

GPS/SINS组合导航系统的多尺度融合算法研究

林雪原

(海军航空工程学院电子信息工程系 山东 烟台 264001)

【摘要】将传统的基于模型的动态系统分析法与基于统计特性的信号多尺度变换分析法相结合,提出一种多尺度融合算法,并用于GPS/SINS组合导航系统。该算法首先建立系统的原始尺度动态方程与观测方程;然后利用小波变换将该动态方程与观测方程在不同的尺度上进行数据融合;最后利用不同尺度上的融合结果进行全局最优融合,并利用该结果对SINS进行系统反馈校正。基于实测数据的静态实验结果与理论动态仿真实验证明,该方法可对系统进行有效的最优融合,相对于几种常见的滤波方法具有更好的组合导航系统精度。

关键词 离散小波变换; 组合导航系统; Kalman滤波器; 多尺度分析; 多尺度融合算法

中图分类号 TN971; P228.1

文献标识码 A **doi:**10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.010

Study on Multi-Scale Fusion Algorithm for GPS/SINS Integrated Navigation Systems

LIN Xue-yuan

(Department of Electronic Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University Yantai Shandong 264001)

Abstract A multi-scale fusion algorithm is proposed and applied in GPS/SINS integrated navigation system by combining the traditional analysis method of dynamic system based on model with the analysis method of signal multi-scale transformation based on statistical characteristics. This algorithm first establishes the dynamic equation and observation equation of system in original scale. The dynamic observation equations are then fused on different scales by wavelet transformation. At last the fused results on different scales are fused globally and optimally and are feedback to correct SINS. The experimental results based on practically measured data and theoretical dynamic simulation show that this method can fuse this system efficiently and optimally, and this method can have better precision than the several common filtering methods.

Key words discrete wavelet transformation; integrated navigation system; Kalman filter; multi-scale analysis; multi-scale fusion algorithm

多尺度分析理论以小波变换理论为基础,融合了小波理论^[1]和卡尔曼滤波^[2]的优点。该理论最早在目标跟踪领域内进行研究^[3-4],并取得了一系列的研究成果。近年来,国内外学者开始研究多尺度融合理论在导航系统中的应用^[5-7]。文献[7]提出将量测信息用小波进行最低尺度的预处理,进而引入到组合导航系统中。然而当分解尺度较大时,将会丢掉系统的某些动态信息。文献[8]对惯性元件输出信号进行频谱分析,确定相应的多分辨分析尺度以及不同尺度下对高频系数采取的相应措施,然后对噪声占主要成分的尺度的高频系数全部置零,对噪声和有用信号共同占有的尺度的高频系数作阈值处理,进而提高导航精度。但由于小波降噪需要花费一定的

时间,因此组合导航系统的实时性会受到影响。

为此,本文利用多尺度分析思想,首先在某一尺度 N (原始尺度或最细尺度)上给出系统的状态方程与量测方程,然后利用小波变换将系统状态方程与量测方程在不同尺度上进行分解,并在每个尺度上进行卡尔曼滤波以对系统的状态进行估计,在得到多个不同尺度估计值的基础上,进行有效的数据融合以得到全局最优估计。相对于几种常见的滤波算法,该方法稳定,可有效地提高系统的精度。

1 多尺度系统描述

在某尺度 N 上建立的动态系统有:

$$\mathbf{X}(N, k+1) = \mathbf{A}(N)\mathbf{X}(N, k) + \mathbf{w}(N, k) \quad k \geq 0 \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(N, k) = \mathbf{C}(N)\mathbf{X}(N, k) + \mathbf{v}(N, k) \quad k \geq 0 \quad (2)$$

收稿日期: 2010-03-13; 修回日期: 2010-09-27

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

作者简介: 林雪原(1970-), 男, 副教授, 主要从事信息融合方面的研究。

式中, $\mathbf{X}(N,k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为 n 维状态向量; 矩阵 $\mathbf{A}(N) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为系统矩阵; 系统噪声为一随机序列 $\mathbf{w}(N,k) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$, 且满足:

$$\begin{cases} E\{\mathbf{w}(N,k)\} = \mathbf{0} \\ E\{\mathbf{w}(N,k)\mathbf{w}^T(N,j)\} = \mathbf{Q}(N,k)\delta_{kj} \end{cases} \quad k, j > 0 \quad (3)$$

设有式(2)模型的传感器对状态参数进行观测, 其值是 $\mathbf{Z}(N,k) \in \mathbf{R}^{p \times 1}$, $\mathbf{C}(N) \in \mathbf{R}^{p \times n}$ ($p \leq n$) 是观测矩阵, 观测噪声是一随机序列 $\mathbf{v}(N,k) \in \mathbf{R}^{p \times 1}$, 且满足:

$$E\{\mathbf{v}(N,k)\} = \mathbf{0} \quad k, j > 0 \quad (4)$$

$$E\{\mathbf{v}(N,k)\mathbf{w}^T(N,j)\} = \mathbf{0} \quad k, j > 0 \quad (5)$$

状态的初始值 $\mathbf{X}(N,0)$ 为一随机向量, 且有:

$$E\{\mathbf{X}(N,0)\} = \mathbf{X}_0$$

$$E\{[\mathbf{X}(N,0) - \mathbf{X}_0][\mathbf{X}(N,0) - \mathbf{X}_0]^T\} = \mathbf{P}_0 \quad (6)$$

假设 $\mathbf{X}(N,0)$ 、 $\mathbf{w}(N,k)$ 、 $\mathbf{v}(N,j)$ 之间互不相关。

2 多尺度融合算法模型的建立

假设已得到某尺度 $i(1 \leq i \leq N)$ 上的状态方程和观测方程为:

$$\mathbf{X}_v(i,k+1) = \mathbf{A}_v \mathbf{X}_v(i,k) + \mathbf{w}_v(i,k) \quad k \geq 0 \quad (7)$$

$$\mathbf{Z}_v(i,k) = \mathbf{C}_v(i)\mathbf{X}_v(i,k) + \mathbf{v}_v(i,k) \quad k \geq 0 \quad (8)$$

式中, $\mathbf{w}_v(i,k)$ 、 $\mathbf{v}_v(i,k)$ 符合式(3)~式(5)中的约束条件。

假设 $h(k)$ 为一个低通滤波器, 对式(7)两边进行小波变换^[9], 则有:

$$\mathbf{X}_v(i-1,k+1) = \sum_l h(2k-l+2)\mathbf{X}_v(i,l) =$$

$$\sum_l h(l)\mathbf{X}_v(i,2k-l+2) =$$

$$\sum_l h(l)\mathbf{A}_v(i)\mathbf{X}_v(i,2k-l+1) + \sum_l h(l)\mathbf{w}_v(i,2k-l+1) =$$

$$\mathbf{A}_v(i-1)\mathbf{X}_v(i-1,k) + \mathbf{w}_v(i-1,k) \quad (9)$$

通过式 $x_v(i-1,k) = \sum_k h(2l-k)x(i,k)$ 可以获得粗尺度上的平滑信号 $x_v(i-1,k)$, 其中, 下标 v 表示 $x(i,k)$ 在粗尺度(平滑)信号空间上的投影; $h(k)$ 满足

$\sum_l h^2(l) = 0.5$ 。则有:

$$\mathbf{A}_v(i-1) = \mathbf{A}_v(i)\mathbf{A}_v(i)$$

$$\mathbf{w}_v(i-1,k) = \mathbf{A}_v(i) \sum_l h(l)\mathbf{w}_v(i,2k-l) +$$

$$\sum_l h(l)\mathbf{w}_v(i,2k-l+1)$$

并且可以证明:

$$E\{\mathbf{w}_v(i-1,k)\} = \mathbf{0}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_v(i-1) &= \mathbf{Q}_v(i-1,k) = \\ E\{[\mathbf{w}_v(i-1,k)][\mathbf{w}_v(i-1,k)]^T\} &= \\ [\mathbf{A}_v(i)\mathbf{Q}_v(i)\mathbf{A}_v^T(i) + \mathbf{Q}_v(i)]/2 & \end{aligned}$$

同理, 对式(8)两边进行小波变换^[9-10]可得:

$$\mathbf{Z}_v(i-1,k) = \mathbf{C}_v(i-1)\mathbf{X}_v(i-1,k) + \mathbf{v}_v(i-1,k) \quad (10)$$

其中:

$$\mathbf{C}_v(i-1) = \mathbf{C}_v(i)$$

$$\mathbf{R}(i-1) = \mathbf{R}_v(i-1,k) =$$

$$E\{[\mathbf{v}_v(i-1,k)][\mathbf{v}_v(i-1,k)]^T\} = \mathbf{R}(i)/2$$

根据上述理论, 可在多个尺度上获得系统的状态方程与量测方程。假设已获得 k 时刻状态基于全局信息的融合估计值 $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$ 和相应的估计误差协方差阵 $\mathbf{P}(k|k)$, 当 $k+1$ 时刻得到传感器的观测值时, 利用Kalman滤波器将得到状态 $\mathbf{X}(k+1)$ 基于全局信息的最优融合估计值 $\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1)$ 及估计误差协方差阵 $\mathbf{P}(k+1|k+1)$, 即有:

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{P}(k+1|k+1) \times$$

$$\sum_{i=1}^N \{\mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k+1)[\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) - \hat{\mathbf{X}}(k+1|k)]\} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}^{-1}(k+1|k+1) = \mathbf{P}^{-1}(k+1|k) +$$

$$\sum_{i=1}^N [\mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k+1) - \mathbf{P}_i^{-1}(k+1|k)] \quad (12)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k)$ 和 $\mathbf{P}_i(k+1|k)$ 分别基于尺度 i 的局部一步预测估计值和相应的预测误差协方差阵;

$\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1)$ 和 $\mathbf{P}_i(k+1|k+1)$ 分别为状态 $\mathbf{X}(k+1)$ 基于尺度 i 的估计值和估计误差协方差阵。

在式(7)~式(10)中, 假设在第 k 时刻 $\mathbf{A}_i(k) = \mathbf{A}_v(i)$, $\mathbf{Q}_i(k) = \mathbf{Q}_v(i)$, $\mathbf{C}_i(k) = \mathbf{C}_v(i)$, $\mathbf{R}_i(k) = \mathbf{R}(i)$, 则在上述各式中有:

$$\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) + \mathbf{K}_i(k+1)\gamma_i(k+1) \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) = \mathbf{A}(k)\hat{\mathbf{X}}_i(k|k) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_i(k+1|k) = \mathbf{A}(k)\mathbf{P}_i(k|k)\mathbf{A}^T(k) + \mathbf{Q}(k) \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_i(k+1) &= \mathbf{P}_i(k+1|k)\mathbf{C}_i^T(k+1) \times \\ &[\mathbf{C}_i(k+1)\mathbf{P}_i(k+1|k)\mathbf{C}_i^T(k+1) + \mathbf{R}_i(k+1)]^{-1} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\gamma_i(k+1) = \mathbf{Z}_i(k+1) - \hat{\mathbf{Z}}_i(k+1|k) =$$

$$\mathbf{Z}_i(k+1) - \mathbf{C}_i(k+1)\hat{\mathbf{X}}_i(k+1|k) \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_i(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_i(k+1)\mathbf{C}_i(k+1)]\mathbf{P}_i(k+1|k) \quad (18)$$

3 基于多尺度的组合导航系统实验

本文采用SINS的误差方程作为系统的状态方程, 导航坐标系选用北东地坐标系, 在忽略高度通道的情况下, 通过对SINS系统的性能及误差源的分

析, 可以获得系统的误差方程为^[2]:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (19)$$

式中, 系统状态变量定义为10阶: $\mathbf{X} = [\phi_N, \phi_E, \phi_D, \delta V_N, \delta V_E, \delta L, \delta \lambda, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}]^T$ 。其中 ϕ_N 、 ϕ_E 、 ϕ_D 为数学平台误差角; δV_N 、 δV_E 分别为北向与东向速度误差; δL 、 $\delta \lambda$ 分别为纬度、经度误差; ε_{rx} 、 ε_{ry} 、 ε_{rz} 分别为3个方向的陀螺一阶马尔科夫漂移误差; 下标N、E、D代表北向、东向、地向; $\mathbf{G}(t)$ 、 $\mathbf{W}(t)$ 、 $\mathbf{A}(t)$ 分别为系统噪声矩阵、系统噪声和状态转移矩阵^[2]。在量测方程中, 将GPS输出的经度、纬度和水平速度作为外部观测值:

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}\mathbf{X}(t) + \mathbf{v}(t) \quad (20)$$

式中, \mathbf{H} 为4×10维矩阵; $\mathbf{v}(t)$ 为量测噪声矩阵^[2]。

为了验证本文算法的有效性, 在某舰船上对SINS/GPS组合导航系统进行静态实验, 实验采用某型号的SINS作为主导航系统, 陀螺的精度为0.3(°)/s (1 σ), 加速度的精度为 $5 \times 10^{-3} g$ (1 σ), 其采样周期为0.02 ms; GPS接收机的型号为Garmin25, 采样率周期为2 s。在进行SINS/GPS组合导航系统的多尺度滤

波实验时, 应选择合适的信号宽度 M 进行小波滑动窗口式滤波, 以利于对信号进行实时处理。 M 不能过大, 否则会使处理时间过长, 达不到实时的目的; M 也不能过小, 否则会影响小波分析的效果^[8]。本文取 $M=80$, 并采用了一维对称延拓的边界延拓方法^[9], 以避免对当前信息造成边界效应。为了方便比较, 本文同时进行了基于常规卡尔曼滤波的组合导航实验以及基于本文研究方案的组合导航实验, 图1~图6给出了基于两种滤波方案的导航误差对比曲线, 图中黑实线代表基于常规卡尔曼算法, 而灰实线代表基于本文的算法。由于本文实验在静止的舰船上进行, 惯性器件的输出受到海浪、发动机, 以及人员在甲板走动的干扰, 因此出现图1~图2所示的前400 s误差大, 后400 s误差小, 以及图3~图6中一个近似的周期项情况。

在基于本文研究方案的系统实验中, 采用db4小波且分解层数为4以对GPS进行在线小波多尺度预处理。实验结果没有列出航向角误差曲线的原因是由于状态方程中航向信息的可观性较弱。

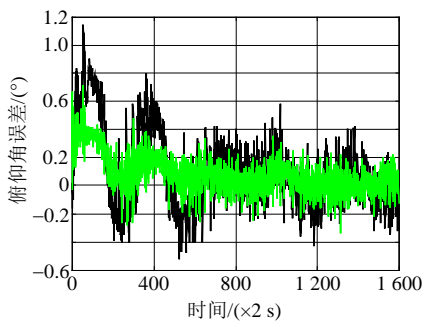


图1 俯仰角误差曲线

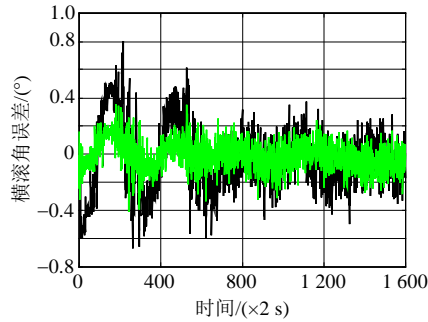


图2 横滚角误差曲线

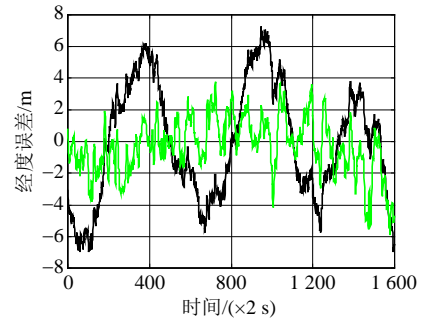


图3 经度误差曲线

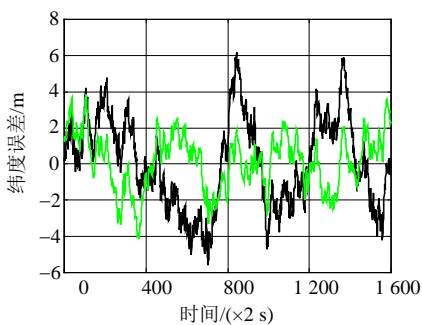


图4 纬度误差曲线

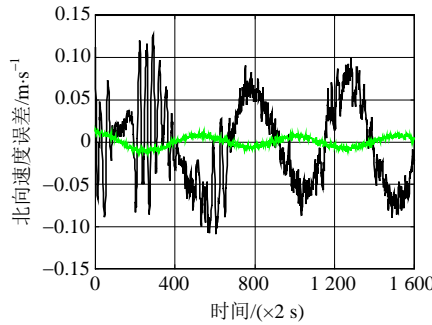


图5 北向速度误差曲线

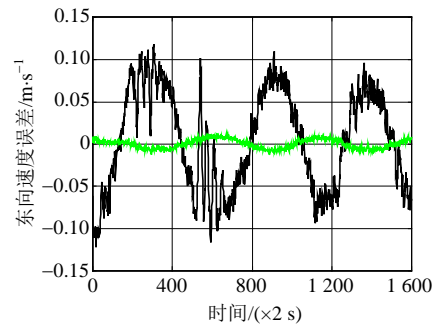


图6 东向速度误差曲线

实验时采用的步骤如下: 1) 建立系统的原始状态方程与观测方程; 2) 将上述方程依次分解到尺度 i ($1 \leq i \leq N$)上; 3) 根据式(13)~式(18)在尺度 i 进行常规卡尔曼滤波; 4) 根据式(11)~式(12)进行全局信息最优估计, 并对SINS进行反馈校正。

从上述实验误差曲线可以看出, 本文方法具有明显的优越性。文献[7]提出了一种将系统模型递归

得到最低尺度1的组合导航系统信息融合模型, 并且理论仿真结果证明其滤波效果优于常规卡尔曼滤波。为此, 本文以上述实验原始数据为基础又进行了基于文献[7]算法的组合导航系统实验。在基于本文滤波算法、文献[7]滤波算法以及常规卡尔曼滤波算法条件下, 表1给出了各导航参数误差的均方根。

从表1可以看出, 本文的算法相对于常规卡尔曼

滤波算法以及文献[7]的算法具有较大的优越性。

表1 实验结果误差均方根比较

	北向速度 误差/m·s ⁻¹	东向速度 误差/m·s ⁻¹	经度 误差/m	纬度 误差/m	俯仰角 /(°)	横滚角 /(°)
本文的方法	0.006 1	0.005 4	1.071 5	1.530 7	0.140 3	0.108 6
文献[7]的算法	0.012 5	0.011 1	2.557 5	2.368 0	0.191 9	0.149 5
常规卡尔曼滤波	0.058 8	0.063 5	5.092 1	3.555 7	0.335 4	0.292 7

本文进行了理论动态仿真实验,以验证本文算法的完整性。由于实际的动态实验不像静态实验可以在固定转台上进行(即有姿态、位置、速度参考点),从实际的动态实验看不出本文算法的有效性。为此,本文进行了动态理论仿真实验,系统结构如图7所示。该系统仿真时间长600 s,采用的仿真轨迹由加速、爬升、平直飞行、转弯,以及进一步爬升、下滑,最后进行盘旋状态构成。飞行器的初始航向角

为90°,初始俯仰角及横滚角均为0°,初始位置为东经118°和北纬29°,高度50 m, MEMS陀螺漂移为0.5(°)/s、白噪声误差为0.5(°)/s, MEMS加速度计漂移为10⁻³g,采样周期为0.02 ms。假设GPS的定位误差为8 m(1σ),测速误差为0.5 m/s,采样周期为1 s。

目前,基于统计线性化的非线性系统直接滤波方法在组合导航系统中表现出其特有的优势,其中以Sigma-Point(简称CDKF滤波)^[11]为代表。为此,本文基于相同的仿真原始数据进行了针对本文方法与Sigma-Point方法的组合导航系统仿真实验。两者的位置误差与姿态误差(滤波后的导航参数与仿真的真值之差)曲线如图8~图12所示。基于本文算法、CDKF滤波以及常规卡尔曼滤波的系统滤波时间对比图如图13所示。

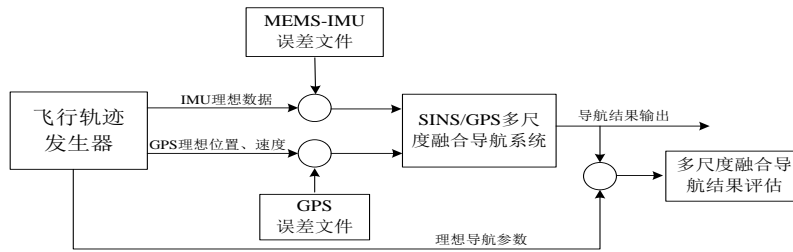


图7 基于多尺度融合的组合导航仿真系统结构图

针对文献[8]的算法,本文对惯性元件的输出信号进行尺度为3的小波消噪处理(进行滑动窗口式滤波时,选取信号宽度N=200)。在同样条件下的仿真结果表明,其定位结果精度与本文的算法基本相当,

但是其平均滤波周期为1.698 9 s,根据上述条件可知,其实时性受到影响。表2给出了基于CDKF以及本文算法的各导航参数误差的均方根。

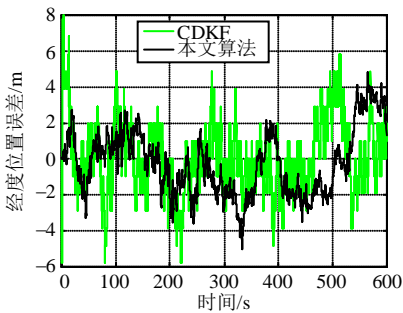


图8 经度位置误差曲线

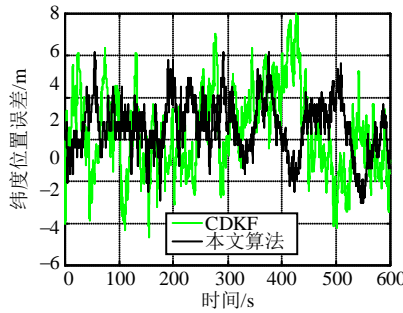


图9 纬度位置误差曲线

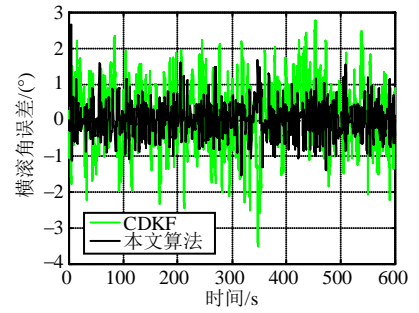


图10 横滚角误差曲线

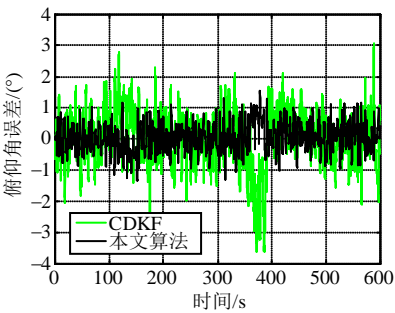


图11 俯仰角误差曲线

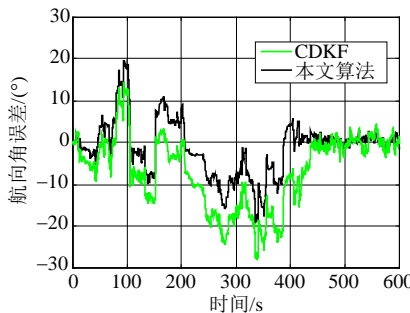


图12 航向角误差曲线

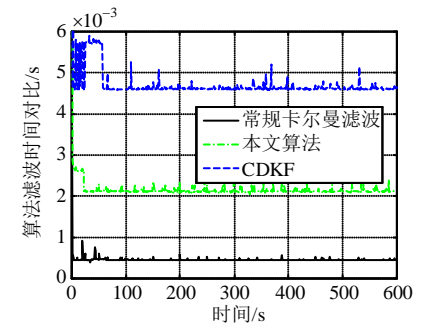


图13 各算法滤波时间对比

表2 实验结果误差均方差比较

	经度误差 /m	纬度误差 /m	航向角误差 /(°)	横滚角误差 /(°)	俯仰角误差 /(°)
本文的方法	3.504 8	3.537 6	6.579 7	0.504 4	0.464 9
CDKF	3.899 4	3.923 2	8.307 7	0.892 0	0.852 2

4 结 论

本文根据多尺度分析理论,研究了基于多尺度融合估计理论的组合导航系统,将其应用于GPS/SINS组合导航系统中,并给出了实验步骤,进行了相应的实际静态实验与动态理论仿真实验,并给出了实验曲线。

从计算结果可以看出:1)在不增加计算量的数量级的情况下,在GPS/SINS组合导航系统中引入多尺度状态融合技术,能够显著地提高组合导航系统的导航参数精度,因此,该算法是提高组合导航系统精度的有效方法。2)本文以实验为基础,加大小波分解的层数,然后重新实验,发现上述各导航参数的误差将会进一步降低,但会增加系统的复杂性。3)在多尺度分解过程中,尺度过高会使系统解算时间过长,因此,在实际应用中应该综合考虑系统精度与系统复杂性之间的关系。

参 考 文 献

- [1] 孙延奎. 小波分析及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
SUN Yan-kui. Wavelet analysis and its application[M]. Beijing: China Machine Press, 2005.
- [2] 袁信, 俞济祥, 陈哲. 导航系统[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993.
YUAN Xin, YU Ji-xiang, CHEN Zhe. Navigation system [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 1993.
- [3] 郑容, 文成林, 施晨鸣, 等. 多分辨率多模型机动目标跟踪[J]. 电子学报, 1998, 26(12): 115-117.
ZHENG Rong, WEN Cheng-lin, SHI Chen-ming. Multiresolutional multiple model maneuver target tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(12): 115-117.
- [4] 闫莉萍, 刘宝生, 周东华. 一类多速率多传感器系统的状态融合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(2): 443-446.
YAN Li-ping, LIU Bao-sheng, ZHOU Dong-hua. A class of state fusion estimation algorithm for multirate multisensor systems[J]. Journal of Electronics Information Technology, 2007, 29(2): 443-446.
- [5] NASSAR S, NASER E S. Wavelet analysis for improving ins and ins/gps navigation accuracy[J]. The Journal of Navigation, 2005, 58: 119-134.
- [6] NASER E S, NASSAR S. Wavelet de-noising for IMU alignment[J]. IEEE A&E System, 2004, 10: 32-38.
- [7] 周雪梅, 苏丽, 吴俊伟. 多尺度递归融合估计在组合导航系统中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2009, 17(1): 59-62.
ZHOU Xue-mei, SU Li, WU Jun-wei. Application of multiscale resursive fusion estimation in integrated navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2009, 17(1): 59-62.
- [8] 吴富海, 杨元喜. 基于小波阈值自适应滤波的GPS/SINS组合导航[J]. 测绘学报, 2007, 36(2): 124-128.
WU Fu-mei, YANG Yuan-xi. GPS/INS integrated navigation by adaptive filtering based on wavelet threshold de-noising[J]. Acta Geodaetica ET Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 124-128.
- [9] 文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
WEN Cheng-lin, ZHOU Dong-hua. Multi-scale estimation theory and its application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.
- [10] 林雪原, 田淑荣, 闫立东. GPS小波去噪的误差方差建模技术与实验[J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24(4): 361-364.
LIN Xue-yuan, TIAN Shu-rong, YAN Li-dong. Technique and test of error variance modeling of gps's reducing noise using wavelet transform[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2009, 24 (4): 361-364.
- [11] 李荣冰, 刘建业, 赖际舟, 等. 惯性组合导航系统Sigma-Point直接式卡尔曼滤波算法[J]. 控制与决策, 2009, 24 (7): 1018-1022.
LI Rong-bing, LIU Jian-ye, LAI Ji-zhou, et al. Sigma-point direct kalman filtering algorithm for inertial integrated navigation system[J]. Control and Decision, 2009, 24(7): 1018-1022.

编辑 黄 莘