

一种非视距环境下基于 TOA 三维定位的新方法研究*

韩逢庆, 肖丹, 官礼和

(重庆交通大学 数学与统计学院, 重庆 400074)

(我刊编委宋乾坤推荐)

摘要: 为消除非视距环境对 TOA 三维定位带来的误差,引入演化博弈模型,以各个测量基站作为博弈局中人,为非视距环境下的 TOA 三维定位问题建立了一般形式的复制动态模型.研究提出了基于演化博弈的 TOA 定位算法,通过迭代计算消除非视距误差,获得移动端的位置估计.进一步地,针对基站位置分布明显不均的情况,在演化博弈 TOA 定位算法的基础上,通过构造虚拟基站和虚拟测量值,提出了基于虚拟基站的三维定位算法.实验对比显示基于演化博弈的 TOA 定位算法略优于经典定位算法,在基站位置分布明显不均的情况下,基于虚拟基站的三维定位算法效果较明显.

关键词: 非视距; 演化博弈; 虚拟基站

中图分类号: TN929.533

文献标志码: A

DOI: 10.21656/1000-0887.400191

引言

如今,随着智能手机的普及,基于手机测量信息的定位问题有着很大的商业价值和应用前景.如何对终端进行较高精度的定位,被认为是一个很具有挑战性的问题.相比于 GPS,基于无线网络基站(base station, BS)的定位具有以下两方面特殊性:一是覆盖范围广.在室内、地下、繁华市区等地方, GPS 定位不能满足人们对定位精度的要求,而基站定位有可能在这些复杂的环境中实现高精度定位需求.二是基站周围的电磁信号复杂.比如在室内、山区和繁华市区,信号在这些环境中传播时会经过多次折射、反射、吸收等,造成测量信息存在大量噪声.那么,怎样处理这些噪声对定位精度的影响,也是基于基站定位面临的问题.

终端定位技术的基本原理^[1]是首先通过测量终端或者基站所发的信号来估计出相应参数,然后用合适的算法求得终端的估计位置.常见的终端定位技术包括:基于到达角度(angle of arrival, AOA)测量的定位方法、基于到达时间(time of arrival, TOA)测量的定位方法、基于到达时差(time difference of arrival, TDOA)测量的定位方法等,终端定位研究的关键是避免一些因素对定位精度的影响,如多址干扰、多径传播、非视距(non-line of sight, NLOS)传播等.

* 收稿日期: 2019-06-17; 修订日期: 2019-08-23

基金项目: 重庆市社会民生科技创新专项(cstc2015shmszx30004)

作者简介: 韩逢庆(1968—),男,教授,博士,硕士生导师;

肖丹(1990—),女,硕士生(通讯作者. E-mail: xiao-319@qq.com).

在三维定位问题中,时间的测量值往往是非视距传输值,而信号的非视距传输极大地降低了算法的定位精度。为了减小信号非视距传输的影响,人们提出了多种算法^[2-16],主要通过以下两种途径来实现:1)通过加权来减小非视距的影响;2)从接收信号中检测出视距信号,然后用视距信号进行定位。具有代表性的定位算法成果有:Chen 在其博士论文中提出对于消除非视距误差可以利用残差加权的方法解决^[7];Roos 和 Myllymäki 等^[8]将定位问题视为机器学习的问题,并在最后提出了一个概率性的框架来解决三维定位问题;Kleine-Ostmann 等提出了一种适合于定位估计的数据融合模型^[9];Kyriazakos 和 Mangold 提出了将基于隐 Markov 模型的模式识别技术用于定位估计^[10];Nhat 等提出基于神经网络的原理,输入以多个节点的接收信号强度指示(received signal strength indication, RSSI),输出为位置坐标来训练多层感知机,从而实现定位^[11];Wylie 等提出了一种经典方法来判断和消除非视距误差^[12];Chan 等提出了在误差近似服从 Gauss 分布时的一种性能优良的定位算法^[13];McGuire 等提出了一种鲁棒函数估计^[14];张洁颖提出了一种基于场景指纹的定位方法,通过采样点收到无线信号的某种特征信息建立有关场景数据库,以此来估计待定位目标的空间位置^[15];倪巍等根据已有的路径损耗模型进行改进提出了一种定位算法,得出一种通过迭代的极大似然估计算法^[16]。

解决定位问题是多学科的交叉融合,需要 LS 估计、数据拟合、数值分析、机器学习等很多数学和信息通信理论的支撑。每一个对终端定位问题有创新性的算法,都可能带来巨大的社会效益,其主要应用有智慧城市、智能物流、车辆导航、紧急救援等领域^[17]。

本文探讨基于 TOA 测量信息的三维定位问题,进行两个方面的研究,其一为消除非视距传播的误差,受博弈论^[18]启发,将三维移动定位看成演化博弈问题,以各个测量基站作为博弈局中人,建立关于移动定位的复制动态模型。该模型推广了经典复制动态模型^[19],提出了基于演化博弈的 TOA 定位算法(TOA-geolocation algorithm based on evolutionary game, EGTOA),通过迭代计算消除非视距误差,获得其平衡解和移动端的位置估计。第二则为了消除各个测量基站分布不均匀带来的定位坐标误差较大的缺陷,在前述平衡解的基础上引入虚拟基站,与实际基站相比,虚拟基站的位置坐标分布相对均衡,以虚拟基站+实际基站作为局中人进行演化博弈,计算定位出的移动终端三维坐标误差都在合理范围内。

论文后续结构如下:第 1 节提出了用于非视距环境下三维定位的复制动态模型及其算法;第 2 节针对基站位置坐标分布范围有较大差距的情形,将实际基站映射到虚拟基站,以虚拟基站+实际基站作为博弈局中人建模;第 3 节进行了对比实验;最后一节进行了总结。

1 非视距环境下三维定位的演化博弈

1.1 演化博弈

博弈论(game theory)^[19]是现代数学的分支之一,主要研究多个参与者在利益存在竞争和交互的局势中,理性的参与者为实现自身效用最大化,如何选择各自策略并达到利益均衡的理论,是研究具有竞争和合作性质现象的理论和方法。博弈论可以指导和分析通信网络中的算法设计,已被用于解决移动通信网络中的许多设计问题,比如网络资源分配、功率控制、接入控制、分组传输控制、协作中继通信等问题^[20]。

经典博弈论中通常假设博弈方是完全理性的,但对于现实中的决策者而言是很难达到完全理性的,当博弈环境或者决策问题复杂时,人们的理性局限非常明显。如果博弈参与方不满足完全理性假设,则称这样的博弈为有限理性博弈。有限理性博弈意味着博弈方不可能一开始

就找到最优策略,而是在博弈过程中通过学习和试错来寻找较好的策略.研究有限理性博弈的一个重要途径是利用生物进化机制来模拟,称之为演化博弈^[18].

1973年,Maynard Smith 描述生物演化现象时提出了演化博弈^[18],演化博弈模型^[19]有两个最基础的方面建立:选择和突变.选择是指能够获得较高支付的策略在以后将被更多的参与者采用;突变是指部分个体以随机的方式选择不同于群体的策略(可能是能够获得高支付的策略,也可能是获得较低支付的策略).突变是一种不断试错的过程,也是一种学习与模仿的过程,这个过程是适应性且是不断改进的,演化稳定策略是演化博弈中最基本的概念.

有限理性意味着均衡是不断调整和改进而不是一次性选择的结果,而且即使到达了均衡也可能再次偏离.有限理性博弈方会在博弈过程中学习博弈通过试错寻找较好的策略,其策略与均衡用复制动态模型来刻画.经典的复制动态模型^[19]如下:

$$\frac{dx_i}{dt} = x_i(u_i - \bar{u}), \quad (1)$$

其中, x_i 是第 i 方的策略, u_i 是第 i 方的支付, \bar{u} 是平均支付.

为能够描述更多的问题,将经典复制动态模型推广如下:

$$\frac{dx_i}{dt} = f_i(x_1, x_2, \dots, x_k), \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad (2)$$

表示第 i 个局中人的策略变化率是参与博弈各方策略的函数, k 代表参与博弈人数.

1.2 移动定位的演化博弈模型

1.2.1 演化博弈模型

假设在某个场景中有 m 个 BS 参与定位测量,该场景中有 n 个移动端 MS. 设第 i 个 BS 的坐标为 (X_i, Y_i, Z_i) , 第 j 个 MS 的坐标为 (x_j, y_j, z_j) , $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$. 令 R_{ij} 表示第 i 个 BS 与第 j 个 MS 的非视距测量距离, r_{ij} 表示第 i 个 BS 与第 j 个 MS 的视距距离.

将第 j 个 MS 的定位当作多个 BS 之间的博弈, 设第 i 个 BS 的策略为 $\lambda_{ij} = r_{ij}/R_{ij}$ (视距距离与非视距距离之比), 平均支付为 (x_j, y_j, z_j) , 其中, x_j, y_j 和 z_j 都是 λ_{ij} 的函数.

取

$$f_i(\lambda_{1j}, \lambda_{2j}, \dots, \lambda_{mj}) = \frac{\sqrt{(X_i - x_j)^2 + (Y_i - y_j)^2 + (Z_i - z_j)^2}}{R_{ij}} - \lambda_{ij},$$

则复制动态方程组如下:

$$\frac{d\lambda_{ij}}{dt} = \frac{\sqrt{(X_i - x_j)^2 + (Y_i - y_j)^2 + (Z_i - z_j)^2}}{R_{ij}} - \lambda_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

为求解其平衡点, 令 $d\lambda_{ij}/dt = 0$, 则有

$$\lambda_{ij}^2 R_{ij}^2 = (X_i - x_j)^2 + (Y_i - y_j)^2 + (Z_i - z_j)^2 = K_i - 2X_i x_j - 2Y_i y_j - 2Z_i z_j + Q_j, \quad (4)$$

其中

$$K_i = X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2, \quad Q_j = x_j^2 + y_j^2 + z_j^2, \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n.$$

该非线性方程组共有 mn 个方程, 变量有 $4n + mn$ 个, 方程个数小于变量个数, 方程组有无限多组解. 以下研究如何近似求解复制动态方程组.

1.2.2 复制动态方程组的近似求解

1) 假设事先能够估计出 λ_{ij} 的值, 则变量数量为 $4n$ 个, 进一步可以将非线性方程(4)简化为线性方程, 步骤如下.

将 $i = 1$ 代入式(4), 有

$$\lambda_{1j}^2 R_{1j}^2 = K_1 - 2X_1 x_j - 2Y_1 y_j - 2Z_1 z_j + Q_j. \quad (5)$$

式(4)与式(5)相减, 得

$$\begin{aligned} 2(X_i - X_1)x_j + 2(Y_i - Y_1)y_j + 2(Z_i - Z_1)z_j = \\ K_i - K_1 - (\lambda_{ij}^2 R_{ij}^2 - \lambda_{1j}^2 R_{1j}^2). \end{aligned} \quad (6)$$

选取 4 个 BS(下标分别记为 2~5, 要求这 5 个 BS 不在同一平面上)代入方程(6), 得

$$\mathbf{B}\mathbf{q} = \mathbf{p}, \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 2(X_2 - X_1) & 2(Y_2 - Y_1) & 2(Z_2 - Z_1) \\ 2(X_3 - X_1) & 2(Y_3 - Y_1) & 2(Z_3 - Z_1) \\ 2(X_4 - X_1) & 2(Y_4 - Y_1) & 2(Z_4 - Z_1) \\ 2(X_5 - X_1) & 2(Y_5 - Y_1) & 2(Z_5 - Z_1) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{q} = (x_j, y_j, z_j)^T,$$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} K_2 - K_1 - (\lambda_{2j}^2 R_{2j}^2 - \lambda_{1j}^2 R_{1j}^2) \\ K_3 - K_1 - (\lambda_{3j}^2 R_{3j}^2 - \lambda_{1j}^2 R_{1j}^2) \\ K_4 - K_1 - (\lambda_{4j}^2 R_{4j}^2 - \lambda_{1j}^2 R_{1j}^2) \\ K_5 - K_1 - (\lambda_{5j}^2 R_{5j}^2 - \lambda_{1j}^2 R_{1j}^2) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} K_2 - K_1 - (r_{2j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_3 - K_1 - (r_{3j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_4 - K_1 - (r_{4j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_5 - K_1 - (r_{5j}^2 - r_{1j}^2) \end{pmatrix}.$$

采用最小二乘法求解得 $\mathbf{B} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$, 得第 j 个 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, $j = 1, 2, \dots, n$.

2) 估计 λ_{ij} 的值

令 λ_i 是第 i 个 BS 对应的随机变量, 其取值范围是 $\{\lambda_{ij} = r_{ij}/R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$, 假设 λ_i 近似服从某种分布 π_i , 即 $\lambda_i \sim \pi_i(\mu_i, \sigma_i^2)$, 在方程中用 λ_i 代替 λ_{ij} , 则有近似方程:

$$2X_i x_j + 2Y_i y_j + 2Z_i z_j - Q_j + \lambda_i^2 R_{ij}^2 = K_i, \quad i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

这样的方程共有 mn 个, 变量有 $4n + m$ 个, 要使方程组不存在无限多组解, 必有方程个数大于等于变量个数, 选择其中 m_1 个 BS 和 n_1 个 MS 的数据来构造方程组并求解, 使得 $4n_1 + m_1 \leq m_1 n_1$, 为使方程个数和变量个数尽量少, 取 $n_1 = 3, m_1 = 6$, 即 3 个 MS 和 6 个 BS, 并且这 6 个 BS 中的任意 4 个都不在同一平面上.

方程组(8)的矩阵形式:

$$\mathbf{A}\mathbf{h} = \mathbf{b}, \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= (\mathbf{A}_1 \mid \mathbf{A}_2 \mid \mathbf{A}_3), \quad \mathbf{h} = (\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3)^T, \\ \mathbf{b} &= (K_1, K_2, \dots, K_6, K_1, K_2, \dots, K_6, K_1, K_2, \dots, K_6)^T, \\ \mathbf{A}_1 &= \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_{11} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{A}_{11} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{21} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{A}_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{A}_{21} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}_3 = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{31} \\ \mathbf{A}_{32} \\ \mathbf{A}_{33} \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

$$\mathbf{A}_{11} = \begin{pmatrix} 2X_1 & 2Y_1 & 2Z_1 \\ 2X_2 & 2Y_2 & 2Z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2X_6 & 2Y_6 & 2Z_6 \end{pmatrix}, \mathbf{A}_{21} = (-1 \quad -1 \quad -1 \quad -1 \quad -1 \quad -1)^T,$$

$$\mathbf{A}_{31} = \begin{pmatrix} R_{11}^2 & & & & & \\ & R_{21}^2 & & & & \\ & & \ddots & & & \\ & & & & & R_{61}^2 \end{pmatrix}, \mathbf{A}_{32} = \begin{pmatrix} R_{12}^2 & & & & & \\ & R_{22}^2 & & & & \\ & & \ddots & & & \\ & & & & & R_{62}^2 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{33} = \begin{pmatrix} R_{13}^2 & & & & & \\ & R_{23}^2 & & & & \\ & & \ddots & & & \\ & & & & & R_{63}^2 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{h}_1 = (x_1, y_1, z_1, x_2, y_2, z_2, x_3, y_3, z_3), \mathbf{h}_2 = (Q_1, Q_2, Q_3), \mathbf{h}_3 = (\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_6^2).$$

当 $\mathbf{A} = (\mathbf{A}_1 \mid \mathbf{A}_2 \mid \mathbf{A}_3)$ 非奇异时, 方程组有解 $\mathbf{h} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$, 得到 6 个 BS 对应的 λ_i , 以及 3 个 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$. 当 \mathbf{A} 奇异时, 在 \mathbf{A}_{31} 或 \mathbf{A}_{32} 或 \mathbf{A}_{33} 的最后 3 列中的每一列加上单位矩阵的某个列向量, 目的是构造非奇异系数矩阵 \mathbf{A} . 固定这 6 个 BS, 如果剩下的 MS 个数大于等于 6, 则在剩下的 MS 中重新取 3 个 MS 及其 R_{ij} , 与这 6 个 BS 配合得到新的方程组, 求解得到 3 个新 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$; 如果剩下的 MS 个数小于 6, 则剩下的全体 MS 与这 6 个 BS 配合得到新的方程组, 重复此过程, 得到全体 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$.

取

$$\hat{r}_{ij}^2 = (X_i - \hat{x}_j)^2 + (Y_i - \hat{y}_j)^2 + (Z_i - \hat{z}_j)^2, \quad (10)$$

令

$$\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij} / R_{ij}. \quad (11)$$

随机变量 λ_i 取值范围 $\{\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij} / R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$, 令 $\mu_i = E(\hat{\lambda}_{ij}), \sigma_i^2 = S^2(\hat{\lambda}_{ij})$, 计算 $\{\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij} / R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 中各个值的概率分布, 设为 π_i , 则有 $\lambda_i \sim \pi_i(\mu_i, \sigma_i^2)$.

至此, 得到视距距离估值 $r_{ij} = \lambda_{ij} R_{ij}$, 其中 $\lambda_{ij} \in \{\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij} / R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 且取值概率服从分布 $\lambda_i \sim \pi_i(\mu_i, \sigma_i^2)$.

将视距距离估值 $r_{ij} = \lambda_{ij} R_{ij}$ 代入算法解出全体 MS 的位置 (x_j, y_j, z_j) , 将上述计算过程总结算法如下.

1.3 基于演化博弈的 TOA 定位算法 (EGTOA)

Step 1 初始化全体移动端 MS 位置集合 $V = \{(x_j, y_j, z_j) \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 和全体基站 BS 位置集合 $U = \{(X_i, Y_i, Z_i) \mid i = 1, 2, \dots, m\}$, 其中 n 为 MS 数量, m 为 BS 数量, $k \leftarrow 1, n_1 \leftarrow 3, m_1 \leftarrow 6$, 其中 \leftarrow 表示赋值.

Step 2 在 V 中取出 n_1 个 MS, 在 U 中选取 m_1 个 BS (任意 4 个都不在同一平面上), 利用 m_1 个 BS 和 n_1 个 MS 的位置坐标和非视距测量距离等信息来构造方程组 (9), $n \leftarrow n - n_1$.

Step 3 求解方程组 $\mathbf{A}\mathbf{h} = \mathbf{b}$, 当 $n_1 = 3$ 时, $\mathbf{h} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$; 当 $n_1 > 3$ 时, $\mathbf{h} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$, 得 n_1 个 MS 的第 k 次位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$.

Step 4 如果 $n = 0$, 转 step 5; 如果 $n \geq 6$, 在 V 中取出 n_1 个 MS, $n \leftarrow n - n_1$, m_1 个 BS 保持不变; 如果 $n < 6$, 令 $n_1 = n$, $n \leftarrow n - n_1$; 用这 n_1 个 MS 和 m_1 个 BS 来构造方程组(9), 转 step 3.

Step 5 对第 j 个 MS 的第 k 次位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, 计算其到第 i 个 BS 的视距估值 $\hat{r}_{ij} = \sqrt{(X_i - \hat{x}_j)^2 + (Y_i - \hat{y}_j)^2 + (Z_i - \hat{z}_j)^2}$, 计算视距与非视距比值 $\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij}/R_{ij}$, 计算集合 $\{\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij}/R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 中各个值的概率分布, 记为 $\pi_i, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$.

Step 6 对于 $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$, 按如下方式重新估计 $\lambda_{ij}: \lambda_{ij} \in \{\hat{\lambda}_{ij} = \hat{r}_{ij}/R_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n\}$, 且取值概率服从分布 π_i , 据此 λ_{ij} 计算第 i 个 BS 与第 j 个 MS 的视距距离 $r_{ij} = \lambda_{ij} R_{ij}$.

Step 7 $k \leftarrow k + 1$, 对第 j 个 MS ($j = 1, 2, \dots, n$), 取 step 1 中的前 5 个 BS 以及 step 6 得到的 r_{ij} 代入方程组(7), 采用最小二乘法求解得 $\mathbf{q} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$, 得第 j 个 MS 的第 k 次位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$.

Step 8 如果 $k = 3$, 算法结束; 如果 $k < 3$, 转 step 5.

2 基于虚拟基站的三维定位算法

当 BS 位置在 x, y, z 三个方向上分布明显不均时, 上述算法结果误差不容忽视, 此时通过构造虚拟基站, 加入虚拟基站后重新定位.

记

$$\Delta X = \max_i X_i - \min_i X_i, \quad \Delta Y = \max_i Y_i - \min_i Y_i, \quad \Delta Z = \max_i Z_i - \min_i Z_i,$$

ΔX 和 ΔY 相当, 但 $\Delta X \gg \Delta Z$.

记 $\alpha = \Delta X / \Delta Z$, 对第 i 个 BS 构造对应的虚拟基站 (virtual base station, VBS), 坐标为 $(\tilde{X}_i, \tilde{Y}_i, \tilde{Z}_i)$, 满足

$$\tilde{X}_i = X_i, \quad \tilde{Y}_i = Y_i, \quad \tilde{Z}_i = \min_k Z_k + \alpha(Z_i - \min_k Z_k), \quad i = 2, 3. \quad (12)$$

第 i 个 VBS 与第 j 个 MS 的视距距离:

$$\tilde{r}_{ij} = \sqrt{(\lambda_{ij} R_{ij})^2 + \alpha^2 (Z_i - \min_k Z_k)^2}, \quad i = 2, 3, \quad (13)$$

λ_{ij} 是上述 EGTOA 算法结束后的随机变量, $\lambda_{ij} = r_{ij}/R_{ij}$.

对方程组(7)增加 2 个方程:

$$\mathbf{B}\mathbf{q} = \mathbf{p}, \quad (14)$$

其中

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_1 \\ \mathbf{B}_2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{p} = \begin{pmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{q} = (x_j, y_j, z_j)^T,$$

$$\mathbf{B}_1 = \begin{pmatrix} 2(X_2 - X_1) & 2(Y_2 - Y_1) & 2(Z_2 - Z_1) \\ 2(X_3 - X_1) & 2(Y_3 - Y_1) & 2(Z_3 - Z_1) \\ 2(X_4 - X_1) & 2(Y_4 - Y_1) & 2(Z_4 - Z_1) \\ 2(X_5 - X_1) & 2(Y_5 - Y_1) & 2(Z_5 - Z_1) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{p}_1 = \begin{pmatrix} K_2 - K_1 - (r_{2j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_3 - K_1 - (r_{3j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_4 - K_1 - (r_{4j}^2 - r_{1j}^2) \\ K_5 - K_1 - (r_{5j}^2 - r_{1j}^2) \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{B}_2 = \begin{pmatrix} 2(\tilde{X}_2 - X_1) & 2(\tilde{Y}_2 - Y_1) & 2(\tilde{Z}_2 - Z_1) \\ 2(\tilde{X}_3 - X_1) & 2(\tilde{Y}_3 - Y_1) & 2(\tilde{Z}_3 - Z_1) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{p}_2 = \begin{pmatrix} \tilde{K}_2 - K_1 - (\tilde{r}_{2j}^2 - r_{1j}^2) \\ \tilde{K}_3 - K_1 - (\tilde{r}_{3j}^2 - r_{1j}^2) \end{pmatrix},$$

$$\tilde{K}_i = \tilde{X}_i^2 + \tilde{Y}_i^2 + \tilde{Z}_i^2, \quad i = 2, 3.$$

采用最小二乘法求解得 $\mathbf{q} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$, 得第 j 个 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, $j = 1, 2, \dots, n$.

综上, 当所有 BS 位置分布相对均衡, 即 $\Delta X, \Delta Y$ 和 ΔZ 的数量级相当时, 运行上述算法后即得到各个 MS 的坐标位置估计。

如果 BS 位置分布严重不均衡, 如若 ΔX 的数量级和 ΔY 的数量级相当, 但 ΔX 的数量级远远大于 ΔZ 的数量级, 则先运行 EGTOA 算法, 根据 EGTOA 结果按式 (13) 构造视距距离, 按式 (12) 构造虚拟基站 VBS, 用虚拟基站+实际基站, 再一次求解方程组。

基于虚拟基站的三维定位算法 (TOA-geolocation algorithm based on virtual base station, VBTOA) 如下:

Step 1 执行 EGTOA 算法。

Step 2 在 EGTOA 算法的 step 7 选取 5 个 BS 的基础上, 按式 (12) 构造虚拟基站 VBS, 按式 (13) 构造视距距离。

Step 3 对第 j 个 MS ($j = 1, 2, \dots, n$), 采用最小二乘法求解方程组 (14) 得 $\mathbf{q} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$, 得第 j 个 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$ 。

3 算法对比实验

以 2016 年全国研究生数学建模竞赛给出的测试数据集来验证算法性能, 数据集 1 有 30 个 BS、1 100 个 MS, 包含 $30 \times 1\ 100$ 个 TOA 下的测量数据, 数据集 2 有 40 个 BS、1 200 个 MS, 包含 $40 \times 1\ 200$ 个 TOA 下的测量数据, 这 2 组测试数据集都包含了 MS 的准确位置供算法验证。

在两个数据集上分别运行上述 EGTOA 算法, 得到两个数据集 BS 的 λ_{ij} 取值分布参数见表 1, 其中, $\mu_i = E(\hat{\lambda}_{ij})$ 和 $\sigma_i^2 = S^2(\hat{\lambda}_{ij})$ 是第 i 个 BS 对应的 λ_{ij} 的均值和方差。从表中反映出两个数据集的 λ_{ij} 取值分布较为集中, 不同 BS 的 λ_{ij} 均值很接近, 方差很小。数据集 2 的 λ_{ij} 均值接近 1, 表明该数据集对应的场景可以近似为视距环境。

考察两个数据集中 BS 位置分布情况, 在数据集 1 中, $\Delta X \approx \Delta Y \approx 600, \Delta Z \approx 3.3$; 在数据集 2 中, $\Delta X \approx \Delta Y \approx 750, \Delta Z \approx 2.7$, 两个数据集中的 BS 位置分布在 x, y, z 三个方向上相对差距较大。

表 1 2 组测试数据对应 λ_{ij} 的分布参数

Table 1 Distribution parameters corresponding to λ_{ij} in test data

	$\min_{1 \leq i \leq m} \mu_i$	$\max_{1 \leq i \leq m} \mu_i$	$\min_{1 \leq i \leq m} \sigma_i^2$	$\max_{1 \leq i \leq m} \sigma_i^2$
test data set 1 ($m = 30$)	0.705 46	0.706 05	2.151×10^{-7}	2.184×10^{-5}
test data set 2 ($m = 40$)	0.968 28	0.969 44	$3.210 9 \times 10^{-6}$	$4.711 5 \times 10^{-5}$

在两个数据集上分别运行经典的 Chan 算法和 Taylor 算法, 以及本文的 EGTOA 算法和 VBTOA 算法, 在 x, y, z 三个方向上 MS 位置估值的误差比较见表 2 和表 3 (从偏差最大值和平均偏差两个方面比较)。表 2 和表 3 对比可以看出, 本文中提出的 EGTOA 算法在 x, y 两个方向上的 MS 位置估值误差略优于传统的 Chan 算法和 Taylor 算法, 但这 3 个算法在 z 方向上的 MS 位置估值误差都很大, 而本文提出的基于虚拟基站的三维定位算法 VBTOA 在 z 方向上的估值误差明显优于 Chan 算法、Taylor 算法和 EGTOA 算法, 整体上看 VBTOA 算法的效果最好。

表2 在测试集1上4种算法估值误差对比

Table 2 Error comparison of 4 algorithms in test data set 1

	Chan	Taylor	EGTOA	VBTOA
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{x}_j - x_j $	2.86	2.87	1.11	1.11
$E(\hat{x}_j - x_j)$	1.93	1.89	0.68	0.68
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{y}_j - y_j $	2.92	2.90	1.09	1.09
$E(\hat{y}_j - y_j)$	1.95	1.89	0.66	0.66
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{z}_j - z_j $	22.05	24.42	21.05	1.62
$E(\hat{z}_j - z_j)$	14.27	16.62	12.85	0.72

表3 在测试集2上4种算法估值误差对比

Table 3 Error comparison of 4 algorithms in test data set 2

	Chan	Taylor	EGTOA	VBTOA
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{x}_j - x_j $	1.92	1.90	1.08	1.08
$E(\hat{x}_j - x_j)$	0.91	0.90	0.39	0.39
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{y}_j - y_j $	1.89	1.91	1.06	1.06
$E(\hat{y}_j - y_j)$	0.91	0.91	0.40	0.40
$\max_{1 \leq j \leq n} \hat{z}_j - z_j $	23.46	25.39	23.52	1.57
$E(\hat{z}_j - z_j)$	15.21	17.32	14.85	0.76

对产生 VBTOA 算法效果的原因分析如下。

在虚拟基站引入之前,EGTOA 算法的 step 7 中,由 $\mathbf{q} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$ 得第 j 个 MS 的第 k 次位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, 对于实验中的第一个数据集,有

$$(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 0.000\ 9 & 0.000\ 5 & -0.000\ 8 & 0.001\ 1 \\ -0.001\ 0 & -0.001\ 6 & 0.002\ 0 & 0.001\ 3 \\ -0.056\ 6 & -0.211\ 3 & -0.119\ 0 & 0.158\ 0 \end{pmatrix},$$

矩阵各个元素都取到小数点后 4 位数字,其中第 3 行数据的绝对值明显远大于第 1 和第 2 行,由于 \mathbf{p} 中的数据有测量误差,导致 \hat{z}_j 的误差远大于 \hat{x}_j 和 \hat{y}_j 的误差,对第二个数据集也是同样如此。

在虚拟基站引入之后,对于基于虚拟基站的三维定位算法 VBTOA,其 step 3 中,由 $\mathbf{q} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{p}$ 得第 j 个 MS 的位置估计 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, 对于实验中的第一个数据集,有

$$(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 0.000\ 9 & 0.000\ 8 & -0.000\ 6 & 0.000\ 9 & 0.000\ 0 & 0.000\ 0 \\ -0.000\ 8 & -0.000\ 7 & 0.002\ 5 & 0.000\ 6 & 0.000\ 0 & 0.000\ 0 \\ 0.000\ 0 & 0.000\ 0 & 0.000\ 0 & 0.000\ 0 & 0.001\ 9 & -0.000\ 4 \end{pmatrix},$$

第 3 行数据的绝对值和第 1 和第 2 行的相当,这样使得 \hat{z}_j 的误差和 \hat{x}_j 和 \hat{y}_j 的误差是相当的,第二个数据集也是同样如此。

虚拟基站的作用是使让基站在 x, y, z 这 3 个方向上分布范围的长度大致相当,这样得到的 $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T$ 矩阵第 3 行数据的绝对值和第 1 和第 2 行的大致相当,从而使得 \hat{z}_j 的误差和 \hat{x}_j 和 \hat{y}_j 的误差上限也大致相当。由于算法 VBTOA 的主要时间开销是第一步的 EGTOA 算法,因此虚拟基站的引入不会增加算法的计算复杂度。

4 总 结

为消除非视距环境对 TOA 三维定位带来的误差,引入演化博弈模型,为适应 TOA 三维定

位要求对经典复制动态方程进行了推广,以各个测量基站作为博弈局中人,为非视距环境下的 TOA 三维定位问题建立了复制动态模型,将视距距离与非视距距离之比视为一定的概率分布 π_i ,提出了基于演化博弈的 TOA 定位算法 EGTOA,通过演化迭代进行概率分布 π_i 的学习,其学习过程也是减少非视距误差的过程,最后获得移动端的位置估计.进一步地,针对基站位置分布明显不均的情况,在 EGTOA 定位算法的基础上,通过构造虚拟基站,采用虚拟基站+实际基站对移动端定位,提出了基于虚拟基站的三维定位算法 VBTOA.实验对比显示 EGTOA 算法略优于经典定位算法,在基站位置分布明显不均的情况下,VBTOA 算法效果有明显优势.

参考文献(References):

- [1] 邱善勤, 龚耀寰. 移动通信定位技术之比较[J]. 电子科技大学学报, 2003, **32**(6): 598-603. (QIU Shanqin, GONG Yaohuan. Comparison of cellular location technologies[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2003, **32**(6): 598-603. (in Chinese))
- [2] 刘琚, 李静. 一种在非视距环境中的 TDOA/AOA 混合定位方法[J]. 通信学报, 2005, **26**(5): 63-68. (LIU Ju, LI Jing. TDOA/AOA hybrid wireless location method in NLOS situation[J]. *Journal on Communications*, 2005, **26**(5): 63-68. (in Chinese))
- [3] 屈保平, 裘著有, 陈长衍. 一种 NLOS 环境下基于散射模型的 TOA 定位方法[J]. 火力与指挥控制, 2014, **39**(5): 26-30. (QU Baoping, XI Zhuyou, CHEN Changyan. A method for TOA location based on scattering models in NLOS environments[J]. *Fire Control & Command Control*, 2014, **39**(5): 26-30. (in Chinese))
- [4] 田孝华, 廖桂生. 一种有效减小非视距传播影响的 TOA 定位方法[J]. 电子学报, 2003, **31**(9): 1429-1432. (TIAN Xiaohua, LIAO Guisheng. An effective TOA-based location method for mitigating the influence of the NLOS propagation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, **31**(9): 1429-1432. (in Chinese))
- [5] 徐彤阳. NLOS 环境下无线传感器网络 TOA 定位算法[J]. 计算机工程, 2013, **39**(12): 90-93. (XU Tongyang. TOA location algorithm in wireless sensor network under NLOS environment [J]. *Computer Engineering*, 2013, **39**(12): 90-93. (in Chinese))
- [6] 赵军辉, 张雪雪, 曾龙基. 提高 NLOS 环境下室内定位精度的新方法[J]. 北京邮电大学学报, 2012, **35**(6): 38-43. (ZHAO Junhui, ZHANG Xuexue, ZENG Longji. An approach to improving the accuracy of the indoor positioning with NLOS environment[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2012, **35**(6): 38-43. (in Chinese))
- [7] CHEN P C. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation[C]//*IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. 1999.
- [8] ROOS T, MYLLYMÄKI P, TIRRI H, et al. A probabilistic approach to WLAN user location estimation[J]. *International Journal of Wireless Information Networks*, 2002, **9**(3): 155-164.
- [9] KLEINE-OSTMANN T, BELL A E. A data fusion architecture for enhanced position estimation in wireless networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2001, **5**(8): 343-345.
- [10] KYRIAZAKOS S, MANGOLD S. Applying pattern recognition techniques based on hidden Markov models for vehicular position location in cellular networks[J]. *Vehicular Technology Conference*, 1999, **2**(2): 780-784.
- [11] NHAT T L, VILLANI R, BATTITI R. Neural network model for intelligent networks: deriving the location from signal patterns[C]//*Proceedings of AINS*. 2002.

- [12] WYLIE M P, HOLTZMANN J. The non-line-of-sight problems in mobile location estimation [C]//5th IEEE International Conference on Universal Personal Communications. Cambridge, MA, 1996.
- [13] CHAN Y T, HO K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, **42**(8): 1905-1915.
- [14] MCGUIRE M, PLATANIOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Robust estimation of mobile terminal position[J]. *Electronics Letters*, 2000, **36**(16): 1426-1428.
- [15] 张洁颖. 基于 ZigBee 网络的定位跟踪研究与实现[D]. 硕士学位论文. 上海: 同济大学, 2007. (ZHANG Jieying. The research and implementation of localization and tracking in the ZigBee network[D]. Master Thesis. Shanghai: Tongji University, 2007. (in Chinese))
- [16] 倪巍, 王宗欣. 基于接收信号强度测量的室内定位算法[J]. 复旦学报(自然科学学报), 2004, **41**(1): 72-76. (NI Wei, WANG Zongxin. An indoor location algorithm based on the measurement of the received signal strength[J]. *Journal of Fudan University (Natural Science)*, 2004, **41**(1): 72-76. (in Chinese))
- [17] 范平志, 邓平, 刘林. 蜂窝网无线定位[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002. (FAN Zhiping, DENG Ping, LIU Lin. *Wireless Location in Cellular Network*[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2002. (in Chinese))
- [18] WEIBULL J. *Evolutionary Game Theory*[M]. Cambridge: The MIT Press, 1995.
- [19] 谢识予. 经济博弈论[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2002. (XIE Shiyu. *Economic Game Theory* [M]. Shanghai: Fudan University Press, 2002. (in Chinese))
- [20] 王增. 基于博弈论的蜂窝网络功率控制与多维效率优化研究[D]. 博士学位论文. 北京: 北京邮电大学, 2018. (WANG Zeng. Research on power control and multi-dimensional efficiency optimization of cellular network based on game theory[D]. PhD Thesis. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018. (in Chinese))

A New Method for 3D TOA-Geolocation in Non-Line-of-Sight Environment

HAN Fengqing, XIAO Dan, GUAN Lihe

(College of Mathematics and Statistics, Chongqing Jiaotong University,
Chongqing 400074, P.R.China)

(Recommended by SONG Qiankun, M. AMM Editorial Board)

Abstract: The evolutionary game was introduced to reduce errors caused by the non-line-of-sight environment in 3D TOA-geolocation problems. A general dynamic replication model was established for the 3D TOA-geolocation problem in the non-line-of-sight environment. With each measuring base station as a player in this game, a TOA-geolocation algorithm based on the evolutionary game was proposed. The non-line-of-sight error was effectively reduced through iteration and the position of the mobile terminal was obtained finally. On the basis of the TOA-geolocation game algorithm, another 3D locating algorithm by means of the virtual base station and the virtual measuring data was designed for base stations with uneven position distribution. The experimental results show that, the TOA-geolocation algorithm based on the evolutionary game is slightly better than the classical algorithms. The 3D locating algorithm based on the virtual base station is more effective when the position distribution of the base station is obviously uneven.

Key words: non-line-of-sight distance; evolutionary game; virtual base station

引用本文/Cite this paper:

韩逢庆, 肖丹, 官礼和. 一种非视距环境下基于 TOA 三维定位的新方法研究[J]. 应用数学和力学, 2019, 40(11): 1259-1269.

HAN Fengqing, XIAO Dan, GUAN Lihe. A new method for 3D TOA-geolocation in non-line-of-sight environment[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2019, 40(11): 1259-1269.