

不完全量测下的 Cubature 卡尔曼滤波方法

赵利强 刘唐江 王建林* 于 涛

(北京化工大学 信息科学与技术学院, 北京 100029)

摘 要: 提出了一种不完全量测下的 Cubature 卡尔曼滤波方法,该方法在 Cubature 卡尔曼滤波算法的基础上,建立了量测滞后下的状态空间模型,利用采样点状态扩维的方法对状态估计值进行更新,并给出了不完全量测下的 Cubature 卡尔曼滤波算法的实现流程。仿真实验表明,不完全量测下的 Cubature 卡尔曼滤波方法可以用于处理量测信息采样时间和延时时间都不确定的情况,在处理不完全量测下的高维强非线性系统状态估计时计算量小,具有较高的估计精度。

关键词: 不完全量测; 采样点状态扩维; Cubature 卡尔曼滤波; 量测滞后

中图分类号: TP391

引 言

在化工过程等高维强非线性系统状态估计问题中,由于不同测量值采样频率不同或对某些关键量的测量分析存在延迟等原因会导致测量值的探测概率小于1,出现不完全量测的现象^[1]。如何利用这些延时的关键变量来提高系统状态估计的精度已经成为化工过程状态在线估计中的一个重要问题^[2-3]。

在早期的研究中对于测量数据延时下的滤波处理通常采用重复滤波法^[4],这种方法简单易行,但状态维数高或延时时间长会导致计算压力非常大。目前状态扩维是处理延时量测信息最常使用的方法主要包括固定延时平滑器^[5]、测量值扩维^[6]和采样点扩维^[2]。前两种扩维方法在量测信息到达时的状态更新需要利用量测信息采样时刻和到达时刻之间的所有状态,而采样点扩维法只需要利用量测信息采样点的状态,计算量小且延时时间可以是不确定的。Gopalakrishnan 等^[2]通过仿真实验得出采样点状态扩维法在处理大延时和延时时间不确定时计算量小、精度高的结论。目前采样点扩维已应用到扩展卡尔曼滤波(EKF)中,但 EKF 在处理高维非线性系统时滤波精度不高,且不适用于某些不可导或

不连续的非线性系统滤波问题。

Cubature 卡尔曼滤波是 Arasaratnam 等^[7]提出的一种新型非线性滤波方法,该方法对于高维强非线性系统的滤波性能显著,稳定性优良^[8]。因此, Cubature 卡尔曼滤波方法适合用于解决量测滞后下的高维强非线性系统状态估计问题。

本文提出一种量测滞后信息下的 Cubature 卡尔曼滤波方法,在 Cubature 卡尔曼滤波框架的基础上,采用采样点状态扩维方法,利用量测滞后信息提高非线性高维系统的状态估计精度,减少因状态扩维导致的复杂计算量,并对所提方法进行了实验验证。

1 Cubature 卡尔曼滤波

考虑如式(1)所示的非线性离散系统

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{z}_k 分别为 n 维系统状态向量和 l 维量测向量; $f_k(\cdot)$ 和 $h_k(\cdot)$ 分别为非线性系统状态函数和量测函数; $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{v}_k 分别为相互独立的 n 维系统噪声和 l 维量测噪声,且 $\boldsymbol{\omega}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$, 初始状态 $\mathbf{x}_{0|0} \sim N(0, \mathbf{P}_{0|0})$, 与 $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{v}_k 互不相关,误差协方差阵的特征平方根初值 $\mathbf{S}_{0|0} = \text{chol}(\mathbf{P}_{0|0})^T$ 。Cubature 卡尔曼滤波的具体步骤如下。

(1) 更新容积点和传播后的容积点

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}) \quad (3)$$

(2) 更新一步状态预测值

收稿日期: 2014-03-27

基金项目: 北京高等学校青年英才计划项目(YETP0504)

第一作者: 男, 1982年生, 讲师

* 通讯联系人

E-mail: wangjl@mail.buct.edu.cn

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \tag{4}$$

(3) 更新一步预测误差协方差

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \mathbf{X}_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \tag{5}$$

(4) 计算容积点

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \text{chol}(\mathbf{P}_{k|k-1})^T \tag{6}$$

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tag{7}$$

(5) 更新量测方程传播容积点

$$\mathbf{Z}_{i,k|k-1} = h_k(\mathbf{X}_{i,k|k-1}) \tag{8}$$

(6) 更新测量预测值

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \tag{9}$$

(7) 更新预测输出协方差

$$\mathbf{P}_{\mathbf{z}\mathbf{z},k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + \mathbf{R}_k \tag{10}$$

(8) 更新互协方差

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}\mathbf{z},k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{i,k|k-1} \mathbf{Z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T \tag{11}$$

(9) 更新卡尔曼滤波增益

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{\mathbf{x}\mathbf{z},k|k-1} \mathbf{P}_{\mathbf{z}\mathbf{z},k|k-1}^{-1} \tag{12}$$

(10) 更新预测状态值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{W}_k(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \tag{13}$$

(11) 更新误差协方差阵及其特征平方根

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{P}_{\mathbf{z}\mathbf{z},k|k-1} \mathbf{W}_k^T \tag{14}$$

$$\mathbf{S}_{k|k} = \text{chol}(\mathbf{P}_{k|k})^T \tag{15}$$

其中,式(1)~(4)为时间更新,式(5)~(11)为量测更新, $\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{\frac{m}{2}}[\mathbf{1}]_i, i = 1, 2, \dots, m, m$ 表示容积点个数,使用三阶容积原则,容积点总数是状态维数的 2 倍,即 $m = 2n$ 。 $[\mathbf{1}]$ 为对单位向量 \mathbf{e} 的元素进行全排列和改变元素符号产生的完整全对称点集, $[\mathbf{1}]_i$ 为点集中 $[\mathbf{1}]$ 的第 i 个点。

相比于 EKF, Cubature 卡尔曼滤波在处理高维非线性系统的状态估计问题时具有明显的优势^[8], 将其与状态扩维方法相结合,能够充分利用量测滞后信息,实现不完全量测下的非线性系统状态估计。

2 不完全量测下 Cubature 卡尔曼滤波

2.1 系统模型的建立和问题描述

在非线性的状态估计中,某些关键变量测量延迟

会导致不完全量测问题出现,这些测量被称为主要测量。主要测量采样率低并伴随着一定时间的延迟,而其他变量的测量采样率高且可在瞬间完成测量,称为次要测量。只有次要测量到达的时刻定义为次要时刻,当有主要测量和次要测量同时达到的时刻定义为主要时刻^[2]。图 1 表示在某段时间内主要测量值只发生一次延时的情况。图中 a 轴表示测量值到达时间, b 轴表示测量时间,垂直箭头表示次要测量,虚线箭头表示主要测量, k 为时间序列, s 为主要测量的采样时刻, g 为主要测量的到达时刻, N 是主要测量延时的时间, \mathbf{z}_k^1 表示 k 时刻的次要测量值, \mathbf{z}_s^2 表示 s 时刻的主要测量值。图中 s 时刻的主要测量值在延时 N 后达到, g 时刻主要测量值和次要测量值同时到达,但主要测量值是 s 时刻的值而次要测量是 g 时刻的值,主要测量值可以在任意时刻采样,同时测量延时时间也是不确定的。

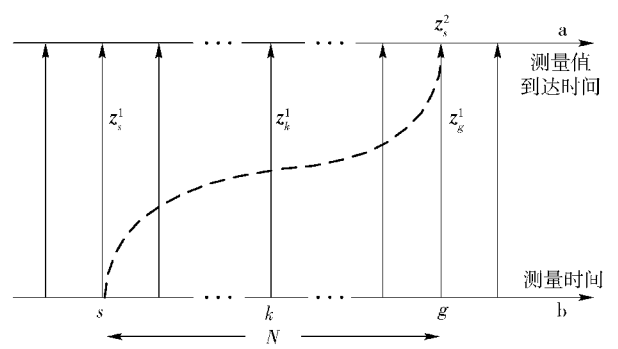


图 1 主要测量延时系统

Fig. 1 System with delayed primary measurements

假设系统有测量数据发生了延迟,且在此延迟时段之内没有再次发生测量数据延迟,则系统的模型可以表示为

$$\mathbf{x}_k = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \tag{16}$$

$$\mathbf{z}_k^1 = h_k^1(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k^1 \tag{17}$$

$$\mathbf{z}_g^2 = h_s^2(\mathbf{x}_s) + \mathbf{v}_s^2 \tag{18}$$

式(16)~(18)代表的含义及满足的条件与式(1)相同。式(17)是次要测量方程,式(18)是主要测量方程,可以看到有延时发生时和式(1)相比多了一个主要测量方程,这个测量方程表示的就是延迟的测量值 \mathbf{z}_g^2 ,它在 g 时刻到达数据处理单元,但反映的却是 s 时刻的系统状态。滤波的目标就在于如何利用 g 时刻到来的延迟测量数据来减小系统在 g 时刻状态估计值的误差,做出尽可能准确的估计。

2.2 采样点状态扩维

采样点状态扩维是通过系统状态扩维和重新定

义过程模型来保持协方差的更新^[2]。首先定义状态扩维变量和过程模型

$$\mathbf{x}_k^a = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ \mathbf{x}_s \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{x}_{k+1}^a = f_k^a(\mathbf{x}_k^a, \boldsymbol{\omega}_k) = \begin{bmatrix} f_k(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\omega}_k) \\ \mathbf{x}_s \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中 $f_k(\cdot)$ 是原过程模型, \mathbf{x}_s 是原系统状态中 s 时刻的状态 ($s \leq k$), \mathbf{x}_k 是原系统状态中 k 时刻的状态, $\boldsymbol{\omega}_k$ 表示原系统中的过程噪声。扩维后的状态在 k 时刻包括两个部分, k 时刻的真实系统状态和 s 时刻的系统状态。扩维后的过程模型使用原来的过程模型更新扩维状态的第一部分, 同时保持第二部分 \mathbf{x}_s 不变, 这种方法可以在保持某时刻系统状态不变的同时更新当前状态。

假设在 s 时刻进行了主要测量, 当 $k = s$ 时, 用当前时刻系统状态和协方差对扩维的系统状态和协方差进行初始化

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^a = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{s|s} \\ \hat{\mathbf{x}}_{s|s} \end{bmatrix} \quad \mathbf{P}_{x_{k|k}^a} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} & \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} \\ \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} & \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} \end{bmatrix} \quad (21)$$

对扩维状态进行时间更新, 得出预测状态和方差的估计式(式(22)、(23))。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^a = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \\ \hat{\mathbf{x}}_{s|s} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{x_{k+1|k}^a} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x_{k+1|k}x_{k+1|k}} & \mathbf{P}_{x_{k+1|k}x_{s|s}} \\ \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{k+1|k}} & \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} \end{bmatrix} \quad (23)$$

为了解决次要测量到达时不更新某些特定的状态, 本文使用 Schmidt-Kalman 滤波器^[9], 修正卡尔曼增益公式如式(24)所示。

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{M} \mathbf{P}_{x_{z,k+1|k}} (\mathbf{P}_{z,z,k+1|k})^{-1} \quad (24)$$

其中

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{n \times n} & \mathbf{0}_{n \times n} \\ \mathbf{0}_{n \times n} & \mathbf{0}_{n \times n} \end{bmatrix} \quad (25)$$

式(25)中, \mathbf{M} 为指示矩阵, 指示状态中应该更新和保留的部分。

把式(22)、(23)代入到 Schmidt-Kalman 量测更新中得出量测更新后的状态和协方差

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^a = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{s|s} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\mathbf{P}_{x_{k+1|k+1}^a} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{x_{k+1|k+1}x_{k+1|k+1}} & \mathbf{P}_{x_{k+1|k+1}x_{s|s}} \\ \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{k+1|k+1}} & \mathbf{P}_{x_{s|s}x_{s|s}} \end{bmatrix} \quad (27)$$

在协方差矩阵中, 右下角子块保持原始的协方

差阵, 左上角子块是对原过程模型进行卡尔曼滤波计算出状态协方差, 非对角线上的子模块是交叉协方差估计。

对于扩维后状态向量 $\mathbf{x}_k^a = [\mathbf{x}_k^T \quad \mathbf{x}_s^T]^T$, 相应的次要测量方程形式为

$$\mathbf{z}_k^1 = h(\mathbf{x}_k^a, \mathbf{v}_k^a) = h_k^1(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k^1) \quad (28)$$

其中 \mathbf{x}_k 是扩维状态的第一部分, \mathbf{v}_k^1 是影响次要测量的观测噪声。延时测量方程形式如下

$$\mathbf{z}_k^2 = h(\mathbf{x}_k^a, \mathbf{v}_k^a) = h_k^2(\mathbf{x}_s, \mathbf{v}_s^2) \quad (29)$$

其中 \mathbf{x}_s 是扩维状态的第二部分, \mathbf{v}_s^2 是影响延时测量的观测噪声。如果延时和非延时测量数据同时到达, 只需要把两个测量方程合并在一起, 观测值和噪声的维数相应的增加。

2.3 算法的实现

本文利用 Cubature 卡尔曼滤波结合采样点状态扩维的方法来处理测量数据滞后问题。具体的实现流程如图 2 所示。

不完全量测下 Cubature 卡尔曼滤波算法具体实现步骤如下。

步骤 1 设定状态初始值 $\hat{\mathbf{x}}_{0|0}$ 、误差协方差初始值 $\mathbf{P}_{0|0}$ 、系统噪声方差 \mathbf{Q} 、次要测量噪声方差 \mathbf{R}^1 和主要测量噪声方差 \mathbf{R}^2 , 对 $\mathbf{P}_{0|0}$ 进行乔列斯基分解得到初始误差协方差特征平方根初值 $\mathbf{S}_{0|0}$ 。

时间序列 $k \in \{1, \dots, L\}$, 主要测量值采样时刻和到达时刻分别为 s 和 g , 采样间隔为 M , 延时时间为 N 。

步骤 2 判断 k 是否等于 s , 如果等于, 按照式(21)对状态和协方差进行扩维并对扩维后状态进行时间和量测更新, 如果不等于则保持不变。

步骤 3 判断 k 是否在延时期间, 如果 k 属于延时期间则按照扩维后 Cubature 卡尔曼滤波算法进行更新。在更新测量预测值时, 先判断是次要测量时刻还是主要测量时刻, 如果是次要测量时刻按照式(28)更新, 反之则应该把式(28)和(29)合并在一起更新。如果 k 不在延时期间, 直接按照 Cubature 卡尔曼滤波算法进行更新。

步骤 4 判断 k 是否等于 g , 如果等于则对下一时刻的状态值进行降维处理, 取 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^a$ 的前 n 维, 新的协方差值取 $\mathbf{P}_{x_{k+1|k+1}^a}$ 的前 $n \times n$ 维, 重新定义主要测量采样和到达时间, 令 $s = s + M$, $g = s + M + N$ 。

步骤 5 判断 k 是否等于 L , 如果不等于令 $k = k + 1$, 转到步骤 2 继续循环。

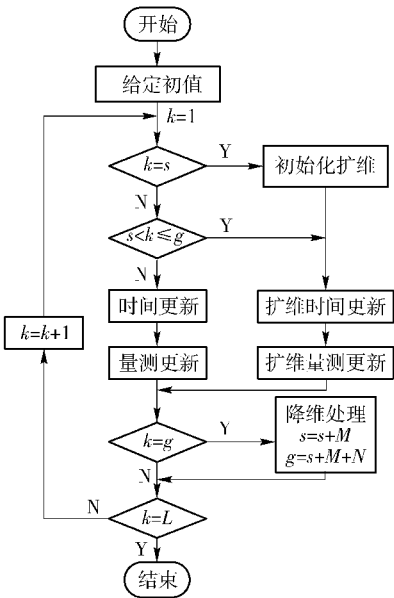


图 2 不完全量测下 Cubature 卡尔曼滤波算法流程框图
Fig. 2 Flow diagram of the Cubature Kalman filter algorithm with incomplete measurements

3 实例分析

本文采用自由基苯乙烯聚合反应仿真模型,该反应是在带夹套的连续搅拌槽反应器 (CSTR) 中进行^[10]。CSTR 有 3 个进料口,分别为纯苯乙烯单体、自由基反应引发剂偶氮二异丁腈 (AIBN) 和纯苯。夹套中采用水作为冷却液,带走由聚合反应产生的热量。反应器只有一个出口,出口流体包括聚合物、未反应单体、引发剂和溶剂,具体的反应过程状态方程和参数值参考文献[10-11]。

自由基苯乙烯聚合反应仿真模型可以用反应动力学、质量平衡和能量平衡 3 类方程组表示。质量平衡由引发剂浓度 c_i , 单体浓度 c_m , 溶剂浓度 c_s 组成。能量平衡包括反应器温度 T 和夹套温度 T_j , 加上聚合反应方程中分子量分布的 0 阶矩 λ_0 和 1 阶矩 λ_1 。模型的状态量定义为

$$X \triangleq [c_i \quad c_s \quad c_m \quad \lambda_0 \quad \lambda_1 \quad T \quad T_j]^T \quad (30)$$

进料温度保持在 330 K, 冷却水的温度保持在 295 K, 采样时间 $t = 1 \text{ min}$ 。状态方程中只有 4 个状态 c_i, c_m, T, T_j 可以被直接测量, 两个分子量分布的测量需要借助实验分析仪器, 间隔一段时间采样一次, 而且实验分析仪器需要一段时间分析才能得出测量值, 因此会产生一段不确定的延时, 要准确估计主要测量需要借助 7 个状态的可靠测量值, 次要测量和主要测量分别为

$$Y^1 \triangleq [c_m \quad T \quad T_j]^T$$

$$Y^2 \triangleq [\lambda_0 \quad \lambda_1]^T$$

在仿真实验中, 实际仿真值没有加入系统噪声, 但是在卡尔曼滤波中考虑了系统噪声的存在。实验中用到的噪声都是零均值高斯白噪声, 系统噪声 Q 、次要测量噪声 R^1 和主要测量噪声 R^2 分别为

$$Q = \text{diag}[10^{-8} \quad 10^{-4} \quad 10^{-4} \quad 10^{-8} \quad 10^{-4} \quad 1 \quad 1]$$

$$R^1 = \text{diag}[10^{-4} \quad 1 \quad 1]$$

$$R^2 = \text{diag}[10^{-14} \quad 10^{-6}]$$

真实值初始值 $X(0)$ 、状态估计初始值 $\hat{X}(0)$ 和状态协方差初始值 $P(0)$ 分别为

$$X(0) = [5 \times 10^{-2} \quad 5 \quad 3 \quad 2 \times 10^{-4} \quad 1 \quad 330 \quad 295]^T$$

$$\hat{X}(0) = [2.5 \times 10^{-2} \quad 4 \quad 4 \quad 5 \times 10^{-4} \quad 5 \quad 330 \quad 295]^T$$

$$P(0) = [10^{-8} \quad 10^{-4} \quad 10^{-4} \quad 10^{-12} \quad 10^{-4} \quad 1 \quad 1]^T$$

主要测量值延时第一次采样时间为 10 min, 采样时间间隔在 30 min 到 60 min 内变化, 采样数据延时时间在 5 min 到 15 min 内变化, 实验仿真的结果如图 3 所示。

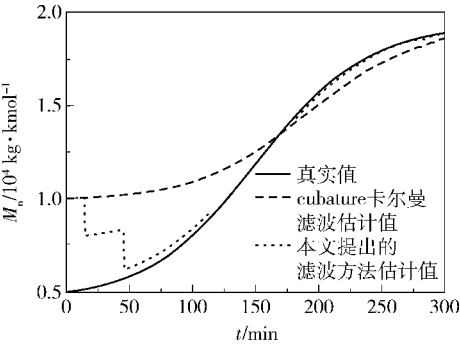


图 3 平均分子量 M_n 的模型值和估计值

Fig. 3 Actual and estimated values of number-averaged molecular weights

图 3 中 M_n 表示平均分子量, 是聚合反应中的重要参数, 计算式为 $M_n = \lambda_1 / \lambda_0$ 。从自由基苯乙烯聚合反应状态方程可以看出其属于高维非线性系统, 对高维非线性系统状态估计 Cubature 卡尔曼滤波性能要优于扩展卡尔曼滤波和 unscented 卡尔曼滤波^[12]。图 3 中 Cubature 卡尔曼滤波估计值只利用次要测量, 而本文方法利用次要测量和主要测量。从图 3 中可以看出第一次主要测量延时数据到达之前, 两种方法滤波估计值是一样。在主要测量时刻, 本文方法的估计值发生了跳变, 这是因为主要测量时刻更新状态估计值时用到了主要测量值和次要测量值, 主要测量方程的两个测量值对 M_n 的估计有直接的影响, 加入了主要测量值滤波精度明显提高, 能迅速跟踪到模型真实值附近, 而仅有次要测量的滤

波方法无法跟踪到模型真实值。

4 结束语

本文结合采样点扩维的方法提出了不完全量测下的 Cubature 卡尔曼滤波方法,该方法有效地利用了系统中的量测滞后信息,提高了非线性系统的状态估计精度,算法计算量小,稳定性高。所提出的算法能有效处理采样间隔和延迟时间都不确定的量测滞后信息,具有较强的通用性。

参考文献:

- [1] 许志刚,陈黎,穆育强,等. 不完全量测下 Cramer-Rao 下界与数据丢失位置的关系[J]. 自动化学报, 2009, 35(8): 1080-1086.
Xu Z G, Chen L, Mu Y Q, et al. Research on the relationship between Cramer-Rao lower bound and location of missing data with incomplete measurements[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(8): 1080-1086. (in Chinese)
- [2] Gopalakrishnan A, Kaisare N S, Narasimhan S. Incorporating delayed and infrequent measurements in extended Kalman filter based nonlinear state estimation[J]. Journal of Process Control, 2011, 21(1): 119-129.
- [3] Galdeano R, Asteasuain M, Sánchez M. Unscented transformation-based filters: performance comparison analysis for the state estimation in polymerization processes with delayed measurements[J]. Macromolecular Reaction Engineering, 2011, 5(7/8): 278-293.
- [4] Zhang K S, Li X R, Zhu Y M. Optimal update with out-of-sequence measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(6): 1992-2004.
- [5] 陈嘉鸿,韩九强,席震东,等. 一般相关噪声下线性系统固定延迟平滑算法[J]. 控制与决策, 2009, 24

(3): 455-458.

Chen J H, Han J Q, Xi Z D, et al. Fixed-lag smoothing algorithm for linear systems with general correlated noises [J]. Control and Decision, 2009, 24(3): 455-458. (in Chinese)

- [6] Amirthalingam R, Sung S W, Lee J H. Two-step procedure for data-based modeling for inferential control applications [J]. AIChE Journal, 2000, 46(10): 1974-1988.
- [7] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [8] 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. (in Chinese)
- [9] Gelb A. Applied optimal estimation [M]. Cambridge, USA: MIT press, 1974: 229-268.
- [10] Schmidt A D, Ray W H. The dynamic behavior of continuous polymerization reactors-I: isothermal solution polymerization in a CSTR [J]. Chemical Engineering Science, 1981, 36(8): 1401-1410.
- [11] Tatiraju S, Soroush M, Ogunnaike B A. Multirate nonlinear state estimation with application to a polymerization reactor [J]. AIChE Journal, 1999, 45(4): 769-780.
- [12] 孙枫,唐李军. 基于 cubature Kalman filter 的 INS/GPS 组合导航滤波算法 [J]. 控制与决策, 2012, 27(7): 1032-1036.
Sun F, Tang L J. INS/GPS integrated navigation filter algorithm based on cubature Kalman filter [J]. Control and Decision, 2012, 27(7): 1032-1036. (in Chinese)

A study of a Cubature Kalman filter with incomplete measurements

ZHAO LiQiang LIU TangJiang WANG JianLin* YU Tao

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: A Cubature Kalman filtering method based on incomplete measurements information is proposed. Based on a Cubature Kalman filtering algorithm, a state space model with delayed measurements is constructed and the state estimation value is updated using the sample-state augmentation method. The implementation process for the Cubature Kalman filter algorithm with incomplete measurements is also given. Simulation of experimental results shows that the Cubature Kalman filter method with incomplete measurements information works well even when the sample time and delay time are both uncertain, and it can give higher estimation precision with less computation when solving the high-dimensional nonlinear state estimation problem with incomplete measurements.

Key words: incomplete measurements; sample-state augmentation; Cubature Kalman filter; measurements delay

<http://www.journal.buct.edu.cn>