

重力梯度数据在导航系统中的应用

王艳东, 胡华峰, 杨少帅, 陈魁

(北京航空航天大学, 北京 100191)

摘要: 通过无迹滤波(UKF)技术将重力梯度数据应用于导航系统中,研究重力梯度辅助导航系统的可行性与优异性。首先分析了在重力梯度图数据获取的前提下如何进行重力梯度仪信号的模拟,给出了一个先插值再加入噪声最后进行滤波的操作方法。随后根据滤波算法的需要建立了重力梯度辅助惯性导航系统的数据融合模型,并对数据融合算法进行了简单分析。最后对重力梯度辅助导航系统进行了仿真分析,主要通过对比研究没有外部辅助的惯性导航系统和有重力梯度数据融合的导航系统性能,论证了重力梯度数据在导航系统中应用的可行性与优异性。

关键词: 无源导航; 重力梯度; 无迹滤波; 巴特沃兹滤波器

中图分类号: V249.32⁺⁹ **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)11-0011-05

Application of Gravity Gradient Data in Navigation System

WANG Yandong, HU Huafeng, YANG Shaoshuai, CHEN Kui

(Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The gravity gradient data is used in the navigation system through the Unscented Kalman Filter (UKF) to study the feasibility and superiority of the gravity gradient aided navigation system. The paper first analyzes how to simulate the gradiometer signal with the given gravity gradient map data, and presents a method that uses an interpolation method first and then adds noise to this data with a final low-pass filter operation. According to the necessity of UKF, the system dynamics of the gravity gradient aided navigation system is provided, and how to use the UKF in this model is described. At the end of the paper, the simulation analysis is given to the gravity gradient aided navigation system, mainly through the comparative study of no external aided and the gravity gradient aided navigation system, to demonstrate the availability and feasibility of applying the gravity gradient data to the navigation system.

Key words: passive navigation; gravity gradient; Unscented Kalman Filter; Butterworth filter

0 引言

目前,各种载体针对惯性导航系统误差随时间积累这一缺点采用了各种外部辅助导航技术,其中包括卫星导航定位、伪卫星、景象匹配导航、地形匹配导航等辅助技术,但是这些辅助都一定程度上削弱了惯性导航系统的隐蔽性和自主性^[1]。因此,一种完全自主的、无源的、适用于隐蔽军事应用和太空导航的重力梯度辅助导航系统就成为了现代导航技术研究的热点^[2-4]。

利用重力梯度仪辅助惯性导航开始于20世纪60年代,从最初的研究集中在实时检测重力异常以提高

惯性导航系统的精度,发展为基于重力梯度仪的高精度高分辨率的重力图研究,利用高精度的重力图和重力测量仪器便可以对惯性导航系统进行辅助修正^[5]。同时,重力梯度作为重力位的二阶导数,具有比重力本身更高的分辨率,且同一位置有多个分量,保证了基于重力梯度导航方法的可行性和可靠性。

重力梯度辅助惯性导航系统最先用于水下载体,惯性与重力梯度仪的组合可以满足潜艇导航系统对精度、可用性和隐蔽性的苛刻的要求,使其成为了水下载体无源导航的发展趋势^[6-8]。同时,随着航空重力梯度仪的发展,重力梯度辅助导航在航空飞行器上的应用也得到快速的发展^[9]。

重力梯度图是实现重力梯度导航的基础,目前,用于重力梯度辅助导航系统研究的重力梯度数据主要通过模型计算获得^[10-11]。本文仿真研究中采用的梯度数据是利用重力场模型结合地形高程数据的方法获得

的更为真实有效的数据。重点研究如何利用这些数据进行梯度信号模拟。

重力梯度辅助导航的核心是导航算法的设计,对于非线性系统,理论上难以找到严格的递推滤波公式,因此目前大都采用近似的方法处理,最著名的处理方法包括扩展卡尔曼滤波(EKF)和无迹滤波(UKF)等。无迹滤波是对非线性函数的概率密度分布进行近似,本文将选用该方法进行数据融合。

本文在取得重力梯度数据研究成果的前提下进行,主要分为4个部分:首先分析如何有效地进行重力梯度仪信号的模拟;随后根据滤波算法的需要建立合适的重力梯度辅助导航模型;同时对数据融合算法进行了简单介绍;最后对重力梯度辅助导航系统进行仿真分析。

1 梯度仪信号的模拟

重力梯度仪是一个非常复杂的仪器,目前只有极少数国家具有制造重力梯度仪的能力,对重力梯度仪的设计制造原理和特性分析不是本文的研究内容,但是本文将从重力梯度仪的输出信号的特性参数出发对重力梯度仪的测量信号进行模拟。通常,重力梯度仪信号有3个主要的参数,即数据更新率、滤波后的带宽和噪声特性。数据更新率指重力梯度仪测量数据的更新频率,目前,更新频率由最初的0.1 Hz发展到1 Hz,未来应该达到更高。重力梯度仪的信号含有零均值白噪声,且习惯于用噪声谱密度进行描述。这些白噪声特性只是在特定的频率范围(带宽)内有效,该带宽为从0 Hz到奈奎斯特频率或者低通滤波器的截止频率。为模拟真实的重力梯度仪测量信号,对前面获取的重力梯度图进行如下操作:首先,根据给定位置获取重力梯度图中的数据,如果重力梯度仪测量位置不在前面获取的重力梯度图网格点上,而是在网格点之间,则采用插值算法进行插值;然后,根据梯度仪的更新速率给获得的数据加入适当的噪声;最后,利用一个类似于重力梯度仪上的低通滤波器进行滤波。

重力梯度仪制造商会为其生产的重力梯度仪提供一个在一定带宽上的零均值高斯白噪声,通常通过噪声谱密度(D_{NSD})给定。噪声谱密度是指噪声在一个给定范围频率上的能量。当噪声是白噪声时,噪声谱密度是一个常值。为了得到重力梯度仪在滤波之前噪声的均方根值(N_{RMS}),有关系式为

$$N_{RMS} = \sqrt{(D_{NSD})^2 \times \frac{1}{2}f} \quad (1)$$

式中, f 为梯度更新频率,并假设重力梯度仪噪声谱密度从0 Hz到奈奎斯特频率(梯度更新频率的一半)有

效。在获得均方根后,将该值作为噪声的标准偏差,生成噪声数据叠加到从梯度图获取的数据上。

无论什么类型的重力梯度仪,所有梯度信号最后都将通过一个低通滤波器(LPF)进行处理以减少噪声和阻止信号的混叠。进行该种类型的滤波最大的缺点是使得信号变得更加平滑,换句话说就是失去了信号的分辨率。通常,在重力梯度仪上使用的低通滤波器是巴特沃兹滤波器。巴特沃兹低通滤波器是利用其幅值响应在通带内最平坦这种性质来定义的。对于一个 N 阶低通滤波器,它意味着幅度平方函数的前 $(2N-1)$ 阶导数在 $f=0$ 处皆为零。巴特沃兹低通滤波器幅度平方函数具有如下形式

$$|H|^2 = \frac{1}{1 + (f/f_c)^{2N}} \quad (2)$$

式中: f_c 为截止频率; N 为滤波器的阶次。巴特沃兹的另外一个性质是在通带和阻带内,其幅度响应都是单调下降的。当式(2)中的参量 N 增加时,滤波器的特性曲线变得更加尖锐,这就是说,曲线在通带的更多部分接近于1,并且在阻带中更快地接近于0,总之,巴特沃兹滤波器的特性曲线与参数 N 有关。

巴特沃兹低通滤波器利用输出序列的过去值和输入序列的当前值和过去值的线性组合,有如下高阶差分方程

$$y[n] = \sum_{k=0}^N b_k x[n-k] - \sum_{k=1}^N a_k y[n-k] \quad (3)$$

式中: b_k 和 a_k 为巴特沃兹滤波器的系数; $x[n]$ 为输入序列的第 n 个数; $y[n]$ 为输出序列的第 n 个数; N 为滤波器的阶次。

2 数据融合模型

当惯性导航系统选为指北方位捷联式惯性导航而误差方程采用东北天地理系时,相应的导航参数误差共有9个变量,其中位置误差3个,速度误差3个,平台姿态角误差3个,对应的误差方程如下^[12-13]。

1) 位置误差方程。

$$\delta \dot{r} = F_{rr} \delta r + F_{rv} \delta v, \quad (4)$$

$$\text{式中: } F_{rr} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{-v_N}{(R_M + h)^2} \\ \frac{v_E \sec L \tan L}{R_N + h} & 0 & -\frac{v_E \sec L}{(R_N + h)^2} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$F_{rv} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_M + h} & 0 \\ \frac{\sec L}{R_N + h} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{\circ}$$

2) 姿态误差方程。

$$\delta\dot{\phi} = F_{\dot{\phi}} \delta r + F_{\dot{\phi}\phi} \phi + F_{\dot{\phi}v} \delta v + \varepsilon, \quad (5)$$

$$\text{式中: } F_{\dot{\phi}r} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{v_N}{(R_M+h)^2} \\ -\omega_{ie} \sin L & 0 & -\frac{v_E}{(R_N+h)^2} \\ \omega_{ie} \cos L + \frac{v_E}{R_N+h} \sec^2 L & 0 & -\frac{v_E \tan L}{(R_N+h)^2} \end{bmatrix};$$

$$F_{\dot{\phi}\phi} = \begin{bmatrix} 0 & \omega_{ie} \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_N+h} & -\left(\omega_{ie} \cos L + \frac{v_E}{R_N+h}\right) \\ -\left(\omega_{ie} \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_N+h}\right) & 0 & -\frac{v_N}{R_M+h} \\ \omega_{ie} \cos L + \frac{v_E}{R_N+h} & \frac{v_N}{R_M+h} & 0 \end{bmatrix};$$

$$F_{\dot{\phi}v} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_M+h} & 0 \\ \frac{1}{R_N+h} & 0 & 0 \\ \frac{\tan L}{R_N+h} & 0 & 0 \end{bmatrix} \circ$$

3) 速度误差方程。

$$\delta\dot{v} = F_{\dot{v}} \delta r + F_{\dot{v}\phi} \phi + F_{\dot{v}v} \delta v + \delta g + \nabla = (F_{\dot{v}r} + F_{\dot{v}gr}) \delta r + F_{\dot{v}\phi} \phi + F_{\dot{v}v} \delta v + \nabla \quad (6)$$

$$\text{式中: } F_{\dot{v}r} = \begin{bmatrix} 2\omega_{ie} v_N \cos L + \frac{v_E v_N \sec^2 L}{R_N+h} + 2\omega_{ie} v_E \sin L & 0 & -\frac{v_E v_U + v_E v_N \tan L}{(R_N+h)^2} \\ -2\omega_{ie} v_E \cos L - \frac{v_E^2 \sec^2 L}{R_N+h} & 0 & \frac{v_E^2 \tan L}{(R_N+h)^2} + \frac{v_N v_U}{(R_M+h)^2} \\ -2\omega_{ie} v_E \sin L & 0 & -\frac{v_E^2}{(R_N+h)^2} - \frac{v_N^2}{(R_M+h)^2} \end{bmatrix};$$

$$F_{\dot{v}\phi} = \begin{bmatrix} \frac{v_N \tan L - v_U}{R_N+h} & 2\omega_{ie} \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_N+h} & -\left(2\omega_{ie} \cos L + \frac{v_E}{R_N+h}\right) \\ -2\left(\omega_{ie} \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_N+h}\right) & -\frac{v_U}{R_M+h} & -\frac{v_N}{R_M+h} \\ 2\omega_{ie} \cos L + \frac{2v_E}{R_N+h} & \frac{2v_N}{R_M+h} & 0 \end{bmatrix};$$

$$F_{\dot{v}v} = \begin{bmatrix} 0 & -f_U & f_N \\ f_U & 0 & -f_E \\ -f_N & f_E & 0 \end{bmatrix}; F_{\dot{v}gr} = \Gamma_{jk} \begin{bmatrix} R_M & 0 & 0 \\ 0 & R_N & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \circ$$

4) 惯性仪表误差。

惯性仪表误差包括陀螺仪误差模型和加速度计误差模型,分别为

$$\varepsilon^b = \varepsilon + w_g; \quad (7)$$

$$\nabla^b = \nabla + w_a \circ \quad (8)$$

5) 系统状态方程。

综合上述位置、速度、姿态和陀螺加速度计的误差

方程,系统状态方程可以写成

$$\dot{X}(t) = F(t)X(t) + G(t)W(t) \quad (9)$$

式中: $X = [\delta L, \delta \lambda, \delta h, \delta v_E, \delta v_N, \delta v_U, \phi_E, \phi_N, \phi_U, \varepsilon_{bX}, \varepsilon_{bY}, \varepsilon_{bZ}, \nabla_{bX}, \nabla_{bY}, \nabla_{bZ}]$; $W = [0, 0, 0, w_{aE}, w_{aN}, w_{aU}, w_{gE}, w_{gN}, w_{gU}, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$;

$$F = \begin{bmatrix} F_{\dot{r}r} & F_{\dot{r}v} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ F_{\dot{v}r} + F_{\dot{v}gr} & F_{\dot{v}v} & F_{\dot{v}\phi} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & C_b^m \\ F_{\dot{\phi}r} & F_{\dot{\phi}v} & F_{\dot{\phi}\phi} & C_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix};$$

$$G = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & C_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & C_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \circ$$

6) 梯度仪量测方程。

考虑平台式重力梯度仪,其测量值为^[13]

$$L^i = C_n^i \Gamma^n C_i^n \quad (10)$$

式中: C_n^i 为导航坐标系(东北天地理坐标系)到惯性坐标系的转换矩阵; Γ^n 为导航系下的梯度值。通过惯性导航系统得到梯度仪测量值的估计值,减去由飞行器真实状态获取的梯度仪测量值,得到平台式重力梯度仪估计值与测量值之间的误差为: $\delta L^i = \hat{L}^i - L^i$, 对其微分,同时加上测量噪声可以获得重力梯度仪测量值与通过惯性导航系统获得的估计值之间的线性化误差模型为

$$\delta L^i = C_n^i (\Phi_{in}^n \Gamma^n + \delta \Gamma^n - \Gamma^n \Phi_{in}^n) C_i^n + V_L = C_n^i (\delta \Gamma^n + L_{\phi}^i) C_i^n + V_L \quad (11)$$

式中, Φ_{in}^n 为导航坐标系下导航坐标系到惯性坐标系的旋转误差矩阵的反对称阵,通过小角度转换关系容易获得。

展开式(11)并进行简单分解,可得量测方程为

$$\delta L^i = D_n^i \left\{ \left[\frac{\partial \Gamma^n}{\partial r^n} \right] + \left[\frac{\partial L_{\phi}^n}{\partial \phi^n} \right] \left[\frac{\partial \Phi_{in}^n}{\partial r^n} \right] \right\} \delta r^n + D_n^i \left[\frac{\partial L_{\phi}^n}{\partial \phi^n} \right] \left[\frac{\partial \Phi_{in}^n}{\partial t} \right] \delta t + V_L = H(t)X(t) + V(t) \quad (12)$$

其中,

$$\left[\frac{\partial \Gamma^n}{\partial r^n} \right] = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Gamma^n}{\partial L} & \frac{\partial \Gamma^n}{\partial \lambda} & \frac{\partial \Gamma^n}{\partial h} \end{bmatrix},$$

$$\left[\frac{\partial L_{\phi}^n}{\partial \phi^n} \right] = \begin{bmatrix} 0 & 2\Gamma_{xz} & -2\Gamma_{xy} \\ -\Gamma_{xz} & \Gamma_{yz} & \Gamma_{xx} - \Gamma_{yy} \\ \Gamma_{xy} & \Gamma_{zz} - \Gamma_{xx} & -\Gamma_{yz} \\ -2\Gamma_{yz} & 0 & 2\Gamma_{xy} \\ \Gamma_{yy} - \Gamma_{zz} & -\Gamma_{xy} & \Gamma_{xz} \\ 2\Gamma_{yz} & -2\Gamma_{xz} & 0 \end{bmatrix},$$

$$\left[\frac{\partial \phi_{in}^n}{\partial r^n} \right] = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos L & 0 \\ 0 & \sin L & 0 \end{bmatrix}, \left[\frac{\partial \phi_{in}^n}{\partial t} \right] = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_{ie} \cos L \\ \omega_{ie} \sin L \end{bmatrix}$$

其中, δL 可以表示为向量的形式, 即 $\delta L = [\delta L_{11}, \delta L_{12}, \delta L_{13}, \delta L_{22}, \delta L_{23}, \delta L_{33}]^T$, $V(t)$ 为零均值系统量测噪声。

3 数据融合算法

重力梯度仪与惯性导航组合时选取重力梯度张量中任意一个或全部分量作为系统的外部观测信息。因此实测重力梯度与存储重力梯度数据的匹配问题, 可以归结为多维观测量并且观测方程为非线性的状态估计问题。UKF 是针对非线性系统滤波的一种比 EKF 滤波更新的方法, 其滤波方程如下。

1) Sigma 点采样。

$$x_k = \begin{cases} \bar{X}_k, & i=0 \\ \bar{X}_k + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k}})_i, & i=1, \dots, n \\ \bar{X}_k + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k}})_{i-n}, & i=1, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

式中: n 为状态维数; λ 为分布控制参数, 取 $\lambda = 3 - n$ 。

2) 采样点的加权系数。

$$W_i = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda}, & i=0 \\ \frac{\lambda}{n+\lambda}, & i=1, \dots, 2n \end{cases} \quad (14)$$

3) 时间更新。

$$\begin{cases} x_{k+1|k} = f(x_k, k) \\ \hat{X}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i x_{i,k+1|k} \\ P_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (x_{i,k+1|k} - \hat{X}_{k+1|k})(x_{i,k+1|k} - \hat{X}_{k+1|k})^T + Q_k \\ y_{k+1|k} = h(x_{k+1|k}, k+1) \\ \hat{Y}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i y_{i,k+1|k} \end{cases} \quad (15)$$

4) 量测更新。

$$\begin{cases} P_{YY} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (y_{i,k+1|k} - \hat{Y}_{k+1|k})(y_{i,k+1|k} - \hat{Y}_{k+1|k})^T + R_k \\ P_{XY} = \sum_{i=0}^{2n} W_i (x_{i,k+1|k} - \hat{X}_{k+1|k})(y_{i,k+1|k} - \hat{Y}_{k+1|k})^T \\ K_{k+1} = P_{XY} P_{YY}^{-1} \\ \hat{X}_{k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1} (Y_{k+1} - \hat{Y}_{k+1|k}) \\ P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} P_{YY} K_{k+1}^T \end{cases} \quad (16)$$

4 仿真结果分析

为了验证重力梯度数据在导航系统中应用的可行性、无迹滤波算法在重力梯度辅助导航系统中应用的有效性, 本文以航空飞行器为研究对象进行了仿真分析, 仿真流程如图 1 所示。

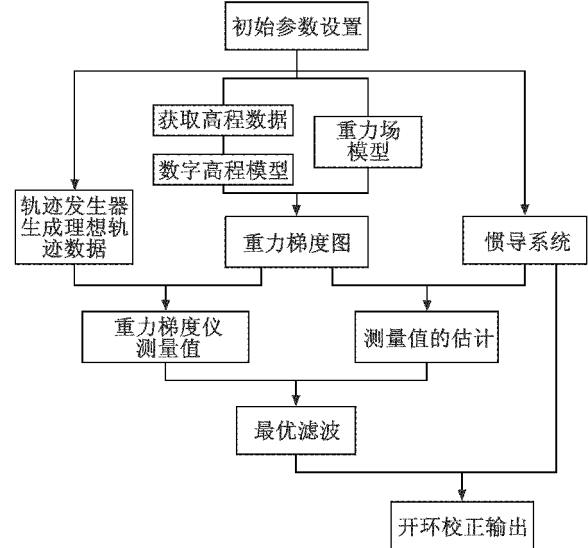


图 1 仿真流程图

Fig. 1 Simulation procedure

初始参数的设置包括初始经纬高度、初始姿态、初始速度、仿真时间、惯性导航解算周期、重力梯度仪信号更新周期、陀螺仪、加速度计与重力梯度仪的噪声特性以及参考椭球的各重要参数等, 具体仿真参数值如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

类别	参数值	类别	参数值
初始纬度(北纬)	33.5°	仿真时间/s	200
初始经度(东经)	108°	惯导解算周期/s	0.05
初始高度/m	10000	梯度仪测量周期/s	1
俯仰角/(°)	0	陀螺仪零偏/(°·h ⁻¹)	0.015
滚转角/(°)	0	陀螺仪白噪声/(°·h ⁻²)	0.005
偏航角/(°)	90	加速度计零偏	500 × 10 ⁻⁶ g
速度/(m·s ⁻¹)	250	加速度计白噪声/(Hz ⁻¹)	100 × 10 ⁻⁶ g
加速度/(m·s ⁻²)	0	梯度仪噪声/E	0.01

根据给定的经纬高度、初始姿态、初始速度、加速度等信息, 利用轨迹发生器可以生成理想轨迹数据, 从表 1 可以看出, 所选飞行轨迹为一条向东匀速直线飞行的轨迹。根据给定的初始位置和飞行范围从空间信息协会(CSI)下载相应地区的数字高程数据, 目前 CGIAR-CSI

网站上提供的 SRTM3 数据为 $5^\circ \times 5^\circ$ 的高程数据块,其分辨率为 $3'' \times 3''$,大约 90 m。综合文献[10-11]中的数字高程模型和重力场模型即可得到具有一定空间分辨率的三维重力梯度数据。图 2 给出了沿轨迹的垂直梯度分量。

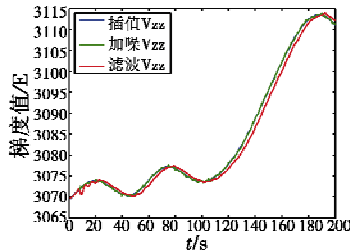


图 2 沿轨迹的垂直梯度数据

Fig. 2 The vertical gradient component along track

在进行数据融合时,通过每一时刻的理想位置从梯度图中插值获取该位置的梯度值,同时进行前述的加噪声和巴特沃兹滤波处理得到重力梯度仪的量测信号。仿真分析中,采用截止频率为 0.2 Hz 的 7 阶巴特沃兹数字滤波器对重力梯度信号进行研究,很显然,对一个 7 阶巴特沃兹数字滤波器需要初始的 7 个序列,本文假设前 7 个输出序列等于输入序列,加噪及滤波后的数据如图 2 所示。从图中可以看出,该方法能有效地模拟梯度仪数据,但是滤波后的梯度值会有时间延迟,应用时需要进行补偿(如固定时间延迟补偿)。

另外,根据惯性导航系统在该时刻指示的位置,从梯度图中获取该位置的梯度值作为量测值的估计值。利用无迹滤波即可进行导航系统状态的估计,利用该估计值便可对惯性导航系统进行开环校正。图 3 给出了东北天方向的位置误差,图 4 给出了东北天方向的速度误差,为了更好地显示基于无迹滤波的重力梯度辅助导航系统的可行性与优越性,本文同时在上述位置误差和速度误差图中给出了没有外部辅助的纯惯性导航系统水平方向的位置、速度误差。

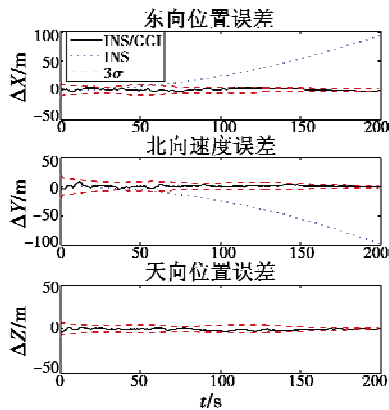


图 3 位置误差

Fig. 3 Position error

从图中可以看出,重力梯度辅助导航较好地限制了惯性导航系统的误差随时间积累,在位置误差上表现尤其明显。蒙特卡罗仿真结果表明,上述仿真参数获得的位置球面半径误差为 3.5136 m,速度球面半径误差为 0.2147 m/s。而当重力梯度仪噪声为 0.001 E 时,位置球面半径误差为 0.8877 m,速度球面半径误差为 0.1211 m/s。可以看出重力梯度仪的精度对辅助导航系统的精度影响比较明显。同时,考虑梯度仪信号更新较慢的情况,设置更新为 0.2 Hz,则位置球面半径误差为 6.0755 m,速度球面半径误差为 0.2848 m/s。可以看到误差都有明显增大,主要原因在于梯度仪信号更新周期变长,观测信息减少。

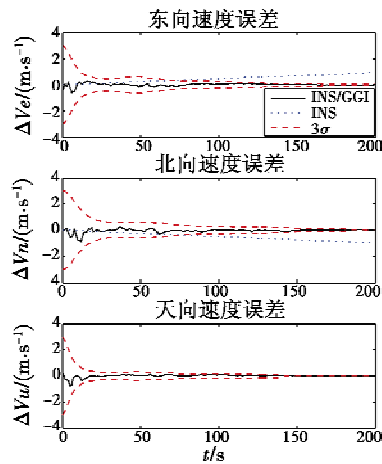


图 4 速度误差

Fig. 4 Velocity error

5 结束语

重力梯度作为重力位的二阶导数,具有比重力本身更高的分辨率,且同一位置有多个分量,保证了基于重力梯度导航方法的可行性、可靠性与优越性。本文提出了基于无迹滤波的重力梯度辅助导航方法,有效地将重力梯度数据应用到了导航系统中。仿真分析了重力梯度辅助导航的性能,并与无外部辅助的纯惯性导航系统对比研究,论证了该辅助方式的优越性,同时简单分析了重力梯度仪的测量精度和更新速率对辅助导航系统精度的影响。结果表明,较高精度的梯度仪和更高速率的梯度仪都能明显地提高辅助导航的精度。所以,未来航空重力梯度仪的发展将很大程度上决定该辅助导航系统的应用前景。

参考文献

[1] TITERTON D H, WESTON J L. 捷联惯性导航技术[M]. 2 版. 张天光,王秀萍,王丽霞,等译. 北京:国防工业出版社,2010.

4 结束语

本文提出一种从自然图像中自动提取感兴趣目标的方法。该方法在局部化区域型活动轮廓基础上,使用目标显著边界点作为先验知识,这使得原来交互式方法 LRAC 变成无监督方法了。实验结果表明,本方法比流行的基于显著性自动分割方法效果更好。

但是,该方法不能提取自然图像的多个显著目标。因此,多个目标的自动提取将作为今后的工作。

参考文献

- [1] LANKTON S, TANNENBAUM A. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11):2029-2039.
- [2] LTTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE TPAMI*, 1998, 20(11):1254-1259.
- [3] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach [C]//Minneapolis, USA: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2007:1-8.
- [4] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C]// Vancouver, Canada, Neural Information Processing Systems Conference, 2006:545-552.
- [5] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR I, TAL A. Context-aware saliency detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010:2376-2383.
- [6] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, et al. Salient region detection and segmentation [C]//International Conference of Computer Vision Systems, 2008:66-75.
- [7] MA Y F, ZHANG H J. Contrast-based image attention analysis by using fuzzy growing [C]//ACM Multimedia, 2003:374-381.
- [8] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency tuned salient region detection [C]//IEEE International Conference Computer Vision and Pattern Recognition, 2009:1597-1604.
- [9] CHENG M, ZHANG G, MITRA N J, et al. Global contrast based salient region detection [C]//IEEE International Conference on Computer Vision (CVPR), 2011:409-416.
- [10] WEIJER J, GEVERS T, BAGDANOV A. Boosting color saliency in image feature detection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28:150-156.
- (上接第 15 页)
- [2] XIONG Ling, MA Jie, TIAN Jinwen. Gravity gradient aided position approach based on EKF and NN [C]//2011 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference, Haerbin, China, July 26-30, 2011:1347-1350.
- [3] ROGERS M M. An investigation into the feasibility of using a modern gravity gradient instrument for passive aircraft navigation and terrain avoidance [D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 2009.
- [4] RICHESON J A, PINES D J. GPS denied inertial navigation using gravity gradiometry [C]//AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, Hilton Head, SC, United States, August 20-23, 2007:4493-4515.
- [5] AFFLECK C A, JIRCITANO A. Passive gravity gradiometer navigation system [R]. Bell Aerospace Textron, 1990.
- [6] XIONG Ling. Submarine navigation based on gravity gradient-terrain matching [C]//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, Wuhan, China, 2007, 6790:67904S-1-67904S-6.
- [7] WU Lin. New method of underwater passive navigation based on gravity gradient [C]//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, Wuhan, China, 2007, 6790:67901V-1-67901V-8.
- [8] 熊正南, 蔡开仕, 武凤德, 等. 21 世纪美国战略潜艇导航技术发展综述 [J]. *舰船科学技术*, 2002, 24(3):30-37.
- [9] DAVID M G. Passive airborne navigation and terrain avoidance using gravity gradiometry [J]. *Journal of Guidance Control And Dynamics*, 1995, 18(6):1450-1458.
- [10] KIAMEHR R, ESHACH M. EGMLab a scientific software for determining the gravity and gradient components from global geopotential models [J]. *Journal of Earth Science Informatics*, 2008, 1(2):93-103.
- [11] JEKELI C, ZHU L Z. Comparison of methods to model the gravitational gradients from topographic data bases [J]. *Geophysical Journal International*, 2006, 166(3):999-1014.
- [12] 张宗麟. 惯性导航与组合导航 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2000:319-332.
- [13] RICHESON J A. Gravity gradiometer aided inertial navigation within non-GNSS environments [D]. Maryland: University of Maryland College Park, 2008.