

移动终端辅助的异构无线网络协作定位算法^①

丁根明^② 谈振辉 张金宝 张子淇

(北京交通大学宽带无线移动通信研究所 北京 100044)

(北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室 北京 100044)

摘要 为消除非视距传播导致的定位误差,提出了一种蜂窝网和 Ad Hoc 组成的异构无线网络的一种基于多源信息融合的协作定位算法。该算法首先测量待定位移动终端分别与基站和具备 GPS 接收机的协作移动终端之间链路的到达时间和接收信号强度信息,通过数据融合算法以及所提出的拓展的范围缩放算法来获取最终的估计位置。仿真结果表明,该协作定位算法比其他传统算法能获得更高的定位精度和稳定度,并能接近理论上计算得出的定位误差克拉美-罗下界。

关键词 异构无线网络, 数据融合, 协作定位, 非视距(NLDS), 克拉美-罗下界(CRLB)

0 引言

随着无线通信技术的发展,多类型异构无线网络共存与融合,移动终端(mobile terminal, MT)也更加智能化,计算能力不断提高,从而使移动终端定位技术融合多源信息,提高定位精度成为可能;而小尺度移动终端位置信息为异构无线网络实现灵活、有效的无线资源管理开辟了新的途径^[1,2]。另外,基于位置的服务(location based service, LBS)在紧急救助、导航、追踪、本地搜索等方面需求不断增加,呈现出广阔的商业前景和 market 价值^[3]。

然而在复杂的室外传播环境下,受非视距(non-line-of-sight, NLOS)传播、多径效应等因素影响,目前基于无线网络的定位技术还不能满足美国联邦通信委员会颁布的 E911 定位要求^[4]。为提高定位精度,近年来国内外学者大量研究异构无线网络的多源信息融合的协作定位算法,包括 WLAN、GSM、FM、DVB 等异构网络下的协作定位算法^[5],蜂窝网与 Ad Hoc 异构网络协作定位算法^[6,7]等。由于这些算法通过充分融合已知信息的基站及未知信息的协作移动终端的参数测量信息,协作定位算法相比非协作定位算法能有更高的定位精度^[8]。以上参与协作移动终端的位置信息是未知的,而据

Berg Insight^[9] 调研报告显示具有 GPS 接收机的手持智能终端的市场份额不断增加, Piccolo^[10] 和 He^[11] 也因此而相继研究了以利用 GPS 获取位置信息的自定位移动终端(reference mobile terminal, RMT)作为参考点对无 GPS 功能或 GPS 定位失效场景下的不可自定位的移动终端(blind mobile terminal, BMT)进行位置估计。Piccolo 从 UMTS 网络系统架构方面研究了如何实现移动终端之间的参数测量并将测量信息及协作移动终端的位置信息上传于核心网中进行最终的位置估计,但并未给出算法所能获取的定位效果。He 研究了在分布式基站场景下的协作定位算法性能理论分析,但算法中的 RMT 与 BMT 分处于不同小区之中,在实际环境下,移动终端之间的接收信号强度(RSS)测量随距离的增加受非视距传播及多径效应的影响更加严重^[12],实际所能获取的定位效果比理论值会偏差更大;同时,分布式基站下的协作定位需要更多的资源开销,影响通信系统的性能。

为此,本研究只利用服务基站(BS)及覆盖范围内具有 GPS 可自定位的协作移动终端 RMTs 对位置信息未知的 BMT 进行 RSS 和到达时间(time of arrival, TOA)参数测量并进行位置估计。由于协作移动终端进行 GPS 自定位过程中涉及大量终端能源的消耗及相应的付费需求,实际中并非所有用户

① 国家自然科学基金(61071075, 61101237), 国家重大专项(2011ZX03005-004-03)和中央高校基本科研业务费(2012YJS022)资助项目。

② 男,1987 年生,博士生;研究方向:无线通信关键技术,无线网络定位技术;联系人, E-mail: dinggenming@gmail.com

(收稿日期:2011-12-16)

愿意使用自身的移动终端进行协作定位,因此本文主要研究仅选取两个协作 RMTs 及一个服务基站作为参考点的定位算法,对于选取多个协作 RMTs 下的定位方法可对本算法进行相应的拓展而实现。不同于多基站多边定位算法中各参考点位置固定,选择的协作定位移动终端本身的位置信息受限于 GPS 定位精度而产生误差;同时,RMT 与 BMT 之间的相对位置关系错综复杂,且在 NLOS 传播下,测量得出的几何关系的多样性进一步增加了算法的复杂度。为解决这些特殊问题,本文通过对测量的 TOA 和 RSS 进行数据融合获得距离测量信息后利用范围缩放算法(range scaling algorithm, RSA)^[13] 拓展应用到这一定位场景中,以简化定位算法模型,抑制 NLOS 误差,提高定位精度及稳定度,并通过对定位误差克拉美-罗下界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)的分析及实际仿真结果来验证算法的性能。

1 协作定位算法模型

1.1 协作定位系统模型

新一代移动通信网络中,移动终端之间可自组织成 Ad Hoc 网络,在各终端无线覆盖范围内,终端之间可直接相互通信,并进行 RSS 和 TOA 测量。基于此,图 1 与图 2 分别给出了由蜂窝网络和 Ad Hoc 网络组成的异构无线网络下的协作定位场景及基于终端辅助的定位算法流程。

待定位的移动终端 BMT 与其覆盖范围内的移动终端自组织成 Ad Hoc 网络,当基站 BS 接收到对 BMT 的定位请求时,BS 选取 Ad Hoc 网络中两个邻近的具有 GPS 接收机并处于空闲状态下的移动终端 RMTs,各 RMT 将由 GPS 定位获取的位置信息、用户识别码等辅助信息发送给 BS;然后,BS 将选取的 RMT 辅助信息发送给 BMT,从而 BMT 对接收来

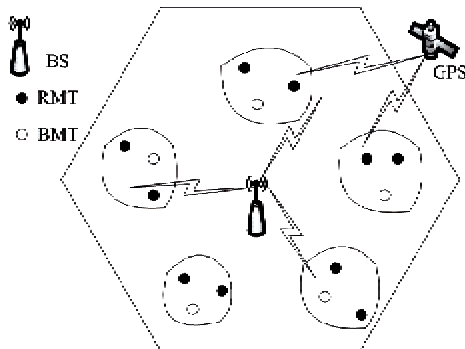


图 1 异构无线网络下的协作定位场景

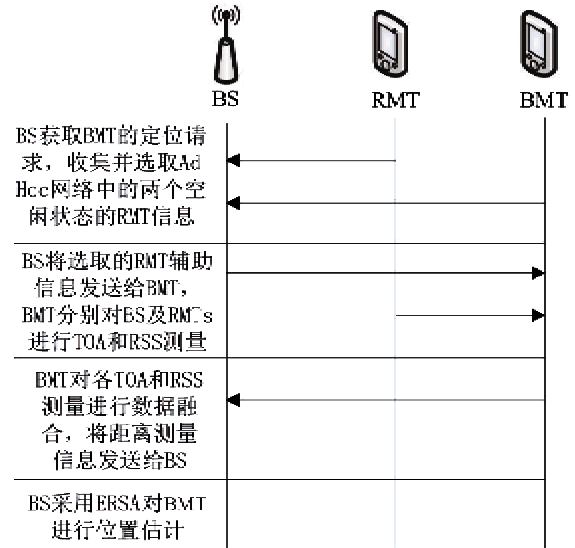


图 2 基于终端辅助的协作定位算法流程

自于 BS 及两个 RMT 的信号进行 TOA 和 RSS 测量,通过基于贝叶斯准则的融合模型^[14] 获取距离测量值;BMT 再将距离测量信息上传于 BS;最后 BS 根据拓展的范围缩放算法(ERSA)获取待定位的 BMT 的最终位置估计。在移动终端计算能力范围下,也可进行基于终端的定位算法,BMT 在测量到与 BS 和 RMTs 之间的距离值之后直接进行位置估计,然后将最终估计的位置信息发送给 BS。

1.2 位置估计方法

待定位移动终端 BMT 在测量来自 BS 和 RMTs 的 TOA、RSS 信息之后,对测量距离进行基于贝叶斯准则的数据融合^[14],以提高定位精度和稳定度。融合模型为

$$l = al_i + bl_r \quad (1)$$

其中, $a + b = 1$, $a = \frac{\sigma_r^2}{\sigma_r^2 + \sigma_i^2}$, $b = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_r^2 + \sigma_i^2}$ 。

数据融合后的测量值 l 为两个独立变量 TOA 测量值 l_i 和 RSS 测量值 l_r 的最佳线性加权值,加权参数大小与加权分量的标准差 σ_i^2 、 σ_r^2 成反比。由两个独立随机变量加权后的方差等于方差之和:

$$\text{var}(l) = \frac{\sigma_i^2 \sigma_r^2}{\sigma_i^2 + \sigma_r^2} \leq \min(\sigma_i^2, \sigma_r^2) \quad (2)$$

从而可得数据融合后的估计值,进而获取更好的定位稳定度。在进行位置估计时,基站 BS 根据获取的距离测量值以及 RMTs 的位置信息建立位置估计方程组:

$$\begin{aligned} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 &= d_1^2 = \alpha_1^2 l_1^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 &= d_2^2 = \alpha_2^2 l_2^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 &= d_3^2 = \alpha_3^2 l_3^2 \end{aligned} \quad (3)$$

其中 (x_i, y_i) ($i = 1, 2, 3$) 分别是 BS、RMT1 和 RMT2 的位置坐标, d_i 是 BS 和 RMTs 到 BMT 的真实距离, l_i 是相应的测量距离, 满足 $d_i = \alpha_i l_i$, $0 < \alpha_i \leq 1$, α_i 为范围缩放因子。为简化表达式, 令

$$\mathbf{v} = [\alpha \ \beta \ \gamma]^T = [\alpha_1^2 \ \alpha_2^2 \ \alpha_3^2]^T \quad (4)$$

$$K_i = x_i^2 + y_i^2 \quad (5)$$

$\mathbf{v}$ 在满足相应约束条件下, 通过对式(3)进行求解可获取唯一的 BMT 位置 (x, y) 的估计^[13]。

令 $\mathbf{x} = [x, y]^T$, 则有

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{b} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_2) & 2(y_1 - y_2) \\ 2(x_3 - x_2) & 2(y_3 - y_2) \end{bmatrix}$, $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \beta l_2^2 - \alpha l_1^2 + K_1 - K_2 \\ \beta l_2^2 - \gamma l_3^2 + K_3 - K_2 \end{bmatrix}$ 。

然而位置估计算法的关键在于范围缩放因子向量 $\mathbf{v}$ 的取值, 本文将采用 ERSA 通过构建关于 $\mathbf{v}$ 的约束条件以及最优化目标函数来获取最优的范围缩放因子, 进而由式(3)获取 BMT 最优的位置估计。

2 拓展的范围缩放算法模型

针对多基站多边测量位置估计策略, Venkatraman^[13] 提出用范围缩放算法(RSA)来抑制 NLOS 误差, 该算法由基站与移动台三角函数关系建立约束优化目标函数中范围缩放因子向量 $\mathbf{v}$ 的非线性等式约束条件, 以使式(3)具有唯一解; 同时, 根据三个基站地理分布情况及其距离测量结果构成的几何关

系获取 NLOS 距离误差的范围约束; 在两种约束条件限制下通过对目标函数的最优化求解获取最优的缩放因子从而求得移动终端的最终位置估计。RSA 的核心思想是通过计算测量距离的缩放因子使 NLOS 测量结果加权后逼近 LOS 测量以获取移动终端更精确的位置信息。本文将此算法进行拓展应用到移动终端协作定位策略之中, 由于基站相对位置固定, 而本文中 BS、BMT、RMTs 之间相对位置及距离测量的几何关系变化多样, 因此 RSA 算法的约束条件和最优化目标函数需要做相应的修正。

2.1 缩放因子的非线性等式约束

为估计 α 、 β 、 γ 三个缩放因子参数值, 需通过 BS、RMTs 以及 BMT 之间的三角函数关系和根据余弦定理构建关于缩放因子向量 $\mathbf{v}$ 的非线性等式约束关系^[13]:

$$g(\mathbf{v}) = \mathbf{v}^T \mathbf{H} \mathbf{v} + \mathbf{G} \mathbf{v} + 1 = 0 \quad (7)$$

其中 $\mathbf{H}$ 、 $\mathbf{G}$ 的取值可参阅文献[13]。而这一等式约束关系对图 1 所示场景中及其它任何的移动终端与基站所组成的可能的位置关系都成立。

2.2 缩放因子的线性不等式约束

RSA 所用最优化目标函数的构建基于在实际测量环境中 BMT 应落于如图 3 中各阴影区域所示的三个参考点测量值范围的重叠区域, 因此, 可将目标函数模型转化为最小化 BMT 到重叠区域交叉点距离的平方和。受 GPS 定位精度以及 NLOS 误差影响, 各参考点的位置信息及距离测量结果映射成的几何关系可归纳为图 3 中的三种情况。

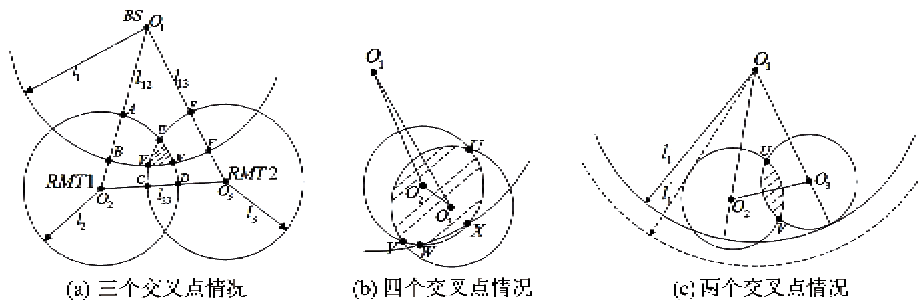


图3 测量结果重叠区及其交叉点示意

根据文献[12]对 LOS 传播的概率统计结果, 收发机之间的距离小于 20m 范围时 LOS 传播的概率近似 100%, 在视距传播下缩放因子可设为 1^[13]。

在 NLOS 传播下, 以 RMT1 对 BMT 的测量为例, 其距离测量值 l_2 必大于真实距离值 d_2 。当 RMT1 与 BS 之间的距离大于 BS 对 BMT 的测量距离, 即 $l_{12} > l_1$ 时, 如图 3(a), 其中, l_{ij} 为 $O_i O_j$ 的距离 (i, j

$= 1, 2, 3, i \neq j$)。由于 BMT 必在 RMT1 和 BS 测量范围的重叠区内, 因而有 $l_{12} - l_1 \leq d_2 \leq l_2$, 即缩放因子满足 $(l_{12} - l_1)/l_2 \leq \alpha'_2 \leq 1$; 当 $l_{12} \leq l_1$ 时, 如图 3(b), BMT 与 RMT1 的实际距离可能为 $0 \sim l_2$, 但 20m 范围内可视为 LOS 传播, 因此限定 $20 \leq d_2 \leq l_2$, 即 $20/l_2 \leq \alpha'_2 \leq 1$ 。当 RMT1 和 RMT2 的测量结果为 $l_{23} > l_3$ 时, 缩放因子满足 $(l_{23} - l_3)/l_2 \leq \alpha''_2$

≤ 1 , 当 $l_{23} \leq l_3$ 时, $20/l_2 \leq \alpha_2'' \leq 1$ 。因此, 可获取测量距离的缩放因子范围为

$$\max(\min(\alpha_2'), \min(\alpha_2'')) \leq \alpha_2 \leq 1 \quad (8)$$

$$\max(\min(\alpha_1'), \min(\alpha_1'')) \leq \alpha_1 \leq 1 \quad (9)$$

$$\max(\min(\alpha_3'), \min(\alpha_3'')) \leq \alpha_3 \leq 1 \quad (10)$$

对于 BS, NLOS 下测量距离缩放因子满足:

(i) $l_{12} > l_2$ 时 $\min(\alpha_1') = (l_{12} - l_2)/l_1$, 否则 $\min(\alpha_1') = 20/l_1$;

(ii) $l_{13} > l_3$ 时, $\min(\alpha_1'') = (l_{13} - l_3)/l_1$, 否则 $\min(\alpha_1'') = 20/l_1$;

对于 RMT2, NLOS 下测量距离缩放因子满足:

(i) $l_{13} > l_1$ 时 $\min(\alpha_3') = (l_{13} - l_1)/l_3$, 否则 $\min(\alpha_3') = 20/l_3$;

(ii) $l_{23} > l_2$ 时 $\min(\alpha_3'') = (l_{23} - l_2)/l_3$, 否则 $\min(\alpha_3'') = 20/l_3$;

因此可得 NLOS 下缩放因子 α, β, γ 的线性不等式约束:

$$[\min(\alpha_1') \quad \min(\alpha_2') \quad \min(\alpha_3')] \leq \mathbf{v} \leq [1 \quad 1 \quad 1] \quad (11)$$

受 NLOS 传播影响, 在协作定位机制中, 基站的距离测量值可能会超出协作移动终端的测量范围。如图 3(c) 中虚线所示 BS 实际测量值 l_1' , 而实际上 BMT 的位置只会落于 RMT2 的覆盖范围内, 因此可对基站的测量值进行如下修正: 当 $l_1 > l_{13} + l_3$ 时, 修正为 $l_1 = l_{13} + l_3$, 出现其它类似情况时做相应的修正, 从而保证两个测量范围内会有交叉点。然而受 GPS 定位精度影响, 当测量参数在理想传播环境下测得时, BMT 获取的 RMTs 位置信息以及距离测量结果映射成的三个参考点的覆盖区域可能会没有重叠部分, 此时 BMT 判为定位失效, 并请求基站重新执行定位流程。

2.3 最优化目标函数

用 RSA 时, BMT 的位置估计问题转化为在线性不等式和线性等式约束条件下的非线性最优化求解问题。在移动终端协作定位过程中, 当三个参考点的测量重叠区只交叉为一点时, 则该点位置直接作为最终位置估计; 当有多个交叉点时, 如图 3 所示, 则最优化目标函数为

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^n ((x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2) \quad (12)$$

其中 n 是交叉点个数, (X_i, Y_i) 是交叉点的位置坐标, 由式(6)可将最优化目标函数 $f(x, y)$ 进一步转化为关于范围缩放因子向量 $\mathbf{v}$ 的函数:

$$F(\mathbf{v}) = \mathbf{v}^T \mathbf{M} \mathbf{v} + \mathbf{N} \mathbf{v} + P \quad (13)$$

$$\text{其中 } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} D_1 & D_4 & 0 \\ 0 & D_2 & D_5 \\ D_6 & 0 & D_3 \end{bmatrix}, \mathbf{N} = [D_7 \quad D_8 \quad D_9], P =$$

D_{10} 。各系数值如下:

$$D_1 = 4n(b^2 + d^2)(l_1)^4 / (k_d)^2;$$

$$D_2 = 4n(a^2 + b^2 + c^2 + d^2 - 2ab - 2cd)(l_2)^4 / (k_d)^2;$$

$$D_3 = 4n(a^2 + c^2)(l_3)^4 / (k_d)^2;$$

$$D_4 = -4n(b^2 + d^2 - ab - cd)(l_1)^2(l_2)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_5 = -8n(a^2 + c^2 - ab - cd)(l_2)^2(l_3)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_6 = -8n(ab + cd)(l_1)^2(l_3)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_7 = (-8n(b^2 + d^2)(K_1 - K_2) + 8n(ab + cd)(K_3 - K_2) - 2dS_X(k_d)^2 + 2dS_Y(k_d)^2)(l_1)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_8 = (8n(b^2 + d^2)(K_1 - K_2) + 8n(a^2 + c^2)(K_3 - K_2) - 8n(ab + cd)(K_1 + K_3 - 2K_2) + 2(k_d)^2(aS_Y - bS_Y - cS_X + dS_X))(l_2)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_9 = (-8n(a^2 + c^2)(K_3 - K_2) + 8n(ab + cd)(K_1 - K_2) - 2cS_X(k_d)^2 + 2aS_Y(k_d)^2)(l_3)^2 / (k_d)^2;$$

$$D_{10} = (4n(b^2 + d^2)(K_1 - K_2)^2 + 4n(a^2 + c^2)(K_3 - K_2)^2 - 8n(ab + cd)(K_1 - K_2)(K_3 - K_2) + 2(k_d)^2((aS_Y - cS_X)(K_3 - K_2) - (bS_Y + dS_X)(K_1 - K_2) + (k_d)^2S_{XY})) / (k_d)^2;$$

且 $a = X_1 - X_2$; $b = X_3 - X_2$; $c = Y_1 - Y_2$; $d = Y_3 - Y_2$; $k_d = 4(ad - bc)$;

$$S_X = -2(\sum_{i=1}^n X_i) / k_d; S_Y = -2(\sum_{i=1}^n Y_i) / k_d;$$

$$S_{XY} = \sum_{i=1}^n (X_i + Y_i)。$$

因此最优化目标函数及位置估计可概括:

$$\tilde{\mathbf{v}} = (\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}, \tilde{\gamma}) = \arg \min_{\mathbf{v}} F(\mathbf{v}) \quad (14)$$

$\mathbf{v}$ s. t. (7) and (11)

然后将最优化求解得到的范围缩放因子向量代入式(6)以获取 BMT 的最优位置估计值。

3 定位误差理论分析

CRLB 是对参数估计所能达到的最低误差限的一种有效分析工具。假设 $\theta_i = (x_i, y_i)$ ($i = 1, 2, 3$) 分别为 BS、RMT1 和 RMT2 的真实位置坐标; $\theta = (x, y)$ 为 BMT 的真实位置坐标。在定位过程中对估计精度影响的参数分别为 RMT1、RMT2 以及 BMT 的位置信息, 其中 RMT1 及 RMT2 位置信息受

限于 GPS 定位精度,令 $\theta = (\theta_2, \theta_3, \theta)^T$, $\theta' = [\theta_1, \theta^T]^T$, 则参数 θ 的估计误差 CRLB 满足

$$\mathbb{E}_{d,\theta}\{(\hat{\theta} - \theta)(\hat{\theta} - \theta)^T\} \geq J^{-1} \quad (15)$$

且有

$$J = \mathbb{E}_d \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \theta \partial \theta^T} \ln f(l, \theta') \right\} \quad (16)$$

其中, $l = [l_1, l_2, l_3]^T$, $l_i (i = 1, 2, 3)$ 分别为 BMT 对 BS、RMT1 及 RMT2 的测量后融合的距离,且相互独立,即 $l_i = a_i l_{ri} + b_i l_{ri}$, $f(l, \theta')$ 为距离测量及位置信息参数的联合分布概率密度函数,满足关系式

$$\begin{aligned} f(l, \theta') &= f(l | \theta') f(\theta') \\ &= f(al_i + bl_r | \theta') f(\theta') \\ &= f(al_i | \theta') f(bl_r | \theta') f(\theta') \end{aligned} \quad (17)$$

其中 l_i, l_r 为各链路测量向量, a, b 为对应的加权向量因子, $f(\theta')$ 为 BS、RMT1、RMT2 及 BMT 的位置信息的先验概率分布,且 $f(\theta_1) = 1$, $f(\theta_i) (i = 2, 3)$ 服从均值为 θ_i , 方差都为 σ_i^2 的高斯分布, $f(\theta)$ 为 BMT 的先验分布概率,设为一确定性均匀分布概率值。在理想 LOS 传播下,对于从 θ_i 到 θ 的 TOA 测量值 l_i 服从 $N(0, \sigma_i^2)$ 的高斯分布,则距离加权后的 $a_i l_{ri}$ 服从 $N(0, a_i^2 \sigma_i^2)$ 的高斯分布,由于 TOA 参数值来自于同一移动终端 BMT 的测量,可假设 $\sigma_i^2 = \sigma_{ri}^2$, $i = 1, 2, 3$; 对于 RSS 距离测量值 l_{ri} 由传播损耗模型可得

$$p_{ri} = p_{ri} - 10\gamma_i \log_{10} l_{ri} + L_{i_shadow} \quad (18)$$

其中, p_{ri} 为 BMT 接收功率, p_{ri} 为 θ_i 处参考点的发射功率, γ_i 为路径损耗指数, L_{i_shadow} 为对应阴影衰落,服从均值为 0, 方差为 σ_r^2 的高斯分布。在 LOS 传播下,假设传播损耗参数相同^[12], 即 $\gamma = \gamma_i, \sigma_r = \sigma_{ri}$, $i = 1, 2, 3$; 则距离加权之后, p_{ri} 服从方差为 σ_r^2 , 均值为 $p_{ri} - 10\gamma(\log_{10} b_i + \log_{10} l_{ri})$ 的高斯分布。

进一步将式(17)带入式(16)可得

$$J = J_\theta^T + J_\theta^R + J_\theta^P \quad (19)$$

其中,

$$J_\theta^T = \mathbb{E}_{a_i} \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \theta \partial \theta^T} \ln f(al_i | \theta') \right\}$$

$$J_\theta^R = \mathbb{E}_{b_r} \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \theta \partial \theta^T} \ln f(bl_r | \theta') \right\}$$

$$J_\theta^P = \mathbb{E}_{\theta'} \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \theta \partial \theta^T} \ln f(\theta') \right\}$$

由文献[11]及[15]可得

$$J_\theta^T = \sigma_i^{-2} H^T H \quad (20)$$

$$J_\theta^R = \sigma_r^{-2} H^T H \quad (21)$$

$$J_\theta^P = \sigma_\varepsilon^{-2} \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

其中, $H = \nabla \theta \otimes d$, $\otimes$ 表示 Kronecker 积^[16], $\nabla \theta$

$$= \left[\frac{\partial}{\partial x_2}, \frac{\partial}{\partial y_2}, \frac{\partial}{\partial x_3}, \frac{\partial}{\partial y_3}, \frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y} \right], d = [d_1, d_2, d_3]^T, \varepsilon$$

$= (\sigma_r \ln 10) / (10\gamma)$, 则矩阵 H 可表示为

$$H = [G \ U] \quad (23)$$

矩阵 G, U 中元素除以下元素之外都为零:

$$\begin{cases} G(i, 2i-3) = (x-x_i)/d_i & i=2,3 \\ G(i, 2i-2) = (y-y_i)/d_i \end{cases}$$

$$\begin{cases} U(i, 1) = -(x-x_i)/d_i & i=1,2,3 \\ U(i, 2) = -(y-y_i)/d_i \end{cases}$$

且 $d_i^2 = \|\theta - \theta_i\|^2$, 令 $\lambda^{-2} = \varepsilon^{-2} + \sigma_i^{-2}$, 则有

$$\begin{aligned} J &= \begin{bmatrix} \lambda^{-2} G^T G + \sigma_\varepsilon^{-2} I & \lambda^{-2} G^T U \\ \lambda^{-2} U^T G & \lambda^{-2} U^T U \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (24)$$

由上式可获得 BMT 的 CRLB 估计误差^[16]:

$$F = [J^{-1}]_{2 \times 2} = (C - B^T A^{-1} B)^{-1} \quad (25)$$

其中 $[J^{-1}]_{2 \times 2}$ 表示取矩阵 J^{-1} 最后 2×2 子矩阵, 从而 BMT 估计均方根误差值 $RMSE_{CRLB}$ 为

$$RMSE_{CRLB} = \sqrt{\text{tr}\{F\}} \quad (26)$$

其中, $\text{tr}\{F\}$ 表示矩阵 F 的迹。

4 仿真分析

4.1 仿真环境及参数设置

为分析算法性能,对算法进行了计算机仿真。仿真中假设在城市环境下,服务基站坐标为(0,0),小区半径为 1km,在基站覆盖范围内随机均匀产生 1000 个待定位的移动终端 BMT,在每个 BMT 覆盖范围 200m 内随机选择两个具备 GPS 定位功能的协作移动终端 RMTs 组成 Ad Hoc 网络,从而 BMT 可进行 TOA 和 RSS 参数测量。

受 NLOS 传播及多径效应影响,TOA 测量结果 l_i 的模型可表示为

$$l_i = l_{\text{toa}} + l_{\text{noise}} + l_{\text{nlos}} \quad (27)$$

其中 l_{toa} 为 LOS 下的传播时间, l_{noise} 为零均值高斯随机测量噪声,方差为 σ_i^2 , 仿真中假设 σ_i 为 10m, $l_{\text{nlos}} = c \times t_{\text{nlos}}$ 为非视距误差, c 为光速, t_{nlos} 服从均值为 τ_{rms} 的指数分布。 τ_{rms} 为均方根时延拓展,是随着距离变化的服从对数正态分布的随机变量,其值为

$$\tau_{\text{rms}} = T_1 d^\mu y \quad (28)$$

d 是收发机之间的距离,单位为 km;仿真中, μ 在城市地区取值 0.5; T_1 是距离 $d = 1\text{km}$ 处 τ_{rms} 的均值取值 $0.4\mu\text{s}$; y 是服从零均值标准差为 σ_y 的对数正态分布的随机变量, σ_y 取值为 3dB。

在 NLOS 传播下, RSS 测量值满足式(18),仿真中 NLOS 下路径损耗指数 γ 取值 5,阴影衰落标准差 σ_r 取值 8dB。

4.2 算法性能仿真实验

为评估算法定位精度,对于每一个 BMT 进行 100 次试验以统计单点均方根误差 $RMSE_{\text{BMT}}$:

$$RMSE_{\text{BMT}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N=100} (\hat{x}_i - x)^2 + (\hat{y}_i - y)^2} \quad (29)$$

其中 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 是 BMT 坐标 (x, y) 的第 i 次估计值。

实验中通过设置在相同参数下对传统算法及本文算法进行性能分析对比。在 5.1 节所述参数以及 σ_e 取值 10m 情况下,图 4 统计分析了传统 TOA 定位算法线性位置轨迹法 (linear lines of position, LLOP)^[17] 以及本文提出的 ERSA 算法中分别基于 TOA 测量 (ERSA_{TOA}) 和数据融合 (ERSA_{Fusion}) 的定位误差累积分布概率 (cumulative distribution function, CDF),同时给出了定位误差的 CRLB 下界。从图 4 可以看出,在 NLOS 传播条件下,ERSA 算法能有效抑制 NLOS 误差,定位精度优于传统的 LLOP 算法,且采用数据融合技术后,ERSA 定位精度得以进一步提高而逼近定位误差 CRLB 下界。

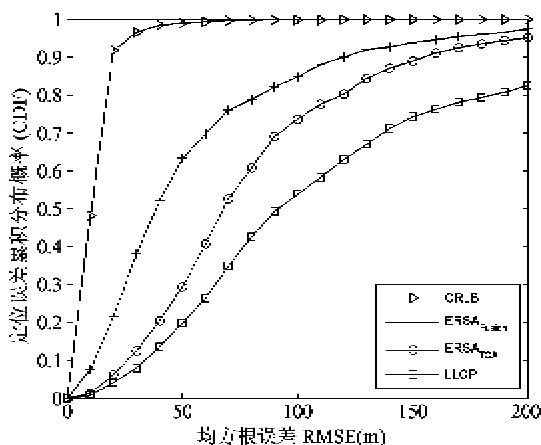


图 4 不同算法定位误差累积概率分布性能比较

为分析参与协作定位的移动终端 RMT 的 GPS 定位精度对待定位移动终端 BMT 的定位影响,图 5 分析了不同 GPS 定位精度下定位误差 CRLB 界以

及基于数据融合的 ERSA 算法的定位性能。由图 5 可知,在 GPS 定位误差取值 5m、10m 以及 15m 时, CRLB 下界随着 GPS 定位精度的提高而降低,然而基于数据融合的 ERSA 算法的性能受 GPS 定位精度的影响很小。这是因为待定位移动终端 BMT 的位置信息最终是由最优化范围缩放因子来获得的,而最优化目标函数只与参考点的覆盖重叠区域有关,因此算法弱化了参与协作定位的 RMTs 位置信息对定位精度的影响,从而使得算法对 GPS 定位精度具有较强的鲁棒性。

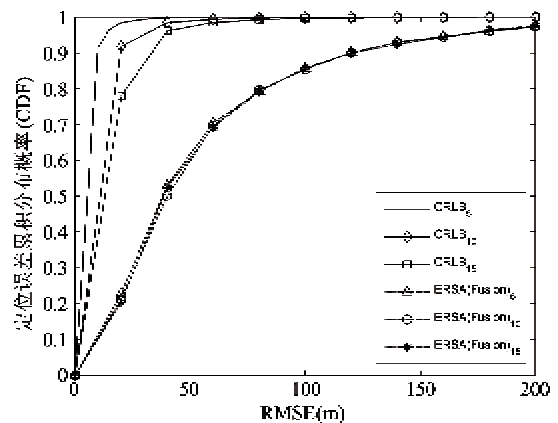


图 5 GPS 定位精度对定位性能的影响

然而如 2.2 节所述,协作移动终端的 GPS 定位精度是算法执行有效性的重要影响因素。表 1 给出了在给定 GPS 精度下算法执行判定为定位失效的统计概率。随着 GPS 定位精度的提高,算法执行的有效性越高,也进一步提高了定位执行的实时性。

表 1 GPS 精度对算法执行的影响

GPS 精度 (m)	10	25	40	55	70	85	100
定位失效概率 (%)	0.6	1.9	3.7	5.9	6.8	7.8	8.4

同时,从式(24)可以看出,影响定位性能的因素还包括 TOA 测量参数 σ_r 及 RSS 测量参数 σ_{r_0} 。而 σ_r 主要取决于终端硬件设备的测量精度,与信号传播环境无关,而 σ_{r_0} 依传播环境的不同而不同,因此图 6 分析了阴影效应 σ_r 对基于数据融合的 ERSA 算法的性能影响。从图 6 可知,CRLB 下界得益于 TOA 和 RSS 测量参数的数据融合,其受阴影效应的变化影响较低,但由图 6 中局部放大图可知,总体性能也随着 σ_r 的减小而提高。在 $\sigma_r = 3, 6, 12\text{dB}$ 时, ERSA 算法获取的定位精度小于 50m 时的概率为 85%, 70%, 45%; 而定位精度小于 150m 时的概率

为 100%, 95% 和 90%。即基于数据融合的 ERSA 算法随着 σ_r 的降低而能获得更高的定位精度, 并趋近于 CRLB 下界, 这是因为 σ_r 较小时, RSS 测量值更加精确、稳定。

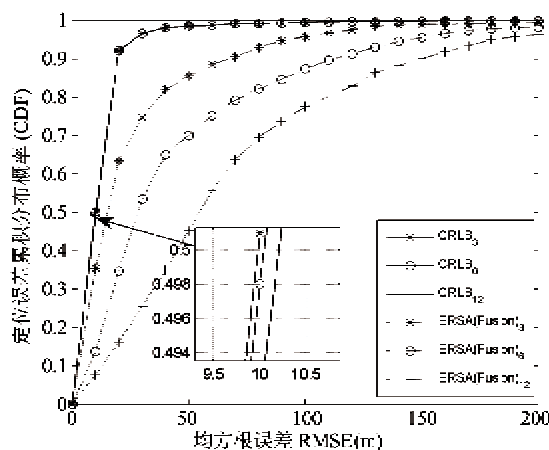


图 6 传播环境对定位性能的影响

5 结论

本文研究了在蜂窝网以及 Ad Hoc 网络组成的异构无线网络中, 利用具有 GPS 接收机具备自定位功能的移动终端协作服务基站对无 GPS 接收机或 GPS 失效场景下的移动终端进行定位的算法, 通过对 TOA 及 RSS 数据融合并采用 ERSA 算法来抑制 NLOS 误差。理论分析及仿真结果表明, 在 NLOS 传播条件下, 本文算法能获取更好的定位精度与定位稳定度, 比其他传统算法也能更接近定位误差 CRLB 下界。虽然协作移动终端 GPS 定位精度降低使算法执行效率下降, 但算法所获取的定位精度性能对其具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] Kuiper E, Nadjm-Tehrani S. Geographical routing with location service in intermittently connected MANETs. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 60 (2): 592-604
- [2] Sun T, Zan B, Zhang Y, et al. The boomerang protocol?: tying data to geographic locations in mobile disconnected networks. *IEEE Mobile Computing*, 2011, (99): 1-14
- [3] Vaughan-Nichols S J. Will mobile computing's future be location, location, location. *IEEE Computer*, 2009, 42 (2): 14-17
- [4] FCC publications, FCC acts to promote competition and public safety in enhanced wireless 911 services. <http://www.fcc.gov/Bureaus/Wireless/NewsReleases/1999/nrw19040.html>, 1999
- [5] Fang S H, Lin T N. Cooperative multi-radio localization in heterogeneous wireless network. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(5): 1547-1551
- [6] Frattasi S, Monti M, Prasad R. Cooperative mobile user location for next-generation wireless cellular networks. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Communications*, Glasgow, Scotland, 2006, 12: 5760-5765
- [7] Seok A S, Saadat R, Tadaion A A. Cooperative mobile positioning based on received signal strength. In: *Proceedings of the International Symposium on Telecommunications*, 2008, 273-277. 10. 1109/ISTEL. 2008. 4651313
- [8] Wymeersch H, Lien J, Win M Z. Cooperative localization in wireless networks. *Processing IEEE*, 2009, 97(2): 427-450
- [9] Berg Insight's LBS Research Series 2010, GPS and mobile handsets. http://www.berginsight.com/ShowReport.aspx?m_m=3&id=109, 2010
- [10] Piccolo F L. A New Cooperative Localization Method for UMTS Cellular Networks. In: *Proceedings of the IEEE Global Communications Conference*, New Orleans, USA, 2008. 30: 1-5
- [11] He Z, Ma Y, Tafazolli R. Cooperative localization in a distributed base station scenario. In: *Proceedings of the IEEE 73rd Vehicular Technology Conference-Spring*, Budapest, Hungary, 2011. 1-5
- [12] Wang Z, Tameh E K, Nix A R. Statistical peer-to-peer channel models for outdoor urban environments at 2 GHz and 5GHz. In: *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference-Fall*, Los Angeles, USA, 2004, 7: 5101-5105
- [13] Venkatraman S, Caffery J Jr, Heung-Ryeol You, A novel ToA location algorithm using LoS range estimation for NLoS environments. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2004, 53(5): 1515-1524
- [14] Wann C D, Lin M H. Data fusion methods for accuracy improvement in wireless location systems. In: *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, Atlanta, USA, 2004, 1: 471-476
- [15] Shen Y, Wymeersch H, Win M Z. Fundamental limits of wideband location II: Cooperative networks. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(10): 4981-5000
- [16] 张贤达. 矩阵分析与应用. 北京: 清华大学出版社和 Springer 出版社, 2004. 64-117

- [17] Caffery J J, Jr, A new approach to the geometry of TOA location. In: Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference-Fall, Boston, USA, 2000, 4: 1943-1949

A Mobile terminal assisted cooperative positioning algorithm for heterogeneous wireless networks

Ding Genming, Tan Zhenhui, Zhang Jinbao, Zhang Ziqi

(Institute of Broadband Wireless Mobile Communications, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

(State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

Abstract

In order to eliminate the positioning error caused by non-line-of-sight propagation, this paper presents a cooperative localization algorithm based on fusion of multi-source information for heterogeneous wireless networks consisting of cellular networks, GPS and Ad Hoc networks. The algorithm firstly measures the time of arrival and the received signal strength of the links from the mobile terminals (MTs) to be located to the base stations as well as to the cooperative MTs equipped with GPS receivers. Then the final positions of those MTs to be located are obtained by utilizing a data fusion method and the proposed extended range scaling algorithm. The simulation results show that the proposed cooperative localization algorithm can obtain the higher position accuracy and stability compared with traditional algorithms. Furthermore, the method could approach the calculated theoretical Cramer-Rao lower bound.

Key words: heterogeneous wireless network, data fusion, cooperative localization, non-line-of-sight (NLOS), Cramer-Rao lower bound (CRLB)