

多星座组合导航自适应联合卡尔曼滤波算法研究

孙永荣, 吴 玲, 赵 伟, 刘建业

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘 要: 针对多星座卫星组合导航, 提出了一种自适应联合卡尔曼滤波算法, 采用描述机动载体运动的“当前”统计模型, 直接从各卫星导航系统接收机输出的定位信息入手, 将各种误差因素的影响等效为一个总误差, 建立一种动态定位的自适应卡尔曼滤波模型。为了进一步提高滤波器的动态性能, 通过引入调整系数、加权因子和自适应调节量对自适应滤波算法进行了改进, 并分别对 GPS、GLONASS 和 GALILEO 系统设计了自适应子滤波器, 然后采用联合滤波算法对各个子滤波器进行数据融合处理, 最后对 GPS/GLONASS/GALILEO 组合导航系统进行了仿真验证, 结果表明, 该算法增强了滤波器的跟踪能力, 改善了滤波效果, 提高了定位精度。

关键词: 组合导航; 自适应滤波; 卡尔曼滤波; 定位精度

中图分类号: V448 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2009)05-1879-06

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2009.05.022

0 引言

随着全球信息化的快速发展, 卫星导航系统已经成为全球发展最快的三大信息产业之一。为了充分利用各种卫星导航系统, 进一步提高导航定位精度和可靠性, 从而将目前广泛使用的 GPS 全球定位系统、不断完善中的 GLONASS 系统以及正在建设中的欧洲 GALILEO 卫星系统组合起来, 构成多星座组合导航系统。为了提高导航定位的精度和可靠性, 组合导航系统多应用联合卡尔曼滤波技术进行多种导航系统信息的融合^[1-2]。

本文针对 GPS/GLONASS/GALILEO 多星座组合导航定位系统基于卡尔曼滤波提出了一种自适应联合卡尔曼滤波算法, 并进行了仿真研究。该滤波器首先对每个子滤波器进行自适应卡尔曼滤波, 采用描述机动载体运动的“当前”统计模型, 直接从各卫星导航系统接收机输出的定位信息入手, 将各种误差因素的影响等效为一个总误差, 建立一种动态定位自适应卡尔曼滤波模型, 利用线性卡尔曼滤波器进行动态定位数据的处理, 然后对各星座导航系统滤波输出采用联合滤波算法实现组合导航系统联合卡尔曼滤波。

1 数学模型的建立

1.1 系统方程的建立

由于 GPS、GLONASS 和 GALILEO 的卫星星座分布基本相似, 因此可以采用相同的方法建立数学模型, 不妨以 GPS 系统为例进行建模。研究表明, 将 GPS 定位的各种误差源在各方向上造成的总误差等效为一个当前均值和一个符合一阶马尔可夫过程的有色噪声的和, 利用线性卡尔曼滤波器进行动态定位数据的滤波处理是可行的^[3]。

选取状态变量为:

$$X = [x \ v_x \ a_x \ \varepsilon_x \ y \ v_y \ a_y \ \varepsilon_y \ z \ v_z \ a_z \ \varepsilon_z]^T, \text{ 式}$$

中, $x, v_x, a_x, y, v_y, a_y, z, v_z, a_z$ 分别表示 GPS 机动载体在 3 个坐标轴方向上的位置、速度和加速度分量; $\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z$ 分别表示各种误差源在 3 个坐标轴方向上造成的总的位置误差。

在研究动态定位的最优问题时, 首先需要建立比较准确合理的运动模型。目前已有多种运动模型, 如: 微分多项式模型、CV(常速)与 CA(常加速)模型、时间相关模型、半马尔可夫模型、Noval 统计模型及机动载体“当前”统计模型。其中 CV 与 CA 模型适用于匀速或匀加速运动, 一阶时间相关模型(Singer 模型)适用于等速和等加速范围的载体运动。

对于实际载体运动,一般采用机动载体的“当前”统计模型,能够更准确更合理地描述载体的运动状态。其本质是非零均值时间相关模型,均值为“当前”加速度预测值,随机机动加速度在时间轴上符合一阶时间相关过程^[4]。由此可得,系统的状态方程可描述为:

$$\dot{X}(t) = AX(t) + U(t) + W(t) \quad (1)$$

式中: $A = \text{diag}(A_x \ A_y \ A_z)$,

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1/\tau_{ai} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1/\tau_i \end{bmatrix} \quad i = x, y, z$$

$$U(t) = \left[0 \ 0 \ \frac{\bar{a}_x}{\tau_{ax}} \ 0 \ 0 \ 0 \ \frac{\bar{a}_y}{\tau_{ay}} \ 0 \ 0 \ 0 \ \frac{\bar{a}_z}{\tau_{az}} \ 0 \right]^T$$

$$W(t) = [0 \ 0 \ \omega_{ax} \ \omega_x \ 0 \ 0 \ \omega_{ay} \ \omega_y \ 0 \ 0 \ \omega_{az} \ \omega_z]^T,$$

式中, τ_x, τ_y, τ_z 分别为对应马尔可夫过程的相关时间常数; $\tau_{ax}, \tau_{ay}, \tau_{az}$ 分别为加速度相关时间常数; $\omega_{ax}, \omega_{ay}, \omega_{az}, \omega_x, \omega_y, \omega_z$ 分别为 $(0, \sigma_{ax}^2), (0, \sigma_{ay}^2), (0, \sigma_{az}^2), (0, \sigma_x^2), (0, \sigma_y^2), (0, \sigma_z^2)$ 的高斯白噪声; $\bar{a}_x, \bar{a}_y, \bar{a}_z$ 是 3 个坐标轴上的“当前”加速度均值。

1.2 量测方程的建立

取 GPS 输出的 3 个坐标轴方向上的定位结果 L_x, L_y, L_z 为测量值, L_i 由状态变量 i 、一阶马尔可夫过程 ε_i 和量测噪声 ω_{li} 组成,其中 ω_{li} 为 $(0, R_i^2)$ 的高斯白噪声 ($i = x, y, z$), 则:

$$L_x = x + \varepsilon_x + \omega_{lx},$$

$$L_y = y + \varepsilon_y + \omega_{ly},$$

$$L_z = z + \varepsilon_z + \omega_{lz}$$

记: $Z = L = [L_x \ L_y \ L_z]^T$, 则量测方程为:

$$Z = HX + V \quad (2)$$

其中, H 为量测矩阵, V 为量测噪声矢量。

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$V = [\omega_{lx} \ \omega_{ly} \ \omega_{lz}]^T$$

根据系统可观测性判据,因为 $\text{rank}[H^T \ (HA)^T \ (HA^2)^T \ \dots \ (HA^{11})^T]^T = 12$, 故系统是完全可观测的。

2 卡尔曼滤波方程的建立

由式(1)、(2)知,上述模型是一个典型的线性

卡尔曼滤波模型^[5]。设采样周期为 T , 建立离散卡尔曼滤波方程如下:

状态一步预测方程

$$\hat{X}(k+1/k) = \Phi_1(k+1/k) \hat{X}(k) \quad (3)$$

一步预测均方误差方程

$$P(k+1/k) = \Phi(k+1/k)P(k)\Phi^T(k+1/k) + Q(k) \quad (4)$$

状态估计方程

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1) &= \hat{X}(k+1/k) + K(k+1) \cdot \\ & [Z(k+1) - H(k+1) \hat{X}(k+1/k)] \end{aligned} \quad (5)$$

估计均方误差方程

$$P(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1/k) \quad (6)$$

滤波增益方程

$$\begin{aligned} K(k+1) &= P(k+1/k)H^T(k+1) \cdot \\ & [H(k+1)P(k+1/k)H^T(k+1) + \\ & R(k+1)]^{-1} \end{aligned} \quad (7)$$

系统噪声协方差阵

$$Q = \text{diag}[0 \ 0 \ \sigma_{ax}^2 \ \sigma_x^2 \ 0 \ 0 \ \sigma_{ay}^2 \ \sigma_y^2 \ 0 \ 0 \ \sigma_{az}^2 \ \sigma_z^2] \quad (8)$$

量测噪声协方差阵

$$R = \text{diag}[R_x^2 \ R_y^2 \ R_z^2] \quad (9)$$

式(3)中,

$$\Phi_1(k+1/k) = \begin{bmatrix} \Phi_{1x}(k+1/k) & & & \\ & \Phi_{1y}(k+1/k) & & \\ & & & \\ & & & \Phi_{1z}(k+1/k) \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{1i} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-T/\tau_i} \end{bmatrix} \quad i = x, y, z$$

式(4)中的 $\Phi(k+1/k)$ 为系统转移矩阵 A 的离散化矩阵,令:

$$\Phi(k+1/k) = \begin{bmatrix} \Phi_x(k+1/k) & & & \\ & \Phi_y(k+1/k) & & \\ & & & \\ & & & \Phi_z(k+1/k) \end{bmatrix}$$

由线性系统理论可得

$$\Phi_x(k+1/k) = \begin{bmatrix} 1 & T & (\frac{T}{\tau_{ax} - 1 + e^{-T/\tau_{ax}}})\tau_{ax}^2 & 0 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-T/\tau_{ax}})\tau_{ax} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T/\tau_{ax}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-T/\tau_x} \end{bmatrix} \quad (10)$$

同样,可以得到 $\Phi_y(k+1/k)$ 和 $\Phi_z(k+1/k)$ 。

3 自适应卡尔曼滤波算法

3.1 自适应算法的建立

直接利用上述建立的卡尔曼滤波模型进行动态定位实时滤波时,发现滤波器的动态性能较差,有时甚至发散^[6-8]。这是因为所建立的模型与真实情况存在误差,且某些状态变量会发生突变所致。为了解决这一问题,本文提出了自适应卡尔曼滤波算法。

由于当前加速度只能在前一时刻的邻域内波动,因此可以把加速度的一步预测值看作“当前”加速度均值,建立加速度均值自适应算法。下面以 x 轴为例,说明 3 个机动加速度均值 $\bar{a}_x, \bar{a}_y, \bar{a}_z$ 的自适应算法和加速度方差 $\sigma_{ax}^2, \sigma_{ay}^2, \sigma_{az}^2$ 的确定方法^[4]。

均值: $\bar{a}_x(k+1) = \hat{a}_x(k+1/k)$

方差:

$\sigma_{ax}^2 = \frac{4 - \pi}{\pi} [a_{x\max} - \hat{a}_x(k)]^2$ 当前加速度为定时;

$\sigma_{ax}^2 = \frac{4 - \pi}{\pi} [a_{x\min} + \hat{a}_x(k)]^2$ 当前加速度为负时;

式中 a_{\max} 为已知载体加速度分量正上限; a_{\min} 为已知载体加速度分量负下限。同理可得 y 轴和 z 轴方向上的机动加速度均值和方差的自适应算法。

同时,从式(4)可以看出,均方误差矩阵 $P(k+1/k)$ 应是正定对称阵。然而由于滤波过程计算会累计误差,使 $P(k+1/k)$ 失去正定对称性,也会导致滤波发散。因此,文中通过引入自适应遗忘因子 $\lambda(k+1)$,用遗忘因子限制卡尔曼滤波器的记忆长度,以便充分利用“现时”的测量数据,改善滤波器的动态性能。

此时,一步预测均方误差方程变为:

$P(k+1/k) = \lambda(k+1)\Phi(k+1/k)P(k) \cdot \Phi^T(k+1/k) + Q(k)$ (11)

遗忘因子的确定方法^[9]如下:

$\lambda(k+1) = \max\{1, \text{tr}[N(k+1)]/\text{tr}[M(k+1)]\}$ (12)

$M(k+1) = H(k+1)\Phi(k+1/k)P(k) \cdot \Phi^T(k+1/k)H^T(k+1)$ (13)

$N(k+1) = C_0(k+1) - H(k+1)Q(k+1) \cdot H^T(k+1) - R(k+1)$ (14)

$C_0(k+1) = \begin{cases} \frac{\lambda(k)v(k+1)v^T(k+1)}{1 + \lambda(k)} & (k > 1) \\ \frac{1}{2}v(1)v^T(1) & (k = 0) \end{cases}$ (15)

$v(k+1) = L(k+1) - H(k+1)\hat{X}(k+1/k)$ (16)

该自适应算法与现有的衰减记忆滤波算法^[10]相比,不需要修改系统噪声和量测噪声的统计特性,因此计算量较小,更适合工程实际应用。

3.2 自适应算法的改进

将上述的自适应滤波算法应用于仿真过程中发现,尽管滤波器的收敛效果得到改善,但是动态滤波效果还不理想,原因在于如果状态发生突变, $\lambda(k+1)$ 尽管大于 1 但仍然太小,滤波器跟踪能力不强。为此,文中将进一步对算法加以改进,以提高系统的动态性能。

(1) 引入调整系数 α

$\lambda(k+1) = \max\{1, \alpha \cdot \text{tr}[N(k+1)]/\text{tr}[M(k+1)]\}$ (17)

式中 α 称为调整系数 ($\alpha > 1$)。 α 的引入人为地加大了 $\lambda(k+1)$,强制提高了滤波器的跟踪性能。

(2) 引入自适应加权因子 d

$N(k+1) = dC_0(k+1) - H(k+1)Q(k) \cdot H^T(k+1) - R(k+1)$ (18)

d 根据估计残差 $v(k+1)$ 的大小进行确定:

$d = \begin{cases} d_0 & (v(k+1)v^T(k+1) \geq U) \\ 1 & (v(k+1)v^T(k+1) < U) \end{cases}$

d 的引入加强了 $\lambda(k+1)$ 根据估计残差变化的调节能力。

(3) 引入自适应调节量 β

$N(k+1) = dC_0(k+1) - H(k+1)Q(k) \cdot H^T(k+1) - R(k+1) + \beta$ (19)

β 由下式确定:

$\beta = [\hat{x}_i(k+1) - \hat{x}_i(k)]^2 \eta$ (20)

β 的引入加大了突变状态变量对 $\lambda(k+1)$ 的影响。

该改进的自适应算法与传统的强跟踪滤波算法^[11]相比,能够自适应调节预测均方差加权因子,增大滤波增益,从而增强了目标发生突发机动时的

跟踪能力。

4 组合导航系统联合滤波器实现

根据上述方法分别对 GPS、GLONASS 和 GALILEO 卫星导航系统设计相应的自适应子滤波器,然后采用联合滤波算法,实现组合导航联合卡尔曼滤波^[12]。多星座组合导航系统联合滤波器如图 1 所示。该联合滤波器由 3 个自适应子滤波器和 1 个主滤波器组成,各子滤波器单独工作,主滤波器只进行数据融合。

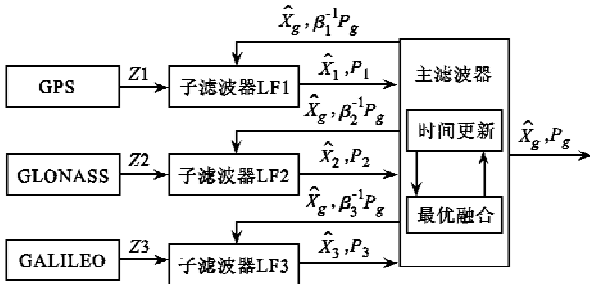


图 1 组合导航系统联合滤波器

Fig. 1 Federated filter of integrated navigation system

主滤波器对各个子滤波器进行信息融合的算法为:

$$P_{g,k}^{-1} = \sum_{i=1}^3 P_{i,k}^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{X}_{g,k} = P_{g,k} \sum_{i=1}^3 P_{i,k}^{-1} \hat{X}_{i,k} \quad (22)$$

信息分配方式为:

$$P_{i,k} = \beta_i^{-1} P_{g,k}, \quad \hat{X}_{i,k} = \hat{X}_{g,k} \quad (23)$$

其中, $P_{g,k}, \hat{X}_{g,k}$ 表示 k 时刻全局均方误差估计值; $P_{i,k}, \hat{X}_{i,k}$ 表示 k 时刻第 i 个子滤波器的方差和估计值; β_i 为信息分配系数。

5 仿真结果与分析

利用上述自适应卡尔曼滤波模型,设计每个子系统滤波器,并对输出的 x, y 轴(经度、纬度)定位结果进行实时滤波处理。各个系统均选取初始条件为:

$$x(0) = L_x(0), v_x(0) = 0\text{m/s}, a_x(0) = 0\text{m/s}^2,$$

$$y(0) = L_y(0), v_y(0) = 0\text{m/s}, a_y(0) = 0\text{m/s}^2$$

$$\varepsilon_x(0) = \varepsilon_y(0) = 0, P(0) = 0$$

有关参数分别选取^[13]为:GPS 系统中 $\tau_{ax} = \tau_{ay} =$

$10.0, \sigma_{ax}^2 = \sigma_{ay}^2 = (3.0)^2, \tau_x = \tau_y = 0.1, \sigma_x^2 = \sigma_y^2 = (10.0)^2, R_x^2 = R_y^2 = (1 \times 10^{-3})^2$; GLONASS 系统中 $\tau_{ax} = \tau_{ay} = 1.0, \sigma_{ax}^2 = \sigma_{ay}^2 = (4.0)^2, \tau_x = \tau_y = 0.1, \sigma_x^2 = \sigma_y^2 = (23.0)^2, R_x^2 = R_y^2 = (5 \times 10^{-3})^2$; GALILEO 系统中 $\tau_{ax} = \tau_{ay} = 100, \sigma_{ax}^2 = \sigma_{ay}^2 = (1.5)^2, \tau_x = \tau_y = 0.1, \sigma_x^2 = \sigma_y^2 = (5.0)^2, R_x^2 = R_y^2 = (1 \times 10^{-4})^2$ 。相关调整参数均选取为 $\alpha = 4, d_0 = 500, U = 120^2, \eta = 10^4$ 。采样周期取 $T = 1\text{s}$ 。组合导航系统联合滤波器中信息分配系数取为: $\beta_1 = \frac{1}{3}$ (GPS), $\beta_2 = \frac{1}{6}$ (GLONASS), $\beta_3 = \frac{1}{2}$ (GALILEO)。

仿真中飞机的初始位置为北纬 32° 、东经 118° 、飞行高度为 300m ;飞机的初始速度为 300m/s ,航向正北。其飞行轨迹包括爬升、平飞、变速和转弯等各种飞行状态,仿真共进行了 1000s 。其航迹如图 2 所示。对各个星座分别设计了星座仿真器仿真输出定位结果,然后进行组合系统滤波算法仿真验证。按照上述仿真条件得到仿真结果分别如图 3、4 所示。

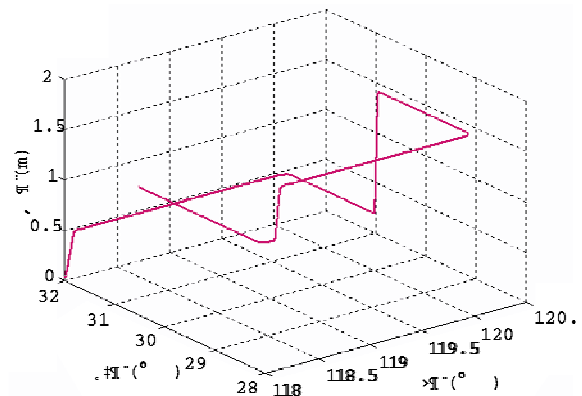


图 2 动态飞行航迹

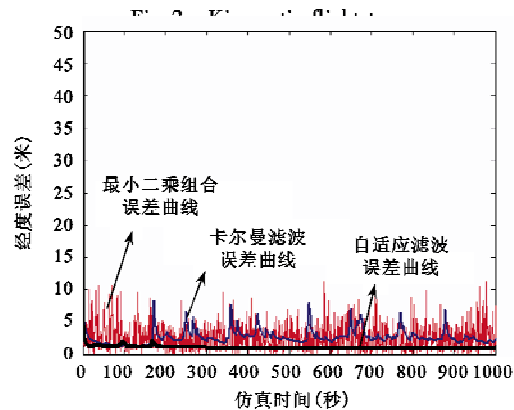


图 3 经度方向误差曲线

Fig. 3 Curve of longitude position error

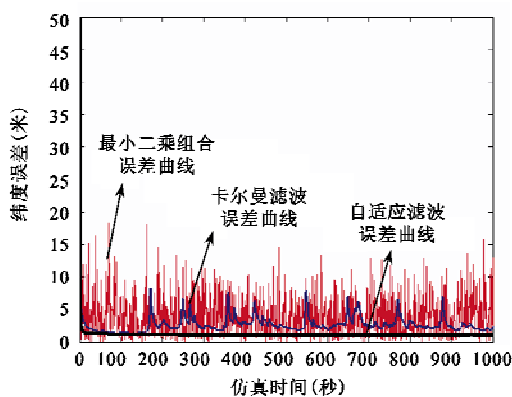


图 4 纬度方向误差曲线
Fig. 4 Curve of latitude position error

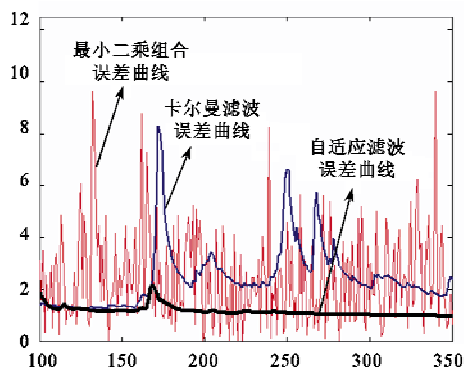


图 5 机动局部放大误差曲线
Fig. 5 Curve of maneuvering partial amplifier

从仿真结果可以看出,采用自适应联合卡尔曼滤波算法使滤波器的动态性能得到了比较明显的提高。在状态机动时,该滤波器也具有较好的跟踪能力,如图 5 所示,载体机动的局部放大误差曲线。从仿真曲线的比较可以看出,滤波精度相比于普通卡尔曼滤波器提高了,性能得到了明显的改善。滤波前后所获得的组合导航系统稳态误差统计值如表 1 所示。

表 1 组合导航系统的稳态误差统计值
Table 1 The steady state error value of integrated navigation system

误差项	均值(m)		方差(m ²)	
	经度	纬度	经度	纬度
最小二乘组合	2.825	4.233	4.744	10.537
卡尔曼滤波	2.724	2.725	2.427	2.424
自适应滤波	1.058	1.048	1.325	1.311

6 结束语

本文通过对多星座组合导航自适应卡尔曼滤波

算法的研究,并对 GPS/GLONASS/GALILEO 多星座组合系统进行了仿真验证,结果表明本文提出的多星座组合导航自适应联合卡尔曼滤波算法能够增强滤波器的跟踪能力,改善滤波效果,提高了定位精度。随着 GALILEO 系统的建成和投入使用,特别是我国正在筹划的北斗二代导航系统的建设,使得多星座组合导航系统的研究具有更加重要的意义。

参考文献:

[1] 徐帆,房建成,全伟. SINS/CNS/GPS 组合导航系统半物理仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 332 - 335. [XU Fan, FANG Jian-chen, QUAN Wei. Hardware in-the-loop simulation of SINS/CNS/GPS integrated navigation system[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(2): 332 - 335.]

[2] 秦永元,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安:西北工业大学出版社, 1998. [QIN Yong-yuan, ZHANG Hong-yue, WANG Shu-hua. Principle of Kalman Filtering and Integrated Navigation[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1998.]

[3] 贾志军,单甘霖,程兴亚,等. GPS 动态定位中的自适应扩展卡尔曼滤波算法[J]. 军械工程学院学报, 2001, 13(2): 39 - 43. [JIA Zhi-jun, SHAN Gan-lin, CHENG Xing-ya, et al. The adaptive extended Kalman filter algorithm in GPS positioning for moving vehicles[J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2001, 13(2): 39 - 43.]

[4] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社, 1991: 134 - 153. [ZHOU Hong-ren, JING Zhong-liang, WANG Pei-de. Tarking of Maneuvering Targets[M]. Beijing: The National Defense Industrial Press, 1991: 134 - 153.]

[5] 刘婵媛,陈国光. 基于 GPS 的卡尔曼滤波技术研究[J]. 弹箭与制导学报, 2006, 26(4): 110 - 112. [LIU Chan-yuan, CHEN Guo-guang. The researching of Kalman filtering based on GPS[J]. Journal of Projectiles; Rockets; Missiles and Guidance, 2006, 26(4): 110 - 112.]

[6] Romanenko A, Castro J. The unscented filter as an alternative to the EKF for nonlinear state estimation: a simulation case study [J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28(3): 347 - 355.

[7] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401 - 422.

[8] Mosallaei M, Salahshoor K, Bayat M. Centralized and decentralized process and sensor fault monitoring using data fusion based on adaptive extended Kalman filter algorithm[J]. Measurement (2008), Doi:10.1016/j.measurement, 2008, 2(9).

[9] 徐景硕,秦永元,彭蓉. 自适应卡尔曼滤波器渐消因子选取方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(11): 1552 - 1554. [XU Jing-shuo, QIN Yong-yuan, PENG Rong. New

- method for selecting adaptive Kalman filter fading factor[J]. *System Engineering and Electronics*, 2004, 26(11): 1552 - 1554.]
- [10] 叶彪, 杨博. 一种采用衰减记忆滤波的环月航天器自主导航方法研究[J]. *宇航学报*, 2006, 27(5): 1096 - 1101. [YE Biao, YANG Bo. Autonomous deep space navigation based on fading memory filtering[J]. *Journal of Astronautics*, 2006, 27(5): 1096 - 1101.]
- [11] 孙福明, 吴秀清, 祁凯. 基于当前统计模型的自适应强跟踪算法[J]. *数据采集与处理*, 2008, 23(2): 191 - 195. [SUN Fu-ming, WU Xiu-qing, QI Kai. Adaptive strong tracking algorithm based on current statistical model[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2008, 23(2): 191 - 195.]
- [12] 李正强, 王宏力, 杨益强, 等. 信息融合技术在组合导航系统中的应用[J]. *飞行力学*, 2006, 24(1): 89 - 92. [LI Zheng-qiang, WANG Hong-li, YANG Yi-qiang, et al. Information fusion technique and its application in integrated navigation [J]. *Flight Dynamics*, 2006, 24(1): 89 - 92.]
- [13] 于德新, 杨兆升, 刘雪杰. 基于卡尔曼滤波的 GPS/DR 导航信息融合方法[J]. *交通运输工程学报*, 2006, 6(2): 65 - 69. [YU De-xin, YANG Zhao-sheng, LIU Xue-jie. GPS/DR navigation data fusion method based on Kalman filter[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2006, 6(2): 65 - 69.]
- 作者简介: 孙永荣(1969 -), 男, 副教授, 研究方向为惯性技术、组合导航与智能交通。
通信地址: 南京航空航天大学自动化学院导航研究中心 (210016)
电话: (025) 84895879
E-mail: sunyr@nuaa.edu.cn

Adaptive Kalman Filtering for Multi-constellation Integrated Navigation System

SUN Yong-rong, WU Ling, ZHAO Wei, LIU Jian-ye

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A multi-constellation integrated navigation adaptive federated Kalman filtering algorithm is put forward in this paper. Assuming a current statistical model for maneuvering targets and considering that errors caused by different error sources can be equivalent to a total error of positioning results from the receivers of each satellite navigation system, an adaptive Kalman filtering model in kinematic positioning is presented. In order to improve the performance of kinematic positioning filter, a modified adaptive filtering algorithm is proposed by means of introducing adjustment coefficient, weighted factor and adaptive regulating variable. Subfilters for GPS, GLONASS and GALILEO system are designed respectively; then data fusion processing is practiced on the subfilters by federated filtering algorithm; finally the simulation experiment is carried out on GPS/GLONASS/GALILEO multi-constellation integrated navigation system. The simulation results indicate that the tracking performance is enhanced, filtering effect is improved and positioning accuracy is increased.

Key words: Integrated navigation; Adaptive filtering; Kalman filtering; Positioning precision