

文章编号: 1001-0920(2012)07-1061-05

多传感器组合导航系统的多尺度滤波算法

林雪原

(海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东 烟台 264000)

摘要: 基于多尺度的思想, 首先将在最细尺度上建立的状态方程、量测方程改写为以数据块形式描述的对应该方程; 然后利用小波变换技术将最细尺度上的块状态向量向粗尺度上分解, 并将在最细尺度上建立的量测方程表达为粗尺度上状态向量的函数; 最后结合常规 Kalman 滤波技术, 建立了一种动态系统的多尺度单模型滤波方法. 将上述算法应用于多传感器组合导航系统, 仿真结果验证了该算法在不增加计算量量级的情况下, 具有较好的融合精度.

关键词: 多尺度; 小波变换; 多传感器组合导航; 卡尔曼滤波; 块状态方程

中图分类号: V249.3

文献标识码: A

Multi-scale filtering method of multi-sensor integrated navigation system

LIN Xue-yuan

(Department of Electronic Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264000, China. E-mail: linxy_ytcn@126.com)

Abstract: Based on the idea of multi-scale, this paper converts the state and measurement equations established on the finest scale into those described in the form of data-block. Then wavelet transformation technique is used to decompose the block state vector on the finest scale into the coarse scale, and the measurement equation established in the finest scale is expressed in the form of block state vector on the coarse scale. Finally, a multi-scale single-model filtering method of dynamic system is combining the normal Kalman filtering technique. By applying the proposed method to the multi-sensor integrated navigation system, the simulation results show that this method has better fusion precision without increasing the computation magnitude.

Key words: multi-scale; wavelet transformation; multi-sensor integrated navigation system; Kalman filter; block state equation

1 引言

多传感器组合导航系统的信息融合方法已得到了广泛的研究, 但目前其量测方程及状态方程都是建立在单一尺度上的, 其中集中式卡尔曼滤波器与分散化卡尔曼滤波是解决单一尺度多传感器组合导航系统信息融合的两种主要方法. 在众多分散化滤波方法中, 联邦卡尔曼滤波器(简称算法1)因具有计算负担轻以及容错性能强的优点而受到了重视^[1].

多尺度信息融合算法是以小波变换为桥梁、在信号的多尺度表示理论上建立起来的, 并在目标跟踪领域得到成功应用^[2]. 它将传统的基于模型的动态系统分析方法与基于统计特性的信号多尺度变换相结合, 吸收了小波变换技术^[3]和卡尔曼滤波理论的优点, 对信息在不同尺度上进行描述和分析, 可以得

到更高的滤波精度.

结合多传感器组合导航系统的特点, 本文建立了一种多尺度单模型动态滤波方法, 并以 SST/GPS/SINS 组合导航系统为例对本文算法进行了仿真与验证, 结果表明该算法具有更高的滤波精度, 进而为解决多尺度多传感器组合导航系统信息融合算法提供了思路.

2 GPS/SST/SINS 多组合导航系统数学模型

以输出速度位置信息的 GPS, 输出三维姿态信息的捷联星光跟踪仪 (SST) 和捷联惯性导航系统 SINS 为组合对象进行多传感器组合研究, 同时考虑到 SINS 的高度通道不稳定, 因此忽略高度通道. 采用 SINS 的误差方程作为系统的状态方程, 导航坐标系

收稿日期: 2010-12-29; 修回日期: 2011-03-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874112); “泰山学者”建设工程专项经费项目.

作者简介: 林雪原(1970—), 男, 副教授, 博士, 从事组合导航与信息融合的研究.

选用东北天坐标系,通过对SINS的性能及误差源的分析,可以获得滤波器的误差方程为^[4]

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{w}(t). \quad (1)$$

式中:系统状态变量定义为10阶,即 $\mathbf{x}(t) = [\phi_E, \phi_N, \phi_U, \delta v_E, \delta v_N, \delta L, \delta \lambda, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}]$; ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为数学平台误差角; $\delta v_E, \delta v_N$ 为速度误差; $\delta L, \delta \lambda$ 为纬度、经度误差; $\varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}$ 为陀螺一阶马尔科夫漂移误差,方程其他参数见文献[4].

组合导航系统共有2组观测值:1)GPS给出的速度、位置与SINS给出的速度、位置之间的差值^[4];2)由SST提供的载体姿态与SINS给出的姿态之间的差值^[5].

3 算法描述

对方程(1)进行离散化,并假定原始尺度(即最小尺度)为 N ,则得到在原始尺度上建立起来的多传感器单模型动态系统为

$$\mathbf{x}(N, k+1) = \mathbf{A}(N, k)\mathbf{x}(N, k) + \mathbf{G}(N, k)\mathbf{w}(N, k), \quad (2)$$

$$\mathbf{z}_i(N, k) = \mathbf{C}_i(N, k)\mathbf{x}(N, k) + \mathbf{v}_i(N, k), \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_0.$$

其中: $\mathbf{x}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为尺度 N 上、 $k(k \geq 0)$ 时刻的 n 维状态向量;矩阵 $\mathbf{A}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为系统矩阵; $\mathbf{G}(N, k) \in \mathbf{R}^{n \times r}$;系统噪声 $\mathbf{w}(N, k)$ 为具有零均值和正定协方差矩阵 $\mathbf{Q}(N, k)$ 的高斯噪声向量.

$\mathbf{C}_i(N, k)$ 和 $\mathbf{v}_i(N, k)$ 分别为传感器 i 的测量矩阵、观测噪声, $\mathbf{C}_i(N, k) \in \mathbf{R}^{d_i \times n}$, $\mathbf{v}_i(N, k)$ 为一个高斯白噪声序列,并具有如下的统计特性: $\mathbf{E}\{\mathbf{v}_i(N, k)\} = 0$, $\mathbf{E}\{\mathbf{v}_i(N, k)\mathbf{v}_i^T(N, j)\} = \mathbf{R}_i(N, k)\delta_{kj}$.

状态初始值 $\mathbf{x}(N, 0)$ 为一随机向量,且有

$$\mathbf{E}\{\mathbf{x}(N, 0)\} = \mathbf{x}_0, \quad (4)$$

$$\mathbf{E}\{[\mathbf{x}(N, 0) - \mathbf{x}_0][\mathbf{x}(N, 0) - \mathbf{x}_0]^T\} = \mathbf{P}_0.$$

假设 $\mathbf{x}(N, 0)$, $\mathbf{w}(N, k)$, $\mathbf{v}_i(N, k)$ 是统计独立的.

将 N_0 个传感器的量测方程(3)组合,可得

$$\mathbf{z}(N, k) = \mathbf{C}(N, k)\mathbf{x}(N, k) + \mathbf{v}(N, k), \quad k \geq 0. \quad (5)$$

3.1 系统分块算法

将状态向量和测量向量分割成块长度为 $M = 2^{N-1}$ 的数据块^[6]

$$\mathbf{X}_m(N) = [\mathbf{x}^T(N, mM+1), \mathbf{x}^T(N, mM+2), \dots, \mathbf{x}^T(N, mM+M)]^T, \quad (6)$$

$$\mathbf{Z}_m(N) = [\mathbf{z}^T(N, mM+1), \mathbf{z}^T(N, mM+2), \dots, \mathbf{z}^T(N, mM+M)]^T, \quad (7)$$

其中 $m(m = 1, 2, \dots)$ 代表数据块的序号.下面将给出数据块 $\mathbf{X}_m(N)$ 与 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 之间的关系. $\mathbf{X}_{m+1}(N)$

中的第1个向量元素 $\mathbf{x}(N, (m+1)M+1)$ 与 $\mathbf{X}_m(N)$ 中元素的关系表达式如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(N, (m+1)M+1) &= \\ \bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+1) &+ \\ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \prod_{r=M}^i \mathbf{A}(N, mM+r) \mathbf{x}(N, mM+i), & \\ \bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+1) &= \\ \sum_{i=1}^{M-1} \left[\frac{i}{M} \prod_{r=M}^{i+1} \mathbf{A}(N, mM+r) \mathbf{G}(N, mM+i) \times \right. & \\ \left. \mathbf{w}(N, mM+i) \right] + \mathbf{G}(N, mM+M) \mathbf{w}(N, mM+M). & \end{aligned} \quad (8)$$

依此类推,第 m 个数据块 $\mathbf{X}_m(N)$ 与第 $m+1$ 个数据块 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 之间的关系为

$$\mathbf{X}_{m+1}(N) = \mathbf{A}_m(N)\mathbf{X}_m(N) + \mathbf{B}_m(N)\mathbf{W}_m(N). \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{W}_m(N) = \begin{bmatrix} \mathbf{W}(N, mM+1) \\ \mathbf{W}(N, mM+2) \\ \vdots \\ \mathbf{W}(N, mM+2M-2) \\ \mathbf{W}(N, mM+2M-1) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{X}_{m+1}(N) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(N, (m+1)M+1) \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+M-1) \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+M) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{X}_m(N) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(N, mM+1) \\ \mathbf{x}(N, mM+2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(N, mM+M-1) \\ \mathbf{x}(N, mM+M) \end{bmatrix},$$

$\mathbf{E}\{\mathbf{W}_m(N)\} = 0$, $\mathbf{E}\{\mathbf{W}_m(N)\mathbf{W}_m^T(N)\} = \mathbf{Q}_m(N)$, $\mathbf{Q}_m(N)$ 为对角矩阵,对角元素为 $\mathbf{Q}_m^N(r, r) = \mathbf{Q}(N, mM+r)$, $r = 1, 2, \dots, 2M-1$.

对于 $l = 1, 2, \dots, M$,量测方程可写为

$$\mathbf{z}(N, mM+l) = \mathbf{C}(N, mM+l)\mathbf{x}(N, mM+l) + \mathbf{v}(N, mM+l),$$

即

$$\mathbf{Z}_m(N) = \mathbf{C}_m(N)\mathbf{X}_m(N) + \mathbf{V}_m(N). \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_m(N) &= [\mathbf{z}^T(N, mM+1), \mathbf{z}^T(N, mM+2), \dots, \\ &\quad \mathbf{z}^T(N, mM+M)]^T, \\ \mathbf{V}_m(N) &= [\mathbf{v}^T(N, mM+1), \mathbf{v}^T(N, mM+2), \dots \end{aligned}$$

$$\mathbf{v}^T(N, mM + M)]^T,$$

且有 $E\{\mathbf{V}_m(N)\} = 0$, $E\{\mathbf{V}_m(N)\mathbf{V}_m^T(N)\} = \mathbf{R}_m(N)$. $\mathbf{R}_m(N)$ 为对角矩阵, 对角元素为 $\mathbf{R}_m^N(r, r) = \mathbf{R}(N, mM + r)$, $r = 1, 2, \dots, M$; $\mathbf{C}_m(N)$ 为对角矩阵, 对角元素为 $\mathbf{C}_m^N(r, r) = \mathbf{C}(N, mM + r)$, $r = 1, 2, \dots, M$.

3.2 系统多尺度描述

将尺度 i 上的向量序列 $\mathbf{x}(i, k) \in R^{n \times 1} (k \in Z)$ 写成如下形式的数据块^[7]:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{m,V}(i) &:= \mathbf{X}_m(i) = \\ &[\mathbf{x}^T(i, mM_i + 1), \mathbf{x}^T(i, mM_i + 2), \dots, \\ &\mathbf{x}^T(i, mM_i + M_i)]^T, \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $M_i = 2^{i-1}$. 小波变换的分析与综合算子为

$$\mathbf{X}_{m,V}(i) = \mathbf{H}_i \cdot \mathbf{X}_{m,V}(i+1), \quad L \leq i \leq N-1; \quad (12)$$

$$\mathbf{X}_{m,D}(i) = \mathbf{G}_i \cdot \mathbf{X}_{m,V}(i+1), \quad L \leq i \leq N-1. \quad (13)$$

其中: 下标 V 和 D 分别表示 $\mathbf{X}_{m,V}(i+1)$ 在平滑值信号空间和细节信号空间上的投影; 正整数 N 和 L 分别表示最细尺度和最粗尺度; m 表示第 m 个数据块; $\mathbf{H}_i = \mathbf{L}_i^T \cdot \text{diag}\{\bar{\mathbf{H}}_i, \dots, \bar{\mathbf{H}}_i\} \cdot \mathbf{L}_{i+1}$, $\mathbf{G}_i = \mathbf{L}_i^T \cdot \text{diag}\{\bar{\mathbf{G}}_i, \dots, \bar{\mathbf{G}}_i\} \cdot \mathbf{L}_{i+1}$, $\mathbf{L}_{i+1} \in R^{nM_{i+1} \times nN_{i+1}}$ 是把块向量 $\mathbf{X}_{i+1,V}(m)$ 变换成小波变换所需要的形式的线性算子, \mathbf{H}_i 及 \mathbf{G}_i 中 $\bar{\mathbf{H}}_i$ 与 $\bar{\mathbf{G}}_i$ 的个数均为 n 个, $\bar{\mathbf{H}}_i, \bar{\mathbf{G}}_i \in R^{M_i \times M_{i+1}}$ 是从尺度 $i+1$ 到尺度 i 的尺度算子和小波算子.

对应的多尺度重构变换为

$$\mathbf{X}_{m,V}(i+1) = \mathbf{H}_i^* \cdot \mathbf{X}_{m,V}(i) + \mathbf{G}_i^* \cdot \mathbf{X}_{m,D}(i). \quad (14)$$

若记

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{X}}_m(N) &= [(\mathbf{X}_{m,D}(N-1))^T, (\mathbf{X}_{m,D}(N-2))^T, \dots, \\ &(\mathbf{X}_{m,D}(L))^T, (\mathbf{X}_{m,V}(L))^T]^T, \end{aligned} \quad (15)$$

则对应于式(12)和(13)的多尺度分解变换可统一表示为

$$\bar{\mathbf{X}}_m(N) = \mathbf{W}_X \cdot \mathbf{X}_m(N), \quad (16)$$

而相应的多尺度重构变换式(14)可表示为

$$\mathbf{X}(m) = \mathbf{W}_X^* \cdot \bar{\mathbf{X}}_m(N), \quad (17)$$

矩阵算子

$$\mathbf{W}_X = \begin{bmatrix} & & & & \mathbf{G}_{N-1} \\ & & & & \mathbf{G}_{N-2}\mathbf{H}_{N-1} \\ & & & & \mathbf{G}_{N-3}\mathbf{H}_{N-2}\mathbf{H}_{N-1} \\ & & & & \vdots \\ & & & & \mathbf{G}_L\mathbf{H}_{L+1}\mathbf{H}_{L+2} \cdots \mathbf{H}_{N-1} \\ & & & & \mathbf{H}_L\mathbf{H}_{L+1}\mathbf{H}_{L+2} \cdots \mathbf{H}_{N-1} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

容易验证 \mathbf{W}_X 是一个正交矩阵, 即 $\mathbf{W}_X^* \mathbf{W}_X = \mathbf{I}$.

3.3 系统的多尺度滤波算法

式(9)两边同乘 \mathbf{W}_X 并利用性质 $\mathbf{W}_X^* \mathbf{W}_X = \mathbf{I}$ 可

得

$$\bar{\mathbf{X}}_{m+1}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \bar{\mathbf{X}}_m(N) + \bar{\mathbf{W}}_m(N). \quad (19)$$

其中

$$\bar{\mathbf{A}}_m(N) = \mathbf{W}_X \mathbf{A}_m(N) \mathbf{W}_X^*,$$

$$\bar{\mathbf{W}}_m(N) = \mathbf{W}_X \mathbf{B}_m(N) \mathbf{W}_m(N),$$

$$E\{\bar{\mathbf{W}}_m(N)\} = 0, \quad E\{\bar{\mathbf{W}}_m(N) \bar{\mathbf{W}}_m^T(N)\} = \bar{\mathbf{Q}}_m(N),$$

$$\bar{\mathbf{Q}}_m(N) = \mathbf{W}_X \mathbf{B}_m(N) \mathbf{Q}_m(N) \mathbf{B}_m^T(N) \mathbf{W}_X^*.$$

利用性质 $\mathbf{W}_X^* \mathbf{W}_X = \mathbf{I}$ 对式(10)进行变换, 得

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_m(N) &= \mathbf{C}_m(N) \mathbf{W}_X^* \mathbf{W}_X \mathbf{X}_m(N) + \mathbf{V}_m(N) = \\ &\bar{\mathbf{C}}_m(N) \bar{\mathbf{X}}_m(N) + \mathbf{V}_m(N). \end{aligned} \quad (20)$$

为了进行Kalman滤波, 需要状态块 $\mathbf{X}_m(N)$ 的初始条件为 $\hat{\mathbf{X}}_{0|0}(N)$ 和 $\bar{\mathbf{P}}_{0|0}(N)$, 可得^[8]

$$\hat{\mathbf{X}}_{0|0}(N) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(N, 1) \\ \hat{\mathbf{x}}(N, 2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}(N, M) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}(N, 0) \\ \mathbf{A}(N, 1) \mathbf{A}(N, 0) \\ \vdots \\ \prod_{j=0}^{M-1} \mathbf{A}(N, j) \end{bmatrix} \mathbf{x}_0, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_{0|0}(N) &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}(N, 0) \\ \vdots \\ \prod_{j=0}^{M-1} \mathbf{A}(N, j) \end{bmatrix} \mathbf{P}_0 \begin{bmatrix} \mathbf{A}(N, 0) \\ \vdots \\ \prod_{j=0}^{M-1} \mathbf{A}(N, j) \end{bmatrix}^T + \\ &\mathbf{B}_m(N) \mathbf{Q}_m(N) \mathbf{B}_m^T(N). \end{aligned} \quad (22)$$

并有

$$\bar{\mathbf{X}}_{0|0}(N) = \mathbf{W}_X \hat{\mathbf{X}}_{0|0}(N), \quad \bar{\mathbf{P}}_{0|0}(N) = \mathbf{W}_X \mathbf{P}_{0|0}(N) \mathbf{W}_X^*.$$

利用新建立的系统模型(19)和观测模型(20)及初始条件(21)和(22)进行Kalman滤波

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{m+1|m+1}(N) &= \\ \hat{\mathbf{X}}_{m+1|m}(N) &+ \bar{\mathbf{K}}_{m+1}(N) \cdot [\mathbf{Z}_{m+1}(N) - \\ \bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N) \hat{\mathbf{X}}_{m+1|m}(N)], \end{aligned} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{m+1|m}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \hat{\mathbf{X}}_{m|m}(N), \quad (24)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \bar{\mathbf{P}}_{m|m}(N) \bar{\mathbf{A}}_m^T(N) + \bar{\mathbf{Q}}_m(N), \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{K}}_{m+1}(N) &= \\ \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) \bar{\mathbf{C}}_{m+1}^T(N) [\bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N) \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) \times \\ \bar{\mathbf{C}}_{m+1}^T(N) + \mathbf{R}_{m+1}(N)]^{-1}, \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m+1}(N) &= \\ [\mathbf{I} - \bar{\mathbf{K}}_{m+1}(N) \bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N)] \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N). \end{aligned} \quad (27)$$

最后, 获得 $\hat{\mathbf{X}}_{m|m}(N) = \mathbf{W}_X^* \hat{\mathbf{X}}_{m|m}(N)$, 从而实现了最细尺度 N 上数据的多尺度估计.

4 仿真实验及分析

仿真系统采用飞行动态仿真的方式. 飞行航迹按微型飞行器的飞行特性进行设定, 飞行器的初始姿态设为载体水平, 航向 90° , 初始位置为 $(118^\circ, 29^\circ, 50\text{ m})$, 滤波器的初始参数包括惯性传感器的噪声参数、系统状态的初值和方差阵的初值. 依据目前可用的 MEMS 惯性传感器的性能指标, 设定陀螺漂移为 $0.1^\circ/\text{s}$, 加速度计零偏为 10^{-3} g , 采样周期为 20 ms ; 微型 GPS 的测速误差 0.5 m/s , 定位误差 8 m , SST 姿态误差为 $200''$; 其中 GPS 和 SST 的采样周期均为 1 s .

实验时, 取原始尺度 $N = 2$, 则式 (6) 中 $M = 2$, 选取的小波为 Haar 二进制小波以避免对有限长信号序列进行小波变换时出现的边界问题^[2]; 为了

保证滤波的实时性, 对最前面的 $2M - 1$ 个量测向量 $z(N, k)$ (见式 (7)) 进行联邦卡尔曼滤波, 而对第 $2M$ 个及其以后的量测向量依次作为式 (23) 中块量测向量 $Z_{m+1}(N)$ 的最后一个量测向量, 这样可对系统进行实时多尺度滤波. 根据以上假设, 可以确定式 (22) 中初始协方差矩阵 P_0 等相关的滤波参数初始值, 多尺度滤波中的初始协方差矩阵可根据式 (22) 及其下面的公式加以确定.

对相同的 SINS, GPS, SST 仿真数据, 本文同时进行了基于本文算法与算法 1 的滤波实验以比较二者的滤波精度. 由于篇幅的限制, 图 1 和图 2 仅给出了速度误差对比曲线. 对以上实验结果进行数据统计分析, 所得结果如表 1 和表 2 所示.

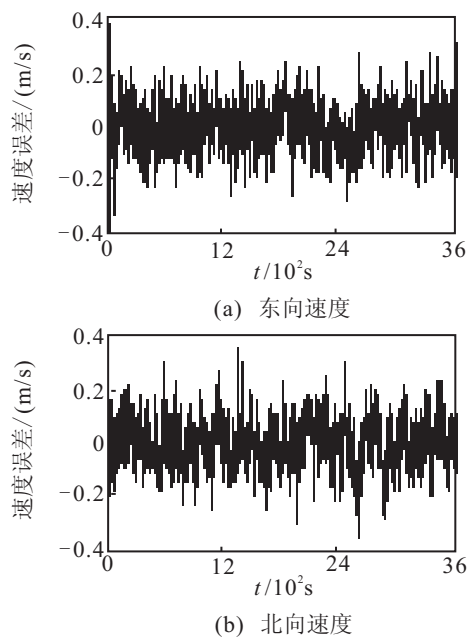


图 1 基于本文算法的速度误差

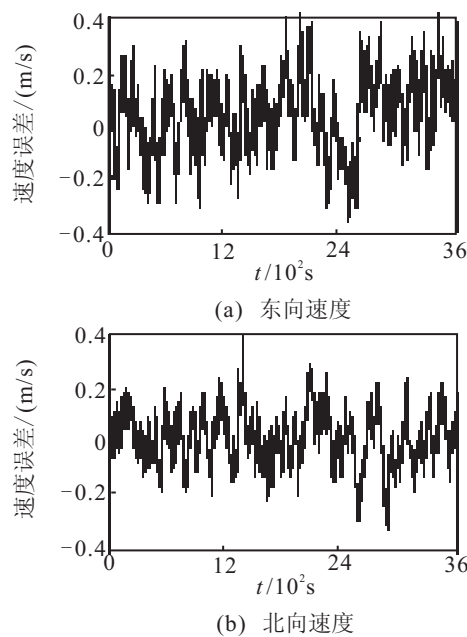


图 2 基于算法 1 的速度误差

表 1 实验结果数据统计对比

算法类型	统计类型	经度误差/m	纬度误差/m	东向速度误差/(m/s)	北向速度误差/(m/s)	横滚角误差/($^\circ$)	俯仰角误差/($^\circ$)	航向角误差/($^\circ$)
本文方法	最大值	4.4962	2.9373	0.3259	0.3449	0.2053	0.2137	0.1932
	最小值	-4.3270	-3.5929	-0.3186	-0.3436	-0.2212	-0.2092	-0.2392
	均方差	1.4540	1.1627	0.0063	0.0070	0.0032	0.0031	0.0031
算法 1	最大值	5.4857	8.0740	0.4055	0.5977	0.2047	0.2140	0.1925
	最小值	-8.1350	-5.0844	-0.3624	-0.4613	-0.2205	-0.2087	-0.2389
	均方差	5.2128	6.0023	0.0180	0.0219	0.0032	0.0031	0.0031

表 2 两种算法的计算量对比

算法类型	平均滤波时间	最大滤波时间	最小滤波时间	滤波时间变化方差
本文算法	0.09350	0.79	0.05763	3.75e-005
算法 1	0.06312	0.87	0.02523	3.59e-004

为了进一步说明本文算法相对于算法 1 的优

越性, 根据式 (27) 及 $\bar{P}_{m|m}(N) = W_X P_{m|m}(N) W_X^*$ 可得 $P_{m|m}(N)$, 进而取 $P_{m|m}(N)$ 的最后 n 行、 n 列形成矩阵对角线元素的均方根, 可得到本文算法所对应的导航参数协方差仿真曲线, 在此仅给出两种算法的速度误差协方差对比曲线, 如图 3 所示.

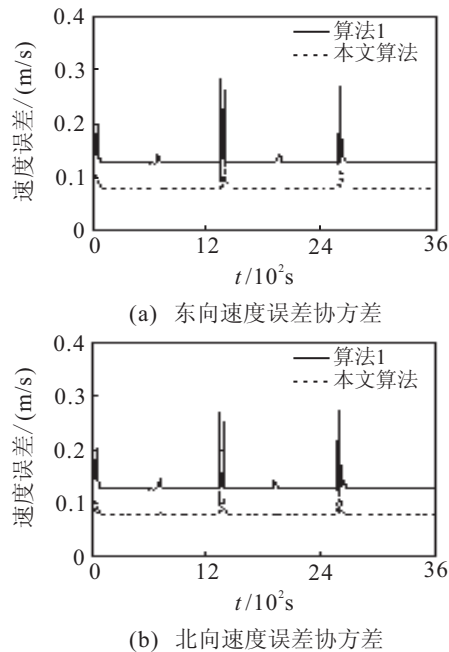


图3 速度误差协方差仿真曲线

5 结 论

文算法对位置、速度的改善非常明显,但对姿态的改善不明显,这是由于本文的组合导航系统采用的是反馈校正方法,即对位置、速度直接进行修正,而对姿态的修正采用了四元数的非线性校正方法. 本文算法之所以优于算法1,是因为本文采用分块估计技术时,块状态内当前状态的估计值在递归地利用其以前各点的观测值进行不断的更新,从而起到了平滑估计的作用. 当进一步增加块向量内向量的个数时,导航参数的误差将会进一步降低,经过仿真验证,当块向量内向量的个数大于等于4以后滤波效果改善程度逐渐下降,同时滤波所需要的时间将进一步增加,因此需要综合考虑滤波实时性与滤波精度间的关系.

参考文献(References)

[1] Neal A Carlson. Federated square root filter for decentralized parallel processes[J]. IEEE Trans on

Aerospace and Electronic System, 1990, 26(3): 517-525.

[2] 文成林. 多尺度动态建模理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.

(Wen C L. Theory and application of multiscale dynamic modeling[M]. Beijing: Science Publishing House, 2008.)

[3] 孙延奎. 小波分析及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

(Sun Y K. Wavelet analysis and its application[J]. Beijing: Publishing House of Mechanical Industry, 2005.)

[4] 袁信, 俞济祥, 陈哲. 导航系统[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993.

(Yuan X, Yu J X, Chen Z. Navigation system[M]. Beijing: Aviation Publishing House, 1993.)

[5] 康国华, 刘建业, 熊智, 等. 弹道导弹的GNSS/SST/SINS组合导航系统研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(2): 176-179.

(Kang G H, Liu J Y, Xiong Z, et al. GNSS/SST/SINS integrated navigation system for ballistic missile[J]. Science of Wuhan University: Geomatics and Information, 2006, 31(2): 176-179.)

[6] Lang Hong. Distributed filtering using set models[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronics System, 1992, 28(4): 1144-1153.

[7] Hong L, Chen G, Chui C K. A filter-bank-based Kalman filtering technique for wavelet estimation and decomposition of random signals[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems—II: Analog and Digital Signal Processing, 1998, 45(2): 237-241.

[8] 文成林, 周东华, 潘泉, 等. 多尺度动态模型单传感器动态系统分布式信息融合[J]. 自动化学报, 2001, 27(2): 158-165.

(Wen C L, Zhou D H, Pan Q, et al. Distributed information fusion algorithm for single sensor dynamic system on the basis of multiscale dynamic model[J]. Acta Automatic Sinica, 2001, 27(2): 158-165.)

(上接第1060页)

[16] Kazemy Ali, Hosseini Seyed Amin, Farrokhi Mohammad. Second order diagonal recurrent neural network[C]. IEEE Int Symposium on Industrial Electronics. Vigo: IEEE, 2007: 251-256.

[17] Xun Liang. Comments on diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control-reproof of theorems

2 and 4[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1997, 8(3): 811-812.

[18] Grassberger P Procaccia. Characterization of strange attractors[J]. Physical Review Letters, 1983, 1(5): 346-359.