



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107832259 A

(43)申请公布日 2018.03.23

(21)申请号 201711064383.9

(22)申请日 2017.11.02

(71)申请人 国网四川雅安电力(集团)股份有限公司

地址 625000 四川省雅安市雨城区张家山路71号

(72)发明人 田云翔 柳强 赵君伟

(74)专利代理机构 成都行之专利代理事务所(普通合伙) 51220

代理人 梁田

(51)Int.Cl.

G06F 17/11(2006.01)

G06F 17/18(2006.01)

G06Q 10/04(2012.01)

G06Q 50/06(2012.01)

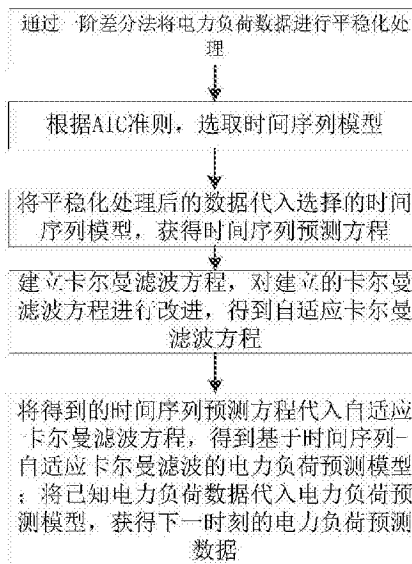
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,所述方法包括:通过一阶差分法将电力负荷数据进行平稳化处理;根据AIC准则,选取时间序列模型;将平稳化处理后的数据代入选择的时间序列模型,获得时间序列预测方程;建立卡尔曼滤波方程,对建立的卡尔曼滤波方程进行改进,得到自适应卡尔曼滤波方程;将得到的时间序列预测方程代入自适应卡尔曼滤波方程,得到基于时间序列-自适应卡尔曼滤波的电力负荷预测模型;将已知电力负荷数据代入电力负荷预测模型,获得下一时刻的电力负荷预测数据;解决了现有的电力负荷预测方法存在不准确的技术问题,实现了提高电力负荷预测的精度技术效果。



1. 一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,所述方法包括:  
 通过一阶差分法将电力负荷数据进行平稳化处理;  
 根据AIC准则,选取时间序列模型;  
 将平稳化处理后的数据代入选择的时间序列模型,获得时间序列预测方程;  
 建立卡尔曼滤波方程,对建立的卡尔曼滤波方程进行改进,得到自适应卡尔曼滤波方程;

将得到的时间序列预测方程代入自适应卡尔曼滤波方程,得到基于时间序列-自适应卡尔曼滤波的电力负荷预测模型;将已知电力负荷数据代入电力负荷预测模型,获得下一时刻的电力负荷预测数据。

2. 根据权利要求1所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,电力负荷数据为过去某个时段的电力负荷数据。

3. 根据权利要求1所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,用差分算子 $\nabla = 1-B$ 进行平稳化处理,用一阶差分变换对 $\{Y_t\}$ 处理后获得:

$$\nabla y_t = (1-B)y_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

$\{Y_t\}$ 为随时间变化的量 $y(t)$ 的集合所组成的离散数列,又被称为离散时间序列, $B$ 为延迟算子, $y_t$ 为 $t$ 时刻的数据集合, $\nabla y_t$ 为对 $t$ 时刻的数据集合进行差分后的结果;

对式子(1)进行 $d$ 阶差分之后,获得:

$$\nabla^d y_t = (1-B)^d y_t \quad (2)$$

式子(2)记做ARIMA( $p, d, q$ ),其中, $p$ 是ARIMA的自回归阶数; $d$ 是其差分次数; $q$ 是其滑动平均阶数。

4. 根据权利要求3所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,根据AIC准则,选取时间序列模型具体包括:求取不同 $p$ 和 $q$ 时AIC的值,当AIC的值为最小时,则此时所得的 $p$ 和 $q$ 的值为最佳模型阶数。

5. 根据权利要求4所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,将平稳化处理的数据代入所选择的模型,得到基于时间序列的电力负荷预测方程为ARIMA( $p, d, q$ )。

6. 根据权利要求1所述的电力负荷预测模型优化方法,其特征在于,建立卡尔曼滤波方程具体为:

离散系统表示为

$$\begin{cases} X(k+1) = \phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)w(k) \\ Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + v(k+1) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $X(k)$ 是 $k$ 时刻的 $n$ 维状态向量; $Z(k)$ 是 $k$ 时刻的 $m$ 维观测向量; $w(k)$ 是 $k$ 时刻的 $n$ 维噪声向量; $v(k)$ 是 $k$ 时刻的 $m$ 维测量噪声向量; $\phi(k+1, k)$ 是从 $k$ 时刻到 $k+1$ 时刻的状态转移矩阵; $\Gamma(k+1, k)$ 是从时刻 $k$ 到 $k+1$ 时刻的激励转移矩阵; $H(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的预测输出矩阵; $X(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的 $n$ 维状态向量; $Z(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻的 $m$ 维观测相量。

7. 根据权利要求6所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,其特征在于,卡尔曼滤波预测递推方程为:

$$X'(k+1|k+1) = \phi(k+1, k) \times X'(k|k) + K(k+1) \times [Z(k+1) - H(k+1) \times \phi(k+1, k) \times X'(k|k)]$$

k)]

(4)

$$K(k+1) = P(k+1|k) \times H^T(k+1) \times [H(k+1) \times P(k+1|k) \times H^T(k+1) + R(k+1)]$$

(5)

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k) \times P(k|k) \times \Phi^T(k+1, k) + \Gamma(k+1, k) \times Q(k) \times \Gamma^T(k+1, k)$$

(6)

$$P(k+1|k+1) = [I - K(k+1) \times H(k+1)] \times P(k+1|k) \quad (7)$$

其中,  $X'(k+1|k+1)$  是  $k+1$  时刻的状态估计的值;  $X'(k|k)$  是  $k$  时刻的状态估计值;  $K(k+1)$  是  $k+1$  时刻卡尔曼增益矩阵的值;  $Z(k+1)$  是  $k+1$  时刻的  $m$  维观测向量;  $P(k+1|k)$  是从  $k$  时刻到  $k+1$  时刻的协方差阵;  $H^T(k+1)$  是  $k+1$  时刻的预测输出矩阵的转秩;  $P(k+1|k+1)$  是  $k+1$  时刻的误差协方差阵;  $R(k+1)$  是关于  $v(k+1)$  的协方差阵;  $P(k|k)$  是  $k$  时刻的误差协方差矩阵;  $\Phi^T(k+1, k)$  是从  $k$  时刻到  $k+1$  时刻的状态转移矩阵的转秩;  $\Gamma^T(k+1, k)$  是从时刻  $k$  到  $k+1$  时刻的激励转移矩阵的转秩;  $Q(k)$  是关于  $w(k)$  的协方差阵;  $R(k)$  是关于  $v(k)$  的协方差矩阵;  $I$  是单位矩阵。

8. 据权利要求7所述的基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法, 其特征在于: 对获得的卡尔曼滤波方程进行改进, 获得自适应卡尔曼滤波方程, 故引入时变噪声统计估值, 采用以下有偏估值式:

$$G(k) = [\Gamma^T(k, k) \times \Gamma(k, k)]^{-1} \times \Gamma^T(k, k) \quad (8)$$

$$Q^g(k+1) = (1-z(k)) \times Q^g(k) + z(k) \times$$

$$\{G(k) \times [K(k+1) \times \varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1) \times K^T(k+1) + P(k+1|k+1)] \times G^T(k)\} \quad (9)$$

$$R^g(k+1) = (1-z(k)) \times R^g(k) + z(k) \times [\varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1)] \quad (10)$$

其中:  $\Gamma(k, k)$  是  $k$  时刻的激励转移矩阵;  $\Gamma^T(k, k)$  是  $k$  时刻的激励转移矩阵的转秩;  $Q^g(k)$  是  $k$  时刻的关于  $w(k)$  的协方差矩阵;  $\varepsilon(k+1)$  是  $k+1$  时刻的偏差矩阵;  $\varepsilon^T(k+1)$  是  $k+1$  时刻的偏差矩阵的转秩;  $K^T(k+1)$  是  $k+1$  时刻卡尔曼增益矩阵的转秩;  $R^g(k)$  是  $k$  时刻的关于  $v(k)$  的协方差矩阵;  $z(k+1)$  用于指数加权;

当依照  $0 < s < 1$  取定遗忘因子  $s$  后, 有:

$$s^0 + s^1 + L + s^k = (1-s^{k+1}) / (1-s) \quad (11)$$

为满足权系数序列要求, 令:

$$z(k) = (1-s) / (1-s^{k+1}) \quad (12)$$

至此, 卡尔曼滤波方程每迭代一次, 均用计算得到的  $Q^g(k+1)$ 、 $R^g(k+1)$  代替取固定值的  $R(k)$ 、 $Q(k)$ , 再进行下一次的迭代计算。

## 一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及电力负荷预测领域,具体地,涉及一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法。

### 背景技术

[0002] 为用户提供优质、稳定的电能是电力系统的主要任务,而实现该任务的前提是电力

[0003] 运行、调度和规划部门必须要掌握用户的用电规律和变化趋势。电力市场化的标志是在电力生产和供应的各个环节打破垄断,引入竞争,实现资源的优化配置,提高社会效益和经济效益。电力市场中的各个企业,必须要准确把握市场脉络,了解用户的用电需求、规律和变化趋势,制定合理的营销计划和发展战略,以追求企业的经济利益。而负荷预测是各企业了解用户的用电需求、规律和变化趋势的有力工具。

[0004] 电网负荷的预测方法主要有持续法、时间序列法、神经网络法。持续法一般用作其他预测方法的比较基准,从而评价某种预测方法的精确度。时间序列法所需数据较少,但是预测精度不高。神经网络法预测精度较高,但是计算复杂,对数据要求较高。

### 发明内容

[0005] 本发明提供了一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,解决了现有的电力负荷预测方法存在不准确或计算复杂的技术问题,实现了提高电力负荷预测的精度且计算简单的技术效果。

[0006] 为实现上述发明目的,本申请提供了一种电力负荷预测模型优化方法,所述方法包括:

[0007] 通过一阶差分法将电力负荷数据进行平稳化处理;

[0008] 根据AIC准则,选取时间序列模型;

[0009] 将平稳化处理后的数据代入选择的时间序列模型,获得时间序列预测方程;

[0010] 建立卡尔曼滤波方程,对建立的卡尔曼滤波方程进行改进,得到自适应卡尔曼滤波方程;

[0011] 将得到的时间序列预测方程代入自适应卡尔曼滤波方程,得到基于时间序列-自适应卡尔曼滤波的电力负荷预测模型;将已知电力负荷数据代入电力负荷预测模型,获得下一时刻的电力负荷预测数据。

[0012] 进一步的,电力负荷数据为过去某个时段的电力负荷数据。

[0013] 进一步的,用差分算子 $\nabla=1-B$ 进行平稳化处理,用一阶差分变换对 $\{Y_t\}$ 处理后获得:

[0014]  $\nabla y_t = (1-B)y_t = y_t - y_{t-1}$

[0015]  $\{Y_t\}$ 为随时间变化的量 $y(t)$ 的集合所组成的离散数列,又被称为离散时间序列, $B$ 为延迟算子, $y_t$ 为 $t$ 时刻的数据集合, $\nabla y_t$ 为对 $t$ 时刻的数据集合进行差分后的结果;

[0016] 对式子(2-7)进行1阶差分之后,获得:

$$[0017] \quad \nabla^d y_t = (1-B)^d y_t$$

[0018] 上式可以记做ARIMA (p, d, q), 其中, p是ARIMA的自回归阶数; d是其差分次数; q是其滑动平均阶数。

[0019] 进一步的, 根据AIC准则(最小信息准则, 它是对多种模型做选择的判别方法), 选取时间序列模型具体包括: 求取不同p和q时AIC的值, 当AIC的值为最小时, 则此时所得的p和q的值为最佳模型阶数。

[0020] 进一步的, 将平稳化处理的数据代入所选择的模型, 得到基于时间序列的电力负荷预测方程为ARIMA (p, d, q)。

[0021] 进一步的, 建立卡尔曼滤波方程具体为:

[0022] 离散系统表示为

$$[0023] \quad \begin{cases} X(k+1) = \phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)w(k) \\ Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + v(k+1) \end{cases}$$

[0024] 其中, X(k)是k时刻的n维状态向量; Z(k)是k时刻的m维观测向量; w(k)是k时刻的n维噪声向量; v(k)是k时刻的m维测量噪声向量;  $\phi(k+1, k)$ 是从k时刻到k+1时刻的状态转移矩阵;  $\Gamma(k+1, k)$ 是从时刻k到k+1时刻的激励转移矩阵; H(k+1)是k+1时刻的预测输出矩阵; X(k+1)是k+1时刻的n维状态向量; Z(k+1)是k+1时刻的m维观测相量。

[0025] 进一步的, 卡尔曼滤波预测递推方程为:

$$[0026] \quad X'(k+1|k+1) = \phi(k+1, k) \times X'(k|k) + K(k+1) \times [Z(k+1) - H(k+1) \times \phi(k+1, k) \times X'(k|k)]$$

$$[0027] \quad K(k+1) = P(k+1|k) \times H^T(k+1) \times [H(k+1) \times P(k+1|k) \times H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1}$$

$$[0028] \quad P(k+1|k) = \phi(k+1, k) \times P(k|k) \times \phi^T(k+1, k) + \Gamma(k+1, k) \times Q(k) \times \Gamma^T(k+1, k)$$

$$[0029] \quad P(k+1|k+1) = [I - K(k+1) \times H(k+1)] \times P(k+1|k)$$

[0030] 其中,  $X'(k+1|k+1)$ 是k+1时刻的状态估计的值;  $X'(k|k)$ 是k时刻的状态估计值; K(k+1)是k+1时刻卡尔曼增益矩阵的值; Z(k+1)是k+1时刻的m维观测向量; P(k+1|k)是从k时刻到k+1时刻的协方差阵;  $H^T(k+1)$ 是k+1时刻的预测输出矩阵的转秩; P(k+1|k+1)是k+1时刻的误差协方差阵; R(k+1)是关于v(k+1)的协方差阵; P(k|k)是k时刻的误差协方差矩阵;  $\phi^T(k+1, k)$ 是从k时刻到k+1时刻的状态转移矩阵的转秩;  $\Gamma^T(k+1, k)$ 是从时刻k到k+1时刻的激励转移矩阵的转秩; Q(k)是关于w(k)的协方差阵; R(k)是关于v(k)的协方差矩阵; I是单位矩阵;

[0031] 进一步的, 对获得的卡尔曼滤波方程进行改进, 获得自适应卡尔曼滤波方程。引入时变噪声统计估值, 采用以下有偏估值式

$$[0032] \quad G(k) = [\Gamma^T(k, k) \times \Gamma(k, k)]^{-1} \times \Gamma^T(k, k)$$

$$[0033] \quad Q^s(k+1) = (1-z(k)) \times Q^s(k) + z(k) \times$$

$$[0034] \quad \{G(k) \times [K(k+1) \times \varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1) \times K^T(k+1) + P(k+1|k+1)] \times G^T(k)\}$$

$$[0035] \quad R^s(k+1) = (1-z(k)) \times R^s(k) + z(k) \times [\varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1)]$$

[0036] 其中:  $\Gamma(k, k)$ 是k时刻的激励转移矩阵;  $\Gamma^T(k, k)$ 是k时刻的激励转移矩阵的转秩;  $Q^s(k)$ 是k时刻的关于w(k)的协方差矩阵;  $\varepsilon(k+1)$ 是k+1时刻的偏差矩阵;  $\varepsilon^T(k+1)$ 是k+1时

刻的偏差矩阵的转秩; $K^T(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻卡尔曼增益矩阵的转秩; $R^g(k)$ 是 $k$ 时刻的关于 $v(k)$ 的协方差矩阵。 $z(k+1)$ 用于指数加权。

[0037] 当依照 $0 < s < 1$ 取定遗忘因子 $s$ 后,有:

$$[0038] \quad s^0 + s^1 + \dots + s^k = (1 - s^{k+1}) / (1 - s)$$

[0039] 为满足权系数序列要求,令:

$$[0040] \quad z(k) = (1 - s) / (1 - s^{k+1})$$

[0041] 至此,卡尔曼滤波方程每迭代一次,均用计算得到的 $Q^g(k+1)$ 、 $R^g(k+1)$ 代替取固定值的 $R(k)$ 、 $Q(k)$ ,再进行下一次的迭代计算。

[0042] 本申请提供的一个或多个技术方案,至少具有如下技术效果或优点:

[0043] 由于本发明将时间序列法和卡尔曼滤波法结合起来,并对卡尔曼滤波预测方程中影响预测精度的关键因子进行了精度改进,故本方法可以缩小两种预测方法分别预测的精度的误差,实现了提高电力负荷预测的精度技术效果。

### 附图说明

[0044] 此处所说明的附图用来提供对本发明实施例的进一步理解,构成本申请的一部分,并不构成对本发明实施例的限定;

[0045] 图1是本申请中基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法的流程示意图。

### 具体实施方式

[0046] 本发明提供了一种基于时间序列和卡尔曼滤波的负荷预测方法,解决了现有的电力负荷预测方法存在不准确或计算复杂的技术问题,实现了提高电力负荷预测的精度且计算简单的技术效果。

[0047] 为了能够更清楚地理解本发明的上述目的、特征和优点,下面结合附图和具体实施方式对本发明进行进一步的详细描述。需要说明的是,在相互不冲突的情况下,本申请的实施例及实施例中的特征可以相互组合。

[0048] 在下面的描述中阐述了很多具体细节以便于充分理解本发明,但是,本发明还可以采用其他不同于在此描述范围内的其他方式来实施,因此,本发明的保护范围并不受下面公开的具体实施例的限制。

[0049] 请参考图1,本申请提供了一种基于时间序列—自适应卡尔曼滤波的电力负荷预测模型优化方法,包括如下步骤:

[0050] S1、选择过去某时段的电力负荷数据;

[0051] S2、通过一阶差分将 $s_1$ 所得数据进行平稳化处理;

[0052] 用差分算子 $\nabla = 1 - B$ 进行平稳化处理。用一阶差分变换对 $\{Y_t\}$ 处理后可以得到

$$[0053] \quad \nabla y_t = (1 - B)y_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

[0054] 对式子(1)进行阶差分之后,可以得到

$$[0055] \quad \nabla^d y_t = (1 - B)^d y_t \quad (2)$$

[0056] 上式可以记做ARIMA(p,d,q),其中,p是ARIMA的自回归阶数;d是其差分次数;q是其滑动平均阶数。

[0057] S3、根据AIC准则,选取合适的时间序列模型;

[0058] 求取不同p和q时AIC的值,当AIC的值为最小时,则此时所得的p和q的值为最佳模型阶数;

[0059] S4、将s2所得平稳化处理的数据代入s3所选择的模型,得到时间序列预测方程为:

$$[0060] \text{ARIMA}(p, d, q) \quad (3)$$

[0061] S5、建立卡尔曼滤波方程;

[0062] 一般离散系统可表示为:

$$[0063] \begin{cases} X(k+1) = \phi(k+1, k)X(k) + \Gamma(k+1, k)w(k) \\ Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + v(k+1) \end{cases} \quad (4)$$

[0064]  $X(k)$  是k时刻的n维状态向量; $Z(k)$  是k时刻的m维观测向量; $w(k)$  是k时刻的n维噪声向量; $v(k)$  是k时刻的m维测量噪声向量; $\phi(k+1, k)$  是从k时刻到k+1时刻的状态转移矩阵; $\Gamma(k+1, k)$  是从时刻k到k+1时刻的激励转移矩阵; $H(k+1)$  是k+1时刻的预测输出矩阵; $X(k+1)$  是k+1时刻的n维状态向量; $Z(k+1)$  是k+1时刻的m维观测相量。

[0065] 卡尔曼滤波预测递推方程为:

$$[0066] X'(k+1|k+1) = \phi(k+1, k) \times X'(k|k) + K(k+1) \times [Z(k+1) - H(k+1) \times \phi(k+1, k) \times X'(k|k)] \quad (5)$$

$$[0067] K(k+1) = P(k+1|k) \times H^T(k+1) \times [H(k+1) \times P(k+1|k) \times H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (6)$$

$$[0068] P(k+1|k) = \phi(k+1, k) \times P(k|k) \times \phi^T(k+1, k) + \Gamma(k+1, k) \times Q(k) \times \Gamma^T(k+1, k) \quad (7)$$

$$[0069] P(k+1|k+1) = [I - K(k+1) \times H(k+1)] \times P(k+1|k) \quad (8)$$

[0070]  $X'(k+1|k+1)$  是k+1时刻的状态估计的值; $X'(k|k)$  是k时刻的状态估计值; $K(k+1)$  是k+1时刻卡尔曼增益矩阵的值; $Z(k+1)$  是k+1时刻的m维观测向量; $P(k+1|k)$  是从k时刻到k+1时刻的协方差阵; $H^T(k+1)$  是k+1时刻的预测输出矩阵的转秩; $P(k+1|k+1)$  是k+1时刻的误差协方差阵; $R(k+1)$  是关于v(k+1)的协方差阵; $P(k|k)$  是k时刻的误差协方差矩阵; $\phi^T(k+1, k)$  是从k时刻到k+1时刻的状态转移矩阵的转秩; $\Gamma^T(k+1, k)$  是从时刻k到k+1时刻的激励转移矩阵的转秩; $Q(k)$  是关于w(k)的协方差阵; $R(k)$  是关于v(k)的协方差矩阵; $I$  是单位矩阵;

[0071] S6、对s5得到的卡尔曼滤波方程进行改进,得到自适应卡尔曼滤波方程。引入时变噪声统计估值。采用以下有偏估值式:

$$[0072] G(k) = [\Gamma^T(k, k) \times \Gamma(k, k)]^{-1} \times \Gamma^T(k, k) \quad (9)$$

$$[0073] Q^g(k+1) = (1-z(k)) \times Q^g(k) + z(k) \times \{G(k) \times [K(k+1) \times \varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1) \times K^T(k+1) + P(k+1|k+1)] \times G^T(k)\} \quad (10)$$

$$[0074] R^g(k+1) = (1-z(k)) \times R^g(k) + z(k) \times [\varepsilon(k+1) \times \varepsilon^T(k+1)] \quad (11)$$

[0075]  $\Gamma(k, k)$  是k时刻的激励转移矩阵; $\Gamma^T(k, k)$  是k时刻的激励转移矩阵的转秩; $Q^g(k)$  是k时刻的关于w(k)的协方差矩阵; $\varepsilon(k+1)$  是k+1时刻的偏差矩阵; $\varepsilon^T(k+1)$  是k+1时刻的偏差矩阵的转秩; $K^T(k+1)$  是k+1时刻卡尔曼增益矩阵的转秩; $R^g(k)$  是k时刻的关于v(k)的协方差矩阵。 $z(k)$ 、 $z(k+1)$  用于指数加权。

[0076] 当依照 $0 < s < 1$ 取定遗忘因子s后,有

$$[0077] s^0 + s^1 + \dots + s^k = (1-s^{k+1}) / (1-s) \quad (12)$$

[0078] 为满足权系数序列要求,可以令

$$[0079] z(k) = (1-s) / (1-s^{k+1}) \quad (13)$$

[0080] 遗忘因子 $s$ 一般可以取0.95或者是0.99;

[0081] 至此,卡尔曼滤波方程每迭代一次,均用计算得到的 $Q^s(k+1)$ 、 $R^s(k+1)$ 代替取固定值的 $R(k)$ 、 $Q(k)$ ,再进行下一次的迭代计算;

[0082] S7、将 $s_2$ 得到的时间序列预测模型代入 $s_6$ 得到的自适应卡尔曼滤波方程;

[0083] S8、进行电力负荷预测;

[0084] 尽管已描述了本发明的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念,则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0085] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。



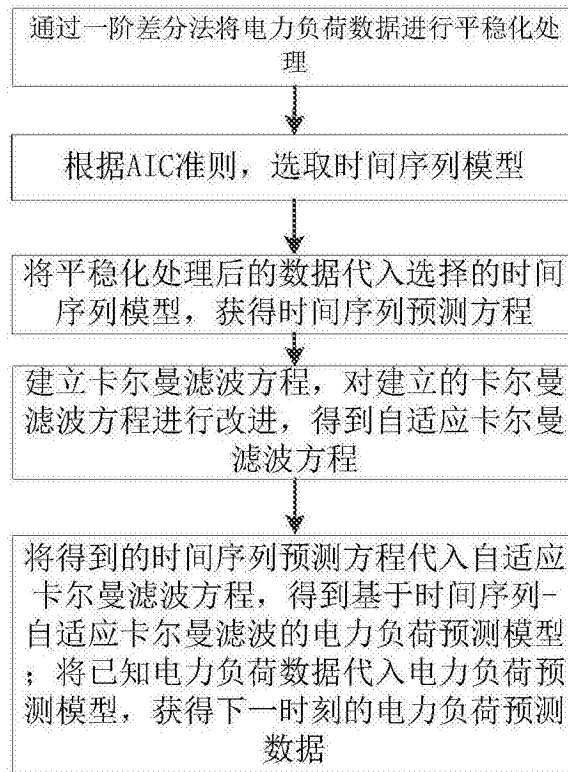


图1