

文章编号:1004-9037(2012)01-0013-07

多站虚拟量测变换均值无源定位算法

何 友 王本才

(海军航空工程学院信息融合技术研究所,烟台,264001)

摘要:在多站无源均值定位算法中,为了解决部分传感器间夹角过大或过小所导致的定位精度下降问题,提出一种基于虚拟量测变换的多传感器管理无源定位算法。首先在全局坐标系下分析了传感器间夹角对误差几何稀释度(GDOP)的影响,进而得到双站获得较好定位精度的夹角约束关系;其次针对不满足该约束关系的传感器组合提出一种虚拟量测变换定位算法,通过空间管理的方法达到对传感器的优化布站,并结合算法的实施步骤对其原理及特点进行了理论分析,尤其对变换前后的交点精度进行了比较。仿真结果表明虚拟量测算法的定位精度要明显优于均值算法,进而说明该算法的有效性及其在传感器管理在多站无源定位中的重要作用。

关键词:无源定位;参考点;传感器管理;误差几何稀释度;虚拟量测

中图分类号:TN953⁺.5;TN953⁺.7

文献标识码:A

Multi-Sensor ME Passive Localization Algorithm Based on Virtual Measurement Transform

He You, Wang Bencai

(Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, 264001, China)

Abstract: A multi-sensor management passive localization algorithm based on virtual measurement transform (VMT) is presented to solve the localization precision descending problem in mean estimation (ME) algorithm when the cut angles between partial sensor pairs are too small or big in a multi-sensor system. The effect of cut angle on the geometric dilution of precision (GDOP) is firstly analyzed in global coordinate system, and the cut angle restriction relationship is obtained, from which the better localization precision of dual-sensor system can be achieved. Then, the VMT localization algorithm is presented when certain sensor pairs do not satisfy the above restriction relationship, which can deploy sensor in an optimal way by means of sensor space management. The principle and characteristics of the algorithm are analyzed, especially the intersection precision after and before transform are compared with the perspective of GDOP. Simulation results indicate that the performance of VMT algorithm excels that of ME algorithm. It verifies the effectiveness of the algorithm and the important role of sensor management in multi-sensor passive localization.

Key words: passive localization; reference point; sensor management; geometric dilution of precision (GDOP); virtual measurement

引 言

多站无源定位由于具有定位精度高、定位速度快等优点^[1-3],在军事及民事等方面均有广泛的应用^[4-6]。均值估计(Mean estimation, ME)是一种经

典的多站无源定位算法。由Markov定理可知,该算法是一种均方误差最小意义下的无偏估计;在满足切比雪夫条件的情况下,算法具有估计的一致性^[7],即传感器数量越多算法的估计精度越高。但是工程实际表明,不同的传感器配置形式对ME算法的定位精度影响很大;尤其在传感器数量较多或

多目标情况下,该算法很难获得较好的定位精度。

有很多文献对多站无源定位的最佳配置形式进行了研究^[8-11],并能够在多机动传感器、固定目标的定位环境下得到较好应用;但就多固定传感器、机动目标,该最佳配置形式更多是作为约束条件以研究基于传感器选择的定位跟踪算法^[12-14]。因此对于多固定传感器,如何充分利用传感器与目标间的相对位置,进而研究基于传感器管理的定位算法是提高ME算法定位精度的关键。传感器管理的基本问题是为了达到诸如获得目标状态的精确估计等目的,在一定准则基础上实现对有限传感器资源的最优控制^[15];其中,多传感器的最佳配置及单传感器的航迹规划均属于传感器管理的研究内容。

在众多无源定位精度的衡量指标中,误差几何稀释度(Geometric dilution of precision, GDOP)能够将传感器与目标间的相对几何位置同定位精度联系在一起,并能够准确衡量前者对后者的影响程度^[16]。因此本文在无源只测角(Bearing-only, BO)定位背景下,首先分析传感器与目标间的相对位置对GDOP的影响,为提高ME算法的定位精度奠定理论基础;然后针对相对位置较差的传感器组合提出一种基于虚拟量测变换(Virtual measurement transform, VMT)的定位算法,通过传感器的空间管理的方法提高ME算法的定位精度。

1 夹角对双站GDOP的影响

在全球坐标系下共有 n 个固定同工传感器 $\mathbf{S}_i = (x_i, y_i)^T$,某一时刻测得目标 $\mathbf{X}_T = (x_T, y_T)^T$ 的方位角分别为 θ_i ;假设各方位角测量误差 $\bar{\theta}_i$ 相互独立,且 $\bar{\theta}_i \sim N(0, \sigma_{\bar{\theta}_i}^2)$ 。任选两传感器 $\mathbf{S}_i, \mathbf{S}_j$,则二者的交点 $\mathbf{X}_{ij} = (x_{ij}, y_{ij})^T$ 为

$$\begin{cases} x_{ij} = x_i + k_{ij} \cos \theta_i \\ y_{ij} = y_i + k_{ij} \sin \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$k_{ij} = \frac{(y_j - y_i) \cos \theta_j - (x_j - x_i) \sin \theta_j}{\sin(\theta_i - \theta_j)}$$

令 $\sigma_{\bar{\theta}_i} = \sigma_{\bar{\theta}_j} = \sigma_{\bar{\theta}}$,则 $\mathbf{S}_i, \mathbf{S}_j$ 在全球坐标系下的GDOP为^[17]

$$G_{ij} = \frac{\kappa \sigma_{\bar{\theta}}}{\sin^2(\theta_j - \theta_i)} \quad (2)$$

其中

$$\kappa = \sqrt{\begin{aligned} & (y_j - y_i)^2 (\cos^2 \theta_j + \cos^2 \theta_i) + \\ & (x_j - x_i)^2 (\sin^2 \theta_j + \sin^2 \theta_i) - \\ & (y_j - y_i)(x_j - x_i)(\sin 2\theta_j + \sin 2\theta_i) \end{aligned}}$$

将 $\mathbf{S}_i, \mathbf{S}_j$ 的方位线夹角记为 $\theta_j - \theta_i = \Delta\theta_{ij}$;则传感器与目标间的相对几何位置主要体现在该项上。当 $\Delta\theta_{ij}$ 接近0或 π 时,有

$$\lim_{\Delta\theta_{ij} \rightarrow 0(\pi)} G_{ij} = \infty \quad (3)$$

这表明当两传感器间的夹角过大或过小时,双站系统(或相应交点)无法获得较好的定位精度。这可以用来解释双站基线区域及基线两侧区域GDOP较差的原因。相对于基线,当目标位于基线区附近时,一个传感器的方位角为锐角,而另一个为钝角,导致两传感器间夹角接近 π ;同理在基线两侧区域,两个方位角同时为锐角或钝角,导致两传感器间夹角接近0。因此由式(3)可知,上述两个区域的定位精度均较差(详见文献[18]中的图4与图5)。相反,如果上述夹角的绝对值不小于某一锐角,同时不大于某一钝角,即

$$\Delta\theta_{\text{low}} \leq |\Delta\theta_{ij}| \leq \Delta\theta_{\text{up}} \quad (4)$$

则可以确保系统能够获得较高的定位精度,且将 $\Delta\theta_{\text{up}}, \Delta\theta_{\text{low}}$ 分别称之为夹角的上、下门限。

夹角门限一般可以通过系统所允许的最差定位精度 G_0 来确定。将 G_0 代入式(2)中,可得

$$\Delta\theta_{\text{low}} = \arcsin \sqrt{\kappa \sigma_{\bar{\theta}} / G_0} \quad (5)$$

同时定义

$$\Delta\theta_{\text{up}} = \pi - \Delta\theta_{\text{low}} \quad (6)$$

由式(5,6)可知,在 G_0 一定的情况下,夹角上下门限随着传感器位置、目标位置及测量精度的变化而相应改变。因此在多站无源定位的某些场景中,该门限值可以根据经验粗略地选取。

2 基于ME的VMT定位算法

假设所有传感器的方位线均相交,则 n 个传感器最多有 $C_n^2 \triangleq N$ 个交点;多站ME定位算法即是取所有交点的均值作为目标的估计位置,即

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \mathbf{X}_{ij} \quad (7)$$

由式(3)可知,若式(7)中所有交点的夹角均满足式(4)范围时,则ME算法一定能够获得较高的定位精度。但在实际定位中,由于目标出现位置的随机性(尤其在多目标或传感器数量较多情况下),该条件对于所有交点而言很难满足。因此仅就单目标环境而言,基于部分传感器间夹角过大或过小的事实,如何有效利用式(4)是提高ME算法定位精度的关键。根据该思想,本文提出一种基于VMT

的传感器管理无源定位算法。

2.1 算法介绍

以传感器 $S_i (i=1, \dots, n-1)$ 为基准传感器, 按照式(4)依次检测 S_i 与 $S_j (j=i+1, \dots, n)$ 间的夹角 $\Delta\theta_{ij}$ 。如果该式成立, 则利用式(1)求得目标交点; 否则, $|\Delta\theta_{ij}|$ 或者小于 $\Delta\theta_{low}$ 或者大于 $\Delta\theta_{up}$ 。

2.1.1 夹角小于下限时

假设 $x_i < x_j$, 则 VMT 方法如图 1 所示。首先, 由 ME 算法或 LS (Least square) 算法选取一关于目标位置的参考点 $X_0 = (x_0, y_0)^T$; 假设 $X_0 \in U(X_T, \delta)$, 即 X_0 位于目标位置 X_T 的 δ 邻域内。设置两传感器间最优夹角 $\Delta\theta_{opt}$, 且 $\Delta\theta_{opt}$ 满足

$$\Delta\theta_{low} \leq \Delta\theta_{opt} \leq \Delta\theta_{up} \quad (8)$$

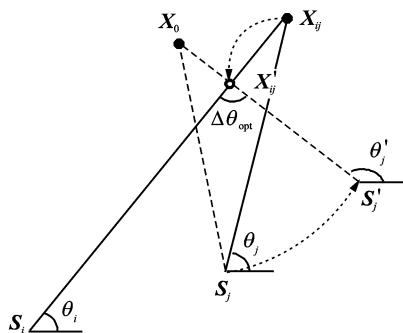


图 1 当 $|\Delta\theta_{ij}| < \Delta\theta_{low}$ 时的 VMT 方法

此时将 S_j 以 X_0 为圆心、以 $\|X_0 - S_j\|$ 为半径逆时针旋转至 $S'_j = (x'_j, y'_j)^T$, 使得 S'_j 对于 X_0 的量测 θ'_j 满足

$$\theta'_j - \theta_i = \Delta\theta_{opt} \quad (9)$$

即 S_i, S'_j 间的夹角为最优; 并由式(10)求得 S'_j 的坐标

$$\begin{cases} (x_0 - x'_j)^2 + (y_0 - y'_j)^2 = \\ (x_0 - x_j)^2 + (y_0 - y_j)^2 \\ \tan\theta'_j = \frac{y_0 - y'_j}{x_0 - x'_j} \end{cases} \quad (10)$$

然后可由式(1)方法得到 S_i 与 S'_j 的交点 X'_{ij} 的坐标。对于图 1, 该交点位于 $S'_j X_0$ 上。由于 X_0 与 X_T 的距离非常接近, 因此 θ_i, θ_j 可近似看作 S_i, S_j 关于 X_0 的方位角。将 S_j 变换为 S'_j 后, S_i, S'_j 间的夹角是最优的, 而 S_i, S_j 间的夹角是一个非常小量。根据式(3)的分析, X'_{ij} 的精度必定要优于 X_{ij} 。因此, 在式(7)的 ME 算法中可以用 X'_{ij} 代替 X_{ij} 。

显然, 由式(10)可以得到两个 S'_j 。其中一个如图 1 所示; 另一个位于 $X'_{ij} X_0$ 的延长线上, 并用 S''_j 表示。 S''_j 同 S'_j 与 X_0 具有相同的距离, 即

$$\|S''_j - X_0\| = \|S'_j - X_0\| \quad (11)$$

由图 1 可知, 无论将 S_j 逆时针旋转至 S'_j 还是顺时针旋转至 S''_j , X_0 及式(9)可以保证 S'_j, S''_j 能够与 S_i 获得相同的 X'_{ij} 。因此, 在 VMT 方法中可以选择式(10)的任意一个解。

对于 S''_j , 其与 S_i 的最优夹角为 $\angle S_i X'_{ij} X_0$ 。因此有

$$\angle S_i X'_{ij} X_0 = \angle S_i X'_{ij} S'_j = \Delta\theta_{opt} \quad (12)$$

这表明

$$\Delta\theta_{opt} = \frac{\pi}{2} \quad (13)$$

在 2.3.2 节的分析中可以再次得到该结论。需说明的是, 该最优夹角仅适用于 VMT 定位算法, 不同于两传感器间可以获得最佳定位精度的最优夹角。

2.1.2 夹角大于上限时

VMT 的方法如图 2 所示。将 S_j 顺时针旋转至 S'_j , 且就该图, X'_{ij} 位于 $S'_j X_0$ 的延长线上; 其余工作同 2.1.1 节。

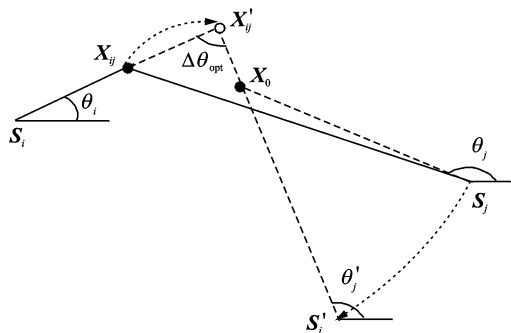


图 2 当 $|\Delta\theta_{ij}| > \Delta\theta_{up}$ 时的 VMT 方法

在 2.1.1 节及 2.1.2 节中若 $x_i > x_j$, 或者 $x_i = x_j$ 但是 $y_i \leq y_j$, 均可以用上述方法获得 X'_{ij} 。对于基准传感器 S_i , 如果有多个传感器与之不满足式(4), 由于 X_0 和 $\Delta\theta_{opt}$ 均为常数, 因此 VMT 方法可以获得相同的 X'_{ij} 。方便起见, 对于该种情况只计算一次 X'_{ij} 即可。

如图 1, 2 中的箭头所示, VMT 方法实质上是将夹角不满足式(4)的传感器组合, 在 X_0 及 $\Delta\theta_{opt}$ 的约束条件下, 将 S_j 变换至 S'_j (或 S''_j), 从而使得 X_{ij} 相应变换至 X'_{ij} 。当所有传感器按照上述方法循环完毕后, 可由新交点集合 (包括 X_{ij} 和 X'_{ij}) 的均值作为目标的估计位置。由于该方法中 S'_j 并非真实的传感器, 因此称之为 S_j 的虚拟传感器。相应地, θ'_j 为虚拟量测; X'_{ij} 为 S_i, S'_j 的虚拟交点, 并将该算法称为 VMT 定位算法。

VMT 算法实质上仍然是一种 ME 算法。该算

法通过变换传感器量测的方法,实质上是对该传感器的位置进行变换,因此起到了传感器管理的作用;更进一步,VMT 算法通过传感器空间管理的方法可以达到对局部传感器组合的优化布站,进而能够提高 ME 算法的定位精度。直观上,VMT 算法能够使得过大或过小的夹角满足式(4)的夹角约束关系。

2.2 算法原理

2.2.1 几何关系分析

以图1为例,图3是图1的局部放大图。过 X_T 做 $S_i X_{ij}$ 的垂线,设垂足为 V ; \hat{X}'_{ij} 为 X_{ij} 在 $S_i X_{ij}$ 上关于 V 的对称点,即 $\Delta X_{ij} X_T \hat{X}'_{ij}$ 为等腰三角形。由于 $X_0 \in U(X_T, \delta)$,且由式(3)可知 X_{ij} 具有较差的定位精度,因此有

$$\|X_T - X_0\| \ll \|X_T - X_{ij}\| \quad (14)$$

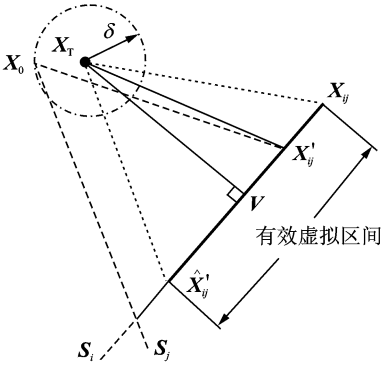


图3 图1的局部放大图

即 X_0 的精度要明显优于 X_{ij} 。理想情况下,VMT 算法应该达到

$$\|X_T - X'_{ij}\| < \|X_T - X_0\| \quad (15)$$

即对 X_{ij} 进行虚拟变换后,如果 X'_{ij} 的精度能够优于 X_0 ,则 ME 算法的定位精度肯定会得到提高。但由于算法实现上的困难,因此仅考虑

$$\|X_T - X'_{ij}\| < \|X_T - X_{ij}\| \quad (16)$$

成立即可。联合式(14,15)可知,式(16)所代表的 VMT 算法是一种次优算法。下面对该式(16)进行证明,给出如下命题:

命题 在 $S_i X_{ij}$ 上,只要 $X'_{ij} \in [\hat{X}'_{ij}, X_{ij}]$ (当 $\hat{x}_{ij} < x_{ij}$ 时),则有式(16)成立。

证明: 当 $X'_{ij} \in [V, X_{ij}]$ 时,在 $\text{Rt}\Delta X_T V X'_{ij}$ 中,一定有

$$0 < \angle X_T X'_{ij} V < \pi/2 \quad (17)$$

所以

$$\pi/2 < \angle X_T X'_{ij} X_{ij} < \pi \quad (18)$$

同理在 $\text{Rt}\Delta X_T V X_{ij}$ 中,一定有

$$0 < \angle X_T X_{ij} V < \pi/2 \quad (19)$$

联合式(18,19)可知在 $\Delta X_T X'_{ij} X_{ij}$ 中,有式(16)成立;当 $X'_{ij} \in [\hat{X}'_{ij}, V]$ 时,同理可证;当 $x_{ij} < \hat{x}_{ij}$ 时,同理可证。由该命题可知,虚拟交点的精度要高于真实交点的精度。

2.2.2 GDOP 分析

当 $\Delta\theta_{ij}$ 过大或过小时,在对 X_{ij} 进行虚拟变换前,其 GDOP 如式(3)所示;将 X_{ij} 变换为 X'_{ij} 后,将式(13)代入式(2)中,有

$$G'_{ij} \Big|_{\Delta\theta_{\text{opt}} = \pi/2} = L'_{ij} \sigma_\theta \quad (20)$$

其中, L'_{ij} 为 S_i, S'_j 间的基线距离。式(20)一方面表明,当目标位于以基线为直径的圆周上时,其 GDOP 是一个仅与基线距离及传感器测量误差有关的常量;另一方面,由于通常情况下 L'_{ij} 为有限值,因此比较式(3,20)可知:

$$G'_{ij} \Big|_{\Delta\theta_{ij} = \pi/2} \ll G_{ij} \Big|_{\Delta\theta_{ij} \rightarrow 0(\pi)} \quad (21)$$

式(21)表明 X'_{ij} 的定位精度要明显优于 X_{ij} 。因此,只要有多站中有传感器组合不满足式(4)的夹角约束关系,VMT 算法即可有效提高 ME 算法的定位精度。

2.3 算法特点

2.3.1 有效虚拟区间

(1)由 2.2.1 节中的命题可知,只要 X'_{ij} 位于以 V 为中心、以 $\|V - X_{ij}\|$ 为长度的对称区间内,VMT 算法即可提高目标的定位精度,因此称该区间为 S_i, S_j 的有效虚拟区间。

(2)在该区间内,当 $X'_{ij} = V$ 时, $\|X_T - X'_{ij}\|$ 具有最小值,因此 VMT 算法具有最佳的定位精度;反之,当 $X'_{ij} = X_{ij}(\hat{X}'_{ij})$ 时 $\|X_T - X'_{ij}\|$ 具有最大值,因此算法具有最差的定位精度。

(3)当 V 趋近于 X_{ij} 时,有效虚拟区间变小;特别地,当 $V = X_{ij}$ (即 $X_T X_{ij} \perp S_i X_{ij}$)时,有效虚拟区间长度为零。因此对于该 X_{ij} 来讲,VMT 算法无效。

2.3.2 参考点及最优夹角

(1)图3中,当 X_0 位于直线 $X_T V$ 下方的 $U(X_T, \delta)$ 时,只有 $\Delta\theta_{\text{opt}} > \pi/2$ 时才有可能使得 $X'_{ij} = V$ (由 2.3.1 节中的情况(2)可知,此时 VMT 算法的定位精度最佳)。同理,当 X_0 位于直线 $X_T V$ 上方的 $U(X_T, \delta)$ 时,只有 $\Delta\theta_{\text{opt}} < \pi/2$ 时才有可能使得 $X'_{ij} = V$;当 X_0 位于直线 $X_T V$ 上的 $U(X_T, \delta)$ 时,只有 $\Delta\theta_{\text{opt}} = \pi/2$ 时才能使得 $X'_{ij} = V$ 。由于 X_T 未知,则 X_0 位于直线 $X_T V$ 的何处未知,因此只有当

$$\delta \leq \|V - X_{ij}\| \quad (22)$$

且 $\Delta\theta_{\text{opt}} = \pi/2$ 时,才能保证 X'_{ij} 位于有效虚拟区间内。此处对最优夹角的分析同式(13)。

(2)由于 X_{ij} 的精度较差,其位于 S_i, S_j 形成的误差椭圆长轴方向的概率要远大于其位于短轴方向的概率(可见文献[19]中的图5,6或文献[20]中的图1,2)。因此不失一般性, $\|V - X_{ij}\|$ 具有一定的数值,即认为式(22)成立。

(3)由图3可知,当 $\Delta\theta_{\text{opt}} = \frac{\pi}{2}$ 时,排除 X_0 位于直线 $X_T V$ 上 $U(X_T, \delta)$ 的情况, $\|X_0 - X_T\|$ 越小,则 $\|X'_{ij} - V\|$ 越小,即VMT算法的定位精度越高。由此可见, X_0 的选取对VMT算法的精度影响较大。如2.1.1节所述,通常可以用ME,LS等算法获得 X_0 。

(4)不管 X_0 怎样选择, X'_{ij} 均在基准传感器的方位线上。

2.3.3 几种极限情况

(1) $n=2$ 时是多站无源定位中传感器数量最少的情况,此时仅有 X_{12} 一个交点。若 $\Delta\theta_{12}$ 不满足式(4)且应用ME算法获得 X_0 时,有 $X_0 = X_{12} = X'_{12}$ 成立,此时VMT算法、ME算法具有相同的定位精度;若 $\Delta\theta_{12}$ 满足式(4),则无法应用VMT算法。因此当 $n=2$ 时,VMT算法无效。

(2)当所有传感器间夹角均不满足式(4)时,此时VMT算法需要将所有交点变换为虚拟交点。但由于该算法对于某一基准传感器有多个传感器与其不满足式(4)的情况只按一个虚拟交点处理,因此VMT算法获得的交点数量将减少,且 n 越大减少的程度越大。例如当 $n=5$ 时,ME算法获得的交点数量为 $C_5^2=10$ 个,而VMT算法只获得4个交点。由于一般情况下交点数量越多ME算法的定位精度越高,此时VMT算法的定位精度应当劣于ME算法,因此VMT算法无效。但如果选择较好的参考点,VMT算法的精度仍会有较大提高。

(3)当所有传感器间夹角均满足式(4)时,由于所有交点均不需要变换,因此VMT算法无效。

排除极限情况下,VMT定位算法的流程图如图4所示。

3 仿真分析

假设传感器数量 $n=7$,其位置坐标如表1。

表1 传感器位置

传感器	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7
x/km	-60	-20	10	-80	30	50	-40
y/km	0	30	10	50	57	40	10

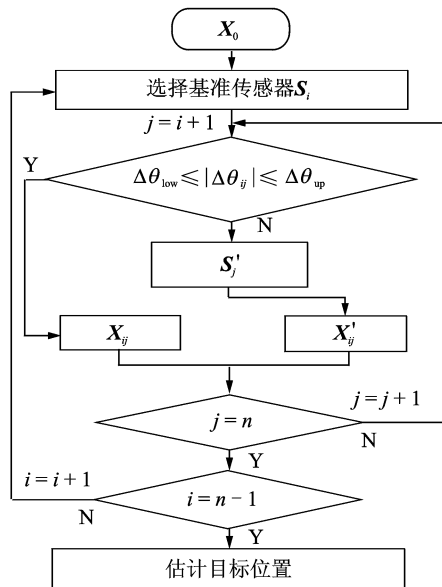


图4 VMT算法流程图

各传感器测角精度均为 $\sigma_\theta = 0.5^\circ$;目标沿 $y=70$ km做匀速直线运动,横轴运动范围是 $(-40, 0)$ km;以 S_1, S_3 为例,当 $X_T = (-20, 70)^T$ km时且设 $G_0 = 3$ km,根据式(5,6)可得 $\Delta\theta_{\text{low}} = 30^\circ, \Delta\theta_{\text{up}} = 150^\circ$,并将该值作为VMT算法的夹角门限;利用2.1.1节的分析结果,取 $\Delta\theta_{\text{opt}} = 90^\circ$ 。

3.1 参考点对定位精度的影响

利用前6个传感器对目标进行定位跟踪。 X_0 的选取分3种情况:(1)利用式(7)方法获得,并记为 $X_{01} = (x_{01}, y_{01})^T$; (2) $X_{02} = \left(\frac{x_{01} + x_T}{2}, \frac{y_{01} + y_T}{2}\right)^T$; (3) $X_{03} = (x_T, y_T)^T$,即 X_0 的精度依次升高(在实际定位中,目标的真实位置是未知的。此处,后两种参考点的选择只是为了说明问题起见)。3种情况均做3 000次Monte Carlo仿真,每次仿真100步;用均方根误差(RMS)衡量定位精度,其结果如图5所示。图中曲线VMT1, VMT2及VMT3分别表示上述3种情况下VMT算法的精度,可知:

(1)VMT算法的定位精度明显优于ME算法。在当前仿真条件下的跟踪结尾阶段,曲线VMT1, VMT2及VMT3分别提高约250, 275及300 m。该结果验证了VMT算法的有效性。

(2)VMT算法的定位精度同 X_0 的精度成正比。该结果验证了2.3.2节关于 X_0 的分析,即 X_0 的选取是影响算法精度的关键因素之一。同时,在整个跟踪阶段VMT1的精度与LS算法基本相同,而VMT2, VMT3的精度均优于LS算法。该结果进一步表明VMT算法的有效性。

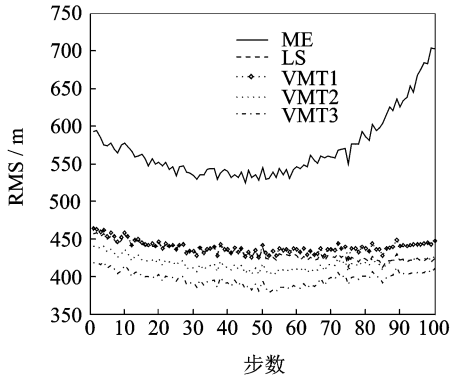


图5 参考点对VMT算法定位精度的影响

(3)同VMT1,VMT2相比,VMT3的精度最高。该结果验证了2.3.1节关于有效虚拟区间的分析,即当 $X'_{ij}=V$ 时算法具有最佳的定位精度。

3.2 对极限情况的讨论

分两种情况进行定位:(1)仅利用 S_1, S_2 ;(2)利用 S_1, S_2 及 S_7 。由式(7)方法获得 X_0 ,其他仿真条件同上节。在情况(2)中, $\Delta\theta_{12}, \Delta\theta_{17}$ 及 $\Delta\theta_{27}$ 的均值分别为29,11及18°,因此上述夹角均不满足式(4)。仿真结果如图6,7所示。由图可知:

(1)当 $n=2$ 时,VMT算法同ME算法具有相同的定位精度。该结果验证了2.3.3节情况(1)的

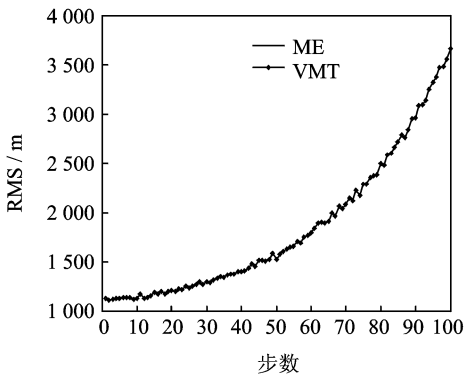


图6 情况(1)精度比较

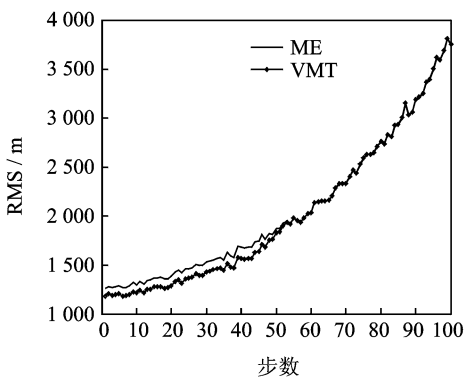


图7 情况(2)精度比较

分析。

(2)图7中二者的精度基本相同。该结果验证了2.3.3节情况(2)的分析,即VMT算法适用于部分传感器间夹角过大或过小的情况;对于所有夹角均满足或均不满足式(4)的情况,VMT算法无效。

对于VMT算法的其他特点,如有效虚拟区间长度为零、所有传感器间均满足式(4)等情况,均得到仿真结果的验证,不再另行给出结果。

4 结束语

本文提出的基于VMT的多站无源ME定位算法是一种次优的二次定位算法。在不增加传感器数量的情况下,该算法通过传感器空间管理的方法,以解决部分传感器间因夹角过大或过小所导致的定位精度严重下降问题,可以有效提高ME算法的定位精度。经大量仿真,可知VMT算法虽然属于ME算法,但其精度却明显优于后者且与LS算法相当,说明研究基于传感器管理的多站无源定位算法具有重要的理论意义和应用价值。但VMT算法的实际应用价值并不明显。这主要是由于ME算法的局限性(如引言所述),实际系统很少采用该算法进行定位。但就ME算法的定位精度能够达到LS算法的水平,VMT算法具有一定的理论价值,并能够为研究其他传感器管理算法提供参考。

参考文献:

- [1] Isler V, Bajcsy R. The sensor selection problem for bounded uncertainty sensing models[J]. IEEE Trans Autom Sci Eng, 2006, 3(4): 372-381.
- [2] 王鼎,张莉,吴瑛. 基于角度信息的结构总体最小二乘无源定位算法[J]. 中国科学F辑:信息科学, 2009, 39(6):663-672.
Wang Ding,Zhang Li, Wu Ying. The structured total least squares algorithm research for passive location based on angle information[J]. Sci China Ser F-Inf Sci, 2009, 39(6):663-672.
- [3] 李万春,魏平,肖先赐. 一种稳健的TDOA无源定位方法及其性能分析[J]. 中国科学F辑:信息科学, 2009, 39(4): 476-482.
Li Wanchun, Wei Ping, Xiao Xianci. A robust TDOA passive location method and its performance analysis[J]. Sci China Ser F-Inf Sci, 2009, 39(4): 476-482.
- [4] Dogancay K. Relationship between geometric translations and TLS estimation bias in bearings-only target localization [J]. IEEE Trans Signal Process, 2008, 56(3): 1005-1017.

- [5] 胡来招. 无源定位[M]. 北京:国防工业出版社, 2004: 1-30.
Hu Lai Zhao. Passive locating[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2004: 1-30.
- [6] 孙仲康, 郭福成, 冯道旺, 等. 单站无源定位跟踪技术[M]. 北京:国防工业出版社, 2008:1-20.
Sun Zhongkang, Guo Fucheng, Feng Daowang, et al. Passive location and tracking technology by single observer[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2008, 1-20.
- [7] 帕普里斯 A, 佩莱 S U. 概率、随机变量与随机过程[M]. 保铮, 冯大政, 水鹏朗, 译. 西安:西安交通大学出版社, 2005: 216-220.
Papoulis A, Pillai S U. Probability, random variables and stochastic process [M]. Bao Zheng, Feng Dazheng, Shui Penglang. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2005: 216-220.
- [8] Levanon N. Lowest GDOP in 2-D scenarios[J]. IEE Proc Radar Sonar Navig, 2000, 147(3): 149-155.
- [9] Xiu Jianjuan, He You, Wang Guohong, et al. Constellation of multisensors in bearing-only location system[J]. IEE Proc Radar Sonar Navig, 2005, 152(3): 215-218.
- [10] Bishop A N, Fidan B, Anderson B D O, et al. Optimality analysis of sensor-target geometries in passive localization: part 1-bearing-only localization [C]//3rd International Conf on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Process, ISSNIP. Melbourne: [s. n.], 2007: 7-12.
- [11] Wang Guohong, Bai Jing, He You, et al. Optimal deployment of multiple passive sensors in the sense of minimum concentration ellipse [J]. IET Radar Sonar Navig, 2009, 3(1): 8-17.
- [12] Krishnamurthy V. Algorithms for optimal scheduling and management of hidden Markov model sensors[J]. IEEE Trans Signal Process, 2002, 50(6): 1382-1397.
- [13] Maheswararajah S, Halgamuge S K, Premaratne M. Sensor scheduling for target tracking by suboptimal algorithms[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2009, 58(3): 1467-1479.
- [14] Joshi S, Boyd S. Sensor selection via convex optimization[J]. IEEE Trans Signal Process, 2009, 57(2): 451-462.
- [15] 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论与应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2010: 444-448.
He You, Wang Guohong, Guan Xin. Information fusion theory with applications [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2010:444-448.
- [16] Torrieri D J. Statistical theory of passive location systems [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1984, 20(2): 183-198.
- [17] Wang Bencai, He You, Wang Guohong, et al. Optimal allocation of multi-sensor passive localization [J]. Sci China Inf Sci, 2010, 53: 2514-2526.
- [18] Kadar I. Optimum geometry selection for sensor fusion[C]//Conf on Signal Process, Sensor Fusion and Target Recognition. Orlando, Florida: [s. n.], 1998: 96-107.
- [19] Moses R L, Krishnamurthy D, Patterson R. A self-localization method for wireless sensor networks[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Process, 2003(4): 348-358.
- [20] Drake S, Brown K, Fazackerley J, et al. Autonomous control of multiple UAVs for the passive location of radars[C]//International Conf on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Process. ISSNIP. Melbourne: [s. n.], 2005: 403-409.

作者简介:何友(1956-),男,教授,研究方向:雷达自适应检测方法、多传感器信息融合、多目标跟踪、分布式检测理论及应用、系统仿真与作战模拟等,E-mail:yxgx@sohu.com;王本才(1980-),男,博士研究生,研究方向:无源定位、传感器管理。