(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 104008433 A
(43)申请公布日 2014.08.27

(21)申请号 201410242690.1

(22)申请日 2014.06.03

(71)申请人 国家电网公司
地址 100031 北京市西城区西长安街 86 号
申请人 国网安徽省电力公司培训中心

(72)发明人 吴义纯 程真英 李瑞君

(74)专利代理机构 安徽合肥华信知识产权代理有限公司 34112
代理人 余成俊

(51)Int.Cl.
G06Q 10/04(2012.01)
G06Q 50/06(2012.01)

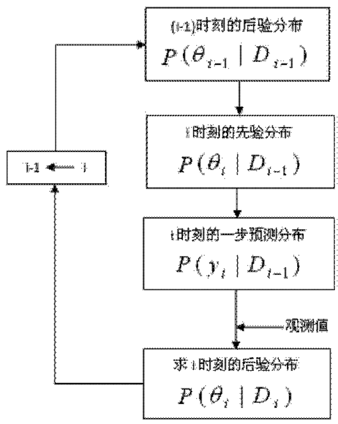
权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54)发明名称

基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法，根据中长期电力负荷数据的内在变化规律，建立了具有多项式回归和指数结构的贝叶斯动态模型，根据贝叶斯理论，由先验信息和测量样本，实时地统计推断下一年的电力负荷值，实现小样本容量中长期电力负荷的动态递推预测。该方法要求的样本数据较少，而且可以通过模型监控和主观干预的形式，实时地跟踪当前的电力负荷的变化规律，这将使电力负荷预测结果更可靠，为提高中长期电力负荷预测精度提供了一条有效途径。



CN 104008433 A

1. 基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法，其特征在于：包括以下步骤：

(1) 建立电力负荷数据的贝叶斯指数多项式回归模型：

多数的中长期电力负荷数据具有接近指数变化规律的特征，可以考虑建立电力负荷数据的贝叶斯指数多项式回归模型实现中长期负荷预测。基于贝叶斯动态预测的电力负荷模型一般由观测方程和状态方程组成，一般不超过二阶的多项式就能给出较好的局部变化趋势的拟合，二项式指数回归模型可表示成：

观测方程：$(\log E)_i = F_i^T \theta_i + v_i \quad v_i \sim N(0, V_i)$，

状态方程：$\theta_i = G\theta_{i-1} + \omega_i \quad \omega_i \sim N(0, W_i)$，

式中，E 是电力负荷值，$(\log E)_i$ 是电力负荷时间序列，$\theta_i = (a_i, b_i, c_i)^T$ 为 i 时刻的状态参数向量，$F_i = (1, t, t^2)^T$ 是 i 时刻的动态回归矩阵，$G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵，v_i 和 ω_i 分别为互相独立的观测误差和状态误差变量，且 ω_n、ω_1 和 v_n、v_1 $(n \neq 1)$ 相互独立；

(2) 确定相关参量的先验信息：

采用贝叶斯动态模型预测递推时，需要已知相关参量的先验信息，而一般情况下，参量的先验信息是难以获取的，因此采用无信息的参考分析法确定相关参量的先验信息；

在无信息参考分析中，假设观测误差 v_i 服从正态分布 $N(0, V)$，V 是未知参数，状态方程误差 ω_i 满足均值为 0，方差为 W_i 的 T 分布，在上述电力负荷模型中，有 3 个状态参数 a，b，c 和 1 个观测方差 V，共 4 个未知参数，因此可根据最初获得的 4 个电力负荷数据来确定 θ_i 和 V 的初始信息，由于在确定初始信息时采用的观测数据太少，不可能估计或探测出参数的任何变化，因此可设 $W_i = 0 (i = 1, 2, 3, 4)$；

设 D_i 表示 i 时刻及其以前时刻所有有效信息的集合，$D_i (i = 0)$ 为 i = 0 初始信息的集合，由初始先验法，θ_1 和 V 在无信息条件下 D_0 的条件联合概率分布正比于方差的倒数 V^{-1}：

$P(\theta_1, V|D_0) \propto V^{-1} \quad V>0$

根据贝叶斯公式及电力负荷数据点 y_1, y_2, y_3, y_4 可以递推得到后验联合概率分布 $P(\theta_4, V|D_4)$，进而获得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘分布 $P(\theta_4|D_4)$ 和 $P(V^{-1}|D_4)$，获得 $P(\theta_4, V|D_4)$ 后，就能求出 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的后验分布：

$(\theta_i|D_i) \sim T[M_i, C_i]$

$(V^{-1}|D_i) \sim \Gamma[n_i/2, d_i/2]$

状态变量 θ_i 的后验条件概率服从均值为 M_i，方差为 C_i 的 T 分布，V^{-1} 后验条件概率服从均值为 $n_i/2$，方差为 $d_i/2$ 的 Γ 分布。求得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘分布后，就以此作为初始信息，对模型进行修正；

(3) 电力负荷数据的递推修正与预测：

设初始信息为：

$\omega_i \sim T[0, W_i]$

$(\theta_{i-1}|D_{i-1}) \sim T[M_{i-1}, C_{i-1}]$

$(\theta_i|D_{i-1}) \sim T[A_i, R_i], A_i = GM_{i-1}, R_i = GC_{i-1}G^T + W_i$

$(V^{-1}|D_{i-1}) \sim \Gamma(n_{i-1}/2, d_{i-1}/2), S_{i-1} = d_{i-1}/n_{i-1}$

式中，A_i，R_i 是状态变量 θ_i 先验分布的均值和方差；S_i 是 V 的点估计。

则观测值 y_i 的一步向前预测分布服从均值 f_i、方差 Q_i 的 T 分布：

$(y_i|D_{i-1}) \sim T[f_i, Q_i]$，$f_i = F_i^T A_i$，$Q_i = F_i^T R_i F_i + S_{i-1}$

递推修正关系：

$(\theta_i|D_i) \sim T[M_i, C_i]$，$(V^{-1}|D_i) \sim \Gamma[n_i/2, d_i/2]$，

$M_i = A_i + B_i e_i$

$C_i = (S_i/S_{i-1})[R_i - B_i F_i^T Q_i]$

$n_i = n_{i-1} + 1, d_i = d_{i-1} + S_i e_i^2 / Q_i, S_i = d_i / n_i$

其中，$e_i = y_i - f_i$ 为预测误差，$B_i = R_i F_i / Q_i$ 为修正系数矩阵。

第 k 步向前预测分布：对 $k>0$，

$(\theta_{i+k}|D_i) \sim T[A_i(k), R_i(k)]$

$(y_{i+k}|D_i) \sim T[f_i(k), Q_i(k)]$

$A_i(k) = GA_i(k-1)$

$R_i(k) = GR_i(k-1)G^T + W_i$

其中，$f_i(k) = F_{i+k}^T A_i(k-1)$

$Q_i(k) = F_{i+k}^T R_i(k) F_{i+k} + S_i$

初始值为 $A_i(0) = M_i$，$R_i(0) = C_i$，

则电力负荷的预测值 E_i 为 y_i 预测均值 f_i 的指数函数：$E_i = e^{f_i}$。

基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法

技术领域

[0001]　本发明涉及电力负荷预测方法领域，具体为一种基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法。

背景技术

[0002]　电网规划直接关系到社会经济发展和能源供给，中长期电力负荷预测是制定电网规划的基础，其准确性直接影响到电力投资、网络布局的合理性、能源资源供给与平衡、电力工业经济性。

[0003]　中长期负荷预测是以历史数据为基础，建立有效的预测模型，寻求其变化趋势和发展规律，预测未来负荷大小。电力负荷发展变化规律复杂多样，受多种复杂的不确定因素影响，很准确地负荷预测是十分困难的，对其理论研究一直就很重视，负荷预测方法多种多样，常见的有电力弹性系数法、回归分析法、趋势外推法、灰色理论预测法等。由于负荷预测受社会经济发展趋势、气候变化等多种不确定因素影响，增加了预测的难度和模型的复杂性，对于具体电网负荷资料要选择恰当的预测模型，必要时同时采用几种数学模型建模，对比分析，以便选择合适模型，取得最接近历史规律、预测精度高的模型。

[0004]　近年来快速发展的贝叶斯预测理论是依据先验信息和样本信息推断得到后验信息进行建模，具有以下几个显著特点：

[0005]　贝叶斯模型是一种动态模型，它把预测分布看成是条件概率分布，预测者可根据先验信息求出预测分布，并运用贝叶斯定理求得后验分布，并不断对先验信息进行修正；

[0006]　贝叶斯方法是利用先验信息和样本信息进行预报的。因此，当预报过程中获得新信息时（如间隔插入的标准量等），只要将该时刻的预报信息看作得到的先验知识，并和此时的样本信息结合，就能够修正原有的预报模型，既方便又快速，进而能够及时地跟踪序列的时变特性；

[0007]　贝叶斯动态模型有多种结构，如季节模型、回归模型、多项式模型、噪声模型等，而且这些模型还可以通过叠加原理组合起来表示一复杂序列，所以贝叶斯建模预报对数据没有平稳性限制，非常适合动态测量非平稳的误差随机序列建模预报；

[0008]　由于贝叶斯学派把概率看作是人们对某事物的信任程度，而不是频率的稳定性，因此一些主观的认同也能被描述成概率分布形式，这些都是有关研究对象的主观先验信息。贝叶斯预测时，不仅能利用客观的数据信息，还能利用预测者本身能够提供的台理的主观先验信息来干预并修正模型。在这种情况下，预测者就能够处理一些可以预料到的异常情况，对于预料不到的突发情况，可以通过贝时斯序贯监控方法来处理。这将使贝叶斯预测结果更可靠，提高预报精度。

[0009]　近年来快速发展的贝叶斯预测理论在中长期电力负荷预测中应用。为了克服传统的组合预测方法没有明确考虑模型的不确定性，文献［张伟．基于EM的贝叶斯模型平均组合预测及应用研究［J］．现代商贸工业，2010］中，应用贝叶斯模型平均组合预测方法精确估计单项模型的权重。运用支持向量机进行中长期负荷组合预测，但支持向量机对核参数、

正则化参数选定存在可能，文献［牛东晓，吕海涛，张云云．贝叶斯框架下最小二乘支持向量机的中长期电力负荷组合预测[J]．华北电力大学学报，2008，35(6)：62-66］应用基于贝叶斯框架下 LS-SVM 的中长期电力负荷预测模型，给出了支持向量机估计算法的参数选择和调整方法。

[0010]　空间负荷预测模型有效性很大程度上取决于对待预测空间区块所属等级的划分是否正确，文献［陶文斌，张粒子，潘弘等．基于双侧贝叶斯分类的空间负荷预测[J]．中国电机工程学报，2007］采用基于样本数据的双层贝叶斯分类模型进行空间负荷预测，提高了对样本分类的正确性。文献［胡云生，郑继明．基于主分量分析和遗传神经网络的电力负荷预测[J]．控制理论与应用，2008，27(8)：1-3］针对中长期电力负荷预测受经济、人口、天气、政策等因素，将其全部考虑进来作为预测模型的输入，采用主分量分析的方法将网络的输入简化，选择贝叶斯归一化法来训练网络，提高了网络的训练速度也提高了预测的精度。

[0011]　在利用其他方法预测时引入贝叶斯方法进行辅助的参数估计、聚类或者做一些局部的预测，还未见完全意义上的利用贝叶斯方法来进行中长期电力负荷预测的相关研究。

发明内容

[0012]　本发明的目的是提供一种基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法，以实现小样本容量下的中长期负荷的实时预测。

[0013]　为了达到上述目的，本发明所采用的技术方案为：

[0014]　基于贝叶斯动态模型的中长期电力负荷预测方法，其特征在于：包括以下步骤：

[0015]　(1) 建立电力负荷数据的贝叶斯指数多项式回归模型：

[0016]　多数的中长期电力负荷数据具有接近指数变化规律的特征，可以考虑建立电力负荷数据的贝叶斯指数多项式回归模型实现中长期负荷预测。基于贝叶斯动态预测的电力负荷模型一般由观测方程和状态方程组成，一般不超过二阶的多项式就能给出较好的局部变化趋势的拟合，二项式指数回归模型可表示成：

[0017]　观测方程：$(\log E)_i = F_i^T\theta_i + v_i \quad v_i \sim N(0, V_i)$，

[0018]　状态方程：$\theta_i = G\theta_{i-1} + \omega_i \quad \omega_i \sim N(0, W_i)$，

[0019]　式中，E 是电力负荷值，$(\log E)_i$ 是电力负荷时间序列，$\theta_i = (a_i, b_i, c_i)^T$ 为 i 时刻的状态参数向量，$F_i = (1, t, t^2)^T$ 是 i 时刻的动态回归矩阵，$G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵，v_i 和 ω_i 分别为互相独立的观测误差和状态误差变量，且 ω_n、ω_1 和 v_n、v_1 $(n \neq 1)$ 相互独立；

[0020]　(2) 确定相关参量的先验信息：

[0021]　采用贝叶斯动态模型预测递推时，需要已知相关参量的先验信息，而一般情况下，参量的先验信息是难以获取的，因此采用无信息的参考分析法确定相关参量的先验信息；

[0022]　在无信息参考分析中，假设观测误差 v_i 服从正态分布 N(0, V)，V 是未知参数，状态方程误差 ω_i 满足均值为 0，方差为 W_i 的 T 分布，在上述电力负荷模型中，有 3 个状态参

数 a,b,c 和 1 个观测方差 V,共 4 个未知参数,因此可根据最初获得的 4 个电力负荷数据来确定 θ_i 和 V 的初始信息,由于在确定初始信息时采用的观测数据太少,不可能估计或探测出参数的任何变化,因此可设 $W_i = 0(i = 1,2,3,4)$;

[0023] 设 D_i 表示 i 时刻及其以前时刻所有有效信息的集合,$D_i(i = 0)$ 为 i = 0 初始信息的集合,由初始先验法,θ_1 和 V 在无信息条件下 D_0 的条件联合概率分布正比于方差的倒数 V^{-1} :

[0024] $P(\theta_1,V|D_0) \propto V^{-1}\ V>0$

[0025] 根据贝叶斯公式及电力负荷数据点 y_1,y_2,y_3,y_4 可以递推得到后验联合概率分布 $P(\theta_4,V|D_4)$,进而获得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘分布 $P(\theta_4|D_4)$ 和 $P(V^{-1}|D_4)$,递推时,需先定义下列各量 :

[0026] $H_i = (G^{-1})^T K_{i-1} G^{-1}$

[0027] $h_i = (G^{-1})^T k_{i-1}$

[0028] $K_i = H_i + F_i F_i^T$

[0029] $k_i = h_i + F_i y_i$

[0030] 其中,$r_i = r_{i-1}+1$

[0031] $\lambda_i = \delta_{i-1}$

[0032] $\delta_i = \lambda_i + y_i^2$

[0033] 这里,$H_i,h_i,\lambda_i,r_i,\delta_i,K_i,k_i$ 都是用于初始信息递推的中间变量,递推初值为 $H_1 = 0,h_1 = 0,\lambda_1 = 0,r_0 = 0$。

[0034] 经推导得到 $\theta_i,V(i = 1,2,3,4)$ 的联合先验、后验分布分别为 :

[0035] $$P(\theta_i,V|D_{i-1}) \propto V^{-(1+r_{i-1}/2)}\exp\{-0.5V^{-1}(\theta_i^T H_i\theta_i - 2\theta_i^T h_i + \lambda_i)\}$$

[0036] $$P(\theta_i,V|D_i) \propto V^{-(1+r_i/2)}\exp\{-0.5V^{-1}(\theta_i^T K_i\theta_i - 2\theta_i^T k_i + \delta_i)\}$$

[0037] 按照上述推导获得 $P(\theta_4,V|D_4)$ 后,就能求出 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的后验分布 :

[0038] $(\theta_i|D_i) \sim T[M_i,C_i]$

[0039] $(V^{-1}|D_i) \sim \Gamma[n_i/2,d_i/2]$

[0040] 状态变量 θ_i 的后验条件概率服从均值为 M_i,方差为 C_i 的 T 分布,V^{-1} 后验条件概率服从均值为 $n_i/2$,方差为 $d_i/2$ 的 Γ 分布。其中,$M_i = K_i^{-1}k_i, C_i = S_i K_i^{-1}, S_i = d_i/n_i, n_i = r_i - 3, d_i = \delta_i - k_i^T M_i$,求得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘分布后,就以此作为初始信息,对模型进行修正 ;

[0041] (3) 电力负荷数据的递推修正与预测 :

[0042] 设初始信息为 :

[0043] $\omega_i \sim T[0,W_i]$

[0044] $(\theta_{i-1}|D_{i-1}) \sim T[M_{i-1},C_{i-1}]$

[0045] $(\theta_i|D_{i-1}) \sim T[A_i,R_i], A_i = GM_{i-1}, R_i = GC_{i-1}G^T + W_i$

[0046] $(V^{-1}|D_{i-1}) \sim \Gamma(n_{i-1}/2,d_{i-1}/2), S_{i-1} = d_{i-1}/n_{i-1}$

[0047] 式中,A_i,R_i 是状态变量 θ_i 先验分布的均值和方差 ;S_i 是 V 的点估计。

[0048] 则观测值 y_i 的一步向前预测分布服从均值 f_i、方差 Q_i 的 T 分布 :

[0049] $(y_i|D_{i-1}) \sim T[f_i,Q_i], f_i = F_i^T A_i, Q_i = F_i^T R_i F_i + S_{i-1}$

[0050] 递推修正关系：

[0051] $(\theta_i|D_i) \sim T[M_i, C_i], (V^{-1}|D_i) \sim \Gamma[n_i/2, d_i/2]$,

[0052] $M_i = A_i + B_i e_i$

[0053] $C_i = (S_i/S_{i-1})[R_i - B_i F_i^T Q_i]$

[0054] $n_i = n_{i-1} + 1, d_i = d_{i-1} + S_i e_i^2 / Q_i, S_i = d_i / n_i$

[0055] 其中，$e_i = y_i - f_i$ 为预测误差，$B_i = R_i F_i / Q_i$ 为修正系数矩阵。

[0056] 第 k 步向前预测分布：对 k>0，

[0057] $(\theta_{i+k}|D_i) \sim T[A_i(k), R_i(k)]$

[0058] $(y_{i+k}|D_i) \sim T[f_i(k), Q_i(k)]$

[0059] $A_i(k) = GA_i(k-1)$

[0060] $R_i(k) = GR_i(k-1)G^T + W_i$

[0061] 其中，$f_i(k) = F_{i+k}^T A_i(k-1)$

[0062] $Q_i(k) = F_{i+k}^T R_i(k) F_{i+k} + S_i$

[0063] 初始值为 $A_i(0) = M_i, R_i(0) = C_i$，

[0064] 则电力负荷的预测值 E_i 为 y_i 预测均值 f_i 的指数函数：$E_i = e^{f_i}$。

[0065] 本发明对全面综合分析负荷预测具有实用价值，为电网规划中负荷预测提供有效的分析计算工具，进一步提升小样本容量下预测的准确度，具有良好的发展前景。

[0066] 本发明针对一组电力负荷实测数据，建立动态线性组合模型，根据贝叶斯理论，由先验信息和测量样本，实时地统计推断下一年的电力负荷值，实现中长期电力负荷的动态递推预测。该方法根据中长期电力负荷数据的内在变化规律，建立了具有多项式回归和指数结构的贝叶斯动态模型，解决了中长期电力负荷单一模型预测的缺点。该方法要求的样本数据较少，而且可以通过模型监控和主观干预的形式，实时地跟踪当前的电力负荷的变化规律，这将使电力负荷预测结果更可靠，为提高中长期电力负荷预测精度提供一条有效途径。

附图说明

[0067] 图 1 为本发明步骤 (4) 中贝叶斯预测递推算法图。

具体实施方式

[0068] (1) 建立电力负荷数据的贝叶斯指数多项式回归模型：

[0069] 基于贝叶斯动态预测的电力负荷模型一般由观测方程和状态方程组成，其二项式指数回归模型可表示成：

[0070] 观测方程：$(\log E)_i = F_i^T \theta_i + v_i \quad v_i \sim N(0, V_i)$，

[0071] 状态方程：$\theta_i = G\theta_{i-1} + \omega_i \quad \omega_i \sim N(0, W_i)$，

[0072] 式中，E 是电力负荷值，$(\log E)_i$ 是电力负荷时间序列，$\theta_i = (a_i, b_i, c_i)^T$ 为 i 时刻

的状态参数向量，$F_i=(1,t,t^2)^T$ 是 i 时刻的动态回归矩阵，$G=\begin{bmatrix}1&0&0\\0&1&0\\0&0&1\end{bmatrix}$ 为状态转移矩阵，v_i 和 ω_i 分别为互相独立的观测误差和状态误差变量，且 ω_n、ω_1 和 v_n、$v_1(n\neq 1)$ 相互独立；

[0073] (2)确定相关参量的先验信息：

[0074] 采用贝叶斯动态模型预测递推时，需要已知相关参量的先验信息，而一般情况下，参量的先验信息是难以获取的，因此采用无信息的参考分析法确定相关参量的先验信息；

[0075] 在无信息参考分析中，假设观测误差 v_i 服从正态分布 $N(0,V)$，V 是未知参数，状态方程误差 ω_i 满足均值为 0，方差为 W_i 的 T 分布，在上述电力负荷模型中，有 3 个状态参数 a,b,c 和 1 个观测方差 V，共 4 个未知参数，因此可根据最初获得的 4 个电力负荷数据来确定 θ_i 和 V 的初始信息，由于在确定初始信息时采用的观测数据太少，不可能估计或探测出参数的任何变化，因此可设 $W_i=0(i=1,2,3,4)$；

[0076] 设 D_i 表示 i 时刻及其以前时刻所有有效信息的集合，$D_i(i=0)$ 为 i = 0 初始信息的集合，由初始先验法，θ_1 和 V 在无信息条件下 D_0 的条件联合概率分布正比于方差的倒数 V^{-1}：

[0077] $P(\theta_1,V|D_0)\propto V^{-1}\quad V>0$

[0078] 根据贝叶斯公式及电力负荷数据点 y_1,y_2,y_3,y_4 可以递推得到后验联合概率分布 $P(\theta_4,V|D_4)$，进而获得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘分布 $P(\theta_4|D_4)$ 和 $P(V^{-1}|D_4)$，递推时，需先定义下列各量：

[0079] $H_i=(G^{-1})^TK_{i-1}G^{-1}$

[0080] $h_i=(G^{-1})^Tk_{i-1}$

[0081] $K_i=H_i+F_iF_i^T$

[0082] $k_i=h_i+F_iy_i$

[0083] 其中，$r_i=r_{i-1}+1$

[0084] $\lambda_i=\delta_{i-1}$

[0085] $\delta_i=\lambda_i+y_i^2$

[0086] 这里，$H_i,h_i,\lambda_i,r_i,\delta_i,K_i,k_i$ 都是用于初始信息递推的中间变量，递推初值为 $H_1=0,h_1=0,\lambda_1=0,r_0=0$。

[0087] 经推导得到 $\theta_i,V(i=1,2,3,4)$ 的联合先验、后验分布分别为：

[0088] $$P(\theta_i,V|D_{i-1})\propto V^{-(1+r_{i-1}/2)}\exp\{-0.5V^{-1}(\theta_i^TH_i\theta_i-2\theta_i^Th_i+\lambda_i)\}$$

[0089] $$P(\theta_i,V|D_i)\propto V^{-(1+r_i/2)}\exp\{-0.5V^{-1}(\theta_i^TK_i\theta_i-2\theta_i^Tk_i+\delta_i)\}$$

[0090] 按照上述推导获得 $P(\theta_4,V|D_4)$ 后，就能求出 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的后验分布：

[0091] $(\theta_i|D_i)\sim T[M_i,C_i]$

[0092] $(V^{-1}|D_i)\sim\Gamma[n_i/2,d_i/2]$ 状态变量 θ_i 的后验条件概率服从均值为 M_i，方差为 C_i 的 T 分布，V^{-1} 后验条件概率服从均值为 $n_i/2$，方差为 $d_i/2$ 的 Γ 分布。其中，$M_i=K_i^{-1}k_i,C_i=S_iK_i^{-1},S_i=d_i/n_i,n_i=r_i-3,d_i=\delta_i-k_i^TM_i$，求得 $\theta_4|D_4$ 和 $V^{-1}|D_4$ 的条件边缘

分布后，就以此作为初始信息，对模型进行修正；

[0093] (3) 电力负荷数据的递推修正与预测：

[0094] 电力负荷的递推修正与预测的基本思路如图 1 所示：

[0095] 设初始信息为：

[0096] $\omega_i \sim T[0, W_i]$

[0097] $(\theta_{i-1}|D_{i-1}) \sim T[M_{i-1}, C_{i-1}]$

[0098] $(\theta_i|D_{i-1}) \sim T[A_i, R_i], A_i = GM_{i-1}, R_i = GC_{i-1}G^T+W_i$

[0099] $(V^{-1}|D_{i-1}) \sim \Gamma(n_{i-1}/2, d_{i-1}/2), S_{i-1} = d_{i-1}/n_{i-1}$

[0100] 式中，A_i, R_i 是状态变量 θ_i 先验分布的均值和方差；S_i 是 V 的点估计。

[0101] 则观测值 y_i 的一步向前预测分布服从均值 f_i、方差 Q_i 的 T 分布：

[0102] $(y_i|D_{i-1}) \sim T[f_i, Q_i], f_i = F_i^T A_i, Q_i = F_i^T R_i F_i + S_{i-1}$

[0103] 递推修正关系：

[0104] $(\theta_i|D_i) \sim T[M_i, C_i], (V^{-1}|Di) \sim \Gamma[n_i/2, d_i/2]$,

[0105] $M_i = A_i + B_i e_i$

[0106] $C_i = (S_i/S_{i-1})[R_i - B_i F_i^T Q_i]$

[0107] $n_i = n_{i-1} + 1, d_i = d_{i-1} + S_i e_i^2 / Q_i, S_i = d_i / n_i$

[0108] 其中，$e_i = y_i - f_i$ 为预测误差，$B_i = R_i F_i / Q_i$ 为修正系数矩阵。

[0109] 第 k 步向前预测分布：对 $k>0$,

[0110] $(\theta_{i+k}|D_i) \sim T[A_i(k), R_i(k)]$

[0111] $(y_{i+k}|D_i) \sim T[f_i(k), Q_i(k)]$

[0112] $A_i(k) = GA_i(k-1)$

[0113] $R_i(k) = GR_i(k-1)G^T + W_i$

[0114] 其中，$f_i(k) = F_{i+k}^T A_i(k-1)$

[0115] $Q_i(k) = F_{i+k}^T R_i(k) F_{i+k} + S_i$

[0116] 初始值为 $A_i(0) = M_i, R_i(0) = C_i$,

[0117] 则电力负荷的预测值 E_i 为 y_i 预测均值 f_i 的指数函数：$E_i = e^{f_i}$。

[0118] 具体实施例：

[0119] 为了验证基于贝叶斯动态模型的电力负荷预测方法的有效性，对某一地区若干年的总用电量进行了建模预测，并与目前常用的改进灰色模型预测结果进行了对比。原始的电力负荷数据、贝叶斯动态模型和改进灰色模型预测结果（单位：亿千瓦时）之比较见表 1。

[0120] 表 1 贝叶斯动态模型和改进灰色模型预测结果（单位：亿千瓦时）

[0121]

年份	原始电力负荷数据	改进灰色模型预测结果	贝叶斯动态模型预测结果
1	0.4754	0.4754	0.47544
2	0.6058	0.41692	0.58608
3	0.6103	0.46933	0.63791
4	0.6063	0.53012	0.59241
5	0.6098	0.60075	0.51313
6	0.4898	0.32414	0.53936
7	0.5183	0.40558	0.39319
8	0.6152	0.50231	0.4271
9	0.6963	0.61706	0.57183
10	0.9880	1.1722	0.72989
11	1.1878	1.3498	1.1495
12	1.5672	1.5575	1.5646
13	2.2420	1.8005	2.1743

[0122] 通过比较发现，本实例中，基于贝叶斯动态模型的电力负荷预测方法预测精度高，效果好，可行有效。

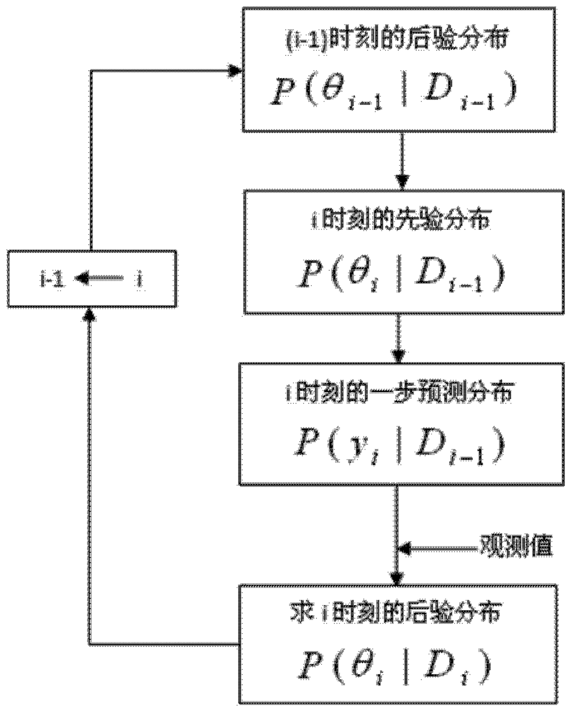

(i-1)时刻的后验分布
$P(\theta_{i-1} \mid D_{i-1})$
i时刻的先验分布
$P(\theta_i \mid D_{i-1})$
i时刻的一步预测分布
$P(y_i \mid D_{i-1})$
观测值
求 i 时刻的后验分布
$P(\theta_i \mid D_i)$
i-1 ← i

图 1