

基于数据链测距的分布式三维协同定位方法

马德仁¹, 王振桓¹, 张荣兵², 李奇奋², 孔龙涛²
(1 哈尔滨工业大学空间控制与惯性技术研究中心 哈尔滨 150001;
2 北京遥测技术研究所 北京 100076)

摘要: 针对复杂电磁环境下低空飞行无人机群的绝对、相对位置服务需求, 本文提出了一种基于高精度测距信息的三维分布式无人机协同定位方法。集群中所有节点配备相同精度的导航定位传感器, 采用惯导误差作为状态变量、高度计测高值作为高度量测, 以及 0.1 Hz 的视觉匹配信息作为位置速度量测修正绝对定位误差。利用节点间测距值为协同观测量修正相对定位误差, 采用扩展卡尔曼滤波方法融合测距值与惯导/高度计/视觉组合系统输出。构建 6 个节点的无人机群飞行试验场景, 完成低空飞行场景仿真验证。经验证: 通过协同定位算法, 绝对位置精度提升 61%, 相对定位精度提升 93%, 验证了协同定位方法的有效性。

关键词: 协同定位; 数据链; 惯性导航系统; 卫星导航拒止

中图分类号: TN967.1;V279 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2025)02-0012-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20241230001

引用格式: 马德仁, 王振桓, 张荣兵, 等. 基于数据链测距的分布式三维协同定位方法[J]. 遥测遥控, 2025, 46(2): 12-19.

Distributed Three-Dimensional Cooperative Localization Method Based on Data Link Ranging

MA Deren¹, WANG Zhenhuan¹, ZHANG Rongbing², LI Qifen², KONG Longtao²

(1. Space Control and Inertial Technology Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100076, China)

Abstract: Aiming at the absolute and relative location service needs of low-altitude flight drones in complex electromagnetic environments, a three-dimensional distributed drone cooperative localization method based on high-precision ranging information is proposed. All nodes in the cluster are equipped with navigation positioning sensors with the same accuracy, and use the inertial error as a state variable, the height value of the altimeter as a height measurement and 0.1 Hz visual matching information as position and speed measurements to correct the absolute positioning error of the nodes. Use the ranging values of the nodes as cooperative measurements to correct the relative positioning error, and use the extended Kalman filter to fuse the measuring range and inertial/altimeter/vision system output. Construct the flight test scene of the 6-node drone group to complete the simulation verification of low-altitude flight scenes. Verified, through the cooperative positioning algorithm, the absolute position accuracy is improved by 61%, and the relative positioning accuracy increases by 93%, which proves the effectiveness of the cooperative localization method.

Keywords: Cooperative localization; Data link; Inertial navigation system; GNSS-denied area

Citation: MA Deren, WANG Zhenhuan, ZHANG Rongbing, et al. Distributed Three-Dimensional Cooperative Localization Method Based on Data Link Ranging[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2025, 46(2): 12-19.

0 引言

近年来, 无人系统在军事侦察、设施巡检、地图测绘等领域应用广泛, 连续、稳健的高精度

定位信息是无人系统安全高效完成既定任务的基础。目前无人机和无人车室外定位导航主要依赖全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)和惯性导航系统(Inertial Navigation

System, INS), 但传统定位方式暴露出越来越多的弱点^[1,2]。受成本、功耗等限制, 低成本无人机无法装备高性能惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)与具备抗干扰能力的卫星导航接收机, 在复杂电磁干扰等GNSS拒止环境下, 低成本无人机无法获取卫星导航提供的绝对位置信息, 影响了无人机遂行等各类任务。多无人机协同作业能够提升任务完成效率, 缩短任务执行时间, 因而受到广泛关注^[3,4]。

国内外学者对协同定位进行了针对性的研究, 协同定位从架构上可分为主从式和分布式两种^[5]。主从式方法中各节点高低精度搭配能够在低成本和高精度间找到平衡, 但集群中的主节点一旦失效或定位精度降低, 将大大影响集群整体的定位精度。分布式方法中各节点精度相当, 某个节点失效并不会对集群造成太大影响, 是一种去中心化、无依赖的结构, 这种特点更加适应战场等复杂环境。现今, 集群协同定位的组织架构正在由主从式向分布式转变, 分布式逐渐成为当下研究重点。

目前, 基于贝叶斯估计框架的卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)是协同定位中最常用的算法, 也是工程上最容易实现的方法之一。该算法在每次滤波解算过程中只需用到上一次滤波解算的数据, 在导航计算机上也易于实现。由于协同定位系统量测模型为非线性, 故协同定位算法中通常使用其非线性形式, 即扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)。文献[6]基于自适应渐消 Sage-Husa(自适应滤波算法)扩展卡尔曼滤波, 通过渐消记忆指数加权得到信息协方差估计, 并引入渐消因子修正预测误差协方差, 来调节滤波增益。文献[7]研究了一种UWB(超宽带)辅助的近距离编队相对导航方案, 给出了无人机之间双差、双差变化率、UWB测距值、双机紧组合定位信息做差的量测方程及相对导航状态方程, 仿真结果表明: 该方案可以有效提升仅依赖GNSS相对差分的无人机编队相对导航效果。

依据优化理论的协同定位算法常将无线传感器网络中的定位方法转换到协同导航定位中。文献[8]提出了一种可伸缩、分布式的加权多维度标算法。该算法以自适应来突出最准确的距离测量值, 网络中每个节点以自适应来选择一个邻域, 其中相互通信的节点构成一个小的定位网络。这些小网络内的节点再把自己的位置信息传递给附

近的传感器。通过这种方式, 取代了将所有测距信息传送到中央单元的需求, 但该类方法往往对网络联通性能有一定要求。

基于因子图的协同定位算法, 是一种用概率图模型来表示因子和变量的关系并处理多变量全局函数优化问题的算法^[9], 其中每个因子对应全局函数中的一个局部函数, 利用概率推理对变量进行数据融合和参数估计。文献[10]研究了基于图优化的分布式协同导航方法, 将无人机的位置状态抽象为变量节点, GNSS的定位结果和UWB的测距值抽象为因子节点, 建立无人机群协同导航的因子图, 通过消息迭代的方式实现因子图的分布式优化, 可以明显地提升无人机的定位精度。文献[11]提出一种针对协作集群的同步自定位与相对定位(Simultaneous Self and Relative Localization, SSRL)方法。该方法能够同时进行集群中各个载体自定位状态、相对定位状态的协同估计, 能够适应无人机群的分布式工作环境, 但其需要位置已知的地标信息, 且估计性能受制于地标数量, 当可用地标数量较少时将导致自定位精度下降。文献[12]提出了一种基于相对距离信息辅助的多无人机协同优化方法, 并在轮询通信条件下实现。该方法利用因子图模型融合历史时刻状态和相对距离信息约束, 建立滑动窗口并通过最小二乘迭代求解滑动窗口内的最优状态。

以上方法在建模时多数已进行了简化, 忽略高度信息影响, 在二维空间进行运动学建模, 利用高度传感器将所有无人机投影到同一平面上, 使其转化为一个二维平面上的协同定位问题。但在实际应用中, 由于传感器自身精度、大气压力、温度和湿度等环境参数的影响, 高度传感器的测量值无法达到标称的理想精度, 故本文直接针对分布式无人机集群建立三维协同定位模型, 将数据链测距值作为协同定位系统量测量, 选取惯导误差模型作为状态变量, 基于扩展卡尔曼滤波算法, 建立分布式三维协同导航系统模型。

1 分布式三维协同定位方案

无人机群协同定位充分利用了集群的优势, 其核心思想是通过节点间的信息共享完成更加复杂的分布式任务, 一般需要满足以下三个条件^[13]: 具备信息交互功能、具备相对约束信息测量功能和可利用前一时刻定位信息辅助当前时刻定位。

数据链相比于 GNSS 具有更强的抗干扰能力，作为一种外源相对感知信息，其提供的相对距离和相对角度可作为协同系统量测信息建立的约束条件，从而实现无人节点间协同定位，获取相对导航定位信息。

本文针对卫星导航拒止环境下多无人机执行任务的场景，每个无人机节点搭载低成本 IMU、高度计、视觉匹配相机和机载数据链设备，通过配备的机载数据链进行机间通信和距离测量，传感器配置如图 1 所示。

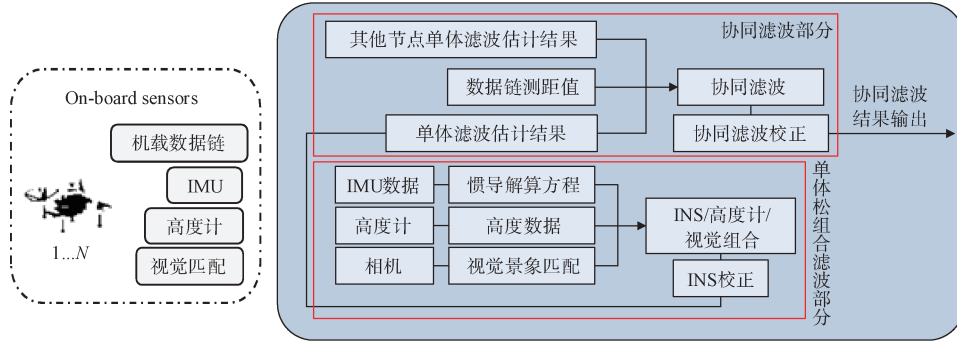


图 1 无人机导航传感器配置

Fig.1 UAV navigation sensor configuration

单体滤波采用误差状态下卡尔曼滤波器闭环校正，由于在飞行任务中，相机的主体任务为完成光学侦察任务，无法持续垂直下视，仅可采用时分复用的方式，每隔 10 s 完成一次垂直下视动作，输出一架无人机的位置和速度参数，与惯导解算输出的位置速度之差作为单体滤波器的观测量，来修正 INS（惯性导航系统）误差并对惯导参数进行估计。通过相机获取绝对定位信息时，将关键帧在送入 SOC（系统级芯片）时打上当前时刻时间戳，可将时间误差控制在 5 ms~10 ms，选取最近时刻的惯导数据进行松组合滤波。数据链测距频率为 1 Hz，输出无人机间的距离作为测量估计值，单体滤波估计出的无人机间的距离作为计算估计值，两者之差作为协同滤波器的观测量，修正无人机节点位置。

2 协同定位模型与算法

2.1 单节点系统状态方程

选取东北天坐标系为导航坐标系，状态变量为 18 维，由无人机节点的 INS 导航参数误差、惯性元件误差组成，选取如下：

$$\mathbf{X} = [\phi_i^n \quad \delta \mathbf{V}_i^n \quad \delta \mathbf{P} \quad \boldsymbol{\varepsilon}_{mj}^b \quad \boldsymbol{\varepsilon}_j^b \quad \nabla_{mj}^b]^T \quad (1)$$

其中， $i = E, N, U$ ， ϕ_i 分别为东向、北向和天向失准角， $\delta \mathbf{V}_i^n$ 为东北天向速度误差， $\delta \mathbf{P} = [\delta L \quad \delta \lambda \quad \delta h]$ 为惯导系统纬度、经度和高度误差； $j = x, y, z$ ， $\boldsymbol{\varepsilon}_{mj}^b$ 为陀螺一阶马尔可夫噪声， $\boldsymbol{\varepsilon}_j^b$ 为陀

螺高斯白噪声， ∇_{mj}^b 为加速度计一阶马尔可夫噪声。

松组合滤波器的状态方程为：

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (2)$$

其中， \mathbf{F} 为状态转移矩阵：

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{M}^\phi & -\mathbf{C}_b^n & -\mathbf{C}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{M}^{\delta V} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{C}_b^n \\ \mathbf{M}^{\delta P} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -1/\tau_g \mathbf{I} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -1/\tau_a \mathbf{I} \end{bmatrix}_{18 \times 18} \quad (3)$$

其中， \mathbf{M}^ϕ 、 $\mathbf{M}^{\delta V}$ 和 $\mathbf{M}^{\delta P}$ 分别为姿态、速度和位置误差方程中对应变量的系数矩阵，详见文献[14]； \mathbf{C}_b^n 为 b 系到 n 系的坐标变换矩阵； τ_g 和 τ_a 分别为陀螺和加速度计的一阶马尔可夫过程相关时间。

过程噪声阵 \mathbf{W} 如下，为惯导系统误差方程所对应的系统误差白噪声和陀螺马尔可夫过程驱动噪声：

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_g \quad \mathbf{w}_{mg} \quad \mathbf{w}_{ma}]^T \quad (4)$$

噪声驱动阵 \mathbf{G} 如下：

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 3} \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

2.2 单节点系统量测方程

对于 INS/高度计/视觉组合系统来说，系统观测量为高度计输出和 INS 解算的高度之差以及视觉匹配输出位置速度和 INS 解算的位置速度之差，即：

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_h &= \delta h = h_{\text{INS}} - h_{\text{BAR}} \\ \mathbf{Z}_{PV} &= \begin{bmatrix} \delta \mathbf{P} \\ \delta \mathbf{V} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{\text{INS}} - \mathbf{P}_{\text{VIS}} \\ \mathbf{V}_{\text{INS}} - \mathbf{V}_{\text{VIS}} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $\delta \mathbf{P} = [\delta L \quad \delta \lambda \quad \delta h]^T$, $\delta \mathbf{V} = [\delta V_E \quad \delta V_N \quad \delta V_U]^T$, 综上可得松组合滤波器的量测方程为:

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t) \mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (7)$$

其中,

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_B \\ \mathbf{H}_V \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_B = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 6} & 0 & 0 & 1 & 0_{1 \times 9} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \end{bmatrix} \quad (8)$$

\mathbf{H}_B 为惯导/高度计组合的量测矩阵, \mathbf{H}_V 为惯导/视觉组合的量测矩阵。

2.3 协同系统量测方程

当有数据链测距值更新时, 进行协同系统量测更新。假设通过单节点解算得到的节点 i 和节点 j 的位置坐标分别为 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$ 和 $(\hat{x}_j, \hat{y}_j, \hat{z}_j)$, 则可计算出两节点间距离为:

$$\hat{\rho}_{ij} = \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_j)^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_j)^2 + (\hat{z}_i - \hat{z}_j)^2} \quad (9)$$

数据链测得两节点间距离可表示为:

$$\tilde{\rho}_{ij} = r_{ij} + w \quad (10)$$

其中, r_{ij} 为两节点间距离真值, w 为数据链测距随机白噪声。将计算值 $\hat{\rho}_{ij}$ 与测量值 $\tilde{\rho}_{ij}$ 之差作为协同观测量可写为:

$$\delta \rho = \rho_{\text{KF}} - \rho_{\text{LINK}} = \hat{\rho}_{ij} - \tilde{\rho}_{ij} \quad (11)$$

ρ_{KF} 为滤波估计值, ρ_{LINK} 为数据链测量值。由于测距方程为非线性系统, 可通过泰勒展开为线性方程, 选取节点 i 的真值坐标 (x_i, y_i, z_i) 、节点 j 的真值坐标 (x_j, y_j, z_j) 为平衡点进行泰勒展开并取一次项, 可得线性化后的测距方程为:

$$\begin{aligned} \hat{\rho}_{ij} &\approx \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} + \\ &\frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial x_i} \delta x_i + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial y_i} \delta y_i + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial z_i} \delta z_i + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial x_j} \delta x_j + \\ &\frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial y_j} \delta y_j + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial z_j} \delta z_j \end{aligned} \quad (12)$$

本文的协同定位系统结构为分布式, 因为滤波状态方程仅包含本机节点状态, 所以在推导量测方程时可对非本节点状态变量进行简化, 将上式化简为:

$$\begin{aligned} \hat{\rho}_{ij} &\approx \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} + \\ &\frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial x_i} \delta x_i + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial y_i} \delta y_i + \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial z_i} \delta z_i \end{aligned} \quad (13)$$

其中,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial x_i} &= \frac{x_i - x_j}{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}} = e_x^{(ij)} \\ \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial y_i} &= \frac{y_i - y_j}{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}} = e_y^{(ij)} \\ \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial z_i} &= \frac{z_i - z_j}{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}} = e_z^{(ij)} \end{aligned} \quad (14)$$

算法解算过程中常涉及到地心直角坐标系 (x, y, z) 和地理坐标系 (L, λ, h) 的转换, 其转换关系如下:

$$\begin{aligned} x &= (R_N + h) \cos L \cos \lambda \\ y &= (R_N + h) \cos L \sin \lambda \\ z &= [(1 - f^2) R_N + h] \sin L \end{aligned} \quad (15)$$

其中, R_N 为卯酉圈曲率半径, f 为椭圆扁率, 由上式可得:

$$\begin{aligned} \delta x &= -(R_N + h) \sin L \cos \lambda \delta L - \\ &(R_N + h) \cos L \sin \lambda \delta \lambda + \cos L \cos \lambda \delta h \\ \delta y &= -(R_N + h) \sin L \sin \lambda \delta L + \\ &(R_N + h) \cos L \cos \lambda \delta \lambda + \cos L \sin \lambda \delta h \\ \delta z &= [(1 - f^2) R_N + h] \cos L \delta L + \sin L \delta h \end{aligned} \quad (16)$$

代入到式 (14), 并整理可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial L} &= -e_x^{(ij)} (R_N + h) \sin L \cos \lambda - \\ &e_y^{(ij)} (R_N + h) \sin L \sin \lambda + \\ &e_z^{(ij)} [(1 - f^2) R_N + h] \cos L \\ \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial \lambda} &= -e_x^{(ij)} (R_N + h) \cos L \sin \lambda + \\ &e_y^{(ij)} (R_N + h) \cos L \cos \lambda \\ \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial h} &= e_x^{(ij)} \cos L \cos \lambda + e_y^{(ij)} \cos L \sin \lambda + \\ &e_z^{(ij)} \sin L \end{aligned} \quad (17)$$

将上述推导带入到量测方程中, 可得到测距差量测方程, 即:

$$\mathbf{Z}_c(t) = \mathbf{H}_c(t) \mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (18)$$

其中, $\mathbf{Z}_c = \delta \rho$, \mathbf{H}_c 为量测矩阵, \mathbf{V} 为相应量测噪声。由于协同系统量测方程为非线性函数, 一般需要进行泰勒展开并保留一次项近似为线性系统, 求解雅克比矩阵如下:

$$H_C = J \left[h \left(\hat{X}_{k|k-1} \right) \right] = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \dots & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial L_i} & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial \lambda_i} & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial h_i} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial L_i} & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial \lambda_i} & \frac{\partial \hat{\rho}_{ij}}{\partial h_i} & \dots & 0 \end{bmatrix}_{(N-1) \times 18} \quad \begin{matrix} j \in \mathbb{F} \\ j \neq i \end{matrix} \quad (19)$$

节点 i 的观测协方差矩阵 R 为:

$$R_i = \text{diag} \left[\sigma_{\text{dis}}^2 + L_{ij} r_j L_{ij}^T \right]_{(N-1) \times (N-1)} \quad (20)$$

其中, 无人机 i, j 均属于集合 \mathbb{F} , \mathbb{F} 包含集群编队内所有的无人机, σ_{dis}^2 为数据链测距方差, r_j 为其他节点的单体滤波协方差矩阵 P 中位置误差部分的

对角线元素:

$$r_j = \text{diag} \left[\sigma_L^2(j) \quad \sigma_\lambda^2(j) \quad \sigma_h^2(j) \right] \quad (21)$$

根据所建立的单节点系统状态方程和协同定位系统量测方程, 采用扩展卡尔曼滤波算法对系统进行滤波估计, 计算出各节点位置信息。

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{状态一步预测} \quad \hat{X}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} \hat{X}_{k-1} \\ \text{协方差阵一步预测} \quad P_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} P_{k-1} \Phi_{k|k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T \\ \text{滤波增益} \quad K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ \text{状态估计} \quad \hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k \left(Z_k - h \left(\hat{X}_{k|k-1} \right) \right) \\ \text{状态估计协方差阵} \quad P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \end{array} \right. \quad (22)$$

2.4 一步转移阵简化算法

基于上文所述协同定位模型采用卡尔曼滤波算法进行滤波估计, 系统状态方程和量测方程为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{X}(t) = F(t) X(t) + G(t) W(t) \\ Z(t) = H(t) X(t) + V(t) \end{array} \right. \quad (23)$$

首先, 对连续时间系统进行离散化。设系统方程满足如下统计特性:

$$\begin{aligned} E[W(t)] &= 0, \quad E[V(t)] = 0, \\ E[W(t)W^T(\tau)] &= q(t) \delta(t-\tau) \\ E[V(t)V^T(\tau)] &= r(t) \delta(t-\tau) \end{aligned} \quad (24)$$

根据线性系统理论, 状态方程的离散化形式为:

$$X_k = \Phi_{k|k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1} \quad (25)$$

离散化时间间隔记为 $T_s = t_k^s - t_{k-1}^s$, 当状态转移阵 F 在较短的时间间隔内变化不太剧烈时, 状态转移阵 $\Phi_{k|k-1}$ 可近似为^[15]:

$$\begin{aligned} \Phi_{k|k-1} &= I + F(t_{k-1}^s) T_s + F^2(t_{k-1}^s) \frac{T_s^2}{2!} + \\ &F^3(t_{k-1}^s) \frac{T_s^3}{3!} + \dots \approx I + F(t_{k-1}^s) T_s \end{aligned} \quad (26)$$

实际应用中, 在运载体机动情况下, 捷联惯导系统的惯性器件采样频率和导航解算频率较高, 通常在 100 Hz 以上, 而组合导航滤波时间更新频率一般不低于 10 Hz。在组合导航滤波中, 为获得高精度惯导误差状态及其均方误差阵的传播也需要较高的时间更新频率。如果滤波周期相对惯导

解算周期较长, 且在一个滤波周期内能得到多个惯导采样值, 则计算一步转移阵时可利用采样值简化的方法。

设滤波周期为 T_F , $T_F = t_k - t_{k-1}$, 令 $\Delta T = T_F/M$, 在 $[t_{k-1}, t_k]$ 间隔能得到 M 个惯导数据采样值并更新系统阵 $F(t_{k-1} + i\Delta T)$, 其中,

$$F_{k-1}(i) = F(t_{k-1} + i\Delta T) \quad i=0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (27)$$

则 $t_k = t_{k-1} + M\Delta T$, 并且一步转移阵 $\Phi_{k|k-1}$ 可写为:

$$\begin{aligned} \Phi_{k|k-1} &= \Phi_{k|k-1+(M-1)\Delta T} \Phi_{k-1+(M-1)\Delta T|k-1+(M-2)\Delta T} \dots \\ &\Phi_{k-1+\Delta T|k-1} \end{aligned} \quad (28)$$

其中, $\Phi_{k-1+(i+1)\Delta T|k-1+i\Delta T}$ 的转移时间间隔为 ΔT , 若 ΔT 很小, 忽略级数中关于 ΔT 的高次项, 即

$$\begin{aligned} \Phi_{k|k-1} &\approx [I + \Delta T F_{k-1}(M-1)] \times \\ &[I + \Delta T F_{k-1}(M-2)] \dots \\ &[I + \Delta T F_{k-1}(0)] = I + \Delta T \sum_{i=0}^{M-1} F_{k-1}(i) \end{aligned} \quad (29)$$

上式忽略了乘积中关于 ΔT 的高次项。该简化方法在保持时间更新频率的要求下, 将 M 步矩阵相乘简化为 M 步矩阵求和, 计算量大大减少, 便于工程实现。

2.5 算法整体流程

基于扩展卡尔曼滤波的三维协同定位算法如图 2 所示。

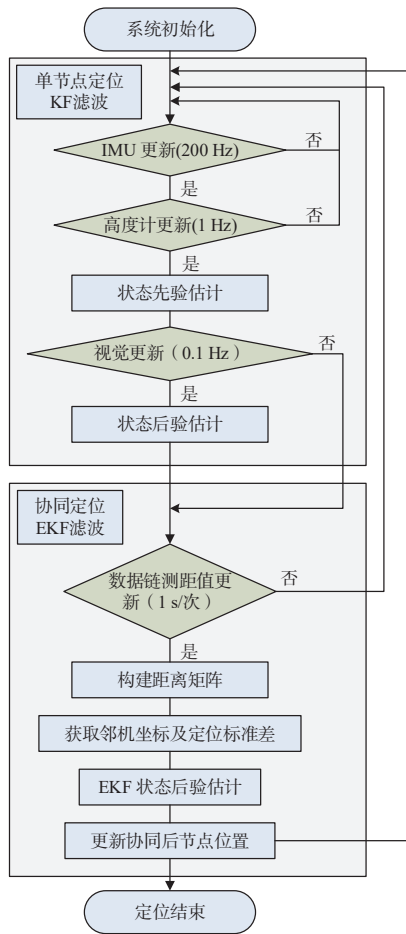


图2 算法整体框架

Fig.2 Overall framework of the algorithm

3 仿真验证场景设计

3.1 仿真条件

① 各节点初始位置如表1所示，其中1、2、3号节点和4、5、6号节点初始高度相差20 m：

表1 节点初值设置

Table 1 Node position initialization

节点 ID	初始位置			节点 ID	初始位置		
	$L/(^\circ)$	$\lambda/(^\circ)$	$h/(m)$		$L/(^\circ)$	$\lambda/(^\circ)$	$h/(m)$
1	[39	116	300]	4	[38.997 7	116.003 3	400]
2	[39	116.011 5	320]	5	[39.006 8	116.003 3	420]
3	[39.003 9	116.008 7	340]	6	[39.004 5	116.009 1	440]

② 节点惯性传感器、高度计、视觉及数据链测距值仿真参数如表2所示，其中惯导数据更新频率为200 Hz，高度计及数据链更新频率为1 Hz，视觉信息更新频率为0.1 Hz。

③ 仿真场景

表2 节点仿真误差

Table 2 Sensor simulation error

传感器	误差项	仿真参数
陀螺仪	白噪声均方根	10°/hr
	一阶马尔可夫白噪声均方根	10°/hr
	一阶马尔可夫过程相关时间	30 m, 30 m, 45 m
加速度计	一阶马尔可夫白噪声均方根	30 m, 30 m, 45 m
	一阶马尔可夫过程相关时间	30 m, 30 m, 45 m
高度计	高度误差白噪声均方根	30 m, 30 m, 45 m
	定位误差白噪声均方根 (纬度, 经度, 高度)	30 m, 30 m, 45 m
视觉匹配	速度误差白噪声均方根	0.5 m/s
	测距白噪声误差均方根	1 m

协同定位系统由6个搭载相同传感器的平行节点组成，理论上此模型也适用于传感器精度不同的节点集群，但若低精度节点定位误差过大，参与协同过程中会拉低高精度节点的估计精度，在适当情况下可以考虑舍去定位误差过大的低精度节点对高精度节点的协同作用。

节点初始速度均为0 m/s，在一段时间的静止后，经过10 s、1 m/s的匀加速直线运动加速到10 m/s后按照规定轨迹运行，仿真总时长3 600 s，图3中6条轨迹以节点1的坐标为原点，x、y轴分别指向节点运动的东向和北向，z轴为节点高度变化，标签处为各个节点的轨迹运行起点。

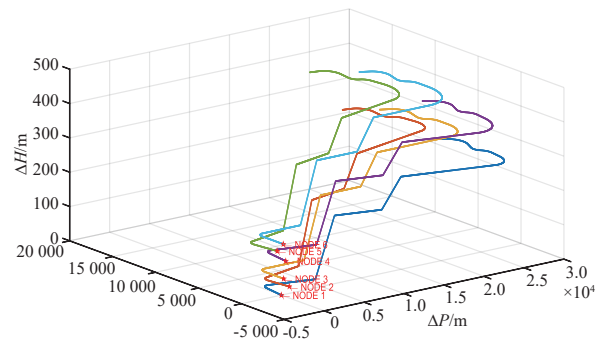


图3 6节点运行轨迹

Fig.3 6-nodes running trajectory

3.2 绝对定位误差分析

基于上述仿真场景，对6个节点进行仿真实验，给出每个节点的INS数据，0.1 Hz的视觉定位数据及1 Hz的数据链测距值，各节点定位均方根误差计算如下式：

$$RMSE_{abslt} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n [e_{\delta L}^2(k) + e_{\delta \lambda}^2(k) + e_{\delta h}^2(k)]}{n}} \quad (30)$$

其中，纬度误差 $e_{\delta L} = (R_M + h)\delta L$ ，经度误差 $e_{\delta \lambda} =$

$(R_N+h)\cos L\delta\lambda$, 高度误差 $e_{\delta h}=\delta h$ 。各个节点是否协同的绝对定位均方根误差如表 3 所示。

表 3 各节点绝对定位均方根误差

Tabl 3 The absolute positioning root mean square error for node positioning

节点 ID	绝对定位 RMSE/m		节点 ID	绝对定位 RMSE/m	
	单体定位	协同定位		单体定位	协同定位
1	22.237 5	7.999 3	4	21.569 7	8.024 3
2	22.173 6	8.236 9	5	21.315 8	9.060 4
3	22.771 2	7.560 9	6	21.957 7	7.689 7

由表 3 可以看出:

① 除惯导外, 单体定位只能依赖 10 s 一次的视觉定位信息进行修正, 基于数据链测距值的 EKF 协同定位算法在节点无法及时得到绝对定位信息时可以抑制单节点定位精度随时间的漂移, 从而提高节点的定位精度。

② 协同滤波降低了各节点的绝对定位均方差, 平均下降了 61.08%, 其中最优下降了 66.80%, 最劣下降了 53.82%。

如图 4 所示, 分别以提升效果最好的节点 3 和效果最差的节点 5 为例, 对比二者的单体及协同的绝对位置误差曲线。从图 4 可以看出, 在没有视觉定位信息的 10 s 间, 数据链测距值对节点间距离的约束可在一定程度上抑制纯惯导解算的发散, 加入数据链测距及协同算法可有效降低节点绝对定位误差。

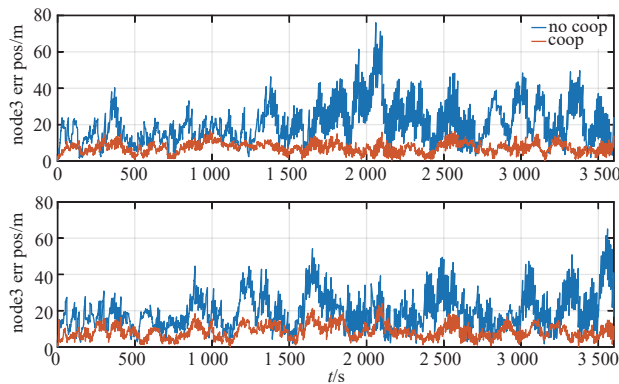


图 4 节点 3 与节点 5 绝对定位误差对比

Fig.4 Comparison of node 3 and node 5 absolute positioning error

3.3 相对定位误差分析

在相对定位方面, 协同定位算法增加了数据链测距信息, 可以在视觉绝对定位信息校正的基础上将轨迹偏离约束在同一方向, 从而提升系统的相对定位精度, 各节点相对定位均方根误差计

算方法如下:

$$RMSE_{rtt} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n [\hat{d}_{ij}(k) - r_{ij}(k)]^2}{n}} \quad (31)$$

其中, $\hat{d}_{ij}(k)$ 为 k 时刻 i 、 j 节点间距离估计值, $r_{ij}(k)$ 为 k 时刻 i 、 j 节点间距离真值。以节点 1 与节点 2、节点 3、节点 4 的相对定位误差对比如图 5 所示。

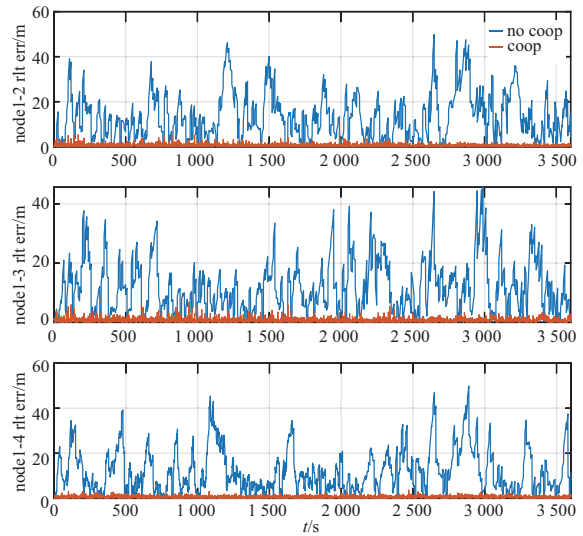


图 5 相对定位误差对比

Fig.5 Comparison of relative positioning error

各个节点是否协同的相对定位均方根误差如表 4 所示。

表 4 节点相对定位均方根误差

Table 4 The relative positioning root mean square error for node positioning

节点 ID	相对定位 RMSE/m		节点 ID	相对定位 RMSE/m	
	单体定位	协同定位		单体定位	协同定位
1-2	16.728 0	0.867 7	2-6	17.888 7	0.896 6
1-3	14.687 2	1.013 6	3-4	15.070 9	1.005 2
1-4	15.392 2	0.795 0	3-5	15.515 8	0.929 3
1-5	14.888 4	1.104 5	3-6	14.991 4	0.936 5
1-6	15.070 4	0.932 6	4-5	13.394 2	1.068 1
2-3	15.768 1	0.724 4	4-6	14.675 2	0.905 9
2-4	13.812 8	0.825 3	5-6	13.706 4	1.001 2
2-5	14.560 6	1.058 3			

由表 4 可以看出, 由于增加了无人机间的距离约束, 协同滤波也降低了各节点的相对定位均方差, 平均下降了 93.73%, 其中最优下降了 95.41%, 最劣下降了 92.03%。

4 结束语

无人机集群协同完成任务已成为发展趋势。

本文针对现有导航手段存在的不足,提出了一种基于数据链相对定位信息的协同定位算法,推导并建立了该算法的系统方程,采用扩展卡尔曼滤波方法融合测距值与单体滤波输出,对状态转移阵离散化计算方法进行简化,实现无人机节点间的协同定位。在6个节点卫星拒止场景下分别分析了协同和不协同算法的绝对、相对定位误差,仿真结果表明:本文提出的协同定位方法能够有效实现分布式无人机集群的协同定位,提升无人节点的绝对和相对定位精度,在本文设置的仿真条件下,6个节点协同定位系统的绝对定位误差平均降低了61%,相对定位误差平均降低了93%,仿真试验验证了所提算法的有效性。

参考文献

- [1] ZHANG S F, PAN X F, MU H. A multi-pedestrian cooperative navigation and positioning method based on UWB technology[C]//2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems (ICAIS). New York: IEEE, 2020: 260-264.
- [2] OUYANG X F, ZENG F L, LYU D Q, et al. Cooperative navigation of UAVs in GNSS-denied area with colored RSSI measurements[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 2194-2210.
- [3] YAN Z, RUOTSALAINEN L, CHEN X, et al. An INS-assisted vector tracking receiver with multipath error estimation for dense urban canyons[J]. GPS Solutions, 2023, 27(2): 88.
- [4] 谷旭平,唐大全,唐管政.无人机编队协同导航研究现状及进展[J].舰船电子工程,2021,41(7):28-33.
GU Xuping, TANG Daquan, TANG Guanzheng, et al. Research status and progress of UAV formation cooperative navigation[J]. Ship Electronic Engineering, 2021, 41(7): 28-33.
- [5] 刘明雍.水下航行器协同导航技术[M].北京:国防工业出版社,2014:120-182.
- [6] 周萌萌,张冰,赵强,等.基于自适应渐消 Sage-Husa 扩展卡尔曼滤波的协同定位算法[J].中国舰船研究,2022,17(4):92-97.
ZHOU Mengmeng, ZHANG Bing, ZHAO Qiang, et al. Cooperative localization algorithm based on adaptive fading Sage-Husa extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2022, 17(4): 92-97.
- [7] 熊骏,熊智,于永军,等.超宽带测距辅助的无人机近距离相对导航方法[J].中国惯性技术学报,2018,26(3):346-351.
XIONG Jun, XIONG Zhi, YU Yongjun, et al. Close rela-
- tive navigation algorithm for unmanned aerial vehicle aided by UWB relative measurement[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(3): 346-351.
- [8] COSTA J A, PATWARI N, HERO III A O. Distributed weighted-multidimensional scaling for node localization in sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN), 2006, 2(1): 39-64.
- [9] 潘献飞,宁治文,王茂松,等.基于因子图的导航定位技术应用分析与思考[J].控制理论与应用,2023,40(12):2130-2141.
PAN Xianfei, NING Zhiwen, WANG Maosong, et al. Analysis and reflection on the navigation and positioning application based on factor graph[J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(12): 2130-2141.
- [10] 陈明星,熊智,刘建业,等.基于因子图的无人机集群分布式协同导航方法[J].中国惯性技术学报,2020,28(4):456-461.
CHEN Mingxing, XIONG Zhi, LIU Jianye, et al. Distributed cooperative navigation method of UAV swarm based on factor graph[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2020, 28(4): 456-461.
- [11] 熊骏,解相朋,熊智,等.基于图模型的无人集群同步自定位与相对定位[J].航空学报,2023,44(S2):729708.
XIONG Jun, XIE Xiangpeng, XIONG Zhi, et al. Simultaneous self and relative localization for unmanned swarms based on graph model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(S2): 729708.
- [12] 赖际舟,陈胜,吕品,等.基于轮询相对测距的多无人机协同优化方法[J].中国惯性技术学报,2023,31(12):1167-1174.
LAI Jizhou, CHEN Sheng, LYU Pin, et al. Multi-UAV collaborative optimization method based on polling relative ranging[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(12): 1167-1174.
- [13] 徐博.水下多AUV协同定位方法[M].北京:国防工业出版社,2019:57-75.
- [14] 严恭敏,翁浚.捷联惯导算法与组合导航原理[M].第2版.西安:西北工业大学出版社,2023:98-100.
- [15] 秦永元,张洪钺,汪淑华.卡尔曼滤波与组合导航原理[M].第4版.西安:西北工业大学出版社,2021:41-49.

[作者简介]

- 马德仁 2000年生,硕士研究生。
王振桓 1983年生,博士,副研究员,博士生导师。
张荣兵 1980年生,硕士,研究员。
李奇奋 1985年生,硕士,高级工程师。
孔龙涛 1990年生,硕士,高级工程师。

(本文编辑:潘三英)