doi: 10. 3969/j. issn. 1001-2400. 2011. 06. 016

航姿参考系统中一种自适应卡尔曼滤波算法

田 易,孙金海,李金海,阎跃鹏

(中国科学院 微电子研究所 北京 100029)

摘要:在航姿参考系统测量载体姿态的过程中,由于观测噪声不确定,严重影响了常规卡尔曼滤波结果的精度.另外,当系统受到干扰而使观测噪声突然改变时,甚至会导致滤波发散.提出一种航姿参考系统自适应卡尔曼滤波算法,能够根据观测数据来自适应调整观测噪声,从而提高卡尔曼滤波精度。改善系统的鲁棒性.仿真表明,当观测噪声时变时,常规卡尔曼滤波结果明显发散,而新自适应卡尔曼滤波结果收敛良好,在系统计算复杂度没有明显增加的前提下,系统的稳定性得到了明显提高.

关键词: 航姿参考系统; 自适应滤波; 卡尔曼滤波; 模糊控制

中图分类号: TP23 文献标识码: A 文章编号: 1001-2400(2011)06-0103-05

Algorithm for the adaptive Kalman filter in AHRS

TIAN Yi, SUN Jinhai, LI Jinhai, YAN Yuepeng (Inst. of Microelectronics, Chinese Academy of Sci., Beijing 100029, China)

Abstract: Due to the uncertainty of measurement noise, the accuracy of the Kalman filter is affected seriously while measuring the vehicle attitude in the Attitude and Heading Reference System(AHRS). The sudden change of measurement noise brought by interference of the system even leads to filter divergence. An algorithm for the adaptive Kalman Filter used in AHRS is presented in this paper, which is able to estimate the measurement noise in real time according to observation data and improve the accuracy of the Kalman Filter. Simulation result shows that the results of the Kalman filter diverge clearly even though the measurement noise varies, and that the adaptive Kalman filter results converge very well. The system stability is markedly improved without significant increase in computing complexity.

Key Words: attitude and heading reference system; adaptive filter; Kalman filter; fuzzy control

航姿参考系统 用于实时计算并输出载体的姿态信息.目前,航姿参考系统中用于姿态更新的算法主要有欧拉角法、方向余弦法和四元数法.在载体姿态更新的过程中存在误差,并且误差随着时间的增长而累积,严重影响了测量精度。因此,常采用卡尔曼滤波进行误差估计,并对系统进行误差校正.卡尔曼滤波是一种线性无偏最小方差估计,要求准确地建立系统模型和先验已知系统噪声、观测噪声统计特性[1].然而,在实际情况中,噪声的随机特性主要是受量测器件以及周围环境的影响,由于环境的未知,不可能先验已知观测噪声的统计特性,因而严重地影响了滤波精度.当有噪声干扰时,甚至可以导致滤波发散.

自适应卡尔曼滤波可以实时估计系统噪声和观测噪声,有效提高系统的抗干扰能力. 目前较常见的算法有 Sage-Husa 自适应滤波算法、神经网络自适应滤波算法和模糊自适应滤波等算法. Sage-Husa 自适应滤波算法可以实时估计噪声的均值和方差。但其计算量较大,实时性较差^[2];神经网络自适应卡尔曼滤波算法虽具有并行处理、学习和容错能力强的特点,但也有网络收敛速度慢、容易陷入局部极小值点和泛化能力差等缺点^[3]. 基于模糊控制的自适应滤波算法通过模拟人的思维来处理不确定的信息,控制方法具有简单易行的特点^[4],得到了广泛的应用.

收稿日期:2010-09-03 网络出

网络出版时间:2011-05-24

基金项目: 多系统 GNSS 差分精密定位通用算法研究与软件设计资助项目(2009AA12Z314)

作者简介:田 易(1984-) ,女 ,中国科学院硕士研究生 E-mail: tianyi1984@126.com.

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20110524.1516.201106.119 068.html

Sasiadek [5-6] 首先将基于模糊控制的自适应卡尔曼滤波成功应用于 GPS/INS 组合导航系统中,之后该算法在组合导航系统中得到了越来越广泛的应用,算法也逐渐被完善. 然而,其在航姿参考系统中的应用却很少. 文献 [7] 以扩展卡尔曼滤波为基础 将模糊控制应用于航姿参考系统,提高了系统的精度,但由于扩展卡尔曼滤波的应用以及同时对系统噪声和观测噪声的实时估计,无疑增加了系统计算复杂度;而且其仅对系统的精度进行了实测分析,但对于系统受较大噪声干扰特别是时变噪声干扰时系统的稳定性和精度并没有进行详细分析. 笔者基于常规卡尔曼滤波,提出一种针对航姿参考系统的模糊控制自适应滤波算法,在提高系统精度的基础上,大大降低了系统的计算复杂度. 尤其在系统受到时变噪声和强噪声干扰时,该算法能够正确估计观测噪声特性,改善姿态精度,提高系统的稳定性和可靠性.

1 卡尔曼滤波

1.1 状态方程与观测方程

在组合导航系统中应用模糊自适应卡尔曼滤波确立系统状态方程时,常采用平台误差角作为状态向量. 然而 航姿参考系统中由于没有全球定位系统的辅助 在受到噪声干扰时,常常使得平台误差角过大而引起系统一阶近似误差. 在文献 [7]中,为避免一阶近似误差,采用扩展卡尔曼滤波,但计算量的增加及 Jacobians 矩阵的求解,都增加了系统的复杂度. 因此 笔者采用卡尔曼滤波,选取四元数误差矢量和陀螺仪的零偏误差矢量作为状态矢量,其融合了四元数的高阶误差量,避免了平台误差角过大而引起的一阶近似误差 [8]. 令系统的状态向量为 X(t) 则

$$X = \left[\mathbf{q}_{e1} \ \mathbf{q}_{e2} \ \mathbf{q}_{e3} \ \mathbf{\varepsilon}_{x} \ \mathbf{\varepsilon}_{y} \ \mathbf{\varepsilon}_{z} \right]^{T} , \qquad (1)$$

其中 q_e 表示四元数误差矢量; ϵ 表示陀螺仪零偏误差矢量.

系统的状态方程为

$$\begin{pmatrix} \dot{\boldsymbol{q}}_{e} \\ \Delta \dot{\boldsymbol{\varepsilon}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} - \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_{nb}^{b} \times \end{bmatrix} & \frac{1}{2} \boldsymbol{I}_{3\times 3} \\ \boldsymbol{\varrho}_{3\times 3} & \boldsymbol{\varrho}_{3\times 3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{q}_{e} \\ \Delta \boldsymbol{\varepsilon} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} \boldsymbol{I}_{3\times 3} & \boldsymbol{\varrho}_{3\times 3} \\ \boldsymbol{\varrho}_{3\times 3} & \boldsymbol{I}_{3\times 3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} W_{1}(t) \\ W_{2}(t) \end{pmatrix} , \qquad (2)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_{nb}^{b}$ 为在载体坐标系下,导航坐标系相对载体坐标系的角速度; $\left[\boldsymbol{\omega}_{nb}^{b}\times\right]$ 为 $\boldsymbol{\omega}_{nb}^{b}$ 的反对称矩阵. $\left[W_{1}(t),W_{2}(t)\right]^{T}$ 为系统状态噪声,是均值为0、方差为Q(t) 的高斯白噪声.

选取加速度计 a^b 和地磁传感器的输出 m^b 与重力加速度向量 \hat{a}^b 和地磁向量在载体坐标系中的投影 \hat{m}^b 的差值作为观测向量 ,系统的观测方程为[9]

$$\mathbf{Z}(t) = \begin{pmatrix} \delta \hat{\boldsymbol{a}}^{b} \\ \delta \hat{\boldsymbol{m}}^{b} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \cdot [\hat{\boldsymbol{a}}^{b} \times] & \boldsymbol{\theta}_{3\times 3} \\ 2 \cdot [\hat{\boldsymbol{m}}^{b} \times] & \boldsymbol{\theta}_{3\times 3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} q_{e} \\ \Delta \varepsilon \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} V_{1}(t) \\ V_{2}(t) \end{pmatrix} , \qquad (3)$$

其中,

$$\begin{cases}
\hat{\boldsymbol{a}}^{b} = \hat{\boldsymbol{C}}_{n}^{b} \cdot [0, 0, -g]^{T}, \\
\hat{\boldsymbol{m}}^{b} = \hat{\boldsymbol{C}}_{n}^{b} \cdot [\boldsymbol{m}_{x}^{n}, \boldsymbol{m}_{y}^{n}, \boldsymbol{m}_{z}^{n}]^{T},
\end{cases} (4)$$

 \hat{C}_{0}^{b} 为解算的捷联矩阵; $[V_{0}(t), V_{0}(t)]^{T}$ 为观测噪声 均值为 0 ,方差为 R(t).

1.2 滤波过程

将连续的状态方程与观测方程离散化 离散卡尔曼滤波过程如下[9]:

$$\begin{cases}
\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} = \begin{pmatrix} \hat{\boldsymbol{q}}_{e_{k|k-1}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{k|k-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{0} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{k-1} \end{pmatrix}, \\
\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \boldsymbol{Q}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^{\mathrm{T}}, \\
\boldsymbol{K}_{k} = \boldsymbol{P}_{k|k-1} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{H}_{k} \boldsymbol{P}_{k|k-1} \boldsymbol{H}_{k}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k} \right)^{-1}, \\
\boldsymbol{\alpha}_{k} = \boldsymbol{Z}_{k} - \boldsymbol{H}_{k} \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}, \\
\hat{\boldsymbol{X}}_{k} = \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{\alpha}_{k}, \\
\boldsymbol{P}_{k} = \left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{H}_{k} \right) \boldsymbol{P}_{k|k-1} \left(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{H}_{k} \right)^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{K}_{k} \boldsymbol{R}_{k} \boldsymbol{K}_{k}^{\mathrm{T}}, \\
\end{cases} \tag{5}$$

其中, $\hat{X}_{k|k-1}$ 为状态一步预测值; $P_{k|k-1}$ 为均方误差一步预测值; K_k 为最优滤波增益; α_k 为新息向量; \hat{X}_k 为状态估计; P_k 为均方误差估计.

基于上述标准卡尔曼滤波算法即可完成对误差向量的实时估计. 但在载体应用环境发生变化时,由于观测噪声的变化将使卡尔曼滤波的算法模型不再准确,从而导致估计不精确和算法不稳定等问题.

2 航姿参考系统中自适应卡尔曼滤波算法

针对标准卡尔曼滤波算法存在的问题 引入模糊控制理论 实时估计系统的观测噪声 进而对滤波模型进行实时修正 保证了卡尔曼滤波算法对载体环境的适应性 提高了系统稳定性.

2.1 系统结构

卡尔曼滤波需要系统噪声和观测噪声的先验信息,其中系统噪声可以通过对系统的大量反复试验来得到^[9].减少系统噪声的实时估计,可以降低系统的计算复杂度.然而,观测噪声则因受环境影响而无法获得,因此需要对观测噪声进行实时估计.

式(5) 中, α_k 又被称为残差向量,它反映了滤波模型的准确性^[6]. 自适应滤波的基本原理是通过监测残差的量测方差与理论方差的比值来对量测方差进行实时估计. 当模型准确时,比值应在 1 附近; 当观测噪声发生改变时,则其比值偏离 $1^{[10]}$ 需要对观测噪声进行修正.

根据上述思想 ,设计如图 1 所示的自适应卡尔曼滤波器结构. 目前 组合导航系统应用模糊自适应卡尔曼滤波时 ,由于系统的观测量之间具有相关性 ,因此都采用一个模糊控制模块 ,对观测噪声进行整体估计 ,然而这对于航姿参考系统来说却是不够的. 这是由于航姿参考系统中的观测向量包含的加速度信息和地磁信息是完全独立的 ,因此残差向量的量测方差 C_k 和理论方差 S_k 可以写成

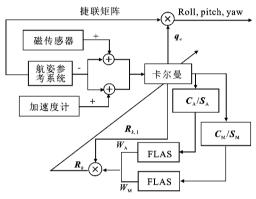


图 1 基于模糊控制的自适应卡尔曼滤波器 结构

$$C_{k} = \begin{bmatrix} C_{A} & C_{AM} \\ C_{MA} & C_{M} \end{bmatrix} , S_{k} = \begin{bmatrix} S_{A} & S_{AM} \\ S_{MA} & S_{M} \end{bmatrix} , (6)$$

其中, C_A 为加速度信息的量测方差; S_A 为理论方差; C_{AM} 、 C_{MA} 、 S_{AM} 、 S_{MA} 为加速度信息与地磁信息的量测协方差和理论协方差; C_M 、 S_M 为地磁信息的量测方差和理论方差。因此,当残差的量测方差发生变化时,无法分辨出是加速度计受到干扰还是磁传感器受到了干扰。为防止加速度计和磁传感器之间相互干扰,笔者提出的自适应卡尔曼滤波在常规卡尔曼滤波器的基础上增加了两个模糊控制自适应模块(FLAS),分别取加速度信息和磁传感器信息的方差矩阵用于计算。定义 $q_A = \operatorname{tr}(C_A) / \operatorname{tr}(S_A)$ 和 $q_M = \operatorname{tr}(C_M) / \operatorname{tr}(S_M)$ 作为两个模糊控制模块的输入来监测观测噪声,其中 $\operatorname{tr}(C_A)$ 为取矩阵的迹。

自适应模块的输出为修正权值,用来修正加速度计和磁传感器的观测噪声,从而当系统的观测噪声未知时,可以对观测噪声进行实时的、精确的估计,保证了系统的稳定性.

2.2 残差的量测方差与理论方差

令残差的量测方差为

$$\boldsymbol{C}_{k} = \boldsymbol{\alpha}_{k} \boldsymbol{\alpha}_{k}^{\mathrm{T}} \quad . \tag{7}$$

由于噪声干扰,常使得量测方差波动较大,因此需要对其进行数据平滑操作。目前在模糊自适应滤波算法中,经常是对一段时间内的量测方差求算数平均值。但由于观测噪声为时变噪声,对新数据敏感,可对其取较大权值;而陈旧的数据则应该逐渐遗忘 权值也相应地较小。因此,笔者应用了遗忘因子,定义遗忘因子为 $d_k = (1-b)/(1-b^{k+1})$,式中 b 为遗忘因子中的参数 (0 < b < 1).根据 b 的取值,设定窗函数的长度,通常 b 取值范围为 $0.95 \sim 0.995$.平滑新息量测方差为

$$\boldsymbol{C}_{k} = (1 - d_{k}) \cdot \boldsymbol{C}_{k-1} + d_{k} \cdot \boldsymbol{\alpha}_{k} \boldsymbol{\alpha}_{k}^{\mathrm{T}} . \tag{8}$$

在卡尔曼滤波中 残差的理论方差定义为[6]

$$S_k = \boldsymbol{H}_k \left(\boldsymbol{\Phi}_{k k-1} \boldsymbol{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \right) \boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \quad . \tag{9}$$

2.3 模糊控制自适应模块

模糊控制模块根据模糊推理将输入模糊化输出. 模糊推理是用来描述事物的模糊性 ,用隶属函数 $\mu_A(x)$ 来描述元素 x 隶属于模糊集合 A 的程度 ,隶属函数的取值范围为 $[0,1]^{[11]}$. 模糊推理是一个多输入单输出 (MISO) 系统 ,其推理规则如下 [5] :

IF
$$x_1$$
 is A_1 and x_2 is A_2 and \cdots and x_n is A_n , THEN out $= g(\cdot)$.

系统中的加速度模糊控制模块和地磁模糊控制模块采用相同的 输入、输出隶属度函数 如图 2 所示.

根据输入隶属度函数,可判断噪声的变化为:

If
$$q \in [0.5 \ 0.7]$$
 then '<1';

If
$$q \in [0.7, 1.3]$$
, then '=1';

If
$$q \in [1.3, 1.5]$$
 then '>1'.

根据输出隶属度函数,可得到输出的权值为:

If '>1' ,then
$$W = 0.3 \cdot \beta + 1$$
;

If '=1' then
$$W = 1 + 0.2 \cdot (1 - \beta) \cdot \text{sign}(q - 1)$$
;

If '<1' ,then
$$W = 1 - 0.3 \cdot \beta$$
.

其中,β为根据输入隶属度函数求得的隶属模糊度.

2.4 观测噪声的实时修正

模糊控制模块分别输出权值 W_{A} 和 W_{M} . 在式(5) 中增加对观测噪声估计的方程 分别对加速度计观测噪声和磁传感器观测噪声进行实时修正:

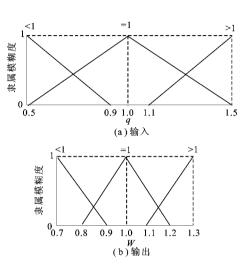


图 2 输入、输出隶属度函数

$$\boldsymbol{R}_{k} = \begin{bmatrix} W_{A} & 0 \\ 0 & W_{M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_{A_{k-1}} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{R}_{M-1} \end{bmatrix} = \boldsymbol{W} \cdot \boldsymbol{R}_{k-1} \quad . \tag{10}$$

3 仿真试验与结果分析

仿真实现载体的摇摆实验 即载体的俯仰角、横滚角、航向角分别按照正弦进行摇摆 摇摆模型如下:

$$\begin{cases} p = p_{m} \sin(\omega_{p}t) + p_{0} , \\ r = r_{m} \sin(\omega_{r}t) + r_{0} , \\ y = y_{m} \sin(\omega_{y}t) + y_{0} , \end{cases}$$

$$(11)$$

其中, $p_{\rm m}=1^{\circ}$ $r_{\rm m}=1^{\circ}$ $r_{\rm m}=5^{\circ}$,下角标 m 表示振幅;振荡角速度为 $\omega_p=\pi/10$ $\omega_r=\pi/15$ $\omega_y=\pi/20$;初始值 $p_0=10^{\circ}$ $r_0=10^{\circ}$ $r_0=30^{\circ}$;仿真采样时间为 0.01 s;陀螺噪声为 10° /h,而加速度计的噪声为 $10\times9.8~\mu{\rm m/s}^2$,磁传感器的噪声为 10^{-13} T.

3.1 时不变噪声仿真

在仿真过程中,保持观测噪声时不变,分别经过常规卡尔曼滤波和自适应卡尔曼滤波的结果如图 3 所示. 当噪声时不变时,自适应卡尔曼的滤波效果稳定,在俯仰角和横滚角的滤波结果甚至要优于常规卡尔曼滤波. 从图 3 中可以看到,俯仰角、横滚角误差不超过 0.2°; 航向角误差不超过 0.3°.

3.2 时变噪声仿真

对有噪声干扰的情况,为加速度计和磁传感器增加时变噪声. 在 $1 \sim 60 \,\mathrm{s}$ 时,加速度计和磁传感器为 1 倍噪声; 在 $61 \sim 120 \,\mathrm{s}$ 时,噪声方差扩大 5 倍($7 \,\mathrm{dB}$); 在 $121 \sim 180 \,\mathrm{s}$ 时,噪声方差扩大 10 倍($10 \,\mathrm{dB}$); 在 $181 \sim 240 \,\mathrm{s}$ 时,噪声方差扩大 20 倍($13 \,\mathrm{dB}$). 经 MATLAB 仿真,常规卡尔曼滤波和自适应卡尔曼滤波结果如图 4 所示.

当噪声时变时,从仿真结果可以明显看出,由于时变观测噪声的影响,常规卡尔曼滤波结果在 5 倍噪声时 姿态角误差突然增大;在 20 倍噪声处,俯仰角、横滚角误差已超过 0.5° 航向角误差甚至接近于 1° 滤波

误差明显增大,并有明显的发散趋势. 然而,经过自适应卡尔曼滤波后,俯仰角、横滚角的误差稳定控制在0.3°以内,航向角误差则控制在0.5°以内,滤波结果收敛明显. 由此可以看出,在噪声时变时,笔者提出的方法明显提高了系统的滤波精度.

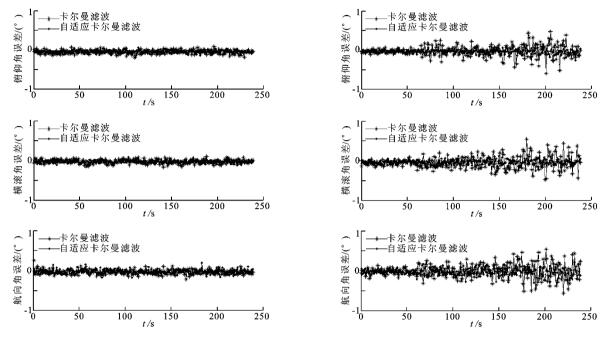


图 3 时不变噪声时的误差角

图 4 时变噪声时的误差角

3.3 强噪声干扰仿真

在航姿参考系统中 通过磁传感器感应的磁场来确定载体的航向角. 然而,由于电子产品的广泛应用,使得环境中电磁干扰现象严重,电磁干扰信号常常是微弱的地磁信号的上百倍. 因此在仿真过程中,将地磁信号的噪声扩大到1000倍,进行强噪声干扰仿真,分别用常规卡尔曼滤波和自适应卡尔曼滤波 结果如图 5 所示.

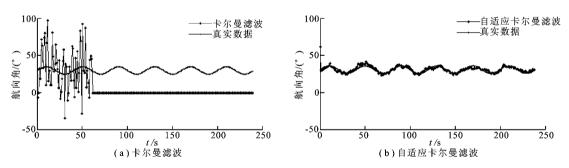


图 5 强噪声干扰时的航向角

从仿真结果可以明显看出。经过常规卡尔曼滤波输出的航向角在60 s 之前已毫无滤波效果。在60 s 之后滤波发散。这是由于对系统观测噪声估计不准确。使输出的估计误差值错误。用错误的估计误差值修正四元数。使四元数超出其数据范围、输出零值航向角。而对观测噪声的准确估计。使经过自适应卡尔曼滤波输出的航向角收敛很好。由此可以看出。在强噪声干扰的情况下。笔者提出的自适应滤波算法具有良好的稳定性,大大提高了系统的抗干扰能力。

4 总 结

基于模糊控制理论 笔者提出了一种针对航姿参考系统的自适应卡尔曼滤波方法 在观测噪声统计特性受到外界环境干扰的情况下,依然能保证卡尔曼滤波精度. 与文献 [7] 采用基于 EKF 的模糊自适应滤波相 (下转第122页)

- [4] 杜剑侠,李凤霞,战守义. 面向数字地球的海量地形技术研究[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2007, 28(2): 121-124. Du Jianxia, Li Fengxia, Zhan Shouyi. Research on Massire Terrain in Oriented to Digital-Earth [J]. Journal of North University of China: Natural Science Edition, 2007, 28(2): 121-124.
- [5] 张立强. 构建三维数字地球的关键技术研究 [D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2004.
- [6] 杜莹. 全球多分辨率虚拟地形环境关键技术的研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学测绘学院,2005.
- [7] 谷千束. 先进显示器技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2002: 16, 167-168, 180.
- [8] 穆良柱,张海军. 立体影像显示原理及其技术发展[J]. 物理实验,2008,28(1):9-43.

 Mu Liangzhu, Zhang Haijun. Principles and Applications of Three Dimensional Video Display [J]. Physics Experimentation, 2008, 28(1):9-43.
- [9] Bourke P. Creating and Viewing Anaglyphs [EB/OL]. [2010-06-22]. http://local.wasp.uwa.edu.au/~pbourke/texture_colour/anaglyph/index.html.
- [10] Bourke P. Offaxis Frustums-OpenGL [EB/OL]. [2010-06-22]. http://local.wasp.uwa.edu.au/~pbourke/miscellaneous/stereographics/stereorender/index.html.
- [11] 彭国伦. 3D 绘图程序设计: 使用 Direct3D IO/9 和 OpenGL 2.0 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.

(编辑: 高西全)

(上接第107页)

比 笔者选择四元数和陀螺零偏误差量作为状态向量 基于常规卡尔曼滤波降低了系统的计算复杂度. 在噪声修正部分 笔者提出的算法对观测噪声进行实时估计 提高了系统的实时性. 对受到时变干扰及强噪声干扰的情况进行了详细分析 .仿真结果表明笔者提出的自适应滤波在运算量没有明显增加的前提下 .提高了系统的精度和抗干扰能力.

参考文献:

- [1] Kim K H, Lee J G, Park C G. Adaptive Two-Stage Extended Kalman Filter for a Fault-Tolerant INS-GPS Loosely Coupled System[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(1): 125-137.
- [2] 赵龙. 新型自适应卡尔曼滤波算法及其应用[J]. 压电与声光, 2009, 31(6): 908-911.

 Zhao Long. A New Type of Adaptive Kalman Filtering Algorithm and Its Application[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2009, 31(6): 908-911.
- [3] 高为广,杨元喜,张双成. 顾及动力学模型误差影响的 GPS/INS 组合导航自适应滤波算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008: 33(2): 191-194.
 - Gao Weiguang, Yang Yuanxi, Zhang Shuangcheng. GPS/INS Adaptive Filtering Considering the Influences of Kinematic Model Errors[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008, 33(2): 191-194.
- [4] 过润秋,洪旭,苏旺旺. 基于模糊控制理论的二级倒立摆控制算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2006, 33(1): 111-15. Guo Runqiu, Hong Xu, Su Wangwang. The Control Arithmetic for the Double Inverted Pendulum Based on the Fuzzy Control Theory [J]. Journal of Xidian University, 2006, 53(1): 111-115.
- [5] Sasiadek J Z. Sensor Fusion Based on Fuzzy Kalman Filtering for Autonomous Robot Vehicle [C]//Proc of the 1999 IEEE International Conference on Robotics & Automation. Michigan: IEEE, 1999: 2970-2975.
- [6] Sasiadek J Z. Fuzzy Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS Data Fusion[C]//Proc of the 15th IEEE International Symposium on Intelligent Control. Greece: IEEE, 2000: 181-486.
- [7] Qin Wei, Yuan Weizheng, Chang Honglong. Fuzzy Adaptive Extended Kalman Filter for Miniature Attitude and Heading Reference System[C]//Proc of the 2009 4th IEEE International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems. New York: IEEE, 2009: 1026-1030.
- [8] Demoz G E. A Gyro-Free Quaternion-Based Attitude Determination System Suitable for Implementation Using Low Cost Sensors [C]// IEEE Plans Position Location and Navigation Symposium. New York: IEEE, 2000: 185-192.
- [9] 夏琳琳. 低成本航姿参考系统/GPS 紧耦合融合滤波技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008: 33-42.
- [10] 徐田来. 基于模糊自适应卡尔曼滤波的 INS/GPS 组合导航系统算法研究[J]. 宇航学报, 2005, 26(5): 571-575. Xu Tianlai. Research on GPS/INS Integrated Navigation System Based on Fuzzy Adaptive Kalman Filtering[J]. Journal of Astronautics, 2005, 26(5): 571-575.
- [11] Han L R. A Fuzzy-Kalman Filtering Strategy for State Estimation [D]. Saskatoon: University of Saskatchewan, 2004: 12-30.

(编辑: 郭 华)