

传感网中 UWB 和 IMU 融合定位的性能评估

段世红 姚 翠 徐 诚 何 杰

(北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083)
(材料领域知识工程北京市重点实验室(北京科技大学) 北京 100083)
(duansh@ustb.edu.cn)

Performance Evaluation of UWB and IMU Fusion Positioning in Wireless Sensor Network

Duan Shihong, Yao Cui, Xu Cheng, and He Jie
(School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083)
(Beijing Key Laboratory of Knowledge Engineering for Materials Science (University of Science and Technology Beijing), Beijing 100083)

Abstract Location is one of the basic properties for an object. With the development of wireless sensor network (WSN), the requirements for sensor nodes' location have become more and more important in practical applications. Ultra-wideband (UWB) and inertial measurement units (IMU) have been widely used in WSN due to their high positioning accuracy. UWB is of high accuracy but it is susceptible to multipath effects and relative geometric position relationships between nodes. IMU can provide continuous inertial information, but cannot solve the cumulative error problem. Thus, the fusion positioning method based on UWB and IMU can compensate the UWB multipath effect and IMU error accumulation problem, and finally improve the positioning accuracy. In this paper, a new fusion positioning method based on UWB and IMU is proposed to realize the high-precision position tracking of the target nodes in sensor network. The *CRLB* (Cramer-Rao lower bound) is calculated to characterize the spatial location performance of the fusion positioning method, and the *PCRLB* (posterior Cramer-Rao lower bound) is calculated to characterize the temporal positioning performance of the fusion localization method. Both *CRLB* and *PCRLB* are used to provide theoretical support for the design and simulation of the fusion positioning algorithms. Experimental results show that the proposed fusion method has better positioning performance in both temporal and spatial aspects, which is closer to the theoretical lower bound of practical application.

Key words sensor network; fusion positioning; ultra-wideband (UWB); inertial measurement units (IMU); Cramer-Rao lower bound (*CRLB*); posterior Cramer-Rao lower bound (*PCBLB*)

摘 要 位置信息是物体的基本属性之一. 随着无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)的蓬勃发展, 传感器网络中节点位置信息的获取变得尤为重要. 超宽带(ultra-wideband, UWB)和惯性测量单元(inertial measurement units, IMU)以其高定位精度, 在 WSN 中得到了广泛应用. UWB 精度高,

收稿日期: 2017-09-12; 修回日期: 2017-11-28
基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0901303); 国家自然科学基金项目(61671056, 61302065, 61304257, 61402033); 北京市自然科学基金项目(4152036); 天津市重大科技专项(16ZXCSF00150)
This work was supported by the National Key Research and Development Program of China (2016YFC0901303), the National Natural Science Foundation of China (61671056, 61302065, 61304257, 61402033), the Beijing Natural Science Foundation (4152036), and the Tianjin Special Program for Science and Technology (16ZXCSF00150).
通信作者: 何杰(hejie@ustb.edu.cn)

但容易受多径效应和节点间的相对几何位置关系影响. IMU 惯性测量单元能够提供连续的惯性信息, 但累积误差问题难以解决. 基于 IMU 和 UWB 结合的融合定位方法, 能够在提高定位精度的同时补偿 UWB 的多径效应影响和 IMU 的误差累积问题. 因此, 提出一种新的基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法, 实现传感网中目标节点的高精度位置追踪, 并通过计算克拉美罗下限 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 表征融合定位方法的空间定位性能验证其在解决多径和几何拓扑问题上的有效性, 通过计算后验克拉美罗下限 (posterior Cramer-Rao lower bound, PCRLB) 表征融合定位方法的时间定位性能验证其在累积误差纠正上的有效性, 为基于 UWB 和 IMU 融合定位算法的设计和仿真提供理论支持. 实验结果表明: 融合定位方法具有更好的时空定位性能, 更能接近实际应用的理论精度下限.

关键词 传感器网络; 融合定位; 超宽带; 惯性测量单元; 克拉美罗下限; 后验克拉美罗下限

中图法分类号 TP391

无线传感器网络 (wireless sensor network, WSN) 由大量传感器节点组成, 是一种全新的信息获取和处理技术, 在现实生活中得到了越来越广泛的应用, 如军事领域中实时监视战场状况、生态领域中环境监测和生物种群研究、工业领域中建筑物安全状况的检测等. 其中的许多监测信息需要附带相应的位置信息, 因此传感器网络中节点位置信息的获取至关重要. 无线传感器网络最简单的定位方法是为每个节点装载全球定位系统 (global positioning system, GPS) 接收器^[1], 用以确定节点位置. 但是由于经济因素、节点能量制约以及 GPS 对部署环境有一定条件的限制, 导致这种方案的可行性较差. 目前采用最多的定位方法是基于测距的方法^[1], 比较主流的 3 种测量方法: 1) 基于时间的方法, 包括基于信号到达时间 (time-of-arrival, TOA) 的方法^[2-3]和基于信号到达时间差 (time-difference-of-arrival, TDOA) 的方法^[4-5]; 2) 基于到达信号角度 (angle-of-arrival, AOA) 的方法^[6-7]; 3) 基于接收信号强度 (received signal strength, RSS) 的方法^[8-9]. 超宽带 (ultra-wideband, UWB) 由于其准确的延迟分辨率, 能够提供精确的 TOA 到达时间估计, 因此在传感网定位系统中应用广泛^[10-11]. 然而, UWB 测距方法容易受到多径效应和节点间相对几何位置关系的影响. 近年来, 惯性导航作为一种辅助定位方法能够补偿 UWB 的多径效应和几何拓扑问题, 嵌入传感器的惯性测量单元 (inertial measurement units, IMU) 如加速度计、陀螺仪、磁力计等能够提供一系列连续的惯性信息, 从而提高定位精度^[12-13]. 本文提出了一种 UWB 和 IMU 融合定位方法, 将 UWB 测距信息以及 IMU 的惯性信息融合起来, 来定位传感网中的目标节点.

在定位过程中, 由于信号在传输过程中会受到噪声、干扰、多路径等随机现象的影响, 节点的位置估计

会存在不确定性, 从而影响定位精度. 定位系统性能评估标准主要有几何精度因子 (geometric dilution of precision, GDOP)^[14-15]、克拉美罗下限 (Cramer-Rao lower bound, CRLB)^[16-18]、后验克拉美罗下限 (posterior Cramer-Rao lower bound, PCRLB)^[19-20], 其中 CRLB 比较常用. 文献[16]提出了基于 CRLB 的线性定位估计问题, 给出了最小 CRLB 的推导过程; 文献[3, 17]给出了 UWB 测距系统中基于 TOA 方法的位置估计误差下限, 得出在不存在多径的理想情况下, CRLB 与 UWB 脉冲宽度及信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 有关; 文献[18]提出了在传感网中一种基于半定理编程的节点定位算法, 目标节点 (target node, TN) 的位置信息可以由锚节点 (anchor node, AN) 的位置信息及其他惯性信息 (如加速度和方位角) 来确定, 并进一步导出了相应的 CRLB.

然而 CRLB 仅仅关注空间状态下相对位置间的关系对定位目标精度的影响, 忽略了时间信息, 如文献[18], 不能满足定位系统对时间评估的要求. PCRLB 考虑了时域信息^[19-20], 可以作为定位系统性能的另一个评价标准; 文献[19]将基于无线电定位的位置估计、惯性传感器测量和随机游走模型结合起来, 推导了用于惯性传感器增强的移动定位的 PCRLB; 文献[20]使用混合的射频 (radio frequency, RF) 和图像处理定位技术来定位胶囊内窥镜检查中的胶囊位置, 以 PCRLB 作为性能评估的框架, 实现了毫米级的定位精度.

基于以上分析, 本文首先介绍了无线传感网融合定位系统中状态转换和测量模型, 然后推导了 CRLB 和 PCRLB, 最后进行了实验仿真. 实验结果表明, 本文提出的融合定位方法具有更好的时空定位性能, 更能接近实际应用的理论精度下限.

1 无线传感网融合定位系统建模

我们将 UWB 测距系统与惯性测量单元 IMU 结合,用来定位随机移动模型中节点的位置.

令 $\mathbf{c}_k = (\mathbf{P}, \mathbf{N})^T = (x_{P_k}, y_{P_k}, x_{N_k}, y_{N_k})^T$ 表示移动节点在状态 k 时的状态向量,其中 $k=1, 2, \dots, K$, K 为总观察数. (x_{P_k}, y_{P_k}) 表示世界坐标空间中节点的 2D 坐标; (x_{N_k}, y_{N_k}) 表示节点移动方向的标准向量. 令 $\mathbf{z}_k$ 表示移动节点在状态 k 时的测量向量,则该系统的状态方程和观测方程被定义为

$$\begin{cases} \mathbf{c}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{c}_k + \mathbf{q}_k, \\ \mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{H}_k \mathbf{c}_k + \mathbf{r}_k, \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{q}_k$ 表示过程误差,即基于 IMU 惯性测量单元的误差,服从协方差为 $\mathbf{Q}$ 的高斯分布; $\mathbf{r}_k$ 表示测量误差,即 UWB 测距的误差,服从协方差为 $\mathbf{R}$ 的高斯分布;矩阵 $\mathbf{A}_k$ 和矩阵 $\mathbf{H}_k$ 分别表示状态转移矩阵和测量关系矩阵,分别为

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_k & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_k \\ 0 & 0 & & \\ 0 & 0 & & \mathbf{R} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中, d_k 表示基于 IMU 惯性测量单元测得的步长;

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

卡尔曼滤波算法是用一套数学递推公式对系统状态进行最优估计使系统状态的估计值有最小均方误差的估计方法. 如果令 $\hat{\mathbf{c}}_k$ 表示 $\mathbf{c}_k$ 的一个无偏估计, $\bar{\mathbf{c}}_k$ 表示 $\mathbf{c}_k$ 的先验估计值,误差协方差的先验估计 $\bar{\mathbf{P}}_k = \mathbf{E}[(\mathbf{c}_k - \bar{\mathbf{c}}_k)(\mathbf{c}_k - \bar{\mathbf{c}}_k)^T]$, 后验估计为 $\mathbf{P}_k = \mathbf{E}[(\mathbf{c}_k - \hat{\mathbf{c}}_k)(\mathbf{c}_k - \hat{\mathbf{c}}_k)^T]$, 则可以利用卡尔曼滤波来融合基于 UWB 和 IMU 的传感信息. 无线传感网融合定位方法的数学描述如算法 1 所示.

算法 1. 传感网融合定位系统中的卡尔曼滤波.

① 初始化 $\mathbf{z}_1, \mathbf{c}_1, \mathbf{P}_1$, 令 $\mathbf{c}_1 = \mathbf{z}_1$;

② for $k=1, 2, \dots, K$ do

③ 预测状态向量: $\bar{\mathbf{c}}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{c}_{k-1}$;

④ 预测误差协方差先验估计:

$$\bar{\mathbf{P}}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q};$$

⑤ 更新旋转矩阵: $\mathbf{R} = \mathbf{R} \mathbf{R}^T \mathbf{R}^{-1}$;

⑥ 计算卡尔曼增益:

$$\mathbf{K}_k = \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1};$$

⑦ 更新状态向量: $\mathbf{c}_k = \bar{\mathbf{c}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \bar{\mathbf{c}}_k)$;

⑧ 更新误差协方差后验估计:

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \bar{\mathbf{P}}_k;$$

⑨ end for

2 性能评估

最初无线传感网的定位性能由 CRLB 进行评估,其中的观察结果彼此独立,反映了空间状态下相对位置间的关系对定位目标精度的影响. 然而考虑到时域信息,观察结果之间的独立性不再存在,当前状态移动节点的位置信息需要该节点在前一状态的位置信息来判断,即通过先验信息得到后验信息,因此引入了后验 CRLB,即 PCRLB.

本节主要介绍 CRLB 的推导和 PCRLB 的推导. 我们定义 $\nabla_a = \left(\frac{\partial}{\partial a_1}, \frac{\partial}{\partial a_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial a_M} \right)^T$ 为一阶导数, $\Delta_a^a = \nabla_b \nabla_a^T$ 为二阶导数;定义 $p(a)$ 为随机变量 a 的概率密度函数;定义 $\text{tr}\{\cdot\}$ 为矩阵的迹.

2.1 误差分析

基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法也会产生一定的误差. 基于 UWB 测距定位方法在测量目标节点与锚节点之间的距离时由于环境干扰等因素会造成测距误差;基于 IMU 惯性器件(如加速度计、陀螺仪等)的定位方法在定位过程中会获得一系列惯性信息如加速度、角速度等,将这些惯性信息进行姿态解算^[21]可以获得目标节点的步长信息以及角度信息,由于惯性信息本身存在误差,因此获得的步长信息以及角度信息也会存在误差. 由此我们可以得出,基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法的误差来源主要有:UWB 的测距误差以及 IMU 的步长误差和角度误差.

假设状态 k 时目标节点 TN 的坐标为 $\mathbf{m}_k = (m_{1,k}, m_{2,k})^T$;第 n 个锚节点 AN 的坐标为 $\mathbf{a}_n = (a_{1,n}, a_{2,n})^T, n=1, 2, \dots, N$, 其中 N 为锚节点的个数. 目标节点的状态转移图如图 1 所示. 假设目标节点的状态信息矩阵为 $\mathbf{m} = (\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_K)^T, K$ 为总的状态数,对于状态信息矩阵中的每一个元素可以得到:

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{m}_{k-1} + d_k \mathbf{w}_k + \mathbf{r}_k, \quad (4)$$

其中, d_k 为状态 k 到状态 $k+1$ 时节点的移动步长, $\mathbf{w}_k = (\cos \varphi_k, \sin \varphi_k)^T$ 表示节点的移动方向, $\mathbf{r}_k$ 表示由步长误差和角度误差造成的整体误差.

基于 IMU 惯性测量单元测得的步长估计可以表示为

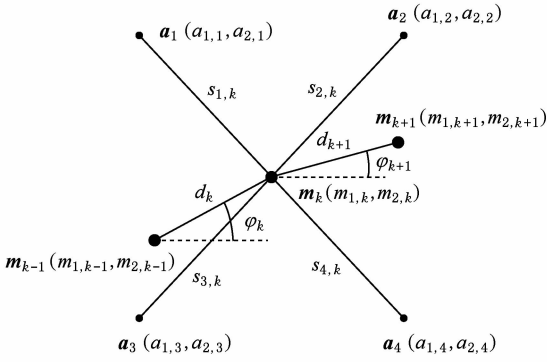


Fig. 1 State transition of the target node

图1 目标节点的状态转移

$$\hat{d}_k = d_k + u_k, u_k \sim N(0, \sigma_k^2), \quad (5)$$

其中 d_k 为实际步长:

$$d_k = \sqrt{(m_{1,k} - m_{1,k-1})^2 + (m_{2,k} - m_{2,k-1})^2}, \quad (6)$$

u_k 为步长误差,服从均值为 0、方差为 σ_k^2 的高斯分布。

基于 IMU 惯性测量单元测得的角度估计表示为

$$\hat{\varphi}_k = \varphi_k + v_k, v_k \sim N(0, \epsilon_k^2), \quad (7)$$

其中 φ_k 为实际角度:

$$\varphi_k = \arctan \frac{m_{2,k} - m_{2,k-1}}{m_{1,k} - m_{1,k-1}}, \quad (8)$$

v_k 为角度误差,服从均值为 0、方差为 ϵ_k^2 的高斯分布。

除了基于 IMU 惯性测量单元获得这些位置信息之外,我们还可以基于 UWB 测距方法测得目标节点与锚节点之间的距离估计:

$$\hat{s}_{n,k} = s_{n,k} + e_k, e_k \sim N(0, \delta_k^2), \quad (9)$$

其中 $s_{n,k}$ 为目标节点 TN 和第 n 个锚节点 AN 之间的实际距离:

$$s_{n,k} = \|\mathbf{m}_k - \mathbf{a}_n\|_2, n=1,2,\dots,N, \quad (10)$$

e_k 为 UWB 测距误差,服从均值为 0、方差为 δ_k^2 的高斯分布。

2.2 空间性能评估: CRLB

CRLB 定义了无偏估计量方差的理论下限,假设 $\hat{\mathbf{m}}_k$ 为 $\mathbf{m}_k$ 的一个无偏估计,则:

$$\mathbf{E}\{(\hat{\mathbf{m}}_k - \mathbf{m}_k)^2\} \geq \text{CRLB} = \sqrt{\text{tr}\{\mathbf{J}(\mathbf{m}_k)^{-1}\}}, \quad (11)$$

其中 $\mathbf{J}(\mathbf{m}_k)$ 为费舍尔信息矩阵,在定义费舍尔信息矩阵之前,我们先定义联合概率密度函数:

$$p(\hat{s}_k, \hat{d}_k, \hat{\varphi}_k, \hat{\mathbf{m}}_k) = \prod_{n=1}^N p(\hat{d}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) p(\hat{\varphi}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) p(\hat{s}_{n,k} | \mathbf{m}_k), \quad (12)$$

其中:

$$p(\hat{d}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left\{-\frac{(\hat{d}_k - d_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\}, \quad (13)$$

$$p(\hat{\varphi}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\epsilon_k} \exp\left\{-\frac{(\hat{\varphi}_k - \varphi_k)^2}{2\epsilon_k^2}\right\}, \quad (14)$$

$$p(\hat{s}_{n,k} | \mathbf{m}_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_k} \exp\left\{-\frac{(\hat{s}_{n,k} - s_{n,k})^2}{2\delta_k^2}\right\}. \quad (15)$$

根据式(12),我们可以得出费舍尔信息矩阵中的元素:

$$\mathbf{J}(\mathbf{m}_k)_{i,j} = \mathbf{E}\left[-\frac{\partial^2 \ln p(\hat{s}_k, \hat{d}_k, \hat{\varphi}_k, \hat{\mathbf{m}}_k)}{\partial m_{i,k} \partial m_{j,k}}\right], i, j=1,2. \quad (16)$$

将式(12)~(15)带入式(16),可得费舍尔信息矩阵:

$$\mathbf{J}(\mathbf{m}_k) = \begin{pmatrix} X & \Theta \\ \Theta & Y \end{pmatrix}, \quad (17)$$

其中,

$$X = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{(m_{1,k} - a_{1,n})^2}{\delta_k^2 \|\mathbf{m}_k - \mathbf{a}_n\|_2^2} + \frac{(m_{2,k} - m_{2,k-1})^2}{\epsilon_k^2 d_k^4} + \frac{(m_{1,k} - m_{1,k-1})^2}{\sigma_k^2 d_k^2} \right\}, \quad (18)$$

$$\Theta = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{(m_{1,k} - a_{1,n})(m_{2,k} - a_{2,n})}{\delta_k^2 \|\mathbf{m}_k - \mathbf{a}_n\|_2^2} - \frac{(m_{1,k} - m_{1,k-1})(m_{2,k} - m_{2,k-1})}{\epsilon_k^2 d_k^4} + \frac{(m_{1,k} - m_{1,k-1})(m_{2,k} - m_{2,k-1})}{\sigma_k^2 d_k^2} \right\}, \quad (19)$$

$$Y = \sum_{n=1}^N \left\{ \frac{(m_{2,k} - a_{2,n})^2}{\delta_k^2 \|\mathbf{m}_k - \mathbf{a}_n\|_2^2} + \frac{(m_{1,k} - m_{1,k-1})^2}{\epsilon_k^2 d_k^4} + \frac{(m_{2,k} - m_{2,k-1})^2}{\sigma_k^2 d_k^2} \right\}. \quad (20)$$

2.3 时间性能评估: PCRLB

如本节开头所说,不考虑时域信息时, CRLB 最常用于提供系统性能的理论下限. 利用后验信息如步长和角度,再加上时间信息,我们可以将 CRLB 扩展到 PCRLB. 在推导 PCRLB 之前,我们先定义联合概率密度函数:

$$p(\hat{s}, \hat{d}, \hat{\varphi}, \hat{\mathbf{m}}) = p(\hat{s}_0 | \mathbf{m}_0) \prod_{k=1}^K p(\hat{d}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) \times p(\hat{\varphi}_k | \mathbf{m}_{k-1}, \mathbf{m}_k) p(\hat{s}_k | \mathbf{m}_k), \quad (21)$$

$\hat{\mathbf{m}}_k$ 的均方误差(RMSE)由费舍尔信息矩阵限制,如式(11)所示. 而费舍尔信息矩阵 $\mathbf{J}$ 的表达式为

$$\mathbf{J}(\mathbf{m}) = \mathbf{E}_{\hat{s}, \hat{d}, \hat{\varphi}} \{-\Delta_{\mathbf{m}}^m \ln p(\hat{s}, \hat{d}, \hat{\varphi}, \hat{\mathbf{m}})\}. \quad (22)$$

为了计算状态 k 时的费舍尔信息矩阵,定义:

$$p_k = p(\hat{s}_{0,k}, \hat{d}_{0,k}, \hat{\varphi}_{0,k}, \hat{\mathbf{m}}_{0,k}), \quad (23)$$

其中:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{s}}_{0:k} &= (\hat{s}_0, \hat{s}_1, \dots, \hat{s}_K)^\top, \hat{\mathbf{d}}_{0:k} = (\hat{d}_0, \hat{d}_1, \dots, \hat{d}_K)^\top, \\ \hat{\boldsymbol{\phi}}_{0:k} &= (\hat{\phi}_0, \hat{\phi}_1, \dots, \hat{\phi}_K)^\top, \hat{\mathbf{m}}_{0:k} = (\hat{m}_0, \hat{m}_1, \dots, \hat{m}_K)^\top, \\ \text{因此:} \\ \mathbf{J}(\mathbf{m}_{0:k}) &= \begin{bmatrix} \mathbf{E}\{-\Delta_{\mathbf{m}_{0:k-1}}^{\mathbf{m}_{0:k-1}} \ln p_k\} & \mathbf{E}\{-\Delta_{\mathbf{m}_{0:k-1}}^{\mathbf{m}_{0:k-1}} \ln p_k\} \\ \mathbf{E}\{-\Delta_{\mathbf{m}_{0:k-1}}^{\mathbf{m}_{0:k-1}} \ln p_k\} & \mathbf{E}\{-\Delta_{\mathbf{m}_{0:k-1}}^{\mathbf{m}_{0:k-1}} \ln p_k\} \end{bmatrix} = \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k \\ \mathbf{B}_k^\top & \mathbf{C}_k \end{bmatrix}, \quad (24)\end{aligned}$$

子矩阵 $\mathbf{J}_k$ 可以通过该矩阵的伪逆求得,即:

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{C}_k - \mathbf{B}_k^\top \mathbf{A}_k^{-1} \mathbf{B}_k. \quad (25)$$

$k+1$ 状态的联合概率密度 p_{k+1} 为

$$p_{k+1} = p_k p(\hat{d}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1}) \times p(\hat{\phi}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1}) p(\hat{s}_{k+1} | \mathbf{m}_{k+1}), \quad (26)$$

根据状态 $k+1$ 的联合概率密度我们可以求出状态 $k+1$ 的费舍尔信息矩阵 $\mathbf{J}(\mathbf{m}_{0:k+1})$:

$$\mathbf{J}(\mathbf{m}_{0:k+1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{B}_k^\top & \mathbf{C}_k + \mathbf{H}_k^{11} & \mathbf{H}_k^{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}_k^{12} & \boldsymbol{\beta}_{k+1} + \mathbf{H}_k^{22} \end{bmatrix}, \quad (27)$$

其中, $\mathbf{H}_k^{11}, \mathbf{H}_k^{12}, \mathbf{H}_k^{22}$ 反映的是从状态 k 到状态 $k+1$ 的后验信息,

$$\mathbf{H}_k^{11} = \mathbf{E}_{\hat{d}, \hat{\phi}} \{-\Delta_{\mathbf{m}_k}^{\mathbf{m}_k} \ln p(\hat{d}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1}) \times p(\hat{\phi}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1})\}, \quad (28)$$

$$\mathbf{H}_k^{12} = \mathbf{E}_{\hat{d}, \hat{\phi}} \{-\Delta_{\mathbf{m}_k}^{\mathbf{m}_{k+1}} \ln p(\hat{d}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1}) \times p(\hat{\phi}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1})\} = (\mathbf{H}_k^{21})^\top, \quad (29)$$

$$\mathbf{H}_k^{22} = \mathbf{E}_{\hat{d}, \hat{\phi}} \{-\Delta_{\mathbf{m}_{k+1}}^{\mathbf{m}_{k+1}} \ln p(\hat{d}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1}) \times p(\hat{\phi}_{k+1} | \mathbf{m}_k, \mathbf{m}_{k+1})\}, \quad (30)$$

$\boldsymbol{\beta}_{k+1}$ 反映的是基于 UWB 测距的位置信息,即:

$$\boldsymbol{\beta}_{k+1} = \mathbf{E}_{\hat{s}_{k+1}} \{-\Delta_{\mathbf{m}_{k+1}}^{\mathbf{m}_{k+1}} \ln p(\hat{s}_{k+1} | \mathbf{m}_{k+1})\}. \quad (31)$$

由 $\mathbf{J}(\mathbf{m}_{0:k+1})$ 和 $\mathbf{J}_k$ 我们可以得到状态 $k+1$ 的费舍尔信息矩阵,即:

$$\begin{aligned}\mathbf{J}_{k+1} &= \boldsymbol{\beta}_{k+1} + \mathbf{H}_k^{22} - \\ & (\mathbf{0} \quad \mathbf{H}_k^{12}) \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k \\ \mathbf{B}_k^\top & \mathbf{C}_k + \mathbf{H}_k^{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{H}_k^{12} \end{bmatrix} = \\ & \boldsymbol{\beta}_{k+1} + \mathbf{H}_k^{22} - \mathbf{H}_k^{12} (\mathbf{J}_k + \mathbf{H}_k^{11})^{-1} \mathbf{H}_k^{12}. \quad (32)\end{aligned}$$

由于步长误差 u_k 、移动角度误差 v_k 服从高斯分布,因此可以计算出 $\mathbf{H}_k^{11} = \mathbf{H}_k^{12} = \mathbf{H}_k^{22} = \mathbf{H}_k$, 其中:

$$\mathbf{H}_k = \frac{\mathfrak{I}_{\hat{d}_k}(\varphi_k)}{\sigma_k^2} + \frac{\mathfrak{I}_{\hat{\phi}_k}(\varphi_k)}{\epsilon_k^2 d_k^2}, \quad (33)$$

$$\mathfrak{I}_{\hat{d}_k}(\varphi_k) = \begin{bmatrix} \cos^2 \varphi_k & \cos \varphi_k \sin \varphi_k \\ \cos \varphi_k \sin \varphi_k & \sin^2 \varphi_k \end{bmatrix}, \quad (34)$$

$$\mathfrak{I}_{\hat{\phi}_k}(\varphi_k) = \begin{bmatrix} \sin^2 \varphi_k & -\cos \varphi_k \sin \varphi_k \\ -\cos \varphi_k \sin \varphi_k & \cos^2 \varphi_k \end{bmatrix}, \quad (35)$$

因此,后验费舍尔信息矩阵:

$$\mathbf{J}_{k+1} = \boldsymbol{\beta}_{k+1} + \mathbf{H}_k - \mathbf{H}_k (\mathbf{J}_k + \mathbf{H}_k)^{-1} \mathbf{H}_k, \quad (36)$$

进一步简化可得:

$$\mathbf{J}_{k+1} = \boldsymbol{\beta}_{k+1} + (\mathbf{H}_k^{-1} + \mathbf{J}_k^{-1})^{-1}, \quad (37)$$

其中, $\boldsymbol{\beta}_{k+1}$ 反映了基于 UWB 测距的信息, $\mathbf{H}_k$ 反映了基于 IMU 惯性测量单元的信息.

3 实验仿真与结果

本节我们用所提出的方法计算 $CRLB$ 和 $PCRLB$, 来综合评估 UWB 和 IMU 融合方法的时空定位性能. 设计一个 $40\text{m} \times 40\text{m}$ 的 2D 正方形传感网环境, 如图 2 所示. 区域中部署了 4 个锚节点 AN, 坐标分别是 $(10, 10), (10, 30), (30, 10), (30, 30)$, 区域中间分散着其他的目标节点 TN, 其中 * 代表锚节点, $\circ$ 代表目标节点. 我们假设锚节点的通信范围可以覆盖整个区域, 目标节点可以从锚节点接收到所需要的信息.

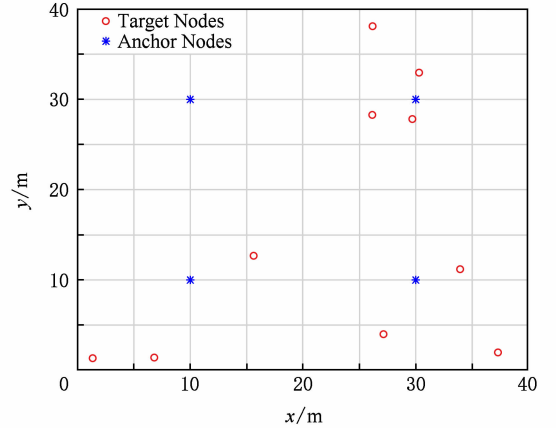


Fig. 2 Deployment of nodes in sensor network

图 2 传感网中节点的部署图

3.1 CRLB 仿真

在计算 $CRLB$ 时,我们可以根据式(17)计算费舍尔信息矩阵,从而得出 $CRLB$. $CRLB$ 反映了空间状态下相对位置间的关系对定位目标精度的影响,假设目标节点在水平方向做匀速直线运动,如果目标节点的初始位置随机产生,则移动范围可以覆盖整个区域.假设运动速度为 1m/s ,采样间隔为 1s ,则: $m_{1,k} - m_{1,k-1} = 1\text{m}, m_{2,k} - m_{2,k-1} = 0\text{m}$,步长 $d_k = \sqrt{(m_{1,k} - m_{1,k-1})^2 + (m_{2,k} - m_{2,k-1})^2} = 1\text{m}$.

我们主要从 3 个角度来分析不同因素对 $CRLB$ 的影响。

1) UWB+IMU 融合方法和单独采用 UWB 方法对 $CRLB$ 的影响

图 3 和图 4 分别显示了在给定的 UWB 测距方差和 IMU 步长方差、角度方差下,融合定位系统在区域的每个位置可以产生的 $CRLB$ 以及单独使用 UWB 测距定位产生的 $CRLB$. UWB 测距方差 $\delta_k^2 = 0.1 \text{ m}^2$, IMU 步长方差 $\sigma_k^2 = \sigma^2 = 0.1 \text{ m}^2$, 角度误差 $\epsilon_k = \epsilon = 10^\circ$. 从图 3 和图 4 可以看出,采用融合定位方法后,系统的定位精度最好可以达到 0.27 m ,与单独采用 UWB 测距定位方法相比,定位精度提高了 5 cm .

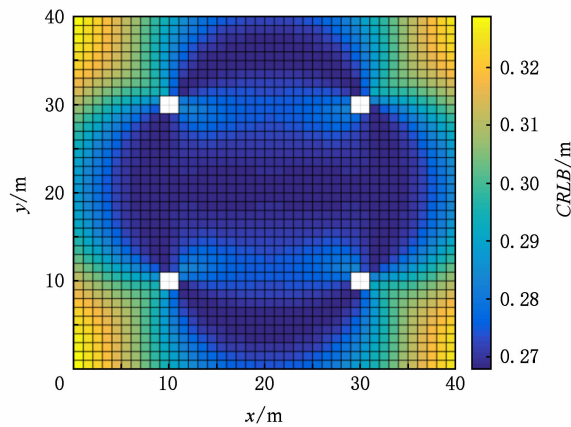


Fig. 3 $CRLB$ based on the proposed hybrid method
图 3 基于 UWB+IMU 融合方法的 $CRLB$

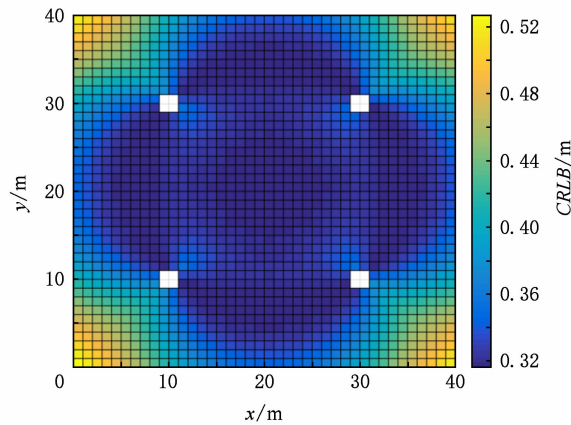


Fig. 4 $CRLB$ based on UWB ranging
图 4 基于单一 UWB 方法的 $CRLB$

2) UWB 测距误差和 IMU 步长误差对 $CRLB$ 的影响

给定 UWB 测距方差 δ_k^2 、IMU 角度误差 ϵ_k , 不同的步长方差 σ_k^2 对应的 $CRLB$ 如图 5 所示. 给定 IMU 步长方差 σ_k^2 、角度误差 ϵ_k , 不同的 UWB 测距

方差 δ_k^2 对应的 $CRLB$ 如图 6 所示. 从图 5、图 6 可以看出:①当 UWB 测距方差和 IMU 角度误差一定时, $CRLB$ 与 IMU 步长方差成正比, IMU 步长方差越大, $CRLB$ 越大,这也意味着,定位精度与 IMU 步长误差成反比. ②当步长方差和角度误差一定时, UWB 测距方差增大, $CRLB$ 也会增大,这说明 $CRLB$ 与 UWB 测距方差成正比. ③当步长方差和 UWB 测距方差一定时,角度误差增大, $CRLB$ 也会增大,这说明 $CRLB$ 与 IMU 角度误差成正比. 将图 6 与图 5 进行对比,我们可以看出:当增加 IMU 步长方差或者角度误差时, $CRLB$ 变化幅度较小,但增加 UWB 测距方差时, $CRLB$ 变化幅度较大,这意味着 UWB 测距方差对 $CRLB$ 的影响较大.

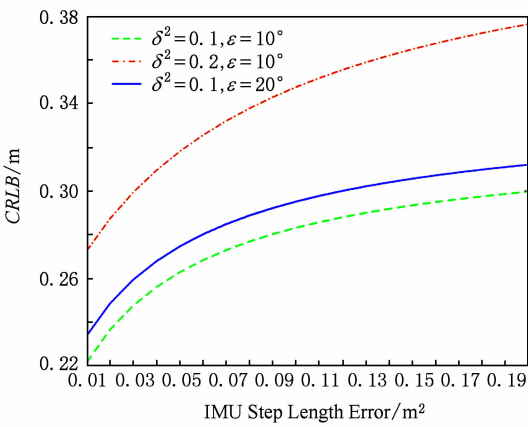


Fig. 5 Average $CRLB$ of different IMU step length error
图 5 IMU 步长误差对平均 $CRLB$ 的影响

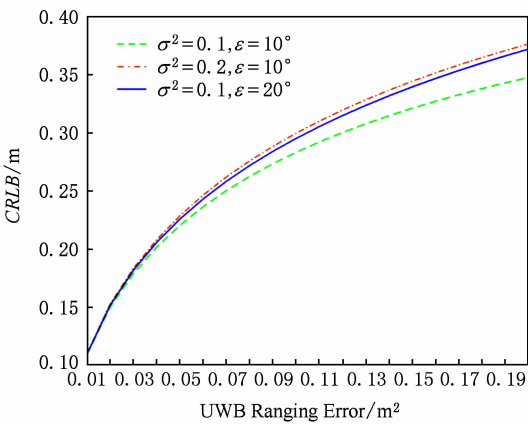


Fig. 6 Average $CRLB$ of different UWB ranging error
图 6 UWB 测距误差对平均 $CRLB$ 的影响

3) 锚节点的部署结构和数目对 $CRLB$ 的影响

我们还研究了锚节点在不同位置以及锚节点数量不同时对系统定位精度的影响. 我们采用了 4 种锚节点部署方式,如图 7 所示,其中*代表基站位置.

按照不同的拓扑图,计算相应的 $CRLB$,如图 8~11 所示。

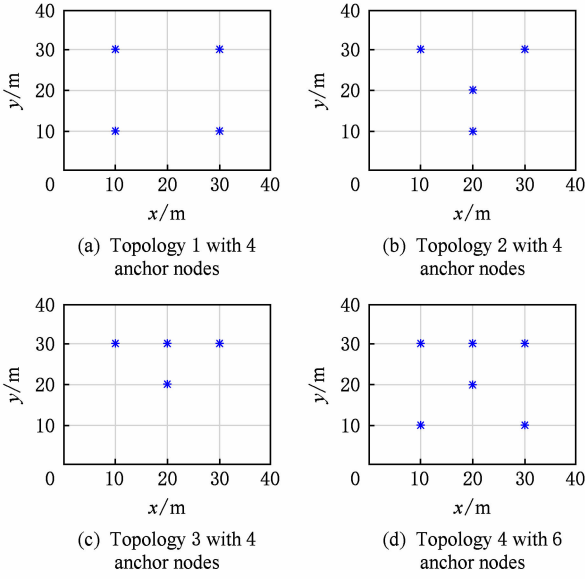


Fig. 7 Different deployment of the anchor node
图 7 锚节点的不同部署

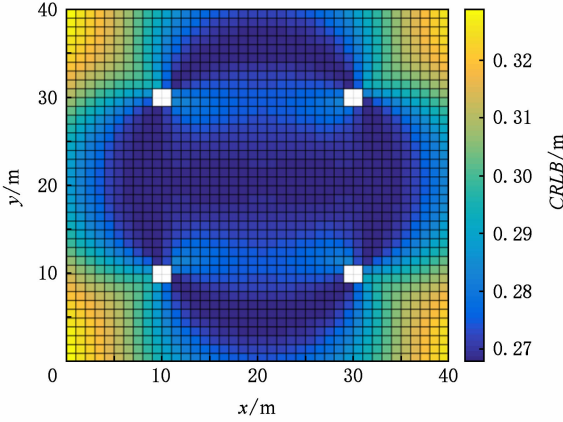


Fig. 8 $CRLB$ of Topology 1
图 8 拓扑图 1 对应的 $CRLB$

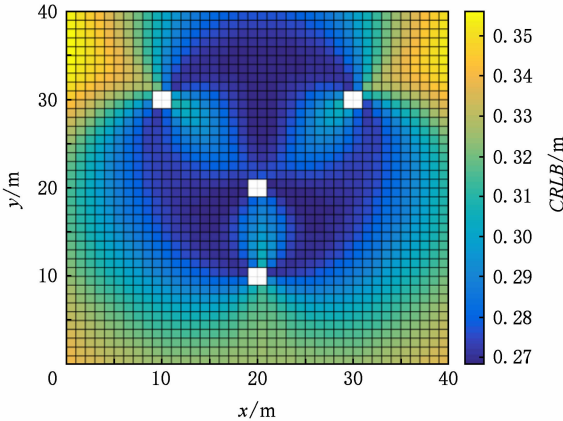


Fig. 9 $CRLB$ of Topology 2
图 9 拓扑图 2 对应的 $CRLB$

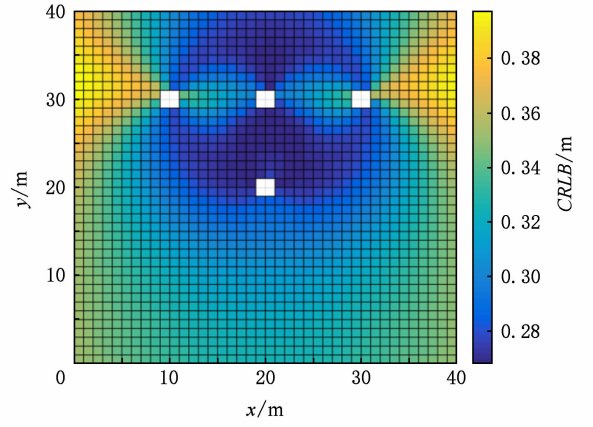


Fig. 10 $CRLB$ of Topology 3
图 10 拓扑图 3 对应的 $CRLB$

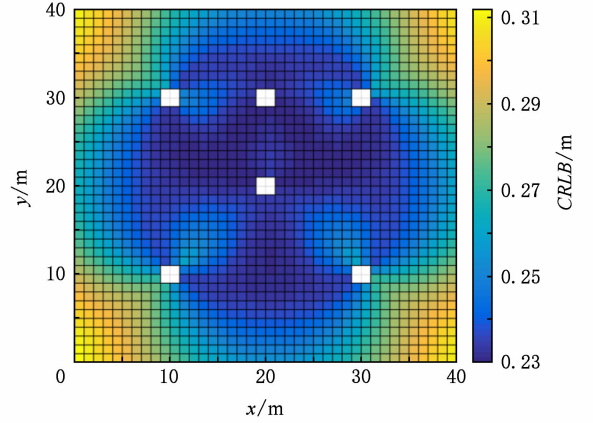


Fig. 11 $CRLB$ of Topology 4
图 11 拓扑图 4 对应的 $CRLB$

从图 8~11 中可以看出:①当锚节点数目相同时,锚节点的部署形状越接近于矩形,定位精度越高。如图 8 所示,锚节点的部署形状为正方形,最坏的 $CRLB=0.32\text{ m}$,与图 9 和图 10 最坏的 $CRLB$ 进行比较,精度分别提高了 3 cm 和 5 cm 。②图 10 的 $CRLB$ 最大,即表示定位精度最差,可能是由于锚节点部署的太密集而导致。③图 11 的锚节点数目为 6 个,得到的最好 $CRLB=0.23\text{ m}$,与图 8 的最好 $CRLB$ 相比,精度提高了 4 cm 。

3.2 PCRLB 仿真

在计算 $PCRLB$ 时,我们可以通过 2.3 节的公式递归地计算出费舍尔信息矩阵,由于式(28)~(30)中的方程表达式通常没有近似解,为了解决这个问题,我们采用蒙特卡罗方法将连续积分转换为离散求和,并最终计算出 $PCRLB$ 。

$PCRLB$ 的均方根可以由 $\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L P_k^i$ 表示。其中, P_k^i 表示在第 i 次蒙特卡罗实验中第 k 个状态时由

移动节点的均方根误差(RMSE)得出的 $PCRLB$; L 表示蒙特卡罗实验总次数,本文中 $L=1000$. 假设移动节点初始位置为(1,1),然后随机运动,以保证整个目标节点移动过程的均衡.

基于 IMU 惯性测量单元测得的步长误差与实际步长成一定的比例关系,即 $\sigma_k=\alpha d_k$,其中 α 为比例系数,角度误差 $\epsilon_k=\epsilon$. 基于 UWB 测距方法的误差方差 $\delta_k^2=\delta^2=0.1\text{ m}^2$. 随机运动通过随机产生 2 维平面 2 个方向的速度来体现,采样间隔为 1 s.

从 2 个角度来分析不同因素对 $PCRLB$ 的影响.

1) UWB+IMU 融合方法中不同 α 和 ϵ 对 $PCRLB$ 的影响以及单独采用 UWB 方法和单独采用 IMU 方法对 $PCRLB$ 的影响

图 12 显示了在 UWB+IMU 融合方法中,在不同 α 和 ϵ 下可实现的最小误差,我们还给出了单独使用 UWB 方法(即没有 IMU 惯性测量单元)以及单独使用 IMU 方法(即没有 UWB 测距定位)时可以实现的最小误差. 从图 12 可以看出:①与基于单一 UWB 方法相比,基于 UWB+IMU 融合方法将 IMU 步长信息以及角度信息融合后,显著提高了移动节点的定位精度. 单独使用 UWB 方法时, $PCRLB=0.29\text{ m}$;采用融合方法后当 $\alpha=0.05, \epsilon=10^\circ$ 时, $PCRLB=0.22\text{ m}$,定位精度为提高了 7 cm. ②与基于单一 IMU 方法相比,基于 UWB+IMU 融合方法将 UWB 测距信息融合后,补偿了基于 IMU 方法所产生的累积误差问题. ③随着 α 和 ϵ 的增加, $PCRLB$ 也增加,这意味着 UWB+IMU 融合方法的定位精度与步长及角度误差成反比. ④UWB+

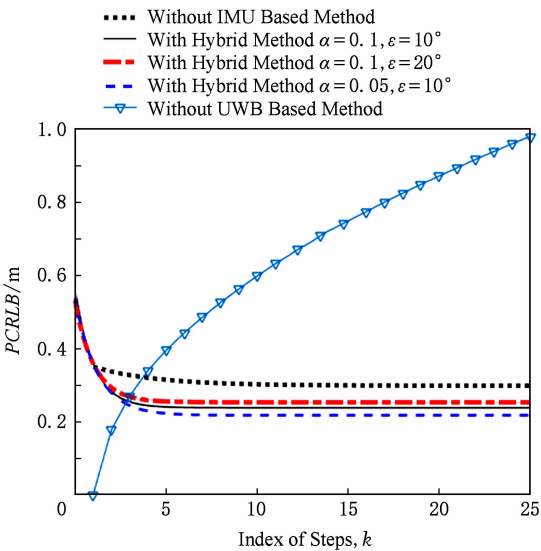


Fig. 12 $PCRLB$ of the proposed hybrid method
图 12 基于 UWB+IMU 融合方法的 $PCRLB$

IMU 融合方法的 $PCRLB$ 在一定阶段后会趋于稳定.

2) 不同锚节点部署结构对 $PCRLB$ 的影响

按照图 7 所示的不同拓扑图,我们可以计算出相应的 $PCRLB$,这里 $\alpha=0.1, \epsilon=10^\circ$,如图 13 所示:

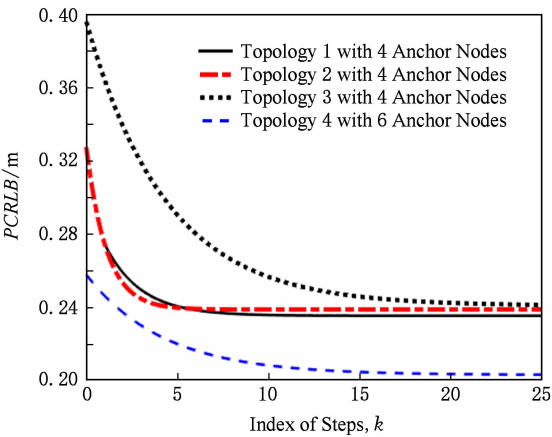


Fig. 13 $PCRLB$ of different topologies
图 13 不同拓扑结构产生的 $PCRLB$

从图 13 可以看出:①相同数目的锚节点但不同结构的拓扑,对定位精度会产生不同的影响,但影响较小,如拓扑图 1 的 $PCRLB=0.235\text{ m}$,拓扑图 2 的 $PCRLB=0.24\text{ m}$,拓扑 3 的 $PCRLB=0.245\text{ m}$,波动范围不超过 1 cm. ②不同数目的锚节点对定位精度产生的影响较大,拓扑 4 的 $PCRLB=0.205\text{ m}$,将拓扑 1 和拓扑 4 进行比较,可以看出定位精度提高了 3 cm.

4 总结和展望

本文提出了一种基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法,来实现传感网中目标节点的位置追踪. 通过计算克拉美罗下限 $CRLB$ 来表征融合定位方法的空间定位性能,验证其在解决多径和几何拓扑问题上的有效性. 通过计算后验克拉美罗下限 $PCRLB$ 来表征融合定位方法的时间定位性能,验证其在累积误差纠正上的有效性,为基于 UWB 和 IMU 融合定位算法的设计和仿真提供理论支持. 实验结果表明,本文提出的融合定位方法具有更好的时空定位性能,更能接近实际应用的理论精度下限.

然而,虽然基于 UWB 和 IMU 的融合定位方法相比于单一 UWB 定位或单一 IMU 定位方法能够获得更好的性能,但其还是会带来一定的问题:1)设备复杂性问题. 相对于单一的定位方法,融合定位

方法必定会对硬件设计(如设备体积等)提出更高的要求,如何在满足实际要求的情况下,设计融合定位装置是未来工作中需要思考和解决的. 2)算法复杂性问题. 融合定位过程中需要进行多源数据的处理,因此需要合适的融合算法对这些数据进行融合,融合算法带来的算法复杂性问题也是实际应用中需要思考和解决的. 3)资源分配和功耗问题. 单独采用 IMU 方法时不需要部署锚节点,在目标间通信上节省了很大的资源,但 UWB 和 IMU 融合定位方法中,必不可少地需要进行目标节点与锚节点之间的资源分配和任务调度,同时相应的功耗也需要考量,因此,如何设计融合定位中的任务调度和通信处理,尽可能地降低系统功耗是我们下一步的研究重点.

参 考 文 献

- [1] Peng Yu, Wang Dan. A review: Wireless sensor networks localization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 29(5): 389-399 (in Chinese)
(彭宇, 王丹. 无线传感器网络定位技术综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 29(5): 389-399)
- [2] Xu Cheng, He Jie, Zhang Xiaotong, et al. Toward near-ground localization: Modeling and applications for TOA ranging error [J]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 2017, 65(10): 5658-5662
- [3] Dardari D, Chong C C, Win M Z. Improved lower bounds on time-of-arrival estimation error in realistic UWB channels [C] //Proc of the 6th IEEE Int Conf on Ultra-wideband. Piscataway, NJ: IEEE, 2006: 531-537
- [4] Li Cong, Zhuang Weihua. Non-line-of-sight error mitigation in TDOA mobile location [C] //Proc of the 20th Global Telecommunications Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2001: 680-684
- [5] Ho K C, Chan Y T. Solution and performance analysis of geolocation by TDOA [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1993, 29(4): 1311-1322
- [6] Xu Jun, Ma Maode, Law C L. AOA cooperative position localization [C] //Proc of the 27th Global Telecommunications Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 1-5
- [7] Venkatraman S, Caffery J J. Hybrid TOA/AOA techniques for mobile location in non-line-of-sight environments [C] //Proc of the IEEE Wireless Communications & Networking Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 274-278
- [8] Zhong Chen, Eliasson J, Makitaavola H. A cluster-based localization method using RSSI for heterogeneous wireless sensor networks [C] //Proc of the 6th Int Conf on Wireless Communications Networking and Mobile Computing. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 1-6
- [9] Patwari N, Hero A O. Using proximity and quantized RSS for sensor localization in wireless networks [C] //Proc of the 2nd ACM Int Conf on Wireless Sensor networks & applications. New York: ACM, 2003: 20-29
- [10] Gezici S, Tian Z, Biannakis G B, et al. Localization via ultra-wideband radios: A look at positioning aspects for future sensor networks [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 70-84
- [11] Hirsch O, Janson M, Thomä R S. Indirect localization and imaging of objects in an UWB sensor network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2010, 59(11): 2949-2957
- [12] Lee S, Kim B, Kim H, et al. Inertial sensor-based indoor pedestrian localization with minimum 802.15.4a configuration [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2011, 7(3): 455-466
- [13] Xu Cheng, He Jie, Zhang Xiaotong, et al. Geometrical kinematic modeling on human motion using method of multi-sensor fusion [J]. Information Fusion, 2017, 41: 243-254
- [14] Zirari S, Canalda P, Spies F. A very first geometric dilution of precision proposal for wireless access mobile networks [C] //Proc of the 1st Int Conf on Advances in Satellite and Space Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 162-167
- [15] Sharp I, Yu Kegen, Guo Yingjie. GDOP analysis for positioning system design [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(7): 3371-3382
- [16] Tseng P H, Feng Kaiten. Derivation of CRLB for linear least square estimator in wireless location systems [J]. Wireless Networks, 2012, 18(7): 735-747
- [17] Shaban H A, Abou E M, Buehrer R M. Toward a highly accurate ambulatory system for clinical gait analysis via UWB radios [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2010, 14(2): 284-291
- [18] Zhang Yueyue, Zhu Yaping, Shen Liangfeng. A semidefinite relaxation approach to positioning in hybrid sensor networks [C] //Proc of the 85th IEEE Vehicular Technology Conf. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 1-5
- [19] He Ziming, Ma Yi, Tafazolli R. Posterior Cramer-Rao bound for inertial sensors enhanced mobile positioning under the random walk motion model [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2012, 1(6): 629-632
- [20] Geng Yishuang, Pahlavan K. Design, implementation, and fundamental limits of image and RF based wireless capsule endoscopy hybrid localization [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(8): 1951-1964
- [21] Zhang Ronghui, Jia Hongguang, Chen Tao, et al. Attitude solution for strapdown inertial navigation system based on quaternion algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(10): 1963-1970 (in Chinese)
(张荣辉, 贾宏光, 陈涛, 等. 基于四元数法的捷联式惯性导航系统的姿态解算[J]. 光学精密工程, 2008, 16(10): 1963-1970)



Duan Shihong, born in 1973. PhD, associate professor. Her main research interests include patter recognition, low frequency wireless communication and Internet of things.



Xu Cheng, born in 1988. PhD candidate. Member of CCF. His main research interests include patter recognition and Internet of things (xucheng19880202@foxmail.com).



Yao Cui, born in 1994. Master candidate. Her main research interests include patter recognition and Internet of things (m13021192768@126.com).



He Jie, born in 1983. PhD, associate professor. His main research interests include patter recognition, low frequency wireless communication and Internet of things.

2018 年《计算机研究与发展》专题(正刊)征文通知

——智能网络理论与关键技术

人工智能技术开始越来越多地应用于网络领域,例如网络管理、网络安全、网络优化等.网络与人工智能理论及关键技术为加快新一代信息技术快速发展,全面提升网络的智能化水平,实现智能网络和创新发展提供了重要途径.

为及时反映我国在智能网络的研究进展,《计算机研究与发展》将于 2019 年 5 月出版智能网络理论与关键技术专题,收录和总结国内外在该领域近期取得的原创性高水平研究成果,探讨提高智能网络理论与关键技术的实现途径,进一步促进该领域的发展.

征文范围(但不限于)

1) 网络与人工智能融合体系结构的研究

①人工智能与 SDN 的融合体系结构研究;②人工智能与 NFV 的融合体系结构研究;③人工智能与工业互联网的融合体系结构研究;④人工智能与 5G 移动蜂窝网的融合体系结构研究;⑤人工智能与数据中心网络体系结构研究;⑥未来智能网体系结构研究.

2) 智能网络基础技术

①智能网络业务质量分析技术;②智能网络质量监控技术;③智能网络测量技术;④智能网络预测技术.

3) 智能网络优化技术

①智能网络的流量优化;②智能网络的能耗优化;③智能网络的覆盖和容量优化;④智能网络的服务定制化技术;⑤智能网络的切片编排管理和优化技术.

4) 智能网络数据分析技术

①网络数据的采集技术;②大数据网络的分析处理技术;③智能网络数据的预测技术;④智能网络数据的智慧经营技术;⑤智能网络的可解释性技术.

5) 智能网络安全技术

①智能垃圾邮件安全检查技术;②智能防火墙安全技术;③智能入侵检测和异常检测技术;④智能传输与智能平台安全技术;⑤智能网络安全防御技术;⑥智能网络本身的可靠性技术;⑦智能网络本身的隐私性保护.

征文要求

- 1) 论文应属于作者的科研成果,数据真实可靠,具有重要的学术价值与推广应用价值,未在国内外公开发行的刊物或会议上发表,不存在一稿多投问题.作者在投稿时,需向编辑部提交版权转让协议.
- 2) 论文一律用 Word 格式排版,论文格式体例参考近期出版的《计算机研究与发展》的要求(<http://crad.ict.ac.cn/>).
- 3) 论文通过本刊网站(<http://crad.ict.ac.cn/>)投稿,投稿时提供作者的联系方式,备注中务必注明“智能网络 2019 专题”(否则按自由来稿处理).

重要日期

征文截止日期:2019 年 1 月 3 日

作者修改稿提交日期:2019 年 2 月 25 日

专题特邀编委

王兴伟 教授 东北大学 wangxw@mail.neu.edu.cn

苏金树 教授 国防科技大学 sjs@nudt.edu.cn

联系方式

编辑部:crad@ict.ac.cn, 010-62620696, 010-62600350

通信地址:北京 2704 信箱《计算机研究与发展》编辑部

录用通知日期:2019 年 2 月 15 日

出版日期:2019 年 5 月

李 丹 教授 清华大学 lidan@cernet.edu.cn

任丰原 教授 清华大学 renfy@tsinghua.edu.cn

邮政编码:100190