

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209141

基于因子图的 INS/UWB 室内行人紧组合定位技术*

李 倩, 蒋正华, 孙 炎, 奔粤阳

(哈尔滨工程大学智能科学与工程学院 哈尔滨 150001)

摘 要:针对室内复杂应用场景下待定位行人接收到的超宽带(UWB)测距信息数量不确定问题,提出一种基于因子图的 INS/UWB 室内行人紧组合定位算法,实现对动态随遇接入与退出的 UWB 量测信息有效融合。首先,基于室内行人运动模型以及 UWB 量测模型构建 INS/UWB 紧组合因子图模型,由于对行人位置与速度同时进行建模估计,导致该因子图模型含有环结构。在此基础上,针对有环因子图模型基于和积算法(SPA)通过两次迭代推导因子图中各节点间消息传递算法,计算行人位置与速度的后验概率密度。进一步,针对特殊量测矢量条件下因子图算法定位误差跳变问题,提出一种基于坐标变换的因子图改进方法,从而有效提高行人位置与速度估计精度。仿真结果表明,本文提出的 INS/UWB 紧组合定位算法可以有效融合动态随遇接入与退出的 UWB 测距信息。在满足计算量与内存消耗需求的前提下,与变结构多模型扩展卡尔曼滤波(EKF)相比,本文提出算法的定位精度与速度估计精度可以分别提高 14.94% 与 56.42%。

关键词:室内定位;惯性导航系统;超宽带;紧组合;因子图

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

INS/UWB tight integrated localization technology for pedestrian indoor based on factor graph

Li Qian, Jiang Zhenghua, Sun Yan, Ben Yueyang

(College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: The number of (ultra-wide band) UWB ranging measurements received by pedestrians to be located in the complex indoor scene is uncertain. To address this issue, the INS/UWB tight integrated localization algorithm based on a factor graph is proposed. It can be used to fuse UWB ranging measurement from random accessing node and exiting node. Firstly, an INS/UWB tightly integrated factor graph model is constructed, which is based on the pedestrian motion model and the UWB measurement model. Due to the simultaneous modeling of pedestrian position and velocity, there are cycles in the factor graph model. Aiming at the factor graph model with cycles, the sum-product algorithm (SPA) is used to derive the message passing algorithm among different nodes in the factor graph model through two iterations, and the posterior probability density of pedestrian position and velocity is calculated. Furthermore, given the rapid enlarging error deduced by a special ranging measurement vector in the INS/UWB tight integrated localization algorithm, an improved factor graph algorithm based on coordinate transformation is proposed. Simulation results show that the proposed INS/UWB tightly integrated localization algorithm can effectively fuse dynamic UWB ranging measurements in complex indoor scenes. On the premise of meeting the demand of computation and memory consumption, the proposed algorithm can improve positioning accuracy and speed estimation accuracy by 14.94% and 56.42%, respectively, compared with the extended Kalman filter (EKF) algorithm with multi-models.

Keywords: indoor localization; inertial navigation system; ultra-wideband; tight integrated; factor graph

收稿日期: 2022-01-05 Received Date: 2022-01-05

* 基金项目: 国家自然科学基金(51979047)、黑龙江省自然科学基金(YQ2021E011)、中央高校基本科研业务费学科交叉专项基金(3072021CFT0403)项目资助

0 引言

随着人们对室内位置信息需求的日益增加,室内定位技术已成为热门研究领域。针对目前常用导航定位技术特点,单一定位技术并不能满足室内复杂场景的应用需求。惯性导航系统(inertial navigation system, INS)短时定位精度高,而且不易受外界环境影响、自主性较强,但其定位误差会随时间累积^[1]。超宽带(ultra-wide band, UWB)定位技术具有定位精度高、定位误差无累积、功耗低和抗多径能力强等优点,但其有效信号覆盖范围有限,且易受非视距因素影响^[2-3]。INS/UWB 组合定位方法结合了两种定位技术的优势,一方面利用 INS 短期内可进行高精度自主导航定位的优点弥补 UWB 短暂失效的缺陷,另一方面可以利用 UWB 高精度定位信息修正 INS 累积误差。因此,INS/UWB 组合定位已成为室内定位应用的主要技术手段。利用室内待定位行人自身携带的惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)采集角运动与线运动信息进行惯性推算,同时基于 UWB 定位信息构建量测模型,借助数据融合技术对惯性定位误差估计与补偿是一种常用 INS/UWB 组合定位工作模式。但是,由于室内环境限制,例如墙体、物品等障碍物的环伺,导致待定位行人感知到的有效基站个数可能少于 3 个。这种情况下,待定位行人将无法获得精确定位参考信息,而只能获得与基站之间的 UWB 测距信息。在某些极端环境中,待定位行人甚至无法与任意基站通信,而只能获得与某些行人之间的测距信息。上述情况下,如何利用这些数量具有不确定性的测距信息进行有效信息融合,从而抑制惯性累积误差是提高 INS/UWB 室内组合定位性能的关键。文献[4]利用卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)实现 UWB 定位信息与航位推算的数据融合,但当基站个数少于 3 时,该组合定位算法失效。文献[5]利用 UWB 测距信息与 INS 进行组合导航,采用迭代扩展卡尔曼滤波处理多传感器数据融合,但当 UWB 测距信息数量动态变化时,该方法需要对量测方程重构。理论上来说,基于变结构多模型的滤波算法可以解决量测信息数量不确定的问题。文献[6]提出一种基于变结构多模型的 SINS/DVL 组合导航算法,通过设置洋流速度模型群并在滤波过程中依据一定策略对子模型群激活及终止,从而实现不确定洋流速度的实时估计。但是,该方法需要预设多个量测模型,由此导致费效比高、内存消耗大等问题。

针对上述问题,有学者提出基于因子图(factor graph, FG)相关理论构建具有动态拓扑结构的数据融合算法框架,并利用相应消息传递算法实现状态变量后验概率密度的估计^[7-8]。因子图是一种概率图模型,最早应

用于编码领域,近年来也逐渐应用于人工智能、神经网络等领域,它可以实现不同类型传感器的即插即用,具有良好的灵活性和扩展性^[9]。目前,已有学者将因子图应用于惯性/卫星组合导航、智能车定位、自主水下航行器(autonomous underwater vehicle, AUV)协同导航等领域^[10-12]。在室内定位领域,因子图多用于惯性/视觉同步定位与构图(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[13]。

基于因子图在动态拓扑结构中具有的建模优势及应用前景,基于 UWB 测距信息与 INS 构建紧组合因子图模型,提出一种对 UWB 量测信息具有高度自适应性的 INS/UWB 因子图数据融合算法,实现室内复杂场景下行人的精确导航定位。首先,基于室内行人运动模型以及 UWB 量测模型构建 INS/UWB 紧组合因子图模型,并首次将行人位置与速度同时在因子图上进行建模估计;其次,针对有环因子图模型结构,基于和积算法(sum-product algorithm, SPA)通过二次迭代推导因子图中各节点间消息传递算法,计算行人位置变量与速度变量的后验概率密度。除此之外,针对特殊量测失量条件下因子图算法定位误差跳变问题,提出一种基于坐标变换的因子图改进方法,从而进一步提高行人位置与速度的估计精度。

1 INS/UWB 紧组合定位系统因子图模型

本文主要采用惯性解算方式递推更新行人位置与速度信息^[14],同时基于待定位行人与可通信基站或其他行人之间的 UWB 测距信息构建系统量测模型,在此基础上利用因子图和 SPA 实现惯性解算位置、速度信息与 UWB 测距信息的数据融合,从而有效抑制惯性解算累积误差。

针对室内行人定位问题,仅考虑二维平面位置和速度信息,其系统状态方程为:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + v_{k-1,x}t + \frac{1}{2}a_{k-1,x}t^2 \\ y_k = y_{k-1} + v_{k-1,y}t + \frac{1}{2}a_{k-1,y}t^2 \\ v_{k,x} = v_{k-1,x} + a_{k-1,x}t \\ v_{k,y} = v_{k-1,y} + a_{k-1,y}t \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_k 与 y_k 分别为 k 时刻行人在导航坐标系 x 轴和 y 轴位置信息; $v_{k,x}$ 与 $v_{k,y}$ 分别为 k 时刻行人在导航坐标系 x 轴和 y 轴速度信息; $a_{k-1,x}$ 与 $a_{k-1,y}$ 分别为 $k-1$ 时刻行人在导航坐标系 x 轴和 y 轴加速度信息,可以由加速度计比力输出在水平方向投影获得,其概率分布分别为 $a_{k-1,x} \sim N(\mu_{a_{k-1,x}}, \sigma_{a_{k-1,x}}^2)$, $a_{k-1,y} \sim N(\mu_{a_{k-1,y}}, \sigma_{a_{k-1,y}}^2)$,其中, μ 与 σ^2 分别表示变量 $\cdot$ 的均值和方差。

在 INS/UWB 紧组合定位系统中,量测信息是待定位行人和可通信基站或其他行人之间的 UWB 测距信息,设第 i 个基站或其他行人位置信息为 (X_k^i, Y_k^i) ,则 k 时刻系统量测方程为:

$$z_k^i = \sqrt{(X_k^i - x_k)^2 + (Y_k^i - y_k)^2} + \eta_k^i \quad (2)$$

式中: z_k^i 为待定位行人和第 i 个基站或其他行人之间的 UWB 测距信息; η_k^i 为 UWB 量测噪声,其概率分布为 $\eta_k^i \sim N(0, \sigma_{\eta_k^i}^2)$ 。

下面简介因子图概念以及 SPA 基本准则。将一个具有多变量的全局函数进行因子分解,从而可以得到几个局部函数的乘积,以此为基础得到的双向图称作因子图。因子图的构建方式可以参考文献[9],其基本结构如图1所示,主要包括变量节点(白色圆圈表示)与函数节点(黑色圆圈表示),其中 $I_{a \rightarrow b}$ 表示节点 a 到节点 b 的消息传递。

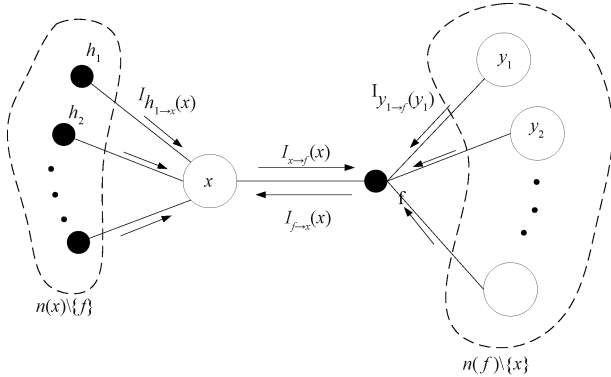


图1 因子图基本结构

Fig. 1 Basic structure of factor graph

SPA 是因子图中进行消息传递的常用算法之一,其遵循如下准则^[9]。

变量节点到函数节点的消息传递:

$$I_{x \rightarrow f}(x) = \prod_{h \in n(x) \setminus \{f\}} I_{h \rightarrow x}(x) \quad (3)$$

函数节点到变量节点的消息传递:

$$I_{f \rightarrow x}(x) = \sum_{\sim |x|} (f \prod_{y \in n(f) \setminus \{x\}} I_{y \rightarrow f}(y)) \quad (4)$$

式中: $n(x)$ 表示与变量节点 x 相连的所有函数节点集合,即其邻域集;同理, $n(f)$ 表示与函数节点 f 相连的邻域集; $n(x) \setminus \{f\}$ 表示与变量节点 x 相连的邻域集,但不包含函数节点 f ;同理, $n(f) \setminus \{x\}$ 表示与函数节点 f 相连的邻域集,但不包含变量节点 x 。

根据上述消息计算准则,可以求得因子图上所有节点间的消息传递,并进一步通过下式计算变量 x 的概率密度函数(probability density function, PDF):

$$I(x) = \prod_{g \in n(x)} I_{g \rightarrow x}(x) \quad (5)$$

基于室内行人运动模型(式(1))以及 UWB 量测模

型(式(2)),可以建立 INS/UWB 紧组合定位系统因子图模型。为简化因子图模型,分别引入行人二维位置变量与二维速度变量的独立性约束,即分别将行人二维位置变量与二维速度变量拆分为两个一维变量进行独立建模。除此之外,分别将式(1)中的第1式、第2式代入式(1)中的第3式、第4式,建立 k 时刻行人位置变量与速度变量的耦合关系函数表达式,用于 k 时刻行人速度量测更新,即:

$$\begin{cases} \hat{v}_{k,x} = \frac{2(\hat{x}_k - \hat{x}_{k-1})}{t} - \hat{v}_{k-1,x} \\ \hat{v}_{k,y} = \frac{2(\hat{y}_k - \hat{y}_{k-1})}{t} - \hat{v}_{k-1,y} \end{cases} \quad (6)$$

INS/UWB 紧组合定位系统因子图模型如图2所示。由图2可知,该因子图模型中的变量节点 $\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{v}_{k,x}, \hat{v}_{k,y}$ 分别为 k 时刻待定位行人在 x 轴和 y 轴的位置和速度估计; $\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1}, \hat{v}_{k-1,x}, \hat{v}_{k-1,y}$ 分别为 $k-1$ 时刻待定位行人在 x 轴和 y 轴的位置和速度估计; $\Delta x_k^i, \Delta y_k^i (i = 1, 2, \dots, N)$ 分别为待定位行人与基站或其他行人在 x 轴和 y 轴上的位置差; $z_k^i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为待定位行人获得的第 i 个 UWB 测距信息, N 表示待定位行人可以获得的有效量测信息数量。

函数节点 f_C, f_H, f_D, f_I 描述与之相连变量节点间的函数约束关系,对应系统状态方程,即:

$$\begin{cases} f_C: \hat{v}_{k,x} = \hat{v}_{k-1,x} + a_{k-1,x}t \\ f_H: \hat{v}_{k,y} = \hat{v}_{k-1,y} + a_{k-1,y}t \\ f_D: \hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \frac{\hat{v}_{k,x} + \hat{v}_{k-1,x}}{2}t \\ f_I: \hat{y}_k = \hat{y}_{k-1} + \frac{\hat{v}_{k,y} + \hat{v}_{k-1,y}}{2}t \end{cases} \quad (7)$$

函数节点 f_{E^i}, f_{G^i} 描述了相对位置信息 $(\Delta x_k^i, \Delta y_k^i)$ 与绝对位置信息 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k)$ 之间的函数约束关系,可以表示为:

$$\begin{cases} f_{E^i}: \Delta x_k^i = X_k^i - \hat{x}_k \\ f_{G^i}: \Delta y_k^i = Y_k^i - \hat{y}_k \end{cases} \quad (8)$$

同理,函数节点 f_{F^i} 描述了 UWB 量测信息 z_k^i 与相对位置信息 $(\Delta x_k^i, \Delta y_k^i)$ 之间的函数约束关系,对应于 UWB 量测模型,即:

$$f_{F^i}: z_k^i = \sqrt{\Delta x_k^{i2} + \Delta y_k^{i2}} \quad (9)$$

除此之外,图2中其他叶节点 f_A, f_B, f_J, f_K, f_z 分别表示与之相连变量节点的概率密度函数。根据图2可知,在 INS/UWB 紧组合定位因子图模型中,当 UWB 测距信息数量动态变化时,只需要对因子图模型中 UWB 量测信息对应变量节点所在支路进行增加或者删除即可,进而在位置与速度状态变量后验概率密度计算时融入或剔除

相应支路传递的因子图消息。基于因子图这种动态模块化建模优势,可以有效解决 UWB 测距信息动态随遇接入

与退出问题,从而实现室内复杂场景下行人位置与速度的精确估计。

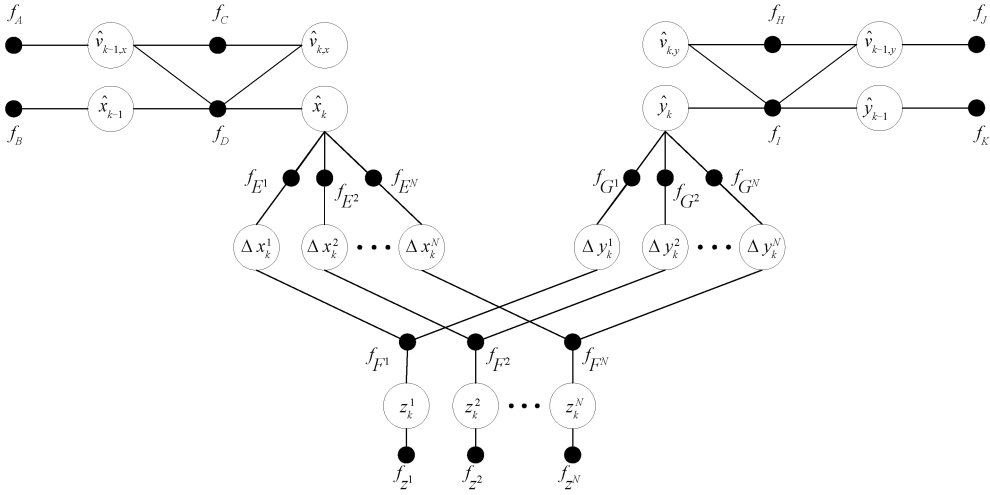


图 2 INS/UWB 紧组合定位系统因子图模型

Fig. 2 Factor graph model of the INS/UWB tight integrated localization system

2 基于因子图的 INS/UWB 紧组合定位算法

本文假设节点间传递的消息均服从高斯分布,因此在消息计算和传递过程中只需考虑相应均值和方差即可。需要注意的是,在无环因子图中利用 SPA 可以求得变量节点精确的边缘函数。但是,如图 2 所示,由于本文

对行人位置与速度同时进行建模估计,导致该因子图模型含有环结构。因此,本文考虑通过两次迭代计算各节点的后验概率密度函数,以待定位行人在导航坐标系 x 轴位置与速度估计为例,第 1 次消息传递过程中因子图消息流动方向如图 3 中实线箭头所示,第 2 次消息传递过程中因子图消息流动方向如图 3 中虚线箭头所示,基于因子图的 INS/UWB 紧组合定位算法具体如下。

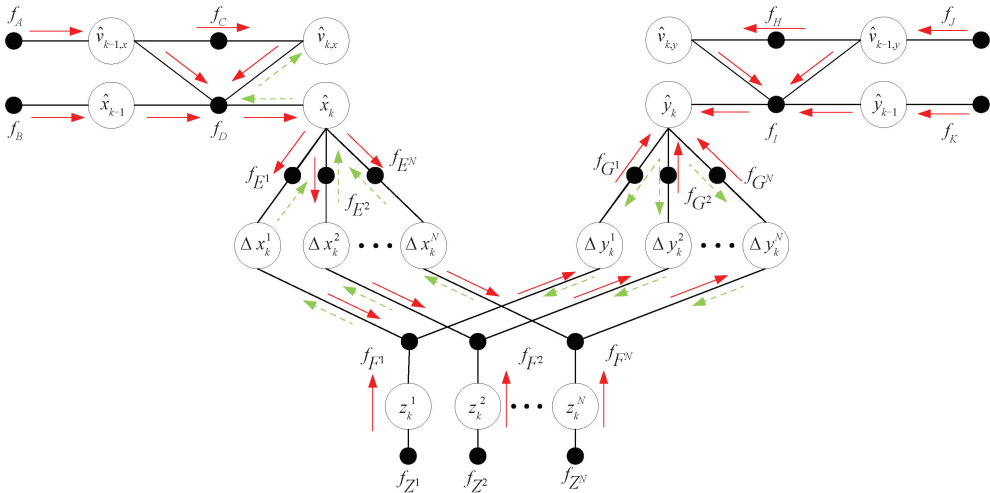


图 3 消息流动方向示意图

Fig. 3 Schematic diagram of message flow direction

2.1 第 1 次消息传递计算

1) 初始化消息

根据 SPA 可知,由函数节点 f_A 到变量节点 $\hat{v}_{k-1,x}$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为式(10)所示。

$$I_{f_A \rightarrow \hat{v}_{k-1,x}}(\hat{v}_{k-1,x}) = N(\hat{v}_{k-1,x}, \mu_{\hat{v}_{k-1,x}}, \sigma_{\hat{v}_{k-1,x}}^2) \quad (10)$$

同理,可以得到:

$$I_{f_B \rightarrow \hat{x}_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) = N(\hat{x}_{k-1}, \mu_{\hat{x}_{k-1}}, \sigma_{\hat{x}_{k-1}}^2) \quad (11)$$

$$I_{f_J \rightarrow \hat{v}_{k-1,y}}(\hat{v}_{k-1,y}) = N(\hat{v}_{k-1,y}, \mu_{\hat{v}_{k-1,y}}, \sigma_{\hat{v}_{k-1,y}}^2) \quad (12)$$

$$I_{f_k \rightarrow \hat{y}_{k-1}}(\hat{y}_{k-1}) = N(\hat{y}_{k-1}, \mu_{\hat{y}_{k-1}}, \sigma_{\hat{y}_{k-1}}^2) \quad (13)$$

$$I_{f_z \rightarrow \hat{z}_k^i}(\hat{z}_k^i) = N(\hat{z}_k^i, \mu_{\hat{z}_k^i}, \sigma_{\hat{z}_k^i}^2) \quad (14)$$

2) 时间更新过程

在时间更新过程中,所有变量节点向其邻域集中函数节点传递的消息并行处理,根据式(3)可知,变量节点 $\hat{v}_{k-1,x}$ 到函数节点 f_c 和 f_d 进行消息传递的 PDF 可以分别表示为:

$$I_{\hat{v}_{k-1,x} \rightarrow f_c}(\hat{v}_{k-1,x}) = I_{\hat{v}_{k-1,x} \rightarrow f_d}(\hat{v}_{k-1,x}) = I_{f_a \rightarrow \hat{v}_{k-1,x}}(\hat{v}_{k-1,x}) = N(\hat{v}_{k-1,x}, \mu_{\hat{v}_{k-1,x}}, \sigma_{\hat{v}_{k-1,x}}^2) \quad (15)$$

同理,由变量节点 $\hat{v}_{k-1,y}$ 到函数节点 f_h 和 f_l 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{\hat{v}_{k-1,y} \rightarrow f_h}(\hat{v}_{k-1,y}) = I_{\hat{v}_{k-1,y} \rightarrow f_l}(\hat{v}_{k-1,y}) = I_{f_j \rightarrow \hat{v}_{k-1,y}}(\hat{v}_{k-1,y}) = N(\hat{v}_{k-1,y}, \mu_{\hat{v}_{k-1,y}}, \sigma_{\hat{v}_{k-1,y}}^2) \quad (16)$$

根据 SPA 准则可知,只与两个函数节点相连的变量节点,例如 $\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1}$ 进行消息传递时对消息不作任何计算,因此可以得到:

$$I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow f_d}(\hat{x}_{k-1}) = I_{f_b \rightarrow \hat{x}_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) \quad (17)$$

$$I_{\hat{y}_{k-1} \rightarrow f_l}(\hat{y}_{k-1}) = I_{f_k \rightarrow \hat{y}_{k-1}}(\hat{y}_{k-1}) \quad (18)$$

根据式(4)、(7)可知,由函数节点 f_c 到变量节点 $\hat{v}_{k,x}$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_c \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x}) = \sum_{\hat{v}_{k-1,x}} f_c I_{\hat{v}_{k-1,x} \rightarrow f_c}(\hat{v}_{k-1,x}) = N(\hat{v}_{k,x}, \mu_{\hat{v}_{k,x}}, \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2) \quad (19)$$

式中:上角标符号“-”表示状态变量先验信息, $\mu_{\hat{v}_{k,x}}$ 和 $\sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{v}_{k,x}} = \mu_{\hat{v}_{k-1,x}} + \mu_{a_{k-1,x}} t \\ \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2 = \sigma_{\hat{v}_{k-1,x}}^2 + \sigma_{a_{k-1,x}}^2 t^2 \end{cases} \quad (20)$$

同理,由函数节点 f_h 到变量节点 $\hat{v}_{k,y}$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_h \rightarrow \hat{v}_{k,y}}(\hat{v}_{k,y}) = N(\hat{v}_{k,y}, \mu_{\hat{v}_{k,y}}, \sigma_{\hat{v}_{k,y}}^2) \quad (21)$$

式中: $\mu_{\hat{v}_{k,y}}$ 和 $\sigma_{\hat{v}_{k,y}}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{v}_{k,y}} = \mu_{\hat{v}_{k-1,y}} + \mu_{a_{k-1,y}} t \\ \sigma_{\hat{v}_{k,y}}^2 = \sigma_{\hat{v}_{k-1,y}}^2 + \sigma_{a_{k-1,y}}^2 t^2 \end{cases} \quad (22)$$

根据 SPA 准则可知, $\hat{v}_{k,x}, \hat{v}_{k,y}$ 进行消息传递时对消息不作任何计算,因此可以得到:

$$I_{\hat{v}_{k,x} \rightarrow f_d}(\hat{v}_{k,x}) = I_{f_c \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x}) \quad (23)$$

$$I_{\hat{v}_{k,y} \rightarrow f_l}(\hat{v}_{k,y}) = I_{f_h \rightarrow \hat{v}_{k,y}}(\hat{v}_{k,y}) \quad (24)$$

根据 SPA 和式(7)可知,由函数节点 f_d 到变量节点 $\hat{x}_k$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_d \rightarrow \hat{x}_k}(\hat{x}_k) = \sum_{\hat{x}_{k-1}} f_d I_{\hat{v}_{k-1,x} \rightarrow f_d}(\hat{v}_{k-1,x}) I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow f_d}(\hat{x}_{k-1})$$

$$I_{\hat{v}_{k,x} \rightarrow f_d}(\hat{v}_{k,x}) = N(\hat{x}_k, \mu_{\hat{x}_k}, \sigma_{\hat{x}_k}^2) \quad (25)$$

式中: $\mu_{\hat{x}_k}$ 和 $\sigma_{\hat{x}_k}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{x}_k} = \mu_{\hat{x}_{k-1}} + \frac{\mu_{\hat{v}_{k-1,x}} + \mu_{\hat{v}_{k,x}}}{2} t \\ \sigma_{\hat{x}_k}^2 = \sigma_{\hat{x}_{k-1}}^2 + \frac{\sigma_{\hat{v}_{k-1,x}}^2 + \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2}{4} t^2 \end{cases} \quad (26)$$

同理,由函数节点 f_l 到变量节点 $\hat{y}_k$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_l \rightarrow \hat{y}_k}(\hat{y}_k) = \sum_{\hat{y}_{k-1}} f_l I_{\hat{v}_{k-1,y} \rightarrow f_l}(\hat{v}_{k-1,y}) I_{\hat{y}_{k-1} \rightarrow f_l}(\hat{y}_{k-1}) I_{\hat{v}_{k,y} \rightarrow f_l}(\hat{v}_{k,y}) = N(\hat{y}_k, \mu_{\hat{y}_k}, \sigma_{\hat{y}_k}^2) \quad (27)$$

式中: $\mu_{\hat{y}_k}$ 和 $\sigma_{\hat{y}_k}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{y}_k} = \mu_{\hat{y}_{k-1}} + \frac{\mu_{\hat{v}_{k-1,y}} + \mu_{\hat{v}_{k,y}}}{2} t \\ \sigma_{\hat{y}_k}^2 = \sigma_{\hat{y}_{k-1}}^2 + \frac{\sigma_{\hat{v}_{k-1,y}}^2 + \sigma_{\hat{v}_{k,y}}^2}{4} t^2 \end{cases} \quad (28)$$

3) 量测更新过程

根据式(25)可知,变量节点 $\hat{x}_k$ 到函数节点 f_{E^i} 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{\hat{x}_k \rightarrow f_{E^i}}(\hat{x}_k) = I_{f_D \rightarrow \hat{x}_k}(\hat{x}_k) = N(\hat{x}_k, \mu_{\hat{x}_k}, \sigma_{\hat{x}_k}^2) \quad (29)$$

进一步,根据式(8)可知,由函数节点 f_{E^i} 到变量节点 Δx_k^i 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_{E^i} \rightarrow \Delta x_k^i}(\Delta x_k^i) = \sum_{\hat{x}_k} f_{E^i} I_{\hat{x}_k \rightarrow f_{E^i}}(\hat{x}_k) = N(\Delta x_k^i, \mu_{\Delta x_k^i}, \sigma_{\Delta x_k^i}^2) \quad (30)$$

式中: $\mu_{\Delta x_k^i}$ 和 $\sigma_{\Delta x_k^i}^2$ 具体计算公式如下:

$$\mu_{\Delta x_k^i} = \mu_{\hat{x}_k^i} - \mu_{\hat{x}_k} \sigma_{\Delta x_k^i}^2 = \sigma_{\Delta x_k^i}^2 \quad (31)$$

由于变量节点 Δx_k^i 对消息不作任何计算,因此由变量节点 Δx_k^i 到函数节点 f_{F^i} 进行消息传递的 PDF 为:

$$I_{\Delta x_k^i \rightarrow f_{F^i}}(\Delta x_k^i) = I_{f_{E^i} \rightarrow \Delta x_k^i}(\Delta x_k^i) \quad (32)$$

同理,由变量节点 z_k^i 到函数节点 f_{F^i} 进行消息传递的 PDF 为:

$$I_{z_k^i \rightarrow f_{F^i}}(z_k^i) = I_{f_{Z^i} \rightarrow z_k^i}(z_k^i) \quad (33)$$

由于假设节点间消息传递均服从高斯分布,因此需要对式(9)进行二阶泰勒展开线性化从而保持消息的高斯假设。由函数节点 f_{F^i} 到变量节点 Δy_k^i 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_{F^i} \rightarrow \Delta y_k^i}(\Delta y_k^i) = \sum_{\Delta x_k^i} f_{F^i} I_{\Delta x_k^i \rightarrow f_{F^i}}(\Delta x_k^i) I_{z_k^i \rightarrow f_{F^i}}(z_k^i) = N(\Delta y_k^i, \mu_{\Delta y_k^i}, \sigma_{\Delta y_k^i}^2) \quad (34)$$

式中: $\mu_{\Delta y_k^i}$ 和 $\sigma_{\Delta y_k^i}^2$ 具体计算公式如下:

$$\mu_{\Delta y_k^i} = \sqrt{\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2} - \frac{1}{2} \frac{\mu_{\Delta x_k^i}^2}{(\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2)^{1.5}} \sigma_{z_k^i}^2 - \frac{1}{2} \frac{\mu_{z_k^i}^2}{(\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2)^{1.5}} \sigma_{\Delta x_k^i}^2 \quad (35)$$

$$\sigma_{\Delta y_k^i}^2 = \frac{\mu_{z_k^i}^2}{\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2} \sigma_{z_k^i}^2 + \frac{\mu_{\Delta x_k^i}^2}{\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2} \sigma_{\Delta x_k^i}^2 - \frac{1}{4} \frac{\mu_{\Delta x_k^i}^4}{(\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2)^3} \sigma_{z_k^i}^4 - \frac{1}{4} \frac{\mu_{z_k^i}^4}{(\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2)^3} \sigma_{\Delta x_k^i}^4 + \frac{\mu_{z_k^i}^2 \mu_{\Delta x_k^i}^2}{(\mu_{z_k^i}^2 - \mu_{\Delta x_k^i}^2)^3} \sigma_{z_k^i}^2 \sigma_{\Delta x_k^i}^2 \quad (36)$$

进一步,由变量节点 Δy_k^i 到函数节点 f_{G^i} 进行消息传递的 PDF 为:

$$I_{\Delta y_k^i \rightarrow f_{G^i}}(\Delta y_k^i) = I_{f_{G^i} \rightarrow \Delta y_k^i}(\Delta y_k^i) \quad (37)$$

根据式(8)可知,由函数节点 f_{G^i} 到变量节点 $\hat{y}_k$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_{G^i} \rightarrow \hat{y}_k}(\hat{y}_k^i) = \sum_{\sim \hat{y}_k} f_{G^i} I_{\Delta y_k^i \rightarrow f_{G^i}}(\Delta y_k^i) = N(\hat{y}_k^i, \mu_{\hat{y}_k^i}, \sigma_{\hat{y}_k^i}^2) \quad (38)$$

式中: $\mu_{\hat{y}_k^i}$ 和 $\sigma_{\hat{y}_k^i}^2$ 具体计算公式如下:

$$\mu_{\hat{y}_k^i} = \mu_{y_k^i} - \mu_{\Delta y_k^i} \sigma_{\hat{y}_k^i}^2 = \sigma_{\Delta y_k^i}^2 \quad (39)$$

2.2 第2次消息传递计算

对于无环因子图模型,利用式(27)和(38)计算相应消息并根据 SPA 准则式(5)即可计算待定位行人在导航坐标系 y 轴位置 $\hat{y}_k$ 的后验概率密度。但是,由于行人速度建模引入因子图环结构,同时多 UWB 测距量测也会引入相应因子图环结构,因此需要按照图3虚线箭头所示进行第2次逆向消息传递迭代计算。

根据 SPA 可知,由变量节点 $\hat{y}_k$ 到函数节点 f_{G^i} 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{\hat{y}_k \rightarrow f_{G^i}}(\hat{y}_k^i) = \prod_{h \in n(\hat{y}_k) \setminus f_{G^i}} I_{h \rightarrow \hat{y}_k}(\hat{y}_k) = N(\hat{y}_k^i, \mu_{\hat{y}_k^i}, \sigma_{\hat{y}_k^i}^2) \quad (40)$$

式中: $\mu_{\hat{y}_k^i}$ 和 $\sigma_{\hat{y}_k^i}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\hat{y}_k^i}^2 = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_{\hat{y}_k}^2} + \sum_{m=1, m \neq i}^N \frac{1}{\sigma_{\hat{y}_k^m}^2}} \\ \mu_{\hat{y}_k^i} = \sigma_{\hat{y}_k^i}^2 \left(\frac{\mu_{\hat{y}_k}^-}{\sigma_{\hat{y}_k}^2} + \sum_{m=1, m \neq i}^N \frac{\mu_{\hat{y}_k^m}}{\sigma_{\hat{y}_k^m}^2} \right) \end{cases} \quad (41)$$

式中: $\mu_{\hat{y}_k}^-$, $\sigma_{\hat{y}_k}^2$ 和 $\mu_{\hat{y}_k^m}$, $\sigma_{\hat{y}_k^m}^2$ ($m = 1, \dots, N, m \neq i$) 分别由式(27)、(38)计算得到。

由于本文在进行因子图建模时将行人二维位置变量拆分为两个一维变量进行独立建模,使其具有对称性。因此,由函数节点 f_{G^i} 到变量节点 $\hat{x}_k$ 进行消息传递的流程与函数节点 f_{E^i} 到变量节点 $\hat{y}_k$ 进行消息传递的流程类似,仿照式(30)~(39),可以计算出相应 PDF。由于篇幅限制,本文只给出函数节点 f_{E^i} 到变量节点 $\hat{x}_k$ 进行消息传递的最终 PDF 表示形式:

$$I_{f_{E^i} \rightarrow \hat{x}_k}(\hat{x}_{k,2}^i) = N(\hat{x}_{k,2}^i, \mu_{\hat{x}_{k,2}^i}, \sigma_{\hat{x}_{k,2}^i}^2) \quad (42)$$

进一步,由变量节点 $\hat{x}_k$ 到函数节点 f_D 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{\hat{x}_k \rightarrow f_D}(\hat{x}_{k,2}) = \prod_{h \in n(\hat{x}_k) \setminus f_D} I_{h \rightarrow \hat{x}_k}(\hat{x}_k) = N(\hat{x}_{k,2}, \mu_{\hat{x}_{k,2}}, \sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2) \quad (43)$$

式中: $\mu_{\hat{x}_{k,2}}$ 和 $\sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2 = \frac{1}{\sum_{m=1}^N \frac{1}{\sigma_{\hat{x}_{k,2}^m}^2}} \\ \mu_{\hat{x}_{k,2}} = \sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2 \sum_{m=1}^N \frac{\mu_{\hat{x}_{k,2}^m}}{\sigma_{\hat{x}_{k,2}^m}^2} \end{cases} \quad (44)$$

根据式(6)可知,由函数节点 f_D 到变量节点 $\hat{v}_{k,x}$ 进行消息传递的 PDF 可以表示为:

$$I_{f_D \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x,2}) = \sum_{\sim \hat{v}_{k,x}} f_D I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow f_D}(\hat{x}_{k-1}) I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x,2}) \quad (45)$$

式中: $\mu_{\hat{v}_{k,x,2}}$ 和 $\sigma_{\hat{v}_{k,x,2}}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{v}_{k,x,2}} = \frac{2(\mu_{\hat{x}_{k,2}} - \mu_{\hat{x}_{k-1}})}{t} - \mu_{\hat{v}_{k-1,x}} \\ \sigma_{\hat{v}_{k,x,2}}^2 = \frac{4(\sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2 + \sigma_{\hat{x}_{k-1}}^2)}{t^2} + \sigma_{\hat{v}_{k-1,x}}^2 \end{cases} \quad (46)$$

综上所述,利用第1次消息传递过程中速度变量时间更新所对应的消息,即式(19)以及第2次消息传递过程中速度变量量测更新所对应的消息,即式(45)并根据 SPA 准则式(5),即可计算待定位行人在导航坐标系 x 轴速度变量 $\hat{v}_{k,x}$ 的 PDF 为:

$$I(\hat{v}_{k,x}) = I_{f_{G^i} \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x}^-) I_{f_D \rightarrow \hat{v}_{k,x}}(\hat{v}_{k,x,2}) = N(\hat{v}_{k,x}, \mu_{\hat{v}_{k,x}}, \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2) \quad (47)$$

式中: $\mu_{\hat{v}_{k,x}}$ 和 $\sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2 = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2} + \frac{1}{\sigma_{\hat{v}_{k,x,2}}^2}} \\ \mu_{\hat{v}_{k,x}} = \sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2 \left(\frac{\mu_{\hat{v}_{k,x}}^-}{\sigma_{\hat{v}_{k,x}}^2} + \frac{\mu_{\hat{v}_{k,x,2}}}{\sigma_{\hat{v}_{k,x,2}}^2} \right) \end{cases} \quad (48)$$

同理,根据式(25)和(42)可以计算得到行人在导航坐标系 x 轴位置变量 $\hat{x}_k$ 的 PDF 为:

$$I(\hat{x}_k) = \sum_{h \in n(\hat{x}_k)} I_{h \rightarrow \hat{x}_k}(\hat{x}_k) = N(\hat{x}_k, \mu_{\hat{x}_k}^2, \sigma_{\hat{x}_k}^2) \quad (49)$$

式中: $\mu_{\hat{x}_k}$ 和 $\sigma_{\hat{x}_k}^2$ 具体计算公式如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\hat{x}_k}^2 = \frac{1}{\frac{1}{\sigma_{\hat{x}_k}^2} + \sum_{m=1}^N \frac{1}{\sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2}} \\ \mu_{\hat{x}_k} = \sigma_{\hat{x}_k}^2 \left(\frac{\mu_{\hat{x}_{k,2}}}{\sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2} + \sum_{m=1}^N \frac{\mu_{\hat{x}_{k,2}}}{\sigma_{\hat{x}_{k,2}}^2} \right) \end{cases} \quad (50)$$

对于待定位行人在导航坐标系 y 轴位置变量 $\hat{y}_k$ 与速度变量 $\hat{v}_{k,y}$, 按照同样计算流程可以得到其后验概率密度。

3 特殊量测矢量下因子图算法定位误差跳变问题处理

当待定位行人位置与基站或者其他行人位置在导航坐标系 x 轴或 y 轴投影接近时,即量测矢量近似平行于 x 轴或 y 轴时,由于传感器带来的测距误差,可能会导致量测矢量模值小于 Δx 或 Δy , 从而使得因子图算法在进行如式(35)和(36)所示计算时出现定位误差跳变问题。为了解决这个问题,文献[8]提出 AUV 协同导航坐标变换方法从而有效避免量测矢量模值小于 Δx 或 Δy 的情况。但是,该方法在室内行人定位应用中存在一定局限性,下面通过理论推导说明其在室内行人定位应用中存在的问题。

设待定位行人 M 二维平面位置坐标为 (x_m, y_m) , 与之通信基站或其他行人 S 位置坐标为 (x_s, y_s) , Δx 和 Δy 分别为待定位行人位置与基站或其他行人位置在 x 轴与 y 轴上投影的差值,且假设均为正值,则三者之间的关系可以表示为:

$$\begin{cases} x_s = x_m + \Delta x \\ y_s = y_m + \Delta y \end{cases} \quad (51)$$

如图4所示,在特殊量测矢量条件下,UWB量测矢量 $\mathbf{Z}$ 几乎与 y 轴平行,则其在 ox, oy 轴上的投影,即 $\Delta x, \Delta y$ 满足下面近似关系式:

$$\Delta x = |\mathbf{Z}| \cos \alpha \approx 0 \quad \Delta y = |\mathbf{Z}| \sin \alpha \approx |\mathbf{Z}| \quad (52)$$

式中: α 为量测矢量 $\mathbf{Z}$ 与 ox 轴夹角。

文献[8]提出令原平面直角坐标系 oxy 绕垂直于其平面方向的轴逆时针旋转 θ 角得到坐标系 $ox'y'$, 坐标系旋转角度 θ 表达式为:

$$\theta = (\theta_1 + \theta_2)/2 \quad (53)$$

式中: $\theta_1 = \arctan(\Delta y/\Delta x), \theta_2 = -\arctan(\Delta x/\Delta y)$ 。

经过坐标系旋转后,待定位行人位置与通信基站或其他行人位置在新坐标系 $ox'y'$ 上投影可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x'_s \\ y'_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} \quad (54)$$

在 AUV 集群体系中,各节点 AUV 之间距离一般在百米以上,所以经过坐标系旋转以后,如图4所示,量测矢量 $\mathbf{Z}$ 与 oy' 轴不再近似平行,其在 ox' 轴上的投影相应变大,满足量测矢量模值同时大于 Δx 和 Δy 的条件,该方法可以有效避免误差跳变情况。但是,在室内行人定位应用环境中,除量测矢量近似平行于 ox 轴或 oy 轴以外,还会出现待定位行人与通信基站或其他行人之间距离较近(量测矢量 $\mathbf{Z}$ 模值甚至不足 1 m)的情况,如图5所示,量测矢量 $\mathbf{Z}$ 在 ox, oy 轴上的投影,即 $\Delta x, \Delta y$ 满足下述近似关系式:

$$\Delta x \approx |\mathbf{Z}| \quad \Delta y \approx |\mathbf{Z}| \quad (55)$$

将式(53)代入式(54),可以得到坐标系旋转后待定位行人位置在 ox' 轴坐标投影为:

$$x'_m = \frac{x_m(\Delta x + \Delta y)^2 + y_m(\Delta y^2 - \Delta x^2)}{\sqrt{2(\Delta x + \Delta y)^2(\Delta x^2 + \Delta y^2)}} \quad (56)$$

进一步,将式(55)代入式(56),可以得到:

$$x'_m \approx x_m \quad (57)$$

同理,对于基站或其他行人位置在 ox' 轴坐标投影也存在下述近似关系:

$$x'_s \approx x_s \quad (58)$$

由式(57)、(58)可知,在室内行人定位应用环境中当量测矢量 $\mathbf{Z}$ 模值较小时,坐标系旋转前后位置信息在 ox 轴与 ox' 轴投影几乎一致,即无法通过坐标系旋转改变其在 ox' 轴上的投影,从而导致量测矢量模值无法满足同时大于 Δx 和 Δy 的条件,即仍然会出现跳变性误差。

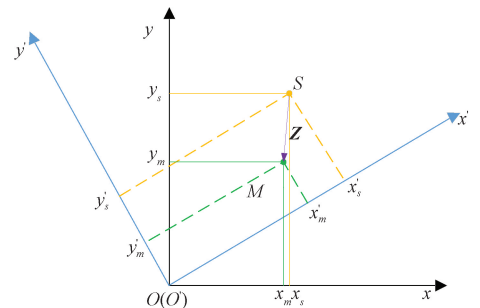


图4 量测矢量与 y 轴近似平行时位置坐标变换

Fig. 4 Coordinate transformation of position when the measurement vector is approximately parallel to the y -axis

为解决上述问题,本文在坐标变换基础上进一步通过设定合理的阈值判断特殊量测矢量类型,并采取相应

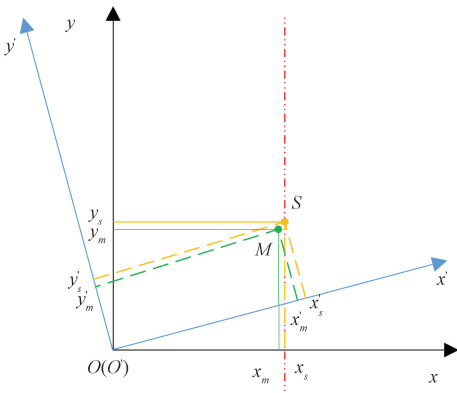


图5 量测矢量模值较小时位置坐标变换

Fig. 5 Coordinate transformation of position with the small modulus of measurement vector

措施抑制特殊量测矢量对导航状态估计精度的影响,即当量测矢量 $\mathbf{Z}$ 与 x 轴或 y 轴近似平行时,进行坐标系旋转实现坐标转换;当量测矢量模值较小时,只进行惯性航位推算,而不进行量测更新,具体处理流程如图6所示。其中,判别量测矢量 $\mathbf{Z}$ 是否为特殊量测矢量的表达式如下:

$$||\mathbf{Z}| - |\Delta x|| < 1 \text{ m 或 } ||\mathbf{Z}| - |\Delta y|| < 1 \text{ m} \quad (59)$$

判别量测矢量 $\mathbf{Z}$ 模值较小的表达式如下:

$$|\mathbf{Z}| < 1 \text{ m} \quad (60)$$

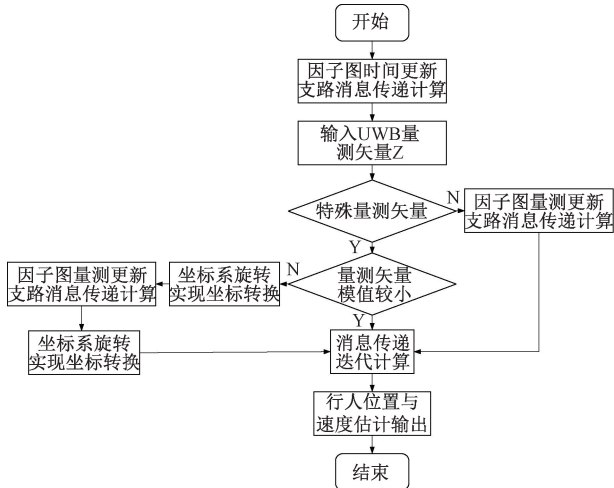


图6 INS/UWB 紧组合定位特殊量测矢量处理流程

Fig. 6 Processing flow of INS/UWB tight integrated localization system with special measurement vector

4 仿真验证及分析

仿真过程中,设置行人初始位置坐标为 $(0 \text{ m}, 0 \text{ m})$,行人速度为常值 1 m/s ,初始方位角为 45° 。为提高系统

可观测性,使待定位行人进行周期性 S 型运动。采样周期为 0.1 s ,仿真时间为 60 s 。设置行人携带的 IMU 陀螺仪漂移为 $1^\circ/\text{h}$,加速度计零偏为 $1 \times 10^{-3} \text{ g}$,UWB 测距噪声方差为 $\sigma_c^2 = (0.1 \text{ m})^2$,UWB 定位噪声方差为 $\sigma_d^2 = (0.1 \text{ m})^2$ 。仿真实验所使用的计算机处理器为 Intel Core i5-11300H。

首先,验证室内正常应用场景下,即待定位行人获得 3 个 UWB 测距信息情况下的 INS/UWB 组合定位算法性能,3 个 UWB 测距信息分别来自于 2 个基站和 1 个行人。其中,基站 1 的位置坐标为 $(50 \text{ m}, 15 \text{ m})$,基站 2 的位置坐标为 $(-5 \text{ m}, 30 \text{ m})$ 。行人 1 初始位置坐标为 $(-5 \text{ m}, 50 \text{ m})$,且同样进行周期性 S 型运动。仿真过程中,将基于 FG 的 INS/UWB 紧组合定位算法与基于常规 KF 的 INS/UWB 松组合算法(以 UWB 定位信息作为量测信息)、基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)以及粒子滤波(particle filter, PF)的 INS/UWB 紧组合算法(以 UWB 测距信息作为量测信息)进行对比仿真分析。仿真实验结果如图 7~9 所示。

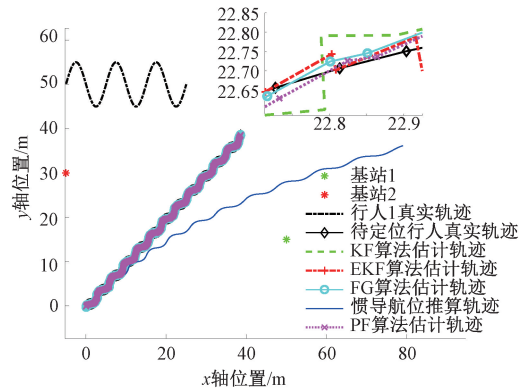


图7 室内正常应用场景行人真实轨迹与不同算法估计轨迹

Fig. 7 True trajectory and estimated trajectory in normal indoor scenes

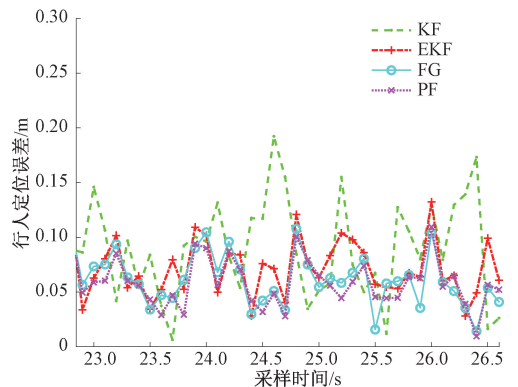


图8 行人定位误差

Fig. 8 Pedestrian positioning error

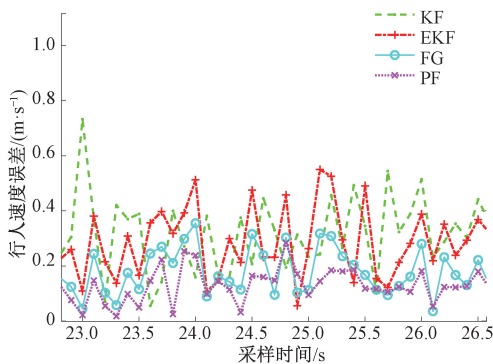


图 9 行人速度误差
Fig. 9 Pedestrian speed error

如图 7 所示,纯惯性航位推算定位误差随时间累积,导致其推算轨迹逐渐偏离行人真实轨迹。在 3 个 UWB 测距量测信息辅助下,基于 KF 的 INS/UWB 位置信息松组合算法与基于 EKF、PF、FG 的 INS/UWB 测距信息紧组合算法都可以较好的跟踪行人真实轨迹。为进一步比较分析各算法对待定位行人位置及速度的估计精度,计算待定位行人定位误差和速度误差如式(61)、(62)所示,并绘制部分误差曲线如图 8~9 所示。4 种算法定位误差和速度误差的均方根误差(root mean square error, RMSE)与运行时间具体统计如表 1 所示。

$$P_k^{\text{error}} = \sqrt{(X_k^{\text{ture}} - \hat{x}_k)^2 + (Y_k^{\text{ture}} - \hat{y}_k)^2} \quad (61)$$

$$V_k^{\text{error}} = \sqrt{(V_{k,x}^{\text{ture}} - \hat{v}_{k,x})^2 + (V_{k,y}^{\text{ture}} - \hat{v}_{k,y})^2} \quad (62)$$

式中: $X_k^{\text{ture}}, Y_k^{\text{ture}}$ 与 $V_{k,x}^{\text{ture}}, V_{k,y}^{\text{ture}}$ 分别为 k 时刻真实位置与真实速度信息; $\hat{x}_k, \hat{y}_k$ 与 $\hat{v}_{k,x}, \hat{v}_{k,y}$ 分别为 k 时刻估计位置与估计速度信息。

如图 8、9 和表 1 所示,紧组合定位算法整体定位精度和速度估计精度均高于基于 KF 的松组合算法,主要原因为紧组合算法在处理非线性问题过程中使用了更多原始 UWB 测距信息作为约束,而不是直接依靠 UWB 单点定位信息^[15]。此外,由于因子图在消息传递时为非线性量测模型进行二阶泰勒展开,相对于只进行一阶泰勒展开的常规 EKF,其非线性截断误差更小,从而使得其定

位精度与速度估计精度较常规 EKF 高。从表 1 可以看出,相对于 KF 和 EKF 算法,基于 FG 的 INS/UWB 紧组合定位算法定位精度分别提高 16.49% 和 14.74%,速度估计精度分别提高 40.74% 和 39.18%。PF 算法是一种基于随机采样策略的滤波方法,通过大量加权粒子可以逼近任意形式的概率密度分布函数,并在量测基础上调节各粒子权重大小和样本位置来近似真实后验概率密度分布。随着粒子数增加到无穷,上述近似误差将趋于 0。因此,PF 无需对状态模型进行高斯和线性化假设,是贝叶斯估计的最佳实现形式。由于其对 UWB 非线性量测模型处理没有任何精度损失,所以其定位精度和速度估计精度在 4 种算法中最高。但是,虽然理论上 PF 算法能够处理任意非线性、非高斯状态估计问题,但其运算量与粒子数成正比。从表 1 可以看出,PF 算法运行时间在 4 种算法中最长,因此其巨大的计算量限制该算法在实际工程中的应用。

表 1 室内正常应用场景不同算法定位误差与速度误差 RMSE 及运行时间

定位算法	定位误差 RMSE/m	速度误差 RMSE/(m·s ⁻¹)	运行 时间/s
基于 KF 的 INS/UWB 位置松组合算法	0.097	0.351	0.220
基于 EKF 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.095	0.342	0.237
基于 FG 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.081	0.208	0.522
基于 PF 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.077	0.145	3.556

为进一步评估 UWB 测距性能对 INS/UWB 紧组合定位算法位置估计精度与速度估计精度的影响,将 UWB 测距噪声方差分别设置为 $\sigma_c^2 = (0.05 \text{ m})^2, \sigma_c^2 = (0.15 \text{ m})^2, \sigma_c^2 = (0.25 \text{ m})^2$ 三个典型值,仿真结果具体统计如表 2 所示。

表 2 UWB 测距噪声方差对 INS/UWB 紧组合定位算法精度的影响

定位算法	$\sigma_c^2 = (0.05 \text{ m})^2$		$\sigma_c^2 = (0.15 \text{ m})^2$		$\sigma_c^2 = (0.25 \text{ m})^2$	
	定位误差	速度误差	定位误差	速度误差	定位误差	速度误差
	RMSE/m	RMSE/(m·s ⁻¹)	RMSE/m	RMSE/(m·s ⁻¹)	RMSE/m	RMSE/(m·s ⁻¹)
基于 EKF 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.053	0.283	0.130	0.377	0.193	0.424
基于 FG 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.047	0.205	0.107	0.210	0.154	0.218
基于 PF 的 INS/UWB 测距紧组合算法	0.043	0.121	0.102	0.158	0.151	0.186

根据表2可知,UWB测距噪声方差对3种INS/UWB紧组合定位算法都有不同程度的影响,整体影响趋势是UWB测距噪声方差越大,位置估计精度与速度估计精度越低。

此外,本文还通过计算克拉美罗界(Cramer Rao lower bound, CRLB)给出未知参数无偏估计的均方误差理论下界^[16],进一步评估不同算法的定位性能,结果如图10所示,具体计算公式如下:

$$CRLB = \{ \text{trace}[J_k^T(\sigma_c^2)^{-1}J_k]N \}^{-1}$$

$$J_k = \begin{bmatrix} \frac{x_k^{\text{true}} - X_k^1}{z_1^{\text{true}}} & \frac{y_k^{\text{true}} - Y_k^1}{z_1^{\text{true}}} \\ \frac{x_k^{\text{true}} - X_k^2}{z_2^{\text{true}}} & \frac{y_k^{\text{true}} - Y_k^2}{z_2^{\text{true}}} \\ \frac{x_k^{\text{true}} - X_k^3}{z_3^{\text{true}}} & \frac{y_k^{\text{true}} - Y_k^3}{z_3^{\text{true}}} \end{bmatrix}$$

式中: x_k^{true} 与 y_k^{true} 分别为 k 时刻行人在导航坐标系 x 轴与 y 轴真实位置信息, $z_1^{\text{true}}, z_2^{\text{true}}, z_3^{\text{true}}$ 分别为 k 时刻行人和基站1、基站2以及行人1的真实距离信息, $N=3$ 为UWB量测信息数。

如图10所示,3种算法的均方误差(mean square error, MSE)均在CRLB之上,本文所提出的因子图算法性能介于EKF和PF算法之间。此外,随着UWB测距噪声方差变大,3种算法的MSE以及CRLB逐渐升高,行人定位精度下降,与表2所示仿真结果分析结论一致。

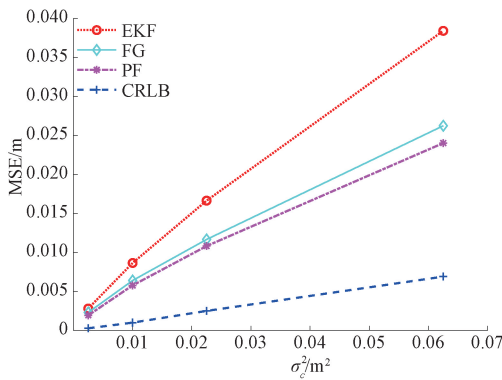


图10 不同测距噪声情况下3种算法的MSE以及CRLB

Fig. 10 MSE and CRLB of the three algorithms under different UWB ranging noise variance

进一步,验证室内复杂应用场景下,即待定位行人获得UWB测距信息数量不确定情况下INS/UWB紧组合定位算法性能。仿真过程中,UWB测距噪声方差为 $\sigma_c^2 = (0.1 \text{ m})^2$ 。为模拟复杂应用场景,设置0~40 s待定位行人可以接收来自于2个行人和1个基站的UWB测距信息(即行人2、3和基站3),40~60 s待定位行人可以接收5个UWB测距信息,分别来自于2个行人和3个基站

(即行人2、3和基站3、4、5)。其中,基站3的位置坐标为(19 m, 19.5 m),基站4的位置坐标为(60 m, 40 m),基站5的位置坐标为(20 m, 50 m)。行人2初始位置坐标为(10 m, -25 m),行人3初始位置坐标为(-5 m, 40 m),且两行人均进行周期性S型运动。另外,为模拟特殊量测量情况,设置第30 s左右待定位行人与基站3相距较近。

除与基于常规EKF及PF的INS/UWB紧组合定位算法进行对比仿真分析以外,为解决复杂应用场景下量测信息数量动态变化的问题,同时将本文提出的FG算法、基于坐标变换改进的FG(IFG)算法与基于变结构多模型的EKF及PF算法进行对比仿真分析。仿真结果如图11~13所示,各算法定位误差和速度误差的RMSE、运行时间以及内存消耗具体统计如表3所示。

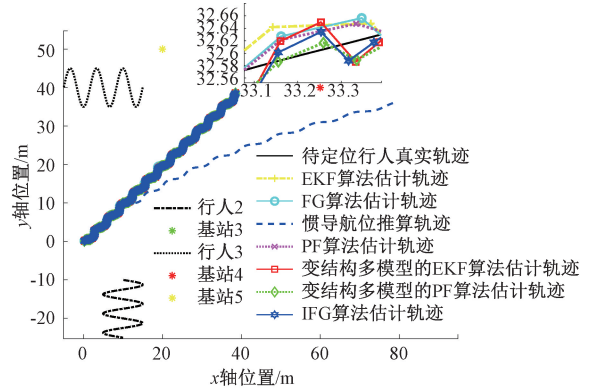


图11 室内复杂应用场景行人真实轨迹与不同算法估计轨迹

Fig. 11 True trajectory and estimated trajectory in complex indoor scenes

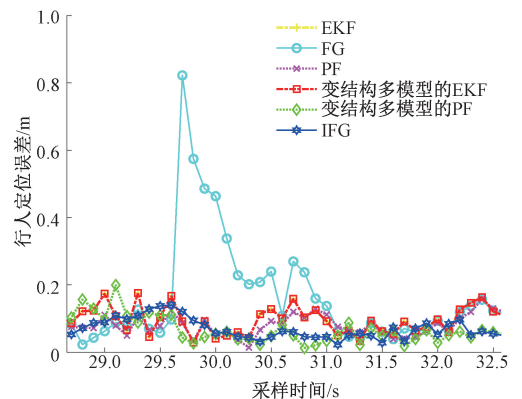


图12 复杂应用场景行人定位误差

Fig. 12 Pedestrian positioning error in complex indoor scenes

根据图11~13与表3可知,常规EKF与PF在0~40 s与因子图一样可以基于3个UWB测距信息进行量测更新。但是,常规EKF一阶泰勒展开截断误差导致其

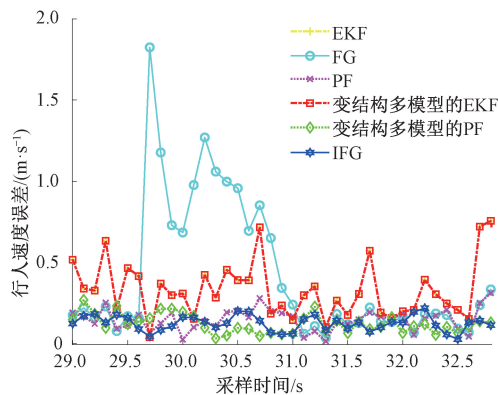


图 13 复杂应用场景行人速度误差

Fig. 13 Pedestrian speed error in complex indoor scenes

表 3 室内复杂应用场景不同算法定位误差与速度误差 RMSE 及运行时间与内存消耗

Table 3 RMSE of positioning error and speed error, run time and memory consumption of different algorithms in complex indoor scenes

定位算法	定位误差 RMSE/m	速度误差 RMSE /($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	运行 时间/s	内存消 耗/KB
常规 EKF	0.094	0.346	0.243	1.25
常规 PF	0.076	0.150	3.550	1.83
变结构多模型 EKF	0.087	0.335	0.371	2.80
变结构多模型 PF	0.071	0.144	3.724	3.93
FG	0.173	0.590	0.543	2.10
IFG	0.074	0.146	0.557	2.17

位置与速度估计精度低于 IFG 算法。基于常规 PF 的 INS/UWB 测距紧组合算法定位精度虽然较高,但其计算量过大;在 40~60 s,由于常规 EKF 与 PF 滤波结构固定,导致其只能有效融合 3 个 UWB 量测信息,因此其位置与速度估计精度低于 IFG 算法。

虽然基于变结构多模型的 EKF 算法可以根据动态变化的 UWB 测距信息切换不同量测模型,从而持续进行量测更新,但与常规 EKF 一样,由于其一阶泰勒展开截断误差导致其估计精度仍低于 IFG 算法。根据表 3 也可以看出,虽然基于变结构多模型的 EKF 算法定位精度与速度估计精度较常规 EKF 可以分别提高 7.45% 与 3.18%,但其定位精度与速度估计精度仍低于 IFG 算法 14.94% 与 56.42%。基于变结构多模型的 PF 算法在几种算法中具有最高的定位精度与速度估计精度,但与常规 PF 一样存在计算量过大的局限性,同时由于需要预设多个量测模型并在其中切换,导致其内存消耗也较大,所以不适于实际工程应用。

除此之外,如图 12、13 可以看出,在第 30 s 左右由于 UWB 量测矢量模较小,基于 FG 的 INS/UWB 紧组合定位算法出现明显跳变性误差,而基于坐标变换改进的 IFG 算法可以有效抑制室内特殊量测矢量下 FG 算法导致的跳变性误差。与 FG 算法相比,IFG 算法定位精度与速度估计精度可以分别提高 57.23% 与 75.25%。需要注意的是,FG 算法定位误差与速度误差 RMSE 较大的原因主要是由于第 30 s 跳变性误差导致。

5 实验验证及分析

为进一步验证本文所提算法的有效性,搭建 INS/UWB 紧组合定位系统硬件平台,进行室内实验验证与分析。

5.1 实验平台搭建

1) 实验设备

本次实验所使用的惯性测量单元是由 ADI 公司生产的紧凑精密 6 自由度惯性传感器 ADIS16445,如图 14 所示。该器件采用 SPI 兼容型串行接口,数据更新率为 330 Hz。内嵌陀螺仪偏置稳定度为 $12^{\circ}/\text{h}$,角度随机游走小于 $0.56^{\circ}/\sqrt{\text{h}}$;加速度计偏置稳定度为 $7.5\times 10^{-5}\text{ g}$,速度随机游走小于 $0.073\text{ m/sec}/\sqrt{\text{h}}$ 。实验中所采用的 UWB 设备是由 Decawave 公司开发的 DW1000 定位芯片,如图 15 所示。DW1000 采用标准 MODBUS-RTU 通讯协议,数据更新率为 12 Hz。DW1000 具有较强的抗多径能力、功耗低,测距精度可以达到 0.1 m,实验过程中共使用 1 个 UWB 目标标签与 3 个 UWB 基站标签。

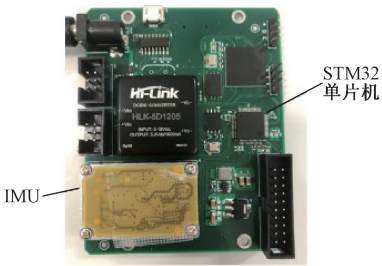


图 14 集成惯性测量单元的数据采集卡

Fig. 14 Data acquisition card including IMU

除上述实验设备以外,实验过程中还需要利用卷尺用于基准轨迹测量。

2) 实验环境

实验场地设在哈尔滨工程大学启航活动中心大厅,选取固定区域如图 16 所示。实验开始之前,分别将 UWB 目标标签和 IMU 固定在行人肩膀位置处。A、B、C 三个基站标签的位置坐标分别为 (0 m, 0 m)、(0 m, 9 m)、(10 m, 0 m),行人初始位置为 (1.1 m, 0.7 m)。实验过

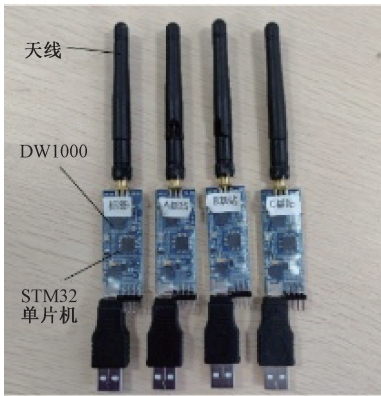


图 15 UWB 设备
Fig. 15 UWB equipment

程中,配备有 IMU 和 UWB 目标标签的行人按照预定轨迹进行匀速直线运动。人为设置在 0~17 s 阶段内 UWB 目标标签只能和 A、B 两个基站进行通讯及测距,17~30 s 阶段内 UWB 目标标签可以和 A、B、C 三个基站进行通信及测距。

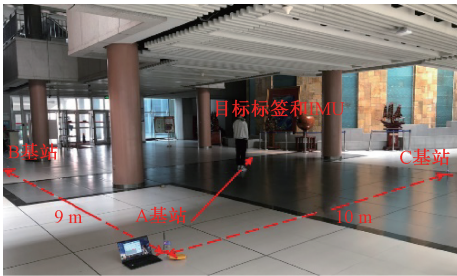


图 16 实验场地
Fig. 16 Experiment site

5.2 实验结果与分析

实际应用多种因素会影响 UWB 测距精度,其主要误差源包括:1)UWB 集成电路到发射天线的天线延迟和接收天线到 UWB 集成电路的天线延迟;2)非视距(non line of sight, NLOS)情况^[17]。本文根据文献[17]提出的 UWB 测距误差补偿方法对采集到的 UWB 原始测距信息进行天线延迟补偿及 NLOS 误差补偿,在此基础上利用误差补偿后的 UWB 测距信息进行数据后处理,实验结果如图 17 所示。

考虑到由于实验条件限制,缺乏速度基准信息以及带有时间标签的位置基准信息,所以只对不同算法估计轨迹与真实轨迹间的不重合误差进行定量评估。具体评估方法为:根据行人真实轨迹斜率将各算法估计轨迹旋转至坐标系 x 轴方向,通过计算旋转后轨迹在 y 轴的投影来衡量不同算法的定位精度。

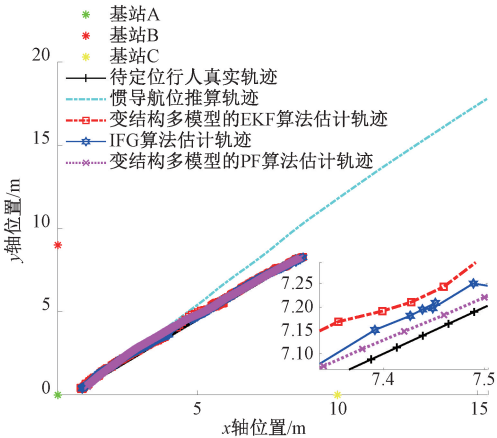


图 17 实验中行人真实轨迹与不同算法估计轨迹
Fig. 17 True trajectory and estimated trajectory in actual experiment by different algorithms

$$\hat{X}_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_k - 1.1 \\ \hat{y}_k - 0.7 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} \cos k_0 & \sin k_0 \\ -\sin k_0 & \cos k_0 \end{bmatrix} \tag{63}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_k^d \\ \hat{y}_k^d \end{bmatrix} = D * \hat{X}_k \tag{64}$$

$$e_k^{\text{error}} = |\hat{y}_k^d| \tag{65}$$

式中: $\hat{x}_k, \hat{y}_k$ 为 k 时刻待定位行人估计位置信息, k_0 为待定位行人真实轨迹斜率。

不同算法估计轨迹与真实轨迹之间的不重合误差如表 4 所示。根据图 17 和表 4 可知,除了惯导航位推算轨迹由于误差快速累积而逐渐偏离真实轨迹以外,基于变结构多模型 EKF、PF 以及 IFG 的 INS/UWB 紧组合定位算法估计出的行人轨迹均可以较好的跟踪上真实轨迹。与变结构多模型 EKF 相比,本文提出的 IFG 算法定位精度可以提高 3.22%。虽然变结构多模型 PF 算法估计精度略高于 IFG 算法,但其较大的计算量与内存消耗不利于在实际工程中应用。

表 4 不同算法真实轨迹与估计轨迹间不重合误差
Table 4 Noncoincidence error between true trajectory and estimated trajectory in actual experiment by different algorithms

定位算法	不重合误差/m
变结构多模型 EKF	0.838
变结构多模型 PF	0.802
IFG	0.811

6 结 论

在室内复杂应用场景下待定位行人获得的 UWB 测距信息数量具有不确定性,为实现惯性解算信息与 UWB 测距信息的有效融合,提出一种基于因子图的 INS/UWB 紧组合定位算法。基于本文构建的 INS/UWB 紧组合因子图模型,利用和积算法通过二次迭代实现因子图模型中各节点间的消息传递,进而对行人位置信息与速度信息的后验概率密度精确计算。最后,针对室内特殊量测矢量条件下因子图算法定位误差跳变问题,提出一种基于坐标变换的因子图改进方法。仿真结果表明,本文提出的 INS/UWB 紧组合定位算法可以有效融合动态随遇接入与退出的 UWB 测距信息。在满足计算量与内存消耗需求的前提下,基于 IFG 的 INS/UWB 紧组合定位算法与变结构多模型 EKF 算法相比,定位精度与速度估计精度分别提高 14.94% 与 56.42%。真实室内实验同样验证了本算法的有效性。

参考文献

- [1] FAN Q, SUN B, AN S, et al. Performance enhancement of MEMS-based INS/UWB integration for indoor navigation applications [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(10): 3116-3130.
- [2] LI M G, ZHU H, YOU S Z, et al. UWB-based localization system aided with inertial sensor for underground coal mine applications [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(12): 6652-6669.
- [3] 邓中亮, 王翰华, 刘京融. 通信导航融合定位技术发展综述[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(2): 15-25.
DENG ZH L, WANG H H, LIU J R. Status and trend of communication-navigation integrated positioning technology[J]. Navigation Positioning & Timing, 2022, 9(2): 15-25.
- [4] 李月. UWB/INS 联合室内定位方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2019.
LI Y. Research on UWB/INS joint indoor positioning method [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019.
- [5] 徐元, 陈熙源. 面向室内行人的 Range-only UWB/INS 紧组合导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2115-2121.
XU Y, CHEN X Y. Range-only UWB/INS tightly-coupled integrated navigation method for indoor pedestrian[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 2115-2121.
- [6] 李倩, 王健成, 尹冬寒, 等. 基于变结构多模型的 SINS/DVL 组合导航算法[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(3): 51-58.
LI Q, WANG J CH, YIN D H, et al. SINS/DVL integrated navigation algorithm based on variable structure multi model [J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8(3): 51-58.
- [7] OLIVEIRA H, DIAS S S, BRUNO M. Cooperative terrain navigation using hybrid gmm/smc message passing on factor graphs [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(5): 3958-3970.
- [8] FAN S, ZHANG Y, YU C, et al. An advanced cooperative positioning algorithm based on improved factor graph and sum-product theory for multiple AUVs [J]. IEEE Access, 2019, 7: 67006-67017.
- [9] KSCHISCHANG F R, FREY B J, LOELIGER H A. Factor graphs and the sum-product algorithm [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(2): 498-519.
- [10] WEN W, BAI X, KAN Y C, et al. Tightly coupled GNSS/INS integration via factor graph and aided by fish-eye camera [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10651-10662.
- [11] 胡悦, 李旭, 徐启敏, 等. 卫星拒止环境下基于因子图的智能车可靠定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 79-86.
HU Y, LI X, XU Q M, et al. Reliable positioning method of intelligent vehicle based on factor map in satellite rejection environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 79-86.
- [12] FAN S, ZHANG Y, HAO Q, et al. Cooperative positioning for Multi-AUVs based on factor graph and maximum correntropy [J]. IEEE Access, 2019, 7: 153327-153337.
- [13] SLA B, GL A, LI W A, et al. SLAM integrated mobile mapping system in complex urban environments [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 166: 316-332.
- [14] 张文超, 魏东岩, 袁洪, 等. 基于惯性递推原理的行人自主定位方法综述及展望[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(3): 109-122.
ZHANG W CH, WEI D Y, YUAN H, et al. Overview

and prospect of pedestrian autonomous positioning methods based on inertial recurrence principle [J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8 (3): 109-122.

- [15] YANG S, HSU L T. Tightly coupled integrated navigation system via factor graph for UAV indoor localization [J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 108: 106370.
- [16] CHENG M, AZIZ M, MATSUMOTO T. Integrated factor graph algorithm for DOA-based geolocation and tracking[J]. IEEE Access, 2020, 8: 49989-49998.
- [17] 李荣冰, 王念曾, 刘建业, 等. 面向相对导航的 UWB 测距误差估计与补偿方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 28-35.
- LI R B, WANG N Z, LIU J Y, et al. UWB ranging error estimation and compensation method for relative navigation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 28-35.

作者简介



李倩(通信作者), 2007 年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2010 年于上海交通大学获得硕士学位, 2014 年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为哈尔滨工程大学副教授, 主要研究方向为惯性导航、组合导航及协同导航。

E-mail: liqianheu@163.com

Li Qian (Corresponding author) received her B.Sc. degree from Harbin Engineering University in 2007, received her M. Sc. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2010, and received her Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2014. She is currently an associate professor at Harbin Engineering University. Her main research interests include inertial navigation, integrated navigation and cooperative navigation.