

doi: 10.11720/wtyht.2021.1439

王冠鑫, 罗锋, 周锡华, 等. 航空重力弱信号提取的卡尔曼滤波方法研究[J]. 物探与化探, 2021, 45(1): 76-83. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1439>

Wang G X, Luo F, Zhou X H, et al. Research on Kalman filter method for weak signal extraction of airborne gravity[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 45(1): 76-83. <http://doi.org/10.11720/wtyht.2021.1439>

航空重力弱信号提取的卡尔曼滤波方法研究

王冠鑫^{1,2}, 罗锋^{1,2}, 周锡华^{1,2}, 闫方³

(1. 自然资源部 航空地球物理与遥感地质重点实验室, 北京 100083; 2. 中国自然资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 3. 北京自动化控制设备研究所, 北京 100074)

摘要: 航空重力测量以飞机为载体对重力场数据进行采集。由于气流、飞行状态及机体自身振动等因素的影响, 航空重力测量原始数据含有大量的噪声, 信噪比高达上万级分之一, 因此从原始测量数据中获取弱小重力信号成为航空重力测量系统发展的一个技术难题。本文针对航空重力测量系统将通用卡尔曼滤波公式进行了适应性调整, 建立了航空重力异常的数学模型, 针对系统测量原理提出了卡尔曼滤波状态方程, 解决了重力信号与差分 GNSS 信号匹配、航空重力弱小信号提取的难题。经过实测的航空重力测量数据验证, 提出的航空重力数据解算方法能够高精度地解算出航空重力异常, 且优于 FIR 低通滤波器(目前工程上采用)的解算结果, 推进了航空重力弱信号提取技术的发展。

关键词: 航空重力异常; 卡尔曼滤波; 重力数据解算方法

中图分类号: P631 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8918(2021)01-0076-08

0 引言

重力勘探是一种十分重要的地球物理勘探手段, 主要包括航空重力测量、地面重力测量和海洋重力测量, 当遇到复杂山地、沼泽、海洋等人工无法通过的情况或需要进行快速扫面测量时, 通常采用航空重力测量对重力场数据进行采集。航空重力测量是以飞机为载体, 机载重力仪、定位仪等设备, 可快速、经济、绿色地获得航空重力测量数据, 在基础地质研究、油气矿产资源勘查和国防建设等方面发挥了重要作用。但由于飞机自身的高频振动、机体运动和气流扰动等因素的影响, 无论是捷联式航空重力测量系统还是三轴稳定平台式(后文简称“平台式”)航空重力测量系统获得的重力仪垂向加速度计信号往往含有大量的扰动噪声, 而我们所要提取的重力异常信息十分微弱, 信噪比高达几千甚至上

万级, 因此将航空重力异常称为弱信号, 借以体现其信号强度低和难以提取的数据特点。目前从原始测量数据中获取重力异常信号(弱信号)成为一个关键技术难题, 正严重制约着国内外航空重力测量精度。因此, 发展航空重力数据解算技术十分必要。

俄罗斯 GT 公司(gravimetric technology)生产的 GT 系列三轴稳定平台式航空重力测量系统和加拿大 SGL 公司(sander geophysics limited)的 AIRGrav 航空重力测量系统是当今世界上测量精度最高的系统, 这些系统配有相应的重力数据处理软件(“黑匣子”), 数据处理方法各具特色, 不尽相同。其中, GT 系列在航空重力数据处理中采用了卡尔曼滤波技术, 解算精度高, 尤其在抗扰动噪声方面表现突出。

目前对于重力数据的信噪分离, 国内普遍采用 FIR 窗函数低通滤波^[1-2], 主要根据处理人员的经验来判断测量数据的质量进而设定滤波器的截止频率。虽然这种数据处理模式能够从原始数据中提取

收稿日期: 2020-09-08; 修回日期: 2020-11-09

基金项目: 国家重点研发计划课题“航空重力数据处理软件实用化研制”(2017YFC0601705)、“航重勘查系统设计集成与试验”(2017YFC0601706); 航遥青年创新基金项目(2020YFL09); 中国地质调查局项目“秦岭—大别造山带航空物探遥感调查”(202012000000180102)

作者简介: 王冠鑫(1992-), 女, 侗族, 助理工程师, 硕士, 从事航空地球物理勘探与方法技术研究工作。Email: wgx_vip@qq.com

出低频段的有用信号,但由于航空重力场属于位场,其信号分布于整个频段,仅从频率的角度对数据进行处理,势必要舍弃高频部分的有用信号,可能无法准确地解算航空重力异常。2010年起,国内一些团队^[3-6]相继开展了卡尔曼滤波技术在航空重力领域里的研究工作,虽然在理论研究和仿真测试中取得了一定的进展,但是目前仍没有达到实际应用的需求。

通过对过往研究成果分析发现,常用于惯性系统解算的卡尔曼滤波算法是在时间域进行的,其在动态信号估计和预测方面,较传统的频域滤波“一刀切”的做法更具优势。而在航空重力弱信号的提取中,最重要的一部分工作就是将飞机运动过程中对重力加速度计造成的影响进行剥离,一旦针对某一测量系统建立了准确的滤波状态方程且获得了测量系统的参数,即可以对任意测区的数据进行解算,极大削弱了对数据处理人员经验的依赖程度,这充分说明了卡尔曼滤波在航空重力弱信号中的应用前景。

本文将围绕卡尔曼滤波方法开展研究工作,在时域下对航空重力信号进行处理,无需确定信号的截止频率,进而规避在数据精度和分辨率之间取舍的矛盾。卡尔曼滤波解算结果的质量往往由两方面决定:一是根据系统所列状态方程的准确性;二是所选取的参数(先验信息)与系统真实参数的偏离程度。而这两个方面均需要对测量原理以及测量硬件特性有着充分的理解,这也是卡尔曼滤波技术始终没有在我国航空重力测量领域完成实用化的主要原因。笔者将调整有确定控制的通用卡尔曼滤波公式,建立航空重力异常的数学模型,提出卡尔曼滤波状态方程,解决重力信号与差分 GNSS 信号匹配、航空重力弱小信号提取的难题,旨在为后续针对各类新型国产航空重力测量系统的卡尔曼滤波状态方程的构建提供理论依据和指导。研究者们只需在此基础上,给出测量系统的先验信息,即可将卡尔曼滤波运用到各类航空重力测量系统中。当然也可根据具体的测量系统对本文提出的状态方程进行适应性调整,构建出更准确的卡尔曼滤波状态方程。

1 有确定控制的离散卡尔曼滤波原理及修正

1.1 有确定控制的卡尔曼滤波公式及修正

设被估计状态 X_k 在 t_k 时刻受到系统噪声序列 W_{k-1} 和确定性输入项 u_{k-1} 的驱动,则驱动机理的状

态方程和量测方程为

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + B_{k-1} u_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1}, \quad (1)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k, \quad (2)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 、 B_{k-1} 为常数矩阵; u_{k-1} 为控制项; Γ_{k-1} 为系统噪声驱动阵; H_k 为量测阵; W_k 为系统激励噪声序列,其方差为 Q_k ; V_k 为量测噪声序列,其方差为 R_k ; 且 W_k 和 V_k 为互不相关白噪声,其中假设 Q_k 为非负定, R_k 为正定^[7]。

在航空重力实际测量中,其基本测量原理在该领域基本达成共识^[8-9]。根据牛顿第二定律对测量载体的受力及飞行状态进行分析,可构建航空重力异常的数学模型为

$$\Delta g = f_{\Sigma} - \dot{v}_u + q_{\Sigma}, \quad (3)$$

式中: Δg 为重力异常值; f_{Σ} 为各项改正后重力值(其中包括正常场改正、高度改正、水平加速度改正、厄缶改正、零漂改正、基点改正); \dot{v}_u 为飞机的垂向加速度; q_{Σ} 为各类噪声总和。

从式(3)可以看出,每一时刻的重力异常 Δg 需由该时刻的改正后重力值 f_{Σ} 、垂向加速度 \dot{v}_u 及噪声 q_{Σ} 求出,因此在航空重力测量中,仍根据式(1)中由前一时刻的控制项 u_{k-1} 和噪声 W_{k-1} 对当前时刻的状态进行驱动显然是不合适的。针对此问题,本文对式(1)进行了修正,即由当前时刻的控制项 u_k 和噪声 W_k 对当前状态进行驱动:

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + B_k u_k + \Gamma_k W_k. \quad (4)$$

实际上,重力异常近似于一个平稳均匀的随机过程,可以认为根据式(3)所构建的状态方程的系统误差为一个恒定的状态^[10],则有

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + B_k u_k + \Gamma W, \quad (5)$$

式中: $k=1, 2, \dots, n$ 。结合式(2),即可构建航空重力离散卡尔曼滤波算法。

状态一步预测:

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} + B_k u_k, \quad (6)$$

状态估计:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}), \quad (7)$$

滤波增益:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \quad (8)$$

一步预测均方误差:

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma Q \Gamma^T, \quad (9)$$

估计均方误差:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T. \quad (10)$$

1.2 最优线性平滑

本文提出的卡尔曼滤波修正方程相当于一个最优线性滤波系统,利用前面每一时刻及当前时刻的

量测值对当前状态进行估计。而在实际测量中,航空重力测量相当于一个离线系统,可以获得测量时间内所有的量测值,因此在处理过程中应采用固定区间平滑算法,即利用测量区间上的所有量测量来估计该区间内每个时刻的状态。RTS 平滑是一种典型的固定区间平滑算法,由 H. Rauch、T. Tung 和 C. Striebel 于 1965 年在前向—后向滤波平滑算法的基础上推导出来^[11]。RTS 平滑处理过程是先正向执行卡尔曼滤波过程,得到并顺序存储前向滤波一步预测值 $\hat{x}_{f,k/k-1}$, 前向滤波估计值 $\hat{x}_{f,k}$, 转移矩阵 $\Phi_{k,k-1}$, 前向一步预测均方误差值 $P_{f,k/k-1}$, 前向估计均方误差值 $P_{f,k}$, $k=1,2,\dots,N$ 。当 $k=1,2,\dots,N$, 逆序执行 RTS 平滑算法^[8]:

$$K_{s,k} = P_{f,k} \Phi_{k+1,k}^T P_{f,k+1/k}^{-1}, \quad (11)$$

$$\hat{x}_{s,k} = \hat{x}_{f,k} + K_{s,k} (\hat{x}_{s,k+1} - \hat{x}_{f,k+1/k}), \quad (12)$$

$$P_{s,k} = P_{f,k} - K_{s,k} (P_{f,k+1/k} - P_{s,k+1}) K_{s,k}^T, \quad (13)$$

式中: $k=N-1, N-2, \dots, 2, 1, 0$; $P_{s,N} = P_{f,N}$; $\hat{x}_{s,N} = \hat{x}_{f,N}$; $K_{s,k}$ 为平滑增益; $\hat{x}_{s,k}$ 为平滑后状态估计值; $P_{s,k}$ 为平滑后估计均方误差值。

在此说明,本文所涉及到的所有卡尔曼滤波结果均为前向卡尔曼滤波和 RTS 平滑综合处理的结果。

2 航空重力异常解算卡尔曼滤波状态方程的提出

目前国内所提出的卡尔曼滤波状态方程均是针对特定系统所构建的,但是这类状态方程^[6]往往包含了材料疲劳程度、平台安装误差角等某系统所特有的参数,针对性太强,移植到其他系统时会引起不适应性。为了提出一个适用于大多数航空重力测量系统的卡尔曼滤波状态方程,为后续研究者提供参考,本文将忽略各系统的特性,仅根据测量载体在飞行过程中的运动状态来构建状态方程。

2.1 量测值的选取

由于航空重力测量系统存在差分 GNSS 解算的载体高度、速度及重力场等多个测量数据,在确定状态方程前,首先要确定系统的量测值。图 1、2 分别是某一架次实测改正后重力数据和载体高度数据的功率谱分析图,从图中可以看出重力数据的能量没有明确的分布频段,而高度数据的能量主要集中于低频,后者更有利于 R 阵的选取。同时飞机运动变化产生的加速度信息会叠加在重力仪传感器上,这就导致了重力数据的信噪比极低。由于差分 GNSS

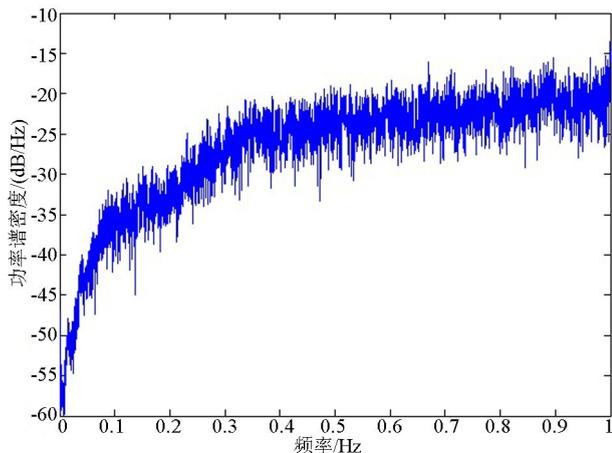


图 1 改正后重力数据的功率谱分析

Fig. 1 Power spectrum analysis diagram of corrected gravity data

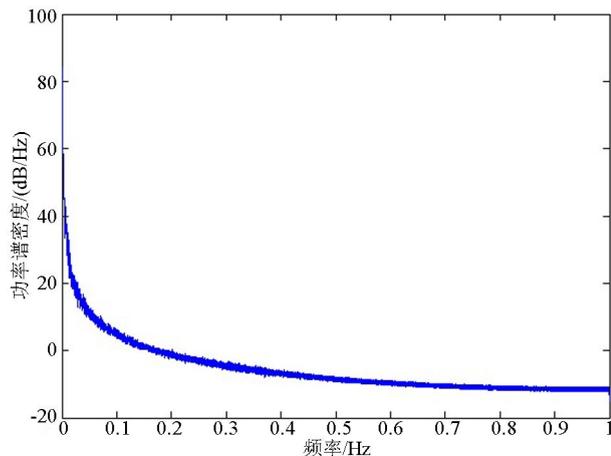


图 2 差分 GNSS 解算的载体高度数据功率谱分析

Fig. 2 Power spectrum analysis diagram of differential GNSS height data

解算的载体运动信息数据的信噪比相对较高,因此认为量测信息应来自于差分 GNSS 系统,而非机载重力仪系统,即将差分 GNSS 解算数据作为量测值。

将航空重力异常数学模型式(3)变形可得用于描述航空重力测量系统的运动状态方程

$$\dot{v}_u = f_{\Sigma} - \Delta g + q_{\Sigma}, \quad (14)$$

或

$$\ddot{h} = f_{\Sigma} - \Delta g + q_{\Sigma}. \quad (15)$$

因此,观测量可以为高度 h 或垂向速度 v_u 。根据实际测试经验,将高度作为量测值进行解算时得到的重力异常噪声含量更少。本文对某一架次差分 GNSS 解算的载体高度数据进行一次差分来获得垂向速度数据(红色),并将其与该架次差分 GNSS 解算的载体垂向速度数据(蓝色)进行对比(图 3),从图中可以明显看出蓝色曲线比红色曲线的噪声振幅要小,因此推荐优先使用差分 GNSS 高度数据作为

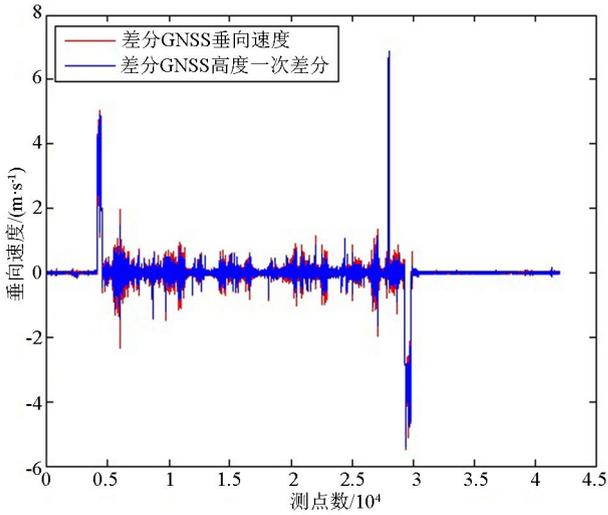


图3 差分GNSS解算的载体垂向速度(红线)与高度一阶导数(蓝线)对比

Fig. 3 Comparison of vertical velocity (red line) and first derivative of height (blue line) calculated by differential GNSS

卡尔曼滤波的量测值。

2.2 状态方程的构建

为了构建连续卡尔曼滤波状态方程,需对式(15)进行二次拆分,得到

$$\begin{aligned} \dot{h} &= v_u, \\ \dot{v}_u &= f_S - \Delta g + q_S. \end{aligned} \quad (16)$$

重力异常是一个随机过程^[12],可以用成型滤波器

$$\dot{X}_g(t) = F_g X_g(t) + \Gamma_g q_g \quad (17)$$

对其进行建模,进而对式(16)进行补充,将重力异常 Δg 作为被估计状态。这里 $\dot{X}_g(t)$ 为滤波状态向量, F_g 、 Γ_g 为常数矩阵, q_g 为产生强度为 Q_g 的白噪声。

取 $\dot{X}_g(t)$ 为二维^[10],则有

$$\begin{pmatrix} \Delta \dot{g} \\ \Delta \ddot{g} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta g \\ \Delta \dot{g} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ q_g \end{pmatrix}. \quad (18)$$

联合式(16)和式(18),离散处理后得到被估计状态 $\hat{X}_k = (h, v_u, \Delta g, \Delta \dot{g})^T$ 。

2.3 先验信息的选取问题

卡尔曼滤波需要的先验信息包括初始估计状态 \hat{X}_0 、初始均方误差 P_0 、系统误差阵 Q 、测量误差阵 R 。初始值 \hat{X}_0 、 P_0 不必过多考虑,由于本文提出的状态方程已经充分考虑了重力传感器在飞行过程中的运动特性,初始值的影响对滤波过程的影响很小,设置为常规值即可很快达到收敛。 Q 阵跟系统特性有关,需要根据系统性质和后续研究者所采用的状态方程进

行适应性调整,这里不做过多讨论,不过建议 Q 阵不宜过大。对于 R 阵来说,推荐使用先验信息,如果没有,可以采用FIR窗函数滤波进行预估计,即利用FIR滤波器对量测值进行高通滤波,将量测数据的高频成分作为测量噪声,求取近似 R 阵,这也是本文推荐使用差分GNSS解算数据作为量测值的原因之一。

3 解算方法实际数据验证

为了验证所提方法的有效性和普适性,分别利用国产捷联式航空重力测量系统、平台式航空重力测量系统^[13]的实际测量数据进行了卡尔曼滤波解算,提取出了高质量的航空重力异常。

3.1 捷联式航空重力测量数据解算应用

2016年12月,在某海域进行了国内新研制的捷联式航空重力测量系统重复线飞行测试。利用该次飞行数据对本文提出的卡尔曼滤波解算方法进行了测试,并与常用的FIR窗函数滤波器(截止频率为100s,后文统一称为FIR100s滤波)的滤波结果进行了对比,利用重复线内符合精度^[14-16]对数据的处理质量进行了评价(表1),FIR100s滤波的重复线内符合精度为0.659 mGal,卡尔曼滤波解算的重复线内符合精度为0.605 mGal。图4、图5分别为捷联式航空重力测量系统FIR100s滤波和卡尔曼滤波的解算结果。从图中可以看出,两者处理解算得到的航空重力异常曲线形态基本一致。可以说明采用本文提出的卡尔曼滤波方法解算的航空重力异常结果准确可靠,且从重复线内符合精度的角度来看,卡尔曼滤波解算方法略优。

表1 捷联式重力仪不同滤波方法重复线内符合精度计算结果

Table 1 The internal accord accuracy of repeat lines of different filters for airborne gravity anomaly measured by the strapdown gravimeter

滤波方法	FIR100s	卡尔曼滤波
重复线内符合精度/mGal	0.659	0.605

3.2 平台式航空重力测量解算应用

2017年11月,在某海域进行了国产平台式航空重力测量系统的飞行测试,完成了东西向重复线平飞及起伏飞行测试。利用该次飞行数据对本文提出的卡尔曼滤波解算方法进行了测试,并与FIR100s滤波结果进行了对比(表2)。所选用的数据为同一条测线的6次重复测量,包含了4条平飞(测线2701、2702、2703、2704)和2条机动飞行

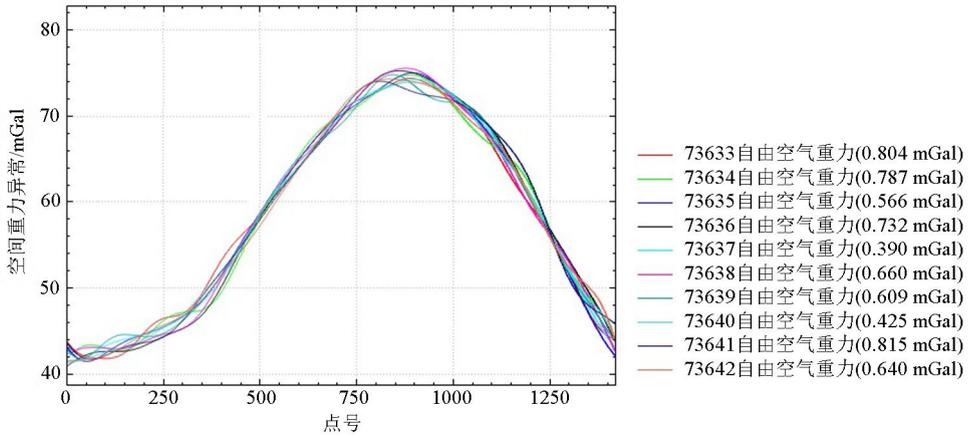


图 4 FIR100s 滤波的航空重力异常重复线内符合精度

Fig. 4 The internal accord accuracy of repeat lines of FIR100s filter for airborne gravity anomaly

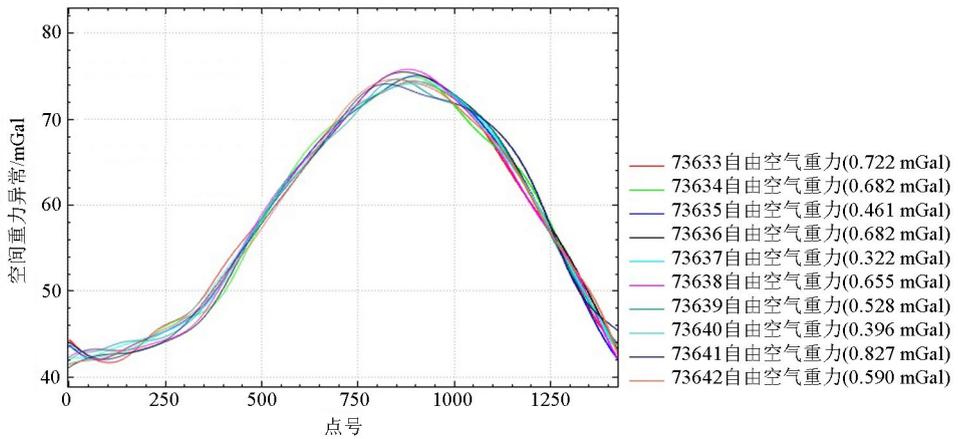


图 5 卡尔曼滤波的航空重力异常内符合精度

Fig. 5 The internal accord accuracy of repeat lines of Kalman filter for airborne gravity anomaly

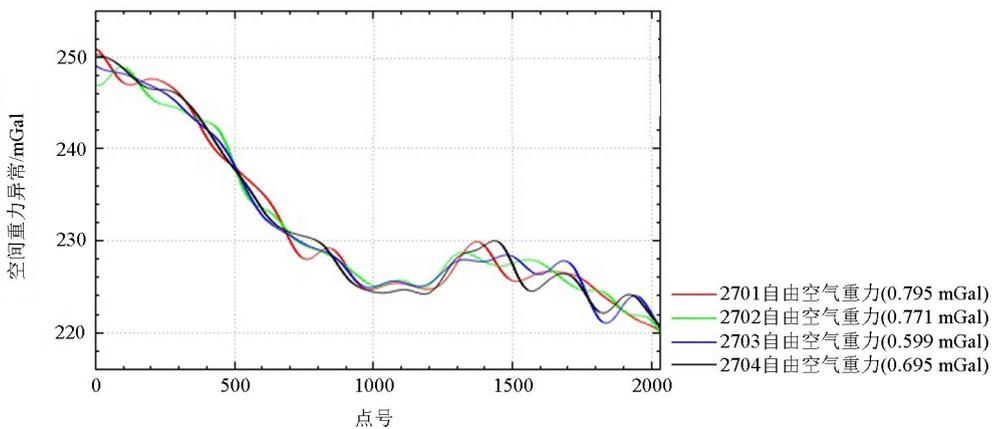


图 6 FIR100s 滤波的航空重力异常内符合精度(平飞)

Fig. 6 The internal accord accuracy of repeat lines of FIR100s filter for airborne gravity anomaly (in steady-state flight condition)

(“V”型起伏飞行(测线 2705)、水平“S”型飞行(测线 2706))。图 6、7 分别为 FIR100s 滤波、卡尔曼滤波解算平飞测线的航空重力异常,前者的重复线内

符合精度为 0. 719 mGal,后者则为 0. 470 mGal。从图中可以看出两种滤波方法解算的航空重力异常曲线趋势一致,但后者扰动噪声明显小于前者。

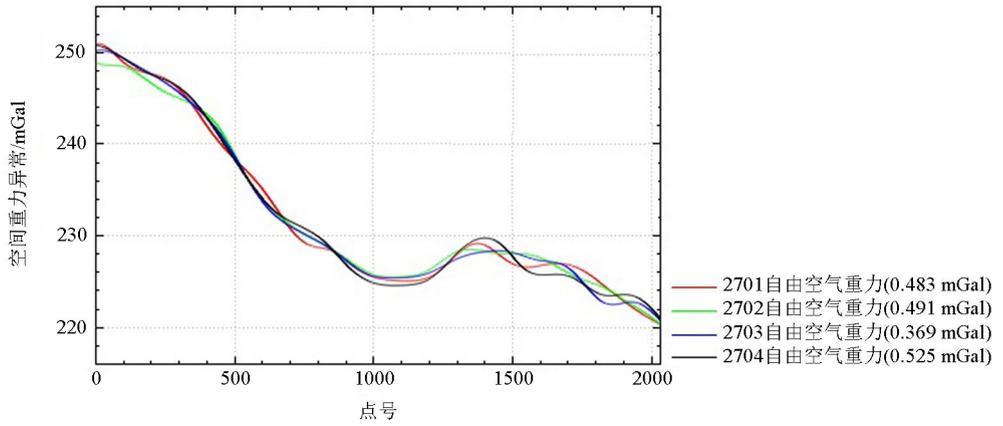


图 7 卡尔曼滤波的航空重力异常内符合精度(平飞)

Fig. 7 The internal accord accuracy of repeat lines of Kalman filter for airborne gravity anomaly (in steady-state flight condition)

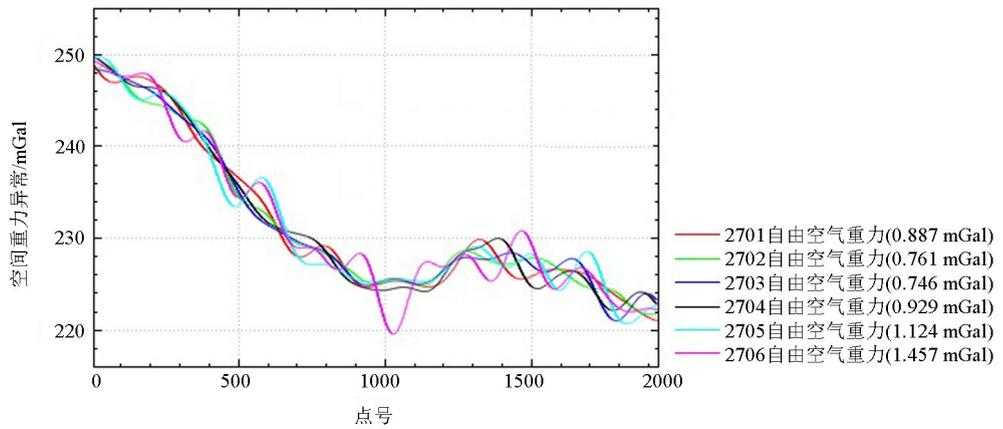


图 8 FIR100s 滤波的航空重力异常内符合精度(平飞和机动)

Fig. 8 The internal accord accuracy of repeat lines of FIR100s filter for airborne gravity anomaly (in steady-state and maneuvering flight condition)

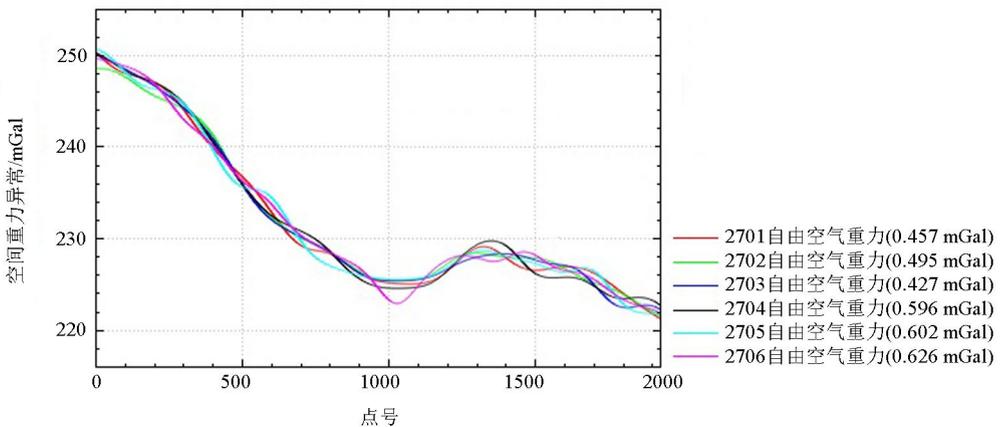


图 9 卡尔曼滤波的航空重力异常内符合精度(平飞和机动)

Fig. 9 The internal accord accuracy of repeat lines of Kalman filter for airborne gravity anomaly (in steady-state and maneuvering flight condition)

图 8、9 分别为 FIR100s 滤波、卡尔曼滤波解算平飞和机动飞行测线的航空重力异常,前者的重复

线内符合精度为 1.014 mGal,后者则为 0.539 mGal。从图中可以看出,在机动飞行测试中,FIR100s

的处理结果在测线上出现较大的起伏波动,而卡尔曼滤波则很好地去除了飞机机动飞行所造成的扰动影响,可以认为本文提出的卡尔曼滤波解算方法更能适应较为复杂的飞行情况,解算精度更高,异常更加可靠。

表 2 平台式重力仪不同滤波方法重复线内符合精度计算结果

Table 2 The internal accord accuracy of repeat lines of different filters for airborne gravity anomaly measured by the platform gravimeter

滤波方法	FIR100s	卡尔曼滤波
重复线内符合精度/mGal	0.719	0.470

4 结论

1) 建立了航空重力异常的数学模型,对有确定控制的卡尔曼滤波公式进行了适应性调整,合理地将卡尔曼滤波方法应用到航空重力测量数据的解算中;并根据航空重力测量系统的测量原理,有针对性地提出了卡尔曼滤波状态方程,并优选差分 GNSS 高度数据作为卡尔曼滤波的量测值。

2) 利用实测数据对提出的卡尔曼滤波方法解算航空重力异常进行了应用测试,并与常规的低通滤波(截止频率为 100 s)的结果进行了对比。测试结果表明:卡尔曼滤波不仅适用于捷联式及平台式航空重力测量数据的解算,解算出的航空重力异常精度高,而且在较为复杂的飞行情况下,比起 FIR 低通滤波方法,卡尔曼滤波方法解算的航空重力异常扰动少,精度高,异常可靠。

3) 研究和测试表明,从航空重力测量原理角度来建立卡尔曼滤波的状态方程是简单有效的,可以将其方便地应用到各类航空重力测量系统的数据处理解算上。

致谢:北京自动化控制设备研究所及国防科技大学智能科学学院为本次研究提供了试验数据及部分技术支持,在此表示诚挚的谢意。

参考文献 (References):

[1] 郭志宏,罗锋,安战锋.航空重力数据窗函数法 FIR 低通数字滤波试验[J].物探与化探,2007,31(6):568-571.
Guo Z H, Luo F, An Z F. Experimental researches on FIR low-pass digital filters based on window functions of airborne gravity data[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2007, 31(6):568-571,576.

[2] 蔡劭琨,吴美平,张开东,航空重力测量中 FIR 低通滤波器的比较[J].物探与化探,34(1):74-78.

Cai S K, Wu M P, Zhang K D. A comparison of digital lowpass FIR-filters in airborne gravimetry[J]. Geophysical and Geochemical Exploration,2010,34(1):74-78.

[3] 王静波,熊盛青,郭志宏,等.航空重力数据 Kalman 滤波平滑技术应用研究[J].地球物理学进展,2012,27(4):1717-1722.
Wang J B, Xiong S Q, Guo Z H, et al. Kalman smoothing for airborne gravity data[J]. Progress in Geophysics,2012,27(4):1717-1722.

[4] 蔡体菁,周薇,鞠玲玲.平台式重力仪测量数据的卡尔曼滤波处理[J].中国惯性技术学报,2015,23(6):718-720.
Cai T J,Zhou W,Ju L L. Kalman filter processing of platform gravimeter measurement data[J]. Chinese Journal of Inertial Technology, 2015,23(6):718-720.

[5] 郑崑,张贵宾.自适应卡尔曼滤波在航空重力异常解算的应用研究[J].地球物理学报,2016,59(4):1275-1283.
Zheng W, Zhang G B. Application research on adaptive Kalman filtering for airborne gravity anomaly determination[J]. Chinese J. Geophys.,2016,59(4):1275-1283.

[6] 王冠鑫.航空重力数据去噪方法研究与 GeoProbe 平台插件实现[D].北京:中国地质大学(北京),2018.
Wang G X. The research on airborne gravity data denoising method and GeoProbe platform plug-in implementation[D]. Beijing: China University of Geosciences(Beijing),2018.

[7] 秦永元,张洪钺,汪叔华.卡尔曼滤波与组合导航原理(第三版)[M].西安:西北工业大学出版社,2015.
Qin Y Y, Zhang H Y, Wang S H. Kalman filter and principle of integration 3rd[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press,2015.

[8] 孙中苗.航空重力测量理论、方法及应用研究[D].郑州:中国人民解放军信息工程大学,2004.
Sun Z M. Theory, methods and applications of airborne gravimetry [D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University,2004.

[9] 熊盛青.我国航空重磁勘探技术现状与发展趋势[J].地球物理学进展,2009,24(1):113-117.
Xiong S Q. The present situation and development of airborne gravity and magnetic survey techniques in China[J]. Progress in Geophysics,2009,24(1):493-498.

[10] Bolotin Y V. Mathematics behind GTGRAV [C]//Laboratory of Control and Navigation, Moscow Lomonosov State University, 2009.

[11] Rauch H E, Tung T, Striebel C T. Maximum likelihood estimates of linear dynamic Systems[J]. AIAA' Journal, 1965,3(8):1445-1450.

[12] Bolotin Y V, Popelensky M Y. Accuracy analysis of airborne gravity when gravimeter parameters are identified in flight[J]. Journal of Mathematical Sciences,2007,146(3):5911-5919.

[13] 胡平华,赵明,黄鹤,等.航空/海洋重力测量仪器发展综述[J].导航定位与授时,2017,7(7):10-18.
Hu P H, Zhao M, Huang H, et al. Overview of the development of aeronautical/oceanic gravimetric instruments [J]. Navigation, positioning and timing, 2017,7(7):10-18.

[14] Bolotin Y V, Fedorov A V. Accuracy analysis using repeated flight paths[J]. Moscow University Mechanics Bulletin, 2008,63(3):

60-67

- [15] 郭志宏,熊盛青,周坚鑫,等. 航空重力重复线测试数据质量评价方法研究[J]. 地球物理学报,2008,51(5):1538-1543.
Guo Z H, Xiong S Q, Zhou J X, et al. The research on quality evaluation method of test repeat lines in airborne gravity survey[J]. Chinese J. Geophys., 2008, 51(5):1538-1543.
- [16] 姜作喜,张虹,郭志宏. 航空重力测量内符合精度计算方法[J]. 物探与化探,2010,34(5):672-676.
Jiang Z X, Zhang H, Guo Z H. Calculating method of internal coincidence accuracy in airborne gravimetry[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2010, 34(5):672-676.

Research on Kalman filter method for weak signal extraction of airborne gravity

WANG Guan-Xin^{1,2}, LUO Feng^{1,2}, ZHOU Xi-Hua^{1,2}, YAN Fang³

(1. Key Laboratory of Airborne Geophysics and Remote Sensing Geology, Ministry of Natural Resources, Beijing 100083, China; 2. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China; 3. Beijing Institute of Automatic Control Equipment, Beijing 100074, China)

Abstract: Airborne gravimetry uses aircraft as a carrier to collect data of gravity field. Due to the influence of air flow, flight state and body vibration, the original data of airborne gravity measurement contain a large amount of noise, and the SNR is as high as the grade of several thousand to ten thousand. This becomes a technical problem for the development of airborne gravity measurement system to obtain the weak gravity signal from the original measurement data. In this paper, the general Kalman filter formula with certain control was adjusted for adaptability based on airborne gravity measurement system, the mathematical model of the airborne gravity anomaly was established, and the Kalman filter state equation was proposed for measuring principle of the system. Finally, the authors solved the problem of gravity signal and differential GNSS signals matching and airborne gravity of weak signal extraction. After the test of airborne gravity measurement data, the proposed airborne gravity data solution method can be used to solve airborne gravity anomalies with high accuracy, and the result is better than the FIR low-pass filter (currently used in engineering) solution results, which promotes the development of airborne gravity weak signal extraction technology.

Key words: airborne gravity anomaly; Kalman filter; gravity data solution method

(本文编辑:王萌)