

基于不确定模型误差系统的变分贝叶斯 STCKF

马天力, 王新民, 彭程, 李婷, 边琦

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

摘要: 强跟踪容积卡尔曼滤波器在对含有模型误差和时变噪声的非线性系统进行滤波时, 容易出现性能降低甚至发散。鉴于此, 提出一种基于变分贝叶斯的强跟踪容积卡尔曼滤波算法。该算法运用虚拟噪声法补偿模型误差, 假设虚拟噪声均值非零, 且满足高斯分布, 虚拟噪声方差服从逆 γ 分布, 在强跟踪容积卡尔曼滤波器估计状态的同时, 采用变分贝叶斯推理估计虚拟噪声参数。仿真结果表明, 所提出算法对含模型误差与时变噪声的非线性系统具有较好的估计精度, 相比于自适应算法具有更强的鲁棒性。

关键词: 强跟踪滤波器; 容积卡尔曼滤波器; 模型误差; 时变噪声; 虚拟噪声法; 变分贝叶斯理论

中图分类号: V241.62

文献标志码: A

Variational Bayesian STCKF for systems with uncertain model errors

MA Tian-li, WANG Xin-min, PENG Cheng, LI Ting, BIAN Qi

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China. Correspondent: MA Tian-li, E-mail: matianli111@126.com)

Abstract: A strong tracking cubature Kalman filter based on variational Bayesian inference is proposed in order to handle the problem of the nonlinear system with model errors and time-varying noise. By using the fictitious noise compensating technique, the model errors are compensated. The fictitious noise is built by assuming the non-zero mean of noise is Gaussian, and its covariance belongs to the inverse Gamma distribution. The parameter of fictitious noise is estimated by the variational Bayesian inference and the state is estimated by using the strong tracking cubature Kalman filter. The simulation results show that the proposed algorithm can achieve better accuracy and robustness than the adaptive algorithm for the nonlinear system with model errors and time-varying noise.

Keywords: strong tracking filter; cubature Kalman filter; model errors; time-varying noise; fictitious noise technique; variational Bayesian method

0 引言

非线性系统的确定采样型滤波算法在解决非线性状态估计问题时具有较好的效果, 其核心思想是先对状态先验分布获取一定数量的 σ 点, 运用 σ 点近似随机变量高斯分布的均值和协方差。对这些 σ 点经非线性函数直接传递后进行加权求和计算, 使得其达到逼近非线性状态的目的^[1]。确定采样型滤波算法主要包括采用 Unscented 技术的无迹卡尔曼滤波器(UKF)^[2]、采用多项式插值拟合思想的中心差分卡尔曼滤波器(CDKF)^[3]等。2009年, Arasaratnam等^[4]提出容积卡尔曼滤波器(CKF), 算法应用三阶球面-径向容积准则近似最优滤波框架中的状态后验分布。相比于UKF和CDKF, CKF具有精度高、计算量

小的特点。

CKF在计算时, 需要已知准确的模型参数。在实际系统中, 由于仪器测量偏差、复杂模型简化误差和模型参数漂移等原因, 导致系统模型含有不同程度的误差^[5]。为了提高系统对于不确定模型的鲁棒性, 文献[6]将CKF与强跟踪滤波器(STF)相结合, 提出了一种强跟踪容积卡尔曼滤波器(STCKF)算法。由于强跟踪滤波器的系统噪声和量测噪声一般都是事先给定的, 并且在整个跟踪过程都不发生改变, STCKF缺乏对系统时变的适应性, 容易引起过调节, 致使状态预测不够平滑, 甚至造成跟踪失败。为了解决这一问题, 文献[7]在滤波过程中引入了自适应滤波思想, 利用 Sage-Husa 极大后验原理对噪声的统计特性进行

收稿日期: 2015-12-25; 修回日期: 2016-04-26.

基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2014JQ8342); 总装备部基金项目(91xxxxx43).

作者简介: 马天力(1988—), 男, 博士生, 从事多目标跟踪、信息融合的研究; 王新民(1951—), 男, 教授, 博士生导师, 从事导航、制导与控制等研究。

实时估计和修正,提出了自适应容积卡尔曼滤波器(ACKF),但先验初值的设定对噪声统计影响较大。

目前,变分贝叶斯推理作为一种解决实时系统未知参数和滤波的估计问题的方法^[8]引起了广泛关注。文献[8]提出运用一种新的分布去逼近参数的真实后验分布,避免了对多维概率密度函数进行计算。起初变分贝叶斯推理被用在机器学习、模式识别领域。最近,众多学者对其在滤波领域的应用进行了研究。Särkkä等^[9]将变分贝叶斯运用在未知观测白噪声的估计上;Sun等^[10]对于未知输入信息的时变系统提出了变分贝叶斯最优二阶卡尔曼滤波器;徐定杰等^[11]针对量测噪声是有色的且随时间发生变化,设计了基于变分贝叶斯学习自适应卡尔曼滤波器;朱光明等^[12]针对量测中存在未知偏置和随机测量噪声问题,提出了一种带测量偏置的鲁棒卡尔曼滤波器;Gao等^[13]将变分贝叶斯理论首次运用在线性高斯模型的多传感器集中融合问题中。

本文在文献[11-12]的基础上,针对含不确定量测模型误差、时变过程与量测噪声的系统,提出一种变分贝叶斯强跟踪容积卡尔曼滤波器(VB-STCKF),算法运用虚拟噪声法对含有模型误差的非线性系统进行调整,利用变分贝叶斯理论对模型进行推理迭代,实时估计虚拟量测噪声信息。仿真结果表明,所提出算法对含模型误差与时变噪声的非线性系统具有较好的估计精度,相比于自适应算法具有更强的鲁棒性。

1 问题描述

考虑含有不确定量测模型误差以及时变噪声的非线性系统

$$x_t = \Phi_t x_{t-1} + \omega_t, \quad (1)$$

$$y_t = h_t(x_t) + \Delta h_t(x_t) + v_t. \quad (2)$$

系统在 t 时刻的状态 $x_t \in \mathbf{R}^{n_x}$,观测状态 $y_t \in \mathbf{R}^{n_y}$, Φ_t 为系统状态转移矩阵, $h_t(\cdot)$ 为系统量测函数, $\Delta h_t(\cdot)$ 为系统模型误差。 ω_t 、 v_t 为相互独立的高斯白噪声序列,且满足如下统计特性:

$$E[\omega_t] = q_t, \text{cov}[\omega_i, \omega_j^T] = Q_t \delta_{ij};$$

$$E[v_t] = r_t, \text{cov}[v_i, v_j^T] = R_t \delta_{ij}.$$

其中: Q_t 、 R_t 为正定对称矩阵, δ_{ij} 为kronecker- δ 函数。

针对以上含有不确定模型误差的非线性系统,通过采用虚拟噪声补偿技术^[14]将带有模型误差系统的滤波问题转化为带有加性非零均值时变噪声的滤波问题。由参数 ζ_t 替代式(2)中的 $\Delta h_t(x_t) + v_t$,有

$$y_t = h_t(x_t) + \zeta_t, \quad (3)$$

其中 ζ_t 为系统虚拟量测噪声。由于 $\Delta h_t(\cdot)$ 的值随时间变化而改变,时变虚拟噪声 ζ_t 的统计信息如下所

示:

$$E[\zeta_t] = r_t^*, \text{cov}[\zeta_i, \zeta_j^T] = R_t^* \delta_{ij},$$

其中 r_t^* 、 R_t^* 为虚拟噪声的均值与方差矩阵。

最优贝叶斯估计器通过计算模型的后验分布概率解决状态估计问题。未知噪声均值与方差的后验分布概率为 $p(x_t, r_t^*, R_t^* | z_t)$,根据Chapman-Kolmogorov方程,最优贝叶斯滤波器的预测步表达为

$$p(x_t, r_t^*, R_t^* | z_{1:t-1}) = \int \int \int p(x_t | x_{t-1}) p(R_t^* | R_{t-1}^*) p(r_{t-1}^* | R_{t-1}^*) \times p(x_{t-1}, r_{t-1}^*, R_{t-1}^* | z_{1:t-1}) dx_{t-1} dr_{t-1}^* dR_{t-1}^*. \quad (4)$$

含系统状态 x_t 和量测噪声统计信息 r_t^* 、 R_t^* 的联合递推更新步骤为

$$p(x_t, r_t^*, R_t^* | z_{1:t}) \propto p(z_t | x_t, r_t^*, R_t^*) p(x_t, r_t^*, R_t^* | z_{1:t-1}). \quad (5)$$

根据以上推理,本文所要解决的问题由含有模型误差和时变噪声非线性系统状态估计转变为非线性系统在量测噪声先验信息未知的情况下,如何获得最优的后验分布的问题。

2 变分贝叶斯推理

根据贝叶斯准则,在一般性参数估计问题中, Z 表示含有 N 个观测矢量的集合, θ 表示含有 M 个未知参数模型的集合,即

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_N], \theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M].$$

参数集 θ 的后验概率分布为

$$p(\theta | Z) = \frac{p(Z | \theta) p(\theta)}{p(Z)} = \frac{p(Z | \theta) p(\theta)}{\int \dots \int p(Z | \theta) p(\theta) d\theta_1 \dots d\theta_M}. \quad (6)$$

当 θ 维数过高或 $p(Z | \theta)$ 形式较为复杂时,难以获得式(6)中分母的解析式,故无法获得式(6)的解析解。为了解决这一问题,引入变分贝叶斯推理,其思想是将逆Fisher信息矩阵作为系数矩阵的梯度理论,运用一个近似分布函数 $q(\theta)$,在一定条件下逼近后验概率密度函数 $p(\theta | Z)$ 。通常通过计算两个分布的Kullback-Leibler散度衡量两个分布是否一致。近似分布 $q(\theta)$ 与真实后验分布 $p(\theta | Z)$ 的KL散度计算公式如下所示:

$$\begin{aligned} \text{KL}(q(\theta) | p(\theta | Z)) &= \int q(\theta) \log \left(\frac{q(\theta)}{p(\theta | Z)} \right) d\theta = \\ &= \log(p(Z)) - F(q(\theta)), \end{aligned} \quad (7)$$

其中自由能量函数

$$F(q(\theta)) = \int q(\theta) \log \left(\frac{p(\theta | Z)}{q(\theta)} \right) d\theta. \quad (8)$$

为了使近似分布逼近于真实后验分布, 需要计算自由能量函数 $F(q(\theta))$ 相对于所需近似分布 $q(\theta)$ 的最大值. 对于多个参数的估计, 变分贝叶斯假设所估计的各个参数分布相互独立. 对式 (7) 求导得到自由能量函数的最大值为

$$q(\theta_i) = \frac{\exp(E_{q(\theta_{j \neq i})}(\log p(Z, \theta)))}{\int \exp(E_{q(\theta_{j \neq i})}(\log p(Z, \theta))) d\theta_j} \propto \exp(E_{q(\theta_{j \neq i})}(\log p(Z, \theta))). \quad (9)$$

式 (9) 在计算 $q(\theta_i)$ 时, 需已知 θ 与其他参数的概率分布函数. 变分贝叶斯推理的基本迭代方法是通过初始化参数, 采用期望最大 (EM) 算法反复迭代计算 $q(\theta_i)$, 使自由能量函数达到最大, 直到算法收敛^[15]. 本文中运用 EM 算法可以有效地解决状态、均值与方差耦合问题. 对于变分贝叶斯推理收敛性的证明在文献[15]中有详细阐述.

3 变分贝叶斯强跟踪容积卡尔曼滤波器

3.1 STCKF 滤波器

为了提高滤波器解决状态突变问题的跟踪能力, 文献 [6] 提出了 STCKF 滤波器. 算法通过引入渐消因子, 实时调整增益矩阵的输出, 使得滤波器性能满足最小方差性能指标与不同时刻输出残差向量处处正交两个条件. 状态向量维数为 n_x , 令 $L = 2n_x$. STCKF 算法在一个周期内的预测步骤为

$$X_{i,t-1|t-1} = S_{t-1|t-1} \xi_i + \hat{x}_{t-1|t-1}, \quad (10)$$

$$X_{i,t|t-1}^* = \Phi_t X_{i,t-1|t-1}, \quad (11)$$

$$\hat{x}_{t|t-1} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{i,t|t-1}^*, \quad (12)$$

$$P_{t|t-1} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{i,t|t-1}^* X_{i,t|t-1}^{*\top} - \hat{x}_{t|t-1} \hat{x}_{t|t-1}^\top + Q_{t-1}. \quad (13)$$

渐消因子计算为

$$\lambda_t = \frac{\text{tr}(V_t - R_t)}{\text{tr}\left(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L z_{i,t|t-1} z_{i,t|t-1}^\top - \hat{z}_{t|t-1} \hat{z}_{t|t-1}^\top\right)}; \quad (14)$$

$$V_t = \begin{cases} \varepsilon_t \varepsilon_t^\top, & t = 1; \\ \frac{\rho V_{t-1} + \varepsilon_t \varepsilon_t^\top}{1 + \rho}, & t > 1. \end{cases} \quad (15)$$

其中

$$\varepsilon_t = z_t - \hat{z}_{t|t-1}, \quad P_{t|t-1}^* = \lambda_t P_{t|t-1}, \quad (16)$$

ε_t 为残差. 更新步骤为

$$X_{i,t|t-1} = S_{t|t-1}^* \xi_i + \hat{x}_{t|t-1}, \quad (17)$$

$$Z_{i,t|t-1} = h(X_{i,t|t-1}), \quad (18)$$

$$\hat{z}_{t|t-1} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L Z_{i,t|t-1}, \quad (19)$$

$$P_{zz,t|t-1} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L Z_{i,t|t-1} Z_{i,t|t-1}^\top - \hat{z}_{t|t-1} \hat{z}_{t|t-1}^\top + R_t, \quad (20)$$

$$P_{xz,t|t-1} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{i,t|t-1} Z_{i,t|t-1}^\top - \hat{x}_{t|t-1} \hat{z}_{t|t-1}^\top, \quad (21)$$

$$K_t = P_{xz,t|t-1} P_{zz,t|t-1}^{-1}, \quad (22)$$

$$\hat{x}_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t (z_t - \hat{z}_{t|t-1}), \quad (23)$$

$$P_{t|t} = P_{t|t-1} - K_t P_{zz,t|t-1} K_t^{-1}. \quad (24)$$

3.2 基于 SCKF 的变分贝叶斯推理过程

根据广义贝叶斯准则, 式 (5) 的系统联合概率密度函数由 4 个分布的乘积组成, 即

$$p(x_t, r_t^*, R_t^* | z_{1:t}) \propto p(z_t | x_t, r_t^*, R_t^*) p(r_t^* | R_t^*) p(R_t^*) p(x_t | x_{t-1}). \quad (25)$$

其中

$$p(z_t | x_t, r_t^*, R_t^*) = N(z_t | H_t x_t + r_t^*, R_t^*),$$

$$p(r_t^* | R_t^*) = N(r_t^* | \eta_t^-, \kappa_t^- R_t^{*-}),$$

$$p(R_t^*) = \prod_{i=1}^d IG(\sigma_{t,i}^2 | \alpha_{t,i}^-, \beta_{t,i}^-),$$

$$p(x_t | x_{t-1}) = N(x_t | m_t^-, P_t^{*-}),$$

上标 $-$ 表示状态的一步先验估计. 由共轭指数函数的性质可知, 量测噪声的均值 r_t^* 与方差 R_t^* 分别服从高斯分布和逆 gamma 分布. η_t 为量测噪声均值 r_t^* 在高斯分布中的均值, κ_t 为方差调节系数, $\sigma_{t,i}^2$ 为 t 时刻方差阵 R_t^* 中对角线上第 i 个元素, d 为量测变量维数. 以变分贝叶斯推理中各个被估计参数通解的逼近表达式 (9) 为基础, 分别运用 $q(x_t)$ 、 $q(r_t^*)$ 、 $q(R_t^*)$ 去逼近真实后验分布, 推导过程如下所示:

$$\begin{aligned} \ln q(x_t) = & -\frac{1}{2} (z_t - H_t x_t - r_t^*)^\top (R_t^*)^{-1} (z_t - H_t x_t - r_t^*) - \\ & \frac{1}{2} (x_t - m_t^-)^\top (P_t^{*-})^{-1} (x_t - m_t^-) + C_1. \end{aligned} \quad (26)$$

运用矩阵乘法可知式 (26) 也服从均值为 m_t^- 、协方差为 P_t^* 的高斯分布, 且

$$m_t = m_t^- + P_t^{*-} H_t^\top (H_t P_t^{*-} H_t^\top + R_t^*)^{-1} (z_t - H_t x_t - \eta_t^-), \quad (27)$$

$$P_t^* = ((P_t^{*-})^{-1} + H_t^\top (R_t^*)^{-1} H_t)^{-1}. \quad (28)$$

同理,对于虚拟量测噪声均值,其近似分布的对数形式为

$$\begin{aligned} \ln q(r_t^*) = & -\frac{1}{2}(z_t - H_t x_t - r_t^*)^T (R_t^*)^{-1} (z_t - H_t x_t - r_t^*) - \\ & \frac{1}{2}(r_t^* - \eta_t^-)^T (\kappa_t^- R_t^{*-})^{-1} (r_t^* - \eta_t^-) + C_2. \end{aligned} \quad (29)$$

式(29)经过等效变形也可看作是一个均值为 η_t 、方差为 $\kappa_t R_t^*$ 的高斯分布,有

$$\eta_t = \frac{\kappa_t^-}{\kappa_t^- + 1} (z_t - H_t x_t - \eta_t^-) + \eta_t^-, \quad (30)$$

$$\kappa_t = \frac{\kappa_t^-}{\kappa_t^- + 1}. \quad (31)$$

虚拟量测噪声的方差 R_t^* 服从逆 gamma 分布,对下式进行处理:

$$\begin{aligned} \ln q(R_t^*) = & -\sum_{i=1}^d (2 + \alpha_{t,i}^-) \ln(\sigma_{t,i}^2) - \\ & \sum_{i=1}^d \frac{1}{\sigma_{t,i}^2} \left[\beta_{t,i}^- + \frac{1}{2} E_{x_t} ((z_t - H_t x_t - r_t^*)_i)^2 \right] - \\ & \sum_{i=1}^d \frac{1}{\sigma_{t,i}^2} \left[\frac{1}{2\kappa_t^-} E_{x_t} ((r_t^* - \eta_t^-)_i)^2 \right] + C_3. \end{aligned} \quad (32)$$

经过变化, $q(R_t^*)$ 是满足新 d 个独立的逆 gamma 分布的乘积之和,新的逆 gamma 分布的参数为

$$\alpha_{t,i} = \alpha_{t,i}^- + 1, \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \beta_{t,i} = & \beta_{t,i}^- + \frac{1}{2} E_{x_t} ((z_t - H_t x_t - r_t^*)_i)^2 + \\ & \frac{1}{2\kappa_t^-} E_{x_t} ((r_t^* - \eta_t^-)_i)^2. \end{aligned} \quad (34)$$

根据逆 gamma 分布的性质,噪声方差的估计值为

$$\hat{R}_t^* = \text{diag} \left[\frac{\beta_{t,1}}{\alpha_{t,1}}, \frac{\beta_{t,2}}{\alpha_{t,2}}, \dots, \frac{\beta_{t,d}}{\alpha_{t,d}} \right]. \quad (35)$$

考虑到量测噪声均值和方差的时变性,根据文献[9],引入参数 μ 反应噪声统计特性的波动程度, $\mu \in (0, 1]$. μ 越接近1,表明方差的波动程度越小,反之亦成立.

3.3 VB-STCKF 实现

本文提出的变分强跟踪容积卡尔曼滤波算法流程如下.

Step 1: 系统状态和参数初始化. 分别设定参数初始值 m_0 、 P_0 、 η_0 、 κ_0 、 $\alpha_{0,i}$ 、 $\beta_{0,i}$.

Step 2: 状态和参数预测. 由式(10)~(13)计算状态预测 m_t^- 和协方差预测 $P_{t|t-1}$,根据式(14)~(16)计算渐消因子调整 $P_{t|t-1}$,得到 $P_{t|t-1}^*$. 预测变分贝叶斯参数状态为

$$\begin{aligned} \alpha_{t,i}^- &= \mu \alpha_{t-1,i}, \quad \beta_{t,i}^- = \mu \beta_{t-1,i}, \\ \eta_t^- &= \eta_{t-1}, \quad \kappa_t^- = \frac{\kappa_{t-1}}{\mu}. \end{aligned}$$

Step 3: 变分贝叶斯迭代.

Step 3.1: 迭代初始化($j = 0$),根据第3.1节更新式(17)~(19),进行量测预测,利用式(31)和(33)更新 κ_t 和 $\alpha_{t,i}$;

Step 3.2: 参数更新迭代($j = j + 1$),通过式(20)~(24)、(30)和(34)进行递归运算,直到 $\beta_{t,i}$ 、 η_t 收敛或达到最大迭代数;

Step 3.3: 将收敛得到的参数 η_t 、 R_t^* 、 m_t 、 P_t 送入 Step 2 中进行循环.

4 实验分析

为了验证本文算法的有效性,对纯方位角度跟踪系统进行建模仿真分析. 目标的运动模型采用二维模型,目标运动状态方程为

$$\begin{bmatrix} \phi_k \\ \dot{\phi}_k \\ \varphi_k \\ \dot{\varphi}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k-1} \\ \dot{\phi}_{k-1} \\ \varphi_{k-1} \\ \dot{\varphi}_{k-1} \end{bmatrix} + w_{k-1},$$

量测方程为

$$y_k = \arctan \left(\frac{\phi_k}{\varphi_k} \right) + \Delta + v_k. \quad (36)$$

其中: ϕ_k 、 φ_k 分别为目标在 x 、 y 轴上的位置, $\dot{\phi}_k$ 、 $\dot{\varphi}_k$ 分别为目标在 x 、 y 轴上的速度, T 为采样时间, $T = 0.5$ s, Δ 为模型误差. 假设服从均值为0、方差为0.15的高斯分布,初始状态为 $m_0 = [200 \ -1.1 \ 200 \ 1.2]^T$. P_0 是对角线元素为1的四维对角阵,量测噪声、过程噪声参数的初始值分别为

$$r_0 = 0.3, \quad R_0 = 0.16, \quad q_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T,$$

$$Q_0 = \begin{bmatrix} 0.167 & 0.25 & 0 & 0 \\ 0.25 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.167 & 0.25 \\ 0 & 0 & 0.25 & 0.5 \end{bmatrix}.$$

变分参数的初始值为

$$\alpha_0 = 10, \quad \beta_0 = 1, \quad \eta_0 = 0.4, \quad \kappa_0 = 1.5.$$

考虑过程噪声方差与量测噪声均可变的情况,假设真实过程噪声与量测噪声方差变化如下所示:

$$R_t = \begin{cases} 0.04, & t > 167; \\ 0.16, & t \leq 167. \end{cases}$$

$$Q_t = \begin{cases} Q_0, & t \leq 300; \\ \frac{3Q_0}{2}, & t > 300. \end{cases}$$

本文对传统CKF算法、ACKF算法^[7]和VB-

STCKF 算法进行对比分析, 结果如图 1 所示. 由图 1 可见, 量测噪声方差在 167s 发生变化后, 由于传统 CKF 缺乏对噪声的实时估计和更新, 在 170s 左右传统 CKF 产生震荡, 持续发散直到跟踪结束, 无法较好地估计目标状态. ACKF 算法虽然能够在量测噪声方差和过程噪声方差均发生变化时跟踪目标状态, 但在具有较强非线性时刻 50~200s 之间存在较大误差. 本文所提出的 VB-STCKF 算法无论在过程噪声变化或者量测噪声变化的环境下, 均能够保持较高的跟踪精度.

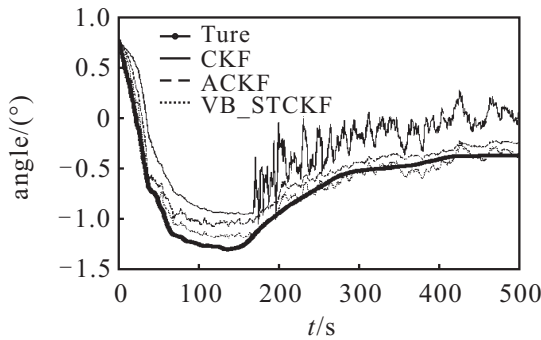


图 1 滤波结果

图 2 为 VB-STCKF 对虚拟观测噪声均值和方差的跟踪曲线. 在虚拟观测噪声方差发生跳变的情况下, 利用变分贝叶斯方法可以快速估计量测噪声方差, 迅速达到收敛, 估计准确度较高. 在对虚拟量测噪声均值的估计中, 变分贝叶斯方法也能够快速收敛.

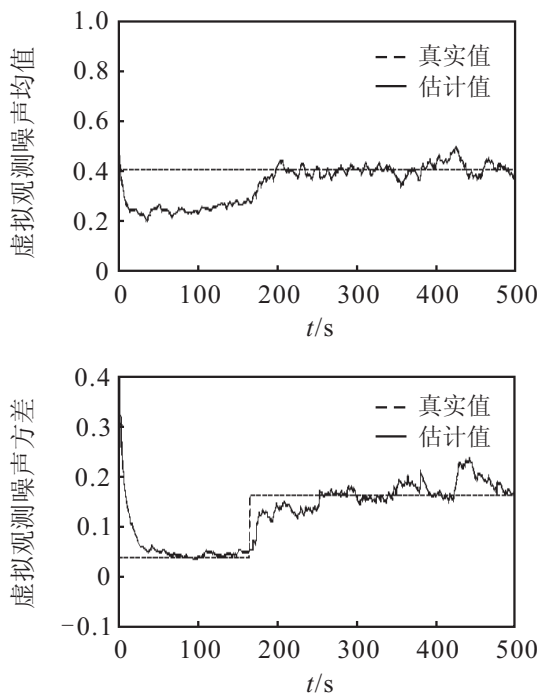
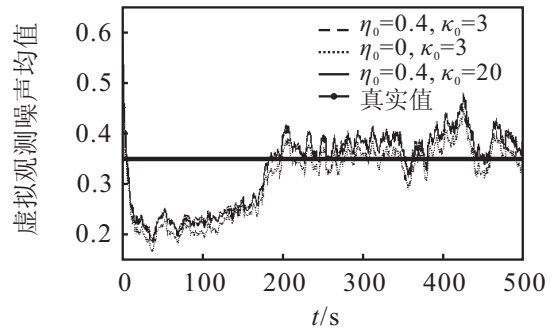
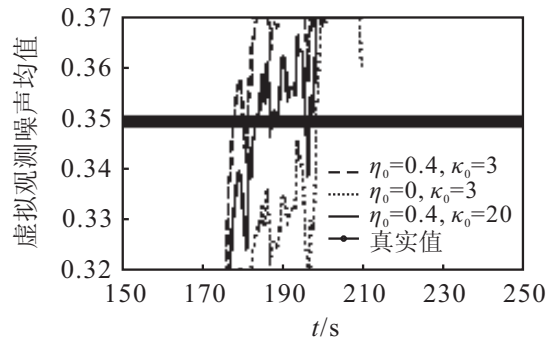


图 2 虚拟量测噪声均值与方差的估计曲线

本文在不同量测噪声统计信息初始值的环境下, 对量测噪声均值和方差的估计进行了分析, 结果如图 3 和图 4 所示.



(a) 原始图



(b) 局部放大

图 3 不同初始参数的虚拟量测噪声均值估计

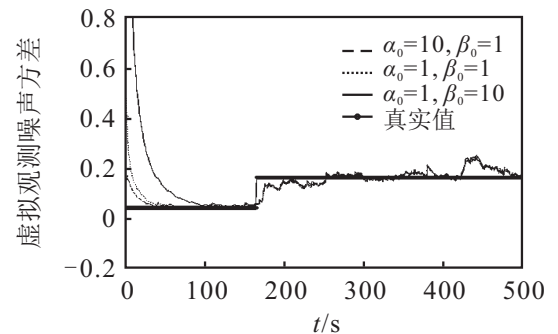


图 4 不同初始参数的虚拟量测噪声方差估计

由图 3 可见, 不同初始参数条件下, 利用变分贝叶斯算法均能使虚拟量测噪声均值的估计收敛. 初始量测噪声均值更接近于真实值时, 收敛速度较快. 当初始量测噪声均值与真实值相差较远时, 收敛速度较慢. 相同的初始量测噪声均值条件下, 不同的噪声方差对其的影响较小. 由图 4 可见, 在初始阶段, 方差初始参数设置越接近真实值, 其收敛速度越快, 偏差较大的初始值需要花费更长的时间进行计算才会收敛. 一旦估计得到的参数收敛, 无论真实数据是否发生变化, 均对估计过程不产生影响.

5 结 论

本文针对含有量测模型误差、时变噪声的非线性跟踪系统, 在强跟踪容积卡尔曼滤波的基础上引入变分贝叶斯理论, 提出了一种基于变分贝叶斯的强跟踪容积卡尔曼滤波器. 算法首先将系统模型误差转换为系统虚拟白噪声, 并在滤波前运用变分贝叶斯递归理论估计噪声均值与方差. 仿真实验结果表明, 在含

有模型误差和时变噪声的条件下,相比于传统的容积卡尔曼滤波器和自适应容积卡尔曼滤波器,所提出算法具有较强的鲁棒性和较高的跟踪精度.

参考文献(References)

- [1] 王小旭,潘泉,黄鹤,等.非线性系统确定采样型滤波算法综述[J].控制与决策,2012,27(6):801-812.
(Wang X X, Pan Q, Huang H, et al. Overview of deterministic sampling filtering algorithms for nonlinear system[J]. Control and Decision, 2012, 27(6): 801-812.)
- [2] Xiong K, Zhang H Y, Chan C W. Performance evaluation of UKF-based nonlinear filtering[J]. Automatica, 2006, 42(2): 261-270.
- [3] Van Der Merwe R, Wan E A. Sigma-point Kalman filters for integrated navigation[C]. Proc of the 60th Annual Meeting of the Institute of Navigation. Denver: ION Publications, 2004: 641-654.
- [4] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [5] 邓自立,王建国.带模型误差系统自适应Kalman滤波的虚拟噪声补偿技术[J].信息与控制,1988,1(1):1-4.
(Deng Z L, Wang J G. A fictitious noise compensating technique of adaptive kalman filtering for systems with model errors[J]. Information & Control, 1988, 1(1): 1-4.)
- [6] Ge Q, Li W, Wen C. SCKF-STF-CN: A universal nonlinear filter for maneuver target tracking[J]. J of Zhejiang University Science, 2011, 12(8): 678-686.
- [7] 丁家琳,肖建.基于极大后验估计的自适应容积卡尔曼滤波器[J].控制与决策,2014,29(2):327-334.
(Ding J L, Xiao J. Design of adaptive cubature Kalman filter based on maximum a posteriori estimation[J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 327-334.)
- [8] Beal M J. Variational algorithms for approximate Bayesian inference[D]. London: University College London, 2003: 46-48.
- [9] Särkkä S, Nummenmaa A. Recursive noise adaptive Kalman filtering by variational Bayesian approximations[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(3): 596-600.
- [10] Sun J, Zhou J, Gu X. Variational Bayesian two-stage kalman filter for systems with unknown inputs[J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4): 2265-2273.
- [11] 徐定杰,沈忱,沈锋.时变有色量测噪声下基于变分贝叶斯学习的自适应卡尔曼滤波[J].电子与信息学报,2013,35(7):1593-1598.
(Xu D J, Shen C, Shen F. Adaptive kalman filtering with time-varying colored measurement noise by variational bayesian learning[J]. J of Electronics and Information Technology, 2013, 35(7): 1593-1598.)
- [12] 朱光明,蒋荣欣,周凡,等.带测量偏置估计的鲁棒卡尔曼滤波算法[J].浙江大学学报:工学版,2015,49(7):1343-1349.
(Zhu G M, Jiang R X, Zhou F, et al. Robust Kalman filtering algorithm with estimation of measurement biases[J]. J of Zhejiang University: Engineering Science Edition, 2015, 49(7): 1343-1349.)
- [13] Gao X, Chen J, Tao D, et al. Multi-sensor centralized fusion without measurement noise covariance by variational Bayesian approximation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 718-722.
- [14] Gao S, Wei W, Zhong Y, et al. Sage windowing and random weighting adaptive filtering method for kinematic model error[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(2): 1488-1500.
- [15] Sato M A. Online model selection based on the variational Bayes[J]. Neural Computation, 2001, 13(7): 1649-1681.

(责任编辑:郑晓蕾)