在的簇,所得聚类结果如图 5 所示,其中,白色样本为无效辨识参数样本,黑色样本和灰色样本分别为聚类所得两个簇中的样本,由图 5 可见,08:00 和 14:00 辨识所得参数聚为一类 C1,20:00 辨识所得参数聚为一类 C2,由此体现了工作时间和非工作时间负荷模型辨识参数的差异,同时验证了本文所述负荷模型特征参数提取方法的有效性。

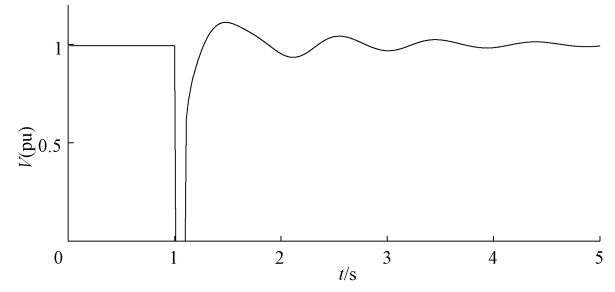


图 6 电压输入曲线

Fig.6 Input curve of the voltage

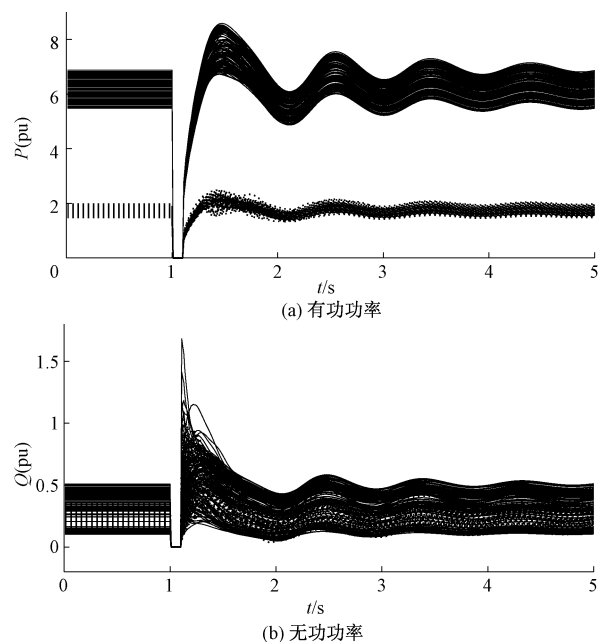


图7 相同电压输入下的功率输出

Fig.7 Power output of the load model with the same voltage input

础,开展基于聚类算法的负荷模型特征参数提取研究。可以得到以下结论:

(1)不同时间辨识所得模型参数存在一定的差异,由此体现了电力负荷的时变特性,同时相近时间辨识参数存在一定的一致性,这为负荷模型特征参数的提取提供了一定的依据。

(2)北京电网实测数据辨识参数所得聚类结果体现了工作时间和非工作时间辨识所得模型参数的差异,为系统仿真提供一定的参数指导,同时聚类结果表明基于 DCMP 算法的特征参数提取方法的有效性。

(3)不失一般性,本文所述基于聚类算法的特征参数提取方法适用于静态负荷模型、动态负荷模型、综合负荷模型等不同的模型结构和不同的参数辨识方法。

需要指出,本文仅针对实际电网一天内辨识所得模型参数进行分析,而对更长时间尺度辨识参数的分析研究仍需要进一步深入。

## 参考文献 (References):

[1] Pereira L, Kosterev D, Mackin P, et al. An interim dynamic induction motor model for stability studies in the WSCC [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17 (4): 1108-1115.  
[2] 徐长鸿,李培强,李欣然,等 (Xu Changhong, Li

Peiqiang, Li Xinran, et al.). 温控负荷对电力系统低频振荡的影响 (Effects of thermostatically controlled load on low-frequency oscillations in power systems) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2013, 32 (2): 58-62.  
[3] 鞠平,马大强 (Ju Ping, Ma Daqiang). 电力系统负荷建模 (Identification of power load) [M]. 北京: 中国电力出版社 (Beijing: China Electric Power Press), 2008.  
[4] 张元胜,李欣然,肖园园,等 (Zhang Yuansheng, Li Xinran, Xiao Yuanyuan, et al.). 含小水电配网负荷模型实用化方法 (A practical method for determining parameters of load model of distributed network with small hydro power) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2012, 31 (4): 83-87.  
[5] Arif A, Wang Z, Wang J, et al. Load modeling-A review [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9 (6): 5986-5999.  
[6] 赵静波,鞠平,施佳君,等 (Zhao Jingbo, Ju Ping, Shi Jiajun, et al.). 电力系统负荷建模研究综述与展望 (Review and prospects for load modeling of power system) [J]. 河海大学学报 (自然科学版) (Journal of Hohai University (Natural Sciences)), 2020, 48 (1): 87-94.  
[7] 邱丽萍,张文朝,汤涌,等 (Qiu Liping, Zhang Wen-chao, Tang Yong, et al.). 华北电网综合负荷建模研究 (Study on synthesis load modeling for north China power grid) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2010, 34 (3): 72-78.  
[8] Western Electricity Coordinating Council Modeling and Validation Work Group. WECC MVWG load model report ver. 1.0 [R]. 2012.  
[9] 朱琳 (Zhu Lin). 基于功率和电量信息的在线统计综合负荷建模方法与应用 (The research and its application of online component-based approach load modeling based on the power and electricity consumption information) [D]. 长沙: 湖南大学 (Changsha: Hunan University), 2013.  
[10] Han D, Ma J, He R, et al. A real application of measurement-based load modeling in large-scale power grids and its validation [J]. IEEE Transactions on Power System, 2009, 24 (4): 1756-1764.  
[11] Zhang R, Xu Y, Dong Z Y, et al. Measurement-based dynamic load modelling using time-domain simulation and parallel-evolutionary search [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10 (15): 3893-3900.  
[12] Wang C, Wang Z, Wang J, et al. Robust time-varying

- parameter identification for composite load modeling [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10 (1): 967-979.
- [13] Zhang K, Zhu H, Guo S. Dependency analysis and improved parameter estimation for dynamic composite load modeling [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32 (4): 3287-3297.
- [14] Pierre J W, Trudnowski D J, Donnelly M K. Initial results in electromechanical mode identification from ambient data [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, 12 (3): 1245-1251.
- [15] Lu C, Shi B, Wu X, et al. Advancing China's smart grid: phasor measurement units in a wide-area management system [J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2015, 13 (5): 60-71.
- [16] Zhang X, Lu C, Wang Y. A two-stage framework for ambient signal based load model parameter identification [J]. International Journal of Electric Power and Energy Systems, 2020, 121: 1-10.
- [17] Wang Y, Lu C, Zhang X. Applicability comparison of different algorithms for ambient signal based load model parameter identification [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 111: 382-389.
- [18] Zhang X, Hill D J, Lu C. Identification of composite demand side model with distributed photovoltaic generation and energy storage [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11 (1): 326-336.
- [19] Wang Y, Lu C, Zhang X, et al. Decision tree based validation of load model parameters [A]. IEEE PES General Meeting [C]. Boston, MA, 2016: 1-5.
- [20] 王颖, 吴沛萱, 苏寅生, 等 (Wang Ying, Wu Peixuan, Su Yinsheng, et al.). 类噪声辨识负荷参数的实际电网校验方法 (Practical power grid based validation of load model parameters identified with ambient signal) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2020, 44 (2): 697-703.
- [21] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peak [J]. Science, 2017, 344 (6191): 1492-1496.

## Ambient signal and clustering algorithm based extraction for identified load model parameters

ZHOU Yun-bin<sup>1</sup>, CHEN Qian<sup>2</sup>, WANG Ying<sup>3</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>,  
ZHOU Jin-hang<sup>4</sup>, WANG Hai-yun<sup>2</sup>

- (1. Electric Power Dispatching and Control Center, State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China;  
2. Electric Power Research Institute, State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100075, China;  
3. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;  
4. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

**Abstract:** The ambient signal based load model parameter identification method can obtain the load model parameters in real-time, which offers an important idea to track the time-varying characteristic and dispersion of the power load. Considering the conflict between the large number of the load model parameters identified with the ambient signal and the requirements of power system simulation for simplicity of the load model parameters, the feature parameter extraction purpose is achieved with the clustering algorithm to provide guidance and advice for system simulation. Finally, the clustering results of the load model parameters identified with the field measurement from Beijing power grid verify the effectiveness of the clustering method proposed in this paper.

**Key words:** clustering; ambient signal; load model parameter identification; extraction; field measurement