

DOI: 10.16516/j.gedi.issn2095-8676.2017.02.008

基于不敏卡尔曼粒子滤波的动态电力负荷在线建模

朱健全, 易江文, 庄远灿, 黄俊铭, 朱涛
(华南理工大学 电力学院, 广州 510640)

摘要: 电力负荷的时变性对电力系统实时动态仿真分析具有较大影响。为了提高实时动态仿真分析的精度, 基于不敏卡尔曼粒子滤波提出一种动态电力负荷在线建模方法。针对一种指数型动态负荷模型结构, 利用不敏卡尔曼粒子滤波算法对其参数进行在线辨识。通过这种方式, 可以根据实时采集的量测数据在线修正动态负荷模型的参数, 从而追踪电力负荷的实时变化特性。分别利用动态仿真平台和实际电力系统的量测数据进行仿真分析, 结果表明了所提方法具有较高的在线参数辨识精度, 并能对实际电力负荷的实时变化特性进行准确的描述。

关键词: 负荷建模; 时变性; 在线参数辨识; 不敏卡尔曼粒子滤波

中图分类号: TM611

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2017)02-0051-07

On-line Dynamic Electric Load Modeling Based on Unscented Kalman Particle Filter

ZHU Jianquan, YI Jiangwen, ZHUANG Yuancan, HUANG Junming, ZHU Tao

(School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The time-variation of electric load has a great influence on the real-time dynamic simulation of power systems. In order to improve the accuracy of real-time dynamic simulation and analysis, an on-line dynamic electric load modeling method based on unscented kalman particle filter is proposed in this paper. That is, the unscented kalman particle filter is used to estimate the parameters of an exponential dynamic load model structure online. In this way, the parameters of the dynamic load model can be adjusted online according to the measured data, and the real-time load characteristics are tracked effectively. The measurements from the digital simulation platform and the actual power systems are used to test the effectiveness of the proposed method, respectively. The results provided by the proposed online parameter identification method is accurate, the real-time change load characteristics of the actual power system also can be described precisely.

Key words: load modeling; time-varying; online parameter estimation; unscented kalman particle filtering

实时动态仿真分析是现代电网实时控制的重要依据^[1-3]。要进行有效的电力系统实时动态仿真分析, 必须采用准确的电力模型^[4-5]。尤其是对于时变性较强的电力负荷模型, 若在实时动态仿真分析过程中采用固定的模型参数, 所得的结果将可能与实际情况出现较大的偏差, 在某些情况下甚至会出现截然相反的结论^[6-8]。在这种背景下, 本文开展

动态电力负荷建模的研究。

负荷建模主要描述的是负荷功率与电压或者频率之间的关系, 可视作一个系统辨识问题。从已有的研究情况看, 负荷建模主要包含模型结构选择以及参数辨识两部分内容^[9]。在模型结构方面, 相关学者进行了大量研究并提出了多种模型结构, 具体可分为静态负荷模型和动态负荷模型两类。其中, 静态负荷模型中最具代表性的是 ZIP 模型^[10], 其结构简单, 便于理解和应用, 目前已得到大量应用。然而静态负荷模型无法准确描述电力负荷的动态特性, 因此在实时动态仿真分析中的应用受到了限制^[11]。为此, 一些专家提出了动态负荷模型, 其中目前应用较为广泛的是电动机模型^[12]或电动

收稿日期: 2017-01-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51307064)

作者简介: 朱健全(1982), 男, 广西玉林人, 讲师, 博士, 主要从事电力系统辨识与优化调度方向的研究工作 (e-mail) zhujianquan@scut.edu.cn。

机并联 ZIP 模型^[13-14]。这种动态负荷模型在离线的动态仿真分析中具有较好的效果,但其参数过多,在线辨识的难度较大。为此,一些学者只对其中灵敏度较高的某些参数进行辨识,但这又降低了模型的精度。指数型动态负荷模型作为另一种典型的动态电力负荷模型也得到了较多的研究和广泛的认可^[15-16]。该模型既能比较准确地描述负荷恢复或者过渡过程的非线性动态特性,其相对简单的结构也有利于在线参数估计,因而适用于实时动态仿真分析。

在参数辨识方面,最小二乘法在早期得到了较为广泛的应用^[17]。但是由于电力负荷模型的非线性较强,最小二乘法在参数辨识时容易陷入局部最优。为了解决这个问题,近年来遗传算法^[18]、粒子群算法^[19]、人工蜂群算法等人工智能算法也被大量地用于负荷模型的参数辨识,但该类方法耗时较长,因而无法用于在线建模。为了实现参数的在线辨识,某些学者又引入了扩展卡尔曼滤波算法^[20-21]。该方法可根据实时量测进行参数的在线更新,有助于描述电力负荷的实时变化特性,但扩展卡尔曼滤波算法属于线性滤波算法,在对非线性动态电力负荷模型进行参数辨识时仍然容易陷入局部最优问题。

因此,本文基于不敏卡尔曼粒子滤波(UKPF)提出一种动态电力负荷在线建模方法,目的是实时跟踪电力负荷的变化特性,更好地满足电力系统实时动态仿真分析的需求。

1 指数型动态负荷模型

指数型动态负荷模型中,有功负荷的动态变化特性可描述为^[15-16]

$$T_p \frac{dP_r}{dt} = -P_r + P_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{ps}} - P_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{pt}} \quad (1)$$

$$P_d = P_r + P_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{pt}} \quad (2)$$

式中: P_r 为有功功率恢复值; P_d 为有功功率响应值; P_0 为有功功率的初始值; V_0 为电压的初始值; T_p 为恢复时间常数; α_{ps} 为有功功率与电压的静态相关系数; α_{pt} 为有功功率与电压的动态相关系数。

类似地,无功负荷的动态变化特性可描述为

$$T_q \frac{dQ_r}{dt} = -Q_r + Q_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{qs}} - Q_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{qt}} \quad (3)$$

$$Q_d = Q_r + Q_0 \left(\frac{V}{V_0}\right)^{\alpha_{qt}} \quad (4)$$

式中: Q_r 为无功功率恢复值; Q_d 为无功功率响应值; Q_0 、 V_0 分别为无功功率和电压的初始值; T_q 为恢复时间常数; α_{qs} 为无功功率与电压的静态相关系数; α_{qt} 为无功功率与电压的动态相关系数。

2 基于 UKPF 的参数辨识

2.1 UKPF 算法

UKPF 算法主要用于解决动态系统的滤波问题。

对于一般的动态系统,其离散形式可表示为

$$\mathbf{X}(k+1) = f(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k)) + \mathbf{W}(k) \quad (5)$$

$$\mathbf{Z}(k) = h(\mathbf{X}(k)) + \mathbf{V}(k) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 、 $\mathbf{Z}(k)$ 为状态向量和量测向量; $\mathbf{W}(k)$ 、 $\mathbf{V}(k)$ 为过程噪声和量测噪声。本文假定 $\mathbf{W}(k)$ 、 $\mathbf{V}(k)$ 为高斯噪声,即 $\mathbf{W}(k) \sim N(0, \mathbf{Q}(k))$, $\mathbf{V}(k) \sim N(0, \mathbf{R}(k))$ 。

对于上述的系统,UKPF 算法的滤波步骤可描述如下^[22]。

2.1.1 步骤1——初始化

1) 根据概率分布 $p(x_0)$ 抽取 N 个粒子 $\{\hat{x}_0^i\}_{i=1}^N$; 初始化各个粒子重要性权值 $\omega_0^i = \frac{1}{N}$; 并令 $k=1$ 。

其中

$$p(x_0) = N(\bar{x}_0, P_0) \quad (7)$$

$$\bar{x}_0 = E(x_0) \in \mathbf{R}^n \quad (8)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T] \in \mathbf{R}^{n \times n} \quad (9)$$

2) 初始化各粒子的状态和协方差

$$\bar{x}_0^i = \hat{x}_0^i, P_0^i = P_0 \quad (10)$$

2.1.2 步骤2——重要性采样

对于 $i=1, \dots, N$:

1) 用 UKF 更新粒子

(1) 计算似然点

$$\mathbf{x}_{k-1|k-1}^j = \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^j + \mathbf{x}_{*j}, \quad j = 1, \dots, 2n \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_{*j} = (\sqrt{nP_{k-1}^i})_j^T, \quad j = 1, \dots, n \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{*(n+j)} = -(\sqrt{nP_{k-1}^i})_j^T, \quad j = 1, \dots, n \quad (13)$$

式中: $(\sqrt{nP_{k-1}^i})_j$ 为 $(\sqrt{nP_{k-1}^i})$ 的第 j 行。

(2) 状态及协方差预测

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^j = f(\mathbf{x}_{k-1|k-1}^j), \quad j = 1, \dots, 2n \quad (14)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{x}_{k|k-1}^j \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} (\mathbf{x}_{k|k-1}^j - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i) (\mathbf{x}_{k|k-1}^j - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i)^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (16)$$

(3) 状态及协方差更新

$$\mathbf{z}_k^j = h(\mathbf{x}_{k|k-1}^j), \quad j = 1, \dots, 2n \quad (17)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_k^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{z}_k^j \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_z^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} (\mathbf{z}_k^j - \bar{\mathbf{z}}_k^i) (\mathbf{z}_k^j - \bar{\mathbf{z}}_k^i)^T + \mathbf{R}_k \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{xz}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} (\mathbf{x}_{k|k-1}^j - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i) (\mathbf{z}_k^j - \bar{\mathbf{z}}_k^i)^T \quad (20)$$

$$\mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{xz}^i (\mathbf{P}_z^i)^{-1} \quad (21)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k^i = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^i + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k^i) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i - \mathbf{K}_k^i \mathbf{P}_z^i (\mathbf{K}_k^i)^T \quad (23)$$

2) 采样 $\hat{\mathbf{x}}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k}^i) = N(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_k^i)$ 。

2.1.3 步骤3——重要性权值计算

1) 计算误差方差

$$\lambda_k^i = \sum_{i=1}^N \omega_{k-1}^i (z_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^i))^2 \quad (24)$$

2) 重要性权值递推更新

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(z_k | \hat{\mathbf{x}}_k^i) = \omega_{k-1}^i N(h(\hat{\mathbf{x}}_k^i), \lambda_k^i) \quad (25)$$

$$i = 1, \dots, N$$

3) 重要性权值归一化

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{j=1}^N \omega_k^j} \quad (26)$$

2.1.4 步骤4——状态及协方差计算

$$\mathbf{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \hat{\mathbf{x}}_k^i \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k) (\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x}_k)^T \quad (28)$$

2.1.5 步骤5——重采样

若 $\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2} < N_{th}$, 则进行重采样,

将原来的带权样本 $\{\hat{\mathbf{x}}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 映射到等权值样本 $\{\hat{\mathbf{x}}_k^i, N^{-1}\}_{i=1}^N$ 。

2.1.6 步骤6

判断量测数据输入是否结束, 若是则退出本算法, 否则设 $k = k + 1$ 并转向步骤2。

2.2 基于 UKPF 的参数辨识

由上述分析可知, 利用 UKPF 算法进行动态负荷模型的参数辨识时, 需要将式(1)~式(4)描述的模型转化为式(5)~式(6)所示的离散化形式。

采用二阶龙格库塔法进行离散化, 同时将待辨识的参数向量扩展为特殊的状态向量, 即 $X(k) = [P_r(k), \alpha_{ps}(k), \alpha_{pt}(k), T_p(k)]$, 则式(1)~式(2)描述的有功负荷的动态变化特性可转化为

$$\begin{bmatrix} P_r(k+1) \\ \alpha_{ps}(k+1) \\ \alpha_{pt}(k+1) \\ T_p(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_r(k) + \frac{A+B}{2} \\ \alpha_{ps}(k) \\ \alpha_{pt}(k) \\ T_p(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} W_1(k) \\ W_2(k) \\ W_3(k) \\ W_4(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

式中:

$$A = \frac{\Delta t}{T_p(k)} \times \left[-P_r(k) + P_0 \left(\frac{V(k)}{V_0} \right)^{\alpha_{ps}(k)} - P_0 \left(\frac{V(k)}{V_0} \right)^{\alpha_{pt}(k)} \right]$$

$$B = \frac{\Delta t}{T_p(k)} \times \left[-(P_r(k) + A) + P_0 \left(\frac{V(k)}{V_0} \right)^{\alpha_{ps}(k)} - P_0 \left(\frac{V(k)}{V_0} \right)^{\alpha_{pt}(k)} \right]$$

此外, 模型观测方程为:

$$z(k) = P_1(k) + w(k) \quad (30)$$

式(3)~式(4)描述的无功负荷的动态变化特性可进行类似的转化, 此处不再赘述。对于上述离散化的动态负荷模型, 利用式(7)~式(28)描述的 UKPF 进行滤波, 即可掌握所有状态的变化情况, 包括扩展为状态向量的参数变化值, 这就实现了动态电力负荷的参数辨识。

3 算例分析

3.1 基于仿真平台量测数据的仿真分析

为了验证本文所提方法的有效性, 基于 Matlab 平台搭建了一个动态仿真平台。给定其中的负荷模型参数, 设置一个恒定的电压降落, 采集相应的电压和功率变化数据, 人为添加一个噪声序列后作为最终的量测数据, 最后利用本文所提方法进行参数的跟踪辨识。其中, 动态负荷模型的参数分别设置为:

$$P_0 = 0.8, \alpha_{ps} = -0.24, \alpha_{pt} = 1.5, T_p = 10 \text{ s}.$$

其它一些假定和细节具体如下:

1) 在 $t = 0$ 时刻负荷母线发生一个电压降落, 幅度为 $\Delta V/V_0 = -20\%$ 。

2) 总仿真时长为 4 min, 仿真步长为 0.01 s。

3) 采取任意值随机初始化状态向量和协方差矩阵, 如式(8)~式(9)所示。

4) 观测噪声协方差 $R_k = 1.0 \times 10^{-4}$, 过程噪声协方差 $Q_k = 1.0 \times 10^{-6} \times \mathbf{I}_4$ 。

所提方法的参数辨识结果如图1~图4所示。从中可以看出, 随着迭代的进行, α_{ps} 和 α_{pt} 这两个

参数具有较高的辨识精度。 T_p 虽然在迭代过程中具有一定的偏差,但最大仅为3.4%。通过大量的仿真发现, T_p 的允许偏差范围为5%左右。因此,该辨识精度仍在可接受的范围内。在这种情况下, P_r 的辨识曲线与真实值较为接近,这说明本文所提方法可以较好地对电力负荷参数进行在线辨识,并实时跟踪电力负荷的动态变化特性。

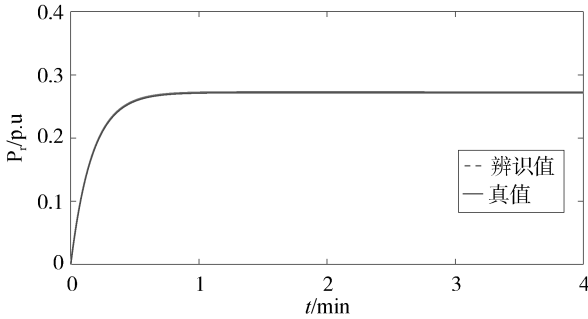


图1 P_r 的实际值和辨识曲线

Fig. 1 Actual and estimated values of P_r

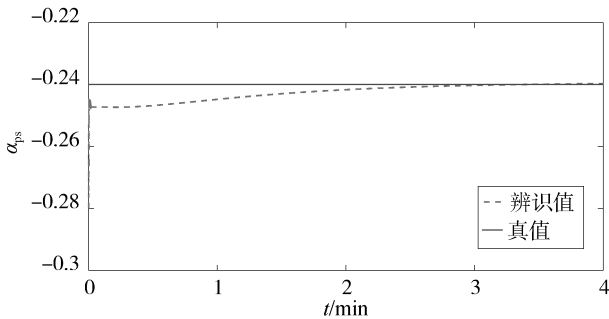


图2 α_{ps} 的实际值和辨识曲线

Fig. 2 Actual and estimated values of α_{ps}

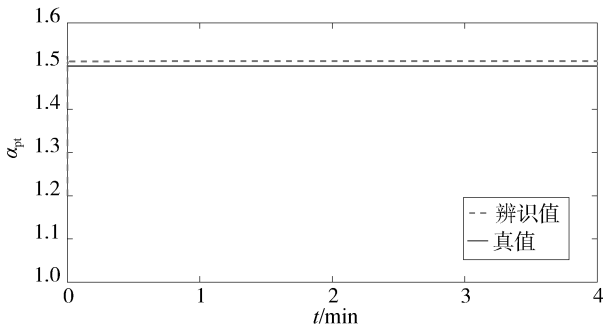


图3 α_{pt} 的实际值和辨识曲线

Fig. 3 Actual and estimated values of α_{pt}

3.2 基于实际量测数据的算例分析

采集某一地级市的变电站量测数据进行动态电力负荷在线建模分析。每隔1 s采集一次变电站母线上的电压和功率数据,总采样时长为60 min。所

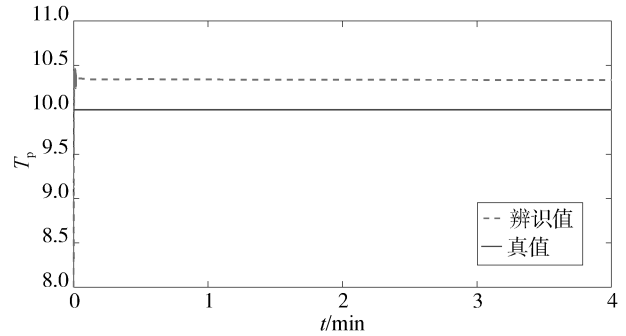


图4 T_p 的实际值和辨识曲线

Fig. 4 Actual and estimated values of T_p

采集到的实际电压变化曲线如图5所示,其中电压幅值大部分落在10~10.4 kV之间。

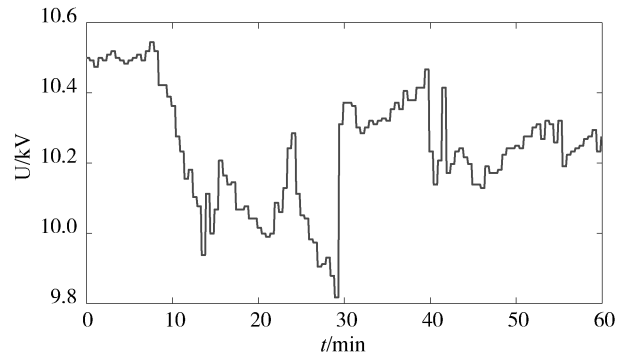


图5 实际电压波动曲线

Fig. 5 Actual voltage fluctuation curve

利用本文所提方法进行在线参数辨识,辨识结果如图6~图15所示。从可以看出,动态负荷模型的参数在整个辨识过程中动态变化,这符合实际电力负荷的时变性特点。图10和图15分别给出了负荷的有功功率和无功功率的跟踪情况,从中可见,本文所提方法能较好地反映电力负荷的实际变化特性。

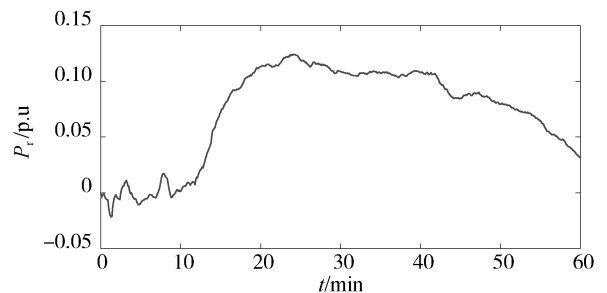


图6 P_r 辨识曲线

Fig. 6 Estimated values of P_r

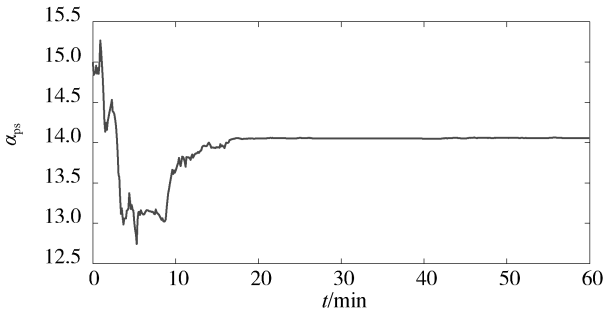


图 7 α_{ps} 辨识曲线

Fig. 7 Estimated values of α_{ps}

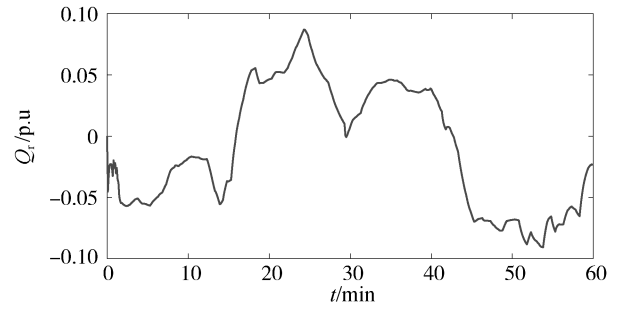


图 11 Q_r 辨识曲线

Fig. 11 Estimated values of Q_r

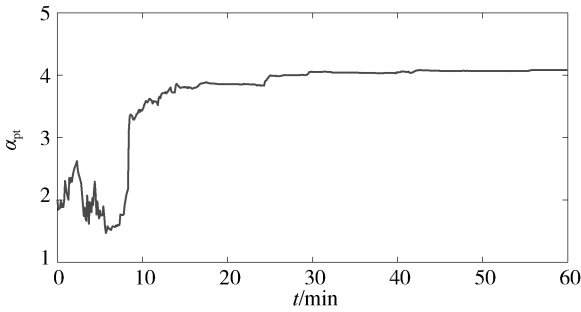


图 8 α_{pt} 辨识曲线

Fig. 8 Estimated values of α_{pt}

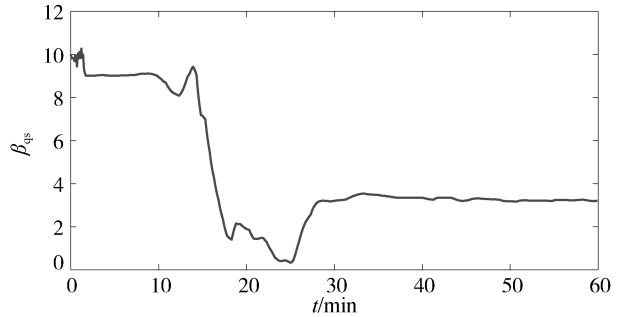


图 12 β_{qs} 辨识曲线

Fig. 12 Estimated values of β_{qs}

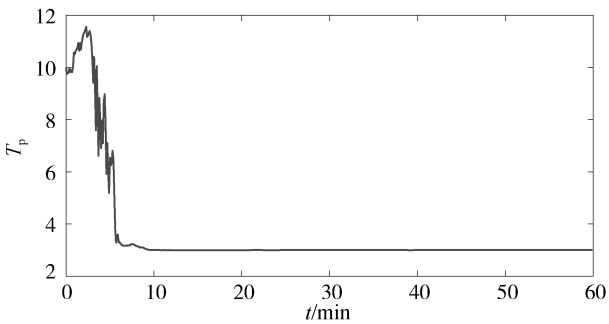


图 9 T_p 辨识曲线

Fig. 9 Estimated values of T_p

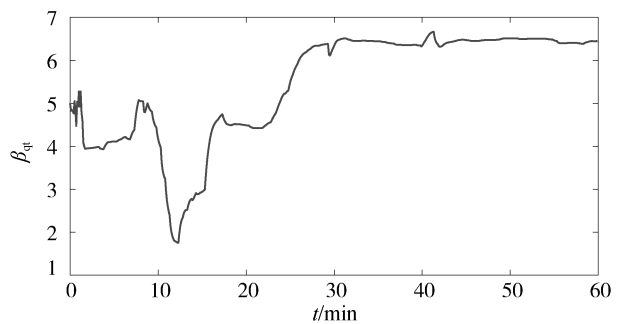


图 13 β_{qt} 辨识曲线

Fig. 13 Estimated values of β_{qt}

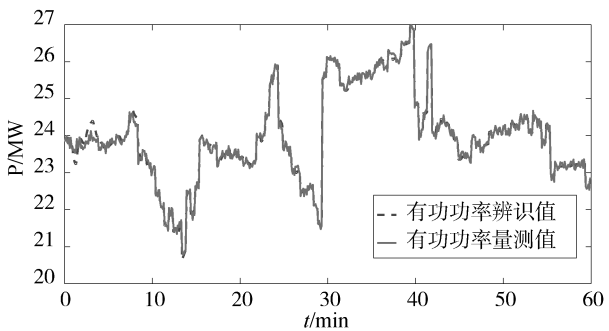


图 10 有功功率曲线

Fig. 10 Active power curve

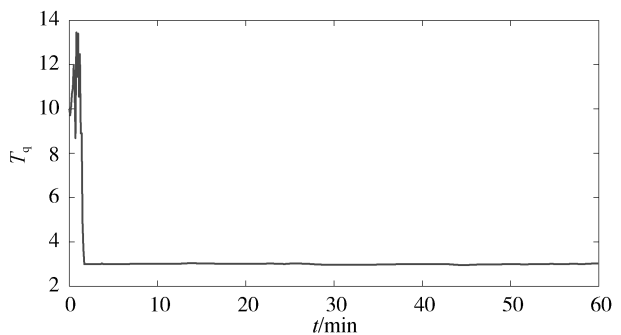


图 14 T_q 辨识曲线

Fig. 14 Estimated values of T_q

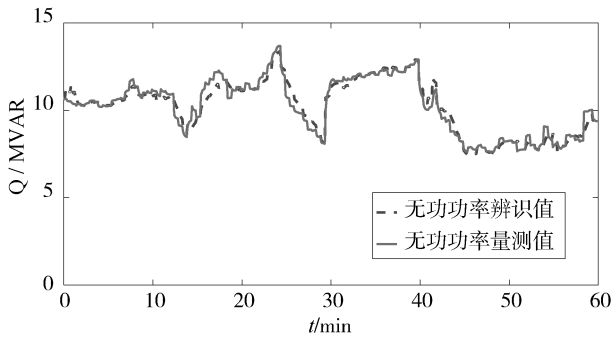


图 15 无功功率曲线

Fig. 15 Reactive power curve

4 结论

本文重点探讨动态电力负荷模型的参数辨识问题。所采用的指数型动态负荷模型结构简单,可降低在线参数辨识的计算复杂度。利用 UKPF 算法对指数型动态负荷模型的参数进行辨识,能对电力负荷的实时变化特性进行准确描述,有利于提高实时动态仿真分析的精度。如何将所提方法用于其它动态负荷模型的在线参数辨识,将是后续的一个研究重点。

参考文献:

- [1] 郑晓雨, 郑静媛, 王彦博. 智能电网中实时负荷模型建立研究 [J]. 电力与能源, 2015, 36(1): 42-45.
ZHENG X Y, ZHENG J Y, WANG Y B. Real-time load modeling for smart grid [J]. Power & Energy, 2015, 36(1): 42-45.
- [2] 黄翔, 陈志刚. 智能电网大数据信息平台研究 [J]. 南方能源建设, 2015, 2(1): 17-21.
HUANG X, CHEN Z G. Research on big data information platform for smart grid [J]. Energy Construction, 2015, 2(1): 17-21.
- [3] 李喜来, 李永双, 贾江波, 等. 中国电网技术成就与挑战与发展 [J]. 南方能源建设, 2016, 3(2): 1-8.
LI X L, LI Y S, JIA J B, et al. Review of the achievements, challenges and development of power system technology in China [J]. Energy Construction, 2016, 3(2): 1-8.
- [4] 张红斌, 汤涌, 张东霞, 等. 负荷建模技术的研究现状与未来发展方向 [J]. 电网技术, 2007, 31(4): 6-10.
ZHANG H B, TANG Y, ZHANG D X, et al. Present situation and prospect of load modeling technique [J]. Power System Technology, 2007, 31(4): 6-10.
- [5] 李培强, 李欣然, 林舜江. 电力负荷建模研究述评 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(5): 56-64.
LI P Q, LI X R, LIN S J. Critical review on synthesis load modeling [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2008, 20(5):

56-64.

- [6] 鞠平, 秦川, 黄桦, 等. 面向智能电网的建模研究展望 [J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 1-6.
JU P, QIN C, HUANG H, et al. Research trends of power system modeling geared to smart grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 1-6.
- [7] 田芳, 黄彦浩, 史东宇, 等. 电力系统仿真分析技术的发展趋势 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(13): 2151-2163.
TIAN F, HUANG Y H, SHI D Y, et al. Developing trend of power system simulation and analysis technology [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(13): 2151-2163.
- [8] 鞠平, 谢会玲, 陈谦. 电力负荷建模研究的发展趋势 [J]. 电力系统自动化, 2007, 31(2): 1-4.
JU P, XIE H L, CHEN Q. Research tendencies of electric load modeling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(2): 1-4.
- [9] 张景超, 鄢安河, 张承学, 等. 电力系统负荷模型研究综述 [J]. 继电器, 2007, 35(6): 83-88.
ZHANG J C, YAN A H, ZHANG C X, et al. Summary of load model research in power system [J]. Relay, 2007, 35(6): 83-88.
- [10] 张红斌, 汤涌, 张东霞, 等. 基于总体测辨法的电力负荷建模系统 [J]. 电网技术, 2007, 31(4): 32-35.
ZHANG H B, TANG Y, ZHANG D X, et al. Load modeling system founded on measurement-based method [J]. Power System Technology, 2007, 31(4): 32-35.
- [11] BOKHARI A, ALKAN A, DOGAN R, et al. Experimental determination of the ZIP coefficients for modern residential, commercial, and industrial loads [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(3): 1372-1381.
- [12] 朱健全, 李颖, 谭伟. 基于特性融合的电力负荷建模 [J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1358-1364.
ZHU J Q, LI Y, TAN W. Characteristic fusion based on electric load modeling [J]. Power System Technology, 2015, 39(5): 1358-1364.
- [13] 许津津, 马进, 唐永红, 等. 基于改进 DE 算法的负荷建模参数辨识 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(24): 36-49.
XU J J, MA J, TANG Y H, et al. Parameters identification of load modeling based on improved differential evolution algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(24): 36-49.
- [14] 李欣然, 钱军, 王立德, 等. 配电网集结等效的异步电动机综合负荷模型及其总体测辨建模 [J]. 电工技术学报, 2009, 24(4): 175-185.
LI X R, QIAN J, WANG L D, et al. Synthesis induction motor model of power composite load considering distribution network structure [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(4): 175-185.
- [15] ROUHANI A, ABUR A. Real-time dynamic parameter estimation for an exponential dynamic load model [J]. IEEE Trans. Smart Grid, 2016, 7(3): 1530-1536.

- [16] CHOI B K, CHIANG Y L, et al. Measurement-based dynamic load models: Derivation, comparison, and validation [J]. IEEE Trans. Power Syst., 2006, 21(3): 1276-1283.
- [17] 郑竞宏, 朱守真. 基于滑差同调等值的空调群负荷建模 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(16): 11-15.
ZHENG J H, ZHU S Z. Slip coherency based approach for air conditioning load modeling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(16): 11-15.
- [18] 金群, 李欣然, 刘艳阳, 等. 一种改进遗传算法及其在负荷建模中的应用 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2006, 18(2): 35-40.
JIN Q, LI X R, LIU Y Y, et al. An improved genetic algorithm and its application to load modeling [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2006, 18(2): 35-40.
- [19] 王振树, 卞绍润, 刘晓宇, 等. 基于混沌与量子粒子群算法相结合的负荷模型参数辨识研究 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(12): 211-217.
WANG Z S, BIAN S R, LIU X Y, et al. Research on load model parameter identification based on the CQDPSO algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(12): 211-217.
- [20] 郑竞宏, 朱守真. 基于强跟踪滤波器的快速实时负荷建模方法 [J]. 电力系统自动化, 2008, 32(5): 6-10.
ZHENG J H, ZHU S Z. A fast real-time load modeling method based on strong tracking filter [J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(5): 6-10.
- [21] 仲卫进, 艾芊. 扩展卡尔曼滤波在动态负荷参数辨识中应用 [J]. 电力自动化设备, 2007, 27(2): 47-50.
ZHONG W J, AI Q. Application of extended kalman filter in parameter identification of dynamic load model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(2): 47-50.
- [22] 卢敏, 殷勇. UPF 算法在惯导非线性初始对准中的应用 [J]. 雷达科学与技术, 2008, 6(1): 44-47.
LU M, YIN Y. Application of unscented particle filter in INS Non-linear alignment [J]. Radar Science and Technology, 2008, 6(1): 44-47.

(责任编辑 黄肇和)

(上接第 50 页 Continued from Page 50)

- [6] 王俊, 席芳. 万山海岛地区太阳能资源变化特征分析及评估 [J]. 南方能源建设, 2015, 2(1): 193-197.
WANG J, XI F. Variation characteristics and assessment of solar energy resources in Wanshan islands area [J]. Southern Energy Construction, 2015, 2(1): 193-197.
- [7] 陈志巧. 基于模糊理论的电力负荷预测研究 [J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2006, 25(2): 81-83.
CHEN Z Q. Study of power load forecast based on the fuzzy theory [J]. Journal of Shangdong University of Science and Technology(Natural Science), 2006, 25(2): 81-83.
- [8] 赵艳丽. 基于显著性理论的电力建设工程投资灰色预测 [J]. 南方能源建设, 2014, 1(1): 97-100.
ZHAO Y L. Study on grey forecast method for power construction engineering investment based on the cost-significant theory [J]. Southern Energy Construction, 2014, 1(1): 97-100.
- [9] 饶国燃, 梁平. 支持向量机及其在社会总用电量预测中的运用 [J]. 广东电力, 2008, 21(11): 22-24.
RAO G R, LIANG P. Support vector machine and its application in forecasting of total power consumption of society [J]. Guangdong Electric Power, 2008, 21(11): 22-24.
- [10] 田野. 基于动量因子的神经网络群电流负荷预测模型 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 31-38.
TIAN Y. A forecasting model for current load of neural network group based upon momentum factor [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 31-38.
- [11] GEETA P, Bhim S, BIJAYA K P. Back-propagation algorithm-based controller for autonomous Wind-DG microgrid [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(5): 4408-4415.
- [12] FU X G, LI S H, MICHAEL F, et al. Training recurrent neural networks with the levenberg-marquardt algorithm for optimal control of a grid-connected converter [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(9): 1900-1912.
- [13] 侯亚丽, 李铁. 基于 LM 优化算法的 BP 神经网络目标识别方法 [J]. 探测与控制学报, 2008, 30(1): 53-57.
HOU Y L, LI T. Improvement of BP neural network by LM optimizing algorithm in target identification [J]. Journal of Detection & Control, 2008, 30(1): 53-57.
- [14] 牛东晓, 曹树华, 卢建昌, 等. 电力负荷预测技术及其应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2009.
NIU D X, CAO S H, LU J C, et al. Power load forecasting technology and its application [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2009.
- [15] 刘平原, 张磊, 王宇, 等. 基于多元线性回归分析的 110 kV 及以上电压等级变压器主材用量计算模型研究 [J]. 广东电力, 2016, 29(7): 59-66.
LIU P Y, ZHANG L, WANG Y, et al. Research on calculation model for amount of primary materials of 110 kV and above transformers based on multiple linear regression analysis [J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(7): 59-66.
- [16] 唐详玲, 王平, 李思岑, 等. 基于方差-协方差组合预测的中长期电力负荷预测研究 [J]. 电气技术, 2015, 16(1): 15-18.
TANG X L, WANG P, LI S C, et al. Research on medium and long-term electric load forecasting based on variance-covariance combined Model [J]. Electrical Engineering, 2015, 16(1): 15-18.

(责任编辑 黄肇和)