

扩展卡尔曼滤波在动态负荷 参数辨识中应用

仲卫进,艾 芊

(上海交通大学 电气系,上海 200030)

摘要: 采用扩展卡尔曼滤波算法建立由动态负荷和静态负荷组成的综合负荷数学模型,并列出了其转子运动方程、状态方程和输出方程,其中动态负荷由等值的异步电机表示,静态负荷由恒定导纳并联组成。通过动模试验,取得给定负荷在系统扰动时的电压、电流数据。根据所建立数学模型的输入、输出值,用扩展卡尔曼滤波算法辨识其中的待定参数。参数初值设置为真值的 2~7 倍,辨识结果误差为 2%~3%。分析结果表明,扩展卡尔曼滤波可在短时间内收敛,能正确地辨识出系统参数,且稳定性好。结论表明扩展卡尔曼滤波可以用于电力系统参数辨识,为电力系统状态估计、负荷建模提供了有效方法。

关键词: 电力系统; 系统辨识; 参数估计; 扩展卡尔曼滤波; 动态负荷模型

中图分类号: TM 714

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)02-0047-04

0 引言

电力负荷是电力系统的重要组成部分,在电力系统的设计分析中,占有非常重要的地位,正确模拟负荷、建立完全正确的负荷模型是国内外电力科学工作者所关心的问题。

到目前为止,国内外学者提出了不少负荷建模的方法^[1-3],大致可以归纳为统计综合法和总体测辨法 2 类。前者的基本思想是将负荷看成个别用户的集合,根据各种电器的平均特性,综合得出总的负荷模型,这是一种传统的做法,它不依赖于现场试验,花费的代价较小,但其统计工作不仅费时费力,还难以统计准确,而且对负荷的动态特性不能很好地模拟。后者的基本思想是将负荷看成是一个整体,确定负荷模型的结构,从现场测量数据辨识出模型的参数,该方法不需要知道各个用户的负荷组成及参数,不依赖于用户的统计资料,对负荷的动态特性^[4]也可以很好地模拟。

总体测辨法根据系统的输入、输出数据辨识负荷模型,将负荷看作“灰色系统”或“黑色系统”,现代的控制理论为这种方法提供了强有力的理论依据和分析方法。本质上,这是一个系统辨识问题。负荷模型辨识中比较常见的是最小二乘法,在国内外辨识的论文中很容易看到。卡尔曼滤波主要用于系统状态估计,但稍作变换也可以进行参数辨识,与递推最小二乘法有一定联系,是一种新型的算法。

卡尔曼滤波又称最小方差线性递推滤波^[5],是一种信息处理方法,即是在实时量测的信息中消除随机

干扰和无用信息,滤出较可靠的有用信息。它把受扰信号看成一个动态过程,选用噪声的统计特性,把它从受扰信号中减去,从而获得较精确的有用信号,其本质是一种信息处理方法。扩展卡尔曼滤波是建立在线性卡尔曼滤波的基础上,是一种非线性参数估计方法,它本身也具有很多优点,如能得到无偏的最优估计,递推充分多的步数参数及方差阵的估计不依赖于它们的初值,具有良好的稳定性。

20 世纪 70 年代初,卡尔曼滤波方法被引入到电力系统作为数据处理的有力工具,开始在电力系统状态估计和观测器上得到应用,并作为一种系统辨识的方法^[6-8],国内很多系统辨识的著作有过介绍,但在电力系统领域大多只是提及,并没有作详细研究。本文结合算法利用具体算例,系统地介绍卡尔曼滤波在电力系统负荷辨识中的应用。

1 卡尔曼滤波算法^[8-9]

1.1 基本卡尔曼滤波方程

对于下面一个线性的动态方程:

$$\begin{aligned} X(k+1) &= \Phi_k X(k) + W(k) \\ Z(k) &= H_k X(k) + V(k) \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $X(k)$ 为 n 维的随机状态向量序列; $Z(k)$ 为 n 维的随机量测向量序列; $W(k)$ 、 $V(k)$ 为零均值的正态(高斯)白噪声序列。

$W(k)$ 、 $V(k)$ 满足

$$\begin{aligned} E[V(k)] &= E[W(k)] = 0 \\ E[V(k)V(j)^T] &= R_k \delta_{kj} \\ E[W(k)W(j)^T] &= Q_k \delta_{kj} \end{aligned} \quad (2)$$
$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1 & k=j \\ 0 & k \neq j \end{cases}$$

假设初始状态的统计特性为

$$\begin{aligned} E[X(0)] &= \hat{X}(0) \\ E\{[X(0) - \hat{X}(0)][X(0) - \hat{X}(0)]^T\} &= P_0 \end{aligned} \quad (3)$$

假设在 k 时刻已量测到 $Z(1), Z(2), \dots, Z(k)$ 等向量, 并已推出估计状态向量 $X(k)$ 。现在要求进一步在量测到第 $k+1$ 时刻的量测向量 $Z(k+1)$ 后, 求出该时刻的状态估计向量 $X(k+1)$, 估计的准则是使状态向量的误差方差最小:

$$E\{[X(k+1) - \hat{X}(k+1)][X(k+1) - \hat{X}(k+1)]^T\} = \min \quad (4)$$

由式(1)可以得到上述线性系统的卡尔曼滤波方程为^[8]

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1) &= \Phi_k \hat{X}(k) + K_{k+1}[Z(k+1) - H_{k+1} \Phi_k \hat{X}(k)] \\ K_{k+1} &= P'_{k+1} H_{k+1}^T (H_{k+1} P'_{k+1} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1} \\ P'_{k+1} &= \Phi_k P_k \Phi_k^T + Q_k \\ P_{k+1} &= (I - K_{k+1} H_{k+1}) P'_{k+1} \end{aligned} \quad (5)$$

1.2 推广的卡尔曼滤波方程^[10]

对于时变系统, 可以首先线性化为离散系统。非线性离散系统及时变系统都可以用下面的非线性差分方程表示。

$$\begin{aligned} X(k+1) &= F[X(k), W(k), k] \quad k=1, 2, \dots \\ Z(k) &= h[X(k), k] + V(k) \quad k=1, 2, \dots \end{aligned} \quad (6)$$

式中 $F()$ 为 n 维的函数; $h()$ 为 m 维的向量函数; $W(k), V(k)$ 为高斯白噪声序列。

对于非线性离散系统, 可以用近似的线性化处理。类比基本卡尔曼滤波方程, 经过数学变换后^[8]可得线性化以后的系统卡尔曼滤波方程为

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1) &= \hat{X}'(k+1) + K_{k+1}\{Z(k+1) - h[\hat{X}'(k+1), k+1]\} \\ \hat{X}'(k+1) &= F[\hat{X}(k), k] \\ K_{k+1} &= P_{k+1} \left[\frac{\delta h_{k+1}}{\delta \hat{X}'(k+1)} \right]^T R_{k+1}^{-1} \end{aligned} \quad (7)$$

$$P'_{k+1} = \left[\frac{\delta F_k}{\delta \hat{X}(k)} \right] P_k \left[\frac{\delta F_k}{\delta \hat{X}(k)} \right]^T + Q_k$$

$$P_{k+1}^{-1} = (P'_{k+1})^{-1} + \left[\frac{\delta h_{k+1}}{\delta \hat{X}'(k+1)} \right]^T R_{k+1}^{-1} \left[\frac{\delta h_{k+1}}{\delta \hat{X}'(k+1)} \right]$$

1.3 卡尔曼滤波辨识参数方法^[8]

增广状态方程和推广卡尔曼滤波法可以用来辨识系统参量。

离散系统的动态方程为

$$\begin{aligned} X(k+1) &= F[X(k), k, E] + B_k U(k) + W(k) \\ Z(k+1) &= h[X(k+1), k+1, H] + V(k+1) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $U(k)$ 为已知的非随机向量; B_k 为控制系数阵; 其余定义同前。

设 E, H 为未知的参数向量, 可以将 E, H 看成是新增加的状态向量, 并定义一新的增广状态向量 $X''(k) = [X(k) \ E(k) \ H(k)]$, 则有增广向量以后的动态方程为

$$\begin{aligned} X''(k+1) &= F[X''(k), k] + B_k U(k) + W(k) \\ Z(k+1) &= h[X''(k+1), k+1] + V(k+1) \end{aligned} \quad (9)$$

X'' 中包含了 X 和参数空间 E, H , 当 X'' 一旦被估计出来, 参数 E, H 自然也被估计出来了, 这样, 参数辨识的问题就转化为滤波问题, 计算式同式(7)。

2 综合负荷的机理型数学模型^[8, 11]

将综合负荷分成静态负荷和动态负荷 2 部分^[11]。静态负荷采用恒定阻抗型模型, 动态负荷采用等值电动机模型^[12-13], 综合负荷示意图如图 1 所示。

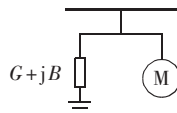


图 1 综合等值负荷
Fig.1 The equivalent integrated load

动态负荷的数学模型根据异步机 Park 方程, 可表示为

$$\begin{aligned} u_{ds} &= p\psi_{ds} - \omega\psi_{qs} + R_s i_{ds}, \quad u_{qs} = p\psi_{qs} + \omega\psi_{ds} + R_s i_{qs} \\ \psi_{ds} &= x_s i_{ds} + x_m i_{dr}, \quad \psi_{qs} = x_s i_{qs} + x_m i_{qr} \\ u_{dr} &= p\psi_{dr} - \omega\psi_{qr} + R_r i_{dr}, \quad u_{qr} = p\psi_{qr} + \omega\psi_{dr} + R_r i_{qr} \\ \psi_{dr} &= x_r i_{dr} + x_m i_{ds}, \quad \psi_{qr} = x_r i_{qr} + x_m i_{qs}, \quad T_e = \psi_{dr} i_{qr} - \psi_{qr} i_{dr} \end{aligned} \quad (10)$$

式中 u 为电压, i 为电流, ψ 为磁链, R 为电阻, 下标 d, q 分别表示 d 轴和 q 轴, 下标 s, r 分别表示定子和转子量; x_s 为定子自感抗, x_r 为转子自感抗, x_m 为定子、转子互感抗; T_e 为电动机电磁转矩; ω 和 ω_s 分别为机组转速和同步转速, ω_r 为转子转速 ($\omega_s = \omega - \omega_r$); p 是微分因子, 时间 t 取为标么值。

转子运动方程为

$$\tau \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_T, \quad T_T = T_L \omega_r^n \quad (11)$$

式中 τ 为惯性时间常数; T_T 为电动机负荷转矩; T_L 与 n 为转矩系数。

选取 e'_d, e'_q, ω_r 为状态量。令 $p\psi_{ds} = p\psi_{qs} = 0$, 将时间 t 取为有名值, 单位为 s 。在辨识过程中, 系统频率在动模实验时, 变化很小, 可认为 f 不变, 为一定值。此时取控制系统状态量、输入量、输出量分别为

$$X = [e'_d \ e'_q \ \omega_r], \quad U = [u], \quad Y = [i_d \ i_q]$$

推导过程略^[8]。状态方程为

$$\begin{aligned} p e'_d &= -\frac{1}{\tau'_0} \left\{ e'_d + \frac{x_s - x'}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(-\omega e'_q) - \omega x'(u - \omega e'_d)] \right\} + \omega_B(\omega - \omega_r) e'_q \\ p e'_q &= -\frac{1}{\tau'_0} \left\{ e'_q - \frac{x_s - x'}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(u - \omega e'_d) + \omega x'(-\omega e'_q)] \right\} - \omega_B(\omega - \omega_r) e'_q \end{aligned} \quad (12)$$

$$p \omega_r = \frac{1}{H} \left\{ \frac{e'_d}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(u - \omega e'_d) + \omega x'(-\omega e'_q)] + \frac{e'_q}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(-\omega e'_q) - \omega x'(u - \omega e'_d)] - T_L \omega_r^n \right\}$$

输出方程为

$$\begin{aligned} i_d &= \frac{1}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(u - \omega e'_d) + \omega x'(-\omega e'_q)] + G u \\ i_q &= \frac{1}{R_s^2 + (\omega x')^2} [R_s(-\omega e'_q) - \omega x'(u - \omega e'_d)] + \omega_B u \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $\omega = 1, \omega_B = 100 \pi$ 。

可选择参数向量
 $\alpha=[G \ B \ R_s \ x' \ \tau'_0 \ n \ \tau \ e'_d \ e'_q \ \omega_r \ x_s \ T_L]$ (14)

参数辨识时,首先将式(12)(13)线性化,再用增广状态方程和扩展卡尔曼滤波法对 α 中的参数进行辨识。

3 算例及辨识结果

为了验证各种电力系统动态负荷模型结构及辨识算法的有效性,在上海交通大学动模试验室进行了动模试验^[8,14]。通过试验现场采集的动态数据和编制的电力系统负荷建模软件进行了负荷建模实践,得到了一些有益的结论。

3.1 试验目的

通过动模试验,取得给定负荷在系统扰动时的电压、电流数据;对所取得的数据用负荷辨识软件进行处理,验证负荷建模软件的正确性。

3.2 试验接线

试验接线如图 2 所示。

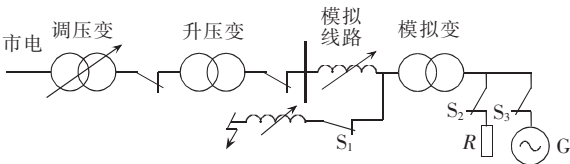


图 2 试验接线图

Fig.2 The test system

对一台 1.65 kW 感应电机及静态负荷组成的系统进行辨识,系统的参数真值如下(未标单位的都是标么值):

$G=0.086 \ 4, B=0.016 \ 4, R_s=0.011 \ 1, x'=0.171 \ 6, \tau'_0=1.600 \ s, n=1.200 \ 0, \tau=1.121 \ 0, x_s=5.078, T_L=0.862 \ 2$ 。

3.3 试验过程

改变接地阻抗的值以在负荷侧分别产生不同的电压跌落。数据规范化和预处理由三相电压和电流采样值计算得到基波正序的母线电压幅值 U 、频率 f 、负荷有功电流 I_d 、负荷无功电流 I_q 、负荷有功功率 P 、负荷无功功率 Q (都为标么值)。

3.4 试验结果

对电压波动^[15]6.7%、7.5%、15%、40% 4 种情况进行试验,取初值 $\alpha_0=[0.26 \ 0.05 \ 0.03 \ 0.52 \ 4.80 \ 3.60 \ 3.36 \ 0.79 \ -0.34 \ 0.99 \ 15.93 \ 0.69], P_0=Q_0=10^{-6}$,仅选取电压波动 6.7% 波动波形及负荷有功电流 I_d 、无功电流 I_q 的实测(实线)与计算(虚线)波形^[1],如图 3 所示。

参数辨识结果及真值比较如表 1 所示。

由表 1 可以看出,初值设置在 2~7 倍真值条件下,参数仍然能相当准确地收敛于真值。辨识参数中除个别参数误差稍大外,其余参数辨识结果较为理想,误差在 2%~3% 以内,有功电流 I_d 、无功电流 I_q 曲线在大扰动与小扰动下拟合良好,说明辨识计算是成功的,机理动态模型可以有效地对实测负荷进行

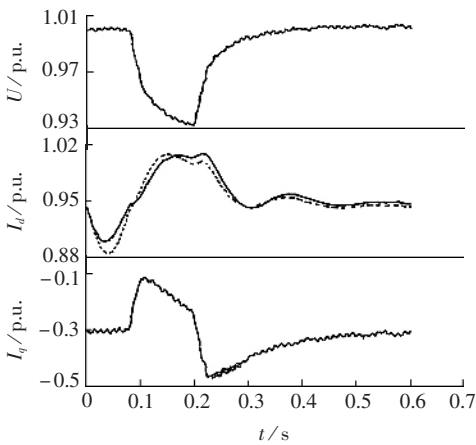


图 3 电压、电流波形

Fig.3 Waveforms of voltage and currents

表 1 辨识结果

Tab.1 Identification results

参数	真值	辨识值	参数	真值	辨识值
G	0.086 4	0.086 6	n	1.200 0	1.200 0
B	0.016 4	0.005 9	τ	1.121 0	1.121 0
R_s	0.011 1	0.112 3	x_s	5.078 0	5.623 2
x'	0.171 6	0.174 5	T_L	0.862 2	0.857 3
τ'_0	1.600 0	1.599 0			

注:除 τ'_0 单位为 s 外,其余均为标么值。

建模,所得模型体现有功负荷、无功负荷的内在联系,具有明确的物理意义。

辨识过程中也发现,卡尔曼滤波算法本身也有一定的局限性:

- a. 状态方程选择不当,会很容易造成病态矩阵;
- b. 对参数初值 P_0, X_0 的选定敏感性比较强,初值选择不好,收敛性会比较差;
- c. 噪声方差阵 Q, R 的选择也没有确定的方法,需要根据具体情况选择。

4 结论

论文对线性卡尔曼滤波算法进行了说明,并引入了扩展卡尔曼滤波算法,在此基础上进一步探讨了由增广状态方程和扩展卡尔曼滤波方法构成的变参量辨识法,并用这种方法对动态负荷机理模型进行参数辨识。

辨识过程中,可知卡尔曼滤波算法有很好的收敛性,能在很短的时间内收敛于真值,相比较最小二乘法,卡尔曼滤波算法要用到统计学的知识,即噪声的统计特性,同最小二乘法一样也构成一种有效的系统状态估计方法。

参考文献:

[1] 顾丹珍,艾芊,陈陈,等. 适用于快速暂态稳定计算的新型负荷模型和参数辨识方法[J]. 中国电机工程学报,2004,24(12):21-27.
GU Dan-zhen,Ai Qian,CHEN Chen,et al. New load models for fast transient stability calculations and parameter identification method[J]. Proceedings of the CSEE,2004,24(12):21-27.
[2] 艾芊,周玉光,顾丹珍,等. 适用于励磁系统建模的模糊神经网络

- 方法[J]. 上海交通大学学报,2005,39(8):5-8.
- AI Qian,ZHOU Yu-guang, GU Dan-zhen, et al. A novel fuzzy neural network approach for excitation system modeling[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(8):5-8.
- [3] 李欣然,陈元新. 电压稳定研究中负荷模型及其建模方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2000,12(6):9-13.
- LI Xin-ran, CHEN Yuan-xin. Power load model and its modeling method for voltage stability analysis[J]. Proceedings of the EPSA, 2000, 12(6):9-13.
- [4] 张伶俐,周文,章健,等. 面向综合的电力负荷动态特性建模[J]. 中国电机工程学报,1999,19(9):71-75.
- ZHANG Ling-li, ZHOU Wen, ZHANG Jian, et al. The synthesis of dynamic load characteristics[J]. Proceedings of the CSEE, 1999, 19(9):71-75.
- [5] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2001.
- [6] 艾芊,陈陈,沈善德,等. 简化前馈网络用于负荷模型参数辨识的研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(5):21-27.
- AI Qian, CHEN Chen, SHEN Shan-de, et al. Research on parameter identification of load models by using linear BP networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5):21-27.
- [7] AI Qian, SHRESTHA G B. An ANN-based load model for fast transient stability calculations[J]. Electric Power System Research, 2006, 6(4):217-227.
- [8] 沈善德. 电力系统辨识[M]. 北京:清华大学出版社,1993.
- [9] 任景堂. 系统辨识[M]. 上海:上海交通大学出版社,1989.
- [10] 毛玉华,关兴,张兴民,等. 电力系统自适应卡尔曼滤波状态估计[J]. 东北电力学院学报,1995(6):15-20.
- MAO Yu-hua, GUAN Xing, ZHANG Xing-min, et al. State estimation based on adaptive Kalman filter[J]. Journal of Northeast China Institute of Electric Power Engineering, 1995(6):15-20.
- [11] 鞠平,马大强. 电力系统负荷建模[M]. 北京:水利电力出版社,1995.
- [12] DHAOUADI R, MOHAN N, NORUM L. Design and implementation of an extended Kalman filter for the state estimation of a permanent magnet synchronous motor[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 1991, 6(3):491-497.
- [13] 艾芊,沈善德,朱守真. 发电机神经网络模型用于电力系统暂态稳定计算[J]. 清华大学学报:自然科学版,1999,39(5):43-46.
- AI Qian, SHEN Shan-de, ZHU Shou-zhen. Transient stability study using artificial neural networks models of generation unit [J]. Journal of Tsinghua University:Sci & Tech, 1999, 39(5):43-46.
- [14] MA Da-qiang, JU Ping. A novel approach to dynamic load modeling[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1989, 4(2):396-402.
- [15] FENG Z H, AJJAPU V, LONG B. Identification of voltage collapse through direct equilibrium tracing[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(1):342-349.
- [16] 吴天明. Matlab 电力系统设计与分析[M]. 北京:国防工业出版社,2004.
- [17] 姚建刚,陈亮,戴习军,等. 混沌神经网络理论在负荷建模中的应用[J]. 湖南电力,2001(6):1-3.
- YAO Jian-gang, CHEN Liang, DAI Xi-jun, et al. Application of chaos neural network theory in load modeling[J]. Hunan Electric Power, 2001(6):1-3.
- [18] 鞠平,李德丰. 电力系统综合负荷模型的辨识方法研究[J]. 电力系统自动化,1997,21(8):11-14.
- JU Ping, LI De-feng. A study on the identification method of the composite electric load models[J]. Automation of Electric Power Systems, 1997, 21(8):11-14.
- [19] 李茶玲,孙德保. 遗传算法在系统辨识中的应用[J]. 华中理工大学学报,1998,26(7):57-58,70.
- LI Cha-ling, SUN De-bao. The application of genetic algorithms to system identification[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 1998, 26(7):57-58,70.
- [20] 柯丽. 国内主要电网负荷模型分析及使用情况介绍[J]. 内蒙古石油化工,2005(8):89-91.
- KE Li. Main load models in Chinese power grid and their application[J]. Inner Mongolian Petrochemical Industry, 2005(8):89-91.

(责任编辑:李育燕)

作者简介:

仲卫进(1979-),男,江苏泰州人,硕士研究生,研究方向为电力系统建模与辨识(E-mail:snipertheone@sohu.com);

艾芊(1969-),男,湖北武汉人,副教授,研究方向为电能质量、人工智能及在电力系统中的应用、电力系统元件建模、电力系统继电保护、故障诊断与定位。

Application of extended Kalman filter in parameter identification of dynamic load model

ZHONG Wei-jin, AI Qian

(Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: The mathematical model of integrated load composed of dynamic and static loads is established using the extended Kalman filter algorithm and its rotor movement equations, state equations and output equations are listed, in which the dynamic load is expressed by the equivalent asynchronous machine and the static load is expressed by the inductance in parallel with the capacitance. Voltages and currents of a given load during system disturbance are acquired through dynamic simulations. Based on inputs and outputs of the model, the extended Kalman filter is used to identify the unknown parameters. Initial values of those parameters are set at two to seven times of their true values, while the identification error is about 2% to 3%. Results show that, the extended Kalman filter algorithm converges in a short time and identifies system parameters correctly with good stability. It provides an effective approach to the state estimation and load modeling of the power system.

Key words: power system; system identification; parameter estimation; extended Kalman filter; dynamic load model