



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105737823 B

(45)授权公告日 2018.09.21

(21)申请号 201610070674.8

(22)申请日 2016.02.01

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105737823 A

(43)申请公布日 2016.07.06

(73)专利权人 东南大学

地址 210096 江苏省南京市玄武区四牌楼2号

(72)发明人 徐晓苏 刘心雨 孙进 杨博
王捍兵(74)专利代理机构 南京苏高专利商标事务所
(普通合伙) 32204

代理人 李昊

(51)Int.Cl.

G01C 21/16(2006.01)

G01S 19/48(2010.01)

G01S 19/49(2010.01)

(56)对比文件

CN 101706281 A, 2010.05.12,

US 2001/0020216 A1, 2001.09.06,

CN 1834980 A, 2006.09.20,

CN 101246012 A, 2008.08.20,

CN 101949703 A, 2011.01.19,

CN 102519470 A, 2012.06.27,

CN 103226022 A, 2013.07.31,

CN 103487820 A, 2014.01.01,

CN 104034329 A, 2014.09.10,

CN 104635251 A, 2015.05.20,

CN 102830414 A, 2012.12.19,

CN 103134491 A, 2013.06.05,

CN 103411616 A, 2013.11.27,

CN 103969672 A, 2014.08.06,

CN 103674030 A, 2014.03.26,

黄湘远, 等. “5阶CKF在捷联惯导非线性对准中的应用研究”.《系统工程与电子技术》. 2015, 第37卷(第3期), 633-638, 摘要, 第2-3章.

审查员 陈丹华

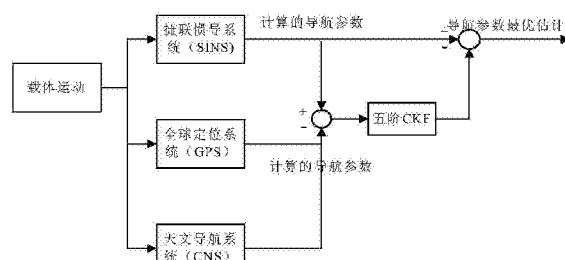
权利要求书7页 说明书11页 附图6页

(54)发明名称

一种基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法

(57)摘要

本发明公开一种基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法,其特征在于,包括如下步骤:
步骤1:建立以SINS误差方程为基础的组合导航系统非线性误差方程和线性量测方程;步骤2:利用五阶球面径向容积规则准则构建五阶容积卡尔曼滤波器;步骤3:利用五阶CKF对SINS与GPS、CNS输出的信息进行滤波、融合,得到导航参数的最优估计。



1. 一种基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1:建立以SINS误差方程为基础的组合导航系统非线性误差方程和线性量测方程;

步骤1.1:选取“东北天”地理坐标系为导航坐标系n系;选取载体“右前上”坐标系为载体坐标系b系;n系先后经过3次欧拉角转动至b系,三个欧拉角记为航向角 $\psi \in (-\pi, \pi]$,纵摇角 $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$,横摇角 $\gamma \in (-\pi, \pi]$;n系与b系之间的姿态矩阵记为 C_b^n ;真实姿态角记为

$\varphi = [\theta \ \gamma \ \psi]^T$,真实速度记为 $v_s^n = [v_e^n \ v_n^n \ v_u^n]^T$,真实地理坐标系为 $P = [L \ \lambda \ H]^T$,其中,

L为纬度,λ为经度,H为高度;SINS解算出的姿态角记为 $\tilde{\varphi} = [\tilde{\theta} \ \tilde{\gamma} \ \tilde{\psi}]^T$,速度记为

$\tilde{v}_s^n = [\tilde{v}_e^n \ \tilde{v}_n^n \ \tilde{v}_u^n]^T$,地理坐标系为 $\tilde{P} = [\tilde{L} \ \tilde{\lambda} \ \tilde{H}]^T$,SINS解算出的数学平台记为n'系,n'系与b系之间的姿态矩阵记为 $C_b^{n'}$,记姿态角误差为 $\phi = \varphi - \tilde{\varphi} = [\phi_e \ \phi_n \ \phi_u]^T$;速度误差

为: $\delta v^n = v_s^n - \tilde{v}_s^n = [\delta v_e^n \ \delta v_n^n \ \delta v_u^n]^T$,位置误差为: $\delta P = P - \tilde{P} = [\delta L \ \delta \lambda \ \delta H]$,则非线性误差模型如下:

$$\dot{\phi} = C_{\omega}^{-1}[(I - C_b^{n'})\tilde{\omega}_{in}^n + C_n^{n'}\delta\omega_{in}^b - C_b^{n'}(\epsilon^b + w_g^b)]$$

$$\delta \dot{v}^n = [(I - C_n^{n'})]C_b^{n'}\tilde{f}^b - (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times \tilde{v}_s^n - (2\tilde{\omega}_{ie}^n + \tilde{\omega}_{en}^n) \times \delta v^n + C_n^{n'}C_b^{n'}(\nabla^b + w_a^b)$$

$$\delta \dot{L} = \frac{v_n^n}{R_M + H} - \frac{\tilde{v}_n^n}{R_N + H} = \frac{\delta v_n^n}{R_M + H}$$

$$\delta \dot{\lambda} = \frac{v_e^n \sec L}{R_N + H} - \frac{\tilde{v}_e^n \sec \tilde{L}}{R_N + H}$$

其中, $\epsilon^b = [\epsilon_x^b \ \epsilon_y^b \ \epsilon_z^b]$ 为b系下三轴陀螺的常值误差, w_g^b 为b系下三轴陀螺的随机误差为零均值白噪声过程, $\nabla^b = [\nabla_x^b \ \nabla_y^b \ \nabla_z^b]^T$ 为b系下三轴加速度常值误差, w_a^n 为n系下三轴加速度的随机误差为零均值白噪声过程, \tilde{f}^b 为加速度计的实际输出, ω_{in}^b 是b系下数学平台旋转角速度, $\tilde{\omega}_{in}^n$ 为解算出的数学平台旋转角速度, $\tilde{\omega}_{ie}^n$ 为地球旋转角速度, $\tilde{\omega}_{en}^n$ 为解算出的数学平台相对于地球的旋转角速度, $\delta\omega_{in}^n$ 、 $\delta\omega_{ie}^n$ 、 $\delta\omega_{en}^n$ 为对应 $\tilde{\omega}_{in}^n$ 、 $\tilde{\omega}_{ie}^n$ 、 $\tilde{\omega}_{en}^n$ 的计算误差,R_M、R_N分别为当地子午卯酉圈曲率半径, C_{ω}^{-1} 为欧拉角微分方程系数矩阵的逆矩阵; $C_n^{n'}$ 为n'系与n系之间的姿态矩阵,C_ω和 $C_n^{n'}$ 具体为:

$$C_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n \cos\phi_u - \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_u + \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ -\cos\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_e \cos\phi_u & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n \cos\phi_u + \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_u - \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix}$$

$$C_{\omega} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n & 0 & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ 0 & 1 & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n & 0 & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix};$$

步骤1.2:所述非线性误差方程和线性量测方程建立过程如下:

选取速度误差 δv_e^n 、 δv_n^n ,欧拉角平台误差角 ϕ_e 、 ϕ_n 、 ϕ_u ;位置误差 δL 、 $\delta \lambda$;b系下的加速度计常值误差 ∇_x^b 、 ∇_y^b 以及陀螺常值误差 ε_x^b 、 ε_y^b 、 ε_z^b 以及构成12维状态向量, $\delta \omega_{ie}^n$ 、 $\delta \omega_{en}^n$ 、H近似为零:

$$\begin{aligned} x &= [\delta v_e^n \quad \delta v_n^n \quad \phi_e \quad \phi_n \quad \phi_u \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \nabla_x^b \quad \nabla_y^b \quad \varepsilon_x^b \quad \varepsilon_y^b \quad \varepsilon_z^b] \\ \left\{ \begin{array}{l} \dot{\phi} = \mathbf{C}_{\omega}^{-1}[(I - \mathbf{C}_n^{n'})\tilde{\omega}_{in}^n + \delta \omega_{in}^n - \mathbf{C}_b^{n'}\boldsymbol{\varepsilon}^b] + \mathbf{w}_g^n \\ \dot{\delta v}^n = (I - \mathbf{C}_n^n)\mathbf{C}_b^n \tilde{f}^b - (2\tilde{\omega}_{ie}^n + \tilde{\omega}_{en}^n) \times \delta v^n + \mathbf{C}_n^n \mathbf{C}_b^n \nabla^b + \mathbf{w}_a^n \\ \dot{\delta L} = \frac{\delta v_n^n}{R_M} \\ \dot{\delta \lambda} = \frac{v_e^n \sec L}{R_N} - \frac{\tilde{v}_e^n \sec \tilde{L}}{R_N} \\ \dot{\nabla}^b = \mathbf{0} \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}^b = \mathbf{0} \end{array} \right. \end{aligned}$$

$\delta \dot{v}^n$ 、 $\dot{\nabla}^b$ 和P只取前两维状态, \mathbf{w}_g^n 和 \mathbf{w}_a^n 为零均值白噪声过程;该非线性状态方程可简记为: $\dot{x}(t) = f(x, t) + \omega(t)$;以采样周期T作为滤波周期,可以使用四阶龙格-库塔积分方法,以T为步长将其离散化,具体步骤如下:

假设选取的状态向量在初始时刻的值 x_0 已知,且记 $t_1 = t+T/2$,则可以通过以下迭代公式将 $\dot{x}(t) = f(x, t) + \omega(t)$ 离散:

$$\begin{aligned} \Delta x_1 &= [f(x, t) + \omega(t)]T \\ \Delta x_2 &= [f(x, t_1) + \Delta x_1/2 + \omega(t_1)]T \\ \Delta x_3 &= [f(x, t_1) + \Delta x_2/2 + \omega(t_1)]T \\ \Delta x_4 &= [f(x, t+T) + \Delta x_3 + \omega(t+T)]T \\ x_{k+1} &= x_k + (\Delta x_1 + 2\Delta x_2 + 2\Delta x_3 + \Delta x_4)/6 \end{aligned}$$

记离散后状态滤波方程为: $x_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1}$

线性量测方程建立过程如下:

选取GPS速度误差 δv_e^n 、 δv_n^n ;M_e、M_n分别为GPS接收机的测速误差项在东向北向坐标轴上的分量;

速度量测量矢量定义如下:

$$Z_v(t) = \begin{bmatrix} \delta v_e + M_e \\ \delta v_n + M_n \end{bmatrix} = H_v(t)X(t) + V_v(t)$$

式中, $H_v(t) = [\text{diag}[1, 1] \ 0_{2 \times 10}]$

在捷联工作模式下,由CNS输出的姿态信息可以得到载体的三轴姿态信息 $\boldsymbol{\phi}_0 = [\theta_0 \ \gamma_0 \ \psi_0]^T$ 而SINS通过惯导解算也会给出载体的三轴姿态信息为 $\tilde{\boldsymbol{\phi}} = [\tilde{\theta} \ \tilde{\gamma} \ \tilde{\psi}]^T$ 因此将两者相减可得到载体的三轴姿态误差角 $\Delta \Phi$:

$$\Delta \phi = \begin{bmatrix} \Delta \phi_e \\ \Delta \phi_n \\ \Delta \phi_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_0 - \tilde{\theta} \\ \gamma_0 - \tilde{\gamma} \\ \psi_0 - \tilde{\psi} \end{bmatrix}$$

$$\Delta \Phi' = M \times \Delta \phi$$

式中M为姿态误差角转换矩阵：

$$M = \begin{bmatrix} 0 & \cos \theta_0 & -\cos \gamma_0 \sin \theta_0 \\ 0 & \sin \theta_0 & \cos \gamma_0 \sin \theta_0 \\ 1 & 0 & \sin \gamma_0 \end{bmatrix}$$

在组合导航系统中将 $\Delta \Phi'$ 作为观测值建立系统的量测模型，通过最优估计的方法实时估计导航系统中惯性器件的误差，并以此对SINS进行修正；

量测方程如下：

$$Z_\phi(t) = \begin{bmatrix} \Delta \theta' \\ \Delta \gamma' \\ \Delta \psi' \end{bmatrix} = H_\phi X(t) + V_\phi(t)$$

$$\text{式中, } H_\phi = [0_{3 \times 2} \ I_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 7}]$$

由以上分析可知，全组合的量测方程为：

$$Z(t) = \begin{bmatrix} H_\phi(t) \\ H_v(t) \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} V_\phi(t) \\ V_v(t) \end{bmatrix} = H(t) X(t) + V(t)$$

同样以T作为滤波周期，并以T作为步长进行简单离散化，

由状态方程和量测方程组成如下滤波方程：

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ z_k = h(k)x_k + v_k \end{cases};$$

步骤2：利用五阶球面径向容积规则准则构建五阶容积卡尔曼滤波器；

步骤3：利用五阶CKF对SINS与GPS、CNS输出的信息进行滤波、融合，得到导航参数的最优估计并修正速度信息，位置信息以及捷联姿态矩阵，以得到精确的导航信息。

2. 如权利要求1所述的基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法，其特征在于，所述步骤2) 利用五阶球面径向容积规则准则构建五阶容积卡尔曼滤波器具体为：

步骤2.1：五阶球面径向容积准则如下：

$$I(f) = \int_{R^n} f(x) \exp(-x^T x^T) dx$$

$f(x)$ 为任意函数， R^n 为积分区域，用近似的方法获得其解析值的近似解，

取 $x = ry$ ，且 $y^T y = 1$, $r \in [0, \infty)$ ，因此上述积分在球面径向坐标系可写成：

$$I(f) = \int_0^\infty \int_{U_n} f(ry) r^{n-1} e^{-r^2} d\sigma(y) dr$$

U_n 为 n 维单位球面， $\sigma(\cdot)$ 为 U_n 上的元素，积分 $I(f)$ 可分离为 Spherical 积分和 Radial 积分：

$$S(r) = \int_{U_n} f(ry) d\sigma(y); \quad Rr = \int_0^\infty S(r) r^{n-1} e^{-r^2} dr$$

假设Spherical积分S(r)的Ns采样逼近：

$$S(r) \approx \sum_{j=1}^{N_s} \omega_{r,j} f(ry_j)$$

Radial积分Rr的Nr采样逼近：

$$Rr = \sum_{i=1}^{N_r} \omega_{r,i} S(r_i)$$

获得I(f)的Nr×Ns采样逼近为：

$$I(f) \approx \sum_{i=1}^{N_r} \omega_{r,i} \omega_{s,j} f(r_i y_j)$$

Spherical准则：S(r)的计算公式如下：

$$S(r) = \omega_1 \sum_{i=1}^{2n} f(r[e_i]) + \omega_2 \sum_{i=1}^{2n(n-1)} f(r[s_i])$$

其中 $[e]_n = \left\{ \pm \{e_i\}_{i=1}^n \right\}$, $[s]_n$ 为 $[e]_n$ 的中点集, 记为 $[s]_n = \left\{ \pm \{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)} \right\}$, $\{e_i\}_{i=1}^n, \{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)}$ 分别

为：

$$\{e_i\}_{i=1}^n = \left\{ [1, 0, \dots, 0]^T, [0, 1, \dots, 0]^T, \dots, [0, 0, \dots, 1]^T \right\}^T$$

$$\{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)} = \left\{ (e_k + e_l)/\sqrt{2} : k, l = 1, 2, \dots, n; k < l \right\},$$

$[e]_n$ 和 $[s]_n$ 内向量个数分别为 $2n$ 和 $2n(n-1)$, $[e]_i$ 和 $[s]_i$ 分别 $[e]_n$ 和 $[s]_n$ 的第 i 列;

$$f=1 \Rightarrow A_n = 2n\omega_1 + 2n(n-1)\omega_2$$

$$f=y_1^2 \Rightarrow A_n/n = 2\omega_1 + 2(n-1)\omega_2$$

$$f=y_1^2 y_2^2 \Rightarrow A_n/[n(n+2)] = \omega_2$$

$$f=y_1^4 \Rightarrow 3A_n/[n(n+2)] = 2\omega_1 + (n-1)\omega_2$$

$$\text{解得: } \omega_1 = \frac{(4-n)A_n}{2n(n+2)}; \quad \omega_2 = \frac{A_n}{n(n+2)}$$

Radial规则：

$$S(r)=1 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^0 + \omega_{r,2} r_2^0 = \frac{\Gamma(n/2)}{2}$$

$$S(r)=r^2 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^2 + \omega_{r,2} r_2^2 = \frac{\Gamma(n/2+1)}{2}$$

$$S(r)=r^4 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^4 + \omega_{r,2} r_2^4 = \frac{\Gamma(n/2+2)}{2}$$

利用广义Gauss-Laguerre积分规则来求解该方程组

$$\omega_{r,1} = \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \frac{\sqrt{\alpha} + 1}{4\sqrt{\alpha}}; \quad \omega_{r,2} = \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \frac{\sqrt{\alpha} - 1}{4\sqrt{\alpha}}; \quad \alpha = \frac{n}{2} + 1$$

步骤2.2: 五阶容积卡尔曼滤波器的构建方法如下：

对于建立的滤波方程：

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

式中 \mathbf{x}_k 为 12 维状态向量，且各分量独立，服从高斯分布； \mathbf{z}_k 为 5 维观测向量； $\boldsymbol{\omega}_{k-1}$ 和 \mathbf{v}_k 分别为过程噪声和量测噪声，满足：

$$\begin{cases} E[\boldsymbol{\omega}_k] = 0, \quad E[\boldsymbol{\omega}_i \boldsymbol{\omega}_j^T] = Q_k \delta_{ij} \\ E[\mathbf{v}_k] = 0, \quad E[\mathbf{v}_i \mathbf{v}_j^T] = R_k \delta_{ij} \\ E[\boldsymbol{\omega}_i \mathbf{v}_j^T] = 0 \end{cases}$$

式中， δ_{ij} 为 δ 函数； Q 为系统噪声的方差阵； R 为量测噪声的方差阵。

五阶 CKF 算法如下：

步骤 2.2.1：时间更新：

① 假设 $k-1$ 时刻的后验概率分布 $N(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, P_{k-1})$ 已知，Cholesky 分解：

$$P_{k-1} = S_{k-1} S_{k-1}^T$$

② 计算容积点：

$$x_{1,i} = \bar{r}_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}, \quad x_{2,i} = \bar{r}_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}$$

$$x_{3,i} = \bar{r}_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}, \quad x_{4,i} = \bar{r}_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}$$

式中， $i = 1, 2, \dots, 2n$ ； $j = 1, 2, \dots, 2n(n-1)$

③ 通过状态方程传播容积点：

$$x_{1,i}^* = f(x_{1,i}); \quad x_{2,i}^* = f(x_{2,i})$$

$$x_{3,j}^* = f(x_{3,j}); \quad x_{4,j}^* = f(x_{4,j})$$

④ 估计 k 时刻状态及误差阵的预测值：

$$\hat{x}_{k/k-1} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 x_{1,i}^* + k_2 x_{2,i}^*) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 x_{3,j}^* + k_2 x_{4,j}^*)$$

$$P_{xx} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 x_{1,i}^* x_{1,i}^{*T} + k_2 x_{2,i}^* x_{2,i}^{*T}) - \hat{x}_{k/k-1} \hat{x}_{k/k-1}^T + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 x_{3,j}^* x_{3,j}^{*T} + k_2 x_{4,j}^* x_{4,j}^{*T}) + Q_{k-1}$$

$$K = 3 - \alpha; \quad k_1 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} - 1))^{-1}; \quad k_2 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} + 1))^{-1}$$

步骤 2.2.2：量测更新

① Cholesky 分解 P_{xx} ：

$$P_{xx} = S_{xx} S_{xx}^T$$

② 计算容积点：

$$y_{1,i} = \bar{r}_1 S_{xx}[e]_i + \hat{x}_{k/k-1}, \quad y_{2,i} = \bar{r}_2 S_{xx}[e]_i + \hat{x}_{k/k-1};$$

$$y_{3,j} = \bar{r}_1 S_{xx}[s]_j + \hat{x}_{k/k-1}, \quad y_{4,j} = \bar{r}_2 S_{xx}[s]_j + \hat{x}_{k/k-1}$$

③ 通过观测方程传播容积点：

$$z_{1,i} = h(y_{1,i}), \quad z_{2,i} = h(y_{2,i})$$

$$z_{3,i} = h(y_{3,i}), \quad z_{4,i} = h(y_{4,i})$$

④估计k时刻的观测预测值：

$$\hat{z}_{k/k-1} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 z_{1,i} + k_2 z_{2,i}) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 z_{3,j} + k_2 z_{4,j})$$

⑤计算自相关和互相关协方差阵：

$$P_{zz} = -\hat{z}_{k/k-1} \hat{z}_{k/k-1}^T + K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 z_{1,i} z_{1,i}^T + k_2 z_{2,i} z_{2,i}^T) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 z_{3,j} z_{3,j}^T + k_2 z_{4,j} z_{4,j}^T) + R_k$$

$$P_{xz} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 y_{1,i} z_{1,i}^T + k_2 y_{2,i} z_{2,i}^T) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 y_{3,j} z_{3,j}^T + k_2 y_{4,j} z_{4,j}^T)$$

⑥利用Guass-Bayes滤波框架完成滤波：

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k/k-1})$$

$$P_k = P_{xx} - K_k P_{zz} K_k^T, K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1}$$

由于所述的量测方程为线性方程,所以简化量测更新:

①Cholesky分解P_{xx}:

$$P_{xx} = S_{xx} S_{xx}^T$$

②计算一步预测量测值 $\hat{z}_{k|k-1}$:

$$\hat{z}_{k|k-1} = H_k \hat{x}_{k|k-1}$$

③计算自相关和互相关协方差阵:

$$P_{zz} = H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$$

$$P_{xz} = P_{k/k-1} H_k^T$$

④利用Guass-Bayes滤波框架完成滤波:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1})$$

$$P_k = P_{xx} - K_k P_{zz} K_k^T, K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1}。$$

3. 如权利要求1所述的一种基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法,其特征在于所述步骤3)利用五阶CKF对SINS与GPS、CNS输出的信息进行滤波、融合,得到导航参数的最优估计并修正速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵,以得到精确的导航信息具体为:

步骤3.1:当五阶CKF滤波器完成一次滤波后,根据滤波器输出的12维状态量估计值:

$x = [\delta v_e^n \ \delta v_n^n \ \phi_e \ \phi_n \ \phi_u \ \delta L \ \delta \lambda \ \nabla_x^b \ \nabla_y^b \ \varepsilon_x^b \ \varepsilon_y^b \ \varepsilon_z^b]$ 进行速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵的修正;

步骤3.2:根据步骤3.1中所得到的 δv_e^n 、 δv_n^n 进行速度信息修正:

$$V_{GPS} = \tilde{v}_s^n + \delta v_e^n$$

\tilde{v}_s^n 为SINS解算所得到的速度,当GPS没有信号时即把计算出的 V_{GPS} 当作真实的速度信息;

步骤3.3:根据步骤3.1中所得到的 Φ_e 、 Φ_n 、 Φ_u 进行姿态信息修正:

计算n'系与n系之间的姿态矩阵 $C_n^{n'}$,计算方法如下:

$$\mathbf{C}_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n \cos\phi_e - \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_e + \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ -\cos\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_e \cos\phi_u & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n \cos\phi_e + \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_e - \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix}$$

根据n'系与b系之间的姿态矩阵 $\mathbf{C}_b^{n'}$ 与n'系与n系之间的姿态矩阵 \mathbf{C}_n^n ,计算精确的捷联姿态矩阵 \mathbf{C}_b^n ,计算方法如下:

$$\mathbf{C}_b^n = \mathbf{C}_b^{n'} (\mathbf{C}_n^{n'})^T$$

根据捷联姿态矩阵 \mathbf{C}_b^n 计算欧拉角,计算方法如下:

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(\mathbf{C}_b^n(2,3)) \\ \gamma = \arctan(-\mathbf{C}_b^n(1,3) / \mathbf{C}_b^n(3,3)) \\ \psi = \arctan(-\mathbf{C}_b^n(2,1) / \mathbf{C}_b^n(2,2)) \end{cases}$$

步骤3.4:根据步骤3.1中所得到的 δL 、 $\delta \lambda$ 进行如下位置信息修正:

$$L' = \tilde{L} + \delta L$$

$$\lambda' = \tilde{\lambda} + \delta \lambda$$

其中, \tilde{L} 是SINS解算所得到的纬度,L'是修正后所得到精确的纬度; $\tilde{\lambda}$ 是SINS解算所得到的纬度, λ' 是修正后所得到精确的经度。

一种基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法

技术领域

[0001] 本发明涉及捷联惯性导航和组合导航技术领域,尤其是一种基于五阶CKF的SINS/GPS/CNS组合导航方法。

背景技术

[0002] 在SINS/GPS/CNS组合导航系统中, GPS可随时提供精确的速度信息,因此经组合系统可将捷联惯导的速度误差控制在GPS的精度范围。CNS系统可提供精确的姿态角信息,经组合后可提高姿态角的测量精度,但由于客观条件的限制,只能间断提供航向信息,这就要求在无航向信息的时间间隔内,航向误差的估计必须稳定。基于上述原因,有必要在组合导航系统中引入一种更为先进的滤波算法,克服系统模型参数不准或随环境变化的影响,以提高系统模型对于外部环境的适应性,进而提供高精度的导航信息。

[0003] 因此,研究CKF滤波方法,进一步提高其滤波性能,并将其应用于SINS/GPS/CNS组合导航系统中的非线性滤波问题,无论是在理论上,还是在工程实践上均具有重要意义。

发明内容

[0004] 发明目的:为克服现有技术中存在的不足,本发明提供了一种提高滤波精度和滤波效率的基于5阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法。

[0005] 技术方案:为解决上述技术问题,本发明提供了基于五阶CKF的GPS/SINS/CNS组合导航方法,其特征在于,包括如下步骤:

[0006] 步骤1:建立以SINS误差方程为基础的组合导航系统非线性误差方程和线性量测方程;

[0007] 步骤2:利用五阶球面径向容积规则准则构建五阶容积卡尔曼滤波器;

[0008] 步骤3:利用五阶CKF对SINS与GPS、CNS输出的信息进行滤波、融合,得到导航参数的最优估计并修正速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵,以得到精确的导航信息。

[0009] 进一步地,所述步骤1建立以SINS误差方程为基础的组合导航系统非线性误差方程和线性量测方程具体为:

[0010] 步骤1.1:选取“东北天”地理坐标系为导航坐标系n系;选取载体“右前上”坐标系为载体坐标系b系;n系先后经过3次欧拉角转动至b系,三个欧拉角记为航向角 $\psi \in (-\pi, \pi]$,纵摇角 $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$,横摇角 $\gamma \in (-\pi, \pi]$;n系与b系之间的姿态矩阵记为 C_b^n ;真实姿态角记为 $\phi = [\theta \ \gamma \ \psi]^T$,真实速度记为 $v_s^n = [v_e^n \ v_n^n \ v_u^n]^T$,真实地理坐标系为P=[L λ H]^T,其中,L为纬度,λ为经度,H为高度;SINS解算出的姿态角记为 $\tilde{\phi} = [\tilde{\theta} \ \tilde{\gamma} \ \tilde{\psi}]^T$,速度记为

$\tilde{v}_s^n = [\tilde{v}_e^n \ \tilde{v}_n^n \ \tilde{v}_u^n]^T$,地理坐标系为 $\tilde{P} = [\tilde{L} \ \tilde{\lambda} \ \tilde{H}]^T$,SINS解算出的数学平台记为n'系,n'系与b系之间的姿态矩阵记为 $C_b^{n'}$,记姿态角误差为 $\phi = \phi - \tilde{\phi} = [\phi_e \ \phi_n \ \phi_u]^T$;速度误差

为: $\delta v^n = v_s^n - \tilde{v}_s^n = [\delta v_e^n \quad \delta v_n^n \quad \delta v_u^n]^T$, 位置误差为: $\delta P = P - \tilde{P} = [\delta L \quad \delta \lambda \quad \delta H]$ 。则非线性误差模型如下:

$$[0011] \quad \dot{\phi} = C_{\omega}^{-1}[(I - C_n^{n'})\tilde{\omega}_{in}^n + C_n^{n'}\delta\omega_{in}^b - C_b^{n'}(\epsilon^b + w_g^b)]$$

$$[0012] \quad \delta \dot{v}^n = [(I - C_n^n)]C_b^{n'}\tilde{f}^b - (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times \tilde{v}_s^n - (2\tilde{\omega}_{ie}^n + \tilde{\omega}_{en}^n) \times \delta v^n + C_n^n C_b^{n'}(\nabla^b + w_a^b)$$

$$[0013] \quad \delta \dot{L} = \frac{v_e^n}{R_M + H} - \frac{\tilde{v}_e^n}{R_M + H} = \frac{\delta v_e^n}{R_M + H}$$

$$[0014] \quad \delta \dot{\lambda} = \frac{v_e^n \sec L}{R_N + H} - \frac{\tilde{v}_e^n \sec \tilde{L}}{R_N + H}$$

[0015] 其中, $\epsilon^b = [\epsilon_x^b \quad \epsilon_y^b \quad \epsilon_z^b]$ 为 b 系下三轴陀螺的常值误差, w_g^b 为 b 系下三轴陀螺的随机误差为零均值白噪声过程, $\nabla^b = [\nabla_x^b \quad \nabla_y^b \quad \nabla_z^b]^T$ 为 b 系下三轴加速度常值误差, w_a^n 为 n 系下三轴加速度的随机误差为零均值白噪声过程, \tilde{f}^b 为加速度计的实际输出, ω_{in}^b 是 b 系下数学平台旋转角速度, $\tilde{\omega}_{in}^n$ 为解算出的数学平台旋转角速度, $\tilde{\omega}_{ie}^n$ 为地球旋转角速度, $\tilde{\omega}_{en}^n$ 为解算出的数学平台相对于地球的旋转角速度, $\delta\omega_{in}^n$ 、 $\delta\omega_{ie}^n$ 、 $\delta\omega_{en}^n$ 为对应 $\tilde{\omega}_{in}^n$ 、 $\tilde{\omega}_{ie}^n$ 、 $\tilde{\omega}_{en}^n$ 的计算误差。R_M、R_N 分别为当地子午卯酉圈曲率半径, C_{ω}^{-1} 为欧拉角微分方程系数矩阵的逆矩阵; $C_n^{n'}$ 为 n' 系与 n 系之间的姿态矩阵, C_{ω} 和 C_n^n 具体为:

[0016]

$$C_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n \cos\phi_u - \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_u + \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ -\cos\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_e \cos\phi_u & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n \cos\phi_u + \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_u - \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix}$$

$$[0017] \quad C_{\omega} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n & 0 & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ 0 & 1 & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n & 0 & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix},$$

[0018] 步骤1.2: 所述非线性误差方程和线性量测方程建立过程如下:

[0019] 选取速度误差 δv_e^n 、 δv_n^n ; 欧拉角平台误差角 ϕ_e 、 ϕ_n 、 ϕ_u ; 位置误差 δL 、 $\delta \lambda$; b 系下的加速度计常值误差 ∇_x^b 、 ∇_y^b 以及陀螺常值误差 ϵ_x^b 、 ϵ_y^b 、 ϵ_z^b 以及构成 12 维状态向量, $\delta\omega_{ie}^n$ 、 $\delta\omega_{en}^n$; H 近似为零:

$$[0020] \quad x = [\delta v_e^n \quad \delta v_n^n \quad \phi_e \quad \phi_n \quad \phi_u \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \nabla_x^b \quad \nabla_y^b \quad \epsilon_x^b \quad \epsilon_y^b \quad \epsilon_z^b]$$

$$\begin{aligned}
 [0021] \quad & \left\{ \begin{array}{l} \dot{\boldsymbol{\phi}} = \mathbf{C}_{\omega}^{-1} [(I - \mathbf{C}_{n'}^n) \tilde{\boldsymbol{\omega}}_m^n + \delta \boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^{n'} \boldsymbol{\varepsilon}^b] + \boldsymbol{w}_g^n \\ \delta \dot{\boldsymbol{v}}^n = (\mathbf{I} - \mathbf{C}_{n'}^n) \mathbf{C}_b^{n'} \tilde{\boldsymbol{f}}^b - (2 \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \delta \boldsymbol{v}^n + \mathbf{C}_{n'}^n \mathbf{C}_b^{n'} \nabla^b + \boldsymbol{w}_a^n \\ \delta \dot{L} = \frac{\delta v_e^n}{R_M} \\ \delta \dot{\lambda} = \frac{v_e^n \sec L}{R_N} - \frac{\tilde{v}_e^n \sec \tilde{L}}{R_N} \\ \dot{\nabla}^b = \mathbf{0} \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}^b = \mathbf{0} \end{array} \right.
 \end{aligned}$$

[0022] $\delta \boldsymbol{v}^n$ 、 ∇^b 和 P 只取前两维状态, \boldsymbol{w}_g^n 和 \boldsymbol{w}_a^n 为零均值白噪声过程;。该非线性状态方程可简记为: $\dot{x}(t) = f(x, t) + \omega(t)$; 以采样周期T作为滤波周期, 可以使用四阶龙格-库塔积分方法, 以T为步长将其离散化, 具体步骤如下:

[0023] 假设选取的状态向量在初始时刻的值 x_0 已知, 且记 $t_1 = t + T/2$, 则可以通过以下迭代公式将 $\dot{x}(t) = f(x, t) + \omega(t)$ 离散:

$$[0024] \Delta x_1 = [f(x, t) + \omega(t)]T$$

$$[0025] \Delta x_2 = [f(x, t_1) + \Delta x_1/2 + \omega(t_1)]T$$

$$[0026] \Delta x_3 = [f(x, t_1) + \Delta x_2/2 + \omega(t_1)]T$$

$$[0027] \Delta x_4 = [f(x, t+T) + \Delta x_3 + \omega(t+T)]T$$

$$[0028] x_{k+1} = x_k + (\Delta x_1 + 2\Delta x_2 + 2\Delta x_3 + \Delta x_4)/6$$

[0029] 记离散后状态滤波方程为: $x_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1}$

[0030] 线性量测方程建立过程如下:

[0031] 选取GPS速度误差 δv_e^n 、 δv_n^n ; M_e 、 M_n 分别为GPS接收机的测速误差项在东向北向坐标轴上的分量;

[0032] 速度量测量矢量定义如下:

$$[0033] Z_v(t) = \begin{bmatrix} \delta v_e + M_e \\ \delta v_n + M_n \end{bmatrix} = H_v(t) X(t) + V_v(t)$$

[0034] 式中, $H_v(t) = [\text{diag}[1, 1] \ 0_{2 \times 10}]$

[0035] 在捷联工作模式下, 由CNS输出的姿态信息可以得到载体的三轴姿态信息

$\boldsymbol{\phi}_0 = [\theta_0 \ \gamma_0 \ \psi_0]^T$ 而SINS通过惯导解算也会给出载体的三轴姿态信息为

$\tilde{\boldsymbol{\phi}} = [\tilde{\theta} \ \tilde{\gamma} \ \tilde{\psi}]^T$ 因此将两者相减可得到载体的三轴姿态误差角 $\Delta \boldsymbol{\phi}$:

$$[0036] \Delta \boldsymbol{\phi} = \begin{bmatrix} \Delta \phi_e \\ \Delta \phi_n \\ \Delta \phi_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_0 - \tilde{\theta} \\ \gamma_0 - \tilde{\gamma} \\ \psi_0 - \tilde{\psi} \end{bmatrix}$$

$$[0037] \Delta \boldsymbol{\phi}' = M \times \Delta \boldsymbol{\phi}$$

[0038] 式中M为姿态误差角转换矩阵:

$$[0039] M = \begin{bmatrix} 0 & \cos\theta_0 & -\cos\gamma_0 \sin\theta_0 \\ 0 & \sin\theta_0 & \cos\gamma_0 \sin\theta_0 \\ 1 & 0 & \sin\gamma_0 \end{bmatrix}$$

[0040] 在组合导航系统中将 $\Delta\phi'$ 作为观测值建立系统的量测模型,通过最优估计的方法实时估计导航系统中惯性器件的误差,并以此对SINS进行修正;

[0041] 量测方程如下:

$$[0042] Z_\phi(t) = \begin{bmatrix} \Delta\theta' \\ \Delta\gamma' \\ \Delta\psi' \end{bmatrix} = H_\phi X(t) + V_\phi(t)$$

[0043] 式中, $H_\phi = [0_{3 \times 2} \ I_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 7}]$

[0044] 由以上分析可知,全组合的量测方程为:

$$[0045] Z(t) = \begin{bmatrix} H_\phi(t) \\ H_v(t) \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} V_\phi(t) \\ V_v(t) \end{bmatrix} = H(t) X(t) + V(t)$$

[0046] 同样以T作为滤波周期,并以T作为步长进行简单离散化。

[0047] 由状态方程和量测方程组成如下滤波方程:

$$[0048] \begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ z_k = h(k)x_k + v_k \end{cases}$$

[0049] 进一步地,所述步骤2)利用五阶球面径向容积规则准则构建五阶容积卡尔曼滤波器具体为:

[0050] 步骤2.1:五阶球面径向容积准则如下:

$$[0051] I(f) = \int_{R^n} f(x) \exp(-x^T x^T) dx$$

[0052] $f(x)$ 为任意函数, R^n 为积分区域,用近似的方法获得其解析值的近似解。

[0053] 取 $x=ry$ 且 $y^T y = 1$, $r \in [0, \infty)$, 因此上述积分在球面径向坐标系可写成:

$$[0054] I(f) = \int_0^\infty \int_{U_n} f(ry) r^{n-1} e^{-r^2} d\sigma(y) dr$$

[0055] U_n 为 n 维单位球面, $\sigma(\cdot)$ 为 U_n 上的元素。积分 $I(f)$ 可分离为 Spherical 积分和 Radial 积分:

$$[0056] S(r) = \int_{U_n} f(ry) d\sigma(y); \quad Rr = \int_0^\infty S(r) r^{n-1} e^{-r^2} dr$$

[0057] 假设 Spherical 积分 $S(r)$ 的 N_s 采样逼近:

$$[0058] S(r) \approx \sum_{j=1}^{N_s} \omega_{r,j} f(ry_j)$$

[0059] Radial 积分 Rr 的 N_r 采样逼近:

$$[0060] Rr = \sum_{i=1}^{N_r} \omega_{r,i} S(r_i)$$

[0061] 获得 $I(f)$ 的 $N_r \times N_s$ 采样逼近为:

[0062] $I(f) \approx \sum_{i=1}^N \omega_{r,i} \omega_{s,j} f(r_i y_j)$

[0063] Spherical准则:S(r)的计算公式如下:

[0064] $S(r) = \omega_1 \sum_{i=1}^{2n} f(r[e]_i) + \omega_2 \sum_{i=1}^{2n(n-1)} f(r[s]_i)$

[0065] 其中 $[e]_n = \left\{ \pm \{e_i\}_{i=1}^n \right\}$, $[s]_n$ 为 $[e]_n$ 的中点集, 记为 $[s]_n = \left\{ \pm \{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)} \right\}, \{e_i\}_{i=1}^n, \{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)}$

分别为:

[0066] $\{e_i\}_{i=1}^n = \left\{ [1, 0, \dots, 0]^T, [0, 1, \dots, 0]^T, \dots, [0, 0, \dots, 1]^T \right\}^T$

[0067] $\{s_i\}_{i=1}^{n(n-1)} = \left\{ (e_k + e_l)/\sqrt{2} : k, l = 1, 2, \dots, n; k < l \right\},$

[0068] $[e]_n$ 和 $[s]_n$ 内向量个数分别为 $2n$ 和 $2n(n-1)$, $[e]_i$ 和 $[s]_i$ 分别 $[e]_n$ 和 $[s]_n$ 的第 i 列;

[0069] $f = 1 \Rightarrow A_n = 2n\omega_1 + 2n(n-1)\omega_2$

[0070] $f = y_1^2 \Rightarrow A_n/n = 2\omega_1 + 2(n-1)\omega_2$

[0071] $f = y_1^2 y_2^2 \Rightarrow A_n/[n(n+2)] = \omega_2$

[0072] $f = y_1^4 \Rightarrow 3A_n/[n(n+2)] = 2\omega_1 + (n-1)\omega_2$

[0073] 解得: $\omega_1 = \frac{(4-n)A_n}{2n(n+2)}$; $\omega_2 = \frac{A_n}{n(n+2)}$

[0074] Radial规则:

[0075] $S(r) = 1 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^0 + \omega_{r,2} r_2^0 = \frac{\Gamma(n/2)}{2}$

[0076] $S(r) = r^2 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^2 + \omega_{r,2} r_2^2 = \frac{\Gamma(n/2 + 1)}{2}$

[0077] $S(r) = r^4 \Rightarrow \omega_{r,1} r_1^4 + \omega_{r,2} r_2^4 = \frac{\Gamma(n/2 + 2)}{2}$

[0078] 利用广义Gauss-Laguerre积分规则来求解该方程组

[0079] $\omega_{r,1} = \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \frac{\sqrt{\alpha} + 1}{4\sqrt{\alpha}}; \quad \omega_{r,2} = \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \frac{\sqrt{\alpha} - 1}{4\sqrt{\alpha}}; \quad \alpha = \frac{n}{2} + 1$

[0080] 步骤2.2:五阶容积卡尔曼滤波器的构建方法如下:

[0081] 对于建立的滤波方程:

[0082]
$$\begin{cases} \dot{x}_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ z_k = h(k)x_k + v_k \end{cases}$$

[0083] 式中 x_k 为 12 维状态向量, 且各分量独立, 服从高斯分布; z_k 为 5 维观测向量; ω_{k-1} 和 v_k 分别为过程噪声和量测噪声, 满足:

$$\begin{cases} E[\boldsymbol{\omega}_k] = 0, \quad E[\boldsymbol{\omega}_i \boldsymbol{\omega}_j^T] = Q_k \delta_{ij} \\ E[\boldsymbol{v}_k] = 0, \quad E[\boldsymbol{v}_i \boldsymbol{v}_j^T] = R_k \delta_{ij} \\ E[\boldsymbol{\omega}_i \boldsymbol{v}_j^T] = 0 \end{cases}$$

[0085] 式中, δ_{ij} 为 δ 函数; Q 为系统噪声的方差阵; R 为量测噪声的方差阵。

[0086] 五阶CKF 算法如下:

[0087] 步骤2.2.1: 时间更新:

[0088] ①假设 $k-1$ 时刻的后验概率分布 $N(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, P_{k-1})$ 已知, Cholesky 分解:

$$P_{k-1} = S_{k-1} S_{k-1}^T$$

[0089] ①计算容积点:

$$x_{1,i} = r_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}, \quad x_{2,i} = r_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}$$

$$x_{3,i} = r_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}, \quad x_{4,i} = r_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{x}_{k-1}$$

[0090] 式中, $i=1, 2, \dots, 2n$; $j=1, 2, \dots, 2n(n-1)$

[0091] ①通过状态方程传播容积点:

$$x_{1,i}^* = f(x_{1,i}); \quad x_{2,i}^* = f(x_{2,i})$$

$$x_{3,j}^* = f(x_{3,j}); \quad x_{4,j}^* = f(x_{4,j})$$

[0092] ①估计 k 时刻状态及误差阵的预测值:

$$\hat{x}_{k/k-1} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 x_{1,i}^* + k_2 x_{2,i}^*) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 x_{3,j}^* + k_2 x_{4,j}^*)$$

$$P_{xx} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 x_{1,i}^* x_{1,i}^{*T} + k_2 x_{2,i}^* x_{2,i}^{*T}) - \hat{x}_{k/k-1} \hat{x}_{k/k-1}^T + \sum_{i=1}^{2n(n-1)} (k_1 x_{3,i}^* x_{3,i}^{*T} + k_2 x_{4,i}^* x_{4,i}^{*T}) + Q_{k-1}$$

$$K = 3 - \alpha; \quad k_1 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} - 1))^{-1}; \quad k_2 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} + 1))^{-1}$$

[0101] 步骤2.2.2: 量测更新

[0102] ①Cholesky 分解 P_{xx} :

$$P_{xx} = S_{xx} S_{xx}^T$$

[0103] ①计算容积点:

$$y_{1,i} = \bar{r}_1 S_{xx}[e]_i + \hat{x}_{k/k-1}, \quad y_{2,i} = \bar{r}_2 S_{xx}[e]_i + \hat{x}_{k/k-1};$$

$$y_{3,j} = \bar{r}_1 S_{xx}[s]_j + \hat{x}_{k/k-1}, \quad y_{4,j} = \bar{r}_2 S_{xx}[s]_j + \hat{x}_{k/k-1}$$

[0104] ①通过观测方程传播容积点:

$$z_{1,i} = h(y_{1,i}), \quad z_{2,i} = h(y_{2,i})$$

$$z_{3,i} = h(y_{3,i}), \quad z_{4,i} = h(y_{4,i})$$

[0105] ①估计 k 时刻的观测预测值:

$$\hat{z}_{k/k-1} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 z_{1,i} + k_2 z_{2,i}) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 z_{3,j} + k_2 z_{4,j})$$

[0106] ①计算自相关和互相关协方差阵:

[0113] $P_{zz} = -\hat{z}_{k|k-1}\hat{z}_{k|k-1}^T + K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 z_{1,i} z_{1,i}^T + k_2 z_{2,i} z_{2,i}^T) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 z_{3,j} z_{3,j}^T + k_2 z_{4,j} z_{4,j}^T) + R_k$

[0114] $P_{xz} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 y_{1,i} z_{1,i}^T + k_2 y_{2,i} z_{2,i}^T) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 y_{3,j} z_{3,j}^T + k_2 y_{4,j} z_{4,j}^T)$

[0115] ①利用Guass-Bayes滤波框架完成滤波:

[0116] $\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1})$

[0117] $P_k = P_{xx} - K_k P_{zz} K_k^T, K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1}$

[0118] 由于所述的量测方程为线性方程,所以简化量测更新:

[0119] ①Cholesky分解 P_{xx} :

[0120] $P_{xx} = S_{xx} S_{xx}^T$

[0121] ①计算一步预测量测值 $\hat{z}_{k|k-1}$:

[0122] $\hat{z}_{k|k-1} = H_k \hat{x}_{k|k-1}$

[0123] ①计算自相关和互相关协方差阵:

[0124] $P_{zz} = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k$

[0125] $P_{xz} = P_{k|k-1} H_k^T$

[0126] ①利用Guass-Bayes滤波框架完成滤波:

[0127] $\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1})$

[0128] $P_k = P_{xx} - K_k P_{zz} K_k^T, K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1}$

[0129] 进一步地,所述步骤3)利用五阶CKF对SINS与GPS、CNS输出的信息进行滤波、融合,得到导航参数的最优估计并修正速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵,以得到精确的导航信息具体为:

[0130] 步骤3.1:当五阶CKF滤波器完成一次滤波后,根据滤波器输出的12维状态量估计值: $x = [\delta v_e^n \ \delta v_n^n \ \phi_e \ \phi_n \ \phi_u \ \delta L \ \delta \lambda \ \nabla_x^b \ \nabla_y^b \ \varepsilon_x^b \ \varepsilon_y^b \ \varepsilon_z^b]$ 进行速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵的修正。

[0131] 步骤3.2:根据步骤3.1中所得到的 δv_e^n 、 δv_n^n 进行速度信息修正:

[0132] $V_{GPS} = \tilde{v}_s^n + \delta v_e^n$

[0133] \tilde{v}_s^n 为SINS解算所得到的速度,当GPS没有信号时即把计算出的 V_{GPS} 当作真实的速度信息。

[0134] 步骤3.3:根据步骤3.1中所得到的 Φ_e 、 Φ_n 、 Φ_u 进行姿态信息修正:

[0135] 计算 n' 系与 n 系之间的姿态矩阵 $C_n^{n'}$,计算方法如下:

[0136] $C_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n \cos\phi_u & -\sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ -\cos\phi_e \sin\phi_u & & \cos\phi_e \cos\phi_u & & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n \cos\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_u & -\cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix}$

[0137] 根据 n' 系与 b 系之间的姿态矩阵 $C_b^{n'}$ 与 n' 系与 n 系之间的姿态矩阵 $C_n^{n'}$,计算精确的捷联姿态矩阵 C_b^n ,计算方法如下:

[0138] $\mathbf{C}_b^n = \mathbf{C}_b^{n'} (\mathbf{C}_b^{n'})^T$

[0139] 根据捷联姿态矩阵 \mathbf{C}_b^n 计算欧拉角,计算方法如下:

$$\begin{cases} \theta = \arcsin(\mathbf{C}_b^n(2,3)) \\ \gamma = \arctan(-\mathbf{C}_b^n(1,3) / \mathbf{C}_b^n(3,3)) \\ \psi = \arctan(-\mathbf{C}_b^n(2,1) / \mathbf{C}_b^n(2,2)) \end{cases}$$

[0141] 步骤3.4:根据步骤3.1中所得到的 δL 、 $\delta \lambda$ 进行如下位置信息修正:

$$L' = \tilde{L} + \delta L$$

$$\lambda' = \tilde{\lambda} + \delta \lambda$$

[0144] 其中, \tilde{L} 是SINS解算所得到的纬度, L' 是修正后所得到精确的纬度; $\tilde{\lambda}$ 是SINS解算所得到的纬度, λ' 是修正后所得到精确的经度。

[0145] 有益效果:本发明对于现有技术具有以下优点:

[0146] 1. 本发明根据SINS、GPS和CNS的大致原理及各自优缺点建立了组合导航的误差模型。取长补短,充分利用它们的互补性完成组合导航任务。

[0147] 2. 传统CKF基于三阶容积准则精度提高受到很大限制,为解决这一问题,文中在分析高阶容积准则的基础上提出一种五阶CKF算法有效提高了CKF算法精度且具有很好滤波效率。

[0148] 3. 本发明使用GPS提供速度信息,CNS提高姿态角信息,有助于提高五阶CKF的滤波精度和收敛速度。

附图说明

[0149] 图1是本发明纵摇角误差图。

[0150] 图2是本发明横摇角误差图。

[0151] 图3是本发明航向角误差图。

[0152] 图4是本发明东向速度误差图。

[0153] 图5是本发明北向速度误差图。

[0154] 图6是本发明纬度误差图。

[0155] 图7是本发明经度误差图。

[0156] 图8是本发明航行器路径图。

[0157] 图9是本发明的系统方案图。

[0158] 图10是本发明基于五阶CKF的SINS/GPS/CNS组合导航方法原理图

[0159] 图11是本发明的五阶CKF滤波器流程图

具体实施方式

[0160] 下面结合附图对本发明作更进一步的说明。

[0161] 如图9和图10所示,是本发明的系统方案图和导航原理图。

[0162] SINS捷联结算模块采集到惯性测量单元(IMU)模块输出的陀螺输出值和加速度计输出值进行捷联解算,得到姿态角、姿态矩阵、速度、位置等信息;GPS设备输出载体的速度信息;CNS设备输出姿态信息,SINS和GPS,CNS输出的信息同时输入到五阶CKF滤波器中,并

进行信息的滤波处理,滤波过程如下:

[0163] 1. 根据SINS/GPS/CNS组合导航特性,选取12维状态向量:

$$[0164] \quad \boldsymbol{x} = [\delta v_e^n \quad \delta v_n^n \quad \dot{\phi}_e \quad \dot{\phi}_n \quad \dot{\phi}_b \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \nabla_x^b \quad \nabla_y^b \quad \varepsilon_x^b \quad \varepsilon_y^b \quad \varepsilon_z^b]$$

[0165] 建立起状态方程:

$$[0166] \quad \begin{cases} \dot{\boldsymbol{\phi}} = \mathbf{C}_{\omega}^{-1}[(I - \mathbf{C}_n^{n'})\tilde{\boldsymbol{\omega}}_m^n + \delta\boldsymbol{\omega}_m^n - \mathbf{C}_b^{n'}\boldsymbol{\varepsilon}^b] + \boldsymbol{w}_g^n \\ \dot{\delta\mathbf{v}}^n = (I - \mathbf{C}_n^n)\mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{f}}^b - (2\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{en}^n) \times \dot{\delta\mathbf{v}}^n + \mathbf{C}_n^n \mathbf{C}_b^{n'} \nabla^b + \boldsymbol{w}_a^n \\ \dot{\delta L} = \frac{\hat{v}_N^n}{R_M} - \frac{\hat{v}_N^n - \delta v_N^n}{R_M - \delta R_M} \\ \dot{\delta \lambda} = \frac{\hat{v}_e^n \sec \hat{L}}{R_N} - \frac{(\hat{v}_e^n - \delta \hat{v}_e^n) \sec (\hat{L} - \delta L)}{R_N - \delta R_N} \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}^b = \mathbf{0} \\ \dot{\nabla}^b = \mathbf{0} \end{cases}$$

[0167] 离散化后记为: $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1}$.

[0168] 2. 选取速度量和姿态角为量测值,建立量测滤波方程:

$$[0169] \quad Z(t) = \begin{bmatrix} H_\phi(t) \\ H_v(t) \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} V_\phi(t) \\ V_v(t) \end{bmatrix} = H(t)X(t) + V(t)$$

[0170] 离散化后记为: $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1}$

[0171] 3. 时间更新

[0172] ①假设k-1时刻的后验概率分布 $N(\mathbf{x}_{k-1}; \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, P_{k-1})$ 已知, Cholesky分解:

$$[0173] \quad P_{k-1} = S_{k-1} S_{k-1}^T$$

[0174] ②计算容积点:

$$[0175] \quad \mathbf{x}_{1,i} = \tilde{r}_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \quad \mathbf{x}_{2,i} = \tilde{r}_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$$

$$[0176] \quad \mathbf{x}_{3,i} = \tilde{r}_1 S_{k-1}[e]_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \quad \mathbf{x}_{4,i} = \tilde{r}_2 S_{k-1}[e]_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$$

[0177] 式中, $i=1, 2, \dots, 2n$; $j=1, 2, \dots, 2n(n-1)$

[0178] ③通过状态方程传播容积点:

$$[0179] \quad \mathbf{x}_{1,i}^* = f(\mathbf{x}_{1,i}); \quad \mathbf{x}_{2,i}^* = f(\mathbf{x}_{2,i})$$

$$[0180] \quad \mathbf{x}_{3,j}^* = f(\mathbf{x}_{3,j}); \quad \mathbf{x}_{4,j}^* = f(\mathbf{x}_{4,j})$$

[0181] ④估计k时刻状态及误差阵的预测值:

$$[0182] \quad \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 \mathbf{x}_{1,i}^* + k_2 \mathbf{x}_{2,i}^*) + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 \mathbf{x}_{3,j}^* + k_2 \mathbf{x}_{4,j}^*)$$

$$[0183] \quad P_{xx} = K \sum_{i=1}^{2n} (k_1 \mathbf{x}_{1,i}^* \mathbf{x}_{1,i}^{*T} + k_2 \mathbf{x}_{2,i}^* \mathbf{x}_{2,i}^{*T}) - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^T + \sum_{j=1}^{2n(n-1)} (k_1 \mathbf{x}_{3,j}^* \mathbf{x}_{3,j}^{*T} + k_2 \mathbf{x}_{4,j}^* \mathbf{x}_{4,j}^{*T}) + Q_{k-1}$$

$$[0184] \quad K = 3 - \alpha; \quad k_1 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} - 1))^{-1}; \quad k_2 = (8\alpha^{\frac{3}{2}}(\alpha^{\frac{1}{2}} + 1))^{-1}$$

[0185] 4. 量测更新

[0186] ①Cholesky分解 P_{xx} :

[0187] $P_{xx} = S_{xx} S_{xx}^T$

[0188] ②计算一步预测量测值 $\hat{z}_{k|k-1}$:

[0189] $\hat{z}_{k|k-1} = H_k \hat{x}_{k|k-1}$

[0190] ③计算自相关和互相关协方差阵:

[0191] $P_{zz} = H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k$

[0192] $P_{xz} = P_{k/k-1} H_k^T$

[0193] ④利用Guass-Bayes滤波框架完成滤波:

[0194] $\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1})$

[0195] $P_k = P_{xx} - K_k P_{zz} K_k^T ; K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1}$

[0196] 5. 当五阶CKF滤波器完成一次滤波后,根据滤波器输出的12维状态量估计值:

$x = [\delta v_e^n \ \delta v_n^n \ \phi_e \ \phi_n \ \phi_u \ \delta L \ \delta \lambda \ \nabla_x^b \ \nabla_y^b \ \varepsilon_x^b \ \varepsilon_y^b \ \varepsilon_z^b]$ 进行速度信息,位置信息以及捷联姿态矩阵的修正。

[0197] ①根据所得到的 δv_e^n 、 δv_n^n 进行速度信息修正:

[0198] $V_{GPS} = \tilde{v}_s^n + \delta v_e^n$

[0199] \tilde{v}_s^n 为SINS解算所得到的速度,当GPS没有信号时即把计算出的 V_{GPS} 当作真实的速度信息。

[0200] ②根据所得到的 ϕ_e 、 ϕ_n 、 ϕ_u 进行姿态信息修正:

[0201] 计算 n' 系与 n 系之间的姿态矩阵 $C_n^{n'}$,计算方法如下:

$$[0202] C_n^{n'} = \begin{bmatrix} \cos\phi_n \cos\phi_u - \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \sin\phi_u + \sin\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & -\sin\phi_n \cos\phi_e \\ -\cos\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_e \cos\phi_u & \sin\phi_e \\ \sin\phi_n \cos\phi_u + \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \sin\phi_n \sin\phi_u - \cos\phi_n \sin\phi_e \sin\phi_u & \cos\phi_n \cos\phi_e \end{bmatrix}$$

[0203] 根据 n' 系与 b 系之间的姿态矩阵 $C_b^{n'}$ 与 n' 系与 n 系之间的姿态矩阵 $C_n^{n'}$,计算精确的捷联姿态矩阵 C_b^n ,计算方法如下:

[0204] $C_b^n = C_b^{n'} (C_n^{n'})^T$

[0205] 根据捷联姿态矩阵 C_b^n 计算欧拉角,计算方法如下:

$$[0206] \begin{cases} \theta = \arcsin(C_b^n(2,3)) \\ \gamma = \arctan(-C_b^n(1,3) / C_b^n(3,3)) \\ \psi = \arctan(-C_b^n(2,1) / C_b^n(2,2)) \end{cases}$$

[0207] ③根据所得到的 δL 、 $\delta \lambda$ 进行位置信息修正:

[0208] $L' = \tilde{L} + \delta L$

[0209] $\lambda' = \tilde{\lambda} + \delta \lambda$

[0210] 其中, \tilde{L} 是SINS解算所得到的纬度, L' 是修正后所得到精确的纬度; $\tilde{\lambda}$ 是SINS解算所得到的纬度, λ' 是修正后所得到精确的经度。

[0211] 使用如下的实例说明本发明的有益效果:

[0212] 1) 运动参数设置:

[0213] 仿真初始时刻航行器在北纬32度,东经118度处;且分别绕纵摇轴、横摇轴以正弦函数作双轴摇摆运动,纵摇角 θ 、横摇角 γ 的摇摆幅值分别为:9、12,摇摆周期分别为:16s、20s,初始航向角为30度,且初始失准角为: $\Delta\theta=15^\circ$ 、 $\Delta\gamma=15^\circ$ 、 $\Delta\Psi=100^\circ$;仿真初始时刻该航行器以10m/s的速度,做匀速运动,运动路径如图8所示,拐弯时的速度为9°/s,航行时间6000s。

[0214] 2) 传感器的参数设置:

[0215] 航行器的捷联系统的陀螺常值飘移为0.01°/h:,陀螺随机漂移为0.01°/h:,加速度计偏置为:50mg,加速度计随机误差为:50mg,GPS输出速度误差为:0.1m/s。

[0216] CNS输出姿态误差为1分。

[0217] 3) 仿真结果分析:

[0218] 使用本发明提供的基于五阶CKF的SINS/GPS/CNS的组合导航方法进行仿真,图1,2,3为本发明导航过程中纵摇角误差,横摇角误差,和航向角误差的曲线;图4,5为本发明导航过程中东向和北向速度误差曲线;图6,7为本发明导航过程中纬度和经度误差曲线。可以发现:航行器航行1000s后,纵摇角基本收敛,误差约0.07°;500s后横摇角基本收敛,误差约0.07°;100s后航向角基本收敛,误差约0.02°。1550s后东向速度基本收敛,误差为0.12m/s。1500s后北向速度基本收敛,误差为0.1m/s。经度纬度误差一直很小,最大纬度误差为26分,最大经度误差为0.031分。通过分析发现,航行6000s后,纵摇角误差0.0002°以内,横摇角误差在0.0009°以内,航向角误差在0.02以内;东向速度误差在0.01m/s以内,北向速度误差为0.033m/s以内,纬度误差在1.63分以内,经度误差为0.0064分以内。

[0219] 以上结果表明,五阶CKF算法用于SINS/GPS/CNS组合导航中可以使系统误差快速收敛并稳定在较小的误差范围之内。

[0220] 以上详细描述了本发明的优选实施方式,但是,本发明并不限于上述实施方式中的具体细节,在本发明的技术构思范围内,可以对本发明的技术方案进行多种等同变换,这些等同变换均属于本发明的保护范围。

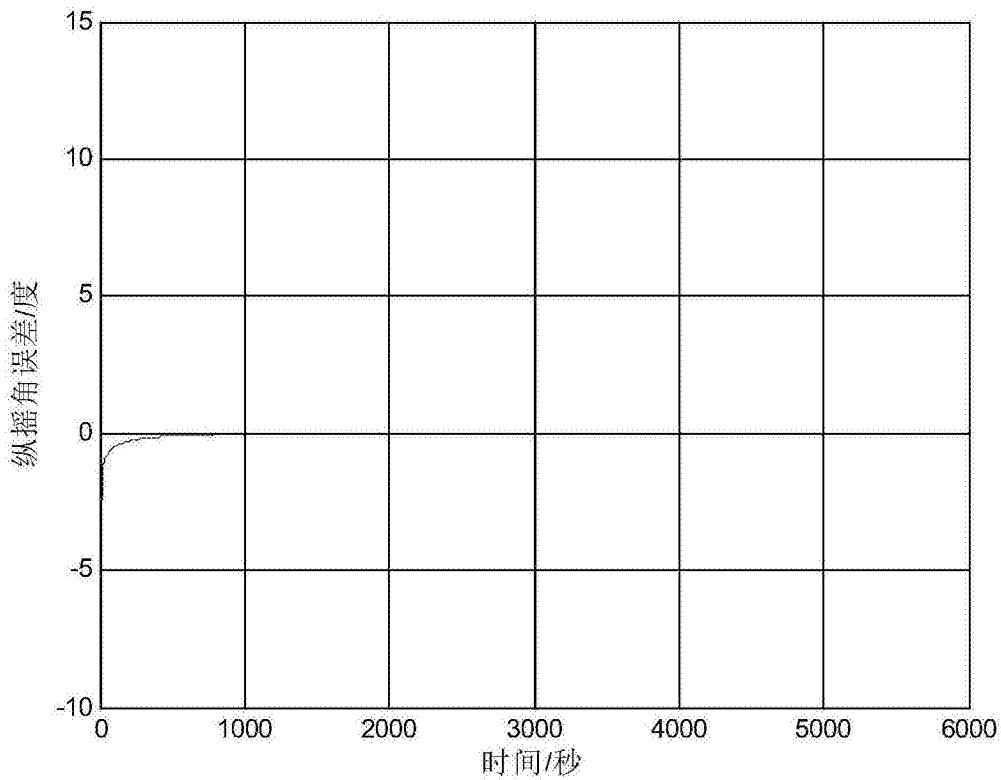


图1

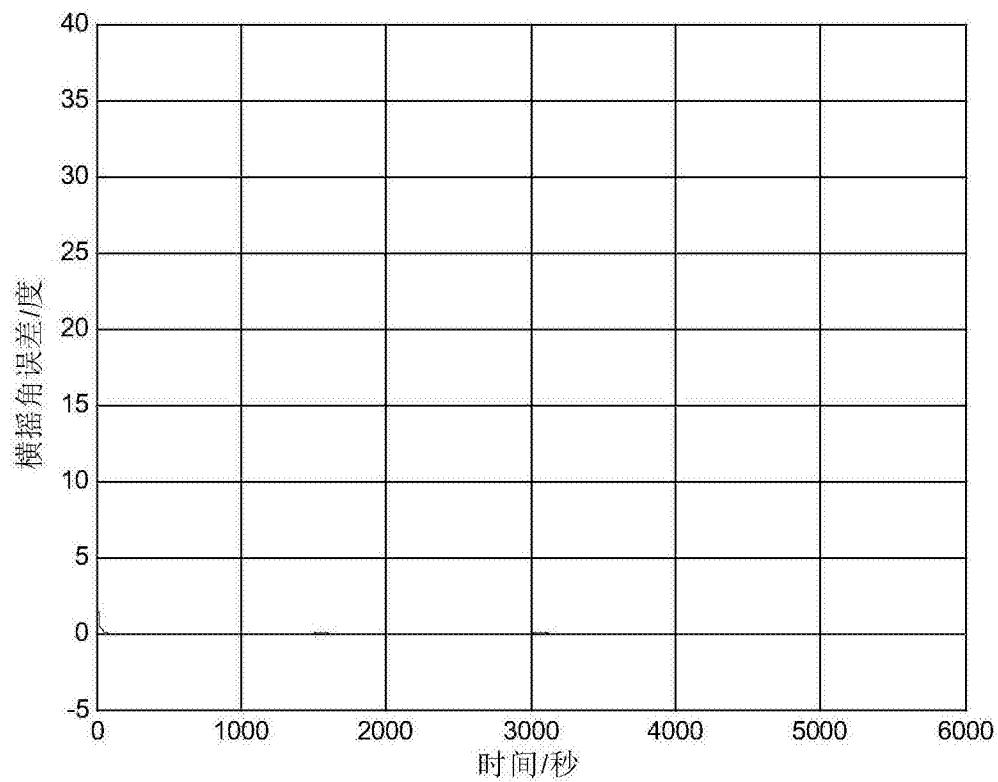


图2

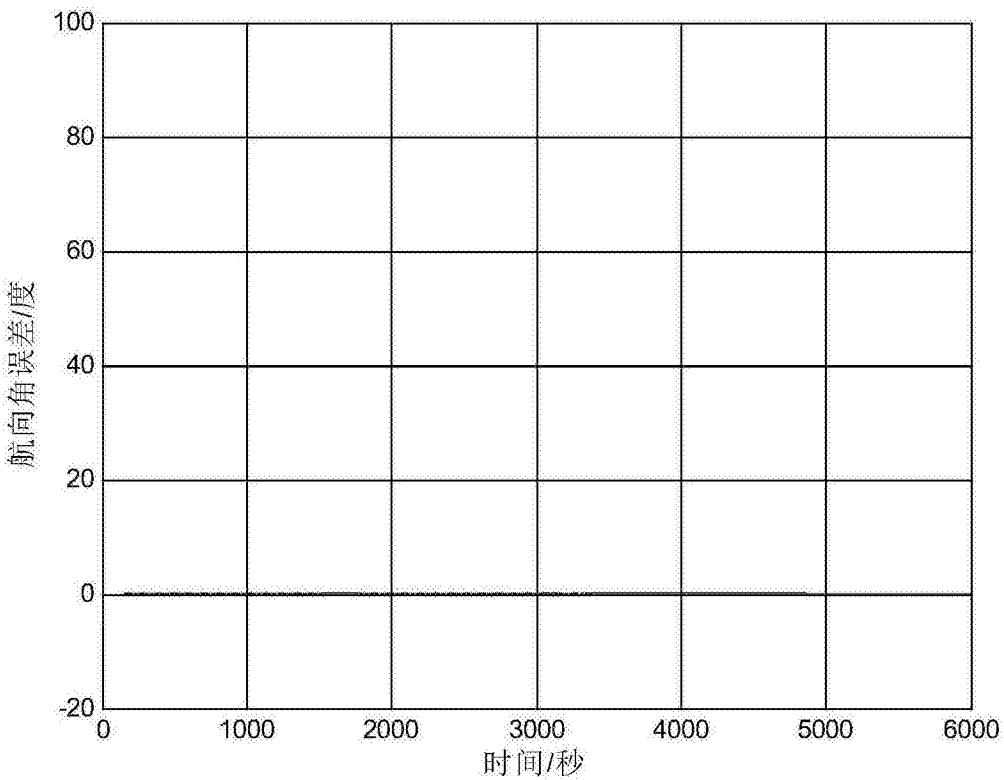


图3

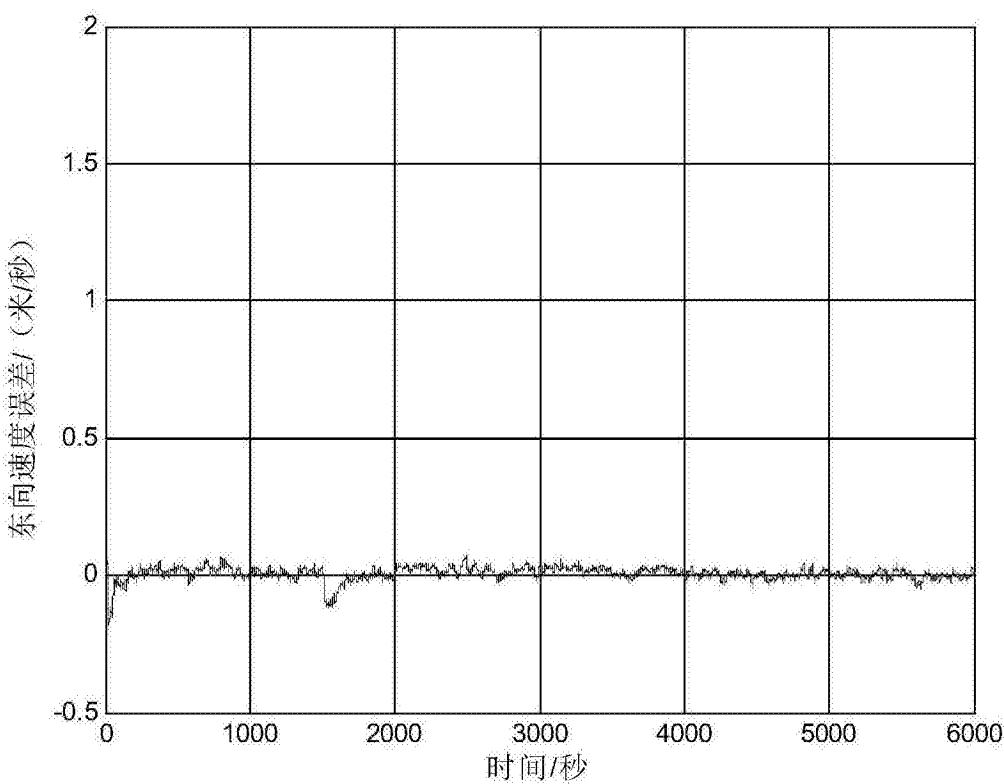


图4

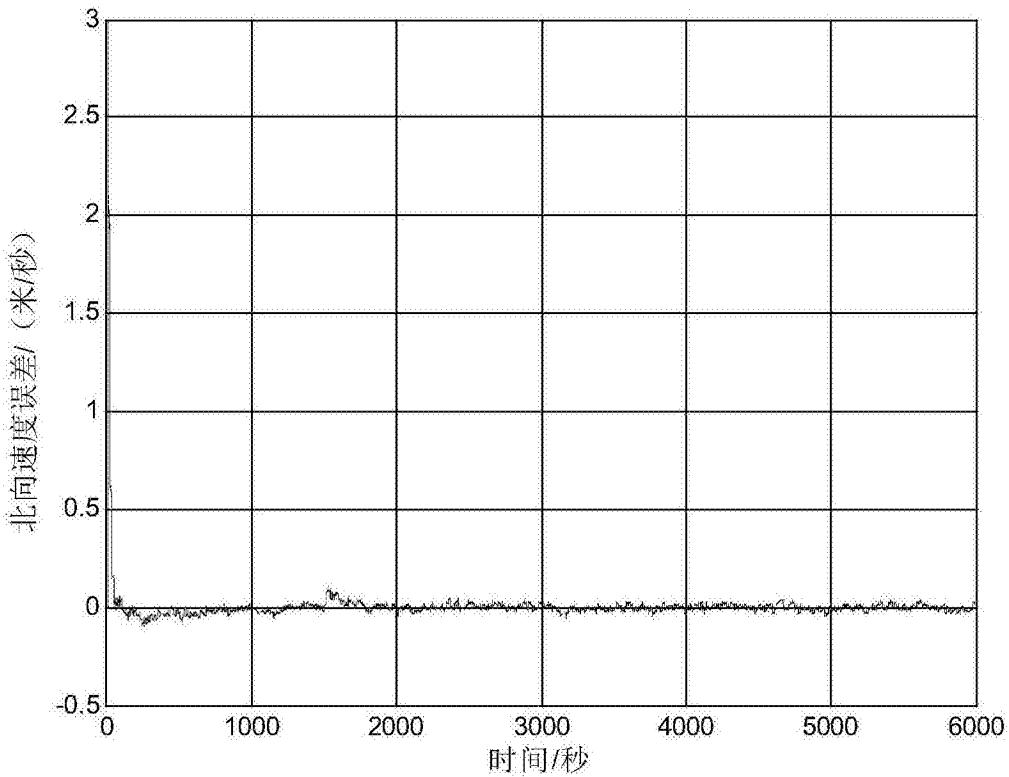


图5

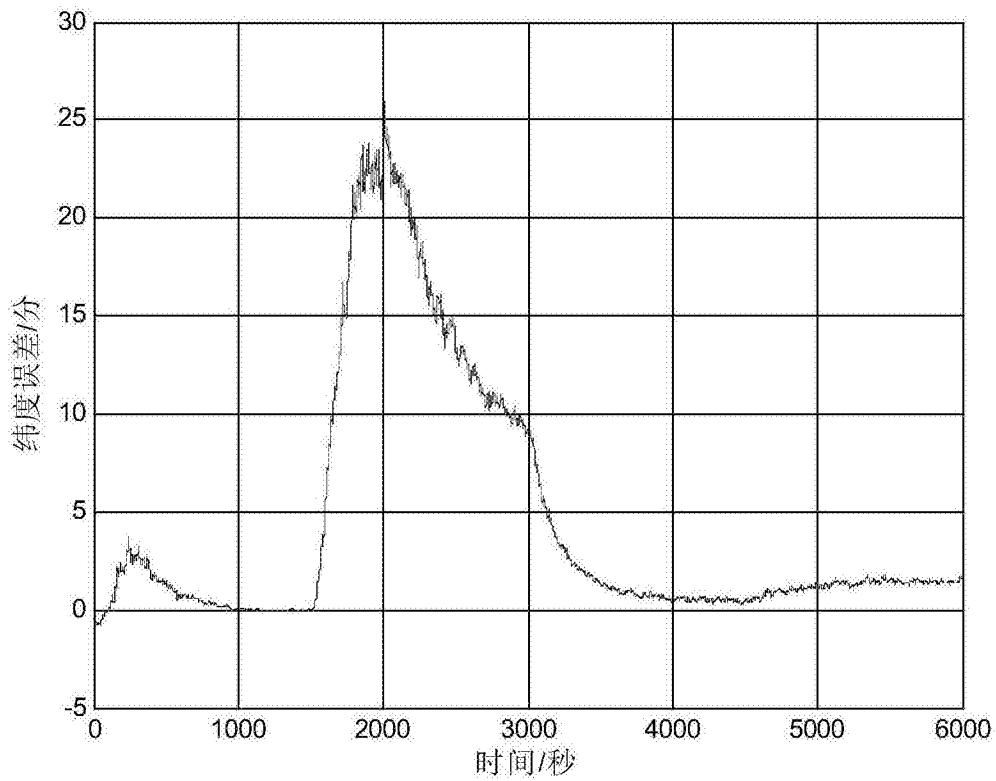


图6

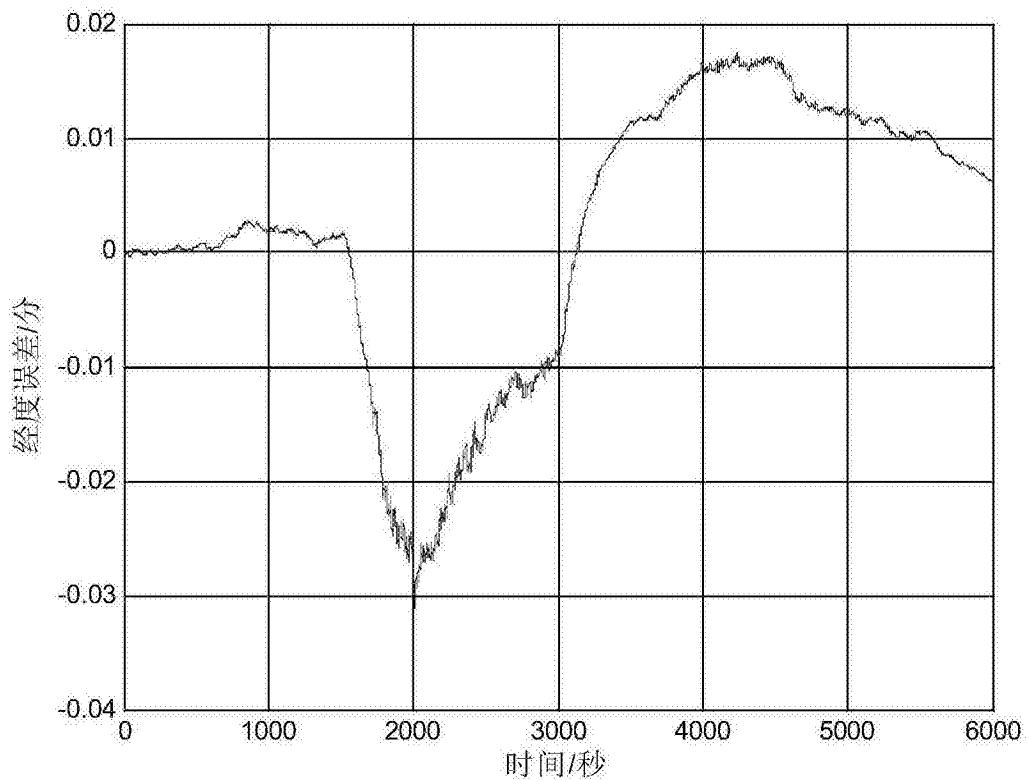


图7

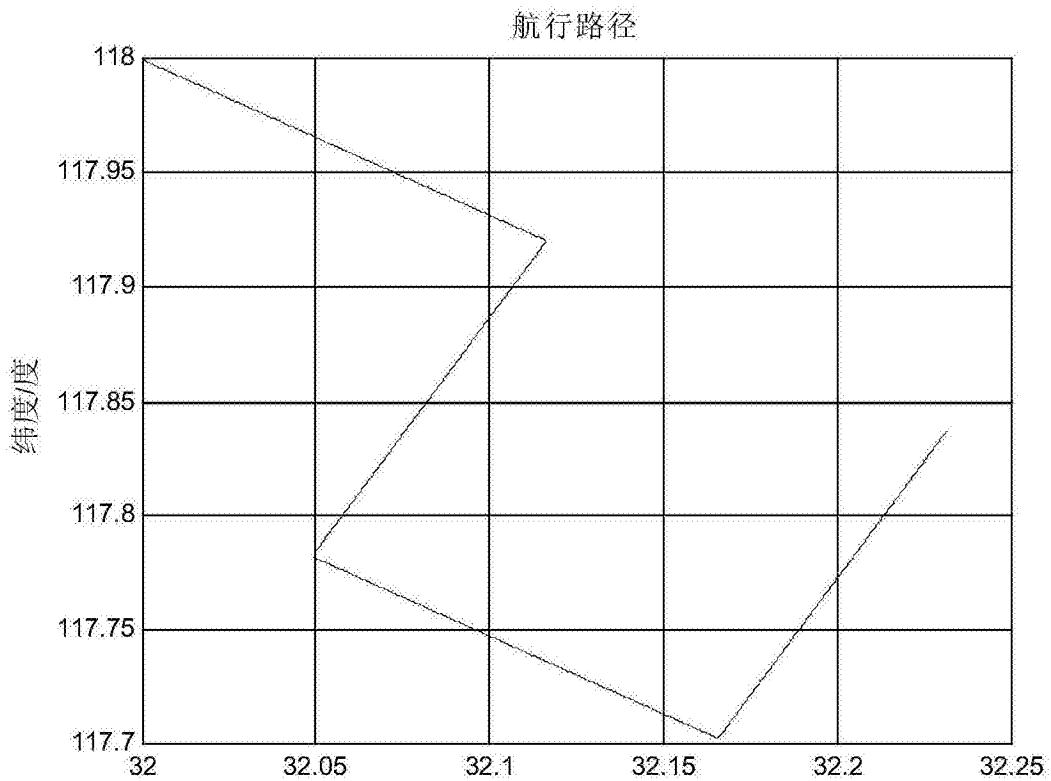


图8

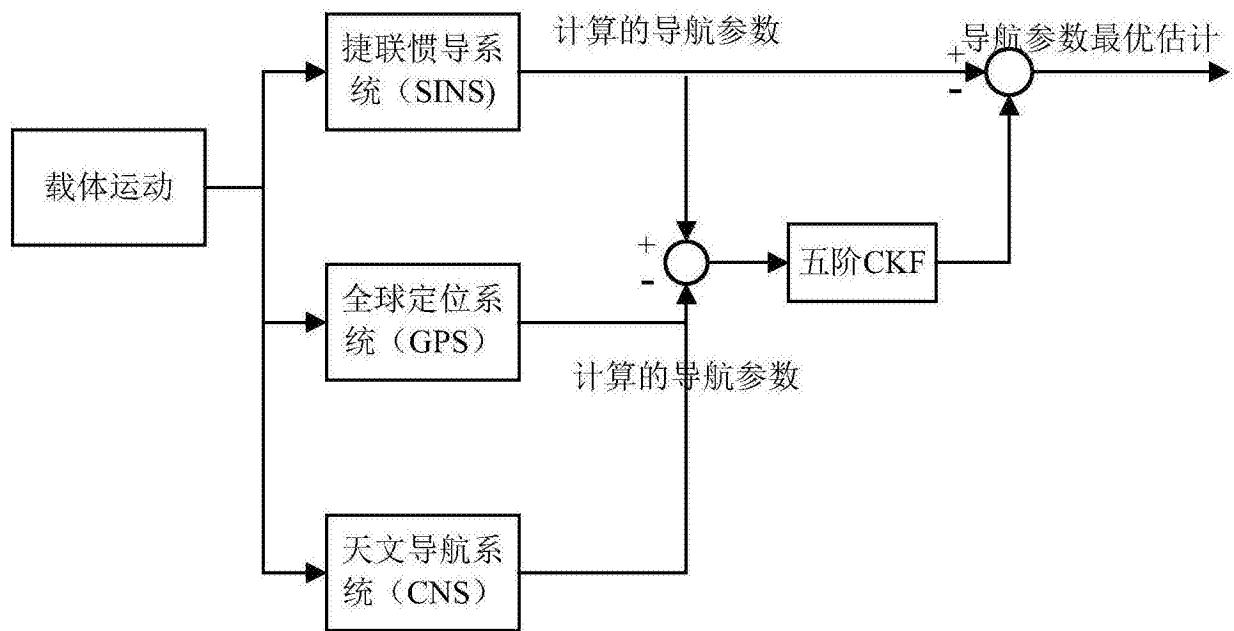


图9

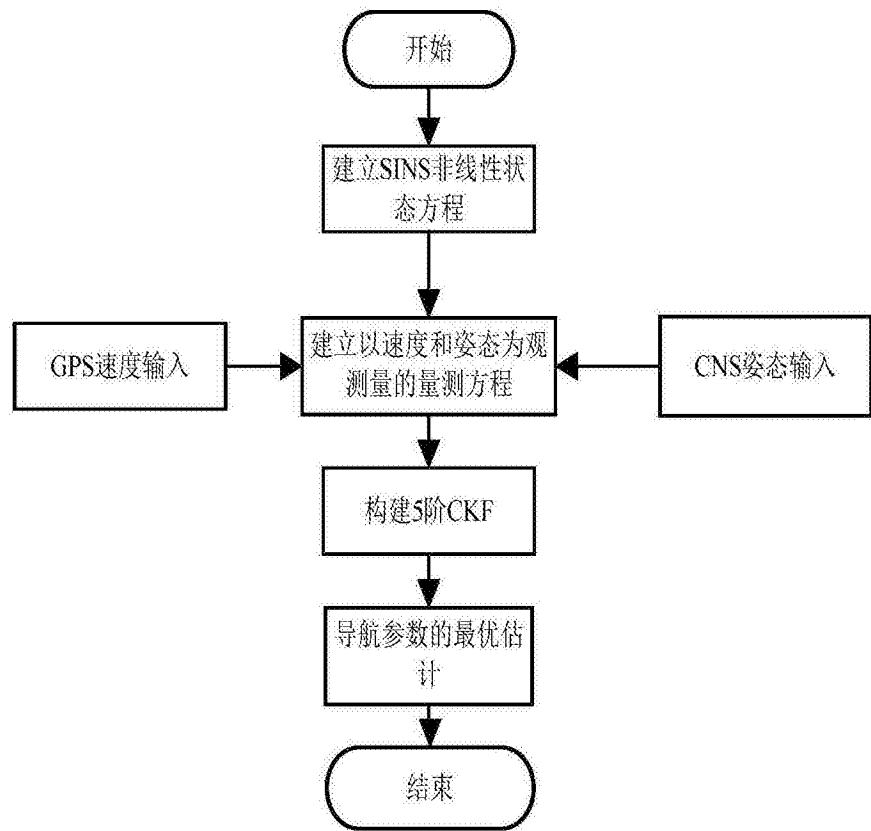


图10

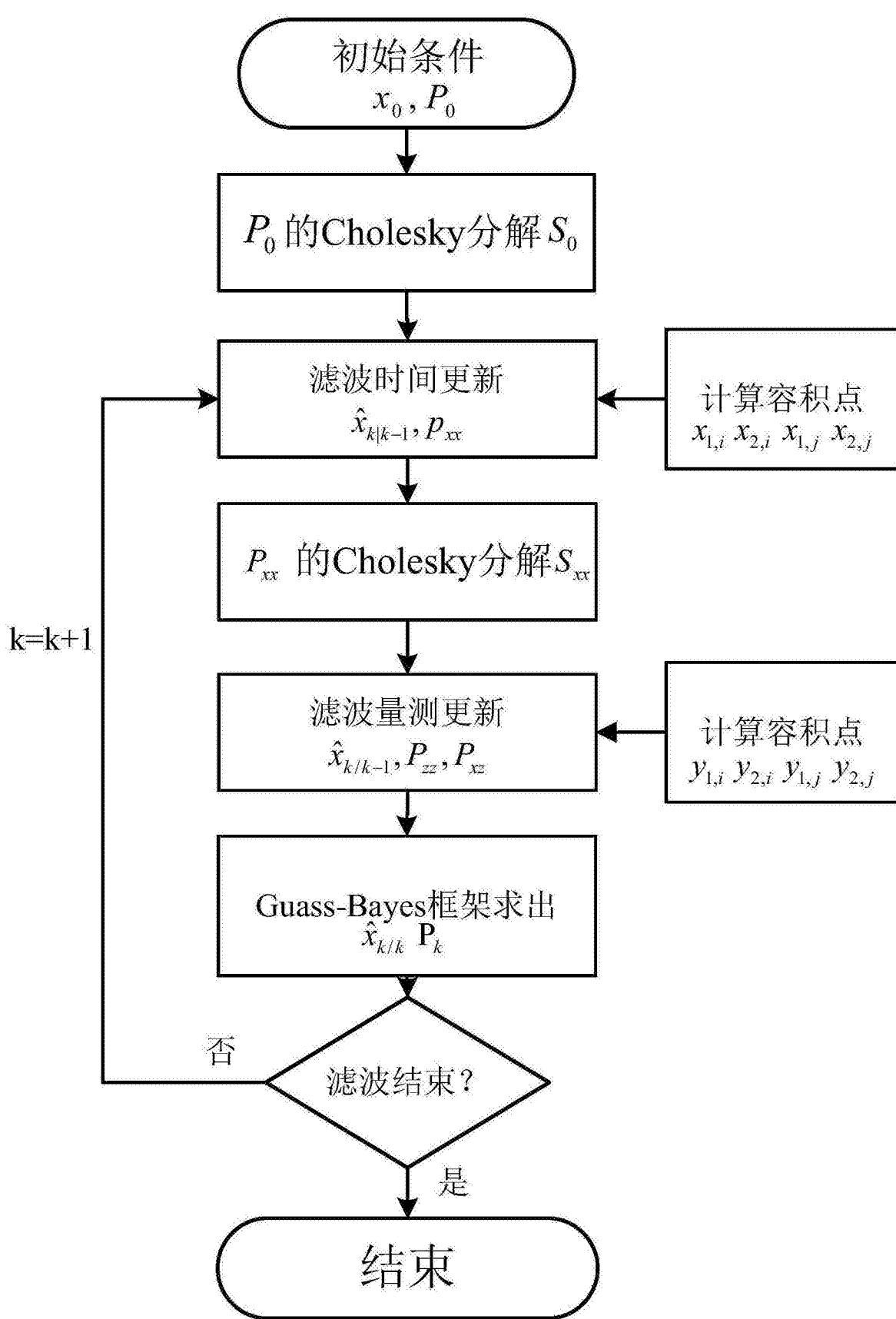


图11