

基于不完全测距的移动传感器网络定位算法

李卫华, 贾丹, 王鹏[†]

(空军工程大学 信息与导航学院, 西安 710077)

摘要: 采用基于二次规划的无迹卡尔曼滤波及多维标度方法, 研究高精度的移动传感器网络定位算法, 从传感器网络整体定位角度出发, 为移动传感器网络定位提供了新思路. 首先对传感器网络单元建立符合实际的带约束的非线性相对运动模型; 在此基础上重点考虑模型中的物理约束, 采用基于二次规划的无迹卡尔曼滤波对节点间相对距离进行滤波估计; 最后基于分布式的多维标度定位算法进行局部定位与拼合, 给出不完全测距下的移动传感器网络定位算法. 仿真结果表明, 所提出的算法在相同测距误差下与其他定位算法相比定位精度更高, 在不同连通度的传感器网络中, 均能得到良好的定位效果.

关键词: 移动传感器网络; 基于二次规划的无迹卡尔曼滤波; 移动节点定位; 多维标度; 不完全测距
中图分类号: TP915 **文献标志码:** A

Range-based localization algorithm for mobile sensor network with incomplete measurement

LI Wei-hua, JIA Dan, WANG Peng[†]

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Based on quadratic programming-unscented Kalman filter(QP-UKF) and multidimensional scaling-MAP(MDS-MAP) methods, this paper studies localization problem for the mobile sensor network with high accuracy. From the perspective of overall localization for the wireless sensor network, a new idea of mobile sensor network localization is provided. Firstly, a nonlinear dynamic relative motion model is established for sensor network units according to practical condition. By considering the constraints in the established model, the QP-UKF is introduced to estimate the actual ranges among nodes in each sensor network unit. Then, based on the MDS-MAP method and estimated ranges, the whole mobile sensor network can be localized through clustering, local-localizing and merging. Finally, a complete range-based localization algorithm is proposed for the mobile sensor network with incomplete measurement. Several simulation examples illustrate that with the same range error ratio, the localization accuracy of the proposed algorithm is higher than the existing algorithms, and can perform well for the mobile sensor network with different connectivity.

Keywords: mobile sensor network; QP-UKF; mobile node localization; MDS-MAP; incomplete measurement

0 引言

多智能体协同系统是近几年的研究热点, 已广泛应用于环境探测与侦察、无人协同作战、搜索救援等各个领域. 由于多智能体系统中的传感器均分布在各智能体上, 基于多智能体平台的移动传感器网络节点定位技术是多智能体协同系统中的关键技术. 考虑到多智能体协同系统需要高精度、实时的协同定位信息, 为其设计高精度、实时的移动传感器网络节点定位算法已成为多智能体协同系统的一个热门研

究方向.

移动传感器网络节点定位技术按照是否基于测距信息可分为基于测距的节点定位算法^[1-2]和无需测距的节点定位算法^[3-10]. 基于测距的节点定位算法在静态传感器节点定位中被广泛应用, 包括基于到达时间的定位算法、基于到达时间差的定位算法、基于到达角度的定位算法、基于信号接收强度指示的定位算法. 在移动传感器节点定位问题中, 移动节点在带来更多参考信息的同时, 其机动性导致节点位

收稿日期: 2017-03-20; 修回日期: 2017-06-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61403414, 61571458, 41601436); 中国博士后科学基金项目(2016M603042); 陕西自然科学基金基础研究计划项目(2016JQ6070, 2015JM6050); 航空科学基金项目(20160196005).

责任编委: 贾英民.

作者简介: 李卫华(1964—), 男, 教授, 博士, 从事信号处理等研究; 贾丹(1993—), 女, 硕士生, 从事信号处理、无线传感器节点定位的研究.

[†]通讯作者. E-mail: blueking1985@hotmail.com

置及网络结构不断变化,因此移动节点定位难度更大. 现有研究大多采用联合滤波方式,基于其他辅助信息对移动节点定位,如文献[1]提出GPS辅助下的基于联合滤波信息的协同定位算法,但GPS设备不仅费用昂贵,且易受环境的干扰(如电子干扰等)导致GPS信号不可用. 在无GPS设备辅助的情况下,文献[2]将MDS-MAP定位算法与非线性滤波方法相结合,提出MDS-EKF和MDS-UKF定位算法,但没有利用节点运动信息,不适用于移动节点定位问题. 针对移动节点定位问题,文献[11-12]利用相对方位角和节点移动位移信息进行建模滤波,分别提出基于均方根无迹卡尔曼滤波及均方根容积卡尔曼滤波的纯方位信息定位算法,但该算法容易产生传感器累积误差,导致后期定位精度不高.

在无需测距的定位算法中,文献[5]将粒子滤波引入到传感器网络移动节点定位中,提出了经典蒙特卡罗定位算法. 在此基础上,学者对蒙特卡罗定位算法不断改进,提出了蒙特卡罗箱定位算法^[3]、基于测距的序贯蒙特卡罗定位算法^[4]、基于采样优化的蒙特卡罗定位算法^[6]、基于相对熵的序贯蒙特卡罗定位算法^[7]、缩小采样区域的蒙特卡罗定位算法^[8]、基于灰色预测模型的蒙特卡罗定位算法^[9]、基于序列相关值的蒙特卡罗定位算法^[10]等. 基于蒙特卡罗的定位算法巧妙利用锚节点的探测范围和移动节点的机动特性,过滤掉不符合条件的采样位置,进而对移动节点的大体位置进行近似估计,因此基于蒙特卡罗的定位算法不是精确定位,无法满足高精度定位等应用的需求.

上述定位算法都是通过对单个传感器节点逐一定位得到整个传感器网络的节点位置信息. 针对不完全测距(即节点间的测距信息不完全,如传感器网络中因电子干扰、传感器探测范围有限和障碍物遮挡等因素导致部分节点间距离不可测)的高精度移动节点定位问题,由于待定位节点与锚节点间距离未知导致现有定位算法^[11-12]不可用. 为解决不完全测距下的高精度传感器移动节点定位问题,本文从传感器网络整体定位出发设计定位算法. 首先基于传感器网络单元节点间的测距信息,建立符合实际的带约束的非线性相对运动模型;然后针对带约束的相对运动模型,采用基于二次规划的无迹卡尔曼滤波方法(QP-UKF)对节点间相对距离进行滤波估计;最后基于多维标度方法提出完整的移动传感器网络定位算法,为移动节点定位问题提供一种新的解决思路. 仿

真结果表明,所提出的算法在相同测距误差下与其他定位算法相比定位精度更高,在不同连通度的传感器网络中,均能得到良好的定位效果.

1 传感器网络单元相对运动模型

在三维空间中,考虑到后续传感器网络局部坐标唯一性拼合过程中需要至少4个公共节点的需求及最简化模型的要求,在建立传感器网络单元相对运动模型时,选取5个节点(A、B、C、D、E),构成传感器网络单元 $W_{\text{unit}} = \{A, B, C, D, E\}$,如图1所示.

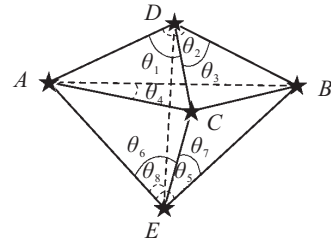


图1 传感器网络单元节点间相对位置

考虑如图1所示的传感器网络节点拓扑结构,其中 $\theta_1 = \angle ADC$, $\theta_2 = \angle ADB$, $\theta_3 = \angle BDC$, $\theta_4 = \angle BAC$, $\theta_5 = \angle AEB$, $\theta_6 = \angle AEC$, $\theta_7 = \angle BEC$, $\theta_8 = \angle AED$. 根据余弦定理可知

$$\begin{cases} d_{AC}^2 = d_{AD}^2 + d_{CD}^2 - 2d_{AD}d_{CD} \cos \theta_1, \\ d_{AB}^2 = d_{AD}^2 + d_{BD}^2 - 2d_{AD}d_{BD} \cos \theta_2, \\ d_{BC}^2 = d_{BD}^2 + d_{CD}^2 - 2d_{BD}d_{CD} \cos \theta_3, \\ d_{BC}^2 = d_{AB}^2 + d_{AC}^2 - 2d_{AB}d_{AC} \cos \theta_4, \\ d_{AB}^2 = d_{AE}^2 + d_{BE}^2 - 2d_{AE}d_{BE} \cos \theta_5, \\ d_{AC}^2 = d_{AE}^2 + d_{CE}^2 - 2d_{AE}d_{CE} \cos \theta_6, \\ d_{BC}^2 = d_{BE}^2 + d_{CE}^2 - 2d_{BE}d_{CE} \cos \theta_7, \\ d_{AD}^2 = d_{AE}^2 + d_{DE}^2 - 2d_{AE}d_{DE} \cos \theta_8, \end{cases} \quad (1)$$

其中 $d_{ij}(i, j \in \{A, B, C, D, E\})$ 表示节点 i, j 之间的距离. 根据余弦定理的边角关系,选择点 A、B、C、D、E 之间的相对距离、相对速度和相应夹角的余弦值作为相对运动方程的状态变量,即

$$\begin{aligned} \tilde{X} &= [\xi_1 \ \xi_2 \ \cdots \ \xi_{27} \ \xi_{28}]^T = \\ &[d_{AB} \ d_{AC} \ d_{AD} \ d_{AE} \ d_{BC} \ d_{BD} \ d_{BE} \ d_{CD} \ d_{CE} \rightarrow \\ &\leftarrow d_{DE} \ \dot{d}_{AB} \ \dot{d}_{AC} \ \dot{d}_{AD} \ \dot{d}_{AE} \ \dot{d}_{BC} \ \dot{d}_{BD} \ \dot{d}_{BE} \rightarrow \\ &\leftarrow \dot{d}_{CD} \ \dot{d}_{CE} \ \dot{d}_{DE} \ \cos \theta_1 \ \cos \theta_2 \ \cos \theta_3 \rightarrow \\ &\leftarrow \cos \theta_4 \ \cos \theta_5 \ \cos \theta_6 \ \cos \theta_7 \ \cos \theta_8]^T, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $\xi_i(i \in 1, 2, \dots, 28)$ 表示状态变量 \tilde{X} 的第 i 维. 假设相对加速度为不确定扰动,有

$$\tilde{W} = [\tilde{w}_1 \ \cdots \ \tilde{w}_{10}]^T =$$

$$\begin{aligned} & [\ddot{d}_{AB} \ \ddot{d}_{AC} \ \ddot{d}_{AD} \ \ddot{d}_{AE} \ \ddot{d}_{BC} \rightarrow \\ & \leftarrow \ddot{d}_{BD} \ \ddot{d}_{BE} \ \ddot{d}_{CD} \ \ddot{d}_{CE} \ \ddot{d}_{DE}], \end{aligned} \quad (3)$$

其中 \tilde{w}_i ($i = 1, 2, \dots, 10$) 为扰动 \tilde{W} 的第 i 维. 通常情况下, 假设扰动服从零均值、协方差为 Q 的高斯分布, 即 $\tilde{W} \sim N(0, Q)$, 协方差 Q 根据节点间的不同相对运动模式(匀速、匀加速和变加速等)先验获得.

由式(1)可得

$$\dot{\xi}_{21} = \frac{d \cos \theta_1}{dt} = \frac{d}{dt} \left(\frac{d_{AD}^2 + d_{CD}^2 - d_{AC}^2}{2d_{AD}d_{CD}} \right) = \frac{\xi_3 \xi_{13} + \xi_8 \xi_{18} - \xi_2 \xi_{12} - (\xi_3 \xi_{18} + \xi_8 \xi_{13}) \xi_{21}}{\xi_3 \xi_8}. \quad (4)$$

类似地, 将 $\dot{\xi}_{22}, \dots, \dot{\xi}_{28}$ 表示为

$$\begin{cases} \dot{\xi}_{22} = \frac{\xi_3 \xi_{13} + \xi_6 \xi_{16} - \xi_1 \xi_{11} - (\xi_3 \xi_{16} + \xi_6 \xi_{13}) \xi_{22}}{\xi_3 \xi_6}, \\ \dot{\xi}_{23} = \frac{\xi_6 \xi_{16} + \xi_8 \xi_{18} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_6 \xi_{18} + \xi_8 \xi_{16}) \xi_{23}}{\xi_6 \xi_8}, \\ \dot{\xi}_{24} = \frac{\xi_1 \xi_{11} + \xi_2 \xi_{12} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_1 \xi_{12} + \xi_2 \xi_{11}) \xi_{24}}{\xi_1 \xi_2}, \\ \dot{\xi}_{25} = \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_7 \xi_{17} - \xi_1 \xi_{11} - (\xi_4 \xi_{17} + \xi_7 \xi_{14}) \xi_{25}}{\xi_4 \xi_7}, \\ \dot{\xi}_{26} = \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_9 \xi_{19} - \xi_2 \xi_{12} - (\xi_4 \xi_{19} + \xi_9 \xi_{14}) \xi_{26}}{\xi_4 \xi_9}, \\ \dot{\xi}_{27} = \frac{\xi_7 \xi_{17} + \xi_9 \xi_{19} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_7 \xi_{19} + \xi_9 \xi_{17}) \xi_{27}}{\xi_7 \xi_9}, \\ \dot{\xi}_{28} = \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_{10} \xi_{20} - \xi_3 \xi_{13} - (\xi_4 \xi_{20} + \xi_{10} \xi_{14}) \xi_{28}}{\xi_4 \xi_{10}}. \end{cases} \quad (5)$$

根据式(5)计算状态变量的一阶微分方程为

$$\dot{\tilde{X}} = [\dot{\xi}_1 \ \dots \ \dot{\xi}_{10} \ \dot{\xi}_{11} \ \dots \ \dot{\xi}_{20} \ \dot{\xi}_{21} \ \dots \ \dot{\xi}_{28}]^T =$$

$$\begin{bmatrix} \xi_{11} \\ \vdots \\ \xi_{20} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \frac{\xi_3 \xi_{13} + \xi_8 \xi_{18} - \xi_2 \xi_{12} - (\xi_3 \xi_{18} + \xi_8 \xi_{13}) \xi_{21}}{\xi_3 \xi_8} \\ \frac{\xi_3 \xi_{13} + \xi_6 \xi_{16} - \xi_1 \xi_{11} - (\xi_3 \xi_{16} + \xi_6 \xi_{13}) \xi_{22}}{\xi_3 \xi_6} \\ \frac{\xi_6 \xi_{16} + \xi_8 \xi_{18} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_6 \xi_{18} + \xi_8 \xi_{16}) \xi_{23}}{\xi_6 \xi_8} \\ \frac{\xi_1 \xi_{11} + \xi_2 \xi_{12} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_1 \xi_{12} + \xi_2 \xi_{11}) \xi_{24}}{\xi_1 \xi_2} \\ \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_7 \xi_{17} - \xi_1 \xi_{11} - (\xi_4 \xi_{17} + \xi_7 \xi_{14}) \xi_{25}}{\xi_4 \xi_7} \\ \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_9 \xi_{19} - \xi_2 \xi_{12} - (\xi_4 \xi_{19} + \xi_9 \xi_{14}) \xi_{26}}{\xi_4 \xi_9} \\ \frac{\xi_7 \xi_{17} + \xi_9 \xi_{19} - \xi_5 \xi_{15} - (\xi_7 \xi_{19} + \xi_9 \xi_{17}) \xi_{27}}{\xi_7 \xi_9} \\ \frac{\xi_4 \xi_{14} + \xi_{10} \xi_{20} - \xi_3 \xi_{13} - (\xi_4 \xi_{20} + \xi_{10} \xi_{14}) \xi_{28}}{\xi_4 \xi_{10}} \end{bmatrix} +$$

$$G = [\tilde{w}_1 \ \tilde{w}_2 \ \tilde{w}_3 \ \tilde{w}_4 \ \tilde{w}_5 \ \tilde{w}_6 \ \tilde{w}_7 \ \tilde{w}_8 \ \tilde{w}_9 \ \tilde{w}_{10}]^T = f(\tilde{X}) + G\tilde{W}. \quad (6)$$

其中: $G = [\mathbf{0}_{10 \times 10} \ \mathbf{I}_{10 \times 10} \ \mathbf{0}_{10 \times 8}]^T$ 为扰动增益矩阵, $f(\cdot)$ 为状态传递函数.

实际情况下, 该模型的状态向量会受到物理条件的约束(如节点间距离为正数, 夹角的余弦值在 $-1 \sim 1$ 之间等), 即

$$\begin{cases} \xi_i > 0, \quad i = 1, 2, \dots, 10; \\ -1 \leq \xi_i \leq 1, \quad i = 21, 22, \dots, 28. \end{cases} \quad (7)$$

构建以上非线性的传感器网络单元相对运动模型(6), 可以更准确地反映局部传感器网络节点之间的相对运动, 而为该模型附加物理约束(7), 可进一步提高该模型描述的准确性. 根据传感器网络单元节点间测距信息, W_{unit} 的量测记为 $\tilde{Z} = [d_{AB} \ d_{AC} \rightarrow \leftarrow d_{AD} \ d_{AE} \ d_{BC} \ d_{BD} \ d_{BE} \ d_{CD} \ d_{CE} \ d_{DE}]^T$, 相应的量测方程为

$$\tilde{Z} = [\xi_1 \ \xi_2 \ \xi_3 \ \xi_4 \ \xi_5 \ \xi_6 \ \xi_7 \ \xi_8 \ \xi_9 \ \xi_{10}]^T = [\mathbf{I}_{10 \times 10} \ \mathbf{0}_{10 \times 18}] \tilde{X} + \tilde{V}. \quad (8)$$

其中: $\tilde{V} \sim N(0, R)$ 为量测噪声向量; R 为量测噪声的协方差矩阵, 可根据所采用的不同测距方式先验获得.

式(6)为连续时间下的传感器网络单元相对运动方程, 采用离散化方法(如 Runge-Kutta 方法)对连续时间相对运动方程进行离散化, 得到离散时间下的传感器网络单元相对运动方程和量测方程为

$$\begin{cases} X_{k+1} = F(X_k) + G_k W_k, \\ Z_k = H_k X_k + V_k. \end{cases} \quad (9)$$

其中: k 为第 k 个采样时刻; $G_k = \delta G$ 为噪声输入矩阵, δ 为采样时间间隔, $H_k = [\mathbf{I}_{10 \times 10} \ \mathbf{0}_{10 \times 18}]$ 为量测矩阵, $W_k \sim N(0, Q)$ 和 $V_k \sim N(0, R)$ 为 k 时刻过程噪声及量测噪声. 采用四阶 Runge-Kutta 方法对 $f(\tilde{X})$ 进行离散化后得到的 k 时刻状态传递函数为

$$F(X_k) = X_k + \frac{\delta(F_1^\delta + 2F_2^\delta + 2F_3^\delta + F_4^\delta)}{6}. \quad (10)$$

其中: $F_1^\delta = f(X_k)$, $F_2^\delta = f(X_k) + \delta F_1^\delta / 2$, $F_3^\delta = f(X_k) + \delta F_2^\delta / 2$, $F_4^\delta = f(X_k) + \delta F_3^\delta$. 离散化后的相对运动模型仍需满足如下物理约束:

$$\begin{cases} X_k(i) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, 10; \\ -1 \leq X_k(i) \leq 1, \quad i = 21, 22, \dots, 28. \end{cases} \quad (11)$$

2 不完全观测下移动节点定位算法

该传感器网络单元相对运动模型为带约束的非线性模型, 需采用带约束的非线性滤波算法, 本文采

用QP-UKF算法^[13]对该模型进行滤波估计.

2.1 带约束的QP-UKF算法

QP-UKF算法^[13]通过在UKF滤波算法中引入二次规划方法,使得UKF算法能够有效地处理非线性模型中的物理约束问题.考虑到非线性模型中的约束问题(即式(7)),本文采用QP-UKF算法对节点间距离进行滤波估计,具体算法流程如表1所示,相应变量说明如表2所示.表1中二次规划的代价函数^[13]为

$$\begin{aligned}
 J(\chi_{k,j}^x) = & \\
 & (Z_k - H_k \chi_{k,j}^x)^T R^{-1} (Z_k - H_k \chi_{k,j}^x) + \\
 & (\chi_{k,j}^x - \chi_{k,j}^{x-})^T (P_{\chi_k}^-)^{-1} (\chi_{k,j}^x - \chi_{k,j}^{x-}) = \\
 & \chi_{k,j}^{xT} (H_k^T R^{-1} H_k + (P_k^-)^{-1}) \chi_{k,j}^x - \\
 & 2(Z_k^T R^{-1} H_k + \chi_{k,j}^{x-T} (P_k^-)^{-1}) \chi_{k,j}^x. \quad (12)
 \end{aligned}$$

通过求解表1中的带约束二次规划问题,可保证最优解 $\chi_{k,j}^x$ 满足模型的约束条件.

表1 带约束的QP-UKF算法流程

阶段	公式
初始化阶段	$\hat{X}_0 = E[\tilde{X}_0]$
	$P_0 = E[(\tilde{X}_0 - \hat{X}_0)(\tilde{X}_0 - \hat{X}_0)^T]$
	$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$
	$\omega_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n + \lambda}$
	$\omega_i^{(m)} = \frac{1}{2n + 2\lambda}, i = 1, 2, \dots, 2n$
	$\omega_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \eta)$
时间更新	$\chi_{k-1}^- =$ $[\hat{X}_{k-1} \hat{X}_{k-1} + \gamma \sqrt{P_{k-1}} \dots \hat{X}_{k-1} - \gamma \sqrt{P_{k-1}}]$
	$\chi_{k,j}^{x-} = F(\chi_{k-1,j}^x)$
	$\hat{X}_k^- = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(m)} \chi_{k,j}^{x-}$
量测更新	$P_k^- = Q + \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\chi_{k,j}^{x-} - \hat{X}_k^-)(\chi_{k,j}^{x-} - \hat{X}_k^-)^T$
	$\chi_{k,j}^x = \arg \min_{\chi_{k,j}^x} J(\chi_{k,j}^x)$
	s.t. $\begin{cases} \chi_{k,j}^x(i) \geq 0, i = 1, 2, \dots, 10, \\ -1 \leq \chi_{k,j}^x(i) \leq 1, i = 21, 22, \dots, 28 \end{cases}$
	$\hat{X}_k = \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(m)} \chi_{k,j}^x$
	$P_k = Q + \sum_{j=0}^{2n} \omega_j^{(c)} (\chi_{k,j}^x - \hat{X}_k)(\chi_{k,j}^x - \hat{X}_k)^T$

由于本文在构建传感器网络单元相对运动模型(式(6))过程中通过附加物理约束(式(7))提高其准确性,需要在滤波过程中保证状态估计满足该约束.考虑UKF中状态估计为所有经传递函数变换后的样本点 $\chi_{k,j}^{x-}$ 的线性组合,直接对 $\chi_{k,j}^{x-}$ 进行约束,并令其满足一定的最优性.然而约束(式(7))为不等式约束,导

表2 QP-UKF算法变量说明

变量	物理含义
\hat{X}_k	k 时刻状态向量的估计值
P_k	k 时刻估计误差协方差矩阵
$\omega_j^{(m)}$	一阶统计特性权系数
$\omega_j^{(c)}$	二阶统计特性权系数
n	状态向量维数
α	χ 点分布散布程度参数
η	X 的分布信息参数(高斯情况下为2)
κ	χ 与均值 \bar{X} 间的距离参数,一般为0
X_{k-1}	随机生成样本点
$\chi_{k,j}^{x-}$	经传递函数变换后的样本点
P_k^-	一次预测协方差矩阵
$\chi_{k,j}^x$	对 $\chi_{k,j}^{x-}$ 的最优化约束处理结果

致相应的最优解无法给出解析形式,因此采用二次规划的方式进行最优化约束处理,以保证状态估计在满足约束的前提下具有一定的最优性,从而使得对节点间的距离估计更加精确,进而提高传感器网络的整体定位精度.

根据上述传感器网络单元 W_{unit}^p 的滤波结果,构建 W_{unit}^p 在 k 时刻的距离矩阵 $D_{\text{unit}}^{p,k}$,即

$$D_{\text{unit}}^{p,k} = \begin{bmatrix} 0 & \hat{X}_k(1) & \hat{X}_k(2) & \hat{X}_k(3) & \hat{X}_k(4) \\ \hat{X}_k(1) & 0 & \hat{X}_k(5) & \hat{X}_k(6) & \hat{X}_k(7) \\ \hat{X}_k(2) & \hat{X}_k(5) & 0 & \hat{X}_k(8) & \hat{X}_k(9) \\ \hat{X}_k(3) & \hat{X}_k(6) & \hat{X}_k(8) & 0 & \hat{X}_k(10) \\ \hat{X}_k(4) & \hat{X}_k(7) & \hat{X}_k(9) & \hat{X}_k(10) & 0 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中 $\hat{X}_k(i) (i \in \{1, 2, \dots, 28\})$ 为 k 时刻状态变量的第 i 维.根据 $D_{\text{unit}}^{p,k}$ 构建整个传感器网络 W 在 k 时刻的距离矩阵 D_k ,即

$$D_k(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{m} \sum_{p \in W} d_{ij}, \{i, j \neq i\} \in W_{\text{unit}}^p; \\ 0, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

其中: d_{ij} 为全局节点 i, j 在传感器网络单元 D_{unit}^p 中的滤波距离, m 为包含节点 i 和 j 的所有传感器网络单元 W_{unit}^p 的个数.

2.2 分布式MDS-MAP定位算法

根据传感器网络单元的相对距离滤波信息,采用分布式MDS-MAP定位算法对传感器网络单元进行定位.MDS-MAP可在节点间距离信息完全已知的情况下对网络中节点进行定位^[14],文献[15]在节点间部分距离信息缺失或存在空洞的情况下提出了改进的分布式MDS-MAP,适用于本文的移动节点定位问题.本文采用分布式MDS-MAP对滤波结果进行融合定位,具体算法过程如下.

2.2.1 分簇及局部定位

构建 k 时刻的连通关系矩阵 G_k ,即

$$G_k(i, j) = \begin{cases} 1, & d_{ij} \neq 0 \text{ 或 } i = j; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

根据矩阵 G_k ,将传感器网络 W 中的全部节点分割为簇(即划分成不同的局部传感器网络),使得每个簇内均可通过滤波得到全部节点两两间的相对距离.在每个簇内,通过MDS-MAP算法^[16]计算所有节点的相对坐标,具体过程如下.

算法1

Step 1: 对每个节点 $i \in W$,搜索所有与其滤波距离已知的节点,构建集合 $S_i = \{j \in W | G_k(i, j) = 1\}$.

Step 2: 对每个节点 $i \in W$,更新集合 $S_i = S_i \cap S_j, \forall j \in S_i$.

Step 3: 对 W 中的所有节点,搜索 $S_i(i \in W)$,找到其中势最大的集合,记为 S_i^* ,将集合 S_i^* 中所有节点组成参考簇 C_0 ,并更新集合 $W_0 = W \setminus S_i^*$.

Step 4: 对于 W_0 中的所有节点,搜索其中势最大的集合,记为 S_l^* ,将集合 S_l^* 中所有节点组成簇 $C_s(s = 1, 2, \dots)$,重复该步骤直至 $W_0 = \emptyset$.

Step 5: 对每个簇 $C_s(s = 0, 1, \dots)$ 使用MDS-MAP算法计算所有节点的相对坐标 $x_i^s, i \in \{1, 2, \dots, N\}$,从而构建各局部传感器网络的相对坐标.

2.2.2 局部坐标拼合

针对所构建的局部传感器网络的相对坐标,根据不同局部传感器网络间的公共节点相对坐标,采用旋转平移方法将其逐一向参考坐标(即参考簇 C_0 的局部坐标)拼合,构建全局传感器网络相对坐标.

记参考簇 C_0 与簇 C_s 的公共节点为 $\{a, b, c, d\}$,由公共节点在参考簇 C_0 中的相对坐标构成 $P_0 = [x_a^0, x_b^0, x_c^0, x_d^0, \dots]^T$,由公共节点在簇 C_s 中的相对坐标构成 $P_s = [x_a^s, x_b^s, x_c^s, x_d^s, \dots]^T$.采用旋转平移的方法,通过下式将簇 C_s 逐一向簇 C_0 拼合:

$$x_i^0 = R_{0s}x_i^s + t_{0s}, \forall i \in C_s \setminus (C_s \cap C_0). \quad (16)$$

其中: $R_{0s} = \frac{(P_0 - \mathbf{1}_{c \times 3} \bar{P}_0^T)(P_s - \mathbf{1}_{c \times 3} \bar{P}_s^T)^T}{(P_s - \mathbf{1}_{c \times 3} \bar{P}_s^T)(P_s - \mathbf{1}_{c \times 3} \bar{P}_s^T)^T}$ 为旋转矩阵, $t_{0s} = \bar{P}_0^T - R_{0s} \bar{P}_s^T$ 为平移向量, $\bar{P}_s = \mathbf{1}_{3 \times c} P_s / c$ 和 $\bar{P}_0 = \mathbf{1}_{3 \times c} P_0 / c$ 分别为相应的中心坐标, c 为公共节点个数.

2.2.3 坐标绝对化

根据锚节点 f, j, p, q, \dots (三维空间中锚节点的数目需不少于4个)的绝对坐标 $P_c = [x_f, x_j, x_p, x_q, \dots]^T$,参考坐标系下的相对坐标 $P_c^0 = [x_f^0, x_j^0, x_p^0, x_q^0, \dots]^T$ 和式(16),可将传感器网络 W 中各节点 i 的相对坐标 x_i^0 转化为绝对坐标 x_i ,从而得到整个传感器网络的绝对坐标.

...

2.2.4 移动传感器网络定位算法

考虑由 N 个节点组成的传感网网络 $W = \{1, 2, \dots, N\}$,其移动传感器网络定位算法如下.

算法2

Step 1: 根据不完全测距信息,将传感器网络分为 M 组包含5个节点的传感器网络单元 $W_{\text{unit}}^p, p \in \{1, 2, \dots, M\}$.

Step 2: 初始化时间参数 $k = 1$.

Step 3: 对于每个传感器网络单元 $W_{\text{unit}}^p(p \in \{1, 2, \dots, M\})$,采用表1中的QP-UKF算法对节点间的相对距离进行滤波估计.

Step 4: 根据节点间滤波距离,构建传感器网络单元 W 的距离矩阵 $D_{\text{unit}}^{p,k}$,进而得到整个传感器网络 W 的距离矩阵 D_k .

Step 5: 根据 D_k ,构建连通关系矩阵 G_k ,并根据算法1构建每个局部传感器网络的相对坐标.

Step 6: 采用旋转平移方法(式(16))对局部传感器网络进行旋转平移拼接,得到整个传感器网络 W 的相对坐标.

Step 7: 根据锚节点,采用旋转平移方法(式(16))将整个传感器网络的相对坐标绝对化,得到整个传感器网络的绝对坐标.

3 仿真分析

为了验证所提出的移动传感器网络定位算法的有效性和实时性,将不同测距误差下的定位结果与序贯蒙特卡罗定位算法^[5](SMCL)、MDS-EKF定位算法^[2]、MDS-UKF定位算法^[2]进行对比分析,并采用均方根误差(RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (17)$$

描述各个节点的定位误差,采用应力(Stress)

$$\text{Stress} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (d_{ij}^2 - \hat{d}_{ij}^2)^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ij}^4}} \quad (18)$$

描述传感器网络拓扑结构误差,其中RMSE和Stress越小定位精度越高.

考虑三维空间中10个移动节点构成的传感器网络,各节点以平均3 m/s的速度作自由运动.仿真过程中,首先假定传感器网络节点间距离完全可测,对不同测距误差下各算法的定位精度进行比较.经过100次蒙特卡罗仿真,各算法定位结果的平均RMSE值与

Stress值分别如图2和图3所示. 图2中:实线为MDS-UKF算法,虚线为MDS-EKF算法,点线为SMCL算法,点划线为本文算法. 图3中:实线为MDS-UKF算法,虚线为本文算法,点线为MDS-EKF算法.

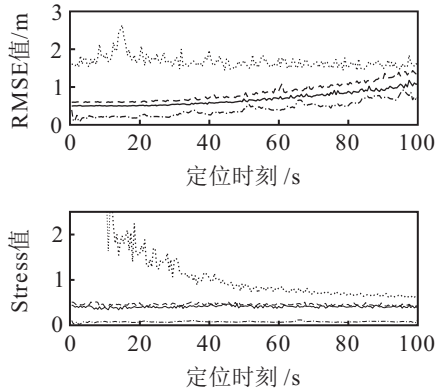


图2 测距误差为10%时不同定位算法定位精度比较

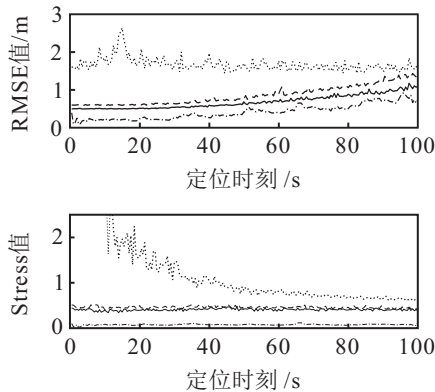


图3 测距误差为1%时不同定位算法定位精度比较

当测距误差为10%时,本文算法的平均RMSE值为4.1745 m,平均Stress值为0.077,当测距误差为1%时本文算法的平均RMSE值为0.61 m,平均Stress值为0.015. 由图2可见,当相对测距误差为10%时,本文算法的平均RMSE值与Stress值均小于SMCL定位算法. 由图2和图3可见,与基于测距的MDS-EKF和MDS-UKF定位算法相比,当相对测距误差分别为10%和1%时,本文算法的平均RMSE值与Stress值均最小. 可见,本文算法对节点和传感器网络拓扑定位的精度更高,能够达到更好的定位效果.

各定位算法在Matlab中进行100次蒙特卡洛仿真过程的各时刻平均定位耗时如图4所示. 由图4可见,不考虑节点机动特性并依赖于完全测距的MDS-EKF和MDS-UKF算法耗时最短,无需测距的SMCL算法耗时较短且定位收敛速度较慢,本文算法耗时较长. 这是由于本文算法主要针对不完全测距情况下的高精度定位问题进行考虑,牺牲了一定的时间代价. 定位收敛前后的平均耗时和总平均耗时见表3.

为了验证本文算法对移动传感器网络在不完全测距情况下的定位有效性,本文针对不同测距误差下

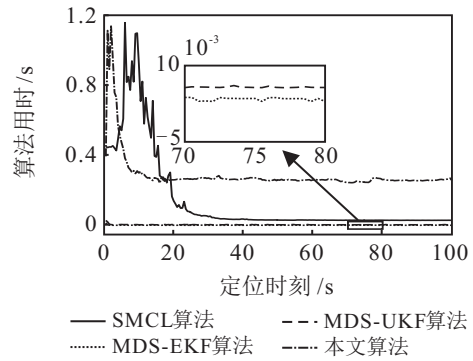


图4 不同定位时刻算法平均耗时

表3 不同定位算法平均耗时

算法	算法特征	定位收敛前平均耗时/s	定位收敛后平均耗时/s	总平均耗时/s
SMCL	无需测距	0.563 5	0.039 3	0.144 1
MDS-EKF	完全测距	0.016 6	0.003 3	0.003 4
MDS-UKF	无需测距	0.030 4	0.006 1	0.006 2
本文算法	完全测距	0.545 8	0.262 2	0.291 3

不同不完全测距程度情况下的定位问题,对定位算法进行100次蒙特卡洛仿真. 为便于表述,采用连通度 $C = l/l_0 \times 100\%$ 来表征传感器网络中节点的不完全测距程度. 其中: l 表示传感器网络中两两节点间的可测距离数, l_0 表示传感器网络中全部两两节点间的距离总数. 定位结果的平均RMSE值和Stress值如图5所示. 由图5可见,在传感器网络连通度为66.7%时,不同测距误差下的平均RMSE值为20~30,平均Stress值为0.35~0.55,能够实现有效的定位. 当测距信息精度较高时(测距误差小于10%),平均RMSE值不超过23,平均Stress值不超过0.4,且随着连通度的提高,平均RMSE值和Stress值均逐渐减小,定位精度逐步提高. 仿真结果表明,本文算法在不完全测距下能够对移动传感器网络进行较高精度的有效定位.

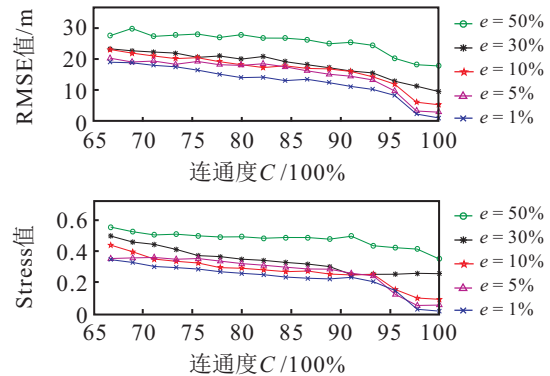


图5 不同连通度下定位算法定位精度

4 结论

本文对移动传感器网络节点定位问题进行了研究,并提出:1) 传感器网络单元相对运动模型,该模型更清楚简洁地反映了传感器网络单元节点相对距离

的变化关系,并为移动传感器网络整体定位问题提供了一个新思路;2)不完全测距下移动传感器网络定位算法,重点考虑相对运动模型中的物理约束问题,采用基于二次规划的UKF滤波方法更准确地估计节点间距离,使得算法定位精度更高,并从传感器网络局部定位与拼合角度出发,适用于不完全测距下的移动传感器网络定位问题。

在仿真中对定位算法精度及不完全测距下的定位有效性和定位精度进行了仿真。仿真验证结果表明:1)相较现有的其他定位算法,本文算法定位精度更高,且可有效解决不完全测距下的移动传感器网络定位问题;2)在不完全测距下,即使测距偏差较大,算法也能实现有效定位,且随着连通度的提高,定位精度逐步提高。

参考文献(References)

- [1] 奔粤阳, 郭妍, 李敬春, 等. 基于联合分布状态信息滤波的机器人协同定位[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 385-393.
(Ben Y Y, Guo Y, Li J C, et al. Cooperative localization approach for robots based on joint distribution state-information filter[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(2): 385-393.)
- [2] 陈岁生, 卢建刚, 楼晓春. 基于MDS-MAP和非线性滤波的WSN定位算法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2012, 46(5): 866-872.
(Chen S S, Lu J G, Lou X C. Localization algorithm for wireless sensor networks based on MDS-MAP and nonlinear filtering[J]. *J of Zhejiang University: Engineering Science*, 2012, 46(5): 866-872.)
- [3] Aline B, Koen L. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks[J]. *Ad Hoc Networks*, 2006, 6(5): 718-733.
- [4] Bram D, Stefan D, Paul H. Range-based localization in mobile sensor networks[J]. *Wireless Sensor Networks*, 2006, 3868: 164-179.
- [5] Hu L X, David E. Localization for mobile sensor networks[C]. *Tenth Int Conf on Mobile Computing and Networking*. Philadelphia: ACM, 2004: 45-57.
- [6] 孙燕, 尚军亮, 刘三阳. 基于采样优化的蒙特卡罗移动节点定位算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(9): 2001-2004.
(Sun Y, Shang J L, Liu S Y. Monte Carlo mobile node localization algorithms based on sampling optimization[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(9): 2001-2004.)
- [7] 李威, 韩崇昭, 闫小喜. 基于相对熵的概率假设密度滤波器序贯蒙特卡罗实现方式[J]. 控制与决策, 2014, 29(6): 997-1002.
(Li W, Han C Z, Yan X X. Sequential Monte Carlo implementation of PHD filter based on Kullback-Leibler divergence[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(6): 997-1002.)
- [8] 陈万志, 张洋, 李墨成. 缩小采样区域的蒙特卡罗移动节点定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(21): 106-110.
(Chen W Z, Zhang Y, Li Z C. Monte Carlo localization algorithm for mobile node by reducing sampled area[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(21): 106-110.)
- [9] 单志龙, 刘兰辉, 张迎胜, 等. 一种使用灰度预测模型的强自适应性移动节点定位算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1492-1497.
(Shan Z L, Liu L H, Zhang Y S, et al. A strong self-adaptivity localization algorithm based on gray prediction model for mobile nodes[J]. *J of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(6): 1492-1497.)
- [10] 刘志华, 息珍珍, 张双, 等. 基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法[J]. 电子学报, 2015, 43(10): 2110-2116.
(Liu Z H, Xi Z Z, Zhang S, et al. Sequence correlation optimized monte carlo localization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(10): 2110-2116.)
- [11] 王碧霞, 李银伢, 戚国庆, 等. 基于SR-UKF的纯方位多移动机器人协同定位算法[J]. 南京理工大学学报, 2015, 39(4): 440-446.
(Wang B X, Li Y Y, Qi G Q, et al. Bearings-only cooperative localization algorithm of multi-mobile robots based on square-root unscented Kalman filter[J]. *J of Nanjing University of Science and Technology*, 2015, 39(4): 440-446.)
- [12] 李朕阳, 郎朗, 陈孟元. 基于SR-CKF的相对方位多机器人协同定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1107-1113.
(Li Z Y, Lang L, Chen M Y. Relative position cooperative localization algorithm of multi-robots based on SR-CKF[J]. *J of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(7): 1107-1113.)
- [13] Kolås S, Foss B A, Schei T S. Constrained nonlinear state estimation based on the UKF approach[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, 33(8): 1386-1401.
- [14] Shang Y, Wheeler R, Zhang Y. Localization from mere connectivity[C]. *Int Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing*. New York: ACM, 2003: 201-202.
- [15] Jia D, Li W H, Wang P, et al. An advanced distributed MDS-MAP localization algorithm with improved merging strategy[C]. *Int Conf on Information and Automation*. Ningbo: IEEE, 2016: 1980-1985.
- [16] 秦爽. 参数化多维标度定位方法研究[D]. 成都: 电子科技大学通信与信息工程学院, 2013.
(Qin S. Parameter localization based on multidimensional scaling research[D]. Chengdu: School of Communication & Information Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, 2013.)

(责任编辑: 郑晓蕾)