

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2023.06.012

一种基于图优化的行人协同定位方法

朱建良,王 栋,徐旋孜

(南京理工大学自动化学院 南京 210094)

摘要: 基于手机惯性传感器的行人航位推算方法是行人导航的核心方法之一。然而由于传感器噪声等因素,航位推算获取的位置信息误差往往随着时间发散,通常将航位推算和卫星导航通过卡尔曼滤波构成组合导航系统,利用卫星提供的高精度定位信息补偿航位推算误差。提出一种基于图优化的行人协同定位方法,将状态转移、量测和协同测距信息都作为状态的约束,统一进行优化估计。为验证方法的有效性,分别在卫星信号良好、无卫星环境下进行了实验验证。实验分析结果表明,基于图优化的行人协同定位方法在有卫星信号情况下,都可以有效地提升系统的定位精度。和基于卡尔曼滤波的协同方法相比,最大水平定位误差都减少了30%以上。

关键词: 协同定位;航位推算;图优化

中图分类号: TN96 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

A pedestrian cooperative localization method based on graph optimization

Zhu Jianliang, Wang Dong, Xu Xuanzi

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The pedestrian dead reckoning (PDR) algorithm based on the mobile phone inertial sensors is one of the core methods for pedestrian navigation. However, due to factors such as the sensor noise, the positioning error of dead reckoning accumulates over time, which may lead to the divergence of the pedestrian positioning. To compensate the positioning error and improve the positioning accuracy of the PDR method, the GNSS positioning is generally introduced and combined with the conventional PDR method via the Kalman filter. In this article, a pedestrian collaborative positioning method based on the factor graph optimization is proposed. The state transition, measurements and collaborative ranging information are all used as state constraints. In addition, the optimal estimation is performed uniformly. To evaluate the performance of the method, experiments are implemented in both open-sky area and GNSS denied environment. The experimental analysis results show that the pedestrian collaborative positioning method based on the factor graph optimization can effectively improve the positioning accuracy both in open-sky and GNSS degraded area. Compared with the cooperative method based on Kalman filter, the maximum horizontal positioning error is reduced by more than 30%.

Keywords: collaborative positioning; PDR; graph optimization

0 引言

随着微电子技术的快速发展和革新,更多的微型传感器被嵌入智能手机,比如加速度计、陀螺仪、磁力计等^[1]。随着芯片性能的提升,智能手机已成为人们生活中最常用的导航和定位信息工具,能提供自主、准确、连续、稳定的定位信息^[2]。基于智能手机的导航和定位技术得到了广泛的关注和应用,比如运动软件可以通过智

能手机提供的定位信息计算跑步的距离;智能手机提供的导航和定位信息可以有效帮助行人在商场、机场、医院等场所节约寻找目标所耗费的时间等^[1-2]。目前,智能手机导航系统常用的传感器包含全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)、加速度计、陀螺仪、磁力计、WiFi、蓝牙等^[1-3]。利用多传感器信息可以构建组合导航系统,为行人提供高精度、无缝导航和定位信息,满足各种场景下的应用需求。GNSS通过接收导航卫星信号计算用户位置,在室外空旷的环境下,卫星信号良

好,GNSS 可以提供高精度定位信息。然而在城市复杂环境下,比如高楼林立的市中心、隧道,由于环境的影响导致 GNSS 定位精度下降。具体来讲,在高楼林立的市中心,GNSS 信号不仅收到多路径信号(multipath, MP)和非视距(none-line-of-sight, NLOS)的影响,而且周围的高楼会遮挡部分的卫星信号,导航卫星几何分布变差导致定位精度下降甚至无法定位^[4-5]。在隧道或者室内等场景下,GNSS 信号完全被遮挡,无法提供有效地定位信息^[6]。因此,为了提高智能手机的定位精度,构建多传感器组合导航系统是更可靠的途径。

智能手机通常包含陀螺仪、加速计和磁力计等,可以基于行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)和 GNSS 构建组合导航系统^[7-8]。在 PDR 中,通过加速度计等传感器信息检测行人步态并估计行人步长,然后结合磁力计等信息计算航向,通过步长和航向推算行人位移和位置^[7-8]。然而,由于成本、智能手机体积、功耗等因素的限制,智能手机往往采用低成本、低精度,微电子机械系统(micro electro mechanical systems, MEMS)陀螺仪和加速计,导致 PDR 精度随着行人步行距离快速发散。和 GNSS 的组合可以有效地克服上述缺点。当 GNSS 无法工作时,PDR 可以提供短时高精度定位信息;当 GNSS 工作良好时,GNSS 可以修正 PDR 定位误差。GNSS 和 PDR 的组合形成了更加鲁棒的组合导航系统^[7-8]。为了提升 GNSS/PDR 组合导航系统的性能,国内外学者进行了深入的研究。陈冲等^[9]提出一种基于 GNSS 伪距差分方法的 PDR 步长估计方法,可以利用 GNSS 高精度伪距差分信息修正 PDR 步长估计,提高 PDR 定位精度。夏琳琳^[10]系统地研究了 PDR 步长估计模型、步态识别方法等,构建了一套基于 PDR 的行人导航和定位系统,并在 GNSS 缺失的环境下进行了实验。申崇江等^[11]探索了讲加速度计、陀螺仪等绑在腰间的方案,克服了人在行走时左右摇摆对航向的影响,提高了航向估计的精度。经过不同室内行线路测试,证明了 PDR 定位精度的提升。上述研究从不同角度对提升 GNSS/PDR 组合导航系统的精度进行了研究,然而在对 GNSS 的缺失的环境下如何提高 PDR 定位精度并没有深入研究。

为提高 PDR 在 GNSS 缺失环境下的定位精度,Ye 等^[12]提出了 Beacon 定位信息和 PDR 构建组合导航系统;当 GNSS 不可用时间,Beacon 和 PDR 构成的组合导航系统依然可以在城市峡谷环境下提供一定精度的导航定位信息。Guo 等^[13]研究了 UWB 和 PDR 组合导航系统,通过一种重新设计的自适应卡尔曼滤波,显著提高了系统在 UWB 非视距信号环境下的定位精度。除了引入新的无线电导航系统之外,Wang 等^[14]提出磁场匹配辅助 PDR 导航方法,作者设计了一种扩展卡尔曼滤波和粒子滤波相结合的方法来解决传统粒子滤波方法粒子退化的问题,实现无 GNSS 环境下 1~2 m 的定位精度。上述方法通过引入其他的导航信息源和 PDR 构建组合导航系统,进一步提高无 GNSS 环境下的 PDR 的定位精度。然而额外的导航信息源不是所有环境通用的,Beacon 和 UWB 需要提前布置,地磁需要提前构建地磁指纹地图。

本文从协同导航的角度出发,提出一种基于测距信息辅助的行人协同导航系统,并基于因子图优化(factor graph optimization, FGO)算法,构建基于 GNSS/PDR 的多个体协同导航框架,充分利用个体之间的测距联系和个体历史信息之间本质关联性,进行大规模整体优化,提高导航和定位精度。本文工作如下:

1) 提出一种基于测距信息的行人协同导航模型,通过测距信息将个体之间的状态联系起来,并给出了相关模型。

2) 提出利用图的框架去表示协同导航系统个体与个体、个体状态与量测信息等之间的关系,基于图论创建了一个协同导航灵活框架,最后充分利用历史信息和个体之间的测距信息有效地对状态进行最优估计,构建了最优估计代价函数,并给出了求解方法。

最后基于智能手机采集实际场景数据,并对结果进行了深入分析,证明了本文提出的协同导航方法的有效性。

1 图优化 GNSS/PDR 组合

PDR 通过航位推算(dead reckoning, DR)技术得到距离和方向信息,行人在从起点到终点的不断迭代中,实现整个路程的导航^[15-16]。本部分首先介绍航位推算算法,给出位置更新过程;然后基于图优化算法,给出 GNSS/PDR 组合导航算法模型。

1.1 航位推算(PDR)

智能手机 PDR 的核心是步长检测、步长估计和航向估计。通常初始位置已知,每个时刻通过估计的步长和航向不停的更新行人位置。假设 k 时刻行人位置为 $\mathbf{L}_k = (x_k, y_k)$,航向角为 ψ_k ,则 $k+1$ 时刻位置 $\mathbf{L}_{k+1} = (x_{k+1}, y_{k+1})$ 可以表示成如下形式:

$$x_{k+1} = x_k + S_{k,k+1} \cdot \cos\psi_k \quad (1)$$

$$y_{k+1} = y_k + S_{k,k+1} \cdot \sin\psi_k \quad (2)$$

其中, $S_{k,k+1}$ 为 k 到 $k+1$ 时刻行人步长。这里采用加速度传感器输出计算步长,三轴加速度计输出表示如式(3)所示。

$$a_k = \sqrt{(a_{x_k}^2 + a_{y_k}^2 + a_{z_k}^2)} \quad (3)$$

其中,变量 a_{x_k} 、 a_{y_k} 和 a_{z_k} 为三轴加速度计传感器输出。基于加速度计输出的步长估计模型如式(4)所示。

$$S_{k,k+1} = \beta \cdot [\max(a_k) - \min(a_k)]^{\frac{1}{4}} \quad (4)$$

其中, β 为一个常值参数, 通常在 $0 \sim 1$ 之间。从式(1)中可以看出, 航向和步长精度是影响 PDR 精度的关键因素。

1.2 卡尔曼滤波-GNSS/PDR 组合导航

由于传感器噪声等因素, PDR 位置误差通常随着发散。和 GNSS 构成组合导航系统可以抑制 PDR 位置误差; 同时当 GNSS 拒止时, PDR 可以提供位置信息。通常采用卡尔曼滤波作为数据融合算法, 状态方程如式(5)所示。

$$\Delta \mathbf{L}_{k+1} = \Phi_{k,k+1} \times \Delta \mathbf{L}_k + \mathbf{w}_{k+1} \quad (5)$$

其中, $\Delta \mathbf{L}_{k+1}$ 和 $\Delta \mathbf{L}_k$ 为状态向量, 其中 $\Delta \mathbf{L}_{k+1}$ 为 k 到 $k+1$ 时刻的行人位置变化量, $\Delta \mathbf{L}_k$ 为 $k-1$ 到 k 时刻的行人位置变化量, $\mathbf{w}_{k+1}$ 为状态噪声向量, $\Phi_{k,k+1}$ 为状态转移矩阵, 具体形式如式(6)所示。

$$\Phi_{k,k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

量测矩阵如下:

$$\mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{L}_{k+1}^{\text{GNSS}} - \mathbf{L}_{k+1}^{\text{GNSS}} = \mathbf{H}_{k+1} \times \Delta \mathbf{L}_{k+1} + \mathbf{v}_{k+1} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{H}_{k+1}$ 为量测方程观测矩阵, $\mathbf{v}_{k+1}$ 为量测噪声向量。

卡尔曼滤波状态预测过程如下:

$$\Delta \mathbf{L}_{k+1}^- = \Phi_{k,k+1} \times \Delta \mathbf{L}_k \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \Phi_{k,k+1} \times \mathbf{P}_k \times (\Phi_{k,k+1})^T + (\mathbf{Q}_w)_{k+1} \quad (9)$$

其中, $\Delta \mathbf{L}_{k+1}^-$ 表示预测的状态, $\mathbf{P}_{k+1}^-$ 表示预测的误差协方差矩阵, $\mathbf{Q}_w$ 表示状态预测噪声方差矩阵。状态更新过程如下:

$$\Delta \hat{\mathbf{L}}_{k+1} = \Delta \mathbf{L}_{k+1}^- + \mathbf{G}_{k+1} \times (\mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \times \Delta \mathbf{L}_{k+1}^-) \quad (10)$$

$$\mathbf{G}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^- \times (\mathbf{H}_{k+1})^T \times [\mathbf{H}_{k+1} \times \mathbf{P}_{k+1}^- \times (\mathbf{H}_{k+1})^T + \mathbf{R}_{k+1}]^{-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I}_{2 \times 2} - \mathbf{G}_{k+1} \times \mathbf{H}_{k+1}) \times \mathbf{P}_{k+1}^- \quad (12)$$

其中, $\mathbf{G}_{k+1}$ 为卡尔曼滤波增益, $\mathbf{R}_{k+1}$ 为量测噪声方差矩阵, $\mathbf{I}_{2 \times 2}$ 为单位矩阵。

1.3 因子图算法-GNSS/PDR 组合导航

图优化 GNSS/PDR 组合导航原理如图 1 所示, PDR 状态转移方程可以看作状态之间的约束和联系, 对应的 GNSS 信息也是一种对状态的约束。因此, 在 GNSS/PDR 组合导航系统中, 最优状态的估计可以转化为最小化所有约束的代价函数。代价函数如下:

$$\|\delta_{k+1}^{\text{PDR}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{PDR}}}^2 = \left\| \mathbf{L}_{k+1} - \left(\mathbf{L}_k + \begin{bmatrix} S_{k,k+1} \cdot \cos(\alpha_k) \\ S_{k,k+1} \cdot \sin(\alpha_k) \end{bmatrix} \right) \right\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{PDR}}}^2 \quad (13)$$

$$\|\delta_{k+1}^{\text{GNSS}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{GNSS}}}^2 = \|\mathbf{L}_{k+1} - \mathbf{L}_{k+1}^{\text{GNSS}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{GNSS}}}^2 \quad (14)$$

其中, $\delta_{k+1}^{\text{PDR}}$ 为状态转移代价函数, $\delta_{k+1}^{\text{GNSS}}$ 为 GNSS 量测代价函数, $\mathbf{a}_{k+1}^{\text{PDR}}$ 和 $\mathbf{a}_{k+1}^{\text{GNSS}}$ 为对应的协方差矩阵。位置的

最优估计表示如式(15)所示。

$$\mathbf{L}_{k+1}^* = \operatorname{argmin}(\|\delta_{k+1}^{\text{PDR}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{PDR}}}^2 + \|\delta_{k+1}^{\text{GNSS}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{GNSS}}}^2) \quad (15)$$

根据式(1)~(2)可知, 状态之间是相互联系的。将过去的所有状态作为未知量构架整体优化代价函数可以获得最优的结果。假设 $\mathbf{L} = (\mathbf{L}_1, \mathbf{L}_2, \dots, \mathbf{L}_{k+1})$, 状态的最优估计如下:

$$\mathbf{L}^* = (\mathbf{L}_1^*, \mathbf{L}_2^*, \dots, \mathbf{L}_{k+1}^*) =$$

$$\operatorname{argmin} \left(\sum_{i=1}^k (\|\delta_{k+1}^{\text{PDR}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{PDR}}}^2 + \|\delta_{k+1}^{\text{GNSS}}\|_{\mathbf{a}_{k+1}^{\text{GNSS}}}^2) \right) \quad (16)$$

基于式(16), 通过高斯牛顿或者列克夸尔文算法等可以通过最小化式(16)表示的整体代价函数获取状态的最优估计。从式(8)可以看出, 整体迭代优化充分利用了状态之间的历史联系, 同时对于非线性模型也能通过迭代获得最优估计^[17-18]。

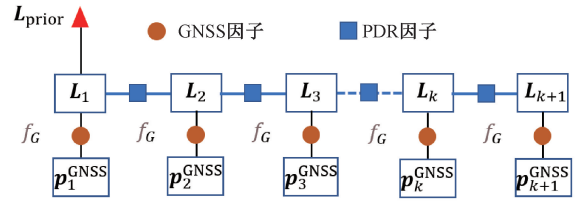


图 1 图优化 GNSS/PDR 组合导航原理

Fig. 1 Schematic of factor graph optimization based GNSS/PDR integration

2 基于图优化的协同导航

2.1 基于测距信息的协同导航原理

对于单个智能手机, 通过式(16)建立的代价函数可以获取基于自身传感器信息的状态最优估计。然后, 智能手机通常内嵌有蓝牙、WiFi 等通信芯片, 可以非常方便的进行相互之间的通信。同时, 可以通过蓝牙等互连来获取相互之间的测距信息, 这为基于智能手机的协同导航创造了条件。图 2 为假设的 3 个个体情况下的协同导航系统示意图, 不同个体之间通过相互通信可以获取它们之间的测距信息。个体之间的状态通过测距信息相互联系在一起, 这样处于定位精度良好的环境下的个体可以通过测距信息辅助定位精度差的个体, 实现整体定位精度的提升。同时当 GNSS 都缺失时, 通过相互之间的测距信息构建的约束关系, 对所有个体的状态进行整体估计和优化, 有利于提高整体的定位精度, 抑制误差发散。

2.2 协同 GNSS/PDR 组合原理

图 3 给出了两个个体时各个因子之间的联系。由图 3 可知, 除了个体自身历史信息 and 量测信息之间的联系, 不同个体的状态之间通过测距因子相联系。因此在构建代价时, 需要增加对应的测距因子相关的代价函数。



图2 测距信息辅助协同导航示意图

Fig. 2 Distance information aided cooperative navigation

为了更加全面的阐述协同导航的代价函数实例,这里假设有3个个体构建代价函数模型。相对于式(15),增加了个体之间的测距信息约束,整体代价函数如下:

$$L^* = \arg \min \{A + B\} \quad (17)$$

其中, L^* 为个体的状态; A 为自身的状态和量测代价函数, B 为测距信息相关的代价函数, 具体形式如下:

$$A = \sum_{j=1}^3 \left(\sum_{i=1}^k \left(\|\delta_{j,i+1}^{\text{PDR}}\|^2_{\Omega_{j,i+1}^{\text{PDR}}} + \|\delta_{j,i+1}^{\text{GNSS}}\|^2_{\Omega_{j,i+1}^{\text{GNSS}}} \right) \right) \quad (18)$$

$$B = \sum_{i=1}^{k+1} \left(\|d_i^{12}\|^2_{\Omega_i^D} \right) + \sum_{i=1}^{k+1} \left(\|d_i^{13}\|^2_{\Omega_i^D} \right) + \sum_{i=1}^{k+1} \left(\|d_i^{23}\|^2_{\Omega_i^D} \right) \quad (19)$$

$$\|\delta_{j,i+1}^{\text{PDR}}\|^2_{\Omega_{j,i+1}^{\text{PDR}}} = \left\| \mathbf{L}_{j,k+1} - \left(\mathbf{L}_{j,k} + \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{k,k+1}^j \cdot \cos(\alpha_k^j) \\ \mathbf{S}_{k,k+1}^j \cdot \sin(\alpha_k^j) \end{bmatrix} \right) \right\|_{\Omega_{j,i+1}^{\text{PDR}}}^2 \quad (20)$$

$$\|\delta_{j,i+1}^{\text{GNSS}}\|^2_{\Omega_{j,i+1}^{\text{GNSS}}} = \|\mathbf{L}_{j,k+1} - \mathbf{L}_{j,k+1}^{\text{GNSS}}\|_{\Omega_{j,i+1}^{\text{GNSS}}}^2 \quad (21)$$

Ω_i^D 为距离的残差的协方差, d_i^{12} 、 d_i^{13} 和 d_i^{23} 为协同测距代价函数, 具体形式如下:

$$d_i^{12} = \|\mathbf{L}_{1,i} - \mathbf{L}_{2,i}\| \quad (22)$$

$$d_i^{13} = \|\mathbf{L}_{1,i} - \mathbf{L}_{3,i}\| \quad (23)$$

$$d_i^{23} = \|\mathbf{L}_{2,i} - \mathbf{L}_{3,i}\| \quad (24)$$

类似地, 可以通过高斯牛顿或者列克夸尔文算法等可以通过最小化上述整体代价函数获取状态的最优估计。

2.3 代价函数求解

如式(17)~(24)所示, 状态的最优估计最终通过求解代价函数获得。这里采用迭代估计的方法。为了更好的描述求解的过程, 这里将代价函数描述成通用形式, 具体如下:

$$F(\mathbf{L}) = [\mathbf{F}_k \times \mathbf{\Sigma} \times (\mathbf{F}_k)^T] \quad (25)$$

其中, $\mathbf{F}_k$ 表示误差函数, $\mathbf{\Sigma}$ 表示误差的方差矩阵逆矩阵。根据泰勒公式, 将式(25)在 $\tilde{\mathbf{L}}$ 进行展开, 可以写成如下形式:

$$\mathbf{F}_k(\tilde{\mathbf{L}} + \Delta\mathbf{L}) \cong \mathbf{F}_k + \mathbf{A}_k \times \Delta\mathbf{L} \quad (26)$$

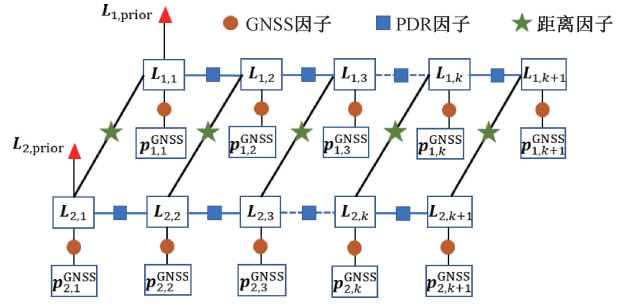


图3 协同 GNSS/PDR 组合原理图

Fig. 3 Cooperative GNSS/PDR integration

进一步展开如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_k(\tilde{\mathbf{L}} + \Delta\mathbf{L}) &= \mathbf{F}_k(\tilde{\mathbf{L}} + \Delta\mathbf{L}) \times \mathbf{\Sigma} \times (\mathbf{F}_k(\tilde{\mathbf{L}} + \Delta\mathbf{L}))^T \cong \\ &= (\mathbf{F}_k + \mathbf{A}_k \times \Delta\mathbf{L}) \times \mathbf{\Sigma} \times (\mathbf{F}_k + \mathbf{A}_k \times \Delta\mathbf{L})^T = \\ &= \mathbf{F}_k \times \mathbf{\Sigma} \times (\mathbf{F}_k)^T + 2\mathbf{F}_k \times \mathbf{\Sigma} \times \mathbf{A}_k \times \Delta\mathbf{L} + \\ &= \Delta\mathbf{L}^T \times (\mathbf{F}_k)^T \times \mathbf{\Sigma} \times \mathbf{A}_k \times \Delta\mathbf{L} = \\ &= c_k + 2\mathbf{b}_k \times \Delta\mathbf{L} + \Delta\mathbf{L}^T \times \mathbf{a}_k \times \Delta\mathbf{L} \end{aligned} \quad (27)$$

上式展开之后, 对 $\Delta\mathbf{L}$ 进行求导并等于 0, 然后可以得到结果:

$$\mathbf{a} \times \Delta\mathbf{L} = -\mathbf{b} \quad (28)$$

为了保证求解状态过程的数值稳定性, 这里引入一个参数 λ , 新的方程如下:

$$(\mathbf{a} + \lambda \cdot \mathbf{I}) \times \Delta\mathbf{L} = -\mathbf{b} \quad (29)$$

根据上述公式求取的 $\Delta\mathbf{L}$ 更新状态, 过程如下:

$$\tilde{\mathbf{L}} = \tilde{\mathbf{L}} + \Delta\mathbf{L}^* \quad (30)$$

将式(25)~(30)描述的过程进行不停地循环并求取相应的状态修正量, 当循环次数或者估计的状态误差达到设定的条件终止循环过程。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 利用智能手机采集实际场景数据进行处理并对结果进行分析。本实验分为两部分; 1) 当 GNSS 信号良好时, 分析协同 GNSS/PDR 组合导航系统性能, 分析协同测距信息对每个个体的定位精度的提升; 2) 模拟 GNSS 拒止环境, 分析基于测距协同的 PDR 的性能, 分析协同测距信息对 PDR 误差的抑制效果。本实验中采用的手机为华为 Mate 40 Pro 手机, 其 GNSS 芯片支持 GPS、BeiDou、GALILEO 信号, 空旷条件下平均定位误差为 3~5 m。PDR 建立在该手机的 IMU 数据和磁传感器数据基础之上, 航向信息来自于安卓系统输出的航向信息。Mate 40 Pro 手机主要采用 Invensense 的商用级六轴 MEMS 传感器, 不同型号略有差异, 典型指标为: 陀螺仪零偏稳定性 $\pm 1^\circ/\text{s}$, 测量噪声谱密度 $0.004^\circ/\text{S}/\sqrt{\text{Hz}}$, 加速度计零偏稳定性 $\pm 40 \text{ mg}$, 测量噪

声谱密度 $100\text{ }\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$,磁传感器航向精度约 $1^{\circ}\sim 2^{\circ}$ 。采用的 UWB,测距精度小于 10 cm ,通讯距离超过 600 m ,支持从 $3.5\sim 6.5\text{ GHz}$ 的 4 个射频波段。

3.1 GNSS 信号良好实验

首先在 GNSS 信号良好的环境下对本文提出的算法进行验证。实验在一个标准的 400 m 跑道进行,诺瓦泰公司的 SPAN-CPT 后处理结果作为标准计算定位误差。考虑到计算量等因素,这里以 3 个个体为例对算法进行验证。另外,这里采用的测距信息通过半物理仿真得到。具体来讲,测距信息为标准轨迹加上 1 m 高斯白噪声。实际上测距信息完全可以由蓝牙、WiFi、UWB 等信号计算得到。

图 4~6 为 3 个个体水平定位误差结果和误差分布。从图中曲线可以明显看出基于图优化的协同导航算法比基于卡尔曼滤波协同定位误差小。实际 3 个个体的定位结果都得到了提升,因为测距约束的加入。表 1 给出了水平定位误差均值和均方根误差值。对于个体#01,图优化算法水平误差平均值减少了 41.2% ,均方根值减少了 38.2% ;对于个体#02,图优化算法水平误差平均值减少了 38.5% ,均方根值减少了 41.8% ;对于个体#03,同样地,均值减少了 29.2% ,均方根值减少了 36.8% 。

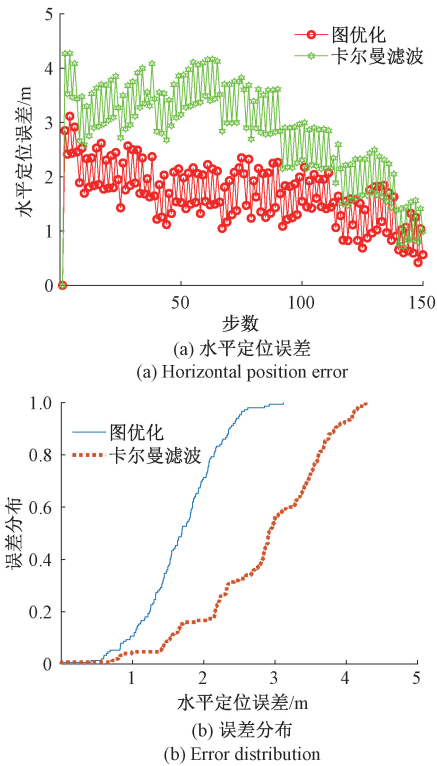


图 4 个体#01 水平位置误差和分布

Fig. 4 Agent#01 position error and distribution

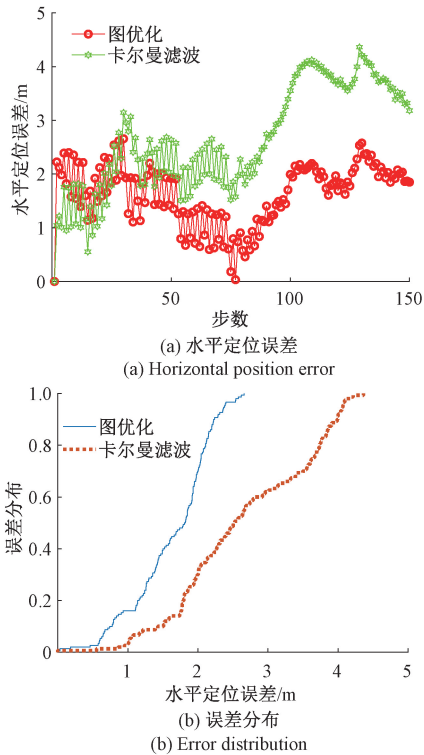


图 5 个体#02 水平位置误差和分布

Fig. 5 Agent#02 position error and distribution

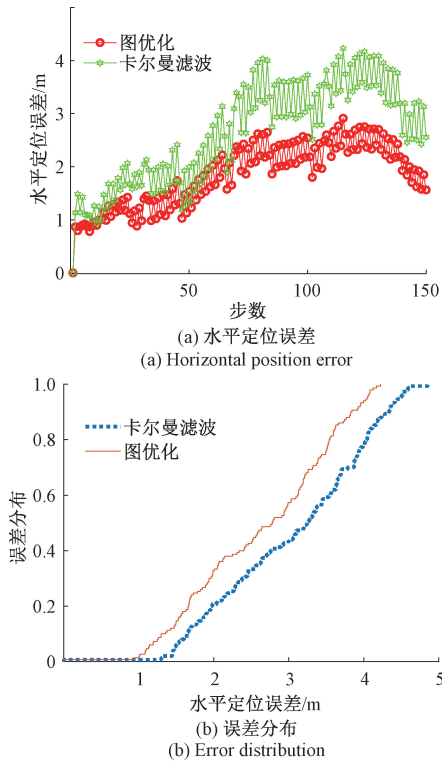


图 6 个体#03 水平位置误差和分布

Fig. 6 Agent#03 position error and distribution

表 1 定位误差统计分析结果

Table 1 Statistic analysis of location error

方法	图优化/m		卡尔曼滤波/m	
	均值误差	均方根误差	均值误差	均方根误差
个体#01	1. 67	0. 55	2. 84	0. 89
个体#02	1. 63	0. 57	2. 65	0. 98
个体#03	1. 84	0. 60	2. 60	0. 95

3.2 GNSS 信号拒止实验

在室内、隧道等 GNSS 拒止环境下,由于传感器噪声、航向误差等因素,PDR 定位误差会迅速发散。因此本部分验证算法在 GNSS 拒止环境下的性能。在 GNSS 拒止环境下,各个个体之间仍然存在测距信息的约束,和 GNSS 良好的环境相比,少了 GNSS 给出的位置约束信息。个体之间的测距约束信息对 PDR 误差具有一定的抑制作用。图 7~9 为 GNSS 拒止环境下水平定位误差和分布结果。从图中可以看出,本文提出的方法可以进一步见较少 PDR 定位误差。表 2 给出了水平定位误差统计分析结果。和基于卡尔曼滤波的协同定位方法相比;对于个体#01,最大水平误差减小了 33. 8%;个体#02 最大水平定位误差减小了 62. 2%;个体#03 最大水平位置误差减少了 64. 2%。

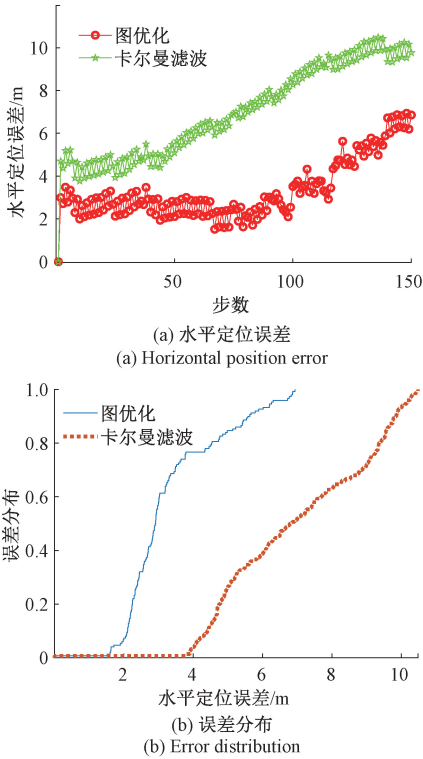


图 7 个体#01 水平位置误差和分布

Fig. 7 Agent#01 position error and distribution

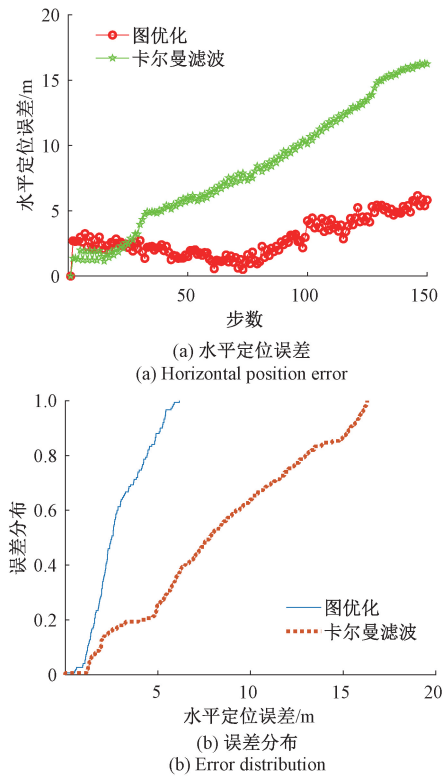


图 8 个体#02 水平位置误差和分布

Fig. 8 Agent#02 position error and distribution

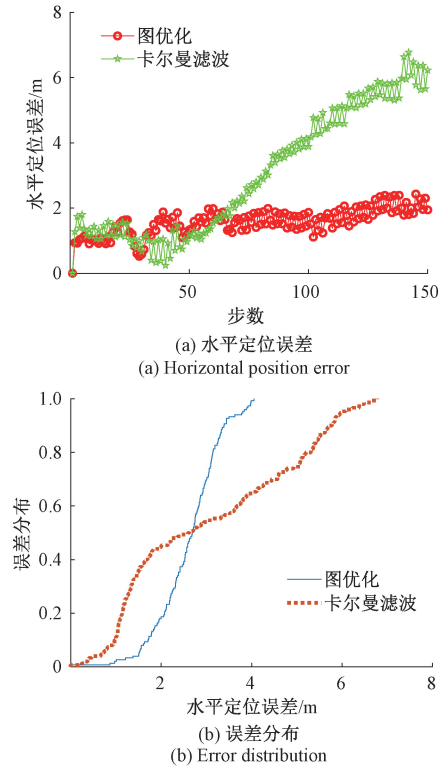


图 9 个体#03 水平位置误差和分布

Fig. 9 Agent#03 position error and distribution

表 2 水平定位误差统计分析结果

Table 2 Statistic analysis of horizontal location error m

方法	图优化		卡尔曼滤波	
	最大值误差	均值误差	最大值误差	均值误差
个体#01	7.30	3.19	14.73	4.71
个体#02	6.16	2.87	16.29	8.30
个体#03	5.67	2.59	10.94	3.76

3.3 基于 UWB 的测距协同导航实验

为了进一步验证算法的有效性,基于智能手机和 UWB 测距信息进行实际场景下协同导航实验,如图 10 所示。采用了 3 个个体。这里为了方便,采用 UWB 传感器获得相互之间的测距信息。实验场景如图 10 所示,本文在南京理工大学操场进行了验证实验,3 个个体初始分布如图所示。个体#01、个体#02 和个体#03 沿着顺时针方向运动,首先 3 个个体都往前直走,然后当个体#1 和个体#02 转弯时,个体#03 朝着出发点往回走。

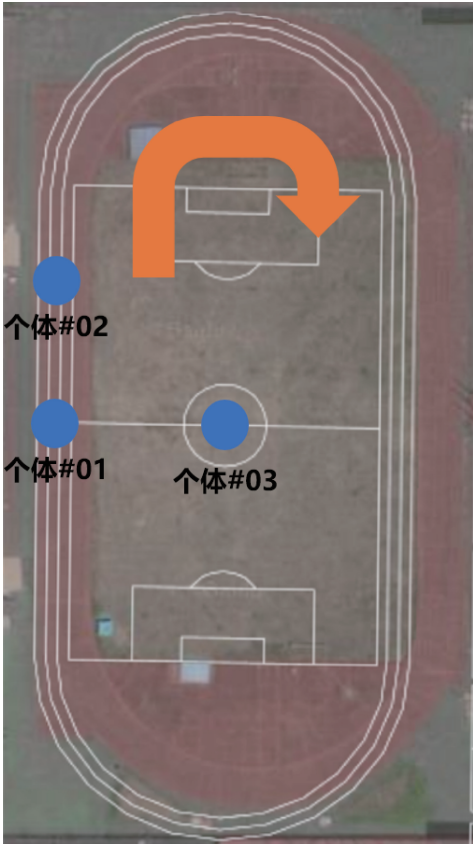


图 10 协同导航实验示意图

Fig. 10 Schematic of cooperative navigation experiment

图 11~13 为 GNSS 良好环境下的基于测距信息协同的 3 个个体误差曲线和误差分布结果,并将图优化方法和卡尔曼滤波方法进行了对比。表 3 进一步给出了水平定位误差统计分析结果。和基于卡尔曼滤波的协同

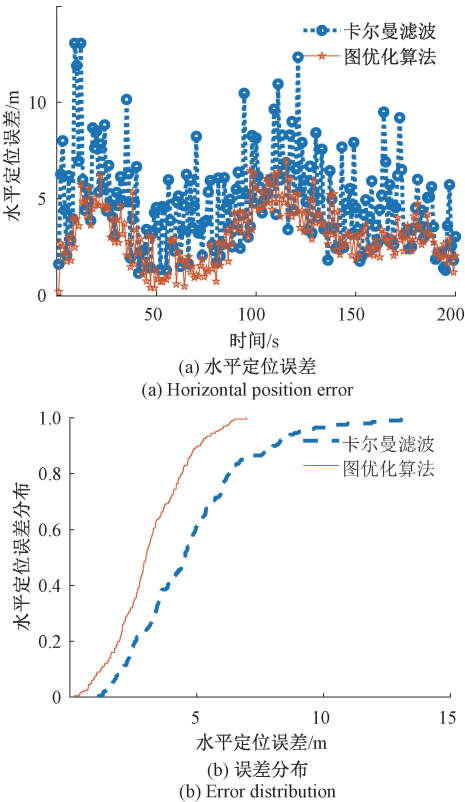


图 11 个体#01 水平位置误差和分布

Fig. 11 Agent#01 position error and distribution

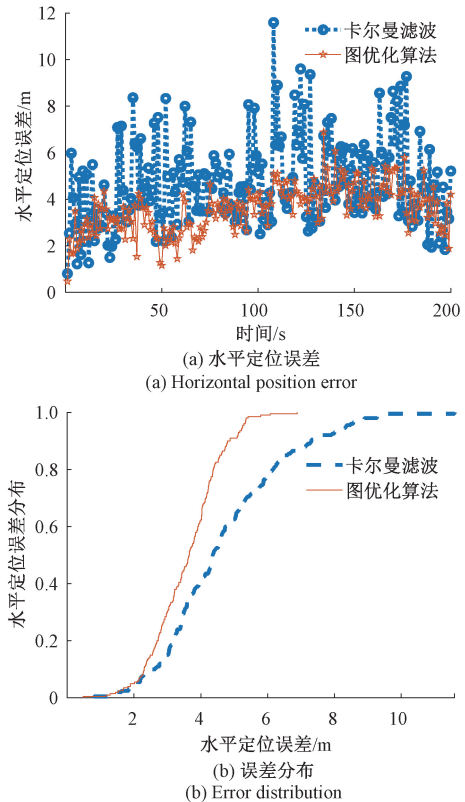


图 12 个体#02 水平位置误差和分布

Fig. 12 Agent#02 position error and distribution

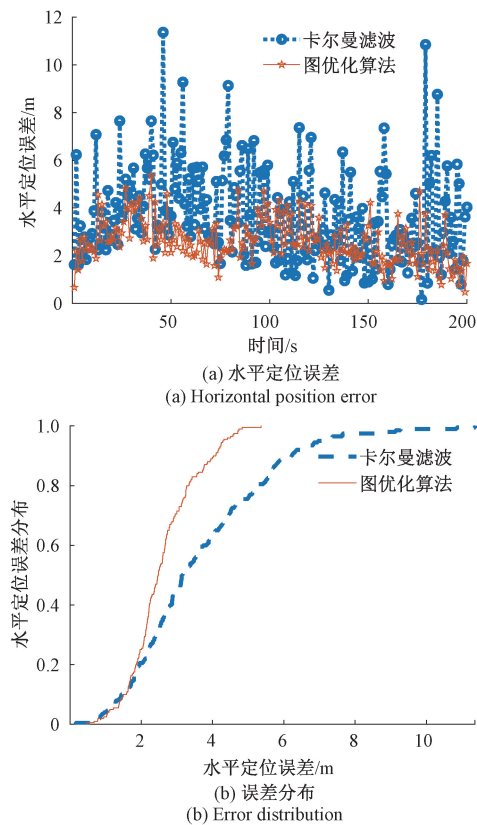


图 13 个体#03 水平位置误差和分布
Fig. 13 Agent#03 position error and distribution

表 3 水平定位误差统计分析结果

方法	图优化		卡尔曼滤波	
	最大值误差	均值误差	最大值误差	均值误差
个体#01	7.16	3.10	11.56	4.63
个体#02	7.70	3.54	11.87	4.97
个体#03	5.74	2.58	9.97	3.54

定位方法相比;对于个体#01,最大水平误差减小了 38.1%,误差平均值减少了 33.0%;个体#02 最大水平定位误差减小了 35.1%,平均误差减少了 28.8%;个体#03 最大水平位置误差减少了 42.4%,平均误差减少了 27.1%。通过对比分析,图优化算法具有更好的效果。主要以下两方面原因:

- 1) 基于测距信息的协同导航模型是非线性的,在卡尔曼滤波算法中,本文对其进行了线性化,模型的线性化可能值导致卡尔曼滤波效果差一些的原因。图优化算法通过不同的迭代求取最优估计,可以有效地克服模型非线性的不利影响。
- 2) 图优化算法充分利用了历史信息,在时间尺度上进行了整体优化,和基于递推方式的卡尔曼滤波相对,虽

然计算量更大,但是效果更好。基于图优化算法的最大误差更小,误差曲线也更平滑,也说明了图优化算法对误差的抑制能力更好。

3.4 讨论、分析和展望

通过半实物仿真和真实场景实验初步验证了协同策略和图优化算法相结合对提升行人定位精度的有效性。文章不足之处如下:

- 1) 从上述模型可以看出,PDR 的关键因素为步长估计和航向估计;对于步长估计,本文采用了一个一个固定参数的模型,事实上不同的身高和运动状态对于步长的估计存在一定的影响,为了提高 PDR 定位精度需要对步长进行进一步研究;另外航向方面,通常采用磁场传感器和 IMU 传感器进行融合估计航向,本文采用的安卓系统自带的航向信息,需要进一步对航向进行研究,提高估计精度。
- 2) 本文采用的图优化算法计算量比卡尔曼滤波大很多,但是其对非线性模型效果更好,急需对如何减少计算量进一步研究,提升其实时性,同时当接入个体达到几十个甚至上百个时,急需对计算复杂度激增问题进行研究。

4 结 论

本文基于图优化算法,提出一种测距信息辅助的 GNSS/PDR 协同导航系统,通过增加个体之间的测距信息,使各个个体状态之间相互联系,并通过整体函数对状态进行最优估计。并通过实际场景实验,证明了协同策略和图优化算法可以有效地提升 GNSS/PDR 组合导航系统的定位精度;并且没有 GNSS 的环境下,也可以有效地抑制 PDR 误差发散,有效地提升无 GNSS 环境下的导航定位性能。

参考文献

[1] REHMAN A, SHAHID H, AFZAL M A, et al. Accurate and direct GNSS/PDR integration using extended Kalman filter for pedestrian smartphone navigation[J]. Gyroscopy and Navigation, 2020, 11: 124-137.

[2] 孙伟,李亚丹,黄恒,等. 基于级联滤波的建筑结构信息/惯导室内定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3):10-16.
SUN W, LI Y D, HUANG H, et al. A location method of building structure information/inertial navigation combination based on the cascade filtering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3):10-16.

[3] PAZIEWSKI J D. Recent advances and perspectives for positioning and applications with smartphone GNSS observations [J]. Measurement Science and Technology,

- 2020, 31(9): 091001.
- [4] MASSARWEH L, FORTUNATO M, GIOIA C. Assessment of real-time multipath detection with android raw GNSS measurements by using a xiaomi mi 8 smartphone[C]. 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), IEEE, 2020.
- [5] GROVES P D, ADJRAD M. Likelihood-based GNSS positioning using LOS/NLOS predictions from 3D mapping and pseudoranges [J]. GPS Solutions, 2017, 21(4):1805-1816.
- [6] HSU L T, GU Y, HUANG Y, et al. Urban pedestrian navigation using smartphone-based dead reckoning and 3D map-aided GNSS[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(5):1281-1293.
- [7] JIANG C, CHEN Y, CHEN C, et al. Implementation and performance analysis of the PDR/GNSS integration on a smartphone[J]. GPS Solutions, 2022, 26(3):1-9.
- [8] JIANG C, CHEN Y, CHEN C, et al. Smartphone PDR/GNSS integration via factor graph optimization for pedestrian navigation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1-12.
- [9] 陈冲,魏盛桃,李隽,等. 基于 GNSS 伪距差分方法的 PDR 步长估计算法[C]. 第十二届中国卫星导航年会论文集, 2021:85-90.
- CHEN CH, WEI SH T, LI J, et al. PDR length size estimation algorithm based on gnss pseudorange difference method [C]. China Satellite Navigation Conference, 2021:85-90.
- [10] 夏琳琳. 基于行人航位推算的行人导航系统算法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- XIA L L. Pedestrian navigation system algorithm research based on dead-reckoning [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- [11] 申崇江,冯成涛,崔莹,等. 穿戴式室内行人航位推算系统研究[C]. 第五届中国卫星导航学术年会, 2014: 44-48.
- SHEN CH J, FENG CH T, CUI Y, et al. Research on wearable indoor pedestrian dead reckoning system[C]. China Satellite Navigation Conference, 2014:44-48.
- [12] YE J, LI Y, LUO H, et al. Hybrid urban canyon pedestrian navigation scheme combined PDR, GNSS and Beacon based on smartphone [J]. Remote Sensing, 2019, 11(18): 2174.
- [13] GUO S, ZHANG Y, GUI X, et al. An improved PDR/UWB integrated system for indoor navigation applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(14), 8046-8061.
- [14] WANG G, WANG X, NIE J, et al. Magnetic-based indoor localization using smartphone via a fusion algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(15): 6477-6485.
- [15] 余志鹏,熊剑,袁卫声,等. 基于秩卡尔曼滤波的室内行人航位推算算法[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(5): 214-220.
- YU ZH P, XIONG J, ZHONG W SH, et al. Indoor pedestrian dead reckoning algorithm based on rank Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(5):214-220.
- [16] CHEN C, ZHU J, BO Y, et al. Pedestrian smartphone navigation based on weighted graph factor optimization utilizing GPS/BDS multi-constellation [J]. Remote Sensing, 2023, 15(10): 2506.
- [17] JIANG C, CHEN Y, XU B, et al. Vector tracking based on factor graph optimization for GNSS NLOS bias estimation and correction[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(17):16209-16221.
- [18] JIANG C, CHEN S, CHEN Y, et al. GNSS vector tracking method using graph optimization [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 68(4):1313-1317.

作者简介



朱建良(通信作者), 2017 年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学副研究员, 主要研究方向为多源导航与数据融合。

E-mail: zjl@njjust.edu.cn

Zhu Jianliang (Corresponding author), received his Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2017. He is currently an associate researcher at Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include multi-source navigation and data fusion.