

RAE 并行滤波的重力异常匹配算法

王 伟^{1,2} 李姗姗¹ 邢志斌¹ 李中全³ 黄韵颖³

1 信息工程大学地理空间信息学院,河南 郑州,450001
2 63666 部队,新疆维吾尔自治区 巴音郭楞蒙古自治州,841000
3 78138 部队,四川 成都,610000

摘 要:扩展卡尔曼滤波技术可以利用序列观测重力异常数据以及航行区域重力异常基准图来校正惯性导航系统漂移误差。针对因重力测量环境的变化、测量仪器扰动等因素造成的重力异常观测噪声不确定问题,提出了基于量测残差自适应估计观测噪声协方差(residual-based adaptive estimation,RAE)的重力异常滤波匹配算法;设计了一组并行卡尔曼滤波器,并简化了最优滤波器的选择准则。不同重力特征区域的实验表明,该算法能够有效降低惯性导航系统经纬向漂移误差,提高系统的导航定位精度。

关键词:RAE 滤波;重力异常;并行卡尔曼滤波;自适应估计;观测噪声

中图法分类号:P223 **文献标志码:**A

重力异常辅助惯性导航是利用重力异常值作为惯性导航系统的外部信息源,结合惯性导航系统信息对惯性导航位置进行修正^[1-4],提高惯性导航系统的精度,从而保证水下潜器长时间、高精度的隐秘航行。该模式利用了地球物理场信息,不需要接收外部有源信号,被视为理想的导航模式。20 世纪 90 年代初,美国贝尔实验室成功研制出了重力辅助惯性导航系统,通过仿真实验可以获得 6~305 m 左右的平面位置误差^[5];国内对于重力异常辅助惯性导航的研究主要基于仿真技术^[6]和海面实验。匹配导航算法主要有序列相关匹配算法^[7-9]和基于单点迭代的滤波算法^[10-12]。文献[8]研究了相关极值匹配算法,文献[10]对 ICCP 匹配算法进行了改进,都能取得较好的匹配精度,但需要观测一个匹配序列的重力异常才能进行匹配校正,因此其计算量相对较大,实时性差;文献[10-12]研究了设计若干并行卡尔曼滤波器来修正潜器位置;但在滤波过程中假设观测噪声为恒定的数值,不随测量环境、仪器或载体扰动而变化,而先验协方差阵误差对动态卡尔曼滤波解具有重要影响^[13,14]。针对上述问题,本文提出基于量测残差自适应估计观测噪声方差的并行卡尔曼滤波方法,并简化了文献[11]提出的最优滤波器选取准则,能够有效抑制滤波发散,保障导航的实时性与稳定性。

1 RAE 法开窗自适应估计观测噪声方差

基于量测残差自适应估计观测噪声协方差(residual-based adaptive estimation,RAE)滤波^[15-18]是一种移动的开窗估计法,它通过设定特定窗口宽度,利用最新有限长度的观测残差信息,采用样本平均值的方法确定当前滤波时刻的观测噪声协方差矩阵。设 k 时刻残差向量为:

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{L}_k \tag{1}$$

由卡尔曼滤波理论^[20]得到 \mathbf{V}_k 的协方差矩阵:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{V}_k} = \mathbf{R}_k - \mathbf{A}_k \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{X}}_k} \mathbf{A}_k^T \tag{2}$$

式中, \mathbf{R}_k 为观测噪声方差阵; $\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{X}}_k}$ 为最优状态估计方差阵。

假设观测噪声近似服从正态分布,则 $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{V}_k}$ 的估值可以由样本方差求得:

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\mathbf{V}_k} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \mathbf{V}_{k-j} \mathbf{V}_{k-j}^T \tag{3}$$

自适应估计滤波 k 时刻观测向量的协方差矩阵 \mathbf{R}_k 需要 k 时刻的 $\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{X}}_k}$ 以及残差向量 \mathbf{V}_k ,而求解 $\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{\mathbf{X}}_k}$ 和 \mathbf{V}_k 又需要 \mathbf{R}_k 。因此在求解 \mathbf{R}_k 时,可用 k 时刻之前的 N 个观测信息求解,即

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\mathbf{V}_{k-1}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N+1} \mathbf{V}_{k-j} \mathbf{V}_{k-j}^T \tag{4}$$

由式(2)和式(4)可得到 \mathbf{R}_k 的估计值^[15]:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\Sigma}_{\mathbf{V}_{k-1}} + \mathbf{A}_{k-1} \Sigma_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} \mathbf{A}_{k-1}^T \quad (5)$$

RAE 法估计的 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 实际上是 t_{k-1} 时刻的 $\hat{\mathbf{R}}_{k-1}$, 估计观测噪声协方差矩阵的可靠性取决于当前滤波时刻观测向量和历史观测向量精度的一致性。

RAE 开窗法是对历史状态信息的平滑,若窗口太小,则所用的历史信息不足,不能表征载体在当前滤波时刻噪声的实际水平;反之,则信息过时,很难反映瞬时载体状态的扰动,而且还会增大计算量,影响导航的实时性。

2 重力异常并行卡尔曼滤波

2.1 并行滤波基本思想

受初始位置误差影响,如果以实测重力异常与惯性导航系统输出点对应的图上重力异常之差作为唯一的量测值,可能因为量测的不可信导致滤波发散。为增加算法的鲁棒性,在滤波过程中需要建立基于重力异常观测量的并行滤波器。重力异常并行滤波的基本思想是根据惯导初始位置误差确定置信区间,在置信区间内沿经纬向设计一组并行的卡尔曼滤波器,这些滤波器是大小相同,分布均匀的有序格网。将重力传感器观测得到的重力异常值与以每个滤波器所在位置为中心搜索的数据库中的重力异常值之差作为量测值,分别进行卡尔曼滤波,然后将各滤波器的滤波结果组成平滑算子,根据一定的准则进行优化选择。

2.2 最优滤波器选取准则

采用平滑加权残差平方^[19]的计算模型,对文献[11]提出的最优滤波器选取准则进行简化,通过滤波器结果与模型的吻合程度选取最优滤波器。假定第 j 个滤波器的预测残差 $\bar{\mathbf{V}}_k$ 为:

$$\bar{\mathbf{V}}_k = \mathbf{A}_k \bar{\mathbf{X}}_k - \mathbf{L}_k \quad (6)$$

由式(6)可知, $\bar{\mathbf{V}}_k$ 中包含了新的观测信息 \mathbf{L}_k , 它反映了 k 时刻动力学模型和观测向量的误差信息。因此,基于预测残差向量的平滑算子更适合作为优化选取准则。

定义加权残差平方:

$$S_k^j = \frac{\bar{\mathbf{V}}_k \bar{\mathbf{V}}_k^T}{\Sigma_{\bar{\mathbf{V}}_k}} = \frac{\bar{\mathbf{V}}_k \bar{\mathbf{V}}_k^T}{\text{tr}(\mathbf{A}_k \Sigma_{\hat{\mathbf{x}}_k} \mathbf{A}_k^T + \Sigma_k)} \quad (7)$$

则平滑加权残差平方为:

$$\begin{cases} S_{k+1}^j = \alpha S_k^j + (1 - \alpha) S_{k+1}^j \\ S_0^j = 1 \quad 0 < \alpha < 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中, α 为平滑加权因子。平滑加权残差平方的值越小,则滤波器结果与模型的吻合程度越好,可以选为最优滤波器。

3 重力异常匹配试验

3.1 滤波状态方程与观测方程建立

鉴于水下潜器航行比较平缓,本文只选择惯导平面位置误差为滤波状态变量,即 $\mathbf{X} = (\delta_\varphi, \delta_\lambda)^T$, 其中 $\delta_\varphi = \varphi - \varphi_i, \delta_\lambda = \lambda - \lambda_i$; 根据惯导平面位置误差方程,在离散化时间较小的条件下^[20]可以得到滤波状态转移矩阵:

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \frac{v_E \sin \varphi}{(\mathbf{R}_N + h) \cos^2 \varphi} & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

重力场与点的位置为非线性关系,将真实航迹点的重力异常在惯导点 (φ_i, λ_i) 的邻域内进行泰勒级数展开,得 $\Delta \mathbf{g}(\varphi, \lambda) = \Delta \mathbf{g}_M(\varphi_i, \lambda_i) + \frac{\partial \Delta \mathbf{g}_M}{\partial \varphi_i} \cdot (\varphi - \varphi_i) + \frac{\partial \Delta \mathbf{g}_M}{\partial \lambda_i} (\lambda - \lambda_i) + \mathbf{v}_j$ 。其中 \mathbf{v}_j 为截断误差; φ_i 和 λ_i 为惯导指示位置的纬度和经度。由于在真实点进行了重力测量,可以得到观测重力异常 $\Delta \mathbf{g}(\varphi, \lambda) = \Delta \mathbf{g}_s(\varphi_i, \lambda_i) + \mathbf{v}_s$ 。其中 \mathbf{v}_s 为观测噪声; φ_i 和 λ_i 为真实航线的纬度和经度。

将式(9)表示成矩阵形式,得重力异常卡尔曼滤波中的观测方程:

$$\mathbf{L}_k = \Delta \mathbf{g}_M(\varphi_i, \lambda_i) - \Delta \mathbf{g}_s(\varphi_i, \lambda_i) = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

3.2 滤波仿真实验

假设陀螺三轴常值漂移为 $0.01^\circ/\text{h}$, 加速度计零偏误差为 $10^{-5} g$; 载体初始经纬度误差均为 2 n mile , 重力仪测量精度为 $1.0 \times 10^{-5} \text{ ms}^{-2}$ 。重力图分辨率为 $1' \times 1'$, 惯导系统起始经纬度为 $(111.5^\circ, 10.5^\circ)$, 偏航角为 50° , 航行时间 10.29 h 。仿真试验区域见图 1, 图 2 为惯导航迹与参考航迹重力异常变化。

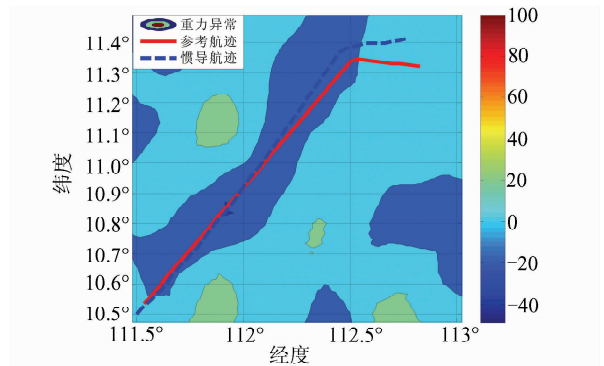


图 1 实验区仿真航迹

Fig. 1 Simulation of the Track in the Experimental Area

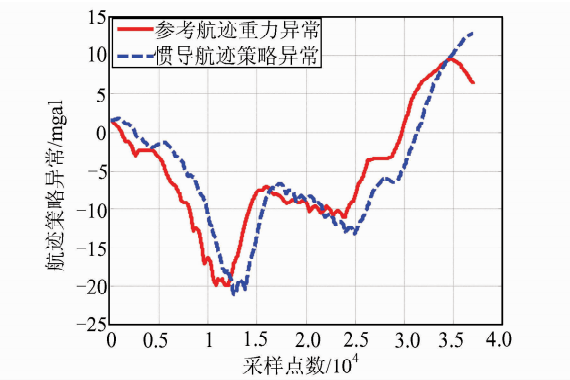


图 2 惯导航迹与参考航迹重力异常变化

Fig. 2 Variety of Gravity Anomaly on the Inertial Navigation Track and the Reference

表 1 同窗口长度下的滤波匹配结果/ n mile

Tab. 1 The Filtering Results of Different Length of the Window / n mile

窗口长度	纬向				经向			
	N=2	N=5	N=10	N=20	N=2	N=5	N=10	N=20
最大值	12.461 46	5.541 93	6.541 91	8.541 91	7.404 72	4.530 98	5.530 98	7.530 98
最小值	0.009 14	0.040 07	0.035 24	0.040 15	0.000 69	0.001 08	0.005 44	0.002 03
平均值	1.725 66	1.057 11	1.257 14	1.457 12	1.153 90	1.013 64	1.113 91	1.313 70
均方差	3.221 95	1.531 03	1.670 82	1.640 98	1.951 14	1.513 12	1.423 08	1.584 32

将观测噪声协方差视为恒定值得到的匹配误差与 RAE 法自适应估计观测噪声协方差得到的匹配误差见图 5~图 8。

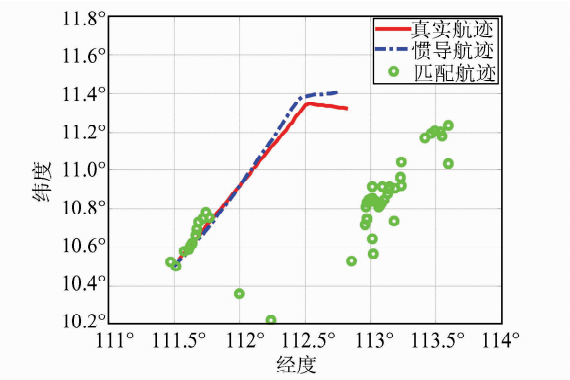


图 3 实验区并行滤波匹配航迹

Fig. 3 Matching Track by Parallel Filtering in the Experimental Area

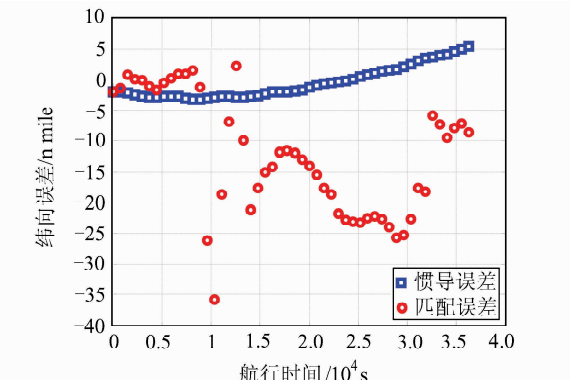


图 5 纬向匹配误差/n mile

Fig. 5 Latitude Matching Errors/n mile

滤波步长为 741 s,惯性导航解算步长为 1 s;沿经纬向设计 9 个并行滤波器。初始状态方差根据初始状态信息估计为 $0.0011(^{\circ})^2$,初始观测噪声方差根据重力仪以及重力异常底图的精度估计为 10 mgal^2 ,初始过程噪声方差估计为 $10(^{\circ})^2$ 。经过多次试算,给出了不同窗口长度的滤波统计结果,见表 1。

从表 1 中可以看出, $N=2$ 时,滤波精度最低,当 $N>5$ 时,滤波精度又逐渐下降。因此,本文分别对基于观测噪声协方差阵恒定不变的扩展卡尔曼滤波和窗口长度 $N=5$ 的 RAE 滤波进行滤波匹配实验,分别见图 3、图 4。

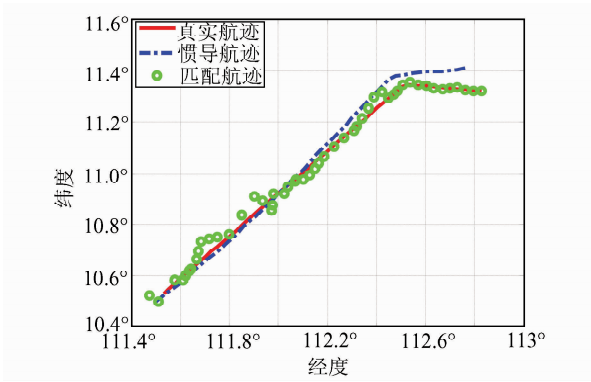


图 4 实验区 RAE 法滤波匹配航迹

Fig. 4 Matching Track by RAE Filtering in the Experimental Area

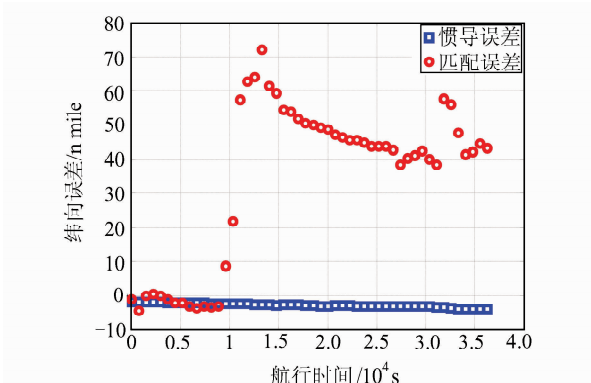


图 6 经向匹配误差/ n mile

Fig. 6 Longitude Matching Errors/n mile

从图 3 和图 4 可以直观地看出,在重力特征变化不明显的地区,恒定观测噪声方差的滤波匹

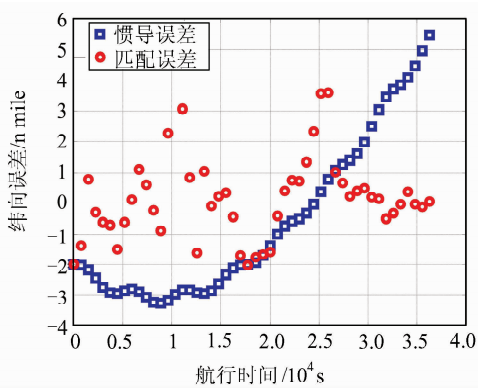


图 7 RAE 滤波纬向匹配误差/n mile
Fig. 7 Latitude Matching Errors with RAE Filtering/n mile

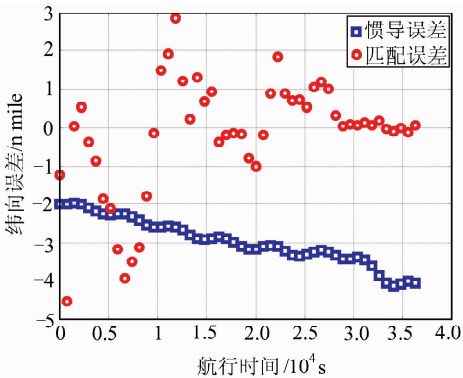


图 8 RAE 滤波经向匹配误差/n mile
Fig. 8 Longitude Matching Errors with RAE Filtering/n mile

配结果不可信,会出现错误定位;而 RAE 法滤波得到的匹配航迹明显有所改善;对观测噪声协方差进行自适应估计的方法能较好地掌握测量信息的噪声水平,提高滤波的精度。将两者在经纬度方向的绝对匹配误差进行统计分析,具体见表 2。

由表 2 可以看出,经过 RAE 自适应估计观测噪声方差后,系统精度在纬向上平均提高至

1.057 11 n mile,在经向上平均提高至 1.013 64 n mile;可知滤波方式均有明显提高。为检验滤波算法在不同重力特征区域的匹配能力,仿真另一条航线,其惯导初始经纬度为(113.5°,10.5°)。仿真试验区域如图 9 和图 10 所示,匹配结果及误差分布见图 11~16。

表 2 重力特征变化不明显区域的绝对匹配误差统计值/n mile

Tab. 2 Statistics of Absolute Matching Errors in Gravity Feature Region with no Apparent Change/n mile

		最大值	最小值	平均值	标准差	均方差
纬向	惯导误差	5.457 78	0.030 12	2.378 78	1.185 80	2.679 59
	恒定噪声	35.863 89	0.011 01	11.774 45	9.252 88	15.069 27
	RAE 滤波	5.541 93	0.040 07	1.057 11	1.097 16	1.531 03
经向	惯导误差	4.120 92	1.972 80	2.958 12	0.602 68	3.048 32
	恒定噪声	72.021 25	0.157 72	39.796 54	24.256 71	46.951 83
	RAE 滤波	4.530 98	0.001 08	1.013 64	1.114 05	1.513 12

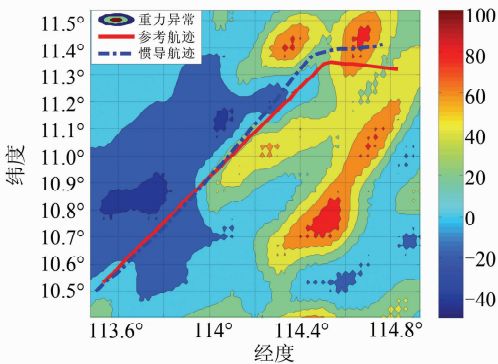


图 9 实验区仿真航迹
Fig. 9 Simulation of the Track in the Experimental Area

从图 11~16 可以看出,在重力特征变化明显的地区,将观测噪声视为恒定不变的滤波方法在一定程度上能够提高惯性导航系统的精度,而

RAE 法能有效提高组合导航系统的匹配精度。将得到的经纬度方向的匹配误差绝对值统计于表 3。

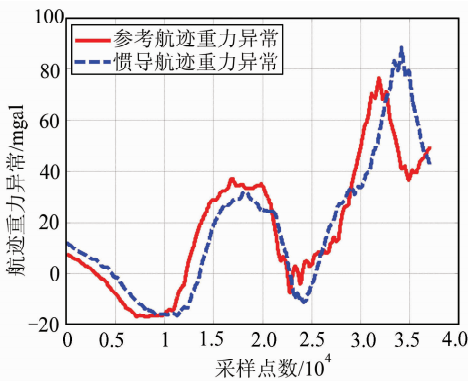


图 10 惯导航迹与参考航迹重力异常变化
Fig. 10 Variety of Gravity Anomaly on the Inertial Navigation Track and the Reference

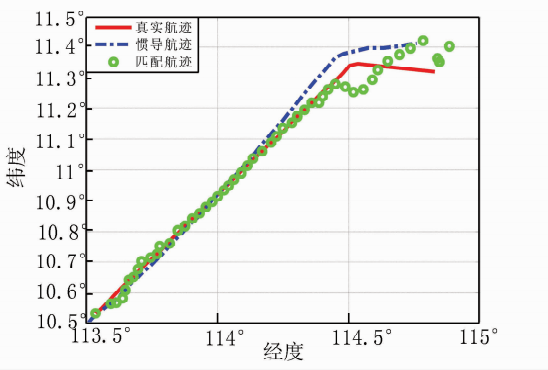


图 11 实验区并行滤波匹配航迹

Fig. 11 Matching Track by Parallel Filtering

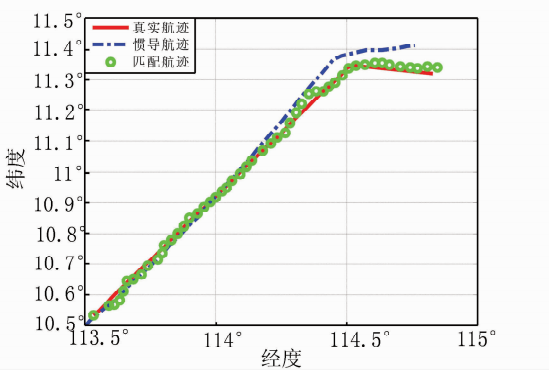


图 12 实验区 RAE 滤波匹配航迹

Fig. 12 Matching Track by RAE filtering

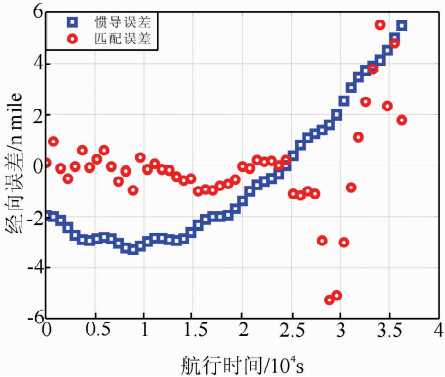


图 13 纬向匹配误差/n mile

Fig. 13 Latitude Matching Errors/n mile

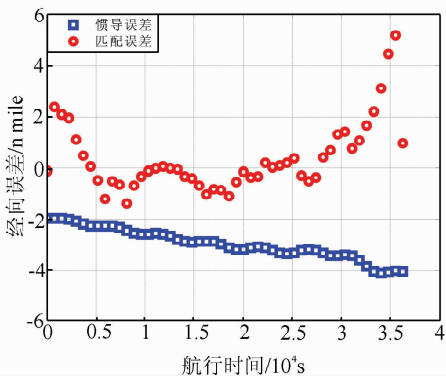


图 14 经向匹配误差/n mile

Fig. 14 Longitude Matching Errors/n mile

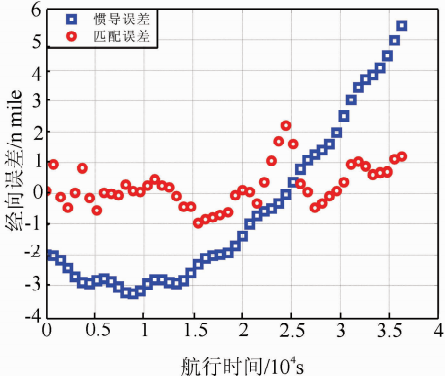


图 15 RAE 滤波纬向匹配误差/n mile

Fig. 15 Latitude Matching Errors with RAE Filtering/n mile

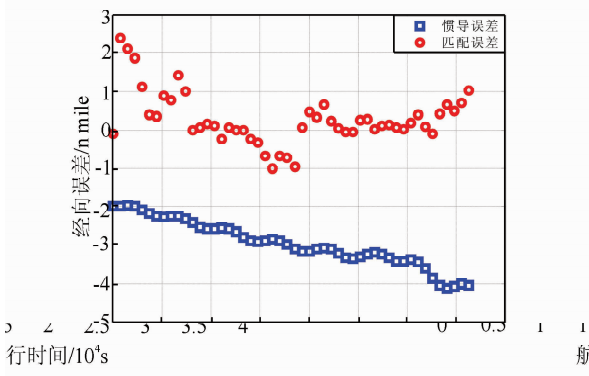


图 16 RAE 滤波经向匹配误差/n mile

Fig. 16 Longitude Matching Errors with RAE Filtering/n mile

表 3 重力特征变化明显区域绝对匹配误差统计值/n mile

Tab. 3 Statistics of Absolute Matching Errors in Gravity Feature Region with Apparent Change/ n mile

		最大值	最小值	平均值	标准差	均方差
纬向	惯导误差	5.457 78	0.030 12	2.378 78	1.185 80	2.679 59
	恒定噪声	5.483 60	0.026 54	1.126 21	1.458 79	1.849 94
	RAE 滤波	2.210 25	0.009 07	0.519 17	0.483 86	0.713 5
经向	惯导误差	4.120 92	1.972 80	2.95812	0.602 68	3.048 32
	恒定噪声	5.184 33	0.001 03	0.910 06	1.062 60	1.405 08
	RAE 滤波	2.377 90	0.000 69	0.490 09	0.548 08	0.738 57

由图 3~8 及图 11~16 可看出,在不同重力特征匹配区域,RAE 法均能有效提高组合导航系统的匹配精度,比观测噪声协方差恒定不变的滤波方式稳定。由表 2、表 3 可以看出,经过 RAE 自适应估计观测噪声后,系统精度在纬向上平均提高至 0.519 17 n mile,在经向上平均提高至

0.490 09 n mile,均优于观测噪声协方差恒定的滤波以及纯惯导系统的导航定位精度。

4 结 语

本文针对重力测量环境复杂多变等情况造成重力异常观测噪声不确定的问题,研究了基于RAE方法的滤波匹配算法。在不同重力特征地区的匹配实验表明,利用RAE法自适应估计观测噪声协方差的重力异常滤波能够提高重力异常组合导航系统的导航定位精度,在重力特征变化明显的地区,匹配精度更高。RAE法滤波可根据滤波模型智能地适应外部扰动等因素,对研究水下潜器实时导航具有一定的借鉴意义。但该算法的一个隐含前提是载体各滤波时刻的观测信息不仅同类、同分布,还要同维,由于此估计方法是对历史状态信息的平滑,所以必须要求当前滤波时刻的观测噪声与窗口内各滤波时刻的观测平均噪声水平相近。如果当前滤波时刻载体出现剧烈扰动时,就可能导致当前时刻的观测精度与历史观测精度并不一致,此时的算法就会失效,这也是该算法的最大缺点。

参 考 文 献

[1] Christopher J, Jong-Ki L, Jay H K. Modeling Errors in Upward Continuation for INS Gravity Compensation[J]. *J Geod*, 2007,81:297-309

[2] Qin Zheng, Bian Xinqian, Shi Xiaocheng, et al. Simulation Platform of Gravity Aided Inertial Navigation System for Underwater Vehicle [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008,33(7): 755-758 (秦政,边信黔,施小成,等. 水下运载体重力辅助惯性导航系统仿真平台[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2008,33(7):755-758)

[3] Zheng Hui, Wang Yong, Wang Hubiao, et al. Simulation Research of Earth's Gravity and Geomagnetism Potential Field Aided Underwater Navigation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012,37(10):1 198-1 202(郑晖,王勇,王虎彪,等. 地球重磁场辅助水下潜艇导航仿真研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2012,37(10):1 198-1 202)

[4] Liu Fanming, Yao Jianqi, Li Yan. Local Analysis Method on Marine Gravity Matching Area Based on Skeleton Extraction [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014,39(4): 428-434 (刘繁明,姚剑奇,李艳. 一种骨架提取的海洋重力适配区域局部分析方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2014,39(4):428-434)

[5] Xiong Zhengnan. Survey of the Technologic Development for American Strategic Submarine Navigation in 21 Century [J]. *Ship Science and Technology*, 2002, 24(3): 30-37 (熊正南. 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)

[6] Tong Yude, Bian Shaofeng, Jiang Dongfang. The Reconstruction of Local Gravity Anomaly Field Based on Gauss Spline Function [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012,41(5): 756-762 (童余德,边少锋,蒋东方. 基于高斯样条函数的局部重力异常场解析重构[J]. 测绘学报,2012,41(5): 756-762)

[7] Yan Li, Cui Chenfeng, Wu Hualing. A Gravity Matching Algorithm Based on TERCOM [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(3):261-264(闫利,崔晨风,吴华玲. 基于TERCOM算法的重力匹配[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2009,34(3):261-264)

[8] Li Shanshan, Wu Xiaoping, Tian Yanfeng. Improvement on the Iterated Closest Contour Point Matching Algorithm Using Underwater Gravity Anomalies [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011,36(2):226-230(李姗姗,吴晓平,田颜锋. 水下重力异常最近等值线迭代匹配算法的改进[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2011,36(2):226-230)

[9] Wu Taiqi, Huang Motao, Bian Shaofeng, et al. New Gravity Matching Algorithm for Underwater Navigation Based on Straight-line [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2007,15(2):202-205 (吴太旗,黄漠涛,边少锋,等. 直线段的重力场匹配水下导航新方法[J]. 中国惯性技术学报,2007,15(2):202-205)

[10] Xu Daxin. Using Gravity Anomaly Matching Techniques to Implement Submarine Navigation [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2005, 48(4):812-816(许大欣. 利用重力异常匹配技术实现潜艇导航[J]. 地球物理学报,2005,48(4):812-816)

[11] Wang Hubiao, Wang Yong, Xu Daxin, et al. Aided Navigation Algorithm and Simulation Research Based on the Gata of Gravity Anomaly and Gravity Gradient [J]. *Progress in Geophysics*, 2011, 26(1):116-122(王虎彪,王勇,许大欣,等. 重力异常和重力梯度联合辅助导航算法及仿真[J]. 地球物理学进展,2011,26(1):116-122)

[12] Dai Quanfa, Xu Houze, Xu Daxin, et al. Simulation of Gravity Matching Navigation System [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008,33(2):203-207(戴全发,许厚泽,许大欣,等. 基于卫星测高数据的重力匹配导航仿真[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2008,33(2):203-207)

[13] Luo Zhicai, Lin Xu, Zhou Boyang. Improved Algorithm of Autocovariance Least-Squares Noise Estimation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012,37(10):1 164-1 167(罗志才,林旭,周波阳. 自协方差最小二乘噪声估计的改进算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2012,37(10):1 164-1 167)

[14] He Zhengbin, Wu Fumei, Nie Jianliang. Error Influences of Prior Covariance Matrices on Dynamic Kalman Filtering [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 34-38 (何正斌,吴富梅,聂建亮. 先验协方差阵误差对动态 Kalman 滤波解的影响[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2011,36(1):34-38)

[15] Yang Yuanxi. Adaptive Navigation and Kinematic Positioning [M]. Beijing: Surving and Mapping Press, 2006(杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京:测绘出版社,2006)

[16] Simon D. Kalman Filtering with State Constraints:a Survey of Linear and Nonlinear Algorithms[J]. *IET Control Theory and Applications*. 2010, 4:1 303-1 318

[17] Salmon B P, Kleynhans W, Van dBf, et al. Meta-Optimization of the Extended Kalman Filter’s Parameters Through the Use of the Bias Variance Equilibrium Point[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014,52(8):5 072-5 087

[18] Koch K R. Parameter Estimation and Hypothesis Testing in Linear Models[M]. 2th Edition. Berlin: Springer, 1999

[19] Cai Xiaobo, Xu Daxin, Dai Quanfa. Algorithm Realization and Simulation Analysis on Gravity Anomaly Aided Navigation [J]. *Journal of Geodesy and Geodynam Ics*, 2007,27(3):60-63(蔡小波,许大欣,戴全发. 重力异常匹配导航的算法实现与仿真分析[J]. 大地测量与地球动力学,2007,27(3):60-63)

[20] Zhang Guoliang, Zeng Jing. The Theory and Technology of Integrated Navigation System [M]. Xi’an: Xi’an Jiaotong University Press, 2008 (张国良,曾静. 组合导航原理与技术[M]. 西安:西安交通大学出版社,2008)

A Matching Algorithm Using Gravity Anomaly Based on the RAE Parallel Filtering

WANG Wei^{1,2} LI Shanshan¹ XING Zhibin¹ LI Zhongquan³ HUANG Yunying³

1 School of Geographical Space Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001,China

2 63666 PLA Troops, Bayangol Mongol Autonomous Prefectue 841000, China

3 78138 PLA Troops, Chengdu 610000, China

Abstract: Serial observed gravity anomaly data and a gravity anomaly referenced map for navigation can be used to correct the drifting errors of inertial navigation system based on the EKF. To address the problem of unknown gravity anomaly measurement noise due to an unpredictable gravimetric environment and disturbances to the measuring instruments, et al, a matching algorithm for gravity anomaly filtering based on residual errors can be used to estimate measurement noise variance adaptively; Residual-based Adaptive Estimation (RAE). A set of parallel Kalman filters were designed and a rule for selecting the best filter was simplified. RAE filtering experimental results show that the longitude and latitude drifting errors in inertial navigation systems can be reduced effectively based on the RAE filtering and positioning accuracy of the navigation system thus improved.

Key words: RAE filtering; gravity anomaly; parallel kalman filter; adaptive estimation; measurement noise

First author: WANG Wei, postgraduate, majors in physical geodesy. E-mail: franksmithww@163.com

Foundation support: The National High Technology Reasearch and Development Program of China(863 Program), No. 2013AA122502; the National Natural Science Foundation of China, No. 41274029.