基于卡尔曼滤波的电力系统短期负荷预测

李明干,孙健利,刘 沛

(华中科技大学电气与电子工程学院,湖北 武汉 430074)

摘要: 介绍了卡尔曼滤波的算法,给出了一套递推计算公式,将此算法应用于短期负荷预测,并针对负荷预测本身的特点对算法进行了改进,用两种算法进行了实际的负荷预测计算,取得了比较准确的预测结果。

关键词: 负荷预测; 卡尔曼滤波; 预测模型

中图分类号: TM715 **文献标识码**: A **文章编号**: 1003-4897(2004)04-0009-04

0 引言

短期负荷预测是电力系统运行调度中一项非常重要的内容,它是电网安全经济运行的前提,也是调度安排开停机计划的基础,对电网调度自动控制非常重要,其预测精度直接影响电力系统的经济效益。随着电力改革的深化,电力市场的进一步开放,高质量的短期负荷预测愈显得重要和迫切。

负荷预测的方法较多,传统的方法有回归分析法[1]和最小二乘法[2]等,这些方法的算法比较简单,技术成熟,但因其模型过于简单,难以将电力系统运行过程中负荷变化的新的信息反映到模型中去,因而预测精度不尽如人意。近年来人们不断致力于将新的理论与方法应用于负荷预测,并取得了很大进展,提出了混沌模型方法[3]、神经网络(RBF)[4]、模糊神经网络方法[5]、专家系统方法[6]等。这些方法取得了比传统方法更好的预测结果。

卡尔曼滤波(KF)是 Kalman 于 1960 年提出的,是采用状态方程和观测方程组成的线性随机系统的状态空间模型来描述滤波器,并利用状态方程的递推性,按线性无偏最小均方差估计准则,采用递推算法对滤波器的状态变量作最佳估计,从而求得滤掉噪声的有用信号的最佳估计。卡尔曼滤波理论不仅有滤波器模型,还有预报器模型[7],通过对模型参数的估计,实现对观测序列的预报,因此卡尔曼滤波适合于短期负荷预测。

将卡尔曼滤波用于短期负荷预测在国外已有研究,M. Huelsemann, M. D. Seiser 等人 1998 年就对用卡尔曼滤波和自相关进行负荷预测进行了探讨[8],提出了用卡尔曼滤波进行负荷预测的思路,取得了理论上的突破。随后,H. W. Ngan 等人也对此方法进行了探讨[9],并取得了一定的进展。国内虽有将卡尔曼滤波用于其它方面的预测,但用于负荷预测研究的尚属初探。笔者利用卡尔曼滤波理论建立了电力系统短期负荷预测模型,利用历史数据中的负荷数据和气象数据等相关数据,进行了短期负荷的预测。

1 卡尔曼滤波模型简介

考虑线性离散时间系统:

$$x(t+1) = \Phi(t+1,t)\,x(t) + B(t)\,\omega(t) \qquad (1)$$

$$y(t) = H(t)\,x(t) + v(t) \qquad (2)$$

式中:x 是 n 维状态变量,$\Phi(t+1,t)$ 是 $n \times n$ 的状态转移矩阵,$B(t)$ 是 $n \times r$ 的输入噪声转移矩阵,$\omega(t)$ 是 p 维的输入噪声;$y(t)$ 是 m 维的测量向量,$H(t)$ 是 $m \times n$ 维测量矩阵,$v(t)$ 是 m 维的测量噪声。

假设输入噪声 $\omega(t)$ 与测量噪声 $v(t)$ 是互不相关、均值为零的独立白噪声,其统计特性如下:

$$E\omega(t) = 0,\quad E\omega(t)\,\omega^{T}(t) = Q(t);$$

$$Ev(t) = 0,\quad Ev(t)\,v^{T}(t) = R(t);$$

$$E\omega(t)\,v^{T}(k) = 0;$$

其中:E 表示数学期望,$p \times p$ 阶的输入噪声协方差

Abstract: How to identify transformer inrush current is a main problem to transformer relay. Based on the wavelet and multi-resolution theory, a new method is proposed to construct the protection judgment to discriminate the inrush current and internal fault by the ratio of high frequency segments in different scales of energy spectrogram. This method extracts the feature values from the energy spectrogram of the signal transformed by wavelet, and with these values, it can identify inrush current from internal short circuit current. Simulation results show that this new method is brief, effective, and applicable in practice.

Key words: transformer; wavelet transform; multi-resolution analysis; inrush current; energy spectrum diagrammatic method

阵 $Q(t)$ 是对称正定的; $m \times m$ 阶的测量噪声协方差阵 $R(t)$ 是对称正定的。

又设初始状态 $x(0)$ 独立于 $\omega(t)$ 和 $v(t)$,且已知其统计特性为:

$$E[x(0)] = \mu_0, E[(x(0) - \mu_0)(x(0) - \mu_0)^T] = P_0;$$

记 $\hat{x}(t+1|t)$ 为 $(t+1)$ 时刻的 $x(t+1)$ 的先验估计值。假设已求得了状态 $x(t)$ 的最优滤波估计 $\hat{x}(t)$。在 $(t+1)$ 时刻的测量值没有获取之前,由于 $\omega(t)$ 是不可预测的白噪声序列,根据已有的测量信息只能用下式作 $x(k+1)$ 的先验估计: $\hat{x}(t+1|t) = \Phi(t+1)\hat{x}(t)$。对测量信号 $y(t+1)$ 的预测估计为: $\hat{y}(t+1) = H(t+1)\hat{x}(t+1|t)$。

因为估计值 $\hat{x}(t+1|t)$ 是不考虑 $\omega(t)$ 影响的近似估计值,是有误差的,误差的协方差阵为:

$$P(t+1) = E[(x(t+1) - \hat{x}(t+1))(x(t+1) - \hat{x}(t+1))^T]$$

因此希望根据观测向量 $y(t+1)$ 与 $H(t+1)\hat{x}(t+1|t)$ 之差来修正这个估计值,以得到最优滤波估计,为此,在 $(y(t+1) - H(t+1)\hat{x}(t+1|t))$ 之前乘以一个系数 $K(t+1)$,即:

$$\hat{x}(t+1) = \hat{x}(t+1|t) + K(t+1)[y(t+1) - H(t+1)\hat{x}(t+1|t)]$$

式中: K 为卡尔曼增益, K 必须使均方误差 $P(t+1)$ 为最小,即 $\mathrm{Tr}[P(t+1)] = \min$,根据均方误差最小可以推得:

$$K(t+1) = P(t+1|t)H^T(t+1)[H(t+1)P(t+1|t)H^T(t+1) + R(t+1)]^{-1}$$

由此得到卡尔曼滤波的递推方程组如下:

$$\hat{x}(t+1|t) = \Phi(t+1)\hat{x}(t) \tag{3}$$

$$\hat{x}(t+1) = \hat{x}(t+1|t) + K(t+1)[y(t+1) - H(t+1)\hat{x}(t+1|t)] \tag{4}$$

$$K(t+1) = P(t+1|t)H^T(t+1)[H(t+1)P(t+1|t)]H^T(t+1) + R(t+1)]^{-1} \tag{5}$$

$$P(t+1|t) = \Phi(t+1|t)P(t)\Phi^T(t+1|t) + Q(t) \tag{6}$$

详细推导过程见文献[7]。

2 卡尔曼滤波负荷预测模型

以连续若干天的同一时刻作为一组时间序列,来预测该时刻的下一个负荷值。通常,负荷值可以分为几个部分:

$$L_k(t) = H_{Nk}(t)L_{Nk}(t) + H_{Pk}(t)L_{Pk}(t) + H_{Tk}(t)L_{Tk}(t) + v_k(t)$$

式中: $L_k(t)$ 为第 t 天 k 时刻的负荷值, $L_{Nk}(t)$ 为该时刻的基本负荷, $L_{Pk}(t)$ 为前一天同时刻的负荷值, $L_{Tk}(t)$ 为该时刻的气温, $v_k(t)$ 为误差, $H_{Nk}(t)$、$H_{Pk}(t)$、$H_{Tk}(t)$ 均为参数矩阵。由于预测的是某个时刻的值,所以式中的各个量都是一维的。

为方便应用卡尔曼滤波理论进行状态预测,特作如下变换:

$$y_k(t) = L_k(t),$$

$$H_k(t) = [H_{Nk}(t), H_{Pk}(t), H_{Tk}(t)],$$

$$x_k(t) = [L_{Nk}(t), L_{Pk}(t), L_{Tk}(t)]^T$$

可得:

$$x_k(t) = \Phi_k(t)x_k(t-1) + \omega_k(t) \tag{7}$$

$$y_k(t) = H_k(t)x_k(t) + v_k(t) \tag{8}$$

式中: $y_k(t)$ 是观测值, $H_k(t)$ 为观测矩阵, $\Phi_k(t)$ 为状态转移矩阵, $\omega_k(t)$ 为状态误差。由于在本文中状态变量是连续若干天的同一时刻的温度,它在短期的负荷预测中可以看成是缓变状态,因此可令 $\Phi_k(t) = \mathrm{I}$, I 为单位阵。

由于是同一个时刻,所以其基本负荷可以看成不变,因而可以令 $H_{Nk}(t) = 1$,而 $H_{Pk}(t)$、$H_{Tk}(t)$ 可以通过回归法算得。初始状态 $x_k(0|0) = 0$, $P_k(0|0) = P_0$。预测方程为: $y_k(t+1|t) = H_k(t+1)x_k(t+1|t)$,此方程与式(3),(4),(5),(6)构成了一套卡尔曼滤波预测递推方程组。

2.1 改进模型

在实际预测过程中,一般可以提供预测时刻的气温预报值,或者通过几个点的预报值通过插值获得其它点的气温值。本文提出了预测值修正方法,即在此预测值的基础上加上温度修正值的负荷预测方法。

设待预测的第 $(t+1)$ 天 k 时刻负荷的卡尔曼滤波预测值为 $y_k(t+1|t)$,该时刻的状态估计值为 $L_{Tk}(t+1|t)$,而该预测时刻的气温预报值为 T_k。状态估计值是卡尔曼滤波器通过历史负荷得到的对系统下一个时刻状态的最佳估计,而预报获得的系统的新的状态值则反映了系统的未来状态,因此他们的组合能够让预测模型获得更多的信息,从而得到更加准确的预测值。为利用此信息,可以对预测得到的值进行修正,即在 $[T_k - L_{Tk}(t+1|t)]$ 前乘以一个修正系数,即:

$$y_k(t+1) = y_k(t+1|t) + b_k[T_k - L_{Tk}(t+1|t)] \tag{9}$$

式中: b_k 为修正系数,可以通过试验获得, $y_k(t+1)$

为该时刻修正后的负荷预测值。

3　短期负荷的预测实例

用卡尔曼滤波以及改进后的模型对武汉地区电力负荷进行预测实例计算。在实践中初始状态 $x_k(0|0)$, $P_k(0|0)$ 很难准确掌握。但由于卡尔曼滤波在递推过程中不断用新的信息对状态进行修正,所以当滤波时间充分长时,状态初值 $x_k(0|0)$ 对 $x_k(t+1|t)$ 的影响将衰减至近于零,初始协方差阵 $P_k(0|0)$ 对滤波估计协方差阵 $P_k(t+1|t)$ 的影响也将衰减至近于零。因此,滤波的初始条件可以近似确定。

每一次递推运算中,要先求出预测值 $x_k(t+1|t)$,然后根据预测值计算出预测误差的方差 $P_k(t+1|t)$,由最佳滤波规则计算卡尔曼增益 $K_k(t+1)$,经过卡尔曼增益的误差补偿后获得最佳滤波值 $x_k(t+1)$,再由预测方程计算负荷预测值。

其中温度参数在待预测天以前由历史数据获得,并对其进行滤波估计,而待预测天的温度则由当天的温度预报获得。

引入误差指标:

相对误差:

$$rerr=\frac{\text{第 } i \text{ 小时预测值}-\text{第 } i \text{ 小时实际值}}{\text{第 } i \text{ 小时实际值}}\times 100\,\%$$

平均绝对相对误差:

$$marerr=\frac{1}{N}\sum\frac{|\text{第 } i \text{ 小时预测值}-\text{第 } i \text{ 小时实际值}|}{\text{第 } i \text{ 小时实际值}}\times 100\,\%$$

应用卡尔曼滤波模型以及改进后的模型对武汉地区的电力负荷进行实际预测,随意抽取某一天的预测结果及误差见图(1)、(2)、(3)、(4)。

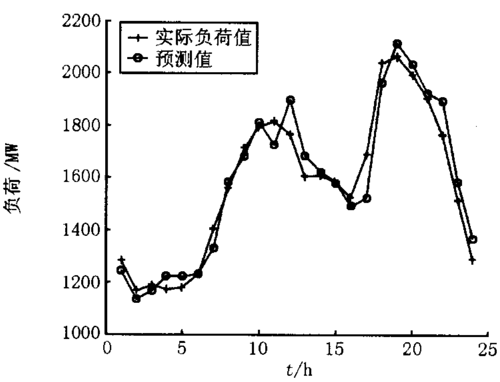

图 1　卡尔曼滤波预测值与实际值

Fig. 1　Forecasting results with Kalman filter and the real values

图 1 是该天 24 h 的卡尔曼滤波预测值与实际值的比较,图 2 是 24 点的卡尔曼滤波的预测误差,其平均绝对相对误差为 3.43 %,图 3 是用改进的算法计算该天 24 h 负荷值与实际值的比较,图 4 为改进后的算法的 24 点的相对误差,其平均绝对相对误差为 2.94 %,由此可见,改进算法是有效的。

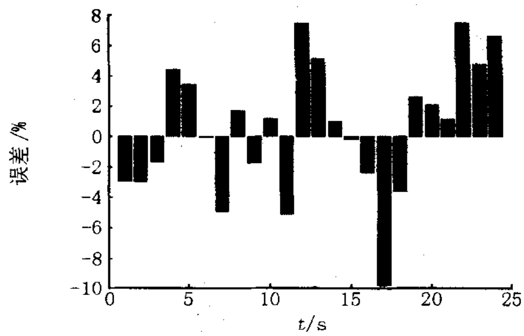

图 2　卡尔曼滤波预测相对误差

Fig. 2　Relative errors of the forecasting results with Kalman filter

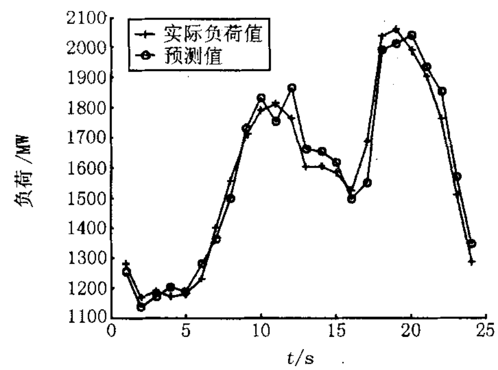

图 3　改进后算法的预测值与实际值

Fig. 3　Forecasting results with improved algorithm and the real values

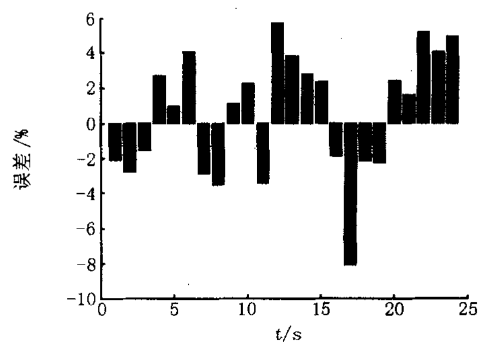

图 4　改进后算法的预测相对误差

Fig. 4　Relative errors of the forecasting results with improved algorithm

4　结论

本文运用卡尔曼滤波理论建立了短期负荷预测

模型,并进行短期负荷预测,通过算例证实了卡尔曼滤波模型预测的可行性。同时针对负荷预测的特点,通过对卡尔曼滤波算法的改进,提高了预测的精度。

由于卡尔曼滤波器在递推过程中不断用新信息对状态估计进行修正,所以卡尔曼滤波是渐进稳定的,当时间序列足够长时,初始状态的状态值、协方差阵对估计的影响都将衰减为零。所以卡尔曼滤波模型能够不断更新状态信息,获得比较准确的估计值。此方法不仅可以用于短期负荷预测,同样可以用于超短期负荷预测。

参考文献:

[1] Mastorocostas P A, Theocharis J B, Bakirtzis A G. Fuzzy Modeling for Short Term Load Forecasting Using the Orthogonal Least Squares Method [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(1): 29 - 36.

[2] Charytoniuk W, Chen M S, Van Olinda P. Nonparametric Regression Based Short-term Load Forecasting [J]. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 13(3): 725 - 730.

[3] Lu J H, Zhan Y, Lu J A. The Non-linear Chaotic Improved Model of Electric Power System Short-term Load Forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(12): 80 - 83.

[4] Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation [M]. New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.

[5] Bakirtzis A G, Theocharis J B, Kiartzis S J, et al. Short Term Load Forecasting Using Fuzzy Neural Networks [J]. IEEE Trans on Power System, 1995, 10(3): 1518-1524.

[6] Rahama S, Bhatnagar R. An Expert System Based Algorithm for Short Term Load Forecast [J]. IEEE Trans on Power System, 1998, 3(2): 392 - 399.

[7] 邓自立(DENG Zi-li). 卡尔曼滤波与维纳滤波 - 现代时间序列分析方法(Kalman Filter and Wiener Filter - Modern Time Serials Analysis) [M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社(Harbin: Harbin Industry University Press), 2001.

[8] Huelsemann S M. Short and Ultra-short Term Load Forecast by Kalmanfilter and Autocorrelation [A]. Proceedings of the Universities Power Engineering Conference. Edinburgh (UK): 1998. 497-500.

[9] Ngan H W, Fung Y F, et al. An Advanced Evolutionary Algorithm for Load Forecasting with the Kalman Filter [A]. IEE Conference Publication. HongKong: 2001. 134 - 138.

收稿日期: 2003-06-20; **修回日期**: 2003-08-01

作者简介:

李明干(1980 -),男,硕士研究生,主要研究方向为机电系统自动化,电力系统负荷预测等。

Short-term load forecast of power system based on Kalman filter

LI Ming-gan, SUN Jian-li, LIU Pei

(Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Kalman filter is an optimal estimation algorithm. Firstly, the algorithm and principle of optimal estimation using Kalman filter are introduced. Forecast model of Kalman filter is emphasized and a set of formulas of this model are put forward. And then, forecast model of Kalman filter is used in short-term load forecast and achieves a satisfactory result. The model is revised by an approach aiming at the characteristics of load forecast. Using this revised model, the errors of the forecast values are remarkably reduced, which proves that Kalman filter is an effective method for short-term load forecast.

Key words: power load forecast; Kalman filter; forecast model

洛阳火电实现无油点火

一项中俄合作开发的先进技术等离子燃煤点火装置"烈火 —I"型,近日在河南省洛阳国家高新区重兴工程技术公司点火成功。这项先进技术的开发成功,每年可为国家节省重油 1000 多万吨、燃油费 200 多亿元。火电行业是我国重要的能源行业,同时也是耗油行业。洛阳重兴工程技术有限公司在俄罗斯专家的指导下,将挥发成分只有 7 %、灰分杂质在 35 %以上的贫煤成功点燃。"烈火 —I"型等离子燃煤点火装置,将彻底取代现行火电厂锅炉启动燃油点火和稳燃的工作方式,实现了无油点火和低负荷稳燃。