

## GPS 拒止环境下基于定位置信度的多无人机协同定位方法

史殿习<sup>1,2,3</sup>, 刘聪<sup>1</sup>, 余馥江<sup>2</sup>, 张拥军

### 引用本文

史殿习, 刘聪, 余馥江, 张拥军. GPS 拒止环境下基于定位置信度的多无人机协同定位方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(4): 302-311.

SHI Dian-xi, LIU Cong, SHE Fu-jiang, ZHANG Yong-jun. Cooperation Localization Method Based on Location Confidence of Multi-UAV in GPS-denied Environment[J]. Computer Science, 2022, 49(4): 302-311.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

#### 混沌子载波调制的无人机安全数据链路

Secure Data Link of Unmanned Aerial Vehicle Based on Chaotic Sub-carrier Modulation

计算机科学, 2022, 49(3): 322-328. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200022>

#### 基于深度强化学习的无人机辅助弹性视频多播机制

Deep Reinforcement Learning Based UAV Assisted SVC Video Multicast

计算机科学, 2021, 48(9): 271-277. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000078>

#### 基于深度学习的无人机声音识别算法

UAV Sound Recognition Algorithm Based on Deep Learning

计算机科学, 2021, 48(7): 225-232. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200500091>

#### 基于分簇的拓扑自适应的无人机蜂群 OLSR 路由协议

Cluster-based Topology Adaptive OLSR Protocol for UAV Swarm Network

计算机科学, 2021, 48(6): 268-275. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200500130>

#### 基于区块链的无人机集群安全协作

Security Cooperation of UAV Swarm Based on Blockchain

计算机科学, 2021, 48(11A): 528-532. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201100199>

# GPS 拒止环境下基于定位信度的多无人机协同定位方法

史殿习<sup>1,2,3</sup> 刘 聪<sup>1</sup> 余馥江<sup>2</sup> 张拥军<sup>2</sup>

1 国防科技大学计算机学院 长沙 410073

2 军事科学院国防科技创新研究院 北京 100166

3 天津(滨海)人工智能创新中心 天津 300457

(dxshi@nudt.edu.cn)

**摘 要** GPS 拒止环境下的无人机定位问题是当前亟需研究和解决的一个难点问题。针对无人机集群系统在 GPS 拒止环境下的协同定位问题展开研究,首先,提出了定位置信度的概念,用于量化 GPS 拒止环境下无人机的定位准确程度;其次,提出了一种基于定位置信度的多无人机协同定位方法,该方法在基于持久性激励的相对定位法的基础上,利用定位置信度,自适应地调节协同定位过程中各无人机自主定位所占比重,以提高无人机集群定位的精度;第三,设计了一个用于融合异构传感器数据的扩展卡尔曼滤波器 EKF,可部署于单架无人机上,将协同定位结果融入无人机位姿解算过程中,以提高无人机个体定位的精度;最后,在 ROS 平台上设计实现了一个多无人机协同定位原型系统,并在 Gazebo 仿真环境搭建的多无人机飞行场景中进行验证。结果表明,所提出的协同定位方法不仅能够有效缓解传统惯性导航方法的误差累积问题,而且能够有效提高无人机集群定位的精度。

**关键词:** 定位置信度;无人机;GPS 拒止环境;协同定位;扩展卡尔曼滤波

**中图法分类号** TP391

## Cooperation Localization Method Based on Location Confidence of Multi-UAV in GPS-denied Environment

SHI Dian-xi<sup>1,2,3</sup>, LIU Cong<sup>1</sup>, SHE Fu-jiang<sup>2</sup> and ZHANG Yong-jun<sup>2</sup>

1 School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

2 National Innovation Institute of Defense Technology, Academy of Military Sciences, Beijing 100166, China

3 Tianjin Artificial Intelligence Innovation Center, Tianjin 300457, China

**Abstract** The localization of unmanned aerial vehicle (UAV) in GPS-denied environment is a difficult problem to be studied and solved. In this paper, the cooperative localization (CL) of UAV cluster system in GPS-denied environment is the main research points. Firstly, location confidence (LC) is proposed for the quantification of UAV's localization accuracy in GPS-denied environment. Secondly, a LC-based CL method, which can adaptively adjust the cooperative weight of each UAV through persistent excitation-based relative localization, is proposed to improve the accuracy of UAV cluster localization. Thirdly, a expand kalman filtering (EKF) is designed for UAV attitude calculation, which can be equipped in each UAV and used to fusing multi heterogeneous sensor data and the CL output. Finally, a multi-UAV cooperative localization system is implemented on ROS, and is verified in multi-UAV flight simulation scene of Gazebo. The simulation results show that the LC-based CL method can effectively alleviate the error accumulation of traditional inertial navigation system, and improve the accuracy of UAV cluster localization.

**Keywords** Location confidence, Unmanned aerial vehicle, GPS-denied environment, Cooperative localization, Expand kalman filtering

## 1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)是一种具备自主控制能力的飞行器,可搭载不同载荷、执行多种任务,且能

重复使用。其独有的低成本、低损耗、零伤亡,及高机动性、隐蔽性、灵活性等特点,使其在军事、民用和科学研究等诸多领域得到广泛应用。近年来,随着无人机技术的发展,由多无人机组成的蜂群系统的概念也逐步进入人们视野<sup>[1]</sup>。

到稿日期:2021-02-13 返修日期:2021-08-13

基金项目:国家重点研发计划(2017YFB1001901)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China (2017YFB1001901).

通信作者:张拥军(yjzhang@nudt.edu.cn)

然而,无人机定位问题一直是无人机发展过程中不可忽略的问题,尤其在野外搜救、战场侦查等场景中,来自山间、森林的遮挡以及复杂多变的战场对抗环境干扰,对传统的依赖于全球定位系统(Global Positioning System, GPS)的无人机定位技术提出了挑战<sup>[2-3]</sup>。为应对这一挑战,研究者们提出了不同的解决方案,如图1所示,可以分为依托单架无人机的自主定位法和依托地面锚点或多架无人机的协同定位法(Cooperation Localization, CL)两大类。

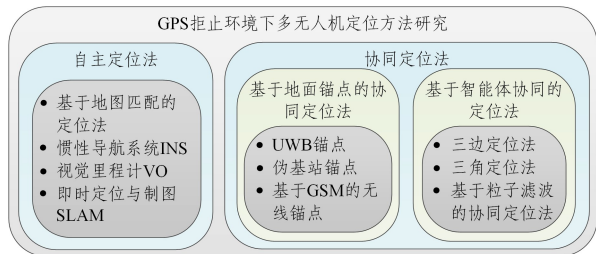


图1 GPS拒止环境下无人机定位的解决方案

Fig.1 Solutions of UAV localization in GPS-denied environment

自主定位法主要包括基于地图匹配的定位法和航位推算技术(Dead Reckoning, DR)。常见的视觉定位技术<sup>[4-5]</sup>和磁定位技术<sup>[6]</sup>等都属于基于地图匹配的定位法,这类方法通过传感器感知周围环境与内置地图进行匹配定位,其时间复杂度和空间复杂度都较高,因此难以在小型无人机上大量部署;而航位推算技术则通过实时估算智能体位移,增量式地进行推算定位,包括惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)<sup>[7]</sup>、视觉里程计(Visual Odometry, VO)<sup>[8]</sup>以及近年来飞速发展的即时定位与制图技术(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)<sup>[9-10]</sup>,可在制图的同时输出定位,但这类算法存在无法消除定位累积误差的问题,随着飞行时间的增加,定位误差累积越加明显,从而严重影响任务的执行效果。

协同定位法主要包括基于地面静态锚点的协同定位方法<sup>[11-14]</sup>和基于其他智能体(Agent)的协同定位方法<sup>[15-17]</sup>,前者需要提前布置具有精确定位的静态锚点作为辅助节点,不适用于野外搜救、战场侦查等大面积的复杂动态场景;后者通常通过多个具备精确定位能力的智能体来协同GPS故障的节点,尽管文献[17]通过粒子滤波(Particle Filter, PF)将所需的协同智能体数量降到了一,但同时带来了大量的算力开销。相似的方法还有文献[18-19]提出的方法,前者通过机器视觉和测距传感器获取无人机与锚点之间的相对关系以进行协同定位,后者测量无人机与GPS可用的无人机之间的到达方向(Direction of Arrival, DOA)以进行协同定位。这类方法都要求协同智能体的GPS可用,并不适用于GPS信号完全阻断的环境。

本文致力于研究无人机集群系统在GPS拒止环境下的协同定位技术。

## 2 相关工作

### 2.1 传统的协同定位法

目前,大部分的无人机协同定位方法,是通过已知定位的

锚点作为辅助节点来协同无人机实现定位。文献[17]提出一种基于自适应蚁群优化粒子滤波器的协同定位方法,其仅需要一个已知精确定位的锚点即可实现集群的协同定位,当具备多个锚点时,可以进一步提高集群定位精度。然而,该方法无法克服对锚点的依赖,限制了无人机集群在高机动、强干扰的GPS拒止环境中的应用。这种依赖锚点进行协同定位的方法不在本文的考虑范围内。

另一方面,有部分研究与本文方法类似,是利用集群内部无人机之间的相互协同作用来提高整个集群的定位精度。文献[20]通过实时测量集群内部无人机之间的相对距离,构建测距多边形,以修正定位多边形,从而提高集群定位精度。然而,该方法的应用存在一定的空间局限性:在二维环境中,多架无人机构建的是多边形,但在三维环境中,多架无人机构建的是多面体,其计算复杂度将随维度增加爆炸式增长,且多面体的存在将使测距多面体出现歧义,因此无法达到定位校正的目的。文献[21]在此基础上,提出利用稳定的三角结构来协同定位,该方法通过测距和测向获得集群内无人机之间的相对定位(Relative Localization, RL),再构建几何三角形,通过法向量计算,分别修正几何三角形中3架无人机的定位结果。然而,该方法只能同时融合最多3架无人机的定位信息,并且当3架无人机处在一条直线上时,稳定的三边结构将不再成立。这类传统的协同定位算法还存在一个共性问题,即都未充分考虑协同定位中个体无人机自身的定位精度,若自身定位不准,则在协同过程中可能会导致定位误差的传递,反而得不偿失。

### 2.2 基于持久性激励的相对定位法

对传统的协同定位法分析可知,协同定位的第一步是获得无人机之间的相对位置关系。本文通过对近年来的相对定位方法的深入研究和分析,发现基于持久性激励的相对定位法<sup>[22]</sup>更适用于各种复杂多变的GPS拒止环境。该方法利用超宽带(Ultra Wide Band, UWB)测距、视觉里程计测速,实时测量集群内无人机之间的相对距离和相对速度,并通过构建的非线性系统来持久性激励相对定位收敛,不依赖任何外部基础设施,也不受无人机的空间分布以及观测角度等方面的限制。由于UWB的高穿透性和抗干扰性,该方法不受植物、墙体等一般遮挡物的限制。具体来说,该方法利用第 $k$ 个时间步测量得到的 $i$ 号无人机和 $j$ 号无人机之间的相对距离 $d_{i,k}^j$ 、相对距离变化率 $\dot{d}_{i,k}^j$ 和相对速度 $v_{i,k}^j$ ,构建一套非线性系统,持久性地激励相对定位 $\hat{X}_{i,k}^j$ 收敛,其迭代公式如式(1)所示:

$$\begin{aligned} \hat{X}_{i,k+1}^j &= \hat{X}_{i,k}^j + T(v_{i,k}^j + \epsilon_k) + \gamma T(v_{i,k}^j + \epsilon_k) \times [(d_{i,k}^j + \epsilon_k^d) \\ &\quad (d_{i,k}^j + \epsilon_k^d) - (v_{i,k}^j + \epsilon_k)^T \hat{X}_{i,k}^j] \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $\epsilon_k$ ,  $\epsilon_k^d$ ,  $\epsilon_k^j$  分别是相对速度 $v_{i,k}^j$ 、相对距离 $d_{i,k}^j$ 和相对距离变化率 $\dot{d}_{i,k}^j$ 在第 $k$ 个时间步的测量误差;  $T$ 是UWB传感器的采样周期;  $\gamma$ 是收敛因子,用于控制相对定位误差收敛的速度。

为进一步降低文献[22]所提出的基于持久性激励的相对

定位法的误差,文献[23]提出一种基于插值法增强的持久性激励相对定位法,其首先通过插值法增强传感器的采样数据集,提高了高速飞行状态下的相对定位精度和稳定性,进而设计了实时的状态判断器,以避免同速飞行状态下的相对定位误差累积问题。其核心思想是:插值法可拟合一段时间内的离散采样数据,再以更高的频率进行数据重采样,从而在数据层面上降低了采样周期  $T$ ,进一步减小了持久性激励相对定位法的误差。

在此基础上,本文提出一种基于定位置信度的协同定位方法,这里的定位置信度被设计用于量化无人机在 GPS 拒止环境下的定位准确程度。首先通过基于插值法增强的持久性激励相对定位法<sup>[23]</sup>获得无人机之间的相对定位;再利用定位置信度自适应地调节各无人机自主定位信息在融合定位过程中的比重,通过这种方式提高集群的定位精度;同时,协同定位的结果通过 EKF 与无人机位姿解算过程融合,以修正无人机的自主定位结果。

3 多无人机协同定位方法

多无人机协同定位,是通过无人机之间的相对定位来进行多方位的个体定位纠正,从而实现整个集群的定位融合,提高无人机集群整体的定位精度。

为有效支持 GPS 拒止环境下多无人机之间的协同定位,本文提出了一种基于定位置信度的协同定位算法框架,其结构如图 2 所示。该框架由传感器数据获取、相对定位、基于定位置信度的协同定位以及基于 EKF 的异构传感器融合机制等部分构成。其中,传感器数据获取机制从 UWB, IMU (Inertial Measurement Unit) 和 GPS 等传感器获取数据,分别作为相对定位机制、EKF 异构融合机制的输入,同时 UWB 传感器可在测距的过程中实现无人机之间的信息共享。相对定位机制的作用是对实时测量获得的无人机之间的相对距离和相对速度数据进行插值法增强以及状态判断器修正,以持久性激励相对定位收敛;协同定位机制的作用是更新定位置信度,并进行自适应的协同定位;EKF 异构融合机制通过扩展卡尔曼滤波器融合 IMU 和 GPS 传感器数据及协同定位数据,输出包括速度、定位、加速度等在内的无人机姿态信息。

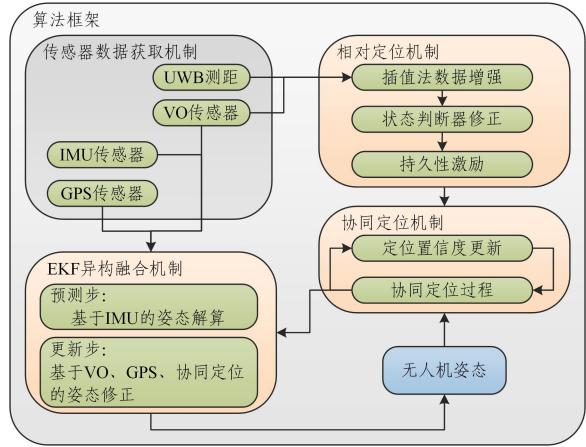


图 2 算法框架

Fig. 2 Algorithm framework

概括起来,协同定位的核心思想是:首先通过实时测量的传感器数据进行相对定位推算,推算方法为基于插值法增强的持久性激励相对定位法<sup>[23]</sup>,并在相对定位的过程中交换无人机之间自身的定位信息;其次,每架无人机以定位置信度为依据进行协同定位;最后,将结果通过 EKF 进行融合以纠正无人机的姿态输出。下面将分别从相对定位法、协同定位法和基于 EKF 的异构传感器融合 3 个方面进行详细阐述,最后对算法的复杂性进行分析。

3.1 基于定位置信度的协同定位方法

本节提出一种基于定位置信度的协同定位方法,用于处理多无人机协同定位过程中由于自身定位不准,导致整个集群定位精度降低的问题。针对这一问题,本文提出定位置信度的概念,用于量化无人机在 GPS 拒止环境下的估计定位准确程度,该参数会随着无人机在 GPS 拒止环境下飞行时间的增长而减小,当其邻域内存在其他无人机时,则可通过协同定位来提高自身定位精度,同时修正定位置信度。

3.1.1 定位置信度

本文提出的定位置信度不同于传统数学意义上的置信区间、置信度等概念,而是用于描述无人机在 GPS 拒止环境中自主定位估计的准确程度:受环境变化影响,当 GPS 可用时,定位置信度设定为最高值,表示定位可信;当无 GPS 信号时,定位置信度受误差累积速率影响逐步降低,但可通过协同定位对其进行修正。

本文定义参数  $Q_{i,k}$  来描述第  $k$  次定位估计时第  $i$  号无人机的定位置信度,其取值范围是  $(0, 1]$ 。当接收到 GPS 信号时,修正当前的定位估计,并令  $Q_{i,k+1} = 1$ ,表示当前定位可信;当无 GPS 信号时,令  $Q_{i,k+1} = Q_{i,k} * 0.95$ ;当邻域内存在其他可协同无人机时,依据协同无人机的定位信息及其定位置信度进行更新修正计算,如式(2)所示:

$$Q_{i,k+1} = Q_{i,k+1} + \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} \frac{0.01}{1 + e^{Q_{i,k} - Q_{j,k}}} (\mu_P - \| \hat{\mathbf{P}}_{j,k} - \hat{\mathbf{P}}_{i,k} - \hat{\mathbf{X}}_{i,k}^j \|) \tag{2}$$

其中,  $\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^j$  表示第  $i$  号无人机在第  $k$  时刻估算的与第  $j$  号无人机之间的相对定位<sup>[22]</sup>。  $\hat{\mathbf{P}}_{i,k}$  表示第  $i$  号无人机的自身定位估计。  $u_P$  为协同门限值,用于衡量其他无人机的观测定位与自身估计定位之间的差别:当二者之差大于该值时,则认为有一方定位不可信;当二者之差小于该值时,则认为观测值与估计值相差不大,定位可信。经过以上更新,定位置信度  $Q_{i,k}$  将呈现以下变化趋势:

(1) 当无人机 GPS 可用时,定位置信度保持为 1,表示自身定位可信,可协同其他无人机定位。

(2) 当无人机飞入 GPS 拒止环境中时,定位置信度每经过一个时间步乘以系数 0.95,直至摆脱 GPS 拒止环境,表示自身估计的定位精度随着连续处于 GPS 拒止环境的时间的增加而逐渐缩小。

(3) 当无人机邻域内存在其他无人机时,可通过其他无人机协同对自身的定位估计进行纠正,同时可依据式(2)进一步

评估定位信度:

1)当协同无人机的定位信度高于自身定位信度,且协同定位与自主定位之间的差别小于 $u_P$ 时,表示协同定位与自身定位相近,当前定位较为可信,则提高自身定位信度;

2)当协同无人机的定位信度高于自身定位信度,且协同定位与自主定位之间的差别超过 $u_P$ 时,表示当前自身估计的定位偏差较大,可信度低,则降低自身定位信度;

3)当协同无人机的定位信度低于自身定位信度时, $\frac{0.01}{1+e^{Q_{i,k}-Q_{j,k}}}$ 项趋近于0,则自身定位信度不会有太大变化。

### 3.1.2 协同定位算法

本文提出的协同定位算法不同于传统的基于图形几何学的多无人机协同定位方法,本文方法不受无人机的空间分布影响,在相对定位的过程中交换自主定位结果和定位信度信息,利用定位信度计算协同定位权重,融合邻域内所有无人机的自主定位结果以修正自身定位结果,并更新自身定位信度。对于同步的集群系统,定位信度的计算方法如式(3)所示:

$$\hat{\mathbf{P}}_{i,k+1} = \frac{Q_{i,k}}{Q_{i,k} + \sum_{j \in \mathcal{A}_i} r Q_{j,k}} (\hat{\mathbf{P}}_{i,k} + T \mathbf{v}_{i,k}) + \sum_{j \in \mathcal{A}_i} \frac{r Q_{j,k}}{Q_{i,k} + \sum_{j \in \mathcal{A}_i} r Q_{j,k}} (\hat{\mathbf{P}}_{j,k} - \hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{ij}) \quad (3)$$

式(3)要求集群中的无人机同步测量周期,这在实际应用中难以部署,因此,我们将式(3)修改为式(4):

$$\hat{\mathbf{P}}_{i,k} = \frac{Q_{i,k}}{Q_{i,k} + r Q_{j,k}} \hat{\mathbf{P}}_{i,k} + \frac{r Q_{j,k}}{Q_{i,k} + r Q_{j,k}} (\hat{\mathbf{P}}_{j,k} - \hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{ij}) \quad (4)$$

根据式(4),在无人机集群这样的分布式系统中,无人机之间不需要完全同步;在每一个测量周期,只要存在相对定位过程,就可通过传输的数据进行协同定位,并将该协同定位结果用于修正自身定位当中。其中, $r$ 是相对因子,由相对定位误差决定,因为协同定位的结果中不仅保留了协同无人机的定位误差,而且保留了相对定位的误差,因此,协同无人机的定位权重除使用 $Q_{j,k}$ 表示以外,还需要乘以相对因子 $r$ 。

协同定位过程如算法1所示。其输入包括UWB传感器测得的相对距离 $d_{k,k}^{ij}$ 、相对距离变化率 $\dot{d}_{k,k}^{ij}$ 、VO测得的速度 $\mathbf{v}_{i,k}$ 、自主定位估计 $\hat{\mathbf{P}}_{i,k}$ 、定位信度 $Q_{i,k}$ 和无人机集群数量 $N$ ,其中 $\mathbf{v}_{i,k}$ ,  $\hat{\mathbf{P}}_{i,k}$ 和 $Q_{i,k}$ 可通过UWB测距报文在测距范围内共享。

其输出为协同后的定位结果 $\hat{\mathbf{P}}_{i,k+1}$ ,计算过程主要包括:第5步相对定位、第6步协同定位和第7步更新定位信度。

#### 算法1 协同定位算法

输入:  $d_{k,k}^{ij}, \dot{d}_{k,k}^{ij}, \mathbf{v}_{i,k}, \hat{\mathbf{P}}_{i,k}, Q_{i,k}, N$

输出:  $\hat{\mathbf{P}}_{i,k+1}$

1. For  $i=1 \sim N$  :
2. For  $j=1 \sim N$  :
3. If  $i \neq j$  and  $i$  与  $j$  号无人机在测距范围内:
4.  $\mathbf{v}_{i,k}^{ij} = \mathbf{v}_{j,k} - \mathbf{v}_{i,k}$

5.  $\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{ij} = (1) (d_{k,k}^{ij}, \dot{d}_{k,k}^{ij}, \mathbf{v}_{i,k}^{ij})$
6.  $\hat{\mathbf{P}}_{i,k+1} = (4) (\hat{\mathbf{P}}_{i,k}, \mathbf{P}_{j,k}, \hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{ij}, Q_{i,k}, Q_{j,k})$
7.  $Q_{i,k+1} = (2) (\hat{\mathbf{P}}_{i,k}, \hat{\mathbf{P}}_{j,k}, \hat{\mathbf{X}}_{i,k}^{ij}, Q_{i,k}, Q_{j,k})$
8. Return  $\hat{\mathbf{P}}_{i,k+1}$

该环节获得的协同定位结果将被用于修正无人机的自身姿态估计,具体融合方式为EKF,将在下一节进行详细阐述。

### 3.2 基于EKF的多传感器融合

本文利用EKF融合多个异构传感器数据,实时输出无人机姿态,并将上一节获得的协同定位结果用于定位修正。

参考开源的EKF多传感器异构融合框架<sup>1)</sup>,本文进行多传感器的异构融合机制设计,并在其中加入协同定位融合机制。使用EKF来融合传感器IMU和GPS的量测数据,及上一节算法获得的协同定位数据。其中,IMU工作频率为100 Hz,VO工作频率为10~60 Hz,GPS工作频率为1~10 Hz,传感器之间完全是异步工作状态。本文选择的EKF状态变量包括机体坐标系下的无人机方位、三轴陀螺仪、三轴加速度计的偏差估计、世界坐标系下的三轴速度和定位估计等15个状态变量(所有变量均为三维向量)。数据融合过程如图3所示。

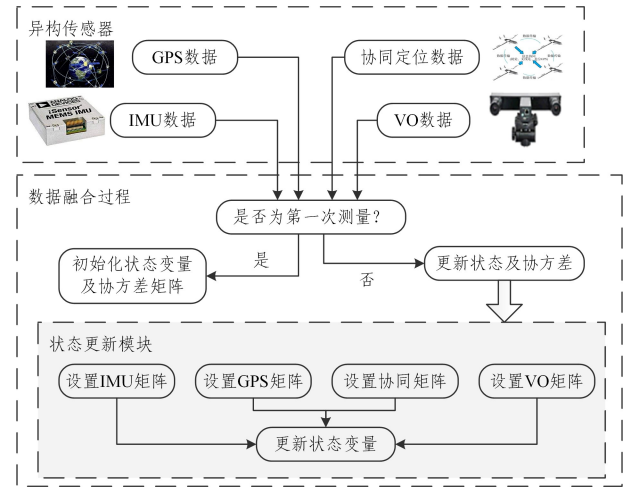


图3 基于EKF的多传感器融合示意图

Fig. 3 Diagram of multi-sensors fusion based on EKF

具体融合流程如算法2所示,其中, $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 表示 $t-1$ 时刻估计的状态向量, $\mathbf{u}_t$ 为控制向量, $\Sigma_t$ 为协方差, $\mathbf{z}_t$ 为观测向量, $R$ 表示测量噪声协方差(和传感器相关,一般作为已知参数由传感器提供), $Q_t$ 表示过程激励的协方差矩阵。经过EKF的输出得到 $t$ 时刻的状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_t$ 和协方差 $\Sigma_t$ 。本文中, $Q_t$ 采用动态计算方式,令 $Q_t = J_t L Q_f L^T J_t^T \Delta t$ , $L$ 为角速度的反斜对称矩阵, $Q_f$ 为过程噪声,需提前给定。在状态更新过程中,雅克比矩阵 $J_t$ 和 $H_t$ 均使用欧拉离散法进行一阶截断来近似计算。

#### 算法2 基于EKF的多传感器融合算法

1. IF 第一次测量 THEN;
2. 初始化状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和协方差矩阵 $\Sigma_0$ ;

<sup>1)</sup> [https://github.com/mrsp/imu\\_ekf](https://github.com/mrsp/imu_ekf)

- 3. 校正并初始化状态四元数;
- 4. ELSESWITCH 输入数据:
- 5. CASE “IMU”:
- 6. 计算预测状态:  $\hat{\mathbf{x}}_t^-$  = 基于 IMU 的无人机姿态解算
- 7.  $\mathbf{Q}_t = \mathbf{J}_t \mathbf{L} \mathbf{Q}_t \mathbf{L}^T \mathbf{J}_t^T \Delta t$
- 8. 计算预测协方差:  $\bar{\mathbf{\Sigma}}_t = \mathbf{J}_t \mathbf{\Sigma}_{t-1} \mathbf{J}_t^T + \mathbf{Q}_t$
- 9. CASE “VO”:
- 10.  $\mathbf{K}_t = \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R})^{-1}$
- 11.  $\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{K}_t (\mathbf{z}_t - \mathbf{C}_b^v \text{vel}_{t-1})$
- 12.  $\bar{\mathbf{\Sigma}}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \bar{\mathbf{\Sigma}}_{t-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t)^T + \mathbf{K}_t \mathbf{R} \mathbf{K}_t^T$
- 13. CASE “GPS” or “CL”:
- 14.  $\mathbf{K}_t = \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R})^{-1}$
- 15.  $\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{K}_t (\mathbf{z}_t - \text{position}_{t-1})$
- 16.  $\mathbf{\Sigma}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \bar{\mathbf{\Sigma}}_t (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t)^T + \mathbf{K}_t \mathbf{R} \mathbf{K}_t^T$
- 17. UpdateVars(): 将状态变量进行坐标系转换输出至对应的 topic。

如算法 2 所示,当不同数据进入状态更新模块时,将对状态变量和协方差矩阵进行不同运算,其中 IMU 数据用于 EKF 预测步计算,VO,GPS 和 CL 数据用于 EKF 观测步计算。

基于 EKF 的多传感器融合的具体流程如下:

(1)当 IMU 数据输入时,根据角速度和加速度参数计算预测状态  $\hat{\mathbf{x}}_t^-$ ,参照基于四元数的无人机姿态解算法<sup>[24]</sup>,更新协方差矩阵  $\bar{\mathbf{\Sigma}}_t = \mathbf{J}_t \mathbf{\Sigma}_{t-1} \mathbf{J}_t^T + \mathbf{Q}_t$ ,作为 EKF 预测步的结果。此操作对应算法 2 中第 5—8 步。

(2)当 GPS 传感器有数据  $\mathbf{z}_t$  输入时,进行一次观测步操作:先将经纬度转换为导航坐标系下的坐标;再计算卡尔曼增益  $\mathbf{K}_t = \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R})^{-1}$ ;更新状态向量  $\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{K}_t (\mathbf{z}_t - \text{position}_{t-1})$ ,此处的  $\text{position}_{t-1}$  是 GPS 定位,表示 GPS 传感器数据仅更新定位状态;更新协方差矩阵  $\mathbf{\Sigma}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \bar{\mathbf{\Sigma}}_t (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t)^T + \mathbf{K}_t \mathbf{R} \mathbf{K}_t^T$ 。此操作对应算法 2 中第 13—16 步。

(3)当 VO 有数据  $\mathbf{z}_t$  输入时,对无人机速度进行纠正,同样进行观测步操作:计算卡尔曼增益  $\mathbf{K}_t = \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \bar{\mathbf{\Sigma}}_t \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R})^{-1}$ ;更新状态变量  $\hat{\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{K}_t (\mathbf{z}_t - \mathbf{C}_b^v \text{vel}_{t-1})$ ,此处  $\text{vel}_{t-1}$  表示前一时刻的速度估计,  $\mathbf{C}_b^v$  为机体坐标系到导航坐标系的转换矩阵;更新协方差矩阵  $\mathbf{\Sigma}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \bar{\mathbf{\Sigma}}_t (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t)^T + \mathbf{K}_t \mathbf{R} \mathbf{K}_t^T$ 。此操作对应算法 2 中第 9—12 步。

(4)当 CL 数据输入时,由于数据是导航坐标系下生成的数据,因此无须进行转换,直接按照融合 GPS 定位的流程进行操作即可,对应算法 2 中第 13—16 步。

(5)函数 UpdateVars()将状态变量  $\hat{\mathbf{x}}_t$  进行坐标系转换后发布 ROS 话题,该话题包括:加速度输出 /imu\_ekf \* /body/acc,速度输出 /imu\_ekf \* /body/vel,定位结果 /imu\_ekf \* /body/pose。此操作对应算法 2 中的第 17 步。

3.3 误差分析

本文提出的多无人机协同定位算法,宗旨是通过协同定位的方式来融合集群内所有无人机的定位估计信息,以达到提高集群定位精度的目的。

首先,从个体角度来说,其定位误差主要来自于 EKF 的

计算过程。众所周知,EKF 的计算过程包括预测步和更新步,在传统的导航定位手段中,IMU,VO 等传感器数据只能进行预测步计算,会产生可累积误差;而 GPS 通常作为更新步输入,用于纠正无人机姿态,消除累积误差。但当无人机飞入 GPS 拒止环境时,将出现 EKF 长期无法执行更新步,从而导致预测步误差累积的问题,最终使无人机偏离导航。因此,本文引入协同定位方式作为 GPS 拒止环境下 EKF 的更新步输入,以达到无人机集群可深入 GPS 拒止环境执行任务的目的。

其次,从集群角度来说,定位误差主要来自于协同过程中的误差传递,主要包括单架无人机的个体定位误差和相对定位误差。从文献[23]可知,相对定位误差有界;从算法 1 可知,本文利用式(4)来协同纠正定位估计  $\hat{\mathbf{P}}_i$ ,并通过算法 1 来将该协同定位结果融入无人机姿态估计。从 EKF 原理可知,预测步进行单次姿态估计所带来的误差服从零均值的高斯分布,但由于是二阶积分,其通常表现为方向随机,大小随时间累积。假设  $\bar{P}_i = \hat{\mathbf{P}}_i - \mathbf{P}_i$  表示  $i$  号无人机的定位误差,  $\bar{P}_{ij} = \hat{\mathbf{P}}_i - \hat{\mathbf{P}}_j - \mathbf{P}_i + \mathbf{P}_j$  表示  $j$  号无人机协同  $i$  号无人机的协同定位误差,则  $\sum_{j \in \mathcal{A}_i} \bar{P}_{ij}$  将服从一个零均值且置信区间小于所有  $\bar{P}_{ij}$  的高斯分布,因此协同定位可有效提高集群定位精度。从理论上来说,若协同无人机足够多,且不考虑相对定位误差,则  $\sum_{j \in \mathcal{A}_i} \bar{P}_{ij}$  将趋近于 0,带来精确的协同定位。本文使用式(4)作为协同策略,是在上一理论的基础上加入定位置信度,通过系统性地评价无人机定位精确程度的方式,缩小协同过程中的误差传递,使个体定位误差较大的数据在协同定位过程中的影响较小。

综上所述,本文算法中个体定位作为协同定位过程的基本输入,其误差越小协同效果越好,并可通过定位置信度调整其在协同过程中的影响效果;协同定位过程融合集群内所有无人机的个体定位信息,在一定程度上平衡了各自的定位误差,再反过来代替 GPS 数据,通过 EKF 纠正个体姿态估计,从而达到提高个体定位精度的目的。

3.4 复杂性分析

本文提出的多无人机协同定位算法主要包括相对定位和协同定位两阶段。在相对定位阶段的迭代公式(见式(1))属于迭代计算,复杂度为  $O(1)$ ,因此时间复杂度主要来自插值法增强<sup>[23]</sup>的过程,插值拟合节点个数为  $P$ ,数据增强倍数为  $M$ ,选择的插值法为三次样条插值法,利用 Python 官方库 scipy 自带的 interpolate 类进行计算,每次迭代的时间复杂度为  $O(PM)$ ,空间复杂度为  $O(M)$ ,其乘以工作频率即时间复杂度为  $O(PM/T)$ ,空间复杂度为  $O(P^2M)$ 。

在协同定位阶段,迭代公式(式(2)和式(4))的复杂度为  $O(1)$ ,主要复杂度来源是利用 EKF 异步融合多传感器的过程,其中 IMU 频率最高为 100 Hz,本文实验中取采样频率为 40 Hz,相对定位和协同定位频率相同,远小于 IMU 工作频率,因此时间复杂度为  $O(100 * O(EKF))$ ;同时取三轴加速

度、三轴速度、三维定位、三轴陀螺仪和三轴加速度计等 15 个变量作为状态,空间复杂度为  $O(15^2)$ 。

综上两阶段的时间复杂度和空间复杂度分析,在无人机有限算力和能耗的限制下,可有效部署本文算法:首先,EKF 已经能成熟地应用于无人机姿态解算过程中,基于 EKF 的 IMU/GPS 融合定位实例也早已问世,而本文提出的迭代算法的时间复杂度要远低于这一过程;其次,在迭代计算过程中,可通过循环队列保存一定迭代次数内的数据,不会产生数据累积问题,相比预存地图和 SLAM 等方法,其空间消耗极低。因此,本文算法可适用于小型乃至微型无人机集群系统的协同定位过程中。

4 原型系统实现与实验验证

基于本文所提算法,本文在 ROS 平台上设计并实现了一套可部署于无人机集群的协同定位系统,并通过 Gazebo 仿真环境搭建了两个多无人机飞行场景,用于协同定位实验,以验证所提算法的有效性。

4.1 原型系统设计与实现

4.1.1 原型系统设计

本文综合所提出的算法,进行了协同定位的原型系统设计,系统结构如图 4 所示,总体上包括 3 个部分,分别为硬件层、软件层和实验验证层。

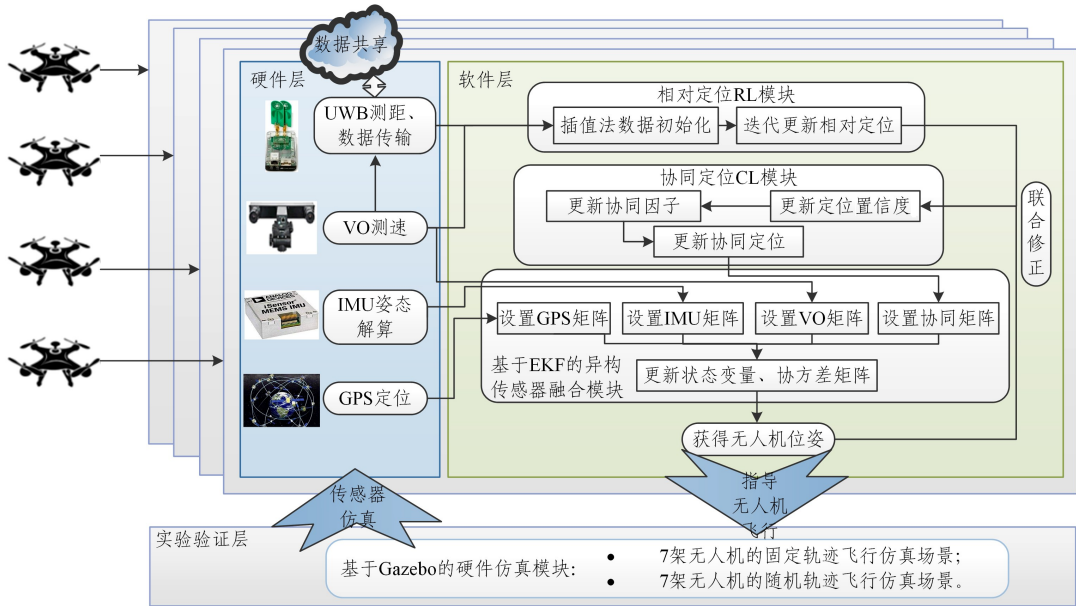


图 4 原型系统框架图

Fig. 4 Framework diagram of prototype system

硬件层主要涉及到本文算法的相关传感器,包括 IMU, VO, GPS 和 UWB。其中,IMU 和 VO 传感器数据由 Gazebo 仿真环境提供,GPS 和 UWB 传感器数据由误差模型仿真获取。实验验证层建立在 Gazebo 仿真平台上,通过该平台搭建了两个无人机的飞行场景,分别为随机轨迹飞行场景和固定轨迹飞行场景,用于系统效果验证。

软件层主要负责协同定位计算,包括相对定位 RL 模块、协同定位 CL 模块和基于 EKF 的异构传感器融合模块。其中,RL 模块由数据初始化和相对定位迭代更新两部分组成,利用插值法对传感器采样数据进行增强处理,然后使用增强后的数据迭代计算无人机之间的相对定位。CL 模块由定位置信度更新、协同因子更新和协同定位更新 3 个功能组成,主要完成协同定位计算的 3 个步骤:首先利用网络共享获取的数据更新定位置信度,再以此计算协同定位过程中各无人机参数所占比重(即协同因子),最后协同更新无人机定位。基于 EKF 的异构传感器融合模块主要由设置 GPS 矩阵、设置 IMU 矩阵、设置 VO 矩阵、设置协同矩阵和更新 EKF 状态向量及协方差 5 个功能组成,前 4 个功能分别是根据不同的输入数据计算卡尔曼增益矩阵,第 5 功能是根据增益矩阵

更新 EKF 的状态向量及协方差矩阵。软件层的相关算法细节在第 3 节有详细分析,具体实现将在下一节进行阐述。

4.1.2 原型系统实现

本文基于图 4 所示的系统框架进行了具体的系统实现,主要核心类包括 Relative\_Localization 类、Cooperation\_Localization 类和 imu\_estimator 类,分别对应图 4 中的相对定位模块、协同定位模块和基于 EKF 的异构传感器融合模块,具体如下:

- (1)Relative\_Localization 类通过订阅 VO 和 UWB 的输出,获得自身速度、邻域无人机速度、相对距离和相对距离变化率等信息,并执行相对定位解算,并以消息的形式输出相对定位结果。
- (2)Cooperation\_Localization 类通过订阅 VO 和 UWB 的输出,获得自身速度、邻域无人机定位、定位置信度等信息,从 Relative\_Localization 获得相对定位信息,进行协同定位和定位置信度的更新,并以消息的形式输出协同定位结果。
- (3)imu\_estimator 类通过订阅传感器 IMU, VO, GPS 和 Cooperation\_Localization 类的输出,进行数据更新处理,其状态变量及协方差更新在类 IMUEKF 中完成, Mahony 类为

IMU 姿态解算时提供互补滤波功能,发布定位、速度、加速度估计的 Topic。

另外,Sensor\_GPS类和 Sensor\_UWB类用于传感器 GPS 和 UWB 的仿真,具体如下:

(1)Sensor\_GPS类通过订阅 Gazebo 发布的无人机真实定位信息,加上误差模型,再以固定频率发布,本文仅以 1Hz 的频率发布,符合真实的小型 GPS 传感器工作频率标准。

(2)Sensor\_UWB类通过 Gazebo 订阅无人机的定位、速度等 Topic,根据误差模型计算无人机之间的相对距离和相

对距离变化率;另通过订阅 imu\_estimator类发布的 Topic,获得无人机自身的定位估计,最后将数据打包发布自定义类型的 Topic:uwb\_package,消息格式如图 5 所示。其中,header 包括消息序列号、时间戳等信息;num\_of\_uav\_j 为邻域无人机编号  $j$ ;velocity,pose 和 q\_confidence 分别为第  $j$  号无人机的速度估计、定位估计和定位置信度;distance 和 distance\_point 为相对距离和相对距离变化率。一条 uwb\_package 消息表示第  $j$  号无人机与第  $i$  号无人机之间进行了一次单向的数据传输。

```
uwb_package.msg x package.xml CMakeLists.txt cooperatove_localization_for_three_uav.py
1 Header header
2
3 # Message should be expressed in the frame_id specified in the header.
4
5 int8 num_of_uav_j # UAVj
6
7 geometry_msgs/Twist velocity # [m/s] from vo of UAVj
8 geometry_msgs/Pose pose # [m] from imu_ekf_j
9 float32 q_confidence # [0.0~1.0] from CL of UAVj
10 float32 distance # [m] calculated by the distance error modle
11 float32 distance_point # [m/s] rate of distance change
12 geometry_msgs/Pose ground_truth_pose # [m]
```

图 5 uwb\_package 消息格式

Fig. 5 Message format of uwb\_package

4.2 多无人机飞行仿真场景设计

本节将在 Gazebo 仿真环境中搭建多无人机飞行场景,对本文提出的协同定位算法进行实验分析与效果评估。选择的无人机模型为 Ascending 公司的 Asc Tec Firefly 六旋翼无人机<sup>[25]</sup>,如图 6 所示。通过无人机模型提供的/firefly /command/trajectory 话题来控制无人机飞行,使 7 架无人机沿固定轨迹或随机轨迹飞行,分别构建不同的仿真场景。

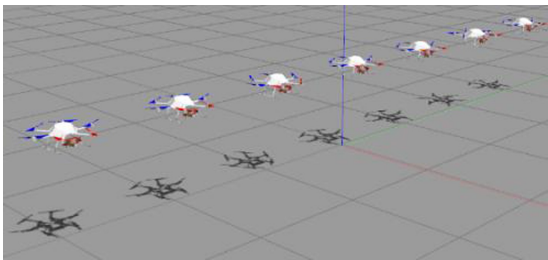


图 6 7 架 Firefly 无人机仿真场景

Fig. 6 Seven Firefly UAV simulation scene

设置相对定位和协同定位估算的相关参数如表 1 所列,设置 UWB 测距范围 10 m,测距频率 40 Hz,每次测距过程中将向其他无人机共享自身估计的速度和定位信息,仿真飞行时间为 300 s。

表 1 多无人机协同定位实验相关参数表

| Table 1 Parameter table of multi-UAV cooperation localization experiment |                |          |       |
|--------------------------------------------------------------------------|----------------|----------|-------|
| 相对定位参数                                                                   | 取值             | 协同定位参数   | 取值    |
| $T/s$                                                                    | 0.025          | $T/s$    | 0.025 |
| $\gamma$                                                                 | 0.1            | $r$      | 0.7   |
| $\bar{v}/(m/s)$                                                          | 5              | $u_p/m$  | 5     |
| $\epsilon_k^d, \epsilon_k^v$                                             | 0.05m, 0.05m/s | 测距范围/m   | 10    |
| $\epsilon_k/(m/s)$                                                       | 0.5            | 仿真飞行时间/s | 300   |

为充分体现协同定位的效果,本文分别进行了 IMU/GPS 和 IMU/GPS/VO 组合定位系统在 GPS 拒止环境(阻断

和受限环境)下的多无人机协同定位对比实验,实验中不同配置设置如下。

配置 1:使用 IMU/GPS 组合定位,不加入协同定位修正,在仿真第 10s 打开 GPS 拒止信号,所有无人机 GPS 失效。

配置 2:使用 IMU/GPS 组合定位,加入协同定位修正,在仿真第 10s 打开 GPS 拒止信号,所有无人机 GPS 失效。

配置 3:使用 IMU/GPS/VO 组合定位,不加入协同定位修正,在仿真第 10s 打开 GPS 拒止信号,所有无人机 GPS 失效。

配置 4:使用 IMU/GPS/VO 组合定位,加入协同定位修正,在仿真第 10s 打开 GPS 拒止信号,所有无人机 GPS 失效。

配置 5:使用 IMU/GPS/VO 组合定位,加入协同定位修正,在仿真第 10s 打开 GPS 拒止信号,仅留有一架无人机 GPS 可用,且每 10s 切换一次可用 GPS 的无人机。

4.3 实验结果及分析

4.3.1 固定轨迹飞行场景实验

实验结果如图 7 所示,其中图 7(a)表示 7 架无人机的飞行轨迹,图 7(b)~图 7(f)对应配置 1~配置 5 的定位误差变化曲线,不同颜色代表不同的无人机,对应的定位平均误差±标准差记录如表 2 所列。结合图 7 和表 2 中的数据,可得出如下结论:

(1)图 7(b)为配置 1 的定位误差曲线,表示仅使用 IMU 进行无人机姿态解算时,定位误差随时间迅速累积,300 s 内累积到近 3 000 m,平均误差在 1 291.8 m 左右。

(2)图 7(c)为配置 2 的定位误差曲线,与图 7(b)相比可以发现,加入协同定位后,可有效缓解误差的累积,运行 300 s 后平均定位误差降低到 32.07 m 左右。但定位误差曲线的振幅较大,这是因为仅使用 IMU 进行速度估计误差较大,导致基于插值法增强的持久性激励相对定位法计算出的结果误差较大,进而传递到协同定位误差中。

(3)图 7(d)为配置 3 的定位误差曲线,与图 7(b)相比可以发现,利用 VO 传感器数据通过 EKF 对 IMU 姿态解算

过程进行修正,定位误差能得到很好的修正,运行 300 s 后平均误差降低到 8.337 m,但图 7(d)中的定位误差曲线仍然呈现振荡累积的趋势。

(4)图 7(e)为配置 4 的定位误差曲线,与图 7(d)相比可以发现,加入协同定位修正后,可以有效缓解配置 3 中出现的误差累积现象,且集群内的无人机均能始终保持较小的平均

定位误差(1.946 m)。  
(5)图 7(f)为配置 5 的定位误差曲线,与图 7(e)相比可以发现,当无人机集群处在 GPS 受限环境中时,可通过自适应地调节协同比重,使 GPS 可用的无人机在协同定位过程中发挥更大的作用,以进一步降低整个集群的平均定位误差(运行 300 s 后平均定位误差为 1.223 m)。

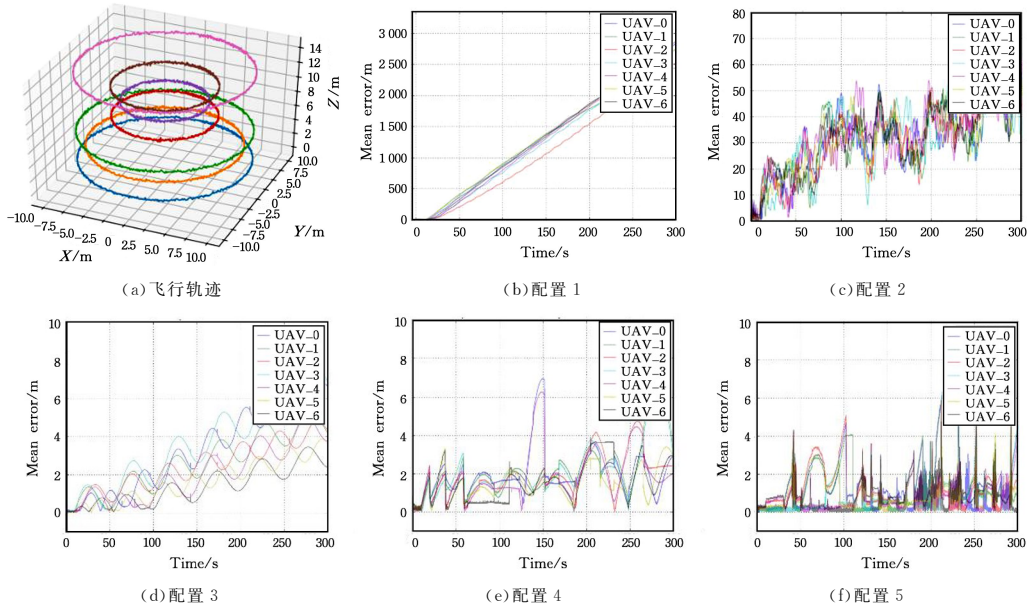


图 7 7 架无人机固定轨迹飞行实验定位误差曲线对比图(电子版为彩色)

Fig. 7 Localization errors comparison figure of seven UAV fixed trajectory flight simulation experiment

表 2 固定轨迹飞行仿真实验平均误差±标准差对比表

Table 2 Localization average error±standard deviation table in fixed trajectory flight simulation experiment

(单位:m)

| 无人机      | 配置 1           | 配置 2         | 配置 3        | 配置 4        | 配置 5        |
|----------|----------------|--------------|-------------|-------------|-------------|
| UAV_0    | 1 355.1±855.19 | 32.04±16.975 | 9.798±5.589 | 2.124±1.403 | 1.701±1.603 |
| UAV_1    | 1 292.1±750.97 | 31.50±16.113 | 8.713±4.976 | 2.295±1.412 | 1.635±1.452 |
| UAV_2    | 1 107.1±778.74 | 31.84±16.322 | 7.881±3.419 | 1.906±0.968 | 1.312±1.251 |
| UAV_3    | 1 269.3±840.98 | 32.40±15.977 | 9.091±5.133 | 2.163±1.072 | 1.021±0.968 |
| UAV_4    | 1 314.2±870.39 | 32.78±17.001 | 9.833±5.598 | 1.948±1.001 | 0.907±0.812 |
| UAV_5    | 1 359.1±830.66 | 32.10±16.785 | 7.024±3.02  | 1.543±0.882 | 1.124±1.047 |
| UAV_6    | 1 346.1±870.42 | 31.84±16.214 | 6.022±2.79  | 1.646±0.908 | 0.862±0.774 |
| 平均误差±标准差 | 1 291.8±828.19 | 32.07±16.484 | 8.337±4.362 | 1.946±1.092 | 1.223±1.129 |

4.3.2 随机轨迹飞行场景实验

本文还进行了 7 架无人机随机轨迹的飞行仿真实验,不同配置(如表 2 所列)对应的定位误差曲线如图 8 所示,平均定位误差±标准差如表 3 所列。从图 8 可以看出,随机飞行轨迹场景下,本文算法带来的效果与固定轨迹场景

相差不大,都能较好地缓解传统惯导定位在 GPS 拒止环境下的误差累积问题,能够有效提高集群的整体定位精度。在平均定位误差数值上有所差别是由于 EKF 在不同场景中对无人机姿态预测效果不同,并非本文算法差异。

表 3 随机轨迹飞行仿真实验平均误差±标准差对比表

Table 3 Localization average error±standard deviation Table in random trajectory flight simulation experiment

(单位:m)

| 无人机      | 配置 1          | 配置 2         | 配置 3         | 配置 4        | 配置 5        |
|----------|---------------|--------------|--------------|-------------|-------------|
| UAV_0    | 1 114.3±685.4 | 19.26±10.012 | 16.362±8.756 | 2.954±1.792 | 1.989±1.159 |
| UAV_1    | 1 229.1±793.2 | 15.998±8.113 | 15.881±8.671 | 2.735±1.717 | 1.958±1.126 |
| UAV_2    | 1 279.1±781.4 | 18.974±9.352 | 14.825±8.553 | 3.713±2.231 | 1.792±1.118 |
| UAV_3    | 795.5±443.5   | 18.907±9.512 | 17.777±10.21 | 3.024±1.945 | 1.624±0.966 |
| UAV_4    | 1 256.3±799.6 | 20.71±10.552 | 16.841±9.014 | 3.301±2.112 | 1.509±0.943 |
| UAV_5    | 719.8±432.9   | 16.291±8.994 | 15.781±8.921 | 2.503±1.699 | 2.082±1.201 |
| UAV_6    | 1 242.6±796.4 | 17.890±9.123 | 15.130±8.885 | 2.454±1.631 | 1.711±1.181 |
| 平均误差±标准差 | 1 091.1±676.1 | 18.292±9.381 | 16.085±9.001 | 2.955±1.875 | 1.809±1.099 |

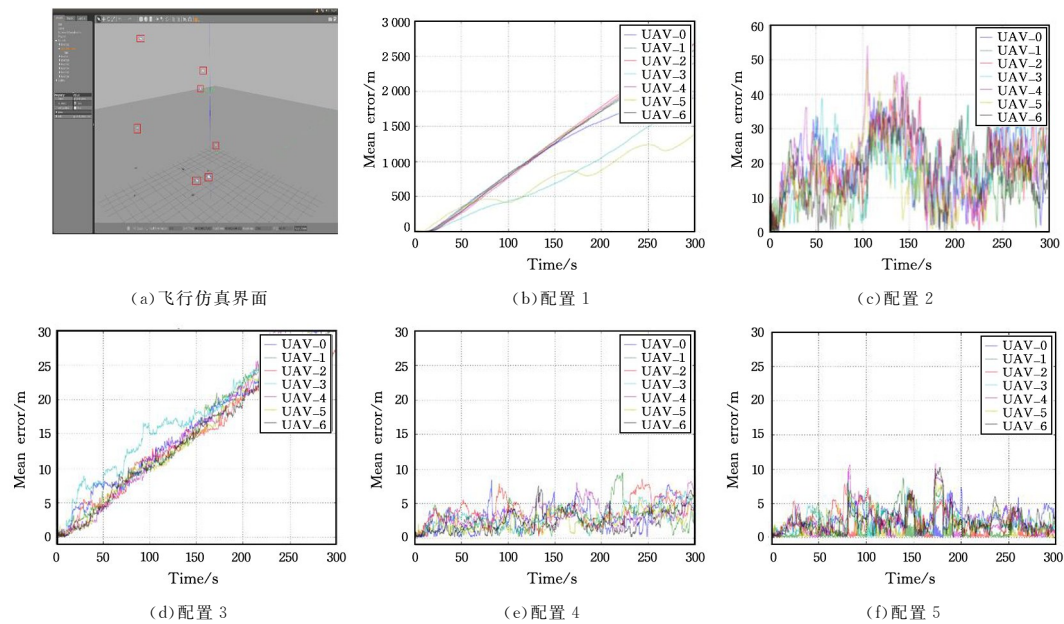


图 8 7 架无人机随机轨迹飞行实验定位误差曲线对比图(电子版为彩色)

Fig. 8 Localization errors comparison figure of seven UAV random trajectory flight simulation experiment

4.3.3 扩大测距范围补充实验

观察图 7(e)、图 7(f)和图 8(e)、图 8(f)定位误差曲线，可以发现仿真过程中数次出现定位误差波动极大的情况。经分析发现，这些情况出现在单架无人机距离较远，其他无人机都无法对其进行协同定位时，导致自主定位发散。对此，本文进行了扩大测距范围的补充实验，基本参数与配置 4 相同，并将测距范围扩大至 20m，进行固定轨迹的飞行仿真实验，则在半径为 10m 左右的圆形飞行轨迹中，不会再出现单架无人机脱离集群范围的情况，实验定位误差曲线如图 9 所示，其定位平均误差为  $1.408\pm0.591\text{m}$ ，相比表 2 中配置 4 的平均误差更低，标准差也更低。由此可见，本文的协同定位方法能够有效提升无人机集群的定位精度。

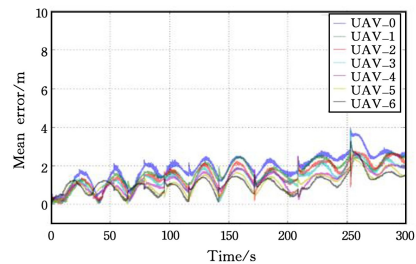


图 9 20m 测距范围定位误差曲线

Fig. 9 Localization errors curve at 20m ranging range

综上所述，本文提出的协同定位算法可有效缓解常用的惯导定位在 GPS 拒止环境下的定位误差累积问题，并在融合集群无人机定位信息的基础上，进一步提升集群的定位精度。

**结束语** 本文提出了一种基于定位置信度的多无人机协同定位方法，通过设计定位置信度来量化无人机在 GPS 拒止环境下的定位精度，并以持久性激励的相对定位法为基础，通过自适应融合邻域内所有无人机的定位信息，提高无人机集群的整体定位精度。本文在 ROS 平台上设计实现了一个多无人机协同定位原型系统，并在 Gazebo 仿真环境搭建的多无

人机飞行场景中进行验证，结果表明本文所提算法可有效缓解惯导定位的误差累积问题，并将 IMU/VO 组合导航的平均定位精度提高到 2m 以内。

在未来的工作中，我们将继续深入研究 GPS 拒止环境下的定位问题，并将该协同定位算法移植到真实无人机上进行真实场景的实物飞行实验和验证。

参 考 文 献

[1] CHUNG S J, PARANJAPE A A, DAMES P, et al. A Survey on Aerial Swarm Robotics [J]. IEEE Transactionson Robotics, 2018, 34(4): 837-855.

[2] BALAMURUGAN G, VALARMATHI J, NAIDU V P S. Survey on UAV navigation in GPS denied environments[C]// International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System(SCOPES 2016). 2017: 198-204.

[3] SOLDADO S I, GARCIA D J, FINAZZI I F, et al. Simless GSM positioning for navigation in GPS-denied environments [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2018, 90: 1072-1076.

[4] NASSAR A, AMER K, ELHAKIM R, et al. A deep CNN-based framework for enhanced aerial imagery registration with applications to UAV geolocalization[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. 2018: 1594-1604.

[5] GOFORTH H, LUCEY S. GPS-Denied UAV Localization using Pre-existing Satellite Imagery[C]// International Conference on Robotics and Automation. 2019: 2974-2980.

[6] YANG C, STRADER J, GU Y. Cooperative UAV navigation using inter-vehicle ranging and magnetic anomaly measurements [C] // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. 2018: 15-26.

[7] SAADEDDIN K, ABDEK-HAFEZ M F, JARADAT M A, et al. Optimization of intelligent approach for low-cost INS/GPS

- navigation system [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications, 2014, 73(1/2/3/4): 325-348.
- [8] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust Stereo Visual Inertial Odometry for Fast Autonomous Flight [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(2): 965-972.
- [9] BROSSARD M, BARRAU A, BONNABEL S. Exploiting symmetries to design EKF with consistency properties for navigation and SLAM [J]. IEEE Sensors, 2019, 19(4): 1572-1579.
- [10] TRUJILLO J C, MUNGUIA R, GUERRA E, et al. Cooperative monocular-based SLAM for multi-UAV systems in GPS-denied environments [J]. Sensors, 2018, 18(5): 1-24.
- [11] NGUYEN T M, ZAINI A H, GUO K X, et al. An Ultra-Wideband-based Multi-UAV Localization System in GPS-denied environments [J]. Unmanned System, 2016, 4(1): 23-34.
- [12] GUO K X, QIU Z, MAO C X, et al. Ultra-Wideband-Based Localization for Quadcopter Navigation [J]. Unmanned System, 2016, 4(1): 23-34.
- [13] GUO K X, HAN D, XIE L H. Range-based cooperative localization with single landmark [C] // IEEE International Conference on Control and Automation. 2017: 588-593.
- [14] MONICA S, FERRARI G. Low-complexity UWB-based collision avoidance system for automated guided vehicles [J]. ICT Express, 2016, 2(2): 53-56.
- [15] NGUYEN T M, ZAINI A H, WANG C, et al. Robust Target-Relative Localization with Ultra-Wideband Ranging and Communication [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2018: 2312-2319.
- [16] SIVANERI V O, GROSS J N. UGV-to-UAV cooperative ranging for robust navigation in GNSS-challenged environments [J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 71: 245-255.
- [17] HAN Y, WEI C, LI R, et al. A novel cooperative localization method based on IMU and UWB [J]. Sensors, 2020, 20(2): 467.
- [18] KENMOGNE I F, DREVELLE V, MARCHAND E. Using Constraint Propagation for Cooperative UAV Localization from Vision and Ranging [J]. Studies in Systems, Decision and Control, 2020, 276: 133-138.
- [19] RUSSELL J S, YE M, ANDERSON B D O, et al. Cooperative Localisation of a GPS-Denied UAV in 3-Dimensional Space Using Direction of Arrival Measurements [J]. IFAC-Papers On-Line, 2017, 50(1): 8019-8024.
- [20] LIU J C, ZHANG J J, FENG P D. Swarming aircraft collaborative localization based on mutual rangings [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(4): 541-545.
- [21] PAN R H, XU S H. Multi-UAV cooperative navigation algorithm based on geometric characteristics [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(10): 55-59, 96.
- [22] GUO K X, LI X, XIE L H. Ultra-wideband and Odometry-Based Cooperative Relative Localization With Application to Multi-UAV Formation Control [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 50(6): 2590-2603.
- [23] SHE F, ZHANG Y, SHI D, et al. Enhanced Relative Localization Based on Persistent Excitation for Multi-UAVs in GPS-Denied Environments [J]. IEEE Access, 2020, 99: 1-13.
- [24] JI L, QIAN Z H, BAI R. Attitude estimation and control of quaternion based quad-axis UAV [J]. Modern Electronics Technique, 2015, 11: 112-116.
- [25] BADGER J, GOODING D, ENSLEY K, et al. Rotors—A Modular Gazebo MAV Simulator Framework [R]. Studies in Computational Intelligence, 2016, 625: 15-17.



**SHI Dian-xi**, born in 1966, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of IEEE. His main research interests include distributed object middleware technology, adaptive software technology, artificial intelligence and robot operation systems.



**ZHANG Yong-jun**, born in 1966, Ph.D, professor. His main research interests include artificial intelligence, multi-agent cooperation, machine learning and feature recognition.

(责任编辑:李亚辉)