

利用 PCA 方法的深耦合误差监测研究

刘琳琳, 郭承军, 李道涵
(电子科技大学, 成都 610000)

摘要: 针对深耦合系统误差监测的需求,根据深耦合系统中观测量的统计特性,提出了基于 PCA 的深耦合误差监测方法,该方法采用正常观测数据构建 PCA 模型,再利用该模型的参数实时监控深耦合系统中的观测数据,使用该方法检测与消除深耦合系统中的误差,同时运用小波降噪提升误差检测的性能。最后通过仿真验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 组合导航; 深耦合; 主元分析; 小波降噪; 误差

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)05-0087-06

Monitoring of Deep Coupling System Errors Using PCA Method

LIU Lin-lin, GUO Cheng-jun, LI Dao-han

(University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610000, China)

Abstract: Aiming at the demand of monitoring deep coupling system errors, this paper presents a method based on Principal Component Analysis (PCA) for the error monitoring according to the statistical characteristics of view measurement of deep coupling system. The normal observation data is used to construct the PCA model, and the parameters of the model is used for monitoring the observed data in the deep coupling system in real time. This method is used to detect and mitigate the errors in the deep coupling system, while the wavelet denoising is adopted to improve the performance of error detection. Finally, the result of simulation verifies the feasibility and effectiveness of the method.

Key words: integrated navigation; deep coupling system; principal component analysis; wavelet denoising; error

0 引言

深耦合作为组合导航比较先进的耦合方式,已经成为导航领域的研究热点,但是其误差检测现有文献较少涉及,误差监测对导航的安全性和稳定性有着至关重要的影响。近年来,主元分析法(Principal Component Analysis, PCA)作为多元统计过程控制学中一种常用方法,被广泛应用于化工等工业的误差检测与消除。该方法利用观测数据中的统计概率的相关性关系,同时采用正常情况下的训练数据建立 PCA 的统计模型,然后通过在线监测观测数据相对于 PCA 模型的

偏离程度来实现误差的检测^[1-2]。同时,主元分析在建模计算中认为过程中各变量服从正态分布^[3]。而深耦合系统的观测量(伪距差和伪距率差)也可以看成服从高斯正态分布^[4],PCA 误差检测与深耦合的误差检测目的类似,且 PCA 在工业的误差检测中取得不错的效果,在组合导航也有初步的应用^[5],为此,本文提出利用 PCA 实现对深耦合系统的误差检测与消减。将深耦合系统的观测信息(伪距差和伪距率差)在主元子空间和残差子空间中进行监测,采用 T^2 和 SPE 统计量实现误差的检测与消减,同时利用小波降噪预处理措施来减少噪声对观测数据的影响。

1 PCA 完好性监测设计方案

深耦合系统的 PCA 完好性误差监测方案如图 1 所示,其中, $\delta\phi$, δf 和 $\delta\rho$ 分别代表相位差、频率差和伪距残差。

收稿日期:2016-05-05

修回日期:2017-02-18

基金项目:宁波市科技局民生重大专项(2013C51008)

作者简介:刘琳琳(1987—),男,江西九江人,硕士生,研究方向为组合导航。

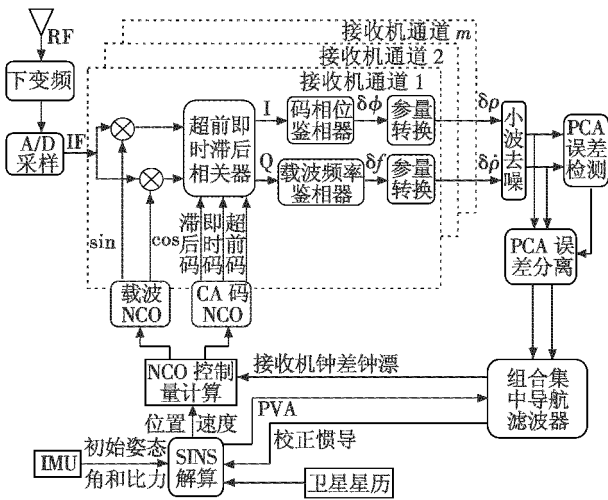


图1 基于PCA的深耦合完好性监测原理框图

Fig. 1 Principle diagram of deep coupling integrity monitoring based on PCA

通过增加PCA误差检测和分离模块,可以达到误差的检测与消减的目的,使得深耦合系统更加稳定和连续地实现高精度导航。当PCA误差检测模块中的检验统计量大于检测门限时,给PCA误差分离模块一个指令,其通过采用贡献图的方法分离出误差卫星(或者说接收通道),并把误差卫星所对应的观测量(伪距差和伪距率差)从集中卡尔曼滤波器的量测信息中给剔除。

首先,惯性导航解算出运动载体的位置速度,通过运动载体的位置速度和卫星的位置速度(由星历解算出)联合估计出本地的载波频率和码相位,再通过超前即时滞后相关器得到的IQ积分信号,IQ积分信号通过码鉴相和鉴频器分别得到伪距差和伪距率差,将其输入小波去噪模块,小波去噪是为了使误差检测边界更加明晰,小波去噪和组合集中导航滤波器的迭代周期都为1s,经小波去噪模块处理后的数据输入PCA误差检测模块,在PCA误差检测模块中比较 T^2 和SPE统计量与相应的检测门限,如果统计量大于检测门限,则PCA误差检测模块给PCA误差分离模块一个指令,PCA误差分离模块通过贡献图分离出误差卫星(或者说接收通道),剔除该通道此时此刻的观测量,同时用上一时段没有误差的平滑观测量来代替,如果该通道的伪距残差或者伪距率残差一直大于相应的检测门限,则将该通道的观测量从卡尔曼滤波器的量测信息中删除,即减少一颗卫星的观测量,把检测后的观测量作为组合导航卡尔曼滤波器的量测信息,用卡尔曼滤波输出的补偿值来校正惯性导航的解算值,惯导的解算值(位置速度)再去计算本地载波频率和码相位,如此循环,以达到深耦合系统误差监测的目的。

2 PCA完好性误差监测原理

PCA监测深耦合系统误差的核心思想是,通过正常数据构建PCA模型,再把要检测的观测数据构造多元统计检验量通过PCA模型实现误差的监测。

2.1 PCA模型构建

假设有 m 个接收通道(可见卫星),正常观测样本数为 n ,观测量由 m 维伪距差和 m 维伪距率差构成,所以观测值 Z 可表示为

$$Z = \begin{pmatrix} Z_1(1) & Z_2(1) & \cdots & Z_{2m}(1) \\ Z_1(2) & Z_2(2) & \cdots & Z_{2m}(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Z_1(n) & Z_2(n) & \cdots & Z_{2m}(n) \end{pmatrix} \quad (1)$$

观测值 Z 的协方差矩阵 C 为

$$C = \frac{1}{n} \bar{Z}^T \bar{Z} \quad (2)$$

把协方差矩阵 C 基于特征值分解可以得到

$$C = UDU^T \quad (3)$$

式中: U 为 $2m \times 2m$ 维的正交矩阵; D 为对角矩阵, $D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_{2m})$, λ_j 为第 j 个特征值。

U 可进一步表示为

$$U = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{2m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,2m} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{2m,1} & p_{2m,2} & \cdots & p_{2m,2m} \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中: p_j 表示特征值 λ_j 所对应的特征向量,也称为载荷向量; U 称为载荷矩阵。

把标准化后的原始观测值 Z 通过载荷向量进行线性变换^[6],即

$$\begin{pmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_{2m} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_1(1) & t_1(2) & \cdots & t_1(n) \\ t_2(1) & t_2(2) & \cdots & t_2(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_{2m}(1) & t_{2m}(2) & \cdots & t_{2m}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,2m} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_{2m,1} & p_{2m,2} & \cdots & p_{2m,2m} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} Z_1(1) & Z_1(2) & \cdots & Z_1(n) \\ Z_2(1) & Z_2(2) & \cdots & Z_2(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Z_{2m}(1) & Z_{2m}(2) & \cdots & Z_{2m}(n) \end{pmatrix} \quad (5)$$

即 $t_i = p_i * Z^T$ 。

第 j 时刻的 $t(j)$ (称为得分向量)是第 j 时刻的原始观测量 $(Z_1(j), Z_2(j), \cdots, Z_{2m}(j))$ 在载荷矩阵 $(p_1, p_2, \cdots, p_{2m})^T$ 上的投影。

从 $2m$ 维观测量(m 维伪距差和 m 维伪距率差)中选取 k 个最能代表观测数据变化方向的维度,其中, k

称为主元子空间维度, $2m - k$ 称为残差子空间维度, k 的选取需要按一定的方法进行。原始观测量可以分解为主元空间 M 和残差空间 e 两部分, 即

$$\mathbf{Z} = \mathbf{M} + \mathbf{e} \quad (6)$$

$$\text{式中: } \mathbf{M} = \sum_{i=1}^k \mathbf{t}_i^T * \mathbf{p}_i = \sum_{i=1}^k \mathbf{Z} * \mathbf{p}_i^T * \mathbf{p}_i; \mathbf{e} = \sum_{i=k+1}^{2m} \mathbf{t}_i^T * \mathbf{p}_i = \sum_{i=k+1}^{2m} \mathbf{Z} * \mathbf{p}_i^T * \mathbf{p}_i。$$

在正常情况下, 深耦合系统的原始观测空间是由 m 维的伪距差和 m 维的伪距率差共 $2m$ 维空间构成, 通过PCA模型构建可以减低维度, 通过主元空间维度就可以代替原始的观测空间。

主元个数选取的常见方法有很多种^[7], 如累积方差百分比法(Cumulative Percent Variance, CPV)、交叉校验法(Cross Validation)和能量百分比法(Energy Percent)等。CPV法的思想是计算前 k 个主元的累计方差和所有主元的累积方差的百分比, 通过设定的阈值 T 来确定主元的个数, 即

$$C_{PV} = \left[\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^{2m} \lambda_i} \right] \times 100\% \geq T \quad (7)$$

式中: λ_i 表示原始观测值 \mathbf{Z} 的协方差矩阵的第 i 个特征值; 工程中一般设阈值 T 为 85%^[8]。本文主元选取采样CPV法。

2.2 PCA完好性监测策略

应用PCA进行误差检测与分离涉及到多元统计量 Hotelling T^2 和平方预测误差 SPE 以及相应的检测门限 U_{CL} 和 Q_α ^[9-10]。

T^2 检验统计量位于主元子空间 M 中, 其定义为

$$T_i^2 = \sum_{j=1}^k \frac{t_j^2(i)}{\Lambda_i^2} \quad (8)$$

式中: i 表示第 i 历元时刻; k 表示主元个数; $t_j(i)$ 表示第 i 时刻得分向量 $\mathbf{t}(i)$ 的第 j 个元素; Λ_i^2 为 $\mathbf{t}(i)$ 的估计方差。

T^2 统计量检测门限定义为

$$U_{CL} = \frac{k(n^2 - 1)}{n(n - k)} F_{k, n-k, \alpha} \quad (9)$$

式中: n 为观测数据采样历元数; α 为检验水平; $F_{k, n-k, \alpha}$ 为自由度分别是 $k, n - k$ 的 F 分布临界值。

SPE 检验统计量位于残差子空间 e 中, 其定义为

$$S_i = \| \mathbf{e}(i) \|^2 = \mathbf{Z}(i) (\mathbf{I} - \mathbf{p}_k \mathbf{p}_k^T) \mathbf{Z}^T(i) \quad (10)$$

式中, \mathbf{p}_k 为载荷矩阵 \mathbf{U} 的前 k 行所构成的数据矩阵。

SPE 统计量检测门限定义为

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[\frac{h_0 C_\alpha \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} + 1 \right]^{1/h_0} \quad (11)$$

式中: $\theta_j = \sum_{i=k+1}^{2m} \lambda_i^j, j = 1, 2, 3; h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2}; C_\alpha$ 是正态概率分布下 α 的临界值, 也是与 $(1 - \alpha)$ 对应的标准差。

T^2 和 SPE 检验统计量分别从不同角度描述误差监测情况^[11], T^2 检验统计量反映观测数据在主元子空间 M 中从幅值和变化趋势的角度测量其背离主元模型 M 的程度。SPE 检验统计量反映在残差子空间 e 中的数据背离主元模型 M 的程度。由于主元子空间 M 包含正常观测数据的变化, 而残差子空间 e 包含的是噪声的变化, SPE 的检测门限只是针对噪声而设置的, 所以当误差幅度比较大时, T^2 和 SPE 都能够顺利检测出误差, 而即使当误差幅度比较小时, SPE 也可以检测出。换句话说, T^2 检测门限比较适合检测幅值大的阶跃误差, 而 SPE 检测门限对幅值小的误差有很好的检测效果。

2.3 PCA 误差识别

当用 T^2 和 SPE 统计量检测到误差时, 需要识别误差源, 常用的方法是贡献图法^[12-13], 通过计算贡献率来识别误差卫星(误差通道), 从而实现误差的消除。

T^2 的贡献率定义如下。

第 j 历元时刻的贡献率为

$$c_i^{T^2}(j) = \frac{t_i(j)}{\Lambda_i} (\mathbf{p}_i \mathbf{Z}^T)_j^T = \frac{t_i(j)}{\Lambda_i} t_i^T(j) \quad i = 1, 2, \dots, 2m \quad (12)$$

第 i 个观测数据变量的总贡献率为

$$C_i^{T^2} = \sum_{j=1}^n \text{con } t_i^T(j) \quad i = 1, 2, \dots, 2m \quad (13)$$

SPE 的贡献率定义如下。

第 j 历元时刻的贡献率为

$$c_i^{\text{SPE}}(j) = [\mathbf{p}_i (\mathbf{I} - \mathbf{p}_k \mathbf{p}_k^T) \mathbf{Z}^T]^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2m \quad (14)$$

第 i 个观测数据变量的总贡献率为

$$C_i^{\text{SPE}} = \sum_{j=1}^n \text{con } t_i^{\text{SPE}}(j) \quad i = 1, 2, \dots, 2m \quad (15)$$

把 $2m$ 个观测变量的总贡献率画在一个图上可形成贡献图, 通过贡献图来识别误差卫星, 即哪个观测变量的总贡献率最大, 那么, 总贡献率最大的观测变量所对应的接收通道(卫星)存在误差, 则剔除该通道此时此刻的观测值。

3 小波降噪

为了有利于深耦合误差检测结果更加可靠稳定, 可以对观测数据(伪距差和伪距率差)进行降噪处理, 这样会使检测边界更加明晰。降噪有许多方法, 如傅里叶变换法、卡尔曼滤波法、维纳滤波法和中值滤波法等^[14], 这些方法在降噪的同时也破坏了有用信息, 而小波变换是一种时间和频率的局部变换, 能够聚集信号局部特征, 所以非常适合信号降噪处理, 而又不会丢

失有用信息,为此,本文选择小波降噪来对深耦合的伪距差和伪距率差进行处理。

利用小波进行降噪处理的信号模型为

$$s[j] = f[j] + \sigma e[j] \quad (16)$$

式中: $f[j]$ 为真实的信号; $e[j]$ 为单位噪声; σ 为噪声的强度。小波降噪目的就是要从 $s[j]$ 中恢复 $f[j]$ 。小波降噪过程为:

1) 选取合适的分解层数 N ,对信号做小波变换处理得到小波系数 $d_{j,k}$;

2) 估计噪声所在的层次,对每层小波系数进行浮动阈值处理,得到各层的降噪阈值,从而估计小波系数 $\hat{d}_{j,k}$;

3) 利用 $\hat{d}_{j,k}$ 进行信号重构得到降噪后的观测数据。

噪声的阈值分为硬阈值和软阈值,信号去噪的优劣与去噪阈值选取有密切的关系,本文采用软阈值,其他的小波降噪模型参数为:阈值采用标准为启发式阈值;阈值处理将依据第1层小波分解得到的噪声大小估计进行适当调整;小波分解的层数采用5层;采用 sym8 小波基。

4 PCA 监测仿真验证

对深耦合系统误差可采用阶跃误差和斜坡误差^[15]两种模型来表示。利用 GPS 中频信号模块产生中频信号和 IMU 模块产生 IMU 数据,进行基于 PCA 的深耦合系统误差监测仿真验证。假设 RPN2 号卫星为误差卫星,在历元 500 ~ 600 ms 时刻,给 RPN2 号卫星的信号加入阶跃误差和斜坡误差。RPN2 号误差卫星的信号和其他 5 颗正常卫星的信号混叠在一起。同时,为了使误差检测边界更加明晰,先对深耦合系统中的伪距差和伪距率差进行小波降噪,仿真系统的惯导输出间隔为 1 ms,而组合集中导航滤波器迭代周期为 1 s,小波去噪对 1 s 的伪距差和伪距率差数据进行处理,然后再进行基于 PCA 的误差检测与分离。

4.1 阶跃误差监测

阶跃误差可以用伪距差来检测,阶跃误差一般是由多路径误差、卫星时钟误差、电离层延时误差、对流层延时误差和欺骗误差等因素引起的^[4]。给 RPN2 号卫星的信号加入 40 m 的阶跃误差,通过对小波降噪后的伪距差观测值进行 PCA 误差监测来诊断阶跃误差,仿真分析如图 2 和图 3 所示。

从图 2、图 3 可以看出: T^2 统计量和 SPE 统计量都在 500 ~ 600 ms 顺利检测到误差,此外, T^2 和 SPE 都能够很好地识别出误差卫星(误差通道)。

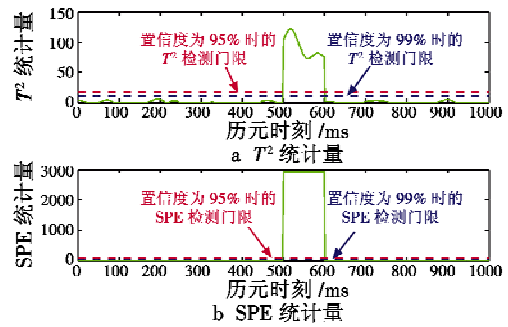


图 2 基于 PCA 深耦合阶跃误差检测
Fig. 2 Detection of step error of deep coupling based on PCA

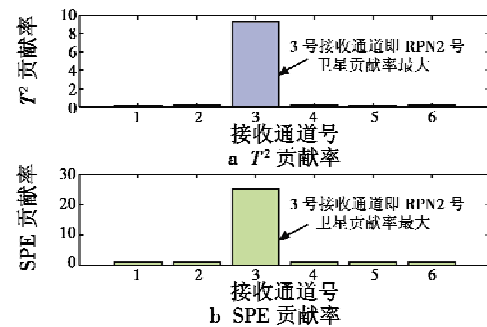


图 3 基于 PCA 深耦合阶跃误差识别
Fig. 3 Identification of step error of deep coupling based on PCA

4.2 斜坡误差监测

斜坡误差是缓变误差的简化类型,用斜坡误差可验证完好性监测对于小幅度慢变误差的检测敏感程度。斜坡误差(缓变误差)可用伪距率来检测,斜坡误差一般是由多路径误差、卫星时钟漂移和欺骗干扰等引起^[4]。

给 RPN2 号卫星的信号加入斜率为 10 m/s 的斜坡误差,通过对小波降噪后的伪距率差观测值进行 PCA 误差监测来诊断斜坡误差,仿真分析如图 4 和图 5 所示。

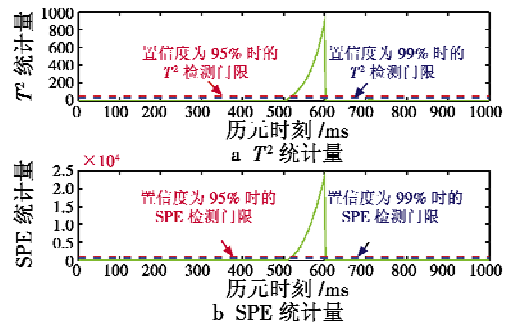


图 4 基于 PCA 深耦合斜坡误差检测
Fig. 4 Detection of slope error of deep coupling based on PCA

从图 4、图 5 的仿真分析可以看出: T^2 统计量和 SPE 统计量都在 500 ~ 600 ms 时间区段顺利检测到斜

坡误差,此外, T^2 和 SPE 都能够很好地识别出误差卫星(误差通道)。

在实际应用中,为方便可以仅利用 SPE 统计量来监测深耦合误差。

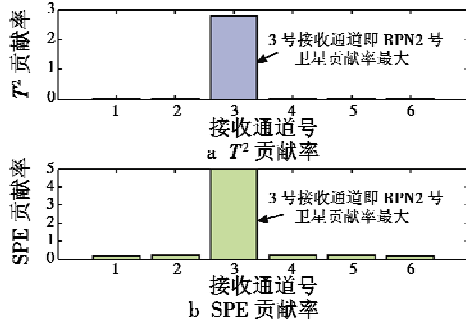


图5 基于PCA深耦合斜坡误差识别
Fig.5 Identification of slope error of deep coupling based on PCA

4.3 误差消除

为了验证基于PCA监测方法是否可以消减深耦合系统由于阶跃误差或斜坡误差带来的导航定位误差,在此以RPN2号卫星在500~600ms时间区段加入40m的阶跃误差为例,通过上述的PCA误差监测方案,把RPN2号卫星所对应接收通道的观测值从卡尔曼滤波器的量测信息中剔除,即检测出的误差卫星不作为导航解算卫星。仿真时间为9s,轨迹和定位误差分别如图6~图9所示。

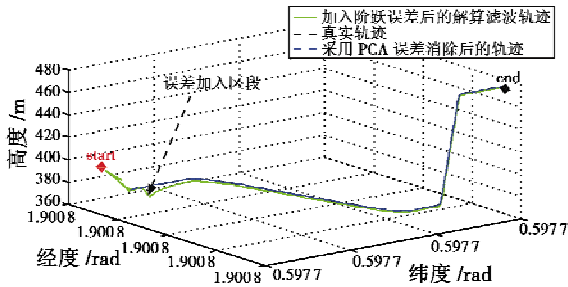


图6 轨迹对比图
Fig.6 Trajectory comparison

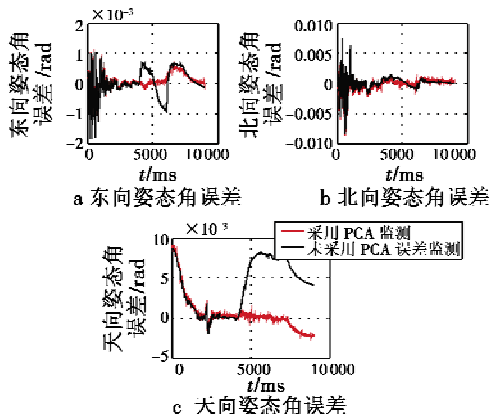


图7 姿态角误差比较

Fig.7 Comparison of attitude angle error

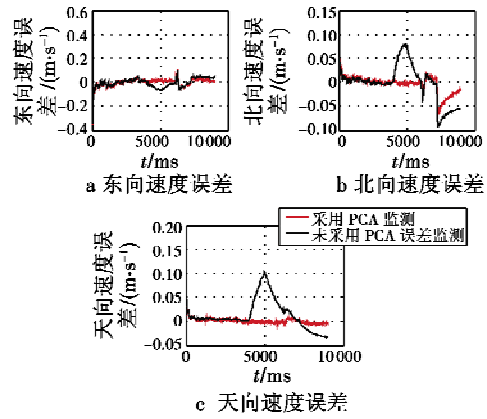


图8 速度误差比较

Fig.8 Comparison of speed error

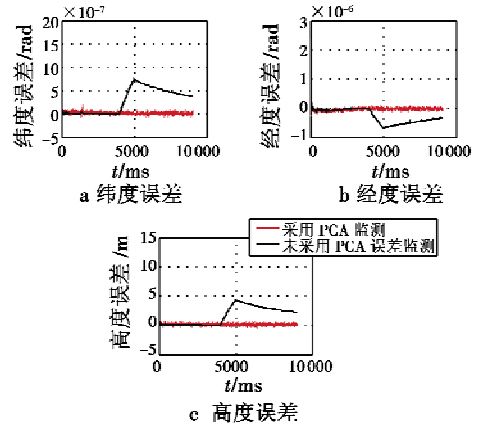


图9 位置误差比较

Fig.9 Comparison of position error

从图中可以看出,采用PCA进行深耦合误差监测与未采用PCA误差监测的导航误差的姿态角误差、速度误差和位置误差有明显的偏差,说明采用PCA的深耦合误差监测技术可以有效地消除深耦合系统误差带来的导航定位偏差,有利于用户的安全。

5 结束语

针对深耦合系统很少涉及误差监测功能,本文提出采用主元分析方法(PCA)联合小波降噪作为深耦合系统误差的监测手段,以使深耦合系统更好地工作。通过仿真验证了PCA可行性,同时表明基于PCA对深耦合系统误差检测与消减有较好的效果,因此具有一定的应用价值。

参考文献

[1] XIAO F, WANG S W, XU X H, et al. An isolation enhanced PCA method with expert-based multi-variate decoupling for sensor FDD in air conditioning systems[J]. Applied Thermal Engineering, 2009, 29(4):712-722.

- [2] 黄孝彬,牛征,牛玉广,等. 利用主元方法进行传感器故障检测的行为分析[J]. 传感器技术学报,2003(4): 419-423.
- [3] 李荣雨. 基于 PCA 的统计过程监控研究[D]. 杭州:浙江大学,2007.
- [4] QIN F, ZHAN X, SU X, et al. Detection and mitigation of errors on an ultra-tight integration system based on integrity monitoring method[C]//Proceedings of the 26th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation(ION GNSS + 2013), 2013:2102-2113.
- [5] 刘江,蔡伯根,王剑,等. 基于主成分分析的车辆组合导航系统故障检测与隔离算法[J]. 交通运输系统工程与信息,2009,9(5):46-52.
- [6] 周福娜,文成林,汤天浩,等. 基于指定元分析的多故障诊断方法[J]. 自动化学报,2009,35(7):971-982.
- [7] 邱天,丁艳军,吴占松. 基于主元分析的故障可检测性的统计指标比较[J]. 清华大学学报:自然科学版,2006,46(8):1447-1450.
- [8] 胡友强. 数据驱动的多元统计故障诊断及应用[D]. 重庆:重庆大学,2010.
- [9] FU K C, DAI L K, WU T J, et al. Sensor fault diagnosis of nonlinear processes based on structured kernel principal component analysis [J]. Journal of Control Theory and Applications, 2009, 7(3):264-270.
- [10] BO C M, ZHANG S, ZHANG G M, et al. Fault identification of tennessee eastman process based on FS-KPCA[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2008, 59(7): 1783-1789.
- [11] 李明. 基于多元统计分析的故障诊断方法及其应用研究[D]. 济南:山东大学,2006.
- [12] MILLER P, SWANSON R E, HECKLER C F. Contribution plot: a missing link in multivariate quality control [J]. Applied Mathematics and Computer Science, 1998, 8(4):775-792.
- [13] MAC GREGOR J F, JAECKLE C, KIPARISSIDES C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods[J]. AIChEJ Journal, 1994, 40(5):826-838.
- [14] 郑望. 多变量统计过程监测[D]. 北京:北京化工大学,2008.
- [15] BHATTI U I, OCHIENG W Y. Failure modes and models for integrated GPS/INS systems[J]. The Journal of Navigation, 2007, 60(2):327-347.

(上接第 67 页)

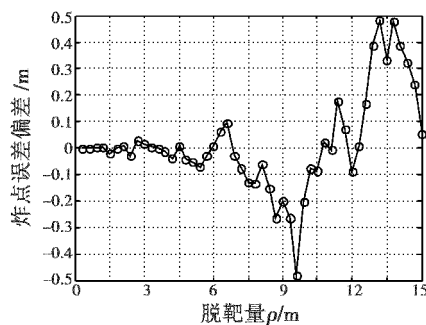


图 7 炸点误差偏差

Fig. 7 The error of detonating point

5 结束语

本文将平面相控阵技术引入引信天线,并开展实现引信波束的二维控制,进而实现对目标的自适应跟踪。设计了基于天线波束分档前提下的起爆控制算法,利用自适应起爆延迟时间来防止引信天线波束分档后可能诱发的超前起爆,把修正后的起爆角(波束指向角与延迟修正的角度之和)与动态破片飞散角差值作为起爆控制量,实现智能化引战配合,提高导弹对目标的杀伤概率。

参考文献

- [1] 蒋静群,简金蕾,张晓. 制导信息协同下的最佳起爆控制分析与研究[J]. 现代防御技术,2009,37(3):19-25.
- [2] MA C Y, LI Z G. Beamforming of whole airspace phased array TT&C system based on linear subarrays [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 32(1):128-132.
- [3] 苏志谋,简金蕾,任宏滨,等. 基于制导引信一体化的自适应起爆控制[J]. 导弹与航天运载技术,2012(3):47-51.
- [4] ZHU X P, MENG J H, XU T, et al. Integration guidance technology of phased array radar seeker based on maneuvering target tracking [J]. College of Astronautics Northwestern Polytechnical University, 2013(5):695-699.
- [5] 李静,简金蕾,任宏滨. 二维波束控制引信与定向战斗部配合[J]. 现代防御技术,2010,38(6):56-60.
- [6] 刘剑锋,庄志洪,陈潜. 基于一维相控阵引信的起爆控制算法研究[J]. 宇航学报,2005,26(4):466-470.
- [7] 刘腾谊,陈佳音,张安民. 防空导弹自适应起爆延时控制技术[J]. 火箭与制导学报,2010,32(1):143-145.
- [8] 徐蓬朝,王方,聂峥,等. 串联攻坚弹后级引信自适应起爆方法[J]. 探测与控制学报,2015,37(4):20-23.