



中国宇航学会
飞行器测控专业委员会

第26届中国飞行器测控学术会议

The 26th Conference of Spacecraft TT&C Technology in China

论文集

2012年10月 南京

伽利略搜救系统时间频率信号序贯融合定位方法*

宋叶志¹, 胡小工¹, 黄勇¹, 徐劲², 周旭华¹, 茅永兴³, 张勇¹

(1. 中国科学院上海天文台·上海·200030; 2. 中国科学院紫金山天文台·南京·210008;
3. 中国卫星海上测控部·江苏江阴·214431)

摘要: 文章介绍了伽利略卫星导航搜索救援子系统的频率测量信号与时间测量信号定位原理与计算方法。用户在遇险后会多次发射求救信号, 每发射一次求救信号, 相应的发射频率与发射时刻都是新增加的待估计量。而用户会持续一定的时间发射求救信号, 为此文章给出了序贯数据融合方法处理状态估计。这样每增加一次求救信息, 就能快速有效的更新用户位置估计。采用这一方法, 减小了计算负担, 增强了系统估计的容错性, 并便于实时应用。用户求救可能被多站接收到, 采用序贯融合方法也很容易给出多站测量资料对用户位置进行融合估计。

关键词: 伽利略; 搜救系统; 序贯融合; 联合定位

伽利略系统的搜索救援(SAR)服务是欧洲对国家 COSPAS-SARSAT 系统的贡献, 符合国际海事组织和国际民航组织的需求与规定, 为全球人道主义 SAR 提供一个途径^[1]。搜救系统由导航卫星、地面处理终端与用户持信标机组成。导航卫星上承载有导航载荷和 SAR 载荷。用户在遇到危险(如海事目标遇险)时信标机发射一定频率的电磁波信号, 星上的 SAR 转发器将检测从任何 COSPAS-SARSAT 信标在 406~406.1MHz 频段发出的遇难警报。SAR 转发器将增加一定频率后在 L 波段把用户求救信息广播到指定的地面处理终端。地面处理终端将记录下求救信号到达频率与信号到达时刻, COSPAS-SARSAT 任务控制中心由此两种测量信号完成遇难警报发射信标的位置确定, 并通知国际相关救援组织进行救援。

由非线性方程理论可知, 如果一次求救信号被多于 4 颗卫星接收到, 并成功转发到地面处理终端, 则时间测量信号与频率测量信号都可以单独实现对用户位置确定。一般用户在遇险后会多次发射求救信号, 频率约为 50s 至 1min1 次。因而, 如果目标位置变化不大, 充分利用冗余信息则可以有效的提高定位精度。伽利略系统将可能在全球布多个地面处理终端, 如果一个目标发射的求救信号经卫星转发同时被两站接收到, 则可以更进一步的提高定位精度。

文章利用信息融合学科中的分布式数据融合估计方法对用户位置进行序贯融合状态估计, 这相对于传统的批处理方法有以下一些优点。

1) 增强系统容错性。采用分布式数据融合方法, 如果部分传感器测量资料异常, 在子系统解算时很容易检测到。而采用批处理方法, 倘若部分传感器出现异常, 则很难发现。这里的传感器是广义的, 可以包括物理意义上的传感器, 还包括与观测环境匹配的信息获取系统。

2) 减轻计算负担, 提高计算效率。如果采用批处理方式进行状态估计, 用户每求救一次, 被 n 颗卫星接收到并转发, 则需要解算的非线性方程增加 $2n$ 个(频率测量资料与时间测量资料)。以平均每次有 7 颗卫星计算, 则 8 次信号就有 100 多个非线性方程。解算如此大的非线性方程组计算效率将大打折扣, 在迭代过程中如果法方程系数矩阵的条件数不理想, 则计算将会失败或严重影响计算结果。另外, 频率资料与时间资料量纲不同, 如果采用批处理的方法, 虽然可以采用加权最小二乘估计, 但是因为两种测量资料数值量级相差甚大, 这在实际计算中会是相当不理想的, 这也是数值代数的一个常识。

3) 避免重复计算。如果采用批处理方法, 在计算中, 每增加一次测量数据就需要重新计算所有数据的方程函数以及所有数据的雅克比矩阵函数, 而分布式融合方式对子系统设计一次方程函数及雅克比矩

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(11073047; 11173049); 上海市导航实验室开放课题(Y224353002); 上海市科学技术委员会资助项目(06DZ22101)

阵函数后就不需要再次计算,仅需要存储子系统计算结果及相关统计信息。

4) 便于软件编制与实施。每增加一次求救信号,用户发射频率以及用户发射信号的确切时间都是需要估计的。如果采用批处理的方法,每增加一次测量资料需要把测量资料组成的方程加到基本方程中同时要把这些信息加到雅克比矩阵中。在程序设计中,每增加一次数据就需要修改方程函数以及雅克比矩阵函数。虽然增加测量资料后,偏导数矩阵与之前的形式很类似,但是在使用中每来一组资料就需要修改程序,这在实际应用中肯定是不可取的。

以上4点是一般分布式融合方法也具有的优点。文章在分布式数据融合的基础上,采用序贯处理,这相对于所有数据一次融合(批处理融合)有以下优点:

1) 具有实时性。倘若采用批处理方法,根据分布式数据融合相对于批处理的优点4),这严重限制了新接受到的资料的快速处理。如果采用批处理融合,严格的说仍不具备实时性。相比于批处理融合,序贯融合方法在新资料经过数据融合后,不需要保存之前的各传感器航迹结果以及相应的统计信息,仅需要保存当前状态估计及其统计信息,真正做到了实时性。

2) 进一步减轻计算负担。如果采用批处理融合,每次都需要从计算机存储介质访问所有传感器系统的状态估计结果以及相关的统计信息,融合时需要利用所有数据。新来一组资料时,又需要重新对所有数据进行处理。而序贯融合方法,仅需要利用当前系统航迹估计结果及其统计信息与当前传感器航迹进行状态融合估计。

下面分别就数据融合算法以及2种测量资料的定位方法展开讨论。

1 多传感器序贯融合状态估计

估计融合是传统估计理论与数据融合理论的有机结合,或者说是针对估计问题的数据融合,即在研究估计未知量的过程中,如何最佳利用多个数据集中所包含的有用信息。这些数据集合通常来自多个传感器(同类或者异类)。显然,估计融合具有广泛的应用,因为许多实际问题就是来自多个传感器的数据。本小节介绍由 Bar Shalom-Campo 提出的极大似然意义下的多传感器融合算法^[1-2]。

设由 $N > 2$ 个传感器对同一目标进行跟踪,各传感器在 k 时刻对目标状态的估计为 $\hat{\mathbf{x}}^i$, 误差协方差阵为 $\mathbf{P}^{ii}, i=1,2,\dots,N$ 。任意两个不同传感器 i 和 j 的局部估计误差之间的互协方差阵为 \mathbf{P}^{ij} 。令

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}^{11} & \mathbf{P}^{12} & \dots & \mathbf{P}^{1N} \\ \mathbf{P}^{21} & \mathbf{P}^{22} & \dots & \mathbf{P}^{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}^{N1} & \mathbf{P}^{N2} & \dots & \mathbf{P}^{NN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

假定系统局部估计误差服从联合正态分布,则在融合中心可以构造似然函数

$$L(\mathbf{x}) = -\ln p(\hat{\mathbf{x}}^1, \hat{\mathbf{x}}^2, \dots, \hat{\mathbf{x}}^N | \mathbf{x}) \propto \left\{ \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}^1 \\ \hat{\mathbf{x}}^2 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}^N \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ \vdots \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{x} \right\}^T \mathbf{P}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}^1 \\ \hat{\mathbf{x}}^2 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}^N \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{I} \\ \vdots \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{x} \right\} \quad (2)$$

其中 \mathbf{I} 为单位矩阵。如果令 $\mathfrak{I} = [\mathbf{I}, \mathbf{I}, \dots, \mathbf{I}]^T$, $X = \left[\left(\hat{\mathbf{x}}^1 \right)^T, \left(\hat{\mathbf{x}}^2 \right)^T, \dots, \left(\hat{\mathbf{x}}^N \right)^T \right]$, 欲使似然函数取极值,

则有

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}^{ML} = (\mathfrak{I}^T \mathbf{P}^{-1} \mathfrak{I})^{-1} \mathfrak{I}^T \mathbf{P}^{-1} X \\ \mathbf{P}^{ML} = (\mathfrak{I}^T \mathbf{P}^{-1} \mathfrak{I})^{-1} \end{cases} \quad (3)$$

此即为极大似然意义下的融合估计以及相应的融合估计误差协方差阵。这里假定了局部估计误差服从联合正态分布, 文献[4]中针对局部误差相关情形, 在线性最小方差准则下, 用约束最优化的方法导出了与(3)相同的融合公式, 但是去掉了估计误差服从联合正态分布的假设。

设参与融合的两条航迹 i, j 都是传感器航迹, 或者一条是传感器航迹, 另外一条是系统航迹时有

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ji}) (\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ij} - \mathbf{P}^{ji})^{-1} \hat{\mathbf{x}}^i + (\mathbf{P}^i - \mathbf{P}^{ij}) (\mathbf{P}^j + \mathbf{P}^i - \mathbf{P}^{ji} - \mathbf{P}^{ij})^{-1} \hat{\mathbf{x}}^j \\ \quad = \hat{\mathbf{x}}^i + (\mathbf{P}^i - \mathbf{P}^{ji}) (\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ij} - \mathbf{P}^{ji})^{-1} (\hat{\mathbf{x}}^j - \hat{\mathbf{x}}^i) \\ \mathbf{P} = \mathbf{P}^j - (\mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ji}) (\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ij} - \mathbf{P}^{ji})^{-1} (\mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ij}) \\ \quad = \mathbf{P}^i - (\mathbf{P}^i - \mathbf{P}^{ij}) (\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j - \mathbf{P}^{ij} - \mathbf{P}^{ji})^{-1} (\mathbf{P}^i - \mathbf{P}^{ji}) \end{cases} \quad (4)$$

2 频率资料与时间资料定位原理

2.1 卫星轨道数据外推

伽利略星座有 27 颗卫星, 形成一个 Walker 星座, 具有 3 个等间隔的, 标称倾角为 56° 轨道面。每个轨道面上包括 9 颗卫星, 标称夹角为 40° 。如果采用 Walker 引入的 T/P/F 符号系统, 导航卫星星座为: Walker27/3/1+3 颗备用卫星, 其中 27 为卫星总数、3 为轨道面数、1 为相邻轨道面间相位偏移因子[4]。

轨道半长轴 $a = 29600.318 \text{ km}$, 偏心率为 $e = 0.002$ 。

卫星轨道数据可以根据伽利略系统空间段卫星标称轨道参数进行轨道外推。轨道外推对应于微分方程初值问题, 仿真数据中主要考虑的摄动力有地球非球形引力、第三体(日、月)引力摄动、太阳光压摄动以及潮汐形变摄动[6-7]。

2.2 频率测量资料定位原理

频率测量资料定位的基本方程为

$$FOA^j = \left\{ f^k \left[1 - \frac{v_{sx}^j (x_s^j - x_u) + v_{sy}^j (y_s^j - y_u) + v_{sz}^j (z_s^j - z_u)}{c \sqrt{(x_s^j - x_u)^2 + (y_s^j - y_u)^2 + (z_s^j - z_u)^2}} \right] + \Delta F \right\} \bullet \left[1 - \frac{v_{sx}^j (x_s^j - x_m) + v_{sy}^j (y_s^j - y_m) + v_{sz}^j (z_s^j - z_m)}{c \sqrt{(x_s^j - x_m)^2 + (y_s^j - y_m)^2 + (z_s^j - z_m)^2}} \right] \quad (5)$$

其中 c 为光速、 f^k 为用户第 k 次求救时的发射频率、 ΔF 为卫星转发时的增发频率、 FOA^j 为用户求救的发射信号经过第 j 颗卫星转发后地面处理接收到的频率、 (x_u, y_u, z_u) 为用户位置、 (x_m, y_m, z_m) 为地面处理终端位置、 (x_s^j, y_s^j, z_s^j) 为第 j 颗卫星星历、 v_{sx}^j 表示第 j 颗卫星速度在 x 方向投影、 v_{sy}^j 表示第 j 颗卫星速度在 y 方向投影、 v_{sz}^j 表示第 j 颗卫星速度在 z 方向投影。

方程 (5) 中, 测量量为 FOA^j , 待估计量为用户位置 $\mathbf{X} = (x_u, y_u, z_u, f^k)^T$ 。高斯-牛顿法的基本思想是把测量方程 $\mathbf{F}(\mathbf{X})$ 作多元泰勒展开, 保留线性方程, 然后对超定线性方程做高斯-马尔科夫估计, 反复迭代直至满足精度需求。其雅克比矩阵为

$$\mathbf{F}'(\mathbf{X}) = (a_{ij}), i = 1, \dots, n, j = 1, 2, 3, 4。$$

其中

$$a_{i1} = \frac{f}{c} \frac{v_{sx}^i \sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} - \frac{v_{sx}^i (x_u - x_s^i) + v_{sy}^i (y_u - y_s^i) + v_{sz}^i (z_u - z_s^i)}{\sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2}} (x_u - x_s^i)}{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} \cdot \left[1 - \frac{v_{sx}^i (x_s^i - x_m) + v_{sy}^i (y_s^i - y_m) + v_{sz}^i (z_s^i - z_m)}{c \sqrt{(x_s^i - x_m)^2 + (y_s^i - y_m)^2 + (z_s^i - z_m)^2}} \right]$$

$$a_{i2} = \frac{f}{c} \frac{v_{sy}^i \sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} - \frac{v_{sx}^i (x_u - x_s^i) + v_{sy}^i (y_u - y_s^i) + v_{sz}^i (z_u - z_s^i)}{\sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2}} (y_u - y_s^i)}{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} \cdot \left[1 - \frac{v_{sx}^i (x_s^i - x_m) + v_{sy}^i (y_s^i - y_m) + v_{sz}^i (z_s^i - z_m)}{c \sqrt{(x_s^i - x_m)^2 + (y_s^i - y_m)^2 + (z_s^i - z_m)^2}} \right]$$

$$a_{i3} = \frac{f}{c} \frac{v_{sz}^i \sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} - \frac{v_{sx}^i (x_u - x_s^i) + v_{sy}^i (y_u - y_s^i) + v_{sz}^i (z_u - z_s^i)}{\sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2}} (z_u - z_s^i)}{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2} \cdot \left[1 - \frac{v_{sx}^i (x_s^i - x_m) + v_{sy}^i (y_s^i - y_m) + v_{sz}^i (z_s^i - z_m)}{c \sqrt{(x_s^i - x_m)^2 + (y_s^i - y_m)^2 + (z_s^i - z_m)^2}} \right]$$

$$a_{i4} = \left[1 + \frac{v_{sx}^i (x_u - x_s^i) + v_{sy}^i (y_u - y_s^i) + v_{sz}^i (z_u - z_s^i)}{c \sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2}} \right] \bullet \left[1 - \frac{v_{sx}^i (x_s^i - x_m) + v_{sy}^i (y_s^i - y_m) + v_{sz}^i (z_s^i - z_m)}{c \sqrt{(x_s^i - x_m)^2 + (y_s^i - y_m)^2 + (z_s^i - z_m)^2}} \right]$$

时间测量资料相对而言要简单一些, 类似于 GPS 中的伪距定位方式, 其基本方程为

$$ct^j - c\tau^k = \sqrt{(x_u - x_s^j)^2 + (y_u - y_s^j)^2 + (z_u - z_s^j)^2} + \sqrt{(x_s^j - x_m)^2 + (y_s^j - y_m)^2 + (z_s^j - z_m)^2} + \varepsilon \quad (6)$$

其中 c 为光速、 τ^k 为用户第 k 次求救时刻、 (x_u, y_u, z_u) 为用户位置、 (x_s^j, y_s^j, z_s^j) 为第 j 颗卫星星历、 (x_m, y_m, z_m) 为地面处理终端位置、 t^j 为用户发射的求救信号经过第 j 颗卫星转发后到达地面处理终端时的时间、 ε 为各种误差源, 主要包括对流层、电离层、相对论效应等对信号传播的影响。

方程 (6) 中测量量为 t^j , 待估计量为 $\mathbf{X} = (x_u, y_u, z_u, \tau^k)$ 。方程函数的雅克比矩阵为

$$\mathbf{F}'(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \frac{x_u - x_s^1}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^1|} & \frac{y_u - y_s^1}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^1|} & \frac{z_u - z_s^1}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^1|} & c \\ \frac{x_u - x_s^2}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^2|} & \frac{y_u - y_s^2}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^2|} & \frac{z_u - z_s^2}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^2|} & c \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_u - x_s^n}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^n|} & \frac{y_u - y_s^n}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^n|} & \frac{z_u - z_s^n}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^n|} & c \end{pmatrix}$$

其中 $|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i| = \sqrt{(x_u - x_s^i)^2 + (y_u - y_s^i)^2 + (z_u - z_s^i)^2}$ 。

3 算例分析

3.1 单站序贯融合算例

以地面处理终端在北京为例, 设用户遇险后发射 7 次求救信号, 地面处理终端接收到的信号为时间信号与频率信号, 每次信号经过数目不等的卫星转发到地面处理终端。在仿真资料中, 对时间测量信号加 $7\mu\text{s}$ 的高斯分布噪声, 频率信号加 0.1Hz 的高斯分布噪声。假设用户求救地点在地固坐标系中的位置为

$$\mathbf{r}_u = \begin{pmatrix} -2604.298533 \\ 4743.297217 \\ 3364.978513 \end{pmatrix} \text{ km}$$

图 1 给出了北京站多时刻频率测量资料与时间测量资料各子系统估计误差三维分量。其中序号为奇数是时间测量资料定位结果, 序号为偶数是频率测量资料定位结果。从图中可以看出, 对于同一种信号在间隔不太长的时间内, 各分量估计精度呈现相似的性态, 这个情形可以从误差分析理论中得到解释, 时间不太长暗示卫星运动距离并不太远, 星-用户-地面处理站的空间构型变化不大。某一时刻, 如果信号只含有随机噪声, 那么噪声通过线性化超定方程的某种最优估计 (如高斯-马尔科夫估计) 传递给待估

计量，各估计量的方差将不同。图 1 也明显的看出频率资料定位精度要高于时间资料定位精度，在一定条件下，这与测量资料的精度有关。

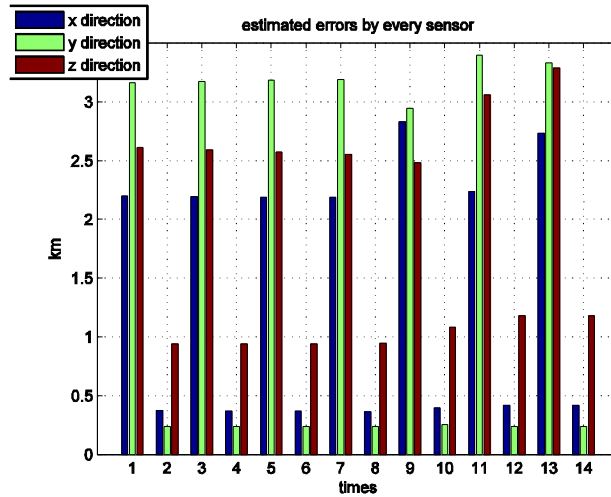


图 1 北京站多时刻时间测量与多普勒测量各次标准差估计三维分量

图 2 给出了采用序贯融合方法，给出的三维分量误差估计。在计算中采用系统航迹与传感器航迹逐次融合，理论上而言随着测量资料的增加，精度会逐步得到提高。从图中可以看出基本上各分量的估计精度都随着测量资料的增多而提高。从图 2 中容易看出，第 1 列到第 2 列精度突然提高很多，这是第一次为时间测量资料与频率资料估计结果融合后的标准差估计。因为融合结果优于单传感器状态估计结果，所以第一次融合后优于频率资料估计结果，而频率资料估计结果精度相对于时间资料估计结果是比较高的，所以第一次融合后，精度提高很明显。随后的资料使估计精度相继维持稳定并小幅提高。

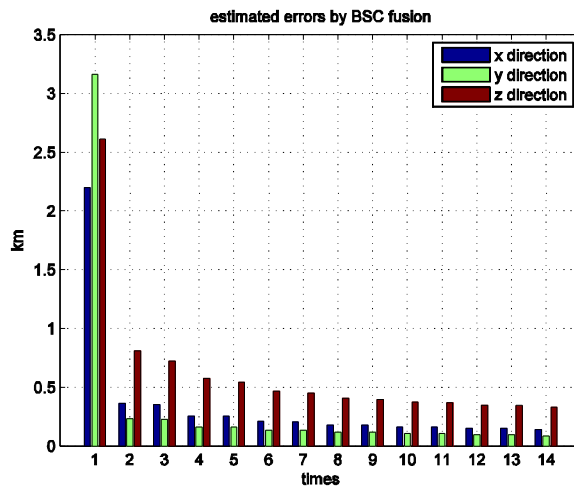


图 2 序贯融合标准差估计三维分量

图 3 给出了北京站单站采用序贯数据融合方法给出的逐次三维误差估计，最后一列为一次典型的事后结果与当前融合估计的误差比较。从计算结果看事后误差比估计误差还要小一些，但是也允许出现事后误差比估计误差略大的情况，不过因为到第 7 次信号参与计算后，状态已经达到一定的稳定水平，不会比估计误差大太多。

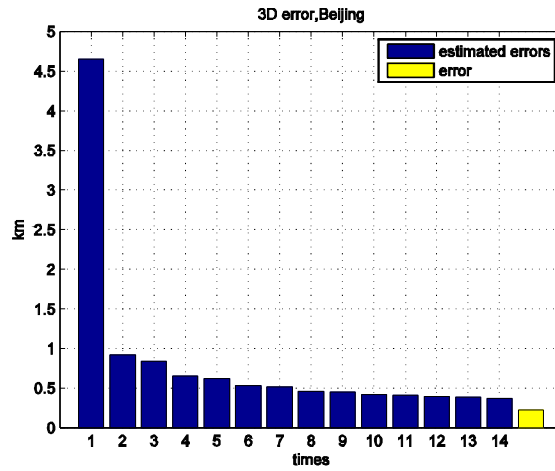


图3 序贯融合三维误差估计与事后比较

3.2 双站联合序贯数据融合定位算例

用户求救信号经过卫星转发后,可能被不同的地面处理终端接收到,地面处理终端之间有数据通信,如果能有效的利用这些信息,则可以进一步提高定位精度。在仿真计算中,假设另一个处理站位于西班牙的巴塞罗那。依然对时间测量信号加 $7\mu\text{s}$ 的高斯分布噪声,频率信号加 0.1Hz 的高斯分布噪声。

图4给出了巴塞罗那单站各传感器子系统估计的三维误差分量,其伪距估计与频率估计的三维误差标准差的性态与北京站类似,其原因在上一节已经作了说明。在仿真计算中,以北京站作为系统航迹,对于巴塞罗那站的测量资料采用序贯融合定位方法对用户进行定位,图5给出了逐次融合后的误差估计结果。可以看到随着测量资料的增加,系统航迹的估计精度理论上而言得到进一步提高。

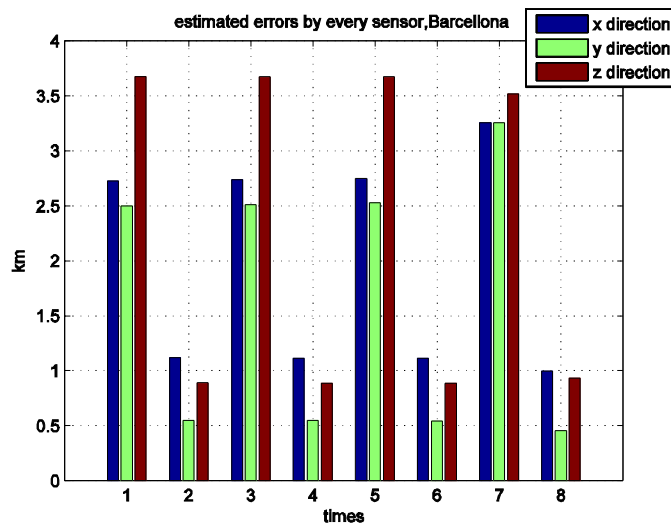


图4 巴塞罗那站时间信号与多普勒信号各次标准差估计三维分量

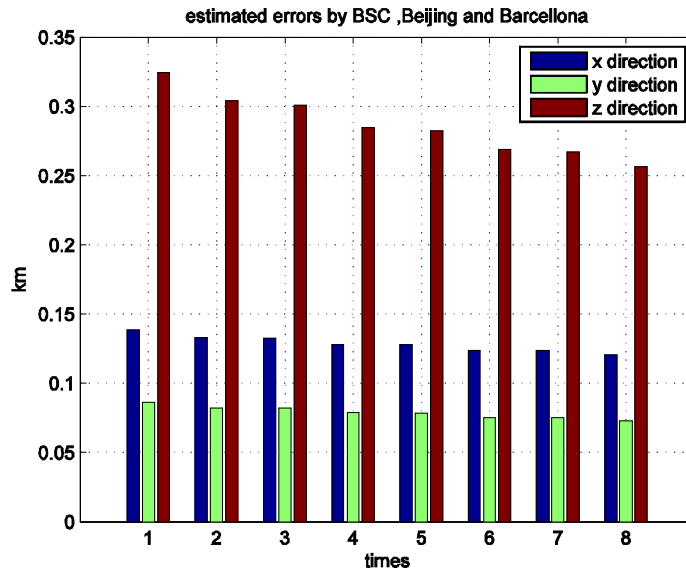


图5 在北京站基础上采用序贯融合误差估计三维分量

图6给出了采用序贯融合定位的三维误差估计。从图6可以看出，理论上而言随着不同传感器带来的测量信息量的增加，定位精度会一直提高。图6最后一列为一次典型的事后结果与当前数据融合估计的误差比较。同样，在实际计算时有时会出现新加进来资料后融合定位结果略低于融合之前的结果，这样的情况是允许的。但是序贯数据融合的整体结果是精度趋于提高，误差方差阵减小，定位趋于稳定，计算结果可信度提高。

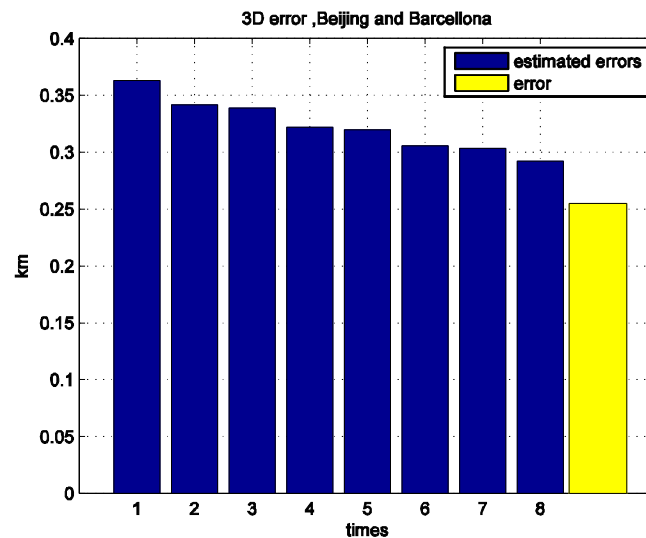


图6 在北京站基础上采用序贯融合三维误差估计与事后比较

4 结 论

分布式数据融合方法理论上而言，优于任何一次单独的状态估计，且优于总数据子集的数据融合状态估计。分布式数据融合估计方法增强了状态估计的稳定性，当部分数据结果不理想时，依然会给出比较稳定状态估计。实际情况是用户会多次发射求救信号，这就要求系统具备一定的实时性，而序贯融合方法有效的处理了这一问题，并给出了比较稳定的状态估计、减小了计算负担且增强了系统的容错性。

文章采用序贯数据融合原理方法对伽利略搜救系统中频率测量资料与时间测量资料进行综合状态估计, 计算结果显示序贯数据融合方法是可靠的。如果给定时间测量精度为 $7\mu\text{s}$, 则单次的时资料定位精度为千米量级。给定频率测量资料精度为 0.1HZ , 则单次频率定位精度为 $0\sim 2\text{km}$ 。采用单站数据融合如果数据较多, 则定位精度较高, 数据少时, 精度略低。双站定位精度会更提高一些。以文中为例, 北京站 7 次求救信号, 巴塞罗那站 4 次求救信号, 双站联合定位结果显示优于 0.3km 。

计算结果受多种因素影响, 在一定条件下, 测量资料精度决定了状态估计结果, 实际上测量资料的误差正是通过非线性方程组的线性化超定方程传播给待估计量的, 这完全遵从非线性测量平差理论。本文时间测量资料标准差为 $7\mu\text{s}$, 直观的测量误差有 2.1km , 事实上这不能作为精度判定标准, 而测量误差经过非线性传递后的状态协方差估计是有效的误差估计方法, 这也是数据融合的基础。

文章关于搜救定位精度分析的结果在仅考虑测量资料随机差情况下得到的。由于没有考虑实际情况下的各种系统差, 因此分析结果可能与实际情况有一定差异, 这有待于以后工作中展开进一步深入的研究。

致 谢 本文得到了中科院紫金山天文台陆本魁研究员、马静远研究员以及中国空间技术研究院张云杰女士、刘绍波先生的帮助, 在此一并表示感谢。

参考文献

- [1] Benhard Hofmann-Wellenhof, Herbert Lichtenegger, Elmar Wasle. GNSS-Global Navigation Satellite Systems: GPS, GLONASS, GALILEO & more. Springer, 2008: 372-373
- [2] Bar-Shalom Y, Campo L. On the track-to-track correlation problem. IEEE Transaction on Automatic Control, 1981, 26(2): 571-572
- [3] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 241-245
- [4] Sun Shuli, Deng Zili. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter. Automatic, 2004, 40: 1017-1023
- [5] Elliott D. Kaplan, Christopher J. Hegarty. Understanding GPS Principles and Applications(Second Edition). Artech House, INC., 2006: 47-50
- [6] Oliver Montenbruck, Eberhard Gill. Satellite Orbits Models, Methods, and Applications. Springer, 2000: 53-112
- [7] C. E. Velez, A. J. Fuchs. Goddard Trajectory Determination System Mathematical Theory. National Aeronautics and Space Administration/Goddard Space Flight Center, 1989: 128-205