

文章编号:1671-251X(2023)S1-0050-06

基于 TDOA 的改进室内定位算法

林红梅¹, 李霖², 王涛¹, 陈华州², 刘俊良¹

(1. 国家能源集团宁夏煤业有限责任公司, 宁夏 银川 750001;

2. 北京龙软科技股份有限公司, 北京 100190)

摘要:针对 Chan 算法无法有效处理质量较差的 TDOA 测量值及 Taylor 级数展开算法收敛较慢的问题,提出一种基于 TDOA 的改进室内定位算法。将 Chan 算法的线性模型重构为抗干扰能力较强的非线性模型,使用混合最小二乘法求解线性模型,将解算结果作为初值输入非线性模型进行迭代计算。实验结果表明:改进算法在定位精度与准确度方面优于混合最小二乘的 Chan 算法,与 Taylor 级数展开算法的结果相近;在计算效率上略逊于混合最小二乘的 Chan 算法,优于 Taylor 级数展开算法。

关键词:室内定位; TDOA; Chan 算法; Taylor 级数展开

中图分类号:TD655.3 文献标志码:A

Improved indoor positioning algorithm based on TDOA

LIN Hongmei¹, LI Ben², WANG Tao¹, CHEN Huazhou², LIU Junliang¹

(1. CHN Energy Ningxia Coal Industry Co., Ltd., Yinchuan 750001, China;

2. Beijing LongRuan Technologies Co., Ltd., Beijing 100190, China)

0 引言

在利用无线传感器网络的定位技术中,基于距离的定位方法凭借其精度高的优点得到广泛关注与研究^[1]。主流的定位方式有 TOA 和 TDOA 两种,其中 TDOA 更为实用^[2-3]。利用 TDOA 测量值进行定位的几何原理是双曲线定位,而应用最普遍的算法有 Chan 算法和 Taylor 级数展开算法^[4-6]。

Chan 算法首先建立线性模型,再通过 2 次估计得到较为准确的定位结果,其优点是不需要位置初值和迭代计算,在测量误差满足高斯分布时精度可达克拉美罗下界^[7-8]。为了充分发挥 Chan 算法解算快、精度高的优点,众多学者通过将不符合高斯分布的非视距(Non Line of Sight, NLOS)误差转换为近似高斯噪声^[9]、分析 NLOS 误差统计特性^[10]等方法大幅提高了 Chan 算法的性能,或者通过融入残差加权^[11]、虚拟基站和误差贡献度^[12]、最大似然逼近^[13]的思想对 Chan 算法进行改进,减小了定位的总体误差。

Taylor 级数展开算法^[14-16]作为求取非线性方程组的通用方法,虽然精度较高,但是对解的初值要求严格,必须接近最终解,否则迭代不会收敛。初值

选取可以采用 Chan 算法^[17]、遗传算法^[18]、共轭梯度法^[19]、混沌粒子群算法^[20]、BP 神经网络^[21]等,以提高 Taylor 级数展开算法的收敛速度与定位精度。

针对 Chan 算法无法有效处理质量较差的 TDOA 测量值及 Taylor 级数展开算法收敛较慢的问题,本文提出将 Chan 算法的线性模型转换成非线性模型,由混合最小二乘法给出未知数初值,最终对非线性模型进行 Taylor 展开和迭代求解。相比于单独的 Chan 算法和 Chan-Taylor 协同算法,本文提出的改进算法初值更准确,收敛速度更快。

1 改进 Chan 算法

1.1 Chan 算法的线性模型

根据文献[5]的理论,以二维平面定位为例说明 Chan 算法的原理。设当前平面存在 4 个以上坐标已知的基站,坐标为 (x_i, y_i) ($i=1 \sim 4$),标签位置 (x, y) 待定。选取第 1 个基站为主基站,由欧氏距离公式可得

$$(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 = r_i^2 \quad (1)$$

使用 3 个非主基站的方程与主基站方程做差分,可得线性方程组:

收稿日期:2023-07-11;责任编辑:胡娟。

作者简介:林红梅(1968—),女,安徽宿州人,高级工程师,主要从事煤矿智能化建设和信息技术工作,E-mail:15036342@chnenergy.com.cn。

$$2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1} \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1} \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ r_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - r_{2,1}^2 \\ K_3 - K_1 - r_{3,1}^2 \\ K_4 - K_1 - r_{4,1}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $r_{i,1}$ 为标签到第 i 个基站的距离与标签到主基站的距离之差; $K_i = x_i^2 + y_i^2$ 。

化简式(2)可得

$$\mathbf{GX} = \mathbf{h} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{G}$ 为系数矩阵, $\mathbf{G} =$

$$2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1} \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1} \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1} \end{bmatrix}; \mathbf{X} \text{ 为参数向量, } \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ r_1 \end{bmatrix}; \mathbf{h} \text{ 为观测向量, } \mathbf{h} = \begin{bmatrix} K_2 - K_1 - r_{2,1}^2 \\ K_3 - K_1 - r_{3,1}^2 \\ K_4 - K_1 - r_{4,1}^2 \end{bmatrix}。$$

设 $r_{i,1}$ ($i=2,3,4$) 的协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \text{diag}(\sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_4^2)$, 根据误差传播定理及式(3), 有

$$\mathbf{Q}_h = 4\text{diag}(r_{2,1}, r_{3,1}, r_{4,1})\mathbf{Q}\text{diag}(r_{2,1}, r_{3,1}, r_{4,1}) \quad (4)$$

联合式(3)与式(4)中的要素, 得到 Chan 算法完整的线性模型:

$$\mathbf{GX} = \mathbf{hQ}_h \quad (5)$$

用最小二乘法求该模型, 可得

$$\mathbf{X} = (\mathbf{G}^T \mathbf{Q}_h^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{Q}_h^{-1} \mathbf{h} \quad (6)$$

至此可得较准确的 x, y, r_1 初始值。为了提高精度, 继续利用从目标到主基站的欧氏距离公式构建一组新的线性方程组:

$$\mathbf{G}'\mathbf{X}' = \mathbf{h}' \quad (7)$$

$$\text{式中: } \mathbf{G}' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{X}' = \begin{bmatrix} (x-x_1)^2 \\ (y-y_1)^2 \end{bmatrix}; \mathbf{h}' =$$

$$\begin{bmatrix} (x^{(0)} - x_1)^2 \\ (y^{(0)} - y_1)^2 \\ r_1^{(0)2} \end{bmatrix}。$$

$x^{(0)}, y^{(0)}, r_1^{(0)}$ 由式(6)中的 $\mathbf{X}$ 得到。根据误差传播定理, 式(7)中 $\mathbf{h}'$ 的协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_{h'} = 4\text{diag}(x^{(0)} - x_1, y^{(0)} - y_1, r_1^{(0)})\mathbf{Q}_h\text{diag}(x^{(0)} - x_1, y^{(0)} - y_1, r_1^{(0)}) \quad (8)$$

求解式(7)可得

$$\mathbf{X}' = (\mathbf{G}'^T \mathbf{Q}_{h'}^{-1} \mathbf{G}')^{-1} \mathbf{G}'^T \mathbf{Q}_{h'}^{-1} \mathbf{h}' \quad (9)$$

目标点的平面坐标为

$$\begin{cases} x = x_1 \pm \sqrt{X'(1,1)} \\ y = y_1 \pm \sqrt{X'(2,1)} \end{cases} \quad (10)$$

Chan 算法的一大突破性优点在于通过差分和变换, 将式(1)所示的非线性方程组转换为式(2)所示的线性方程组, 避免了位置初值与未知次数的迭代计算。文献[22]将 Chan 算法拓展到了三维空间, 所需最少基站增加为 5 个, 且 5 个基站不能共面, 否则无法执行 Chan 算法的第 2 次最小二乘。

1.2 混合最小二乘的 Chan 算法

在基于 TDOA 测量值的 UWB 定位系统中, 各个基站之间的距离差分量为直接观测值, 符合式(2)描述的 Chan 算法的线性模型。然而在实际运用中, 由于室内测量环境的影响, 尤其是存在 NLOS 误差与多路径效应, 距离差分量包含不可忽视的误差, 因此, 式(3)线性模型中系数矩阵 $\mathbf{G}$ 的最后一列存在误差。而 Chan 算法的最小二乘并未考虑该误差, 所以得到的结果准确度会降低。针对该问题, 本文采用混合最小二乘法^[23]解算式(3)。

系数矩阵中部分列是定值, 部分列存在误差, 据此对式(3)进行矩阵分块:

$$(\mathbf{G}_1 \quad \mathbf{G}_2 + \mathbf{E}_{G_2}) \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \end{bmatrix} = \mathbf{h} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{G}_1$ 为定值部分; $\mathbf{G}_2$ 为存在误差的部分; $\mathbf{E}_{G_2}$ 为 $\mathbf{G}_2$ 的误差; $\boldsymbol{\beta}_1$ 与 $\boldsymbol{\beta}_2$ 为由未知数向量分解的与 $\mathbf{G}_1$, $\mathbf{G}_2$ 对应相乘的 2 个部分, 分别对应 $[x \ y]^T$ 和 r_1 。

由混合最小二乘法得到 $\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2$ 的估值, 对式(11)进行修正:

$$[\mathbf{G}_1 \quad \hat{\mathbf{G}}_2] \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\beta}}_1 \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_2 \end{bmatrix} = \hat{\mathbf{h}} \quad (12)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1, \hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ 分别为 $\boldsymbol{\beta}_1, \boldsymbol{\beta}_2$ 的估值; $\hat{\mathbf{G}}_2, \hat{\mathbf{h}}$ 分别为 $\mathbf{G}_2, \mathbf{h}$ 的估值。

混合最小二乘法的求解原则为

$$\|(\mathbf{G}_2 \quad \mathbf{h}) - (\hat{\mathbf{G}}_2 \quad \hat{\mathbf{h}})\|_F = \min \quad (13)$$

为满足这一条件, 使用 QR 分解处理式(3)中列满秩的系数矩阵 $\mathbf{G}$:

$$\mathbf{G} = \mathbf{QR} \quad (14)$$

将式(14)代入式(3), 再将等号两边同乘 $\mathbf{Q}^T$, 得

$$\mathbf{RX} = \mathbf{Q}^T \mathbf{h} \quad (15)$$

根据式(11)对式(15)进行分块, 得

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} \\ 0 & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\beta}}_1 \\ \hat{\boldsymbol{\beta}}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{Q}^T \hat{\mathbf{h}})_{t_1} \\ (\mathbf{Q}^T \hat{\mathbf{h}})_{n-t_1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{R}_{11}$ 为 t_1 行 t_1 列的方阵; $\mathbf{R}_{22}$ 为 $n-t_1$ 行 t_2 列的矩阵, 本文中 $t_1=2, t_2=1$ 。

经过上述处理, 式(2)中系数矩阵 $\mathbf{G}$ 的不确定性便转移到了 $\mathbf{R}_{22}$ 中。由式(16)构造增广矩阵^[23]:

$$\mathbf{C} = [\mathbf{R}_{22} \quad (\mathbf{Q}^T \hat{\mathbf{h}})_{n-t_1}] \quad (17)$$

对矩阵 $\mathbf{C}$ 进行 SVD 分解,得

$$\mathbf{C} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T \quad (18)$$

式中: $\mathbf{U}$ 为 n 行 n 列的正交矩阵; Σ 为对角元素是 $\mathbf{C}$ 的全部奇异值的矩阵,按从大到小排列; $\mathbf{v}$ 为 $t_2 + 1$ 行 $t_2 + 1$ 列的正交矩阵。

对 $\mathbf{v}$ 进行分块,得

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & \mathbf{V}_{12} \\ \mathbf{V}_{21} & \mathbf{V}_{22} \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{V}_{11}$ 为 t_2 行 t_2 列的方阵; $\mathbf{V}_{22}$ 为 1×1 的方阵(即 1 个标量)。

根据文献[23],可以首先得到 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ 的解:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_2 = -\frac{\mathbf{V}_{12}}{\mathbf{V}_{22}} \quad (20)$$

将 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ 代回式(16)中,求取 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1$:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{11}^{-1} ((\mathbf{Q}^T \hat{\mathbf{h}})_{t_1} - \mathbf{R}_{12} \hat{\boldsymbol{\beta}}_2) \quad (21)$$

至此混合最小二乘法完成。

1.3 改进的非线性模型

一般的 Taylor 级数展开算法是对式(1)进行差分后,在位置初值处进行一阶 Taylor 展开,转换为线性模型,再对位置增量进行普通最小二乘法迭代求解,直至增量的范数小于限差或者迭代次数超过限值。Taylor 级数展开算法需要位置初值,且迭代时间较长,不利于高效率定位。本文在 Chan 算法线性模型的基础上进行变换,将其转换为关于 $r_{i,1}$ 的非线性模型:

$$r_{i,1}^2 + r_{i,1} r_1 + (x_i - x_1)x + (y_i - y_1)y + K_1 - K_i = 0 \quad (22)$$

在各观测值初值和 (x, y, r_1) 初值处对式(22)进行 Taylor 级数一阶展开,考虑 1 个主基站、4 个从基站的情况,可得

$$\begin{aligned} & 2 \begin{bmatrix} r_1^0 + r_{2,1}^0 & 0 & 0 \\ 0 & r_1^0 + r_{3,1}^0 & 0 \\ 0 & 0 & r_1^0 + r_{4,1}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dr_{2,1} \\ dr_{3,1} \\ dr_{4,1} \end{bmatrix} + \\ & 2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1}^0 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1}^0 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dr_1 \end{bmatrix} + \\ & 2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1}^0 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1}^0 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^{(0)} \\ y^{(0)} \\ r_1^{(0)} \end{bmatrix} + \\ & \begin{bmatrix} k_1 - k_2 + 2r_1^0 r_{2,1}^0 + r_{2,1}^{0^2} \\ k_1 - k_3 + 2r_1^0 r_{3,1}^0 + r_{3,1}^{0^2} \\ k_1 - k_4 + 2r_1^0 r_{4,1}^0 + r_{4,1}^{0^2} \end{bmatrix} = 0 \quad (23) \end{aligned}$$

对式(23)进行简化,可得

$$\mathbf{A}\mathbf{V} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{W} = 0 \quad (24)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = 2 \begin{bmatrix} r_1^0 + r_{2,1}^0 & 0 & 0 \\ 0 & r_1^0 + r_{3,1}^0 & 0 \\ 0 & 0 & r_1^0 + r_{4,1}^0 \end{bmatrix}; \mathbf{V} \text{ 为观测向}$$

$$\text{量的增量, } \mathbf{V} = \begin{bmatrix} dr_{2,1} \\ dr_{3,1} \\ dr_{4,1} \end{bmatrix}; \mathbf{B} = 2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1}^0 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1}^0 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1}^0 \end{bmatrix};$$

$$\hat{\mathbf{X}} \text{ 为二维坐标增量与主基站距离增量, } \hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dr_1 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{W} = -2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1}^0 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1}^0 \\ x_4 - x_1 & y_4 - y_1 & r_{4,1}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^{(0)} \\ y^{(0)} \\ r_1^{(0)} \end{bmatrix} -$$

$$\begin{bmatrix} k_1 - k_2 + 2r_1^0 r_{2,1}^0 + r_{2,1}^{0^2} \\ k_1 - k_3 + 2r_1^0 r_{3,1}^0 + r_{3,1}^{0^2} \\ k_1 - k_4 + 2r_1^0 r_{4,1}^0 + r_{4,1}^{0^2} \end{bmatrix}.$$

在 $\mathbf{V}$ 的加权平方和最小的约束下,用式(24)构造拉格朗日条件极值函数:

$$\Phi = \mathbf{V}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{V} - 2\mathbf{K}^T (\mathbf{A}\mathbf{V} + \mathbf{B}\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{W}) \quad (25)$$

分别对 $\mathbf{V}$ 、 $\hat{\mathbf{X}}$ 求导并取极值,得

$$\begin{cases} \mathbf{V} = \mathbf{Q}\mathbf{A}^T \mathbf{K} \\ \mathbf{B}^T \mathbf{K} = 0 \end{cases} \quad (26)$$

将式(26)代入式(24)中,得

$$\begin{bmatrix} \mathbf{N} & \mathbf{B} \\ \mathbf{B}^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{K} \\ \hat{\mathbf{X}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{W} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{N} = \mathbf{A}\mathbf{Q}\mathbf{A}^T \quad (28)$$

求解式(27),得

$$\mathbf{B}^T \mathbf{N}^{-1} \mathbf{B} \hat{\mathbf{X}} - \mathbf{B}^T \mathbf{N}^{-1} \mathbf{W} = 0 \quad (29)$$

设置参数 $\mathbf{N}_B$:

$$\mathbf{N}_B = \mathbf{B}^T \mathbf{N}^{-1} \mathbf{B} \hat{\mathbf{X}} \quad (30)$$

可得式(27)的解:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{N}_B^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{N}^{-1} \mathbf{W} \\ \mathbf{K} = -\mathbf{N}^{-1} (\mathbf{B}\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{W}) \end{cases} \quad (31)$$

将式(31)中的 $\mathbf{K}$ 代入式(26),可得观测向量的增量 $\mathbf{V}$,从而可得到改正后的观测向量和参数向量:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^{(1)} = \mathbf{X}^{(0)} + \hat{\mathbf{X}} \\ \hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L} + \mathbf{V} \end{cases} \quad (32)$$

将 $\hat{\mathbf{L}}$ 、 $\mathbf{X}^{(1)}$ 中的元素作为更新值,代入式(23)的系数矩阵 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{W}$ 中,迭代求解,直至 $\mathbf{V}$ 的二范数与 $\mathbf{X}$ 的二范数之和小于限差,得到 x, y, r_1 三个未知参数的解。

2 实验与分析

UWB 凭借其低功耗、宽频谱、强穿透的特点,成为无线传感器网络定位的主流技术。本文实验中,UWB 设备包括定位标签、基站、网络交换机、网线、服务器和解算软件。基站是系统中最重要的一部分,固定在区域内对标签进行定位。UWB 系统工作原理如图 1 所示。

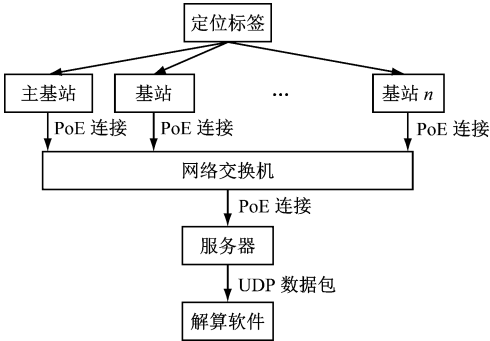


图 1 UWB 系统工作原理

定位标签发射 UWB 信号,各个基站接收 UWB 信号,记录时间;以主基站为时间同步基准,通过交换机将数据传输给服务器,服务器可从某端口发送数据包,其中包含基站个数、TDOA 及信号质量等信息。TDOA 测量数据可直接用于计算距离差。解算软件向服务器请求数据包,指定 IP 与端口后,即可获得 TDOA 测量值,再使用算法求解。

实验环境为进深 6~7 m、开间 7~8 m、天花板高度 3 m 左右的房间,建立局部坐标系后,布置 UWB 定位基站,基站坐标见表 1,其分布如图 2 所示。

表 1 各基站平面坐标

基站号	X/cm	Y/cm
02	110.0	-181.0
09	-258.0	292.0
10	-73.0	2.0
13	-239.7	-228.7
34	148.6	296.7

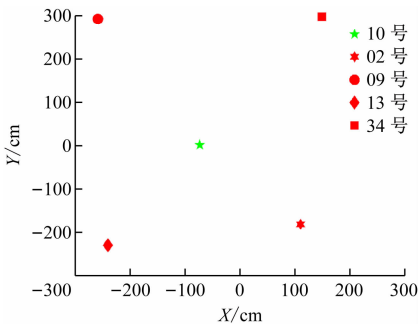


图 2 实验室环境下基站布置

由表 1 与图 2 可知,基站布设较为均匀,选择 10 号基站作为主基站(即 Chan 算法中被差分的基

站),是因为其处于中心位置,可使得总体信号质量最优。为了使基站的覆盖范围最大,5 个基站都被固定在天花板上,因此基站的 Z 坐标都相同。基于式(5)的线性模型,可计算理论情况下该场景的空间位置精度因子(Positioning Dilution Of Precision, PDOP)。该值常用于评估全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System,GNSS)定位中反映卫星几何分布的情况,其本质是观测值与位置参数的误差放大因子^[24],这里用于评估基站的几何分布情况。

PDOP 计算公式为

$$P = \sqrt{(\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1}(1,1) + (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1}(2,2)} \tag{33}$$

式(33)的解中不包含 Z 坐标的信息,所以 PDOP 只能理论上反映 Chan 算法的平面定位精度。为了显示方便,将坐标原点平移至(-300 cm, 300 cm),计算得到实验环境中每个位置的 PDOP,如图 3 所示。

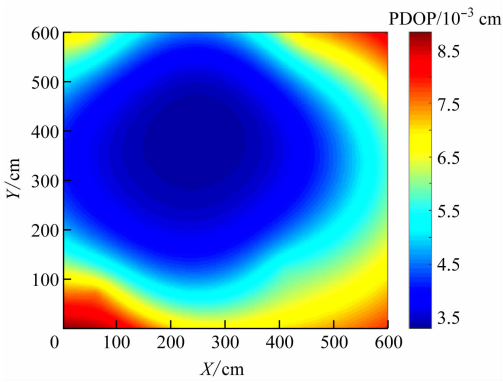


图 3 实验环境下 PDOP 分布

由图 3 可知,Chan 算法在近中心位置处 PDOP 最小,随着位置偏离中心,PDOP 逐渐上升,意味着定位精度逐渐下降。根据图 3,选取 4 处 PDOP 偏小、通视环境好的位置作为控制点,控制点坐标见表 2,其分布如图 4 所示。

表 2 各控制点坐标

基站号	X/cm	Y/cm
02	35.5	158.1
04	-64.0	-97.2
06	-64.6	188.8
08	-65.0	123.0

将多个标签置于不同控制点处,收集 8~10 min 数据,分别使用混合最小二乘的 Chan 算法、Taylor 级数展开算法与本文提出的改进算法进行位置解算。使用标准差与均方根误差(Root Mean Square Error,RMSE)衡量精度与准确度,从精度、准确度、耗时 3 个方面对 3 种算法进行对比,结果如图 5—图 7 所示。

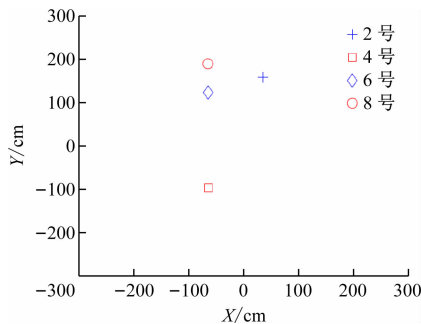


图 4 实验室环境下控制点布置

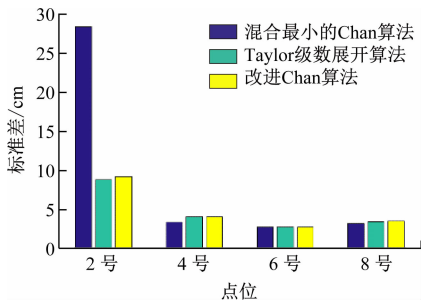


图 5 各控制点不同算法结果的标准差对比

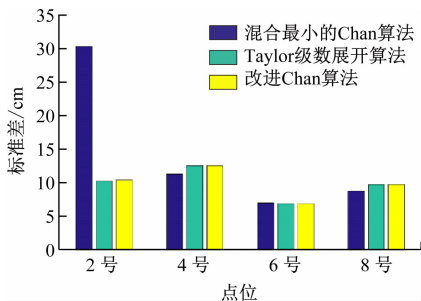


图 6 各控制点不同算法结果的 RMSE 对比

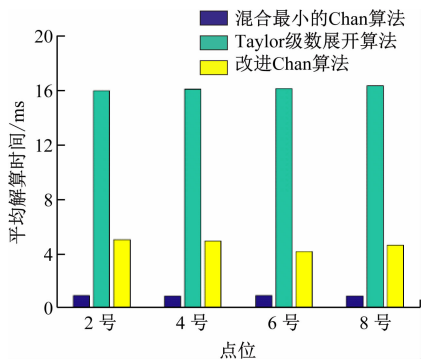


图 7 各控制点不同算法平均解算时间对比

由图 5—图 7 可知:在精度与准确度方面, Taylor 级数展开算法与改进算法相差无几,且在个别点(2 号点)上均优于混合最小二乘的 Chan 算法,在其他点(4 号、6 号、8 号点)上 3 种算法类似;在平均解算速度方面,由于混合最小二乘的 Chan 算法不需要迭代,所以其运算速度最快,改进算法的收敛速度明显快于 Taylor 级数展开算法, Taylor 级数展开算法则远远慢于其他 2 种算法。综合考虑精度、准确度、解算时间,改进算法优于混合最小二乘的 Chan 算法与 Taylor 级数展开算法。

3 结语

提出一种基于 TDOA 的改进室内定位算法,由 Chan 算法的线性模型变换得到关于 TDOA 测量值的非线性模型,在混合最小二乘的 Chan 算法给出的未知数初值及原始测量值处进行 Taylor 级数一阶展开,进行迭代求解。在解算精度与准确度方面,该算法优于混合最小二乘的 Chan 算法,与一般的 Taylor 级数展开算法相近;在运算效率方面,当限差设置相同时,该算法收敛速度明显快于一般的 Taylor 级数展开算法。当前利用基于 TDOA 测量值的 UWB 技术进行室内定位的一大难题在于 NLOS 误差的处理。本文实验环境较好,未对 NLOS 误差进行着重考虑,后续研究中将进一步研究 NLOS 误差对定位的影响。

参考文献:

- [1] 王福豹,史龙,任丰原.无线传感器网络中的自身定位系统和算法[J]. 软件学报,2005,16(5):857-868.
- [2] 陈燕.基于 UWB 的高精度室内三维定位技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2018.
- [3] 张岩.基于 UWB 的无线定位技术研究[D]. 济南:山东大学,2010.
- [4] 洪惠鹏.基于 TDOA 算法的 UWB 室内定位系统研究[D]. 海口:海南大学,2016.
- [5] 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.
- [6] 方姝,倪育德,刘逸,等.基于最小二乘与 Taylor 级数展开的新型混合定位方法[J]. 计算机工程,2015, 41(6):316-321.
- [7] YANG B, SCHEUING J. Cramer-Rao bound and optimum sensor array for source localization from time differences of arrival [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Philadelphia, 2005:961-964.
- [8] 章坚武,虞成磊,唐兵.蜂窝网中的 chan 定位算法的性能分析[J]. 计算机仿真,2009,26(6):115-116, 118,123.
- [9] 郑飞,郑继禹.基于 TDOA 的 CHAN 算法在 UWB 系统 LOS 和 NLOS 环境中的应用研究[J]. 电子技术应用,2007(11):110-113,132.
- [10] 陆音,王宝全,丘葜玮.CHAN 算法在 LOS 和 NLOS 环境下的定位研究[J]. 计算机技术与发展,2015, 25(9):61-65.
- [11] 金仙力,赵道明.基于改进 CHAN 的超宽带定位误差校正算法[J]. 计算机技术与发展,2018,28(3): 67-71.

[12] 杨天池,金梁,程娟.一种基于 TOA 定位的 CHAN 改进算法[J].电子学报,2009,37(4):819-822.

[13] 汪子嘉,于宏毅,胡赞鹏.基于最大似然准则的 CHAN 改进算法[J].计算机应用与软件,2014,31(9):240-243.

[14] FOY W H. Position-location solutions by Taylor-series estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,1976,AES-12(2):187-194.

[15] 熊瑾煜,王巍,朱中梁.基于泰勒级数展开的蜂窝 TDOA 定位算法[J].通信学报,2004,25(4):144-150.

[16] 张令文,谈振辉.基于泰勒级数展开的蜂窝 TDOA 定位新算法[J].通信学报,2007,28(6):7-11.

[17] ZHANG Hao, YU Mei, CUI Xuerong, et al. An improved Taylor series based location algorithm for IEEE 802. 15. 4a channels [C]. IEEE Pacific Rim Conference on Communications,Computers and Signal Processing,Victoria,2011:499-503.

[18] 林国军,余立建,张强.混合 Taylor 算法/遗传算法在 TDOA 定位中的应用[J].广东通信技术,2007(7):47-50.

[19] PENG Liangfu, HUANG Qinzhen, LIN Yunsong. A cooperative localization method based on conjugate gradient and Taylor series expansion algorithms[C]. International Conference on Computer Science and Network Technology,Harbin,2011:1108-1112.

[20] 康婷,魏胜非.基于混沌粒子群与 Taylor 算法的协同定位算法研究[J].仪表技术与传感器,2019(1):118-121.

[21] 杨亚楠,夏斌,谢楠,等.基于 BP 神经网络和多元 Taylor 级数的混合定位算法[J].山东大学学报(工学版),2019,49(1):36-40.

[22] 李招华,汪毓铎,邵青.基于 Chan 的 TDOA 三维定位算法[J].现代电信科技,2014,44(11):36-40,4.

[23] VAN HUFFEL S, VANDEWALLE J. The total least-squares problem: computational aspects and analysis [J]. SIAM Review, 1993, 354. DOI: 10. 1137/1035157.

[24] 范百兴,李广云,李佩臻,等.激光干涉测量三维点坐标的 PDOP 模型研究和应用[J].测绘通报,2015(11):28-31.



(上接第 43 页)

[2] 蓝航,陈东科,毛德兵.我国煤矿深部开采现状及灾害防治分析[J].煤炭科学技术,2016,44(1):39-46.

[3] 中国煤层气产业发展现状[BE/OL]. (2009-09-28) [2023-06-13]. <http://www. sxeoal. eom/gas/725750/artielenew. html>.

[4] 董丁稳.基于安全监控系统实测数据的瓦斯浓度预测预警研究[D].西安:西安科技大学,2012.

[5] 罗新荣,杨飞,康与涛,等.延时煤与瓦斯突出的实时预警理论与应用研究[J].中国矿业大学学报,2008(2):163-166.

[6] 杨宏伟,钱志良.矿井瓦斯超限实时预警技术研究[J].煤炭科学技术,2019,47(8):158-163.

[7] 高原,张士岭.矿井瓦斯超限风险预测技术研究与应用[J].煤矿安全,2015,46(6):122-125.

[8] 曹运江,黄祥宽,蔡昌和.瓦斯形成类型研究[J].当代化工研究,2020(15):39-40.

[9] 尚旭.分层充填开采煤层瓦斯渗流及涌出规律研究[D].阜新:辽宁工程技术大学,2022.

[10] 任玉辉,刘业娇,王文才.采空区瓦斯积聚治理研究——以 Y 型通风方式为例[J].内蒙古煤炭经济,2021(3):9-10,13.

[11] 徐峰.井下局部瓦斯积聚的原因及处理方法[J].内蒙古石油化工,2020,46(7):72-73.

[12] 李林.采空区煤自燃环境瓦斯运移积聚规律研究[D].徐州:中国矿业大学,2020.

[13] 李东印,许灿荣,熊祖强.采煤工作面瓦斯流动模型及 COMSOL 数值解算[J].煤炭学报,2012,37(6):967-971.

[14] 谢飞,谢长虹,罗培荣,等.瓦斯涌出特征突出预警技术在渝阳煤矿的应用[J].矿业安全与环保,2011,38(6):60-62,66.

[15] 王建民,马国龙.基于瓦斯涌出特征的突出预警技术在大淑村矿的应用[J].矿业安全与环保,2013,40(6):39-42.

[16] 谈国文.汪家寨煤矿基于瓦斯涌出特征的煤与瓦斯突出预警指标确定方法研究[J].矿业安全与环保,2015,42(3):34-37.