山西大学学报(自然科学版)49(4):632—641,2026
Journal of Shanxi University(Nat. Sci. Ed.)

DOI:10.13451/j.sxu.ns.2024022

针对移动目标的非线性融合集员滤波定位

杨波[1*],闫竟文[2],唐志明[2],熊涛[2]
(1.山西大学 数学与统计学院,山西 太原 030006;
2.山西大学 自动化与软件学院,山西 太原 030031)

摘 要:针对基于接收信号强度指数(Received Signal Strength Indicator,RSSI)的移动目标室内定位问题,本文提出一种自适应的非线性融合集员滤波(Nonlinear Fusion Set-membership Filtering,NFSMF)算法。首先基于区间数学理论确定了非线性系统线性化时高阶余项的边界,减少了线性化非线性系统产生的误差。其次,通过求解特定的半正定规划(Semi-definite Programming,SDP)问题自适应获得当前定位环境下局部滤波器所需的动态参数。接着将局部传感器的所有数据信息处理并利用信息共享系数融合计算出包含移动目标位置坐标的椭圆区域。最后,通过实验和仿真验证了所提出算法的有效性。结果表明,在相同的定位环境下,NFSMF与现有的算法相比定位精度更高,平均定位误差小于0.2 m,并可获得包含目标真实位置的最优椭圆区域。

关键词:室内定位;接收信号强度;动态参数;高阶余项
中图分类号:O436 **文献标志码**:A **文章编号**:0253-2395(2026)04-0632-10

Nonlinear Fusion Set-membership Filtering Localization for Moving Targets

Yang Bo[1*], Yan Jingwen[2], Tang Zhiming[2], Xiong Tao[2]
(1. *School of Mathmatics and Statistics, Shanxi University, Taiyuan* 030006*, China;*
2. *School of Automation and Software Engineering, Shanxi University, Taiyuan* 030031*, China*)

Abstract: This paper proposes a self-adaptive nonlinear fusion set-membership filtering (NFSMF) algorithm for indoor location of mobile targets based on received signal strength indicator (RSSI). Firstly, based on interval mathematics theory, the boundary of the high-order residual term in the linearization of nonlinear systems is determined, which reduces the error generated by linearizing nonlinear systems. Secondly, the dynamic parameters required for local filters in the current positioning environment are adaptively obtained by solving a specific semi-definite programming (SDP) problem. Then, all data information from local sensors is processed and fused using information sharing coefficients to calculate an elliptical region containing the position coordinates of the mobile target. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified through experiments and simulations. The results show that in the same positioning environment, NFSMF has higher localization accuracy compared to existing algorithms, with an average positioning error of less than 0.2 m, and can obtain the optimal elliptical region containing the true position of the target.

Key words: indoor location; received signal strength; dynamic parameters; high-order remainder

0 引言

随着数据业务和多媒体业务的增加,室内复杂环境如机场大厅、展厅、仓库、地下停车场、矿井以及住宅等的人员物品定位需求越来越显著。尽管室外环境中全球定位系统(Global Positioning System,GPS)已经基本满足大众需求,但GPS穿透力很弱,在室内或封闭空间

收稿日期:2023-11-28;**修回日期**:2024-03-06
基金项目:山西省科技创新人才团队专项(202204051002015);山西省自然科学基金(202203021221018)
* **通信作者**:杨波(1981—),男,山西长治人,博士,副教授,研究方向为室内定位。E-mail:yangbo@sxu.edu.cn
引文格式:杨波,闫竟文,唐志明,等.针对移动目标的非线性融合集员滤波定位[J].山西大学学报(自然科学版),2026,49(4):632-641. DOI:10.13451/j.sxu.ns.2024022.

中几乎无法使用,目前需要一种新的技术实现高精度室内定位。近些年来伴随着无线通信和传感器技术不断推陈出新,基于无线传感器网络技术可以将环境中的物理信号转化为数字信号的特性,利用无线传感器网络实现高精度室内定位已成为无线传感器技术与应用中的热点和关键问题,研究涉及国防安全、目标监测、智能家居、室内定位等领域[1-4]。

现有文献中的无线传感器室内定位方法可分为无测距定位和测距定位。无测距定位不需要距离和角度信息,仅根据网络连通性等信息实现目标定位。这种特性使得无测距定位方法存在明显缺陷:定位精度低,初始准备要求高,动态环境适应性差。在追求高精度的定位场景下测距定位技术往往是更佳的选择。根据传感器测量值的物理变量类型,可将测距定位大致划分为四类:基于信号角度(Angle of Arrival, AoA),基于到达时间(Time of Arrival, ToA),基于到达时间差(Time Difference of Arrival, TDoA)以及基于接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator, RSSI)[5-7]。其中,基于RSSI的定位方法由于其低成本、易部署的特点引起了广泛的关注。RSSI信号测量的基本工作原理[8]为无线电信号在传播过程中能量强度随距离增加而衰减,即可根据接收信号强度和使用的RSSI信道模型,计算出收发节点之间的距离。目前主流的RSSI信道模型为对数阴影路径损耗模型,在该模型中,通常假设发射功率和路径损耗指数等关键参数作为先验知识准确已知。但是,RSSI测距过程易受噪声,障碍物等环境因素的干扰,使得获取的测量值偏离真实值。为了应对实际应用中噪声多模态和复杂多变的特性给精确定位带来的巨大障碍,一类被称为集员滤波的估计方法已被广泛采用。

集员滤波的关键思想是假设噪声未知但有界的情况下计算出一个包含状态空间中所有可能的系统状态估计的边界椭圆集。基于上述假设,文献[9]提出了一种适用于系统输入边界和观测误差已知情况的经典集员滤波。这种算法将噪声作为系统输入的界,在观测误差有界的情况下即可通过经典集员滤波得到状态的理想区域。由于非线性动态系统更符合实际生产生活的需要,目前也出现了一些将集员滤波扩展到非线性动态系统的研究。Scholte等[10]针对一类具有在线使用的非线性系统开发了扩展集员滤波(Extended Set-membership Filtering, ESMF)。文献[11]提出了一种采用模糊建模方法逼近非线性系统的集员滤波器,并采用S引理确定状态估计椭圆。基于上述成果,文献[12]提出了一种基于两步预测校正的非线性集员滤波(Nonlinear Set-membership Filtering, NSMF)。这种滤波器可以有效地处理大多数复杂的非线性系统。遗憾的是,以上这些集员滤波算法虽然假设噪声未知但有界,使得噪声的描述更加贴近真实场景。但是在设立边界作为干扰噪声边界并迭代获得状态的理想区域时,均将参与计算的部分重要参数设置为先验常量。这种设置方法虽然降低了计算复杂度,运行效率较高,但是难以应对定位环境复杂或设置传感器节点较多时引起的多径效应和信号衰减。如何设定自适应参数使得模型更加适用于常见的动态环境是提升室内定位精度和稳定性的关键问题,也是本文算法研究中的一个主要动机。

来自多个传感器的数据可以使用两种不同的方法进行数据融合[13],即集中式滤波和分散式滤波。在集中式滤波中,从传感器收集的所有测量值将被融合到一个滤波器中以得到最终输出。而在分散式滤波中,来自传感器的测量值最初由不同的局部滤波器进行滤波处理生成局部估计,此时每个局部滤波器专属于一个传感器。然后,通过另一个生成全局估计的系统融合这些局部估计。Ayabakan和Keresteciǒglu[14-15]对这两种数据处理结构进行了研究,并对其在室内环境下的性能进行了比较。结果表明,多传感器情况下分散式滤波得到的数据处理精度更高,而目前主流的集员滤波研究中很少考虑多传感器节点数据融合问题,分散式滤波结构为集员滤波研究提供了一种新的设计思路。

针对以上不足之处,本文针对基于RSSI的室内移动目标定位问题,提出了一种自适应的非线性融合集员滤波。该方法设立了一个动态参数模型并采用集员滤波算法自适应调整所有局部滤波器的参数并计算出各局部滤波器的局

部估计。同时,利用新的自适应信息共享系数方法计算出适当的信息共享系数,并将各局部估计融合为全局估计以得到目标位置。

1 基本原理

在锚节点和目标节点之间构建一个无线传感器网络系统,见图1。基于锚节点与未知节点之间的RSSI求得一个粗略的定位值,再借助设计的NFSMF算法经优化处理得到更加精确的目标位置是我们的主要目标。

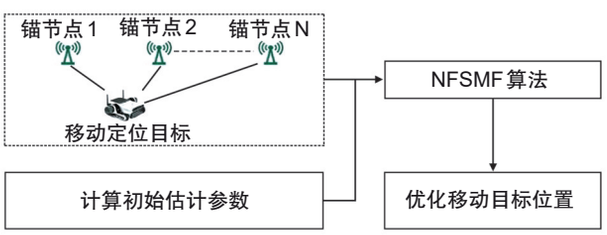


图1 基于RSSI的室内定位系统结构

Fig. 1 Structure of indoor positioning system based on RSSI

1.1 RSSI对数阴影模型

基于RSSI的室内定位中存在一个广为人知的路径损耗模型,被称为对数正态阴影模型(Log-normal shadowing model, LNSM),其形式为:

$$PL(d)=PL(d_0)+10\gamma\lg\left(\frac{d}{d_0}\right)+\sigma\,, \tag{1}$$

其中$PL(d)$为收发节点距离为d处的路径损耗,$PL(d_0)$表示近距离d_0(通常将d_0视为1)的参考路径损耗。参数γ为路径损耗指数,由周围环境决定,表1给出了不同环境下γ的取值。σ是均值为0的高斯随机变量。

接收信号强度指示RSSI与路径损耗$PL(d)$之间的关系如下:

$$R_{\mathrm{RSSI}}=P_t-PL(d)\,, \tag{2}$$

其中R_{RSSI}表示接收信号强度指示,P_t表示发射功率。式(1)代入式(2)中,有:

$$R_{\mathrm{RSSI}}=\alpha-10\gamma\lg\left(\frac{d}{d_0}\right), \tag{3}$$

其中$\alpha=P_t-PL(d_0)-\sigma$。式(3)可以变形为:

$$d=d_0\times10^{\frac{\alpha-R_{\mathrm{RSSI}}}{10\gamma}}\,, \tag{4}$$

式(4)可以视为未知节点与锚节点之间距离与接收信号强度指示RSSI之间的关系。根据采样时刻移动节点与锚节点的距离,可使用多边定位算法获得该时刻移动节点的初始估计位置[16]。具体来说,假设已知n个锚节点$\boldsymbol{o}_1(x_1,y_1),\boldsymbol{o}_2(x_2,y_2),\cdots,\boldsymbol{o}_n(x_n,y_n)$,并通过式(4)计算出所有锚节点与未知节点$\boldsymbol{o}(x,y)$之间的距离$d_1,d_2,\cdots,d_n$。根据毕达哥拉斯定理,构造锚节点与未知节点之间的位置关系:

$$\begin{cases}(x_1-x)^2+(y_1-y)^2=d_1^2,\\(x_2-x)^2+(y_2-y)^2=d_2^2,\\\quad\vdots\\(x_n-x)^2+(y_n-y)^2=d_n^2,\end{cases} \tag{5}$$

当$n>2$时,目标位置可由这组方程求解:

$$\boldsymbol{o}=(\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C})^{-1}\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}, \tag{6}$$

其中

$$\boldsymbol{C}=2\begin{bmatrix}(\boldsymbol{o}_2-\boldsymbol{o}_1)^{\mathrm{T}}\\(\boldsymbol{o}_3-\boldsymbol{o}_1)^{\mathrm{T}}\\\vdots\\(\boldsymbol{o}_n-\boldsymbol{o}_1)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix}d_1^2-d_2^2+\boldsymbol{o}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_2-\boldsymbol{o}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_1\\d_1^2-d_3^2+\boldsymbol{o}_3^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_3-\boldsymbol{o}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_1\\\vdots\\d_1^2-d_n^2+\boldsymbol{o}_n^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_n-\boldsymbol{o}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{o}_1\end{bmatrix}。$$

表1 不同室内环境下的LNSM模型路径损耗指数取值范围

Table 1 The value range of path loss exponents of LNSM model in different indoor environments

环境	路径损耗指数
自由空间	2
区域蜂窝无线电	[2.7,3.5]
阴影区域蜂窝无线电	[3,5]
建筑物视线	[1.6,1.8]
建筑物内受阻	[4,6]
工厂内受阻	[2,3]

1.2 室内定位模型

考虑上述LNSM模型,一个基于各种未知噪声且关联$k+1$时刻未知节点位置的n个锚节点系统模型如下:

$$\boldsymbol{x}_{k+1}=\boldsymbol{A}_k\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{w}_k\,, \tag{7}$$

$$\begin{cases}y_{k+1}^1=g^1(x_{k+1})+\boldsymbol{v}_{k+1}^1,\\y_{k+1}^2=g^2(x_{k+1})+\boldsymbol{v}_{k+1}^2,\\\quad\vdots\\y_{k+1}^n=g^n(x_{k+1})+\boldsymbol{v}_{k+1}^n,\end{cases} \tag{8}$$

其中 $\boldsymbol{x}_k$ 是目标节点在 k 时刻坐标，即 $\boldsymbol{x}_k=(x_{k_1},x_{k_2})$，测量值 y_{k+1}^i 由RSSI定义。$\boldsymbol{A}_k$ 被用来描述系统状态的变化，是对应维度的已知矩阵，通常设为单位矩阵。$\boldsymbol{w}_k,\boldsymbol{v}_{k+1}^i$ 分别为过程噪声和测量噪声。连续可微非线性函数 $g^i(x_{k+1})$ 定义为：$g^i(x_{k+1})=\alpha_k^i-10\gamma_k^i\times\lg\|\boldsymbol{x}_{k+1}-\boldsymbol{X}^i\|$，其中 $\boldsymbol{X}^i$ 为第 i 个锚节点的坐标。

由于建筑物的室内布局千变万化，障碍物的位置、材料、大小、数量等多种多样，使得室内无线传输环境变化很大。这些因素对LNSM中各种参数都有明显的影响。因此，在室内动态复杂环境中使用静态信道模型将导致定位误差增大，因为它不能有效地体现环境的动态特性。为了更好地应对噪声多径效应的干扰，假设测量参数 α 和路径损耗指数 γ 分布在一个未知但有界的区域，即：

$$\begin{cases}\alpha_k^i-\hat{\alpha}_k^i\leqslant\boldsymbol{E}_{\alpha,k}^i\boldsymbol{Z},\\ \gamma_k^i-\hat{\gamma}_k^i\leqslant\boldsymbol{E}_{\gamma,k}^i\boldsymbol{Z},\end{cases}\tag{9}$$

其中 $\boldsymbol{Z}$ 为对应维数的变量矩阵，$\|\boldsymbol{Z}\|<1$。$\boldsymbol{E}_{\alpha,k}^i$，$\boldsymbol{E}_{\gamma,k}^i$ 是待确定的对角矩阵，它的初始值可根据实际环境设计。同时，假设过程噪声和测量噪声 $\boldsymbol{w}_k,\boldsymbol{v}_{k+1}^i$ 未知但受限于一组椭圆中，可以得到：

$$\begin{cases}\boldsymbol{w}_k=\{\boldsymbol{w}_k:\boldsymbol{w}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}_k^{-1}\boldsymbol{w}_k\leqslant1\},\\ \boldsymbol{v}_{k+1}^i=\left\{\boldsymbol{v}_{k+1}^i:(\boldsymbol{v}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{R}_k^i)^{-1}\boldsymbol{v}_{k+1}^i\leqslant1\right\},\end{cases}\tag{10}$$

其中 $\boldsymbol{Q}_k=\boldsymbol{Q}_k^{\mathrm{T}}>0$，$\boldsymbol{R}_k=\boldsymbol{R}_k^{\mathrm{T}}>0$ 为已知正定矩阵。由以上假设，定位系统中的参数可以动态变化，这种方式提升了室内定位性能。

注1 实际定位时，测量参数 α 和路径损耗指数 γ 及噪声会随环境不断变化。若设置为全局常数，系统的性能将会因环境波动而受损。考虑到环境变化和多径效应干扰，利用(9)(10)两式将 α 和 γ 及噪声设置为动态变量，并根据实际情况确定受干扰信号和噪声的强度，这种方式可以提升系统的定位精度和鲁棒性。

2 NFSMF算法描述

基于多边定位算法及式(4)得到的节点之间的距离，我们可以得到运动节点的初始定位估计。但由于动态环境的干扰，定位估计不够准确，因而需要设计一种算法优化定位精度。

对于系统，$k+1$ 时刻第 i 个滤波器构造为：

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i=\hat{\boldsymbol{x}}_k^i+\boldsymbol{K}_{k+1}^i(y_{k+1}^i-\hat{y}_{k+1}^i)。\tag{11}$$

由于噪声未知有界的特性，无法保证迭代后估计值不会偏离真实位置。为了提高滤波器的鲁棒性，引入了估计值与真实值的误差界 $\boldsymbol{E}_{x,k}^i\boldsymbol{Z}$ 将估计值界定在一个范围内，即：

$$\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i=\boldsymbol{E}_{x,k}^i\boldsymbol{Z}。\tag{12}$$

因此，式(12)可改写为：

$$(\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{i-1}(\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)\leqslant1。\tag{13}$$

显然估计值被包含在一个椭圆内，其中 $\boldsymbol{P}_k^i=(\boldsymbol{E}_{x,k}^i)(\boldsymbol{E}_{x,k}^i)^{\mathrm{T}}$ 为椭圆的形状矩阵。该椭圆可以表示为：

$$\epsilon(\hat{\boldsymbol{x}}_k^i,\boldsymbol{P}_k^i)=\left\{\boldsymbol{x}_k^i:(x_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{i-1}(\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)\leqslant1\right\}。\tag{14}$$

根据式(14)及分散式结构设计[15]，本文的目标为确定出各局部滤波器的椭圆体

$$\epsilon(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i,\boldsymbol{P}_{k+1}^i)=\left\{\boldsymbol{x}_{k+1}^i:(\boldsymbol{x}_{k+1}^i-\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{k+1}^{i\ -1}(\boldsymbol{x}_{k+1}^i-\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i)\leqslant1\right\}。\tag{15}$$

接着将这些局部椭圆体融合为全局椭圆体

$$\epsilon(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g,\boldsymbol{P}_{k+1}^g)=\left\{\boldsymbol{x}_{k+1}^g:(\boldsymbol{x}_{k+1}^g-\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{k+1}^{g\ -1}(\boldsymbol{x}_{k+1}^g-\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g)\leqslant1\right\}。\tag{16}$$

2.1 参数优化

非线性系统上集员滤波的使用首先需要实现非线性函数的线性化处理。系统(7)、(8)中的非线性函数 $g^i(x_{k+1})$ 经泰勒展开线性化后表示为：

$$g^i(x_{k+1})=g^i(\hat{x}_{k+1})+\boldsymbol{J}_{k+1}^i(x_{k+1}-\hat{x}_{k+1})+r_{k+1}^i,\tag{17}$$

其中 r_k^i 为高阶拉格朗日余数。$\boldsymbol{J}_{k+1}^i$ 为雅可比矩阵，表示为：

$$\boldsymbol{J}_{k+1}^i=\left[-10\hat{\gamma}_k^i\frac{(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}-\boldsymbol{X}^i)^{\mathrm{T}}}{\|\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}-\boldsymbol{X}^i\|^2}\right]。\tag{18}$$

引入文献[17]中对高阶拉格朗日余数的限定区间的证明。

引理1 对数正态阴影模型中，非线性函数第 $k+1$ 次迭代估计值与第 i 个锚节点之间的

通信路径的余量r_{k+1}^i的界为:

$$r_{k+1}^i=\hat{c}_{k+1}^i+\hat{l}_{k+1}^i\delta\,, \tag{19}$$

其中$\hat{c}_{k+1}^i=0$,$\hat{l}_{k+1}^i=R_{k+1}^i$,$|\delta|\leqslant 1$。

由引理1,测量函数y_{k+1}^i可以表示为:

$$\begin{aligned} y_{k+1}^i&=g^i(x_{k+1})+\boldsymbol{v}_{k+1}^i=\\ &g^i(\hat{x}_{k+1})+\boldsymbol{J}_{k+1}^i(x_{k+1}-\hat{x}_{k+1})+\\ &\hat{c}_{k+1}^i+\hat{l}_{k+1}^i\delta+\boldsymbol{v}_{k+1}^i\,。\end{aligned} \tag{20}$$

此时,对数正态阴影模型的线性化处理已经完成,高阶余项被限制在有界区间。接下来可以开始估计优化模型中的动态参数。

注2 对数正态阴影模型的线性化处理时将高阶余数限制在有界区间内,这种方法避免了传统算法舍弃高阶余数引入的线性化误差。同时基于区间数学分析方法可以精确求得高阶余数的界限,提高非线性函数的线性化精度,从而提高了系统整体定位性能。

定理1 对于非线性系统(7)和(8),考虑参数边界和测量误差函数的约束,假设$\boldsymbol{\theta}_k^i=\begin{bmatrix}\alpha_k^i & \gamma_k^i\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$,则存在以下正定参数$\tau_{v\theta}$,$\tau_{y\theta}$,$\tau_{Z\theta}$,$\tau_{\delta\theta}$使得以下半正定规划问题成立,且可通过求解该优化问题得到拟估计参数值$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i$。

$$\min \boldsymbol{p}_{k+1}^i\,, \tag{21}$$

$$\text{subject to: } \tau_{v\theta},\tau_{y\theta},\tau_{Z\theta},\tau_{\delta\theta}\geqslant 0\,, \tag{22}$$

$$\begin{bmatrix} -\boldsymbol{p}_{k+1}^i & \boldsymbol{\xi}_{k+1}^i(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)_{\perp}\\ (\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)_{\perp})^{\mathrm{T}} & \left((\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)_{\perp}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Xi}_{k+1}^i(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)_{\perp}\end{bmatrix}, \tag{23}$$

式中

$$\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^i-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i & \boldsymbol{e}_k^i & 0 & 0\end{bmatrix}, \tag{24}$$

$$\boldsymbol{J}_{k+1}^i=\begin{bmatrix}g^i(\hat{x}_{k+1})+\hat{c}_{k+1}^i-\hat{y}_{k+1}^i & \boldsymbol{J}_{k+1}^i\boldsymbol{E}_{x,k+1}^i & \hat{l}_{k+1}^i & \boldsymbol{I}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \tag{25}$$

$$\boldsymbol{\Xi}_{k+1}^i=\operatorname{diag}\left(1-\tau_{Z\theta}-\tau_{\delta\theta}-\tau_{v\theta},\tau_{Z\theta},\tau_{\delta\theta},\tau_{v\theta}(\boldsymbol{R}_{k+1}^i)^{-1}\right)。 \tag{26}$$

证明 根据式(9),可以得到:

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1}^i-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i=\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^i+\boldsymbol{e}_k^i\boldsymbol{Z}-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i\,, \tag{27}$$

其中$\boldsymbol{e}_k^i=\begin{bmatrix}\boldsymbol{E}_{\alpha,k}^i & \boldsymbol{E}_{\gamma,k}^i\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$。接着可以重新表达式(27)为:

$$\boldsymbol{\theta}_{k+1}^i-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i=\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i\boldsymbol{\zeta}\,, \tag{28}$$

其中

$$\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i=\begin{bmatrix}\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^i-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^i & \boldsymbol{e}_k^i & 0 & 0\end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{\zeta}=\begin{bmatrix}1 & \boldsymbol{Z}^T & \delta^T & (\boldsymbol{v}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}。$$

此公式可以表示为椭圆形式:

$$(\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i\boldsymbol{\zeta})^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{p}_{k+1}^i\right)^{-1}(\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i\boldsymbol{\zeta})\leqslant 1\,, \tag{29}$$

其中$\boldsymbol{p}_{k+1}^i=\boldsymbol{e}_{k+1}^i(\boldsymbol{e}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}$。鉴于式(20),测量函数可改写为:

$$\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i\boldsymbol{\zeta}=0\,, \tag{30}$$

式中

$$\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i=\begin{bmatrix}g^i(\hat{x}_{k+1})+\hat{c}_{k+1}^i-\hat{y}_{k+1}^i & \boldsymbol{J}_{k+1}^i\boldsymbol{E}_{x,k+1}^i & \hat{l}_{k+1}^i & \boldsymbol{I}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}},$$

此时$\boldsymbol{E}_{x,k}^i$已知。利用$\boldsymbol{\zeta}$,可以将变量$\boldsymbol{Z}$,δ,$\boldsymbol{v}_{k+1}^i$的约束条件改写为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{\zeta}^{\mathrm{T}}\left[\operatorname{diag}(-1,1,0,0)\right]\boldsymbol{\zeta}\leqslant 0\,,\\ \boldsymbol{\zeta}^{\mathrm{T}}\left[\operatorname{diag}(-1,0,1,0)\right]\boldsymbol{\zeta}\leqslant 0\,,\\ \boldsymbol{\zeta}^{\mathrm{T}}\left[\operatorname{diag}\left(-1,0,0,(\boldsymbol{R}_{k+1}^i)^{-1}\right)\right]\boldsymbol{\zeta}\leqslant 0\,,\\ \boldsymbol{\zeta}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i\boldsymbol{\zeta}=0\,。\end{cases} \tag{31}$$

由S-Procedure引理[18],存在正定参数$\tau_{v\theta}$,$\tau_{y\theta}$,$\tau_{Z\theta}$,$\tau_{\delta\theta}$满足以下不等式:

$$\begin{aligned}&(\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{p}_{k+1}^i\right)^{-1}\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i-\operatorname{diag}(-1,0,0,0)-\\ &\tau_{Z\theta}\operatorname{diag}(-1,1,0,0)-\tau_{\delta\theta}\operatorname{diag}(-1,0,1,0)-\\ &\tau_{v\theta}\operatorname{diag}\left(-1,0,0,(\boldsymbol{R}_{k+1}^i)^{-1}\right)-\\ &\tau_{y\theta}(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i\leqslant 0\,。\end{aligned} \tag{32}$$

式(32)可以转换为:

$$\begin{aligned}&(\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{p}_{k+1}^i\right)^{-1}\boldsymbol{\xi}_{k+1}^i-\boldsymbol{\Xi}_{k+1}^i-\\ &\tau_{y\theta}(\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}_{k+1}^i\leqslant 0\,。\end{aligned} \tag{33}$$

根据Schur-Complements引理[8],式(33)可转化为式(23)。证毕。

2.2 融合集员滤波

完成局部滤波器的线性化和参数估计后,本节提出了一种基于信息守恒原理的融合方法。首先所有局部滤波器并行计算以生成局部估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$,$i=1,2,\cdots,n$。然后,用所设计的信息共享系数$\beta^i$对这些局部估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$进行加权并融合得到全局估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g$。

首先基于式(12)和式(13),给出迭代局部估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$的局部集员滤波方法。

定理2 对于局部滤波器(11),若$\boldsymbol{x}_k^i\in\epsilon(\hat{\boldsymbol{x}}_k^i,\boldsymbol{P}_k^i)=\left\{\boldsymbol{x}_k^i:(\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_k^{i-1}(\boldsymbol{x}_k^i-\hat{\boldsymbol{x}}_k^i)\leqslant 1\right\}$成立,如果存在滤波器增益$\boldsymbol{K}_{k+1}^i$,正定参数$\tau_{wx}$,$\tau_{vx}$,$\tau_{yx}$,$\tau_{Zx}$,$\tau_{\delta x}$,则可通过以下半正定规划问题获取包含局部估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$的最小椭圆体

$\boldsymbol{x}_{k+1}^i \in \epsilon(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i, \boldsymbol{P}_{k+1}^i)$。

$$\min \boldsymbol{P}_{k+1}^i , \tag{34}$$

$$\text{subject to: } \tau_{wx}, \tau_{ww}, \tau_{yx}, \tau_{Zx}, \tau_{\delta x} \geqslant 0 , \tag{35}$$

$$\begin{bmatrix} -\boldsymbol{P}_{k+1}^i & \boldsymbol{\eta}_{k+1}^i (\boldsymbol{\Psi}_{k+1}^i)_{\perp} \\ (\boldsymbol{\eta}_{k+1}^i (\boldsymbol{\Psi}_{k+1}^i)_{\perp})^{\mathrm{T}} & \left((\boldsymbol{\Psi}_{k+1}^i)_{\perp}\right)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\Omega}_{k+1}^i (\boldsymbol{\Psi}_{k+1}^i)_{\perp} \end{bmatrix}, \tag{36}$$

式中

$$\boldsymbol{\eta}_{k+1}^i = \left[-K_{k+1}^i \hat{c}_{k+1}^i \quad E_{x,k}^i - K_{k+1}^i J_{k+1}^i E_{x,k+1}^i - K_{k+1}^i \hat{l}_{k+1}^i - K_{k+1}^i \quad \boldsymbol{I}\right], \tag{37}$$

$$\boldsymbol{\Psi}_{k+1}^i = \left[g^i(\hat{x}_{k+1}) + \hat{c}_{k+1}^i - y_{k+1}^i \quad \boldsymbol{J}_{k+1}^i \boldsymbol{E}_{x,k+1}^i \quad \hat{l}_{k+1}^i \quad \boldsymbol{I} \quad \boldsymbol{0}\right]^{\mathrm{T}}, \tag{38}$$

$$\boldsymbol{\Omega}_{k+1}^i = \operatorname{diag}\left(1 - \tau_{Zx} - \tau_{\delta x} - \tau_{wx} - \tau_{ww}, \tau_{Zx}, \tau_{\delta x}, \tau_{wx} (\boldsymbol{R}_{k+1}^i)^{-1}, \tau_{ww} (\boldsymbol{Q}_k)^{-1}\right)。 \tag{39}$$

证明 根据式(7),式(12)以及局部滤波器(11),可以将$k+1$时刻目标状态真实值与局部估计值的差值$\boldsymbol{x}_{k+1}^i - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$表示为:

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{x}_{k+1}^i - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i = \\ &\boldsymbol{A}_k \boldsymbol{x}_k^i + \boldsymbol{w}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_k^i - K_{k+1}^i \left(y_{k+1}^i - \hat{y}_{k+1}^i\right) = \\ &\boldsymbol{E}_{x,k}^i \boldsymbol{Z} + \boldsymbol{w}_k - \\ &K_{k+1}^i \left(\boldsymbol{J}_{k+1}^i \boldsymbol{E}_{x,k+1}^i \boldsymbol{Z} + \hat{c}_{k+1}^i + \hat{l}_{k+1}^i \delta + \boldsymbol{v}_{k+1}^i\right) = \\ &-K_{k+1}^i \hat{c}_{k+1}^i + \left(\boldsymbol{E}_{x,k}^i - K_{k+1}^i \boldsymbol{J}_{k+1}^i \boldsymbol{E}_{k+1}^i\right) \boldsymbol{Z} - \\ &K_{k+1}^i \hat{l}_{k+1}^i \delta - K_{k+1}^i \boldsymbol{v}_{k+1}^i + \boldsymbol{w}_k 。 \end{aligned} \tag{40}$$

定义$\boldsymbol{\Delta} = \left[1 \quad \boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}} \quad \delta^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{v}_{k+1}^i \quad \boldsymbol{w}_k\right]$,则

$$\boldsymbol{x}_{k+1}^i - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i = \boldsymbol{\eta}_{k+1}^i \boldsymbol{\Delta} 。 \tag{41}$$

其余约束证明过程与定理1相同,此处不再赘述。证毕。

迭代计算出所有局部滤波器的局部估计后,如何选择一组合适的信息共享系数成为实现融合集员滤波的关键问题。任何关于定位环境的先验知识都可以用来区分β^i,从而提高估计性能。基于上述局部滤波器的参数估计,我们设计出一种自适应分配信息共享系数的方法。

由表1可知,越空旷简单的环境中LNSM的路径损耗指数γ越少。这种现象表明局部滤波器参数估计得到的γ值越低,代表了它所处的环境中可能存在的噪声越小,具有更高的可信度。同时,不同环境中路径损耗指数有着相应的层级范围,这说明我们应给予这些范围一个可信度的分类。

根据上述假设,我们划分了三个集合$\rho_l = \{\gamma_{k+1}^i : \gamma_{k+1}^i \leqslant 2\}$, $\rho_m = \{\gamma_{k+1}^i : 2 < \gamma_{k+1}^i \leqslant 3\}$ 及 $\rho_h = \{\gamma_{k+1}^i : \gamma_{k+1}^i > 3\}$。假设$n$个局部滤波器中存在$l$个局部滤波器的参数估计满足$\rho_l$,相应的有$m$个满足$\rho_m$,$h$个满足$\rho_h$。此时满足关系$l+m+h=n$ 且 $\sum_{i=1}^{l} \beta_{k+1}^i = 0.6$, $\sum_{i=1}^{m} \beta_{k+1}^i = 0.3$ 和 $\sum_{i=1}^{h} \beta_{k+1}^i = 0.1$。这种划分方式使得所有局部滤波器的信息共享系数和$\sum_{i=1}^{n} \beta_{k+1}^i = 1$。当某个集合中不存在局部滤波器时,将它的总权值平均分配给其他两个集合。对于集合ρ_l,考虑β_l^l,β_l^m和β_l^h三个预定值使得$0 < \beta_l^l < \beta_l^m < \beta_l^h < 0.6$且存在关系:

$$\beta_l^l + (l-2)\beta_l^m + \beta_l^h = 0.6 。 \tag{42}$$

如果$k+1$时刻属于集合ρ_l的局部滤波器$i=q$参数估计出的γ_{k+1}^q为此集合中最小值,那么$\beta_{k+1}^q = \beta_l^h$。反之,令$\beta_{k+1}^q = \beta_l^l$,该集合中的其他局部滤波器的信息共享系数设置为$\beta_l^m$。其他两个集合$\rho_m$,$\rho_h$也采取如同集合$\rho_l$的设置方式。这样便完成了信息共享系数的设置。根据定理2更新的局部估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i$及其局部椭圆形状矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1}^i$,最终可以得到全局估计$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g$和全局椭圆形状矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1}^g$。此时存在关系:

$$\sum_{i=1}^{n} \beta_{k+1}^i \left(\boldsymbol{x}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i\right)^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{P}_{k+1}^i\right)^{-1} \left(\boldsymbol{x}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i\right) \leqslant 1 。 \tag{43}$$

由式(43)可得:

$$\left(\boldsymbol{x}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g\right)^{\mathrm{T}} \left(\boldsymbol{P}_{k+1}^g\right)^{-1} \left(\boldsymbol{x}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g\right) \leqslant 1 , \tag{44}$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g = \bar{\boldsymbol{P}}_{k+1}^g \sum_{i=1}^{n} \beta_{k+1}^i \left(\boldsymbol{P}_{k+1}^i\right)^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i , \tag{45}$$

$$\boldsymbol{P}_{k+1}^g = (1 - \vartheta_k^f) \bar{\boldsymbol{P}}_{k+1}^g , \tag{46}$$

$$\bar{\boldsymbol{P}}_{k+1}^g = \left(\sum_{i=1}^{n} \beta_{k+1}^i \left(\boldsymbol{P}_{k+1}^i\right)^{-1}\right)^{-1} , \tag{47}$$

$$\vartheta_k^f = \sum_{i=1}^{n} \beta_{k+1}^i (\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i)^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{P}_{k+1}^i)^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^i - (\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g)^{\mathrm{T}} (\bar{\boldsymbol{P}}_{k+1}^g)^{-1} \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^g 。 \tag{48}$$

注3 数据融合是将不同传感器提供的信息加以综合互补,消除多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾,提高数据的使用效率,从而提升系统性能。引入信息共享系数后,通过特定的划分标准,为不同传

感器分配相应的信息共享系数,这意味着不同传感器获取的信息重要程度根据信息共享系数得到具象表现,即信息融合时的权重可以借助信息共享系数的划分确定。利用划分好的信息共享系数,即可提取结合各传感器中的重要信息,实现数据融合。

注4 本文所提出的优化方法在设置好相应的参数初始值后,根据定理1,后续的迭代过程中参数估计值将会随着环境不同而自适应改变。由于信息共享系数的划分是以不同局部滤波器中参数估计值为标准,即算法迭代时信息共享系数的设置也将随环境自适应改变。

3 实验验证

本节通过实验验证了所提出的NFSMF定位算法的优点和有效性。如图2所示,实验场地选择一片10 m×10 m的空旷区域进行,为了可以将数据上传至PC端,锚节点和移动机器人均使用CC2530芯片接收和发送信号,形成简易的无线传感器网络。其中,四个锚节点有序排布在实验区域内,其坐标分别为[1, 3]m,[3,6]m,[7,5.5]m,[9,2]m。通过实验获取到RSSI信号值及定位数据后,利用MATLAB2022a仿真平台及其SeDuMi和YALMIP工具箱实现NFSMF算法并结合获取的数据估计和优化出更精确的移动目标轨迹。



图2 实验场景

Fig. 2 Experimental settings

实验中移动机器人的轨迹如下:

$$\begin{cases} x = a - \cos(k1), \\ y = b + \sin(k1), \end{cases} \tag{49}$$

其中$(a,b)=(4,4)$, $k1=\dfrac{\pi}{1\,200}\times i$, $i=1,2,\cdots,600$。移动目标起始点$(x_0,y_0)=(3,4)$。本实验采用均方根误差(RMSE)作为定位精度标准:

$$R_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left[(\hat{x}_i-x)^2+(\hat{y}_i-y)^2\right]}{n}}, \tag{50}$$

其中$(\hat{x}_i,\hat{y}_i)$为第i个目标估计坐标,(x,y)为目标真实位置,n为估计坐标个数。

实验正式开始前,选择移动机器人起始位置作为测量点进行了大量的RSSI数据采集,这些数据将作为训练数据计算出模型中部分参数的初始值以便于实现移动机器人的定位。同时为了避免人为选择训练数据导致参数设置与实际环境出现较大偏差,首先将收集的RSSI测量结果以多种不同的方式进行重组后再作为训练数据计算参数。通过训练数据计算出的参数结果将作为实验参数设置的依据。本实验的所有参数设置如表2所示。

图3展示了移动机器人的优化定位位置和椭圆区域。各锚节点分别作为不同的局部滤波器计算出移动机器人每一个采样时刻的局部估计值。局部估计中包含移动机器人的估计位置和以该位置为中心的椭圆的形状矩阵。接着通过上述算法为每一个局部滤波器划分特定的信息共享系数并将该时刻不同局部滤波器的局部估计值融合为全局估计值。认定全局估计获取的移动机器人估计位置即为算法的最终定位位置,并根据全局估计得到椭圆形状矩阵绘制出该时刻目标的椭圆区

域。显而易见,算法全局估计优化定位坐标大多情况下比局部估计更加接近真实值。同时,该算法获取的椭圆区域总能包含该时刻的目标位置,验证了本算法的定位性能。

表2 实验参数设置

Table 2 Experimental parameter settings

参数名称	值
误差叠加值α	−53.45
路径损耗指数γ	3.3
过程噪声$\boldsymbol{w}_k$	0.2sin$k$
测量噪声$\boldsymbol{v}_{k+1}^i$	1.5sin$k$
初始椭圆形状矩阵$\boldsymbol{P}_0$	diag([0.3 0.3])
过程噪声形状矩阵$\boldsymbol{Q}_k$	diag([1 1])
测量噪声形状矩阵$\boldsymbol{R}_k$	1

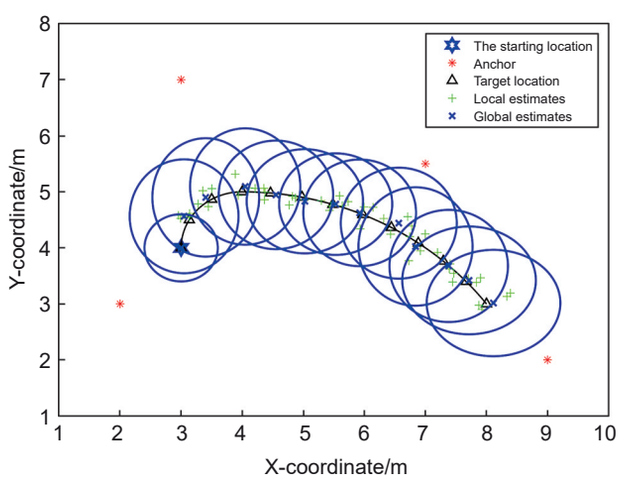


图3 NFSMF下移动节点的轨迹和锚节点的位置

Fig. 3 The trajectory of moving node and the positions of the anchor nodes under NFSMF

为了验证所选算法的优越性,从定位精度及运行时间等方面将NFSMF算法与多边定位算法(Multi-lateral localization algorithm, MLA)[19]和NSMF[12]对比。结果如表3所示。表3表明相比于MLA和NSMF算法,本文所提的NFSMF算法的定位效果最好。同时从平均运行时间来看,NFSMF算法相比于NSMF算法需要花费更多时间进行估计,且均远大于MLA算法的运行时间,说明了实现高精度定位往往意味着更高的计算复杂度。

值得一提的是,实验中提到的三种算法均是通过处理传感器接收发送RSSI信号得到的数据从而实现室内定位。假设室内环境中不存在噪声及其他干扰时,仅通过三边定位而不需要算法处理即可实现目标的准确定位。因而,对比不同算法处理下目标的定位精度可以反映出相应室内定位系统对RSSI信号的抗干扰性能。上述实验结果表明,本文所提出的NFSMF算法有着更高的定位精度,这意味着NFSMF算法在相同实验环境下相比较NSMF算法和MLA算法有着更好的处理干扰能力。

表3 三种室内定位算法性能对比

Table 3 Performance comparison among three indoor positioning algorithms

算法	平均误差/m	平均运行时间/s	精度提升/%
MLA	0.964 2	0.023	0
NSMF	0.328 3	1.362	65.95
NFSMF	0.105 6	2.048	89.05

显然,设备部署及算法迭代等因素密切影响着定位精度。为探究锚节点数、迭代次数与定位误差之间的关系,图4展示了优化迭代2次时锚节点数与定位误差的关系和存在4个锚节点时迭代次数对定位精度的影响。图4(a)和图4(b)表明定位精度会随着锚节点数量和迭代次数的增加而提升,并由于硬件设备制约增至一定程度后几乎不再变化。然而,增设锚节点数量和迭代次数的方式也必然带来定位时间和设备成本上升等问题。因此在实际应用中应该权衡好定位精度和运行时间之间的关系。综合图4,当使用四个锚节点进行定位时,迭代3次就可以得到不错的结果,更好地融合了各锚节点的定位数据,使得融合后的定位效果有明显的提升。

由于多径效应等因素的干扰,当室内定位过程中存在较多锚节点收发信号时,锚节点部署位置可能会对定位性能产生影响。为了验证所提出的NFSMF算法有着较强的适用性和抗干扰能力,将6个锚节点不规则排布在实验区域内进行移动目标定位。仿真结果如图6,结果表明随机部署锚节点时,NFSMF算法依旧可以有效定位移动目标。同时相较于图3有序排布锚节点的情况,由于干扰增强,定位精度降低。

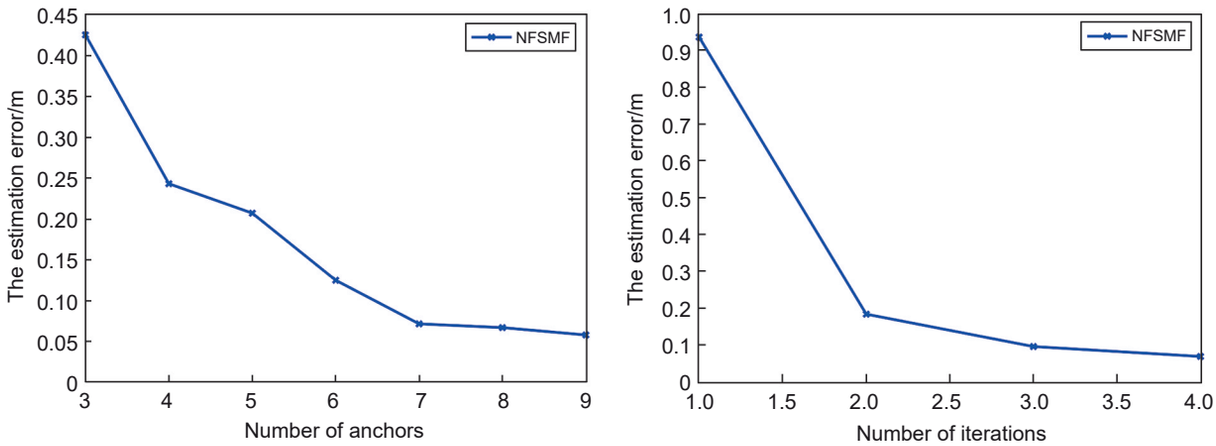


图4 不同参数下的NFSMF定位误差变化

Fig. 4 Changes in NFSMF localization error under different parameters

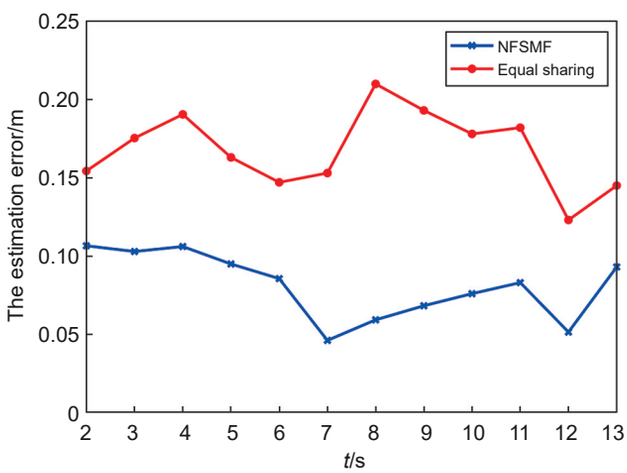


图5 均等信息系数和NFSMF算法的定位误差

Fig. 5 The localization error of equal information coefficient and NFSMF

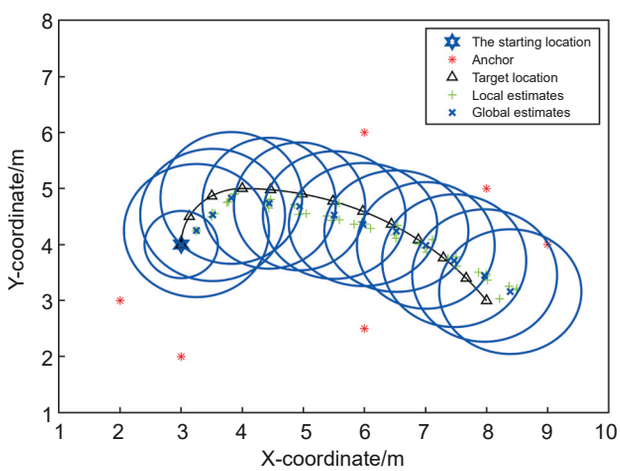


图6 随机布置锚节点时NFSMF定位示意图

Fig. 6 Location map of NFSMF with randomly arranged anchor nodes

4 结论

为了适应复杂多变的室内环境,本文针对移动目标室内定位提出了一种改进的非线性融合集员滤波算法。该算法在采用区间数学方法减少线性化非线性系统所产生误差的基础上,设计了一种新的动态参数模型,并利用集员滤波算法自适应计算调整动态参数和自适应信息共享系数,进而通过自适应信息共享系数融合局部估计得到包含移动目标真实位置的全局椭圆区域估计,确保定位结果具有较高的定位精度和稳定性。实验和仿真表明,本文所提出的算法定位精度具有较好的鲁棒性,并优于其他两种对比算法。

在未来的研究工作中,我们将重点关注以下两个方面:①提升网络拓扑优化,增强无线传感器网络性能;②将集员滤波算法与凸优化算法中的最新研究成果相结合,进一步降低算法的计算复杂度和定位系统的运行时间。

参考文献:

[1] Behera A P, Singh A, Verma S, *et al*. Manifold Learning with Localized Procrustes Analysis Based WSN Localization[J]. *IEEE Sens Lett*, 2020, **4**(10): 6002204. DOI: 10. 1109/LSENS. 2020. 3025360.

[2] Martín-lammerding D, Córdoba A, Astrain J J, *et al*. An Ontology-based System to Collect WSN-UAS Data Effectively[J]. *IEEE Internet Things J*, 2021, **8**(5): 3636-3652. DOI: 10. 1109/JIOT. 2020. 3023168.

[3] Baniabdelghany H, Obermaisser R, Khalifeh A. Reliable Task Allocation for Time-triggered IoT-WSN Using Discrete Particle Swarm Optimization[J]. *IEEE Internet Things J*, 2022, **9**(14): 11974-11992. DOI: 10. 1109/

JIOT. 2021. 3132452.

[4] Ahmad Bany Salameh H, Dhainat M F, Benkhelifa E. An End-to-end Early Warning System Based on Wireless Sensor Network for Gas Leakage Detection in Industrial Facilities[J]. *IEEE Syst J*, 2021, **15**(4): 5135−5143. DOI: 10. 1109/JSYST. 2020. 3015710.

[5] Sheng H T, Wu W R, Hsiao W H, *et al*. Joint Channel and AoA Estimation in OFDM Systems: One Channel Tap with Multiple AoAs Problem[J]. *IEEE Commun Lett*, 2021, **25**(7): 2245−2249. DOI: 10. 1109/LCOMM. 2021. 3070874.

[6] Petukhov N, Chugunov A, Zamolodchikov V, *et al*. Synthesis and Experimental Accuracy Assessment of Kalman Filter Algorithm for UWB ToA Local Positioning System[C]//2021 3rd International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE). New York: IEEE, 2021: 1−4. DOI: 10. 1109/REEPE51337. 2021. 9388007.

[7] Cao H, Chan Y T, So H C. Compressive TDOA Estimation: Cramér-*Rao* Bound and Incoherent Processing[J]. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2020, **56**(4): 3326−3331. DOI: 10. 1109/TAES. 2020. 2966095.

[8] Yang B, Qiu Q W, Han Q L, *et al*. Received Signal Strength Indicator-based Indoor Localization Using Distributed Set-membership Filtering[J]. *IEEE Trans Cybern*, 2022, **52**(2): 727−737. DOI: 10. 1109/TCYB. 2020. 2983544.

[9] Sabol P, Sinčák P, Buča J, *et al*. Cumulative Fuzzy Class Membership Criterion Decision-based Classifier[C]//2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). New York: IEEE, 2017: 334−339. DOI: 10. 1109/SMC. 2017. 8122625.

[10] Scholte E, Campbell M E. A Nonlinear Set-membership Filter for On-line Applications[J]. *Intl J Robust & Nonlinear*, 2003, **13**(15): 1337−1358. DOI: 10. 1002/rnc. 856.

[11] Yang F W, Li Y M. Set-membership Fuzzy Filtering for Nonlinear Discrete-time Systems[J]. *IEEE Trans Syst*, Man, Cybern B, 2010, **40**(1): 116−124. DOI: 10. 1109/tsmcb. 2009. 2020436.

[12] Ding D R, Wang Z D, Han Q L. A Set-membership Approach to Event-triggered Filtering for General Nonlinear Systems over Sensor Networks[J]. *IEEE Trans Autom Contr*, 2020, **65**(4): 1792−1799. DOI: 10. 1109/TAC. 2019. 2934389.

[13] Skog I, Handel P. In-car Positioning and Navigation Technologies: A Survey[J]. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2009, **10**(1): 4−21. DOI: 10. 1109/TITS. 2008. 2011712.

[14] Ayabakan T, Kerestecioğlu F. Indoor Positioning Using Federated Kalman Filter[C]//2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). New York: IEEE, 2018: 1−4. DOI: 10. 1109/SIU. 2018. 8404427.

[15] Ayabakan T, Kerestecioğlu F. Multi-sensor Indoor Positioning[C]//2019 4th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK). New York: IEEE, 2019: 1−6. DOI: 10. 1109/UBMK. 2019. 8907082.

[16] Kakkavas A, Wymeersch H, Seco-granados G, *et al*. Power Allocation and Parameter Estimation for Multipath-based 5G Positioning[J]. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2021, **20**(11): 7302−7316. DOI: 10. 1109/TWC. 2021. 3082581.

[17] Yang B, Dong R R, Shang J Q, *et al*. Received Signal Strength Indicator-based Set-membership Filtering Indoor Localization under Multipath Effect[J]. *IET Contr Theory Appl*, 2023, **17**(2): 160−171. DOI: 10. 1049/cth2. 12369.

[18] Yang F W, Li Y M. Set-membership Filtering for Discrete-time Systems with Nonlinear Equality Constraints[J]. *IEEE Trans Autom Contr*, 2009, **54**(10): 2480−2486. DOI: 10. 1109/TAC. 2009. 2029403.

[19] Shu T, Chen Y Y, Yang J. Protecting Multi-lateral Localization Privacy in Pervasive Environments[J]. *IEEE/ACM Trans Netw*, 2015, **23**(5): 1688−1701. DOI: 10. 1109/TNET. 2015. 2478881.