DOI:10.14075/j.jgg.2024.11.528

文章编号:1671-5942(2025)10-1043-06

GNSS/SINS 组合导航自适应最大相关熵滤波算法研究

林雪原[1]　潘新龙[2]　孙玉霞[1]

1　山东外事职业大学人工智能学院,山东省威海市长江路 788 号,264500

2　海军航空大学,山东省烟台市,264001

摘　要:为提高复杂环境下最大相关熵滤波(MCKF)方法的滤波性能,提出一种 GNSS/SINS 组合导航系统的自适应最大相关熵滤波算法(AMCKF)。首先,根据当前和过去 $l-1$ 个时刻的滤波故障检测函数值与检测门限的关系,形成 0 和 1 两种映射关系;然后,以映射值为基础构成一个长度为 l 的窗,进而提出一种核宽度自适应调整算法;最后,将该核宽度自适应调整算法应用于 MCKF 中,进而构成组合导航系统的 AMCKF 算法。在测量高斯白噪声和重尾脉冲噪声环境下搭建 GNSS/SINS 组合导航系统实验,结果表明,AMCKF 可以根据不同的测量噪声环境自适应调整核带宽值,进而提高组合导航系统的滤波精度;相对于 KF 和 MCKF,AMCKF 可分别提高位置精度约 26.5%和 16.4%,提高速度精度约 15.5%和 6.4%。

关键词:组合导航;最大相关熵准则;核带宽;自适应滤波

中图分类号:P228　　**文献标识码**:A

GNSS/SINS 组合导航系统已被广泛应用于各领域,且随着信息融合技术的发展[1],各种滤波方法也被应用于 GNSS/SINS 组合导航系统中以提高系统的滤波精度及可靠性,如常规卡尔曼滤波(KF)[2]、扩展卡尔曼滤波(EKF)[3]、无迹卡尔曼滤波(UKF)[4]、粒子滤波(PF)[5]等。当处于复杂环境下,GNSS 测量噪声不再满足高斯分布,为此,各种自适应滤波(AKF)方法不断发展,如 Sage-Husa 自适应滤波方法[6]、变分贝叶斯自适应滤波方法[7]、强跟踪滤波方法[8]、基于最大相关熵准则的滤波方法(MCKF)[9]等。其中,MCKF 在测量噪声为非高斯噪声,尤其是重尾脉冲噪声环境下表现出优异的滤波效果。研究表明,MCKF 的滤波性能严重依赖于核带宽参数[10],对于实际的量测信息,有必要实时调整核宽度的值,以达到最佳的滤波效果。为此,具有核宽度自适应调节功能的 MCKF,即自适应 MCKF(AMCKF)的研究已成为 MCKF 在组合导航系统应用中的一个技术瓶颈。

黄海舟等[11]根据滤波过程中新息的变化来调整核带宽的大小,但该方法会导致实际核带宽与期望值相差较大,并导致滤波精度下降;李伟等[12]根据滤波新息对当前时刻测量噪声进行估计,并基于估计噪声相对于历史噪声的变化程度确定核带宽的区间,但可能导致核带宽小于 2,进一步导致滤波发散。为克服上述缺陷,本文提出一种 GNSS/SINS 组合导航系统的自适应 MCKF 算法,通过一段窗口内的滤波故障检测值来确定测量噪声的类型,进而确定核带宽的值。

1　组合导航系统模型

在东北天(ENU)导航坐标系下,根据 SINS 的误差方程,建立 GNSS/INS 松组合系统的状态方程[3,10]为:

$$\boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_k\boldsymbol{W}_k \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{X}_k$ 为 k 时刻的 n 维状态向量;$\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵;$\boldsymbol{\Gamma}_k$ 为系统噪声分配矩阵;$\boldsymbol{W}_k$ 为系统噪声向量,且满足 $\boldsymbol{W}_k \sim N(0,\boldsymbol{Q}_k)$。$\boldsymbol{X}_k$ 中的变量包括:

$$\boldsymbol{X}_k = [\boldsymbol{\varphi} \quad \delta\boldsymbol{v} \quad \delta\boldsymbol{p} \quad \boldsymbol{\varepsilon}^{\mathrm{b}} \quad \nabla^{\mathrm{b}}]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_{\mathrm{E}} \quad \varphi_{\mathrm{N}} \quad \varphi_{\mathrm{U}}]$ 为 SINS 平台角误差信息;$\delta\boldsymbol{v} = [\delta v_{\mathrm{E}} \quad \delta v_{\mathrm{N}} \quad \delta v_{\mathrm{U}}]$ 为 SINS 的速度误差信息;$\delta\boldsymbol{p} = [\delta\lambda \quad \delta L \quad \delta h]$ 为 SINS 的位置误差

收稿日期:2024-11-21

项目来源:国家自然科学基金(62076249);山东省自然科学基金(ZR2020MF154)。

第一作者简介:林雪原,博士,教授,主要从事组合导航及信息融合研究,E-mail:linxy_ytcn@126.com。

通讯作者:潘新龙,博士,副教授,主要从事信息融合的研究,E-mail:airadar@126.com。

信息；$\boldsymbol{\varepsilon}^{b}$、$\nabla^{b}$ 分别为陀螺、加速度计三轴误差的一阶马尔可夫过程。

GNSS/INS 松组合系统的测量方程表示为：

$$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{V}_k \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{Z}_k$ 为 m 维测量向量，选取为 SINS 与 GNSS 对应位置和速度输出的差值；$\boldsymbol{H}_k$ 为测量矩阵；$\boldsymbol{V}_k$ 为测量噪声向量，且满足 $\boldsymbol{V}_k \sim N(0,\boldsymbol{R}_k)$。

2 基于最大相关熵准则的滤波算法

2.1 MCKF 算法

针对式(1)和式(3)代表的 GNSS/INS 松组合系统，设式(1)中状态 $\boldsymbol{X}_k$ 的卡尔曼估计值和一步预测值分别为 $\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 和 $\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$，状态 $\boldsymbol{X}_k$ 的一步预测误差协方差矩阵和状态估计误差协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 和 $\boldsymbol{P}_k$，则结合式(3)有[13-14]：

$$\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}\\ \boldsymbol{Z}_k\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\boldsymbol{I}\\ \boldsymbol{H}_k\end{bmatrix}\boldsymbol{X}_k +$$

$$\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}-\boldsymbol{X}_k\\ \boldsymbol{V}_k\end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix}\boldsymbol{I}\\ \boldsymbol{H}_k\end{bmatrix}\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{F}_k \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{I}$ 为 $n\times n$ 单位矩阵，且有：

$$E[\boldsymbol{F}_k\boldsymbol{F}_k^{\mathrm{T}}] = \begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_{k|k-1} & 0\\ 0 & \boldsymbol{R}_k\end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{B}_{P,k|k-1}\boldsymbol{B}_{P,k|k-1}^{\mathrm{T}} & 0\\ 0 & \boldsymbol{B}_{V,k}\boldsymbol{B}_{V,k}^{\mathrm{T}}\end{bmatrix} = \boldsymbol{B}_k\boldsymbol{B}_k^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

式(4)两边同时乘以 $\boldsymbol{B}_k^{-1}$，得到：

$$\boldsymbol{D}_k = \boldsymbol{M}_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{E}_k \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{D}_k = \boldsymbol{B}_k^{-1}\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}\\ \boldsymbol{Z}_k\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{M}_k = \boldsymbol{B}_k^{-1}\begin{bmatrix}\boldsymbol{I}\\ \boldsymbol{H}_k\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{E}_k = \boldsymbol{B}_k^{-1}\boldsymbol{F}_k$。

可以证明，$E[\boldsymbol{E}_k\boldsymbol{E}_k^{\mathrm{T}}] = \boldsymbol{I}$，即 $\boldsymbol{E}_k$ 为白噪声。式(6)可以进一步表示为：

$$\boldsymbol{E}_k = \boldsymbol{D}_k - \boldsymbol{M}_k\boldsymbol{X}_k \tag{7}$$

假设 $e_{i,k}$ 和 $d_{i,k}$ 分别为列向量 $\boldsymbol{E}_k$ 和 $\boldsymbol{D}_k$ 的第 i 个元素，而 $\boldsymbol{M}_{i,k}$ 为矩阵 $\boldsymbol{M}_k$ 的第 i 行。则有：

$$e_{i,k} = d_{i,k} - \boldsymbol{M}_{i,k}\boldsymbol{X}_k \tag{8}$$

基于 MCC 准则的代价函数可以表示为[13]：

$$J(\boldsymbol{X}_k) = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L}G_\sigma(d_{i,k} - \boldsymbol{M}_{i,k}\boldsymbol{X}_k) \tag{9}$$

式中，$G_\sigma(e) = \exp\left(-\dfrac{e^2}{2\sigma^2}\right)$ 为高斯核函数；σ 为核宽度。

基于式(9)，$\boldsymbol{X}_k$ 的最优估计为：

$$\boldsymbol{X}_k = \left(\sum_{i=1}^{L}[G_\sigma(e_{i,k})\boldsymbol{M}_{i,k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}_{i,k}]\right)^{-1}\cdot$$

$$\left(\sum_{i=1}^{L}[G_\sigma(e_{i,k})\boldsymbol{M}_{i,k}^{\mathrm{T}}d_{i,k}]\right) \tag{10}$$

式(10)也可以表示为[14]：

$$\boldsymbol{X}_k = (\boldsymbol{M}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{M}_k)^{-1}(\boldsymbol{M}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{D}_k) \tag{11}$$

其中，$\boldsymbol{C}_k = \begin{bmatrix}\boldsymbol{C}_{X,k} & 0\\ 0 & \boldsymbol{C}_{Z,k}\end{bmatrix}$，$\boldsymbol{C}_{X,k} = \mathrm{diag}(G_\sigma(e_{1,k})\ \cdots\ G_\sigma(e_{n,k}))$，$\boldsymbol{C}_{Z,k} = \mathrm{diag}(G_\sigma(e_{n+1,k})\ \cdots\ G_\sigma(e_{n+m,k}))$。

根据矩阵逆引理知识，式(11)可写成：

$$\boldsymbol{X}_k = \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} + \bar{\boldsymbol{K}}_k(\boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}) \tag{12}$$

其中，

$$\begin{cases}\bar{\boldsymbol{K}}_k = \bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \bar{\boldsymbol{R}}_k)\\ \bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1} = \boldsymbol{B}_{P,k|k-1}\boldsymbol{C}_{X,k}^{-1}\boldsymbol{B}_{P,k|k-1}^{\mathrm{T}}\\ \bar{\boldsymbol{R}}_k = \boldsymbol{B}_{V,k|k-1}\boldsymbol{C}_{Z,k}^{-1}\boldsymbol{B}_{V,k|k-1}^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{13}$$

在选择合适的核带宽 σ，设置初始估计 $\hat{\boldsymbol{X}}_0$ 和初始协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_0$ 的前提下，MCKF 算法步骤如下：

1)时间更新过程。

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\hat{\boldsymbol{X}}_k \tag{14}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{\Phi}_{k|k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1}\boldsymbol{Q}_{k-1}\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^{\mathrm{T}} \tag{15}$$

基于式(5)，利用 Cholesky 分解得到 $\boldsymbol{B}_k$。

2)计算 $\hat{\boldsymbol{X}}_k$。

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k^{(i)} = \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} + \bar{\boldsymbol{K}}_k(\boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}) \tag{16}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{X}}_k^{(i)}$ 为 $\boldsymbol{X}_k$ 在 k 时刻第 i 次迭代的估计值，$\hat{\boldsymbol{X}}_k^{(0)} = \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$；$\bar{\boldsymbol{K}}_k$ 的表达方式如式(13)所示。此时，$\bar{\boldsymbol{K}}_k$ 中的 $\bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}$、$\bar{\boldsymbol{R}}_k$ 表示方式与式(13)不同，可表示为：

$$\bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1} = \boldsymbol{B}_{P,k|k-1}\bar{\boldsymbol{C}}_{X,k}^{-1}\boldsymbol{B}_{P,k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

$$\bar{\boldsymbol{R}}_k = \boldsymbol{B}_{V,k|k-1}\bar{\boldsymbol{C}}_{Z,k}^{-1}\boldsymbol{B}_{V,k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{18}$$

其中，

$$\bar{\boldsymbol{C}}_{X,k} = \mathrm{diag}(G_\sigma(\bar{e}_{1,k})\ \cdots\ G_\sigma(\bar{e}_{n,k})) \tag{19}$$

$$\bar{\boldsymbol{C}}_{Z,k} = \mathrm{diag}(G_\sigma(\bar{e}_{n+1,k})\ \cdots\ G_\sigma(\bar{e}_{n+m,k})) \tag{20}$$

$$\bar{e}_{i,k} = d_{i,k} - \boldsymbol{M}_{i,k}\hat{\boldsymbol{X}}_k^{(i-1)} \tag{21}$$

3)更新后验协方差矩阵（即估值 $\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 的状态估计误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_k$）。

$$\boldsymbol{P}_k = (\boldsymbol{I} - \bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{H}_k)\bar{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}(\boldsymbol{I} - \bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{H}_k)^{\mathrm{T}} + \bar{\boldsymbol{K}}_k\bar{\boldsymbol{R}}_k\bar{\boldsymbol{K}}_k^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

2.2 自适应 MCKF 算法(AMCKF)

为使 MCKF 算法能够对高斯测量信息和含有重尾噪声的测量信息进行自适应处理，本文提出一种具有自适应特性的核带宽 σ 计算方法。

首先定义滤波新息为：

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} \tag{23}$$

在式(16)的迭代过程中，对于第 1 次迭代的时间更新阶段，定义残差 χ^2 检验统计量(或故障检测函数)如下：

$$L_k = \boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k\mid k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}_k \tag{24}$$

L_k 服从自由度为 m 的 χ^2 分布,其检测门限 T_L 可根据误警率 P_L 设定,由 L_k 与 T_L 之间的关系形成如下映射关系:

$$\begin{cases} a_k = 0, & \text{当 } L_k < T_L \text{ 时} \\ a_k = 1, & \text{当 } L_k > T_L \text{ 时} \end{cases} \tag{25}$$

假设 k 为当前时刻,则根据 a_k 和 a_{k-1},…,a_{k-l+1},令:

$$A_k = \sum_{i=l-1}^{0} a_{k-i} \tag{26}$$

考虑到测量噪声符合高斯分布或非高斯分布,计算具有自适应特性的核带宽如下:

$$\begin{cases} \sigma = +\infty, & \text{当 } 0 \leqslant A_k < d_1 \text{ 时} \\ \sigma = 4, & \text{当 } d_1 \leqslant A_k < d_2 \text{ 时} \end{cases} \tag{27}$$

其中,l 的取值不宜过小,本文取 $l = 20$;d_1 的选取取决于 T_L 的取值,当测量信息为高斯信号时,可保证在绝大多数时间内 $L_k < T_L$,当 $P_L = 0.01$ 时,取 $d_1 = 3$;从后面的仿真实验可以看出,当测量噪声为重尾噪声时,滤波器的故障检测值在大多数时刻满足 $L_k > T_L$,为此,令 $d_2 = l - 2$。

在式(27)中,当 $\sigma = +\infty$ 时,意味着检测到的测量噪声满足高斯分布,此时 AMCKF 等价于常规 KF;当 $\sigma = 4$ 时,意味着检测到的测量噪声满足非高斯分布,此时 AMCKF 等价于可以处理非高斯噪声的 MCKF。此处选择 $\sigma = 4$ 是因为之前的研究工作证明,当 $\sigma = 2 \sim 4$ 时,MCKF 对非高斯噪声可以达到最佳滤波性能,但 σ 值过小(如 $\sigma = 2 \sim 3$)时,MCKF 存在迭代次数过多甚至滤波发散的缺陷,故综合考虑取 $\sigma = 4$。

在式(27)中,假如 $A_k = l - 1$ 或 $A_k = l$,则判定系统发生故障。自适应核带宽调整原理见图 1。

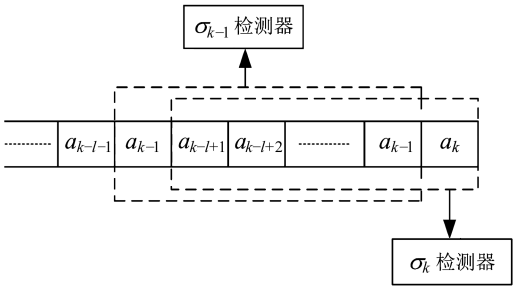


图 1　自适应核带宽调整原理

Fig. 1　The principle of adaptive kernel bandwidth adjustment

3　实验与分析

3.1　实验条件

本文实验相关研究主要依托实验室搭建的 GNSS/SINS 组合导航仿真实验系统,各传感器参数设置如表 1 所示。

以飞行器为仿真对象,载体初始位置为 119.5°E、30.5°N、高度 350 m;初始水平姿态角为 0°,初始航向角为 90°;初始三维速度误差均为 0.2 m/s,初始三维位置误差均为 20 m;初始水平姿态角误差和航向角误差均为 0.5°。飞行过程包含爬升、转弯、加速、减速和俯冲等机动过程,时间为 3 600 s。

表 1　导航传感器误差参数

Tab. 1　Error parameters of navigation sensors

参数项	参数值	工作周期
陀螺仪零偏	4°/h	0.02 s
陀螺仪角度随机游走	0.4°/$\sqrt{\mathrm{h}}$	
加速度计零偏	50 μg	0.02 s
加速度计随机游走	5 μg/$\sqrt{\mathrm{Hz}}$	
GNSS 定位误差	8 m(1σ)	1 s
GNSS 测速误差	0.2 m/s(1σ)	

为了验证本文算法的有效性,在 0～900 s 和 1 801～2 700 s 时间段内,设置 GNSS 测量噪声为高斯白噪声;在 901～1 800 s 和 2 701～3 600 s 时间段内,设置 GNSS 测量噪声为重尾脉冲噪声[10]。图 2 为 GNSS 位置误差曲线。

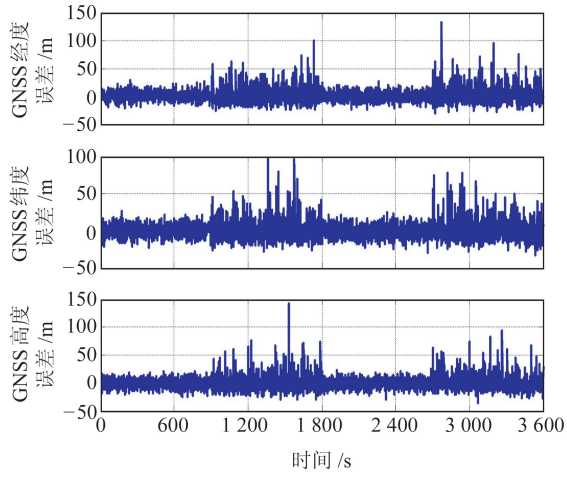


图 2　GNSS 三维位置误差曲线

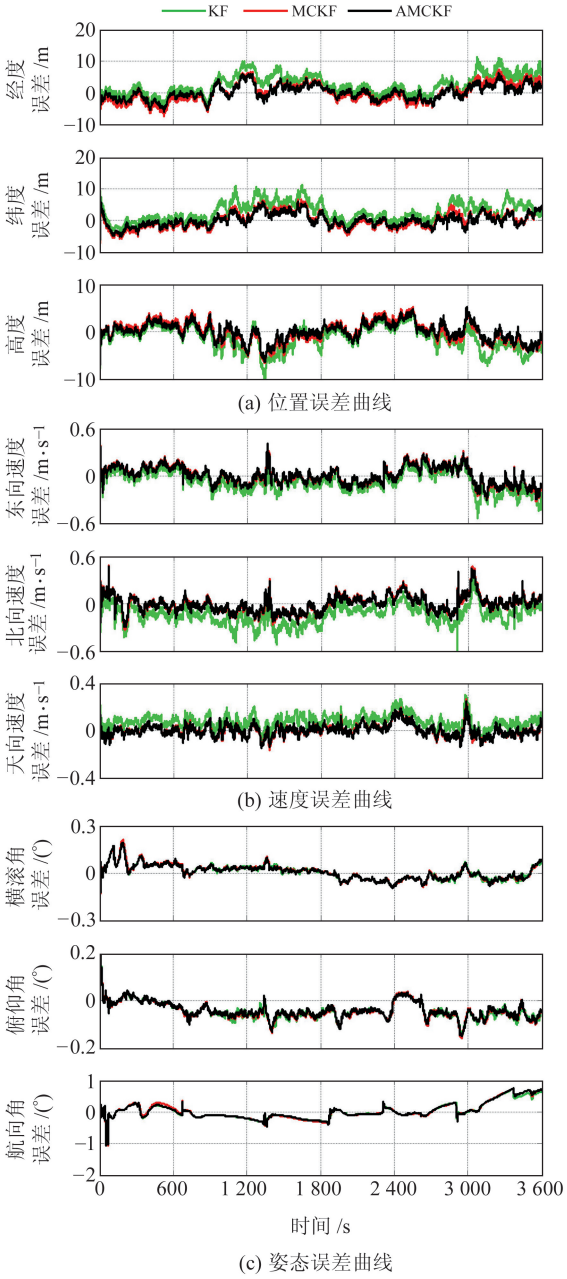
Fig. 2　GNSS 3D position error curves

3.2　实验结果与分析

为综合评估本文算法的有效性,对于相同的导航原始数据,同时进行基于 MCKF($\sigma = 4$)、KF(相当于 MCKF 中的 $\sigma = \infty$)和 AMCKF 算法的仿真。在式(27)中,由于计算机运算无法模拟 $+\infty$,因此 $+\infty$ 取 10^{30}。误警率 P_L 取为 1%。图 3 为基于上述 3 种算法的组合导航系统各导航参数误差曲线,可以看出,MCKF 和 AMCKF 的滤波性能优于 KF,且 AMCKF 的滤波性能略优于 MCKF。

为定量、直观地描述上述 3 种算法的滤波性能,表 2 给出各导航参数的均方根误差(RMSE)。可以看出,相对于 KF,AMCKF 可提高位置精度

约 26.5%，提高速度精度约 15.5%；相对于 MCKF，AMCKF 可提高位置精度约 16.4%，提高速度精度约 6.4%。综合而言，相对于 KF 和 MCKF，AMCKF 可提高姿态角的滤波精度，这是因为其核带宽会随着测量噪声类型的不同而发生相应的变化。



(a) 位置误差曲线

(b) 速度误差曲线

(c) 姿态误差曲线

图 3 基于 KF、MCKF 和 AMCKF 的导航误差曲线

Fig. 3 Navigation error curves based on KF, MCKF and AMCKF

根据图 4 可以判断，在 0～900 s 所有时刻和 1 801～2 700 s 大部分时刻，核带宽为 10^{30}；在 901～1 800 s 和 2 701～3 600 s 绝大部分时刻，$\sigma=4$。由此可见，本文算法能自适应调整核带宽以处理不同的测量噪声，进而达到最优的滤波精度。同时注意到，在重尾脉冲噪声区间，理论上 $\sigma=4$，但该区域核带宽有离散的跳变点跳跃至 10^{30}，其原因为：1)该区域整体而言测量噪声满足非高斯分布，但不排除区域中某一小范围子区域中测量噪声近似满足高斯分布；2)与误警率 P_L 取值有关，P_L 取值越小跳变点数越多；3)这些离散的跳变点与式(27)中 d_1 的取值有关(本文 $d_1=3$)。

之所以会产生图 4 所示的核带宽变化曲线，可以根据图 5 的故障检测函数值变化曲线和检测门限加以分析。根据图 5，在 0～900 s 和 1 801～2 700 s 的大部分时刻，故障检测函数值小于检测门限；在 901～1 800 s 和 2 701～3 600 s 的绝大部分时刻，故障检测函数值大于检测门限。

根据式(26)和图 5 得到 A_k 的变化曲线，由图 6 可以看出，当测量噪声为高斯白噪声时，A_k 基本为 0 或 1；而测量噪声为重尾脉冲噪声时，A_k 大部分时刻维持在 4～9 之间。根据图 6 和式(27)可以得到图 4 所示的核带宽变化曲线。假设 $d_1=2$，则在图 4 的重尾脉冲噪声区域将不会出现离散的跳变点；反之，当 $d_1=4$ 时，该区域的跳变点数将会增加。进一步实验证明，d_1 取 3 左右时不会对滤波精度有影响。

为进一步验证式(27)的有效性，进行另外一组实验，在 1 600～2 600 s 对测量信息引入硬故障，经 AMCKF 处理后得到的故障检测函数值变化曲线见图 7。可以看出，当测量信息发生硬故障时，故障检测函数总是大于检测门限值，进而证明了本文算法的有效性。

本文实验部分仅针对具有连续 GNSS 测量值的情况进行分析。如果在实验的某段区域 GNSS 信号中断，则组合导航系统仅进行 SINS 解算，无法进行故障检测函数的计算，且无法确认核带宽 σ 的值；一旦 GNSS 信号恢复，则重新进行 AMCKF 的滤波流程，进一步实验也证明了 AMCKF 的可行性，并可重新计算 σ 的值。

表 2 3 种方法滤波精度对比

Tab. 2 Comparison of filtering accuracy among three methods

滤波器	位置误差 RMSE/m			速度误差 RMSE/m·s^{-1}			速度误差 RMSE/(°)		
	经度	纬度	高度	东向速度	北向速度	天向速度	横滚角	俯仰角	航向角
KF	3.13	2.87	2.48	0.123	0.126	0.055	0.051	0.037	0.244
MCKF	2.76	2.49	2.22	0.115	0.110	0.052	0.051	0.038	0.262
AMCKF	2.29	2.07	1.89	0.108	0.102	0.051	0.049	0.037	0.256

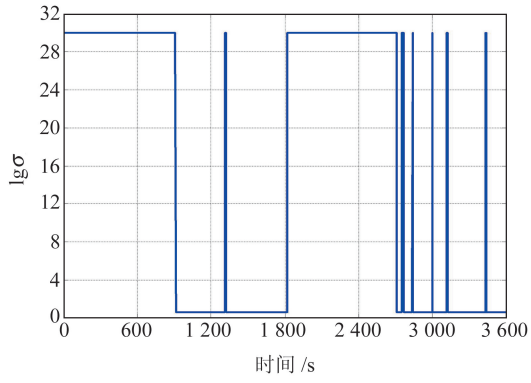


图 4　核带宽的变化曲线
Fig. 4　Nuclear bandwidth curves

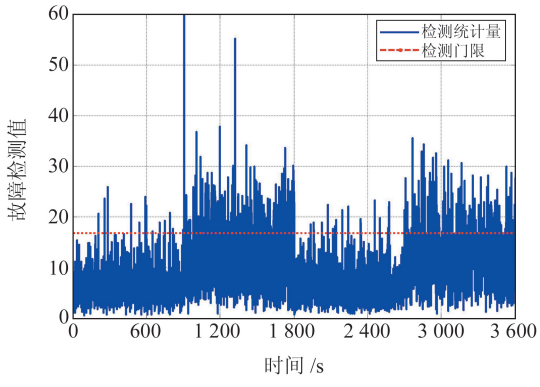


图 5　故障检测函数值变化曲线
Fig. 5　Curve of the changes in fault detection function values

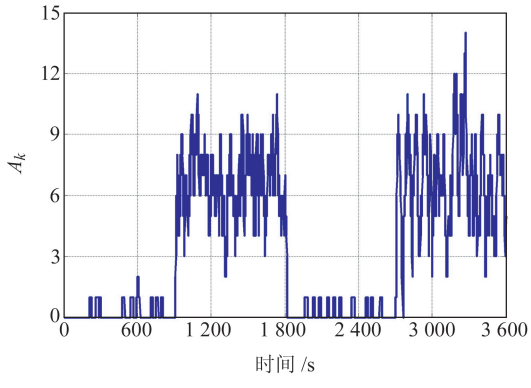


图 6　A_k 曲线
Fig. 6　Curve of A_k

4　结　语

针对不同的测量噪声类型,GNSS/SINS 组合导航系统的 MCKF 算法需要选择不同的核带宽,以实现滤波性能的最优化。然而,在实际应用中,测量噪声的类型往往难以准确预知,导致无法直接获取精确的核带宽值。为此,本文提出了一种自适应最大相关熵滤波方法,用于组合导航系统中核带宽的自适应调整,从而针对不同类型的测量噪声实现最优滤波效果。实验结果表明,AMCKF 能够根据测量噪声类型自适应调整核带宽的值,相比 KF 和 MCKF,可以在不同程度上提高组合导航系统的滤波精度。下一步将对本文算法中各参数进行优化处理,并研究具有多值核带宽的自适应最大相关熵滤波算法。

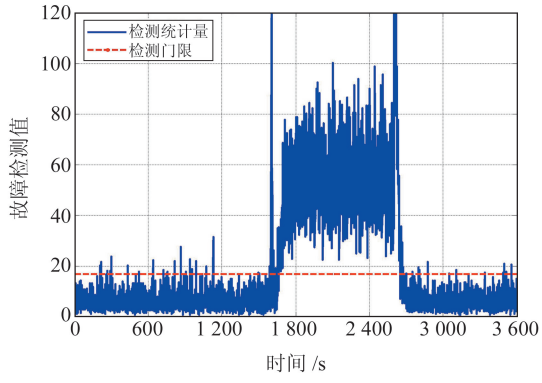


图 7　测量信息发生硬故障时故障检测函数值变化曲线
Fig. 7　The variation curve of the fault detection function value when a hard failure occurs in the measurement information

参考文献

[1] 林雪原,李雪腾,潘新龙,等. 一种海上非作战目标实时清洗方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2021, 46(9): 1378-1385(Lin Xueyuan, Li Xueteng, Pan Xinlong, et al. A Real-Time Cleaning Method for Marine Non-Combat Targets[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(9): 1378-1385)

[2] 高社生,洪根元,高广乐,等. 基于马氏距离的联邦卡尔曼滤波在 SINS/SRS/CNS 导航中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(2): 141-146(Gao Shesheng, Hong Genyuan, Gao Guangle, et al. Mahalanobis Distance Based Federated Kalman Filter for SINS/SRS/CNS Integrated Navigation System[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2021, 29(2): 141-146)

[3] 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, 2012(Qin Yongyuan, Zhang Hongyue, Wang Shuhua. Kalman Filter and Integrated Navigation Principle[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2012)

[4] 马晓杰,林雪原,孙巧妍,等. 一种改进的 UKF 滤波算法在 BDS/ SINS 组合导航系统中的应用研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(4): 351-356(Ma Xiaojie, Lin Xueyuan, Sun Qiaoyan, et al. Improved UKF Algorithm for BDS/SINS Integrated Navigation System[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(4): 351-356)

[5] 张园,苗晓婷,丛丹姝,等. GNSS/INS 组合导航拓展卡尔曼滤波和粒子滤波算法对比[J]. 系统仿真技术, 2020, 16(4): 207-211(Zhang Yuan, Miao Xiaoting, Cong Danshu, et al. Comparison of Extended Kalman Filter and Particle Filter in GNSS/INS Integrated Navigation[J]. System Simulation Technology, 2020, 16(4): 207-211)

[6] 胡晓梅,潘新龙,刘成铭. GNSS/SINS 组合导航的改进 Sage-Husa 自适应滤波算法[J]. 大地测量与地球动力学,

2023，43(8)：791-794(Hu Xiaomei，Pan Xinlong，Liu Chengming. An Improved Sage-Husa Adaptive Filtering Algorithm for GNSS/SINS Integrated Navigation[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics，2023，43(8)：791-794)

[7] 王玮，潘新龙，林雪原，等.GNSS/SINS组合导航系统的改进变分贝叶斯自适应滤波算法[J]. 大地测量与地球动力学，2024，44(6)：560-565(Wang Wei，Pan Xinlong，Lin Xueyuan，et al. An Improved Variational Bayesian Adaptive Filter Algorithm for GNSS/SINS Integrated Navigation System[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics，2024，44(6)：560-565)

[8] 陈晓锋，庄巍，李少勇，等.一种基于强跟踪无迹卡尔曼滤波算法的组合导航方法[J]. 机电工程技术，2024，53(12)：105-110(Chen Xiaofeng，Zhuang Wei，Li Shaoyong，et al. A Combined Navigation Method Based on Strong Tracking Unscented Kalman Filter Algorithm[J]. Mechanical and Electrical Engineering Technology，2024，53(12)：105-110)

[9] 陈王琪.基于最大相关熵抗差卡尔曼滤波的组合导航定位方法研究[D]. 徐州：中国矿业大学，2024(Chen Wangqi. Research on Integrated Navigation Method Based on Robust Filter under Maximum Correntropy Criterion[D]. Xuzhou：China University of Mining and Technology，2024)

[10] 林雪原，潘新龙，王玮. 基于最大熵准则的GNSS/SINS组合导航滤波算法[J]. 大地测量与地球动力学，2024，44(8)：787-792(Lin Xueyuan，Pan Xinlong，Wang Wei. GNSS/SINS Integrated Navigation Filtering Algorithm Based on Maximum Entropy Criterion[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics，2024，44(8)：787-792)

[11] 黄海舟，周凌柯，张永耀，等. 改进的自适应最大相关熵UKF算法在SINS/GNSS组合导航中的应用[J]. 导航与控制，2023，22(6)：26-36(Huang Haizhou，Zhou Lingke，Zhang Yongyao，et al. Application of Improved Adaptive Maximum Correntropy UKF Algorithm in SINS/GNSS Integrated Navigation[J]. Navigation and Control，2023，22(6)：26-36)

[12] 李伟，郝顺义，黄国荣，等. 改进自适应ADMCC-HCKF算法及在SINS/CNS/GNSS中的应用[J]. 电子测量与仪器学报，2021，35(8)：79-85(Li Wei，Hao Shunyi，Huang Guorong，et al. Improved Adaptive ADMCC-HCKF Algorithm and Application in SINS/CNS/GNSS Integrated Navigation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation，2021，35(8)：79-85)

[13] Chen B D，Liu X，Zhao H Q，et al. Maximum Correntropy Kalman Filter[J]. Automatica，2017，76：70-77

[14] Chen B D，Wang J J，Zhao H Q，et al. Convergence of a Fixed-Point Algorithm under Maximum Correntropy Criterion[J]. IEEE Signal Processing Letters，2015，22(10)：1723-1727

Adaptive Maximum Correntropy Filtering Algorithm for GNSS/SINS Integrated Navigation

LIN Xueyuan[1] *PAN Xinlong*[2] *SUN Yuxia*[1]

1 School of ArtificialIntelligence，Shandong Vocational University of Foreign Affairs，788 Changjiang Road，Weihai 264500，China

2 Naval Aeronautical University，Yantai 264001，China

Abstract：To enhance the filtering performance of the maximum correntropy Kalman filter(MCKF) method in complex environments，an adaptive maximum correntropy Kalman filter algorithm(AMCKF) for GNSS/SINS integrated navigation systems is proposed. Firstly，based on the relationship between the filtering fault detection function values at the current and the past ($l-1$) time steps and the detection threshold，two mapping relationships of 0 and 1 are formed. Then，a window of length l is constructed using the mapped values，and a kernel width adaptive adjustment algorithm is proposed. Finally，this kernel width adaptive adjustment algorithm is applied to MCKF to form the AMCKF algorithm for the integrated navigation system. Experiments are conducted on a GNSS/SINS integrated navigation system under measurement environments with Gaussian white noise and heavy-tailed impulsive noise. The results indicate that AMCKF can adaptively adjust the kernel width value according to different measurement noise environments，thereby improving the filtering accuracy of the integrated navigation system. Compared with KF and MCKF，AMCKF can improve position accuracy by approximately 26.5% and 16.4%，respectively，and improve velocity accuracy by approximately 15.5% and 6.4%，respectively.

Key words：integrated navigation；maximum correntropy criterion；kernel bandwidth；adaptive filter

Foundation support：National Natural Science Foundation of China，No. 62076249；Natural Science Foundation of Shandong Province，No. ZR2020MF154.

About the first author：LIN Xueyuan，PhD，professor，majors in integrated navigation and its information fusion，E-mail：linxy_ytcn@126.com.

Corresponding author：PAN Xinlong，PhD，associate professor，major in information fusion，E-mail：airadar@126.com.