引文格式：陈寅秋,李英冰,曾文宪. 基于最佳线性无偏预测的精密单点定位方法[J]. 地理空间信息, 2024, 22(6): 15-19. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.06.004

基于最佳线性无偏预测的精密单点定位方法

陈寅秋[1]，李英冰[1]，曾文宪[1]
（1. 武汉大学 测绘学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：卫星导航定位中，卡尔曼滤波是快速处理海量观测数据，精确解算位置坐标的常用方法。为解决实际定位解算时需要计算部分参数的近似值作为先验信息的问题，引入最佳线性无偏预测理论对无先验信息的参数初值进行估计并使用其残差方差代替未知的先验方差参与计算。在静态和动态情形下进行了非差非组合精密单点定位实验并与传统滤波方法进行对比。算例结果表明，基于最佳线性无偏预测的精密单点定位算法可以对无先验信息的参数估计初值和方差信息，且定位精度与卡尔曼滤波一致。

关键词：最佳线性无偏预测；卡尔曼滤波；精密单点定位
中图分类号：P228.4　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）06-0015-05

Precise Point Positioning Method Based on Best Linear Unbiased Predictor

CHEN Yinqiu[1], LI Yingbing[1], ZENG Wenxian[1]
(1. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: In satellite navigation and positioning, Kalman filter is a common method to process massive observation data quickly and calculate the position coordinates accurately. To solve the problem that the approximate values of some parameters need to be calculated as prior information in actual positioning, we introduced the best linear unbiased predictor theory to estimate the initial values of parameters without prior information and replace the unknown prior variance of parameters with the variance of the residual. In the static and dynamic situations, we carried out the undifferenced and uncombined precise point positioning experiments, and compared with traditional filtering methods. The results show that the precise point positioning algorithm based on the best linear unbiased predictor can estimate the initial mean and variance of parameters without prior information, and the positioning accuracy is consistent with that of Kalman filter.

Key words: best linear unbiased predictor, Kalman filter, precise point positioning

卡尔曼滤波（kalman filter，KF）作为一种递推最佳线性预测方法（best linear predictor，BLP）[1]，是当前应用最为广泛的数据处理技术之一。基于卡尔曼滤波理论的多种优化方法，如抗差卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波、自适应卡尔曼滤波、容积卡尔曼滤波等也相继提出并在组合导航、卫星导航定位、位姿估计等方面取得了广泛应用[2-4]。

最佳线性预测的计算需已知待预测随机向量的均值，因此卡尔曼滤波也必须已知初始状态的参数向量均值。实际工程问题中随机参数向量的初始状态信息往往难以获取，一般采用经验初值代替，并赋予参数向量一个极大的方差。Teunissen[5]指出：这种计算方式在理论上不够严密，可采用最佳线性无偏预测准则（best linear unbiased predictor，BLUP）替代最佳线性预测准则计算。最佳线性无偏预测广泛应用于各类学科，如地球与环境科学领域用于空间数据插值的克里金法[6]，生物学中的基因组选择问题[7]。与最佳线性预测准则相同，最佳线性无偏预测准则也通过最小化均方误差的方式得到“最佳”结果，但线性无偏的约束使其均方误差与未知参数向量独立，因此无需参数向量均值已知的前提条件，是最佳线性预测理论的扩展。

相比于传统差分定位方式，精密单点定位（precise point positioning，PPP）具有计算简便，成本低廉的优点，在控制测量[8]，大地监测[9]等方面有着广泛的应用。但在精密单点定位中，大部分参数都没有已知的均值，初始状态一般通过理想状态下的计算结果近似获得：例如电离层斜延迟参数近似值利用双频伪距观测值计算得到，相位模糊度参数初值可用伪距和载波观测值扣除电离层延迟计算[10]。本文将递推最佳线性无偏预测理论应用于非差非组合精密单点定位，

收稿日期：2022-12-22。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（42174049）。
第一作者简介：陈寅秋（1998—），硕士研究生，研究方向为GNSS精密定位与数据处理，E-mail：2016301610212@whu.edu.cn。

无需估计初始状态参数也能达到与卡尔曼滤波相同的计算精度，算法理论更加严密，且更适用于实际应用。

1 最佳线性无偏预测理论

Teunissen教授将最佳线性无偏预测理论与卡尔曼滤波结合，推导了动态连续观测情形下缺乏初始参数信息时的滤波递推计算方式[5]，其基本思想如下：

假设现有线性观测模型：

$$\begin{aligned}&\underline{\boldsymbol{y}}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\underline{e}\\&E(\underline{e})=0\ ,\ D(\underline{\boldsymbol{y}})=D(\underline{e})=Q_{yy}\end{aligned}\tag{1}$$

式中，$\underline{\boldsymbol{y}}$ 为 m 维随机观测向量；$\boldsymbol{A}$ 为 $m\times n$ 矩阵；$\boldsymbol{x}$ 为 n 维未知参数向量；$\underline{e}$ 为 n 维测量误差。模型目标是对参数向量 $\boldsymbol{x}$ 的线性函数进行估计（2）或预测（3）：

$$\bar{z}=\boldsymbol{A}_z\boldsymbol{x}\tag{2}$$

$$\begin{aligned}&\underline{z}=\boldsymbol{A}_z\boldsymbol{x}+\underline{e}_z\\&E(\underline{e}_z)=0,\ D(\begin{bmatrix}\underline{\boldsymbol{y}}\\\underline{z}\end{bmatrix})=\begin{bmatrix}Q_{yy}&Q_{yz}\\Q_{zy}&Q_{zz}\end{bmatrix}\end{aligned}\tag{3}$$

$\bar{z}$ 的最佳线性无偏估计结果为：

$$\hat{z}=\boldsymbol{A}_z\hat{\underline{\boldsymbol{x}}}\tag{4}$$

$\underline{z}$ 的最佳线性无偏预测结果为：

$$\underline{z}=\boldsymbol{A}_z\underline{\boldsymbol{x}}+Q_{zy}Q_{yy}^{-1}(\underline{\boldsymbol{y}}-\boldsymbol{A}\hat{\underline{\boldsymbol{x}}})\tag{5}$$

式中，$\hat{\underline{\boldsymbol{x}}}=(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}Q_{yy}^{-1}\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}Q_{yy}^{-1}\underline{\boldsymbol{y}}$，由观测模型利用最佳线性无偏估计准则计算得到。

这里估计和预测的区别在于：估计是用观测信息去计算未知但非随机向量的具体数值，而预测是用观测信息“猜测”一个随机但不可观测的向量的结果。

若参数向量 $\boldsymbol{x}$ 的均值 $\bar{\boldsymbol{x}}=E(\boldsymbol{x})$ 已知，也可直接对向量 $\underline{z}$ 进行最佳线性预测。

$$\underline{z}=\bar{z}+Q_{zy}Q_{yy}^{-1}(\underline{\boldsymbol{y}}-\bar{y})=\boldsymbol{A}_z(\bar{\boldsymbol{x}}+Q_{xy}Q_{yy}^{-1}(\underline{y}-\boldsymbol{A}\bar{\boldsymbol{x}}))\tag{6}$$

对比式（5）、（6），容易发现将式（6）中的已知均值 $\bar{z}$ 和 $\bar{y}$ 替换为它们的最佳线性无偏估计，即可得到最佳线性无偏预测的表达式，但会有更大的均方误差：

$$\begin{aligned}&Q_{\varepsilon\mathrm{BLUP},\varepsilon\mathrm{BLUP}}=Q_{zz}-Q_{zy}Q_{yy}^{-1}Q_{yz}\\&Q_{\varepsilon\mathrm{BLUP},\varepsilon\mathrm{BLUP}}=(\boldsymbol{A}_z-Q_{zy}Q_{yy}^{-1}\boldsymbol{A})Q_{\hat{x}\hat{x}}(\boldsymbol{A}_z-Q_{zy}Q_{yy}^{-1}\boldsymbol{A})^{\mathrm{T}}+Q_{\varepsilon\mathrm{BLUP},\varepsilon\mathrm{BLUP}}\end{aligned}\tag{7}$$

这种可替换性说明当参数向量均值未知时，若能计算参数向量的最佳线性无偏估计，利用最佳线性无偏预测准则仍可对目标函数进行预测。

在动态连续观测情形下，当初始状态下参数的方差和均值未知时，卡尔曼滤波无法直接初始化，实际应用中一般计算其近似值使滤波递推。考虑式（5）、（6）中最佳线性预测和最佳线性无偏预测准则的关系，可采用递推BLUP代替卡尔曼滤波。将递推BLUP的参数采用上标 $\check{x}$ 表示，卡尔曼滤波参数则使用 $\hat{x}$ 以示区分，2种算法流程如表1所示。在结构上，卡尔曼滤波与递推BLUP在初始化阶段的参数不同：卡尔曼滤波的初始参数为已知均值，递推BLUP则使用最佳线性无偏估计代替。两者的统计意义不同，故传递的方差也不相同：卡尔曼滤波直接递推的是参数方差，而递推BLUP中的 $P_{0|0}$ 指预测误差的方差。

表1 递推BLUP算法与标准卡尔曼滤波

	递推BLUP	卡尔曼滤波
初始化	$\check{\underline{\boldsymbol{x}}}_{0\|0}=(\boldsymbol{A}_0^{\mathrm{T}}R_0^{-1}\boldsymbol{A}_0)^{-1}\boldsymbol{A}_0^{\mathrm{T}}R_0^{-1}\underline{y}_0$	$\hat{\underline{\boldsymbol{x}}}_{0\|0}=\bar{\boldsymbol{x}}_0$
	$P_{0\|0}=(\boldsymbol{A}_0^{\mathrm{T}}R_0^{-1}\boldsymbol{A}_0)^{-1}$	$P_{0\|0}=Q_{\boldsymbol{x}_0\boldsymbol{x}_0}$
时间预测	$\check{\underline{\boldsymbol{x}}}_{t\|t-1}=\Phi_{t,t-1}\check{\underline{\boldsymbol{x}}}_{t-1\|t-1}$	$\underline{\boldsymbol{x}}_{t\|t-1}=\Phi_{t,t-1}\underline{\boldsymbol{x}}_{t-1\|t-1}$
	$P_{t\|t-1}=\Phi_{t,t-1}P_{t-1\|t-1}\Phi_{t,t-1}^{\mathrm{T}}+S_t$	$P_{t\|t-1}=\Phi_{t,t-1}P_{t-1\|t-1}\Phi_{t,t-1}^{\mathrm{T}}+S_t$
测量更新	$\underline{v}_t=\underline{y}_t-\boldsymbol{A}_t\underline{x}_{t\|t-1}$	$\underline{v}_t=\underline{y}_t-\boldsymbol{A}_t\underline{x}_{t\|t-1}$
	$K_t=P_{t\|t-1}\boldsymbol{A}_t^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}_tP_{t\|t-1}\boldsymbol{A}_t^{\mathrm{T}}+R_t)^{-1}$	$K_t=P_{t\|t-1}\boldsymbol{A}_t^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}_tP_{t\|t-1}\boldsymbol{A}_t^{\mathrm{T}}+R_t)^{-1}$
	$\underline{\boldsymbol{x}}_{t\|t}=\underline{\boldsymbol{x}}_{t\|t-1}+K_t\underline{v}_t$	$\underline{\boldsymbol{x}}_{t\|t}=\underline{\boldsymbol{x}}_{t\|t-1}+K_t\underline{v}_t$
	$P_{t\|t}=(I_n-K_t\boldsymbol{A}_t)P_{t\|t-1}$	$P_{t\|t}=(I_n-K_t\boldsymbol{A}_t)P_{t\|t-1}$

2　基于递推BLUP的非差非组合精密单点定位

PPP函数模型一般有无电离层组合模型，UofC模型和非差非组合模型3种，前2种模型的组合方式会放大观测噪声，消除了电离层的有效信息，难以适用于未来多频GNSS数据处理，而非差非组合模型在处理多频多系统GNSS观测值时更具弹性，更为统一[11]。因此本文主要基于非差非组合模型进行实验分析。

单系统下的非差非组合模型标准双频PPP的计算形式为[10]：

$$\begin{bmatrix} p_{r,1}^{1,\mathrm{T}} \\ l_{r,1}^{1,\mathrm{T}} \\ \vdots \\ p_{r,2}^{m,\mathrm{T}} \\ l_{r,2}^{m,\mathrm{T}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -u_r & 1 & M_w & K & R_1 & R_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ d\bar{t}_r^{\mathrm{T}} \\ Z_w \\ \bar{I}_{r,1}^{\mathrm{T}} \\ \bar{N}_{r,1}^{\mathrm{T}} \\ \bar{N}_{r,2}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix} \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{x}$ 为测站坐标向量；Z_w 为天顶对流层延迟。接收机钟差，电离层参数，模糊度参数中都包含了各种偏差，对于卫星号为 s 的卫星，参数含义如下：

$$\begin{aligned} & d\bar{t}_r^{\mathrm{T}} = dt_r + d_{r,IF_{12}}^{\mathrm{T}} \\ & \bar{I}_{r,1}^{s,\mathrm{T}} = I_{r,1}^{s,\mathrm{T}} + \beta_{12}^{\mathrm{T}} \cdot (\mathrm{DCB}_{r,P_1P_2}^{\mathrm{T}} - \mathrm{DCB}_{P_1P_2}^{s,\mathrm{T}}) \\ & \bar{N}_{r,1}^{s,\mathrm{T}} = \lambda_1^{\mathrm{T}} \cdot (N_{r,1}^{s,\mathrm{T}} + b_{r,1}^{s,\mathrm{T}} - b_1^{s,T}) + d_{IF_{12}}^{s,\mathrm{T}} - d_{r,IF_{12}}^{s,\mathrm{T}} + \\ & \beta_{12}^{\mathrm{T}} \cdot (\mathrm{DCB}_{r,P_1P_2}^{\mathrm{T}} - \mathrm{DCB}_{P_1P_2}^{s,\mathrm{T}}) \\ & \bar{N}_{r,2}^{s,\mathrm{T}} = \lambda_2^{\mathrm{T}} \cdot (N_{r,2}^{s,\mathrm{T}} + b_{r,2}^{s,\mathrm{T}} - b_2^{s,\mathrm{T}}) + d_{IF_{12}}^{s,\mathrm{T}} - d_{r,IF_{12}}^{s,\mathrm{T}} + \\ & \mu_2^{\mathrm{T}} \cdot \beta_{12}^{\mathrm{T}} \cdot (\mathrm{DCB}_{r,P_1P_2}^{\mathrm{T}} - \mathrm{DCB}_{P_1P_2}^{s,\mathrm{T}}) \end{aligned} \tag{9}$$

式中，$\beta_{12}^{\mathrm{T}} = -(f_2^{s,\mathrm{T}})^2 / ((f_1^{s,\mathrm{T}})^2 - (f_2^{s,\mathrm{T}})^2)$ 为频率相关因子；$\mathrm{DCB}_{r,P_1P_2}^{\mathrm{T}}$ 和 $\mathrm{DCB}_{P_1P_2}^{s,\mathrm{T}}$ 为频率相关的卫星和接收机差分码偏差；$d_{IF_{12}}^{s,\mathrm{T}}$ 和 $d_{r,IF_{12}}^{\mathrm{T}}$ 分别为卫星和接收机端UCD的无电离层组合。

递推BLUP与卡尔曼滤波在初始化阶段的计算式不同，卡尔曼滤波中，给出首历元参数的先验期望和方差即可递推计算后续所有历元，但在递推BLUP中，参数的初始期望和方差未知，因此初始化的目的是计算出参数的期望和预测误差的方差。主要有两类历元需要进行初始化：

1）首历元中，坐标和接收机钟差参数可通过伪距单点定位给出其期望和方差，其他参数如卫星电离层延迟，模糊度参数等均未知，因此需要初始化。

2）出现新增卫星/新增观测值的历元，在新增卫星时，新增的参数如电离层延迟，模糊度的期望，方差未知，无法参与滤波的递推计算，需要先初始化计算出参数的期望与相应预测误差的方差。

在逐历元的计算中，部分参数的期望和方差已知，如果直接对观测模型（8）进行最小二乘计算，递推BLUP的初始值会影响已知参数的精度，进而降低滤波的精度。因此需要将已知参数的期望作为虚拟观测值和观测方程联立进行最小二乘解算。

3　算例分析

为验证递推BLUP有效性，本文在开源GAMP软件的基础上进一步开发，实现递推BLUP算法模块，并选择软件中的示例数据进行GPS双频非差非组合PPP计算，深入分析递推BLUP模式下状态参数的精度。示例数据包括国际GNSS服务（IGS）跟踪网中cut0测站2017年第244 d的30 s采样间隔的观测数据、多系统混合广播星历、精密星历等。

图1显示了递推BLUP和卡尔曼滤波2种方法在动态PPP模式下处理测站cut01 d观测数据的坐标偏差。图中2条曲线近乎重合，坐标偏差变化趋势完全一致，仅在前数个历元的收敛过程中略有差别。这是因为递推BLUP和卡尔曼滤波时间预测和测量更新部分的计算式完全相同，只有初始化阶段不同。因此在观测历元足够长的情况下，二者计算结果不断逼近。

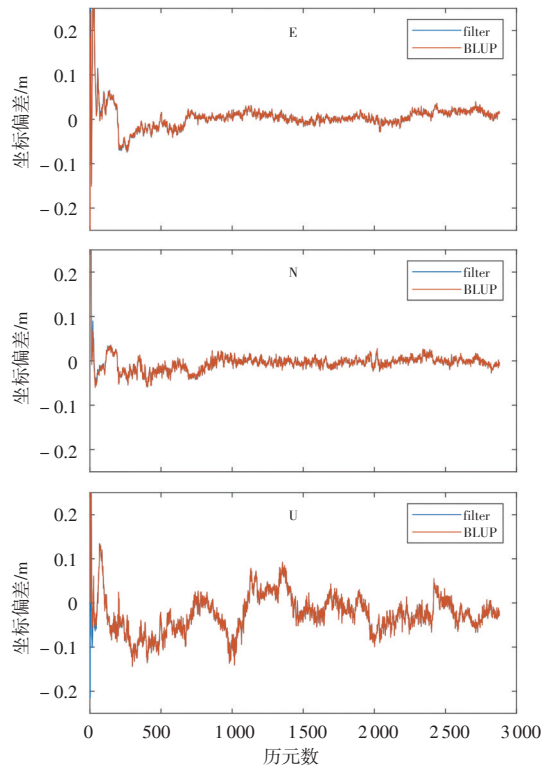


图1　两种解算方式下的动态PPP定位误差

为更精细地比较递推BLUP和卡尔曼滤波在计算中的不同，提取2种滤波方法在静、动态定位下前数个历元的计算结果，并计算其坐标参数方差和坐标定位误差的差异。图2显示了递推BLUP和卡尔曼滤波2种处理方法下前10个历元静态PPP测站坐标方差的差异和前15个历元坐标定位误差的差异。在递推BLUP模式下首历元坐标参数方差和坐标偏差相较卡尔曼滤波差异较大，但经过数个历元的计算和卡尔曼滤波相差无几。这是因为递推BLUP模式下，首历元需要对电离层延迟，对流层延迟等参数的初值进行最小二乘估计，会影响坐标参数的方差和偏差。随着观测历元数的增加，定位精度逐步增强，10个历元后坐标方差差异分别降至0.012 m^2，0.054 m^2，0.012 4 m^2；20个历元后三方向坐标方差差异均小于0.01 m^2；39个历元后三方向综合定位误差差异小于0.01 m。表明假设首历元状态参数未知后递推BLUP能达到和传统滤波一致的定位精度。

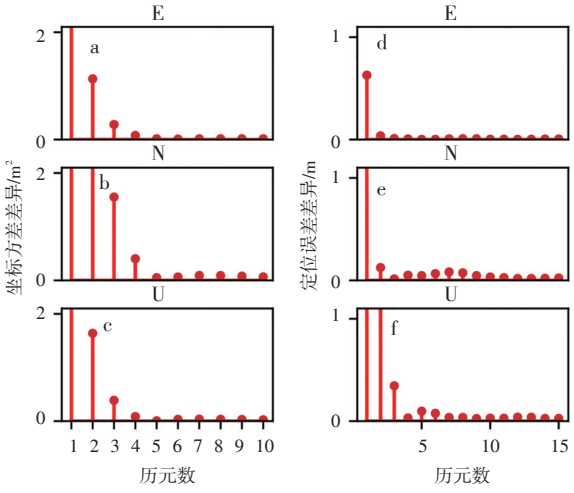


图2　静态PPP坐标方差差异与定位误差差异

图3显示了递推BLUP和卡尔曼滤波2种处理方法下，前10个历元仿动态PPP测站坐标方差差异和前15个历元坐标定位误差的差异。该结果与图2基本相似，说明定位模式的不同不会拉开递推BLUP和卡尔曼滤波定位精度的差异。10个历元后坐标方差差异分别降至0.010 m^2，0.050 m^2，0.014 m^2；22个历元后三方向坐标方差差异均小于0.01 m^2；41个历元后三方向综合定位误差差异小于0.01 m。表明在仿动态模式下使用递推BLUP方法仍能达到与卡尔曼滤波一致的精度。但相比于静态PPP，仿动态模式下收敛时间更长，这是因为仿动态PPP和静态PPP的主要区别在于仿动态模式下坐标和钟差参数始终作为白噪声估计，且每个历元的初值由单点定位计算得到，因此仿动态PPP的定位精度逊于静态PPP，观测方程中相关参数的精度也不会逐渐提高。

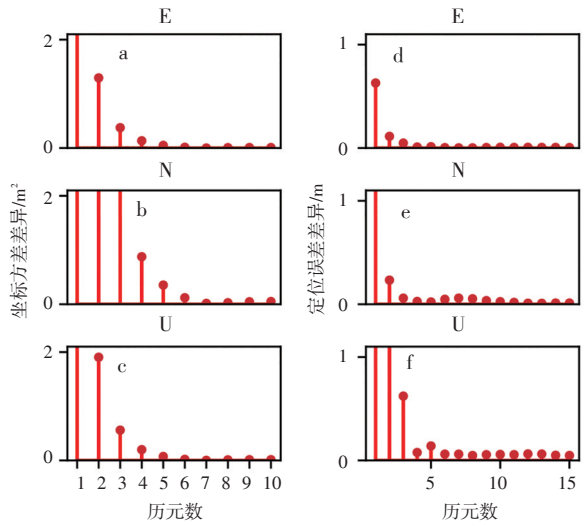


图3　仿动态PPP坐标方差差异与定位误差差异

采用RTKexplorer官方网站提供的U-blox F9P动态PPP数据集（http://rtkexplorer.com/download）进行车载动态PPP实验，该数据由安装在车顶的u-blox ANN-MB-00天线收集，前40 min为静态，后30 min为车载数据，采样间隔为1 s，数据质量一般。车载数据中经常出现GPS卫星数不足无法解算的现象，故截取车辆行驶时段22：34：31-22：36：08共98个历元的连续解算结果作图，结果如图4所示，该时段接近整个实测数据的末端，卡尔曼滤波法解算三方向坐标参数方差分别为0.031 m^2, 0.066 m^2和0.043 m^2。在该时段前数个历元由于GPS卫星数不足无法解算，因此初始时刻2种滤波方法对模型中新增卫星参数的初值处理方式不同，递推BLUP法的坐标方差略大，三方向坐标方差差异分别为0.008 m^2, 0.023 m^2和0.002 m^2，但15个历元后均降至0.001 m^2左右。三方向定位误差综合差异在初始时刻为0.029 m，20个历元后差异小于0.01 m，但27个历元后又逐步增加，这是因为动态车载实验中观测卫星不断变化，递推BLUP中参数会不断更新，从图4也可看出三方向的定位误差差异趋势相似，观测卫星变化过多会增大2种滤波结果的定位误差差异。但三方向定位误差综合差异最大为0.029 m，且数个历元后会降至0.01 m以下，最大差异约为该实测数据动态PPP分米级定位精度水平的1/10。2种滤波方法在该数据集上的动态PPP定位精度均为分米级，定位误差差异最大为0.029 m，可以说明在动态定位下递推BLUP定位精度仍与卡尔曼滤波一致。

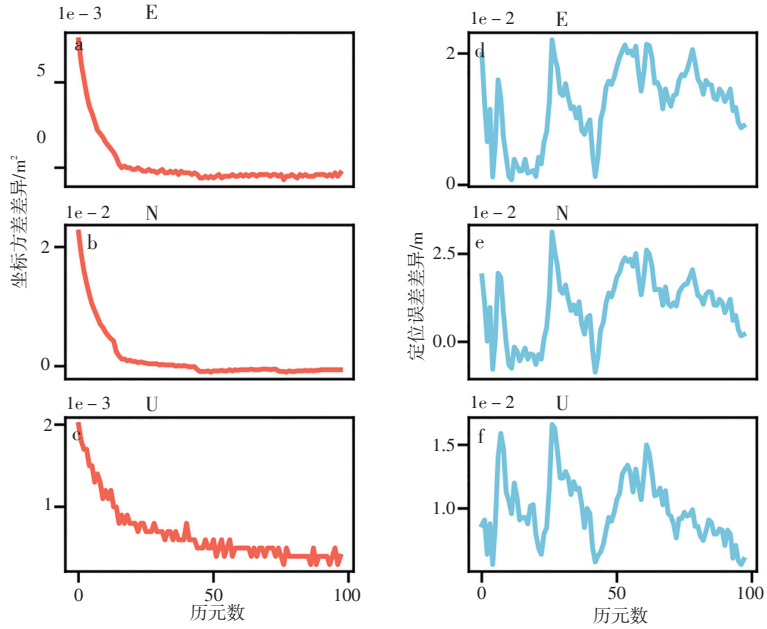


图4　车载动态PPP坐标方差差异与定位误差差异

4　结　语

本文针对PPP解算中状态参数初值需要近似计算这一不足，使用递推BLUP法代替卡尔曼滤波避免参数初值计算问题，理论更为严密。利用cut0站点1 d的观测信息进行静态/仿动态PPP解算和一组公开车载实测数据进行动态PPP解算作为实验验证，对比了2种滤波方法解算结果中坐标参数定位误差和方差的差异。结果证明，递推BLUP作为卡尔曼滤波的扩展，在精密单点定位中利用首历元观测信息对参数进行无偏估计，并使用残差方差代替参数方差传递参数精度信息，计算精度与计算效率与卡尔曼滤波相当。测站静态实验中20历元后三方向坐标方差差异小于0.01 m²，39历元后定位误差综合差异小于0.01 m；测站仿动态实验中22历元后三方向坐标方差差异小于0.01 m²，41历元后定位误差综合差异小于0.01 m；车载动态数据集实验中2种滤波动态定位精度均在分米级，而两者定位误差差异最大为0.029 m。因此当状态参数初值难以精确估计或参数初值计算过于复杂时，可以考虑使用递推BLUP替代卡尔曼滤波进行卫星导航定位解算。

参考文献

[1] Teunissen P J G, Simons D J, Tiberius C C J M. Probability and Observation Theory [M]. The Netherlands:Delft University of Technology, 2004

[2] 赵玏洋，闫利. 移动机器人SLAM位姿估计的改进四元数无迹卡尔曼滤波 [J]. 测绘学报，2022，51(2):212-223

[3] 张杰，李婧华，胡超. 基于容积卡尔曼滤波的卫星导航定位解算方法 [J]. 中国科学院大学学报，2021，38(4):532-537

[4] Guo F, Zhang X. Adaptive Robust Kalman Filtering for Precise Point Positioning [J]. Measurement Science and Technology, 2014, 25(10):105 011

[5] Teunissen P J G, Khodabandeh A. Blue, Blup and the Kalman Filter:Some New Results [J]. Journal of Geodesy, 2013, 87(5):461-473

[6] Lark R M, Cullis B R, Welham S J. On Spatial Prediction of Soil Properties in the Presence of a Spatial Trend: The Empirical Best Linear Unbiased Predictor (E-BLUP) with REML [J]. European Journal of Soil Science, 2006, 57(6): 787-799

[7] Resende M D V, Resende J R M F R, Sansaloni C P, et al. Genomic Selection for Growth and Wood Quality in Eucalyptus: Capturing the Missing Heritability and Accelerating Breeding for Complex Traits in Forest Trees [J]. New Phytologist, 2012, 194(1):116-118

[8] 周敬平. 探究PPP-AR在轨道交通控制网中的应用 [J]. 地理空间信息，2021，19(10):69-70

[9] 林晓静. 基于PPP技术的省级CORS站点速度场及稳定性研究 [J]. 地理空间信息，2022，20(8):24-26

[10] Zhou F, Dong D, Li W, et al. Gamp:An Open-source Software of Multi-GNSS Precise Point Positioning Using Undifferenced and Uncombined Observations [J]. GPS Solutions, 2018, 22(2):33-35

[11] Guo F, Zhang X, Wang J, et al. Modeling and Assessment of Triple-frequency BDS Precise Point Positioning [J]. Journal of Geodesy, 2016, 90(11):1 223-1 225