

GALILEO 搜救定位处理的分布式数据融合方法*

宋叶志^{1,2†} 徐 劲¹

(1 中国科学院紫金山天文台 南京 210008)

(2 中国科学院研究生院 北京 100049)

摘要 对遇险目标搜索救援的支持是 GALILEO 全球卫星导航系统的一项重要民用服务. 文章介绍了 GALILEO 搜索救援子系统 (SAR) 定位的基本原理. 在 GALILEO SAR 中测量量为时间信号与频率信号, 文章详细地给出了两种测量信号的定位方法. 基于多传感器信息融合技术, 对搜索救援系统中不同测量信号进行综合状态估计. 在仿真计算中, 采用带噪声的模拟测量数据进行定位, 数值计算的结果显示基于多传感器数据融合方法的综合状态估计是可靠的.

关键词 卫星, 方法: 数据分析, 技术: 其它诸多方面

中图分类号: P 128; **文献标识码:** A

1 引言

GALILEO 搜救系统由用户信标机、导航卫星和地面处理终端 (MEOLUT) 组成. GALILEO 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 406~406.1 MHz 频段发出的遇难警报. SAR 转发器将增加一定频率后在 L 波段把此信息再广播到指定的地面站. 地面处理终端根据接收到的信号到达时间与到达频率, 由 COSPAS-SARSAT 任务控制中心完成遇难警报发射信标的位置确定.

一般用户在遇险后会多次发射求救信号, 频率约为 1/60~0.02 Hz. 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地提高定位精度. GALILEO 系统将可能在全球布多个 MEOLUT, 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, 则可以更进一步地提高定位精度.

时间测量 (对应于伪距方程) 与多普勒测量都可以单独实现对用户定位, 这里将采用分布式数据融合方式对两种测量手段进行状态融合估计. 一般而言, 状态融合估计方法可以分为集中式与分布式融合方法. 集中式融合方法是合并所有传感器的量测方程组成

2009-04-27 收到原稿, 2009-05-25 收到修改稿

* 科技部 863 课题 (2007AA12Z345) 资助

† syz@pmo.ac.cn

一个增广的量测方程, 然后与状态方程联立可以得到集中式融合估计滤波器. 分布式融合滤波器是对由各传感器得到的局部滤波器加权后所得的融合滤波器. 集中式融合虽然理论上可以获得全局最优融合估计, 但是计算量大、系统的容错性比较差. 因此本文给出了一种在实际使用过程中可采用的分布式数据融合方法. 分布式滤波用加权局部滤波状态估计得到融合状态估计, 计算负担小、容错性强, 容易进行故障诊断和分离, 但缺点是融合估计是局部最优、全局次优的. 就搜救系统而言, 采用分布式数据融合方式相对于集中式数据融合方式有以下优点:

- (1) 如果采用分布式数据融合方式, 当部分测量资料异常时, 在子系统解算时很容易检测到, 而集中式数据融合方式则难以发现;
- (2) 如果采用集中式数据融合方式, 每增加 1 次测量资料, 方程增加 $2n$ (n 颗卫星的时间与频率信号) 个. 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, 计算将失败或严重影响计算结果;
- (3) 如果采用集中式数据融合方式, 每增加 1 次测量数据需要把测量数据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 1 次数据就需要修改方程函数以及雅克比矩阵函数;
- (4) 如果采用集中式数据融合方式, 在计算中, 每增加 1 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计算一次方程函数及雅克比矩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.

分布式数据融合方式作为一种次优融合, 虽然有可能损失一点精度, 但具有数据处理灵活、系统的容错性强、计算效率高等优点. 如果对状态量的先验信息未知且系统过程噪声未知, 则最优融合与次优融合是等价的^[1].

2 伪距与多普勒定位基本原理

2.1 伪距定位原理

伪距定位的基本方程为

$$c(t^j - \tau^k) = |\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^j| + |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m| + \varepsilon, \quad (1)$$

其中 c 为光速, τ^k 为用户第 k 次求救时刻, \mathbf{r}_u 为用户位置, \mathbf{r}_m 为 MEOLUT 坐标, \mathbf{r}_s^j 为第 j 颗卫星星历, t^j 为用户发射的信号经过第 j 颗卫星转发后到达 MEOLUT 的时间. ε 为各种误差源, 主要包括对流层、电离层对信号传播的影响、导航卫星星历误差、相对论效应的影响等. 由于本文主要侧重于对搜救定位处理数据融合方法的研究, 在计算过程中暂时没有考虑这些系统误差, 仅考虑了测量量的随机差.

(1) 式中待估量有用户求救地点 \mathbf{r}_u 及用户求救时刻 τ^k . 原则上如果有 4 颗卫星就可以实现对用户的定位, 但实际上如果卫星多于 4 颗则可以采用最小二乘法进行估计.

令 $\mathbf{X} = (\mathbf{r}_u, \tau^k)^T$, 可以把 (1) 式写为标准的非线性方程组

$$F(\mathbf{X}) = |\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^j| + c\tau^k - ct^j + |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m| + \varepsilon. \quad (2)$$

写成标准方程后对方程函数 $F(\mathbf{X})$ 多元泰勒展开, 保留线性方程, 然后对超定线性方程作高斯 - 马尔可夫估计, 反复迭代即可. 其雅克比矩阵为

$$F'(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \frac{x_u - x_{s1}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s1}|} & \frac{y_u - y_{s1}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s1}|} & \frac{z_u - z_{s1}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s1}|} & c \\ \frac{x_u - x_{s2}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s2}|} & \frac{y_u - y_{s2}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s2}|} & \frac{z_u - z_{s2}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{s2}|} & c \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_u - x_{sn}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{sn}|} & \frac{y_u - y_{sn}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{sn}|} & \frac{z_u - z_{sn}}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_{sn}|} & c \end{pmatrix}. \quad (3)$$

如果时间测量的精度比较低, 则定位精度相应地也会比较低, 尤其是对于卫星数目比较少的情況.

2.2 多普勒定位原理

多普勒定位的基本方程为

$$\left\{ f^k \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^j (\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_u)}{c |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_u|} \right] + \Delta F \right\} \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^j (\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m)}{c |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m|} \right] = FOA^j, \quad (4)$$

其中 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 MEOLUT 接收到的频率, \mathbf{v}_s^j 为第 j 颗卫星速度.

(4) 式中, 待估计的量为用户位置 \mathbf{r}_u 及用户发射的电磁波频率 f^k . 虽然各种定位手段不一样, 但就数学原理而言, 没有本质不同. 可以把 (4) 式写为标准的非线性方程组

$$F(\mathbf{X}) = \left\{ f^k \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^j (\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_u)}{c |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_u|} \right] + \Delta F \right\} \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^j (\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m)}{c |\mathbf{r}_s^j - \mathbf{r}_m|} \right] - FOA^j, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{X} = (\mathbf{r}_u, f^k)^T$.

写成标准方程后就可以采用超定非线性方程组的高斯 - 牛顿方法进行计算. 多普勒定位方式中的雅克比矩阵比较复杂, 这里给出该矩阵第 i 行各元素. 设偏导数矩阵为 [2]

$$F'(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & a_{i3} & a_{i4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & a_{n4} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

其中

$$\begin{cases} a_{i1} = \frac{f}{c} \frac{v_{sx}^i |\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i| - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|} (x_u - x_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|^2} \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m)}{c|\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m|} \right] \\ a_{i2} = \frac{f}{c} \frac{v_{sy}^i |\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i| - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|} (y_u - y_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|^2} \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m)}{c|\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m|} \right] \\ a_{i3} = \frac{f}{c} \frac{v_{sz}^i |\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i| - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|} (z_u - z_s^i)}{|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|^2} \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m)}{c|\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m|} \right] \\ a_{i4} = \left[1 + \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i)}{c|\mathbf{r}_u - \mathbf{r}_s^i|} \right] \left[1 - \frac{\mathbf{v}_s^i(\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m)}{c|\mathbf{r}_s^i - \mathbf{r}_m|} \right] \end{cases}, \quad (7)$$

该矩阵每一行描述一颗卫星及其转发信号的相关信息. 在计算过程中, 如果出现矩阵 $[\mathbf{F}'(\mathbf{X})^T \mathbf{F}'(\mathbf{X})]$ 条件数很坏的情况, 一般迭代将会失败, 计算不能进行下去, 这时可以采用 Levenberg-Marquardt 提出的增加阻尼因子方法改善该矩阵的条件数, 使计算更稳定 [3].

3 多传感器按矩阵加权最小方差最优融合算法

多传感器信息融合估计是信息融合学科中一个重要的研究领域. 状态融合方法分为集中式与分布式融合方法. 集中式融合虽然理论上可以获得全局最优融合估计, 但是计算量大、系统的容错性较差, 所以一般多用于理论分析, 在实际使用中多采用分布式融合滤波器.

设待估计的状态量 $\mathbf{x} \in R^n$, 现有 L 个传感器, 基于这些传感器的无偏估计为 $\hat{\mathbf{x}}_i, i = 1, \dots, L$, 估计误差 $\tilde{\mathbf{x}}_i = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_i$ 的方差阵 $\mathbf{P}_i = E[\tilde{\mathbf{x}}_i \tilde{\mathbf{x}}_i^T]$ 和互协方差阵可以根据观测资料的信息经过最优估计得到. 现寻求状态量按矩阵加权无偏融合估计 $\hat{\mathbf{x}}_0, E[\hat{\mathbf{x}}_0] = E[\mathbf{x}]$,

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \sum_{i=1}^L \mathbf{A}_i \hat{\mathbf{x}}_i.$$

在线性最小方差意义下, 选择 $\mathbf{A}_i (n \times n)$ 极小化融合估计误差分量的均方和

$$J = E[\tilde{\mathbf{x}}_0^T \tilde{\mathbf{x}}_0],$$

等价于

$$J = \text{tr} \mathbf{P}_0, \mathbf{P}_0 = E[\tilde{\mathbf{x}}_0 \tilde{\mathbf{x}}_0^T].$$

由局部估计和融合估计的无偏性, 引出约束条件

$$\sum_{i=1}^L \mathbf{A}_i = \mathbf{I}_n,$$

\mathbf{I}_n 为 $n \times n$ 阶单位阵. 融合误差表达式为

$$\tilde{\mathbf{x}}_0 = \sum_{i=1}^L \mathbf{A}_i \tilde{\mathbf{x}}_i.$$

引入待定矩阵

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_n],$$

定义矩阵 \mathbf{P} 以 \mathbf{P}_{ij} 为第 (i, j) 元素组成的分块矩阵, 即

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \dots & \mathbf{P}_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{L1} & \dots & \mathbf{P}_{LL} \end{bmatrix},$$

则性能指标可以简写为

$$J = \text{tr} \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{A}^T.$$

约束条件可以写为

$$\mathbf{A} \mathbf{e} = \mathbf{I}_n, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{I}_n \end{bmatrix}.$$

至此问题归结为求约束条件下矩阵 \mathbf{A} 极小化性能指标.

上述问题可以采用一般的拉格朗日乘法法进行处理, 详细的推导过程可以参阅相关文献 [4], 这里不再赘述.

经过推导有如下结论, 基于 L 个传感器的随机向量的 L 个无偏估计为 $\hat{\mathbf{x}}_i$, 已知估计误差协方差阵 $\mathbf{P}_{ij}, i, j = 1, \dots, L$, 最优加权阵为

$$\mathbf{A} = (\mathbf{e} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{e})^{-1} \mathbf{e}^T \mathbf{P}^{-1}.$$

最优融合估计误差方差阵为

$$\mathbf{P}_0 = (\mathbf{e} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{e})^{-1}.$$

并且有 $\mathbf{P}_0 \leq \mathbf{P}_i, \text{tr} \mathbf{P}_0 \leq \text{tr} \mathbf{P}_i, i = 1, \dots, L$. 如果 $\mathbf{P}_{ij} = \mathbf{0} (i \neq j)$, 则最优加权阵为

$$\mathbf{A}_i = \left(\sum_{i=1}^L \mathbf{P}_i^{-1} \right) \mathbf{P}_i^{-1}.$$

最优融合误差方差阵为

$$\mathbf{P}_0 = \left(\sum_{i=1}^L \mathbf{P}_i^{-1} \right)^{-1}.$$

同样有 $\mathbf{P}_0 \leq \mathbf{P}_i, \text{tr} \mathbf{P}_0 \leq \text{tr} \mathbf{P}_i, i = 1, \dots, L$.

4 卫星轨道数据的产生

GALILEO 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° 的轨道面. 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 [5], 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. 轨道半长轴 $a = 29600.318$ km, 偏心率为 $e = 0.002$.

卫星轨道数据可以根据 GALILEO 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.

5 数据融合定位算例

5.1 单站多传感器、多时刻资料定位算例

定位精度受测量精度影响, 如果测量数据精度不高且数据又比较少, 那么一般而言定位结果不会太理想. 用户发射信号被卫星接收到并向地面转发的卫星数量毕竟有限, 这就限制了数据的冗余度. 用户一般在第 1 次求救之后, 经历一定的时间间隔后, 会多次发射求救信号, 这就给定位带来更丰富的资料信息. 如果采用简单机械的对所有数据作一次整体处理, 这不太可取. 每增加 1 次资料则在定位求解时自变量都会增加, 因为每次的发射时间与频率都是不同的. 由此, 每增加 1 次资料需要重新编写方程函数与偏导数矩阵, 尤其是偏导数矩阵很大的时候, 计算效率和精度都会下降. 鉴于此, 可以采用第 3 节介绍的按矩阵加权线性最小方差融合的方法进行数据融合估计. 实算表明, 这样的融合方式是可靠的.

在数据仿真中, 假设 MEOLUT 在北京, 用户在南京. 用标准差为 $7 \mu\text{s}$ 的高斯分布噪声加入时间测量数据. 测量精度比较低, 光信号在 $7 \mu\text{s}$ 的时间传播距离约 2.1 km, 但测量数据经过雅克比矩阵后会被放大. 测量数据噪声的统计信息对定位结果将起显著的影响.

在频率仿真数据中, 将标准差为 0.1 Hz 的高斯分布噪声加入测量数据. 在仿真数据中假设用户发射的频率为 406 MHz, 卫星增发的频率为 1 140 MHz.

设用户发射求救信号 7 次, 每次被数目不等的卫星接收到并转发到地面站, 每次的信号包括时间信号和频率信号. 每次发射信号的时间是不同的, 频率也是不同的.

在数据融合过程中, 先对各子系统进行状态估计, 然后从估计的误差方差阵中提取三维估计误差方差阵. 如果时间测量及频率测量误差都是零均值的高斯分布并且各次测量误差相互独立, 则三维误差 $d\mathbf{R} = (dx, dy, dz)^T$ 的分布函数为

$$f_{d\mathbf{R}}(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} \{\det[\text{cov}(d\mathbf{R})]\}^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{u}^T [\text{cov}(d\mathbf{R})]^{-1} \mathbf{u}\right\}, \quad (8)$$

其中 $\mathbf{u} = (x, y, z)^T$, $\text{cov}(d\mathbf{R})$ 为三维估计的误差协方差阵, \det 为方差阵的行列式.

图 1 中给出了在给定的时间测量与频率测量精度下, 三维定位的精度估计. 图中 3 种颜色分别对应于单次的伪距定位三维误差标准差 $\sigma_P(p)$ 、频率定位三维误差标准差 $\sigma_P(d)$ 以及各次数据融合后的三维误差标准差 $\sigma_P(f)$. 其中

$$\sigma_P(p) = \sqrt{\sigma_X^2(p) + \sigma_Y^2(p) + \sigma_Z^2(p)} = \sigma_0(p) PDOP(p), \quad (9)$$

$$\sigma_P(d) = \sqrt{\sigma_X^2(d) + \sigma_Y^2(d) + \sigma_Z^2(d)} = \sigma_0(d) PDOP(d), \quad (10)$$

$$\sigma_P(f) = \sqrt{\sigma_X^2(f) + \sigma_Y^2(f) + \sigma_Z^2(f)}, \quad (11)$$

$\sigma_0(p)$ 为时间测量误差的标准差, $PDOP(p)$ 为其对应的三维位置的精度因子. $\sigma_0(d)$ 为频率测量误差的标准差, $PDOP(d)$ 为其对应的三维位置的精度因子.

从图 1 中可以直观地看出, 单次定位中频率定位精度要高于伪距定位精度, 这是由测量资料精度所决定的, 其中伪距定位三维误差标准差约 2~9 km, 而频率定位的三维误差标准差约 1~2 km. 如果定位时刻精度因子较差, 且测量误差较大, 则单次定位结果会很不理想. 理论上数据融合后的精度要高于任何一次单独定位的精度, 这也在图中得到验证.

图 2 给出了一次典型的定位三维误差事后比较. 从图 2 中可以看出事后误差的比较并不完全符合精度估计的结果, 这样的情况是允许的, 而且是很常见的现象. 如某一次仿真数据所加的随机噪声接近 0, 那么该组资料单独定位的精度会非常高, 但在数据融合过程中, 并不会因为这组资料严格精确, 而给这组资料的权重为无限大, 事实上在实际测量中, 不知道测量资料的真值. 数据融合的结果相对比较稳定, 即使资料比较差, 融合的结果依然能保持比较好的定位精度.

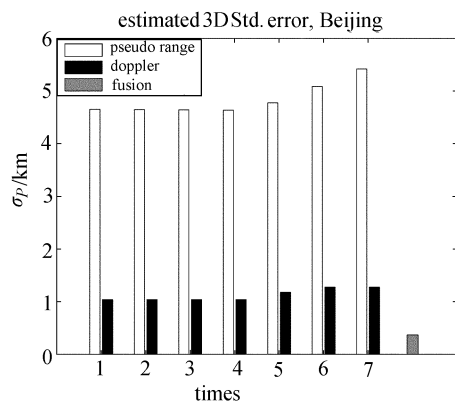


图 1 MEOLUT 为北京站时的三维估计误差标准差
Fig.1 The estimated 3D standard errors with MEOLUT at Beijing

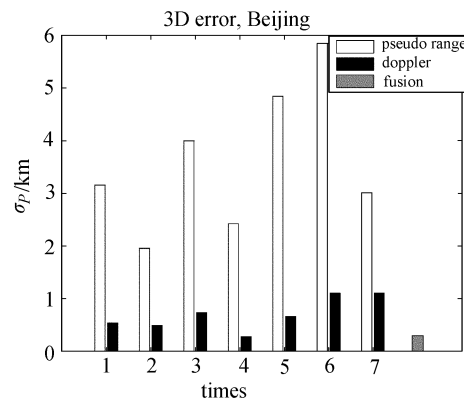


图 2 MEOLUT 为北京站时的三维误差事后比较
Fig.2 The post-hoc comparison of 3D errors with MEOLUT at Beijing

5.2 双站联合定位算例

在数值仿真中, 选择 MEOLUT 在北京和西班牙的巴塞罗那两站进行联合定位. 在仿真中, 假设用户发射 7 次信号, 其中 4 次被卫星接收并成功转发到巴塞罗那站. 这些卫星可以与转发到北京站的卫星相同或者不同. 对各组时间与频率测量信号分别加噪声污染, 每组资料估计量中都有其它一些状态量, 从估计量的方差阵中提取用户目标位置信息, 进行数据融合. 在仿真数据的产生中, 假设用户所处位置为南京.

图 3 为巴塞罗那站定位的三维估计误差. 图 3 中 3 种颜色分别对应于巴塞罗那处理站单次的伪距定位、频率定位及单站数据融合定位的三维误差标准差. 从图中可以看出其定位结果类似于北京处理站的单站定位情况. 其中频率定位结果明显高于伪距定位

结果, 而单站数据融合后的结果则高于任何一次单独定位结果. 图 4 为典型的事后误差比较. 允许部分定位精度高于融合精度, 但如果资料足够地多, 事后融合精度趋近于估计的融合精度.

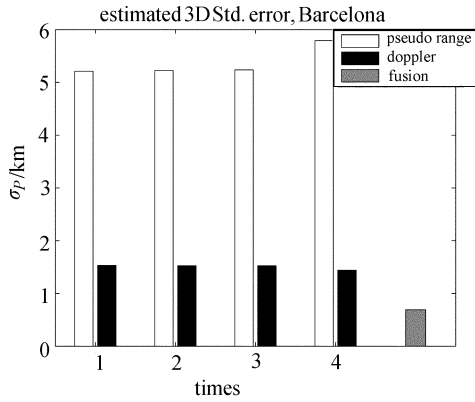


图 3 MEOLUT 为巴塞罗那站时的三维估计误差标准差

Fig.3 The estimated 3D standard errors with MEOLUT at Barcelona

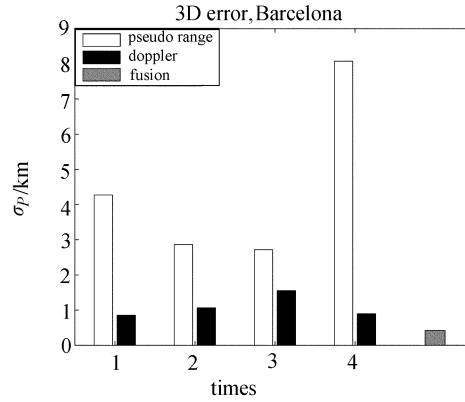


图 4 MEOLUT 为巴塞罗那站时的三维误差事后比较

Fig.4 The post-hoc comparison of 3D errors with MEOLUT at Barcelona

图 5 为北京处理站数据融合三维估计误差标准差 $\sigma_P(Bj)$ 、巴塞罗那处理站数据融合三维估计误差标准差 $\sigma_P(Ba)$ 以及双站数据融合三维估计误差 $\sigma_P(fd)$. 其中

$$\sigma_P(Bj) = \sqrt{\sigma_X^2(f, Bj) + \sigma_Y^2(f, Bj) + \sigma_Z^2(f, Bj)}, \quad (12)$$

$$\sigma_P(Ba) = \sqrt{\sigma_X^2(f, Ba) + \sigma_Y^2(f, Ba) + \sigma_Z^2(f, Ba)}, \quad (13)$$

$$\sigma_P(fd) = \sqrt{\sigma_X^2(f, d) + \sigma_Y^2(f, d) + \sigma_Z^2(f, d)}. \quad (14)$$

因北京处理站获得的测量数据较多, 数据冗余度更大, 所以其估计精度要高于巴塞罗那处理站的估计精度. 图 6 为三维误差的事后比较, 从图中可以看出三维误差的事后结果与估计结果还是比较接近的. 双站联合定位估计精度明显高于单站估计精度.

虽然在仿真数据中, 选择了 7 次仿真资料, 但就统计学观点而言, 数据越多其统计估计信息特征才越明显. 如果数据量比较少的话, 往往并不能说明问题, 甚至出现与期望相反的情况.

6 结论

文章给出了 GALILEO 搜救系统的两种定位方式, 并采用数据融合的原理进行状态估计, 计算结果显示分布式融合方法是可靠的. 如果给定时间测量精度为 $7 \mu\text{s}$, 则单次的定位精度为千米量级. 给定频率测量精度为 0.1 Hz , 则单次频率定位精度约为 $0 \sim 2 \text{ km}$.

采用单站数据融合时, 如果测量数据较多, 则定位较高, 数据比较少时, 精度略低. 双站定位精度会更高一些, 一般优于 0.3 km.

理论上而言, 数据融合方法优于任何一次单独的状态估计, 并且优于总数据子集的数据融合状态估计. 当然, 更重要的是数据融合估计方法增强了系统的稳定性, 当部分数据结果不理想时, 依然会给出比较稳定的状态估计.

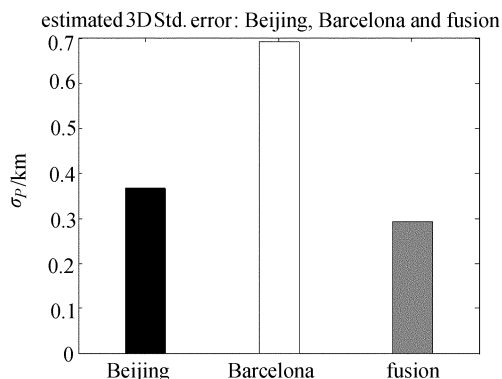


图 5 双站联合定位三维估计误差标准差

Fig. 5 The estimated 3D standard errors of bistatic joint positioning

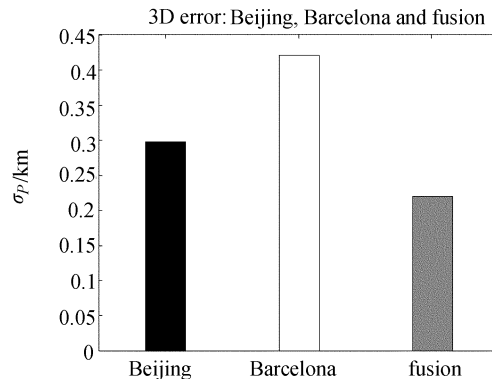


图 6 双站联合定位三维误差事后比较

Fig. 6 The post-hoc comparison of 3D errors of bistatic joint positioning

本文关于搜救定位精度的分析结果在仅考虑测量量的随机差情况下得到. 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存在一定差异, 将在以后的工作中展开进一步地深入研究.

致谢 感谢中国空间技术研究院的张云杰女士以及刘绍波先生提供相关资料.

参 考 文 献

- [1] 何友, 王国宏, 陆大金, 等编. 多传感器信息融合及应用. 第 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2007: 251-260
- [2] 宋叶志, 贾东永. MATLAB 数值分析及应用. 北京: 机械工业出版社, 2009: 442-445
- [3] 高惠璇. 统计计算. 北京: 北京大学出版社, 1995: 386-390
- [4] 邓自立. 信息融合滤波理论及其应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2007: 274-279
- [5] Elliott D K, Christopher J H. 寇艳红译. GPS 原理与应用. 第 2 版. 电子工业出版社, 2007: 34-35

Distributed Data Fusion in GALILEO SAR Orientation

SONG Ye-zhi^{1,2} XU Jin¹

(1 *Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008*)

(2 *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049*)

ABSTRACT Supporting searching and rescuing for the objects in danger is a very important civil service of Galileo Navigation Satellite System. This paper introduces the basic principles of the subsystem SAR of the GALILEO searching and rescuing system. It describes the orientation method for these two kinds of measurement signals in detail. Based on the multi-sensor data fusion technology, we make an integrated state estimation on different measurement signals of the SAR system. In the simulated calculations, we use the measurement data with the noise to orient. The calculated results show that basing on the multi-sensor data the integrated state estimation is reliable.

Key words satellites, methods: data analysis, techniques: miscellaneous