

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2020.03.017

一种基于移动辅助节点的单兵导航系统协同初始化算法

韩勇强¹, 魏晨晨¹, 孙寿才², 梁俊宇¹, 陈家斌¹

(1. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081;
2. 北京航天发射技术研究所, 北京 100076)

摘要:惯性导航系统凭借其自主性强、隐蔽性好、可靠性高的优势,在单兵作战、反恐救援中发挥越来越重要的作用。针对单兵惯性导航系统精度较低,在长期工作后精度下降严重,需要重新初始化的问题,以单兵与无人平台的协同作业为背景,提出了一种基于移动式辅助节点的单兵导航系统协同快速初始化方法。该方法以目标节点的角增量、位移增量信息与测距信息作为输入,采用粒子滤波技术对单兵导航系统的位置和航向进行协同估计。试验表明,该算法最少仅需1个辅助节点即可实现较好的单兵惯导系统位置和航向初始化。

关键词:单兵导航;协同初始化;粒子滤波;粒子群优化

中图分类号: TP13 文献标志码: A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):
文章编号: 2095-8110(2020)03-0127-07



A Cooperative Initialization Algorithm for Individual Soldier Navigation System Based on Mobile Auxiliary Nodes

HAN Yong-qiang¹, WEI Chen-chen¹, SUN Shou-cai², LIANG Jun-yu¹, CHEN Jia-bin¹

(1. School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Beijing Institute of Space Launch Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: Inertial navigation system plays an increasingly important role in individual combat, anti-terrorism and rescuing with its advantages of autonomy, concealment and reliability. Aiming at the problem of low accuracy of inertial navigation system for individual soldier and the needs of reinitializing due to the serious degrading of accuracy after long-term work in complicated environment, a rapid initialization method of the individual navigation system based on the mobile auxiliary node is proposed for the cooperative operation of the individual soldier and the unmanned platform, in which the incremental information of the target node and range information of auxiliary nodes are used as measurements, and the position and azimuth of the individual soldier navigation system are estimated by using particle filter. The experiment results show that the algorithm can initialize the inertial navigation system for individual soldier with at least one auxiliary node.

Key words: Individual soldier navigation; Collaborative initialization; Particle filter; Particle swarm optimization

收稿日期: 2020-02-10; 修订日期: 2020-03-16

基金项目: 装发“十三五”预先研究项目(41417030103)

作者简介: 韩勇强(1983-), 男, 讲师, 硕士生导师, 主要从事惯性导航、组合导航、多源数据融合等方面研究。

E-mail: hanyongqiang213@163.com

0 引言

网络化和信息化是当代单兵作战的重要发展趋势,高精度和高可靠的单兵定位与导航是实现这一目标的重要保障。目前的单兵导航装备仍以卫星导航为主,但在一些恶劣环境(如城市建筑、地下隧道管网、森林、峡谷等)中,卫星信号会受到干扰甚至丢失,单一的卫星导航系统难以持续提供满足需求的单兵定位服务^[1]。因此,基于微惯性传感器的穿戴式单兵导航技术成为了各国的重要研究方向。但是,单兵惯性导航技术目前也存在着诸多问题,如系统精度低,在长期工作后误差积累严重,需要借助辅助信息进行修正甚至重新初始化。为解决这一问题,本文提出了一种面向单兵惯性导航系统的跨平台多节点协同初始化策略。未来的单兵作战多采用士兵+无人/有人平台协同的模式,大多数无人平台甚至载人平台都装备了全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)^[2]等导航设备。为了提高复杂环境下的定位精度,跨平台协同定位技术应运而生,基于多节点导航信息的协同定位已广泛应用于无人机编队、无人车编队和卫星编队等领域^[3-4]。

现有的协同定位初始化技术有2种主要方式,一种是基于Bluetooth、WiFi、ZigBee、超宽带(Ultra Wideband, UWB)等技术,采用到达角(Angle of Arrival, AOA)、到达时间(Time of Arrival, TOA)和到达时差(Time Difference of Arrival, TDOA)的测距方法,通过三边定位、三角定位法和双曲线定位法等几何模型实现的协同定位^[5]。这种协同定位方法需要至少3个辅助节点和节点间距离信息,虽然可实现对目标节点单兵导航系统的快速定位且精度较高,但其涉及的节点数量较多,成本、计算负载和通信负载较重,实际应用过程中难以保证其正常工作所需的各项条件。

另一种方式不依赖辅助节点的几何分布,而是把目标节点的IMU信息和辅助节点的测距信息深度融合实现的协同定位。对于数据融合技术,目前主要存在2个问题:1)非高斯和非线性条件下的滤波算法以及无初始信息导致的模型不准确问题;2)复杂环境下多节点导航网络动态拓扑及协同信息来源管理。对于协同导航的硬件配置方案,目前常见的有WiFi/IMU、视觉/IMU和UWB/IMU等。由于UWB信号低功耗、对信道衰落(如多径、非视距

等)不敏感、抗干扰能力强、不会对同一环境下的其他设备产生干扰、穿透性较强、定位精度高等优点^[6],本文采用基于UWB测距辅助的单兵惯性导航协同初始化方案^[7-8]。

针对单兵作战过程中惯性导航设备因误差累积、IMU断电重启等原因需要重新初始化的问题,本文提出了一种基于IMU航位推算能力与移动辅助节点测距信息的协同初始化算法,最少仅需要1个移动辅助节点即可实现对单兵惯导航向和位置等信息的初始化。由于粒子分布的任意性,该算法对非线性非高斯模型同样适用。在协同拓扑网络结构中,当有多个移动辅助节点时,采用粒子滤波(Particle Filtering, PF)算法可以进行快速协同定位。因为增加新的传感器时,PF不需要重新建模及线性化,通过自适应识别测距误差较大的辅助节点并剔除,调整权值更新即可实现多对一的协同定位。同样,如果传感器由于信号丢失或传感器故障而无法使用,则系统只需避免添加相关因素,有利于实现辅助节点的动态管理。

1 基本原理

本文通过建立单兵惯性导航系统航位推算误差传播模型,设计粒子群优化粒子滤波器,以辅助节点与单兵节点的欧几里得距离作为参考信息,实现非线性、非高斯噪声条件下的位置和航向快速初始化。

1.1 PF基本原理

PF是贝叶斯滤波的另一种非参数实现,其主要思想是通过从后验获得的一系列随机状态样本来表示后验 $bel(x_t)$ 。在PF中,后验分布的样本被称为粒子,例如 $\chi_t = x_t^{[1]}, x_t^{[2]}, \dots, x_t^{[m]}$,并且每个粒子 $x_t^{[m]} (1 \leq m \leq M)$ 是时间 (t) 处的状态的可能假设。PF的直观感觉是利用一系列粒子 χ_t 来近似置信度 $bel(x_t)$ 。理想情况下,状态包含在粒子集 χ_t 中的概率与贝叶斯滤波的后验成正比 $bel(x_t); x_t^{[m]} \sim p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t})$,其中 u_t 为控制量, z_t 为观测量^[9]。

如图1所示,在 $(t-1)$ 时刻,已知具有正常导航能力的辅助节点2的位置坐标为: $p_2(t-1) = [x_2(t-1), y_2(t-1), \psi(t-1)]^T$;此时位置精度较差或异常的目标节点1的实际坐标为 $p_1^*(t-1) = [x_1^*(t-1), y_1^*(t-1), \psi_1^*(t-1)]^T$ 。利用测距传感器测量得到辅助节点2与目标节点1间的直线距离为 $d_{12}(t-1)$,考虑到测距误差 Δd ,在 $(t=1)$ 时刻确定目标节点 $p_1^*(1)$ 处于以辅助节点 $p_2(1)$ 为中

心、 $d_{12}(1) \pm \Delta d$ 为半径的环形区域内,在此环形区域内随机生成 N 个目标节点 1 可能的位置坐标点 $p_k(1) | k=1,2,\dots,N$, 本文称之为粒子。

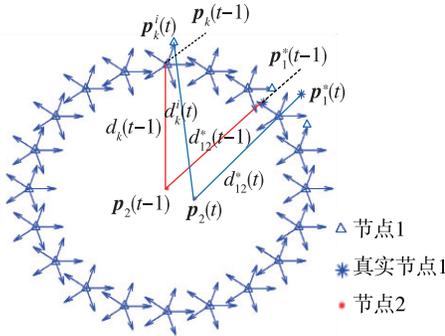


图 1 粒子传播模型

Fig. 1 Particle propagation model

1.2 单兵导航系统相对航位推算原理

本文所提出的快速协同初始化算法是建立在具备相对航位推算能力的单兵惯性导航系统基础之上,采用基于零速修正的行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)算法实现的单兵系统航位推算,具体算法参见文献[10]。如图 2 所示,假设在 $(t-1)$ 时刻士兵的位置为 $(x(t-1), y(t-1), \psi(t-1))^T$, 若下一步沿着角增量为 $\Delta\psi(t-1)$ 的行走方向,行走了 $\Delta L(t-1)$ 的距离到达 (t) 时刻的位置,那么 (t) 时刻的坐标可由式(1)求得^[11]

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + \Delta L(t-1) \cos\psi(t) \\ y(t) = y(t-1) + \Delta L(t-1) \sin\psi(t) \\ \psi(t) = \psi(t-1) + \Delta\psi(t-1) \end{cases} \quad (1)$$

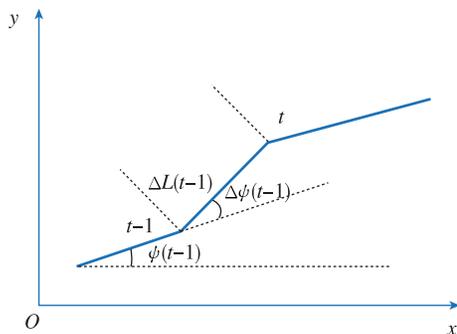


图 2 航位推算模型

Fig. 2 Dead reckoning model

2 系统建模

2.1 系统模型

由粒子传播模型和航位推算原理可知,在不考

虑过程噪声和观测噪声的条件下,系统模型为

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + \Delta L(t-1) \cos\psi(t) \\ y(t) = y(t-1) + \Delta L(t-1) \sin\psi(t) \\ \psi(t) = \psi(t-1) + \Delta\psi(t-1) \\ d(t) = \sqrt{[x(t) - x_1(t)]^2 + [y(t) - y_1(t)]^2} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $x(t)$ 、 $y(t)$ 和 $\psi(t)$ 为系统的状态变量,分别表示目标节点的 x 轴坐标、 y 轴坐标和航向; $d(t)$ 为系统的观测量,表示目标节点与辅助节点之间的距离。

2.2 系统能观性分析

系统的能观性是决定滤波器状态收敛性与估计精度的关键指标,而单兵节点与辅助节点的相对运动关系是决定协同初始化滤波器能观性的主要影响因素。对于离散时变线性系统, Goshen-Meskin 等提出了分段线性定常系统 (Piece Wise Constant System, PWCS) 可观性分析理论^[12]。根据系统运动特征对系统进行适当的时间分段处理,计算每个时间段上的系统可观性矩阵,这样就能够得到系统的总可观性矩阵,从而得到每个时刻的系统状态的可观性。本文采用基于系统可观性矩阵的奇异值分解的可观性分析方法^[13]。

设一组观测值 $d(0), d(1), d(2), \dots, d(k)$, 根据 PCWS 可观性分析理论,动态系统的可观性矩阵为

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}(0) \\ \mathbf{H}(1)\Phi(0) \\ \mathbf{H}(2)\Phi(1)\Phi(0) \\ \vdots \\ \mathbf{H}(k) \prod_{i=0}^{k-1} \Phi(i) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, \mathbf{H} 为系统量测矩阵, Φ 为系统状态转移矩阵。 \mathbf{R}_k 的奇异值分解可表示为

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T \quad (4)$$

式中: $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_k]$ 是 $k \times k$ 维正交矩阵; $\mathbf{V} = [v_1, v_2, v_3]$ 是 3×3 维正交矩阵; $\Sigma = [\mathbf{S}_{3 \times 3}^T, \mathbf{0}_{(k-3) \times 3}^T]^T$ 是 $k \times 3$ 阶矩阵,其中, $\mathbf{S} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$ 是 \mathbf{R}_k 的奇异值与 0 组成的对角矩阵, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > \sigma_{r+1} = \dots = \sigma_n = 0$, 其中, $n = 3$, 大于 0 的 σ_i 为 \mathbf{R}_k 的奇异值。奇异值的大小能够有效地反映系统状态的可观性,奇异值越大,相应的状态可观性越好^[14]。

3 改进的 PF 协同初始化算法

协同定位算法步骤如下:

步骤 1:粒子的产生

将粒子定义为导航状态集合,每个粒子包含水平位置坐标与航向角共 3 个参数。初始粒子集合可利用单兵节点(目标节点)与辅助节点的测距信息生成,具体方法如下

$$\begin{cases} x(0) = [d_{12}(0) + 2\Delta d \times \text{rand}(1, N)] \times \\ \quad \cos[2\pi \times \text{rand}(1, N)] \\ y(0) = [d_{12}(0) + 2\Delta d \times \text{rand}(1, N)] \times \\ \quad \sin[2\pi \times \text{rand}(1, N)] \end{cases} \quad (5)$$

其中, $d_{12}(0)$ 为目标节点与辅助节点间的距离, Δd 为测距传感器精度相关参数, N 为初始坐标点数量, $\text{rand}(1, N)$ 表示 N 维单位随机数向量。给 $(t=0)$ 时刻的每个粒子赋予 M 个方向参数,生成 $N \times M$ 个粒子,第 k 个粒子在初始时刻的初始航向为 $\psi_k(0)$,初始位置为 $(x_k(0), y_k(0))$,给全部粒子进行编号,角标为 k ,则粒子定义见式(6)

$$\hat{\mathbf{p}}_k(0) = \begin{bmatrix} x_k(0) \\ y_k(0) \\ \psi_k(0) \end{bmatrix} \Big|_{k=1,2,\dots,N \times M} \quad (6)$$

步骤 2:粒子的传播

在 (t) 时刻,根据航位推算原理可得每个粒子的坐标如式(7)所示

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{p}}_k(t) &= \begin{bmatrix} x_k(t) \\ y_k(t) \\ \psi_k(t) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x_k(t-1) + \Delta L(t-1) \cos[\psi_k(t-1) + \Delta\psi(t-1)] \\ y_k(t-1) + \Delta L(t-1) \sin[\psi_k(t-1) + \Delta\psi(t-1)] \\ \psi_k(t-1) + \Delta\psi(t-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\hat{\mathbf{p}}_k(t)$ 表示粒子 k 在 (t) 时刻的预测状态; $(x_k(t-1), y_k(t-1))$ 表示粒子 k 在 $(t-1)$ 时刻的水平坐标; $\Delta L_k(t)$ 为粒子 k 在 $(t-1) \sim (t)$ 时刻的位移增量; $\psi_k(t)$ 为粒子 k 在 (t) 时刻的航向角。

步骤 3:建立适应度函数

把粒子群优化算法融合到 PF 采样过程中以减轻粒子贫化问题。首先利用下一时刻的观测值和预测值建立适应度函数 $f_k(t)$ 。在 (t) 时刻,可以通过测距设备测量得到目标节点 1 与辅助节点 2 的距离测量值 $d_{12}(t)$;同时,还可获得 $\hat{\mathbf{p}}_k(t)$ 与 $\mathbf{p}_2(t)$ 之间的距离 $\hat{d}_k(t)$,其中 $\hat{\mathbf{p}}_k(t)$ 由步骤 2 获得,以

$\hat{d}_{1,2}(k)$ 与 $d_{1,2}(k)$ 的偏差作为观测量建立粒子权重更新方程

$$f_k(t) = \exp\left(-\frac{(\hat{d}_k(t) - d_{12}(t))^2}{2\pi\Delta d^2}\right) \quad (8)$$

$$\hat{d}_k(t) = \sqrt{(\hat{x}_k(t) - x_k(t))^2 + (\hat{y}_k(t) - y_k(t))^2} \quad (9)$$

其中, $f_k(t)$ 表示第 k 个粒子的适应度, Δd 表示测距设备误差参数。

步骤 4:基于粒子群优化的采样^[15]

对 $N \times M$ 个粒子基于粒子群优化算法,利用式(10)使得粒子不断地向最优值靠近。当粒子群的适应度大于阈值 ϵ 时,停止粒子群优化。

$$\begin{cases} \mathbf{v}_k(t) = |\text{rand}()|(\mathbf{P}_{\text{pbest}} - \mathbf{p}_k(t)) + \\ \quad |\text{rand}()|(\mathbf{P}_{\text{gbest}} - \mathbf{p}_k(t)) \\ \mathbf{p}_k(t+1) = \mathbf{p}_k(t) + \mathbf{v}_k(t) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{v}_k(t)$ 为第 k 个粒子的速度, $\mathbf{p}_k(t)$ 为其位置; $\mathbf{P}_{\text{pbest}}$ 和 $\mathbf{P}_{\text{gbest}}$ 分别为局部最优值和全局最优值; $\text{rand}()$ 为正的高斯分布的随机数。

步骤 5:粒子权重更新

在 (t) 时刻,可以通过测距设备测量得到目标节点 1 与辅助节点 2 的距离测量值 $d_{12}(t)$;同时,由步骤 4 获得 $\hat{\mathbf{p}}_k(t)$ 与 $\mathbf{p}_2(t)$ 之间的距离 $\hat{d}_k(t)$,以 $\hat{d}_{1,2}(k)$ 与 $d_{1,2}(k)$ 的偏差作为观测量建立粒子权重更新方程

$$w_k(t) = w_k(t-1) \times \exp\left(-\frac{(\hat{d}_k(t) - d_{12}(t))^2}{2\pi\Delta d^2}\right) \quad (11)$$

$$\hat{d}_k(t) = \sqrt{(\hat{x}_k(t) - x_k(t))^2 + (\hat{y}_k(t) - y_k(t))^2} \quad (12)$$

其中, $w_k(t)$ 表示第 k 个粒子的权重。

对粒子权重做归一化处理

$$w_k(t) = w_k(t) / \sum_{i=1}^{N \times M} w_i(t) \quad (13)$$

步骤 6:粒子重采样

PF 在计算过程中常常出现对权值趋于 0 的粒子重复计算,导致计算资源的浪费。为解决这一问题,需要选择和复制权重值较大的粒子,并对粒子集进行重采样

$$\left\{ \mathbf{p}_k(t), \frac{1}{N \times M} \right\}_{i=1}^{N \times M} = \left\{ \mathbf{p}_k(t), w_k(t) \right\}_{i=1}^{N \times M} \quad (14)$$

步骤 7:协同位置估计

(t) 时刻,取权重大的前 m 个粒子,估计当前目标节点的协同定位位置为

$$\tilde{\mathbf{p}}(t) = \sum_{i=1}^m \omega_k \hat{\mathbf{p}}_k(t) \quad (15)$$

当 m 小于某个设定的数量时,则认为协同定位算法完成收敛,用协同定位位置替换目标节点 1 的当前位置, $\mathbf{p}(t) = \tilde{\mathbf{p}}(t)$ 。

步骤 8:定位误差计算

根据以上步骤,可以得到目标节点的估计轨迹,利用式(16)计算出目标节点的估计轨迹与实际轨迹的误差

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{p}(t) - \mathbf{p}^*(t) \quad (16)$$

4 实验与仿真

本文利用单兵惯性导航模块、UWB 测距模块和卫星导航模块等设备,设计了基于 1 个移动辅助节点的单兵惯性导航系统协同快速初始化试验,以验证算法的可行性和有效性。

4.1 实验设置

实验设备包括 1 套单兵导航系统及 1 个辅助导航节点,如图 3 所示。其中单兵导航系统包含 3 个模块,分别是团队自主研发的足绑式导航鞋,选用 Xsens 公司的 MTi-G710 惯性测量装置和 UWB 测距天线,以及差分 GPS(用于记录真实运动轨迹)。



图 3 协同初始化试验场景设置

Fig. 3 Experimental scene for cooperative initialization

辅助导航节点安装于试验越野车上,包含 2 个主要模块:1)基于 DW1000 的 UWB 无线测距单元,测量精度约为 10cm,双向测距精度为 20~30cm,模块间具备实时共享测距信息的能力;2)双天线差分 GPS,用于模拟具备定位能力的有人/无人协同作战平台导航系统。实验时,行人穿着足绑式导航鞋沿图 4 所示轨迹行走,不输入初始航向与位置坐标;通过前期可观性分析可知,当辅助节点(越野车)处于静止状态或与目标节点的运动轨迹具有相对航向不变的特性时,系统不完全可观。综合考虑场地限

制,试验中令越野车沿南向以 3m/s 速度直线行进,并在图 4 中给出了部分越野车行驶路线。试验采取离线处理的方式,验证了第 3 节所述行协同初始化算法(行人导航系统算法可参考文献[12])。

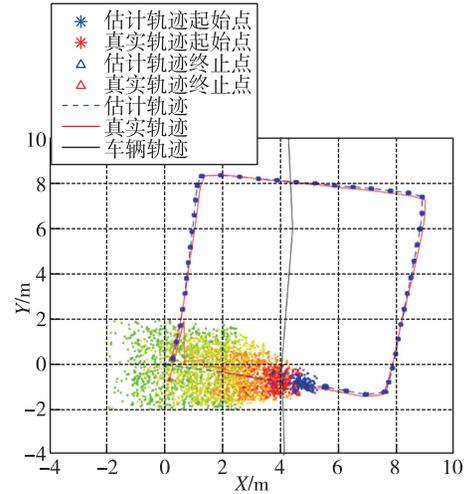


图 4 协同定位轨迹图

Fig. 4 Trajectory tracking of cooperative localization

其中,单兵行进的参考轨迹由差分 GPS 提供,航向基准由初始磁航向结合 GPS 基准坐标标定后的航向提供。

$$\psi_R(0) = \psi_M(0) + \delta\psi \quad (17)$$

其中, $\psi_R(0)$ 表示初始参考航向, $\psi_M(0)$ 表示初始时刻磁传感器提供的航向, $\delta\psi$ 为航向失准角。由航位推算系统轨迹和真实轨迹的相似性^[16]可知,在已知起点与终点标准坐标的条件下,初始航向失准角 $\delta\psi$ 可由式(18)进行计算

$$\delta\psi = a \tan \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0} - a \tan \frac{\hat{y}_1 - \hat{y}_0}{\hat{x}_1 - \hat{x}_0} \quad (18)$$

任意时刻的参考航向为

$$\psi_R(t) = \psi_R(0) + \int_0^t (\omega_{mb}^n(\tau) + \epsilon_U^n) d\tau \quad (19)$$

其中, $\omega_{mb}^n(\tau)$ 表示载体系与导航系的真实相对航向角速度, ϵ_U^n 表示等效天向陀螺零偏。实验选用的陀螺零偏在 $10(^{\circ})/h$ 以内,在短时间内($<60s$)天向陀螺零偏导致的航向漂移约 0.16° ,其影响可以忽略。

4.2 算法验证

4.2.1 非高斯量测噪声下的改进的 PF 协同初始化算法验证

试验模拟了在单兵/无人平台协同作战的过程中,单兵惯性导航系统因故需要重新初始化的场

景。通过前期的仿真分析,协同初始化滤波器在辅助节点处于移动状态且与目标节点存在相对角运动与线运动的条件下完全能观。利用采集的试验数据,根据2.2节算法计算系统能观性矩阵奇异值为4.0586,0.5859,0.1821,具备较好的能观性。由文献[17]可知,PF算法精度与粒子数呈正相关,经过多次实验,综合考虑计算量和定位精度,最终选择的参数为 $N=300, M=360$ 。

在添加非高斯扰动量测噪声的条件下,由图4可以看到,粒子池在行进6m左右即收敛到较小区域,实现了对目标轨迹的准确估计。从图4和图5的仿真结果可以看到,本文提出的协同初始化算法可在单个移动辅助节点条件下实现单兵惯性导航系统的位置和航向快速初始化。

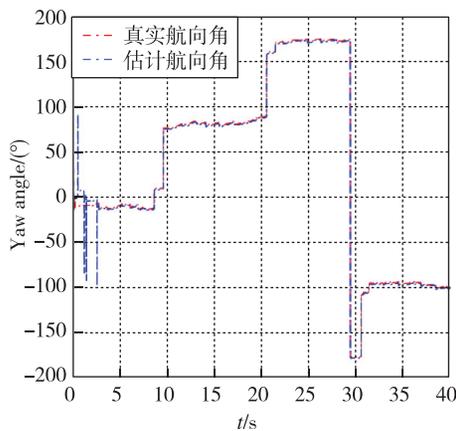


图5 协同定位航向角估计图

Fig. 5 Azimuth estimation of cooperative localization

4.2.2 EKF与改进的PF协同初始化算法效果对比

扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法是解决非线性滤波问题最常用的方法,然而,EKF对滤波器参数较为敏感,在处理噪声强度不确定的系统时往往会出现较大的误差和偏差^[18]。与EKF相比,PF的主要优点是不限制传播和测量模型的形式。由于粒子分布的任意性,PF更适合于任意非线性和非高斯随机系统。尽管PF的计算复杂度相对较大,随着计算机性能的提高和并行计算技术的发展,该缺陷已经得到了较好的克服^[19]。针对本文所述实验条件,分别在非高斯扰动量测噪声下,将EKF与改进的PF算法的定位和定向估计效果进行了对比研究。

由图6和图7可以看出,在高斯量测噪声下,改

进的PF算法和EKF算法的收敛速度和定位精度基本相近;改进的PF算法和EKF算法的位置估计误差与航向估计误差均在2~3s内达到稳定;改进的PF算法在5~40s区间内,航向角误差最大值为 0.6539° ,定位误差最大值为0.2681m,EKF算法航向角最终误差收敛到 0.4928° ,定位误差最终收敛到0.4932m左右。实验中为了模拟UWB模块在复杂环境中的干扰,人工加入了较为显著的非高斯测量噪声,此时PF算法的收敛速度和定位精度基本保持不变;而EKF算法的定位误差较大,航向角精度基本不变,但是在行人行走的最后一个 90° 弯道处定位精度和航向精度明显增大。由此可见,PF算法比EKF算法具备更好的环境适应性与抗干扰能力。

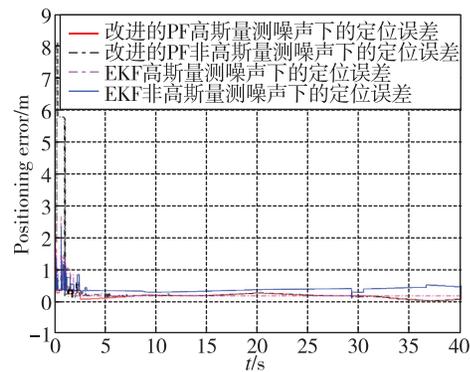


图6 协同定位误差图

Fig. 6 Positioning error of cooperative localization

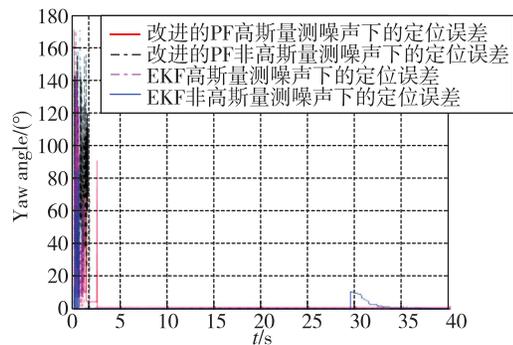


图7 协同定位航向角估计误差图

Fig. 7 Azimuth estimation error of cooperative localization

5 结论

本文提出了一种基于移动辅助节点的单兵导航系统协同初始化算法,该算法以测距传感器获得的目标节点与辅助节点的欧几里得距离作为观测量,在单兵导航系统航位推算模型的基础上,构建了基于粒子群优化的PF算法的协同导航数据融合滤波器,实现

了基于单个移动辅助节点对目标节点粒子的快速位置和航向估计。通过仿真试验,验证了算法的可行性与有效性,与EKF算法的定位精度和航向估计精度相比,优化PF算法具备更优良的性能。

参考文献

- [1] 潘献飞,穆华,胡小平. 单兵自主导航技术发展综述[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(1): 1-11.
Pan Xianfei, Mu Hua, Hu Xiaoping. Overview of the development of individual autonomous navigation technology[J]. Navigation Positioning and Timing, 2018, 5(1): 1-11(in Chinese).
- [2] Groves P D. Principles of GNSS, inertial, and multi sensor integrated navigation systems, [Book review][J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2015, 30(2): 26-27.
- [3] Goemans M X, Skutella M. Cooperative facility location games[J]. Journal of Algorithms, 2004, 50(2): 194-214.
- [4] Petrлік M, Vonásek V, Saska M. Coverage optimization in the cooperative surveillance task using multiple micro aerial vehicles[C]// Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics(SMC). IEEE, 2019: 4373-4380.
- [5] Chang T K, Chen S, Mehta A. Multirobot cooperative localization algorithm with explicit communication and its topology analysis[M]// Robotics Research. Springer, Cham, 2020: 643-659.
- [6] Li X, Wang Y, Khoshelham K. Comparative analysis of robust extended Kalman filter and incremental smoothing for UWB/PDR fusion positioning in NLOS environments[J]. Acta Geodaetica et Geophysica, 2019, 54(2): 157-179.
- [7] Sahinoglu Z. Ultra-wideband positioning systems[M]. Cambridge University Press, 2008.
- [8] Wang Y, Li X. The IMU/UWB fusion positioning algorithm based on a particle filter[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(8): 235.
- [9] Thrun S. Probabilistic robotics[J]. Communications of the ACM, 2002, 45(3): 52-57.
- [10] Tian X, Chen J, Han Y, et al. Pedestrian navigation system using MEMS sensors for heading drift and altitude error correction[J]. Sensor Review, 2017, 37(3): 270-281.
- [11] Bellusci G, Hol J D, Slycke P J. Pedestrian dead reckoning position tracker: U. S. Patent 10508920[P]. 2019-12-17.
- [12] Goshen-Meskin D, Bar-Itzhack I Y. Observability analysis of piece-wise constant systems. I. Theory[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(4): 1056-1067.
- [13] 严涛,王跃钢,杨波,等. SINS/DR组合导航系统可观测性研究[J]. 现代防御技术, 2012, 40(3): 83-87.
Yan Tao, Wang Yuegang, Yang Bo, et al. Observability of SINS/DR integrated navigation system[J]. Modern Defense Technology, 2012, 40(3): 83-87(in Chinese).
- [14] 董进龙,莫波. 典型弹道下的火箭弹 MEMS-INS/GNSS组合导航姿态误差可观性分析[J]. 兵工学报, 2014, 35(6): 850-856.
Dong Jinlong, Mo Bo. Observability analysis of attitude error in MEMS-INS/GNSS integrated navigation of rocket under typical trajectory[J]. Journal of Military Engineering, 2014, 35(6): 850-856(in Chinese).
- [15] Krohling R A. Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm[C]// Proceedings of 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. IEEE, 2004: 372-376.
- [16] 严恭敏,秦永元,杨波. 车载航位推算系统误差补偿技术研究[J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(1): 26-30.
Yan Gongmin, Qin Yongyuan, Yang Bo. On error compensation technology for vehicular dead reckoning (DR) system[J]. Journal of Northwest University of Technology, 2006, 24(1): 26-30(in Chinese).
- [17] Tian M, Bo Y, Chen Z, et al. Multi-target tracking method based on improved firefly algorithm optimized particle filter[J]. Neurocomputing, 2019, 359: 438-448.
- [18] 万莉,刘焰春,皮亦鸣. EKF、UKF、PF目标跟踪性能的比较[J]. 雷达科学与技术, 2007(1): 17-20.
Wan Li, Liu Yanchun, Pi Yiming. Comparison of target tracking performances of EKF, UKF and PF[J]. Radar Science and Technology, 2007(1): 17-20(in Chinese).
- [19] Tong K, Tian S, Li G. Research on performance of dynamic co-location system based on particle filter algorithm[J]. Communications Technology, 2016, 49(2): 163-167.