

# 基于采样滤波的信号矢量分解移动定位算法<sup>\*</sup>

张双<sup>1</sup>, 李晶<sup>2</sup>, 陈嘉兴<sup>2</sup>, 刘志华<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(河北师范大学 信息技术学院, 河北 石家庄 050024)

<sup>2</sup>(河北师范大学 数学与信息科学学院, 河北 石家庄 050024)

通信作者: 刘志华, E-mail: hebtuliuzhuhua@163.com

**摘要:** 以接收信号强度(received signal strength, 简称 RSS)的测距技术为基础, 借助移动传感器网络(MSN)中MCL类粒子滤波定位算法的采样、过滤方法, 并融入物理中力的分解和合成的思想, 提出了一种信号矢量分解的采样滤波移动节点定位算法. 该算法通过建立直角坐标系, 分解合成移动节点、样本点与信标节点间的信号矢量, 利用误差圆环采样, 比较移动节点与样本点的信号合矢量进行滤波, 将合矢量模差绝对值最小的样本点坐标的均值作为移动节点的坐标. 仿真结果表明, 在同样的实验条件下, 该算法的定位精度明显高于相比较的其他算法, 且该算法不需要添加额外的硬件设备.

**关键词:** 移动传感器网络; 定位算法; 采样滤波; 信号合矢量

中文引用格式: 张双, 李晶, 陈嘉兴, 刘志华. 基于采样滤波的信号矢量分解移动定位算法. 软件学报, 2014, 25(Suppl. (1)): 66-74. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14008.htm>

英文引用格式: Zhang S, Li J, Chen JX, Liu ZH. Signal strength resolution for dynamic localization based on sampling and filtering. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2014, 25(Suppl. (1)): 66-74 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/14008.htm>

## Signal Strength Resolution for Dynamic Localization Based on Sampling and Filtering

ZHANG Shuang<sup>1</sup>, LI Jing<sup>2</sup>, CHEN Jia-Xing<sup>2</sup>, LIU Zhi-Hua<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(College of Information Technology, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

<sup>2</sup>(Mathematics and Information Science College, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

Corresponding author: LIU Zhi-Hua, E-mail: hebtuliuzhuhua@163.com

**Abstract:** Based on the received signal strength (RSS) range measurement technology, and by utilizing the sampling and filtering approach of MCL-kind particle filtering localization algorithms in mobile sensor networks (MSN), a kind of signal strength resolution for dynamic localization based on sampling and filtering (SSR-SF) which integrates with the principle of strength resolution and composition in physics is proposed. In the produced rectangular coordinates, SSR-SF resolves the resultants the signal vectors between mobile node, beacon nodes, and samples and beacon nodes respectively. It samples from an error annulus, compares the signal resultant vectors of the samples with that of the mobile node, and then picks out the final samples whose resultant vectors' mood are closest to that of the mobile node. SSR-SF takes the average value of those final samples' coordinates as the mobile node's location. Simulation results show that, under the same experiment conditions, the localization accuracy of SSR-SF is clearly higher than its counterparts and it needs no additional hardware.

**Key words:** mobile sensor network (MSN); localization; sample and filter; signal resultant vector

近几年, 移动传感器网络(mobile sensor network, 简称 MSN)得到了广泛关注, 其应用场合有智慧校园、地震感应、生态环境监测、野生动物跟踪等<sup>[1-3]</sup>. 在大多数应用场合中需要知道移动节点的位置信息, 由于网络中只

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61271125); 河北省自然科学基金 (F2013205084); 河北省教育厅基金项目(Q2012124)

收稿时间: 2014-05-10; 定稿时间: 2014-08-26

有少部分节点携带位置信息,因此如何利用已知位置的节点(信标节点)来定位未知位置信息的移动节点是 MSN 的重要课题之一。

国内外学者提出了许多关于移动节点的定位算法,它们中有的基于传统定位技术的改进算法。例如,文献[4]提出的 ALRD 算法,改进了 AOA 算法,根据移动节点接收信标节点的信号强度会随着二者之间的角度发生改变,以及移动节点在同一位置接收不同方向的信号值不同,找出了信号值与角度的函数关系式,再利用两个带有方向性天线的信标节点,实现了移动节点每 0.1s 的自定位。文献[5]将传统的 DV-Hop 算法与现有的移动模型相结合,提出了 DV-Hop+RD, DV-Hop+RWP 和 DV-Hop+RPGM 这 3 种新的定位模型,通过仿真实验证明了这 3 种模型在 MSN 中较传统的 DV-Hop 算法定位精度具有较高水平。

一些专门为 MSN 设计的定位算法大都基于粒子滤波思想,其核心是从状态空间采样一系列称为粒子的独立随机变量来表示节点位置分布的后验概率<sup>[6]</sup>。其中以蒙特卡洛定位(Monte Carlo localization,简称 MCL)<sup>[7]</sup>类算法居多,包括 MSL<sup>[8]</sup>, MCB<sup>[9]</sup>, SMCL<sup>[10]</sup>, WMCL<sup>[11]</sup>, MA-MCL<sup>[12]</sup>, GA based MCL<sup>[13]</sup>, CO-MCL<sup>[14]</sup>等。MCL 类算法通过预测采样、过滤得到一组样本点,对样本点加权来表示移动节点的位置。MSL<sup>[8]</sup>, MCB<sup>[9]</sup>, WMCL<sup>[11]</sup>改善了 MCL<sup>[7]</sup>的采样区域。SMCL<sup>[10]</sup>提出了适用于信标节点和未知节点都移动的 MCL 序列定位算法。该算法在信标节点稀疏,信号传播范围不规则的情况下仍具有较高的定位精度。MA-MCL<sup>[12]</sup>增加了移动辅助信标节点,对采样区域进行二次过滤,改善了样本点的权值。GA based MCL<sup>[13]</sup>引进生物学中的交叉和线性交叉,在过滤之前对样本点进行优化。CO-MCL<sup>[14]</sup>推导出  $t$  和  $t-1$  时刻移动节点与其邻居信标节点的关系,进一步优化了已经存在的采样、过滤限制条件,并且根据邻居信标节点  $t$  时刻移动的方向和距离进一步缩小采样区域。虽然,对 MCL 完善的算法很多,但其都基于移动节点  $t-1$  时刻的位置进行采样,易造成定位误差的迭代。其他粒子滤波算法有:文献[15]提出把物理层信号转换为抽象信号的信号特征序列,以信号特征序列的距离作为粒子滤波权值更新的依据。文献[6]中提出的 PFTL 算法,借助误差容忍,减少了网络的计算量。文献[16]提出了基于 RSS 的系统重采样粒子滤波算法,通过建立系统状态模型、移动模型及 RSS 模型对采样区域进行重采样,减少了退化的粒子,达到了很好的定位效果。

基于以上分析,本文借用 MCL 类算法中采样、过滤的思想,提出了基于信号强度分解的采样滤波移动节点定位算法(signal strength resolution based on sampling and filtering,简称 SSR-SF)。

## 1 SSR-SF 算法原理及系统框架

本算法利用物理中力的合成和分解的思想。

(1) 物体间的力是相互作用的,力是矢量,包括大小和方向两个元素。

在 MSN 中将信标节点发射、接收 RSS 信号,移动节点接收、发射 RSS 信号的过程看作是物体间力的相互作用的过程。

**定义 1(信号矢量)**。移动节点与信标节点之间的信号矢量,包括二者之间的信号强度值和接收角度两个元素。

(2) 求一个已知力的分力的过程叫做力的分解。

**定义 2(矢量分解角)**。将移动节点与信标节点间的信号矢量在  $x$  轴、 $y$  轴上分解的过程称为信号矢量的分解,分解的角度称为矢量分解角。

**定义 3(信号合矢量)**。移动节点与信标节点间信号矢量分别在  $x$  轴、 $y$  轴上分解、合成所得的信号矢量,称为信号合矢量。

SSR-SF 算法利用 RSS 测距技术,通过测量移动节点 1 跳通信半径内的信标节点与其之间的信号强度来计算二者之间的距离。选择与移动节点之间信号强度最大的 2 个信标节点建立直角坐标系,再利用信号强度最大的 3 个信标节点对移动节点进行初始定位,以初始定位位置为圆心,以网络中的最大最小定位误差为半径形成的环形作为采样区域,分别计算移动节点和样本点相对于信号强度最大的 2 个信标节点的信号合矢量,最后根据规定的过滤条件对样本点进行筛选,实现移动节点的定位。图 1 为 SSR-SF 算法的系统框架图。

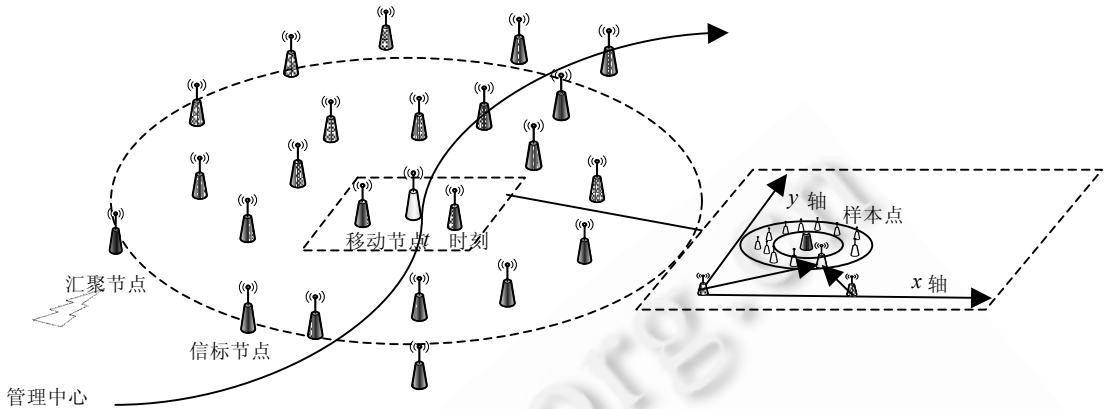


Fig.1 System frame of SSR-SF

图 1 SSR-SF 系统框架

1.1 判断移动节点所在象限

现有传感器节点的通信芯片(如 Chipcon 的 CC2431 等)<sup>[17]</sup>已具备无线通信的功能,可以在接收数据的同时完成 RSS 的测量,无需配置额外硬件,符合 MSN 低功耗、低成本的要求。

假设网络中所有节点的通信半径为  $r$  (即 1 跳通信范围).筛选  $t$  时刻移动节点  $L_t$  在  $r$  范围内的信标节点,并按接收信号强度的大小对其进行排序,形成信标节点序列  $\{S_i^t\}, i=1,2,3,\dots,k$  ( $k$  表示 1 跳通信范围内的信标节点数).根据经验公式<sup>[1]</sup>有:

$$P_r(d) = P_0(d_0) + 10n_p \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) + X_0 \tag{1}$$

其中,  $P_r(d)$  表示无线信号经过距离  $d$  后的信号强度;  $P_0(d_0)$  表示参考距离为  $d_0$  处的参考信号强度;  $d$  表示发射端与接受端之间的距离;  $n_p$  表示路径损耗指数;  $X_0$  表示均值为 0 且服从高斯分布的随机噪声.根据式(1)可知,信标节点与移动节点间的距离与二者之间的信号强度成反比,选取  $\{S_i^t\}$  中信号强度值较大的  $S_1^t, S_2^t$ , 以  $S_1^t$  为原点,  $S_1^t, S_2^t$  的连线为  $x$  轴,建立直角坐标系.可推导出,若给定  $S_1^t$  与  $L_t$  之间的信号强度值  $p_{1i}^t$ , 则二者的测距距离  $d_{1i}^t$  的最大似然估计为<sup>[1]</sup>

$$d_{1i}^t = d_0 \left( \frac{p_{1i}^t}{P_0(d_0)} \right)^{\frac{1}{n_p}} \tag{2}$$

同理,由  $S_2^t, S_3^t$  与  $L_t$  之间的信号强度值  $p_{2i}^t, p_{3i}^t$ , 可求  $S_2^t, S_3^t$  与  $L_t$  之间测距  $d_{2i}^t, d_{3i}^t$ .

根据  $L_t$  与  $S_1^t, S_2^t, S_3^t$  间的测距,利用三边定位法<sup>[18]</sup>(trilateration)可以确定节点的估测位置  $L_t^t(\hat{x}^t, \hat{y}^t)$ , 由此判断  $L_t$  所在象限.

1.2 计算移动节点信号矢量分解角及合矢量

如图 2 所示,信号矢量  $\overrightarrow{S_1^t L_i^t}, \overrightarrow{S_2^t L_i^t}$  与  $x$  轴的夹角为  $\angle\alpha, \angle\beta$ , 矢量分解角以原点  $S_1^t$  为参照,规定  $x$  轴上方沿逆时针方向旋转为  $[0, \pi]$ ,  $x$  轴下方沿逆时针旋转为  $[-\pi, 0]$ .分两种情况来说明信号矢量  $\overrightarrow{S_1^t L_i^t}, \overrightarrow{S_2^t L_i^t}$  的矢量分解角.情况 1,当  $\angle\alpha, \angle\beta \in [0, \pi]$  时,如图 2(a)所示,信号矢量  $\overrightarrow{S_1^t L_i^t}$  的分解角为  $\angle\alpha$ , 而信号矢量  $\overrightarrow{S_2^t L_i^t}$  的分解角为  $\pi - \angle\beta$ .情况 2,当  $\angle\alpha, \angle\beta \in [-\pi, 0]$  时,如图 2(b)所示信号矢量  $\overrightarrow{S_1^t L_i^t}$  的分解角为  $\angle\alpha$ , 而信号矢量  $\overrightarrow{S_2^t L_i^t}$  的分解角为  $-\pi - \angle\beta$ .

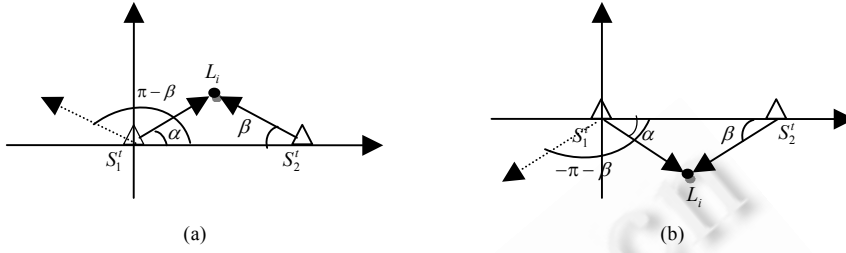


Fig.2 Mobile node vector resolution angle

图 2 移动节点的矢量分解角

设  $S'_1, S'_2$  的坐标分别为  $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ , 由两点间距离公式, 求出  $S'_1, S'_2$  之间的距离  $d_{12}$ . 在  $\Delta S'_1 L_i S'_2$  中利用余弦定理及诱导公式得:

$$\cos \alpha = \frac{(d_{1i}^h)^2 + (d_{12})^2 - (d_{2i}^h)^2}{2d_{1i}^h d_{12}} \quad (3)$$

$$\sin \alpha = (-1)^h \sqrt{1 - \cos^2 \alpha}, \quad h = 1, 2 \quad (4)$$

同理, 求出  $\cos \beta, \sin \beta$ . 根据  $L_i$  与  $S'_1, S'_2$  的矢量分解角, 求  $L_i$  在  $x, y$  轴的信号合矢量  $\bar{x}^t, \bar{y}^t$ :

$$\bar{x}^t = \overline{S'_1 L_i} \cos \alpha + \overline{S'_2 L_i} \cos((-1)^h \pi - \beta), \quad \bar{y}^t = \overline{S'_1 L_i} \sin \alpha + \overline{S'_2 L_i} \sin((-1)^h \pi - \beta), \quad h = 1, 2 \quad (5)$$

在情况 1, 式(4)和式(5)中  $h$  取值为 2. 在情况 2, 式(4)和式(5)中的  $h$  取值为 1. 利用式(3)~式(5)可计算  $L_i$  相对于  $S'_1, S'_2$  的信号合矢量.

### 1.3 确定采样区域及样本点的合矢量

在实际环境中, 由于反射、散射、衍射的影响使 RSS 测距技术得出的距离质量不高, 从而导致节点定位不精. SSR-SF 算法利用网络中 RSS 测距技术的最大最小定位误差建立圆环采样区域, 估测真实位置.

由于移动节点  $L_i$  与信标节点  $\{S'_i\}$  所处网络环境一致, 所以其 RSS 测距定位误差较一致, 则可以利用  $\{S'_i\}$  计算网络中的最大最小定位误差来判断  $L_i$  的所在区域.  $\{S'_i\}$  中的信标节点通过其邻居信标节点的坐标及式(1)、式(2)计算自身坐标  $\{(\hat{x}_i, \hat{y}_i)\}, i = 1, 2, 3, \dots, k$ , 再根据其实际位置利用式(6)得到定位误差  $e_i$ .

$$e_i = \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2} / r, \quad i = 1, 2, 3, \dots, k \quad (6)$$

设最大、最小定位误差分别为  $e_{\max}$  和  $e_{\min}$ , 则

$$e_{\max} = \max(e_i), \quad e_{\min} = \min(e_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, k \quad (7)$$

以三边定位所得的  $t$  时刻  $L_i$  的估测位置  $L_i^t(\hat{x}^t, \hat{y}^t)$  为圆心, 以  $re_{\max}, re_{\min}$  为半径的圆环建立 SSR-SF 算法的采样区域, 如图 3 所示.

在采样区域随机分布  $v$  个样本点  $\tilde{S}^t(\tilde{x}_j, \tilde{y}_j), j = 1, 2, \dots, v$ , 由  $\tilde{S}^t$  和  $S'_1, S'_2$  间的距离, 利用式(2)进行逆运算, 得到样本点的信号强度, 再依据信号矢量分解角的不同情况, 根据式(3), 式(4)计算出  $\tilde{S}^t(\tilde{x}_j, \tilde{y}_j), (j = 1, 2, \dots, v)$  相对于  $S'_1, S'_2$ , 在  $x$  轴、 $y$  轴的信号合矢量  $\bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t, j = 1, 2, 3, \dots, v$ .

**定理 1.**  $t$  时刻  $L_i$  的位置在以  $L_i^t$  为圆心,  $re_{\max}, re_{\min}$  为半径的圆环内或圆环上.

证明: 设  $t$  时刻  $L_i$  的位置为  $(x^t, y^t)$ , 判定一个点与圆的关系可以转化为判定这个点到圆心的距离与圆半径的关系.  $t$  时刻  $L_i$  的位置  $(x^t, y^t)$  与圆心的距离  $D = \sqrt{(\hat{x}^t - x^t)^2 + (\hat{y}^t - y^t)^2}$ , 而此时  $L_i$  的定位误差  $e =$

$\sqrt{(\hat{x}^t - x^t)^2 + (\hat{y}^t - y^t)^2} / r$ , 则有  $D = er$ . 根据网络中所求的最小最大误差有  $e_{\min} \leq e \leq e_{\max}$ , 因此有  $re_{\min} \leq re \leq re_{\max}$ . 所以  $t$  时刻  $L_i$  的位置在以  $L_i$  为圆心, 以  $re_{\max}, re_{\min}$  为半径的圆环内或圆环上.  $\square$

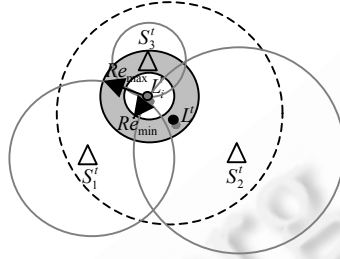


Fig.3 Sampling area of SSR-SF  
图 3 SSR-SF 的采样区域

#### 1.4 滤波与求值

对采样区域内的样本点进行滤波, SSR-SF 算法采用信号合矢量模差绝对值最小的方法, 筛选样本点. 首先, 在  $\tilde{S}^t(\tilde{x}_j, \tilde{y}_j) (j=1, 2, \dots, v)$  中筛选出与  $L_i$  信号合矢量  $\bar{x}^t, \bar{y}^t$  方向相同的样本点  $\tilde{S}_1^t(\tilde{x}_j, \tilde{y}_j) (j=1, 2, 3, \dots, m)$ , 则其信号合矢量为  $\bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t, j=1, 2, 3, \dots, m$  ( $m$  表示根据方向筛选出的样本点的个数), 其次, 比较  $\bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t$  的模与  $\bar{x}^t, \bar{y}^t$  模的大小.

设  $\bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t$  与  $\bar{x}^t, \bar{y}^t$  相应模差的绝对值分别为  $\hat{\phi}_j^x, \hat{\phi}_j^y, j=1, 2, \dots, m$ , 则有:

$$\hat{\phi}_j^x = \sqrt{(|\bar{x}^t| - |\bar{x}_j^t|)^2}, \hat{\phi}_j^y = \sqrt{(|\bar{y}^t| - |\bar{y}_j^t|)^2}, j=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

由于  $t$  时刻  $\bar{x}^t, \bar{y}^t, \bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t, j=1, 2, 3, \dots, v$  具有唯一性(定理 2), 即  $L_i$  和  $\tilde{S}_1^t$  的坐标与其信号合矢量一一对应, 再结合式(8)可见,  $\hat{\phi}_j^x, \hat{\phi}_j^y$  的值越小,  $L_i$  与  $\tilde{S}_1^t$  的坐标越相近. 进一步考虑求  $\hat{\phi}_j^x, \hat{\phi}_j^y$  的最小值.

$$\hat{\phi}_{\min}^x = \min(\hat{\phi}_j^x), \hat{\phi}_{\min}^y = \min(\hat{\phi}_j^y), j=1, 2, \dots, m \quad (9)$$

$\hat{\phi}_{\min}^x, \hat{\phi}_{\min}^y$  与算法定位误差的关系详见后文的仿真图 10, 设  $\hat{\phi}_{\min}^x, \hat{\phi}_{\min}^y$  对应的  $\tilde{S}_1^t$  的坐标集合为  $(\tilde{x}_j, \tilde{y}_j) (j=1, 2, 3, \dots, w)$  ( $w$  表示由最小值筛选出的样本点的个数),  $t$  时刻  $L_i$  的坐标为  $(\bar{x}^t, \bar{y}^t)$ , 经过多次实验得出取  $\tilde{S}_1^t$  坐标集合的均值为移动节点坐标时, 定位误差最小. 则有

$$\bar{x}^t = \frac{1}{w} \sum_j^w \tilde{x}_j, \bar{y}^t = \frac{1}{w} \sum_j^w \tilde{y}_j, j=1, 2, \dots, w \quad (10)$$

**定理 2.**  $t$  时刻  $L_i$  的信号合矢量  $\bar{x}^t, \bar{y}^t, \tilde{S}^t$  的信号合矢量  $\bar{x}_j^t, \bar{y}_j^t, j=1, 2, 3, \dots, v$  具有唯一性.

证明: 以  $L_i$  为例, 设  $t$  时刻信号矢量  $\overrightarrow{S_j^t L_i} (j=1, 2)$ , 沿  $x$  轴分解所得分矢量的坐标表示为  $(\bar{x}^t, 0), (\bar{x}^t, 0), (\bar{x}^t, 0)$ , 沿  $y$  轴方向信号分矢量的坐标表示为  $(0, \bar{y}^t), (0, \bar{y}^t)$ , 得到  $L_i$  的  $x$  轴、 $y$  轴的合矢量坐标表示为  $(\bar{x}^t + \bar{x}^t, 0), (0, \bar{y}^t + \bar{y}^t)$ . 由于矢量与其坐标表示是一一对应的, 即证明  $(\bar{x}^t + \bar{x}^t, 0), (0, \bar{y}^t + \bar{y}^t)$  的唯一性. 分两种情况来说明. 情况 1,  $\bar{x}^t, \bar{x}^t$  异号, 即当  $S_1^t, S_2^t$  在  $L_i$  的异侧时, 如图 4(a) 所示,  $|\bar{x}^t| + |\bar{x}^t|$  的值是唯一的, 即无论信号矢量  $\overrightarrow{S_j^t L_i} (j=1, 2)$  在  $x$  轴方向的分矢量的映射坐标为多少, 只要  $S_1^t, S_2^t$  确定, 其绝对值的和总是固定的. 问题转化为在  $|\bar{x}^t| + |\bar{x}^t|$  固定的前提下, 是否存在唯一一组  $\bar{x}^t, \bar{x}^t$  的和是  $C_1$  并且差是  $C_2$ , 即证明非齐次线性方程组

$$\begin{cases} \bar{x}^t + \bar{x}^t = C_1 \\ \bar{x}^t - \bar{x}^t = C_2 \end{cases} \quad (11)$$

是否有唯一解. 此线性方程组的系数矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

其增广矩阵为

$$\bar{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & C_1 \\ 1 & -1 & C_2 \end{pmatrix}, r(\bar{A}) = r(A) = 2 \quad (13)$$

故方程组有解且有唯一解.情况2,  $\bar{x}'$ ,  $\bar{x}''$  同号, 即信标节点  $S'_1, S'_2$  在移动节点  $L_i$  的同侧时, 如图4(b)所示,  $\bar{x}', \bar{x}''$  同为正或者同为负,  $\bar{x}' - \bar{x}''$  是唯一的, 即无论  $\overline{S'_1 L'_i}, \overline{S'_2 L'_i}$  在  $x$  轴方向的分矢量为多少, 只要  $S'_1, S'_2$  确定,  $\bar{x}' - \bar{x}''$  就是固定值. 在这个条件下, 问题同样转化为证明式(11)有唯一解, 同上. 如图4所示,  $(0, \bar{y}')$ ,  $(0, \bar{y}'')$  同为正或同为负, 则  $(0, \bar{y}' + \bar{y}'')$  的值也是唯一的, 即  $\bar{x}', \bar{y}'$  是唯一的, 也就是说, 只要  $L_i$  的位置确定,  $L_i$  相对于  $S'_1, S'_2$  的信号合矢量就是唯一的. 同理, 只要  $\bar{s}'_i$  的位置确定, 样本点相对于  $S'_1, S'_2$  的信号合矢量就是唯一的.  $\square$

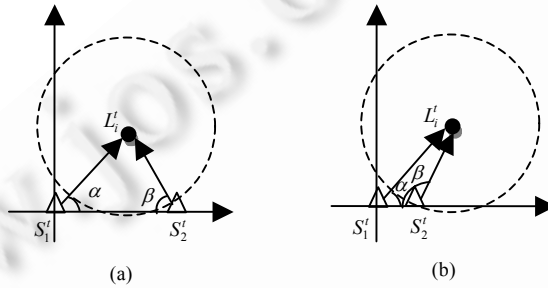


Fig.4 Beacon nodes on the same side of mobile node or not

图4 信标节点在移动节点的异侧或同侧

## 2 仿真与分析

本文以 Matlab 平台进行实验仿真并分析算法的性能. 首先介绍算法的仿真实验环境以及算法的仿真示意图. 其次, 在不同环境下与 Trilateration, MCL 和 COMCL 这三种算法进行比较, 进一步证明算法的优越性.

如图5所示, 在  $100\text{m} \times 100\text{m}$  的不包含任何障碍物的方形定位区域内随机分布传感器节点 100 个, 其中信标节点 24 个, 随机部署样本点 50 个. 通信半径  $r$  设为 10m, 移动节点的速度在  $[0, v_{\max}]$  中随机选取, 运动方向在  $[0, 2\pi]$  内随机选取. 每个时间段 ( $t$  时刻与  $t-1$  时刻) 的时间间隔为 5s. 单一移动节点在  $t$  时刻的定位误差  $LE$  采用下式计算

$$LE = \sum_{i=1}^T \sqrt{(\bar{x}^t - x^t)^2 - (\bar{y}^t - y^t)^2} / Tr \quad (14)$$

$(x^t, y^t)$  和  $(\bar{x}^t, \bar{y}^t)$  分别表示  $L_i$  的真实位置与估计位置, 本文进行独立实验 100 次,  $T = 100$ .

图6为本文提出的 SSR-SF 算法与其他 3 种算法的整体误差比较, 移动节点的最大速度  $v_{\max} = r$ . 由图可见, SSR-SF 算法的误差一直处于较低的水平, 最后呈稳定的趋势. 由于 Trilateration 定位较粗糙, 定位精度远远低于后三者. MCL 类算法以移动节点  $t-1$  时刻的位置为圆心, 造成了误差迭代, 而 COMCL 提出了利用移动节点的邻居信标节点  $t$  时刻到  $t-1$  时刻的运动方向和运动距离确定采样区域, 提高了样本点的过滤水平. 因此, COMCL 较 MCL, 定位误差明显下降且处于较低水平, 但比起 SSR-SF, 后者的定位精度略胜一筹. 尤其是在 25s 以后, SSR-SF 的定位表现明显优于二者, 这是因为 SSR-SF 算法不需要移动节点  $t-1$  的位置信息, 不会出现误差迭代, 采样区域也较小.

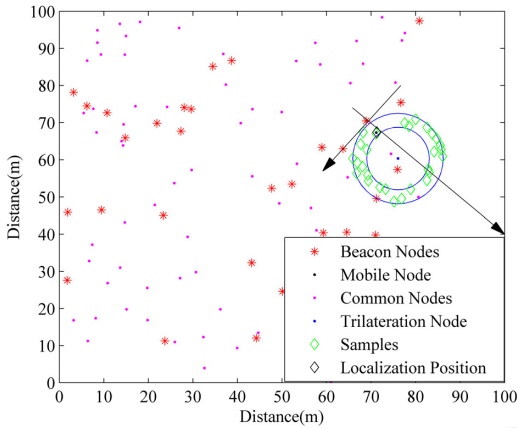


Fig.5 Schematic graph of simulation  
图5 仿真实验示意图

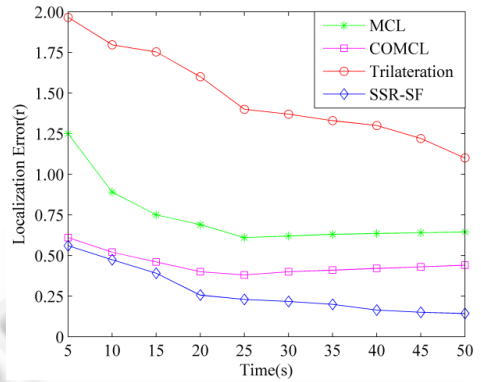


Fig.6 Comparison of localization error  
图6 算法误差对比

图7 比较了 SSR-SF 算法在不同的信标节点密度下圆环面积和网络中最大最小误差的变化情况.信标节点密度  $S_d = (\pi r^2)n_1/Q$ , 其中,  $Q$  为仿真区域面积,  $n_1$  为通信半径内的信标节点数.图中主数值轴代表采样圆环的面积,副数值轴代表网络中三边定位法的最大最小误差差值,可以看出,随着信标节点数的增加,最大最小误差差值越大,圆环面积越大.

图8 比较了 SSR-SF 算法与其他3种算法在不同的信标节点密度  $S_d$  下的定位误差.由图8可见,随着信标节点密度的增加,Trilateration 的定位误差呈现下降的趋势.SSR-SF 算法随着信标节点的数量增多,定位误差反而增大,这一原因可以通过图7来解释.图7显示了信标节点增加导致圆环面积增大,即采样区域变大,如果样本点数不变,样本点覆盖度会减小,因此算法的定位误差就会上升.MCL 算法往往靠提高信标节点的数量提高定位精度<sup>[14]</sup>,当  $S_d$  增大时,MCL 因接收到更多信标节点的信息而使过滤条件增加,所以定位误差随  $S_d$  增加而变小.COMCL 因增加了  $t-1$  时刻样本点的过滤条件使定位精度高于 MCL 算法.在4种算法中 SSR-SF 一开始定位误差小于其他3种,但随着  $S_d$  的增大误差趋近于 COMCL 算法,在  $S_d$  为 1.4 时约与 COMCL 持平,SSR-SF 适用于  $S_d$  较小的网络,其他3种则相反.

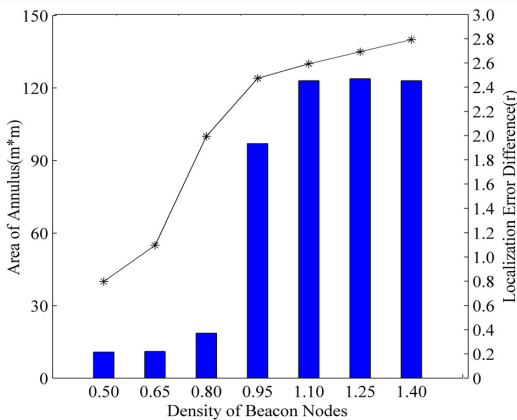


Fig.7 Density of beacon nodes and area of annulus  
图7 信标节点密度与圆环面积

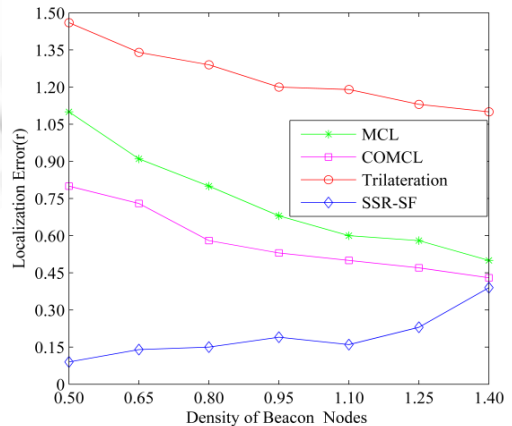


Fig.8 Density of beacon nodes vs. localization error  
图8 信标节点密度与定位误差

图9 为4种算法样本点数量变化定位误差比较图,实验环境为  $S_d=0.75, v_{max}=10m$ .由于 Trilateration 不涉及

样本点的问题,所以在整个图中其定位误差一直保持不变.MCL 本身就存在着采样区域过大的问题,所以随着样本点的增多出现急剧下滑的趋势,几乎没有平缓.COMCL 提出的限制条件缓和了 MCL 这一缺点,样本点在达到一定数量后,定位误差的变化不是很明显.SSR-SF 的采样区域相对于 MCL 类的采样区域来说,采样区域足够小,在样本点到达 200 个后,定位误差也变化得较为缓和.

图 10 为算法定位误差与  $\hat{\phi}_{\min}^x, \hat{\phi}_{\min}^y$  的关系图.从图 10 中可以得出两条结论:(1)  $\hat{\phi}_{\min}^x, \hat{\phi}_{\min}^y$  值越小,SSR-SF 的定位误差越低;(2)  $\hat{\phi}_{\min}^x$  和  $\hat{\phi}_{\min}^y$  的变化基本上是一致的,这也进一步说明了式(9)、式(10)的合理性.

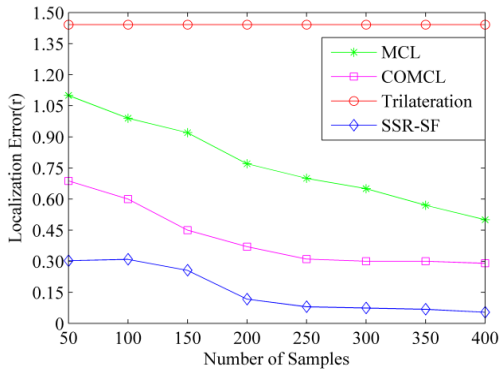


Fig.9 Number of samples vs. localization error

图 9 样本点数与定位误差

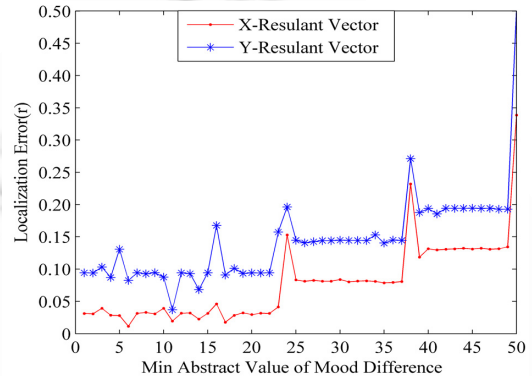


Fig.10 Min abstract value of norm difference

图 10 最小模差绝对值

### 3 总结和展望

本文借助 MCL 类算法的采样、过滤思想,结合物理中力的合成和分解的原理,提出了基于信号强度分解的采样滤波移动节点定位算法 SSR-SF.与传统的定位算法比,SSR-SF 通过建立实时直角坐标系,分解合成移动节点的信号合矢量,在增加较小的算法复杂度的同时,在较大程度上提高了算法的定位精度,且避免了一般粒子滤波算法误差迭代的现象.该算法属于集中式计算,对计算量和存储量几乎没有限制.例如,可以应用于智慧校园中的智慧教室,通过对学牛定位,监测其状态传送到教师服务器,由教师进行分析并进行相应的操作,这也是本课题下一步的研究方向.此外,新算法中对于取样本点的坐标均值为移动节点定位时误差最小的内在机制也需要进一步研究.

#### References:

- [1] Gholami MR, Vaghefi RM, Storm EG. RSS-Based sensor localization in the presence of unknown channel parameter. *IEEE Trans. on Signal Process*, 2013,61(15):3752–3759. [doi: 10.1109/TSP.2013.2260330]
- [2] Woojin K, Jaemann P, Jaehyun Y, Kim HJ, Chan GP. Target localization using ensemble support vector regression in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Cybernetics*, 2013,43(4):1189–1198. [doi: 10.1109/TSMCB.2012.2226151]
- [3] Ren QQ, Li JZ, Wang Y. Tracking quality aware nodes selection algorithms in wireless sensor networks. *Chinese Journal of Computers*, 2013,35(3):581–590 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1016.2012.02007]
- [4] Jiang JR, Lin CM, Lin FY, Huang ST. ALRD: AoA localization with RSSI differences of directional antennas for wireless sensor network. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Information Society*. London: IEEE, 2012. 304–309.
- [5] Chao J, Han GJ, Zhu C, Guo H, Shu L. Performance evaluation of DV-hop localization algorithm with mobility models for mobile wireless sensor networks. In: *Proc. of the 9th Int'l Conf. on Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*. Aardinia: IEEE, 2013. 1827–1832. [doi: 10.1109/IWCMC.2013.6583834]
- [6] Zhou F, Jiang W, Li SQ, Zhang YH, Zeng X, Wu Y. Moving target localization and tracking algorithms: A particle filter based method. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2013,24(9):2196–2213 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4367.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04367]



- [7] Hu LX, Evan D. Localization for mobile sensor networks. In: Haas ZJ, ed. Proc. of the 10th Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2004). Pennsylvania: ACM, 2004. 45–57. [doi: 10.1145/1023720.10237267]
- [8] Rudafshani M, Datta S. Localization in wireless sensor networks. In: Abdelzaher TF, ed. Proc. of the 6th Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Network (IPSN 2007). Cambridge: ACM, 2007. 51–60.
- [9] Baggio A, Langendoen K. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks. Ad Hoc Networks, 2008,6:718–733. [doi: 10.1016/j.adhoc.2007.06.004]
- [10] Wang WD, Zhu QX. Sequential Monte Carlo location in mobile sensor networks. Wireless Networks, 2009,15:481–495. [doi: 10.1007/s11276-007-0064-3]
- [11] Zhang SG, Cao JN, Chen LJ, Chen DX. Accurate and energy-efficient range-free localization for mobile sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2010,9(6):897–910. [doi: 10.1109/TMC.2010.39]
- [12] Teng GD, Zheng KG, Dong W. MA-MCL: Mobile assisted Monte Carlo localization for wireless sensor networks. Int'l Journal of Distributed Sensor Networks, 2011,4:1–8. [doi: 10.1155/2011/671814]
- [13] Liu YH, Yu H, Chen B, Xu YB, Li ZH, Yu F. Improving Monte Carlo localization algorithm using genetic algorithm in mobile WSNs. In: Proc. of the 20th Int'l Conf. on Geoinformatics. Hong Kong: IEEE. 2012. 1–5. [doi: 10.1109/Geoinformatics.2012.6270264]
- [14] Wang Z, Wang YL, Ma MD, Wu JG. Efficient localization for mobile sensor networks based on constraint rules optimized Monte Carlo method. Computer Networks, 2013,57(14):2788–2801.[doi: 10.1016/j.comnet.2013.06.010]
- [15] Wang J, Wang HY, Gao QH, Zhang XY. Particle filter algorithm based on signal character sequence for tracking. Acta Electronica Sinica, 2010,38(10):2297–2301 (in Chinese with English abstract).
- [16] Wang ZJ, Zhao XG, Wang ZJ, Qian X. Unscented particle filter with systematic resampling localization algorithm based on RSS for mobile wireless sensor networks. In: Proc. of the 8th Int'l Conf. on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks. Chengdu: IEEE, 2012. 14–16. [doi: 10.1109/MSN.2012.22]
- [17] Coca E, Popa V. Wireless sensor location systems comparative performances evaluation. In: Proc. of the 18th Int'l Symp. for Design and Technology in Electronic packaging (SIITME). Alba: IEEE, 2012. 309–312. [doi: 10.1109/SIITME.2012.6384387]
- [18] Evrendilek C, Akcan H. On the complexity of trilateration with noisy rang measurements. IEEE Communications Letters, 2011, 5(10):1097–1099. [doi: 10.1109/Lcomm.2011.082911.111515]

#### 附中文参考文献:

- [3] 任倩倩,李建中,王宇.无线传感器网络具有跟踪质量保证的节点选择算法.计算机学报,2013,35(3):581–590. [doi: 10.3724/SP.J.1016.2012.02007]
- [6] 周帆,江维,李树全,张玉宏,曾雪,吴跃.基于粒子滤波的移动物体定位和追踪算法.软件学报,2013,24(9):2169–2213. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4367.htm> [doi:10.3724/SP.J.1001.2013.04367]
- [15] 王洁,王洪玉,高庆华,张晓云.基于信号特征序列的粒子滤波跟踪算法.电子学报,2010,38(10):2297–2301.



张双(1989—),女,河北秦皇岛人,硕士生,主要研究领域为无线传感器网络移动定位算法。

E-mail: qinghengsnake@126.com



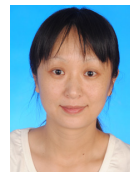
陈嘉兴(1977—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为计算机网络,移动通信地址码设计。

E-mail: xinghuo2815@163.com



李晶(1990—),女,硕士生,主要研究领域为无线传感器网络目标定位,跟踪算法与仿真。

E-mail: sayqie@aliyun.com



刘志华(1977—),女,副教授,主要研究领域为无线传感器网络节点定位,目标跟踪。

E-mail: hebtuliuzhuhua@163.com