

文章编号 1004-924X(2024)14-2272-14

融合多维姿态自适应感知的无人机目标定位

凌智城¹, 雷仲魁^{2*}, 黄大庆³, 徐 诚⁴, 胡亚楠¹

(1. 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏 南京 211106;

2. 南京航空航天大学 无人机研究院, 江苏 南京 210016;

3. 南京长空科技有限公司, 江苏 南京 211899;

4. 南京航空航天大学 航天学院, 江苏 南京 211106)

摘要:针对无人机光电侦察平台目标定位中各姿态系统误差难以辨识和消除的问题,研究了融合多维姿态自适应感知算法的目标定位系统。本文依据目标定位原理建立了全流程的目标位置解算模型,利用光电侦察平台的锁定跟踪特性对合作目标点进行多次测量,分析多维姿态的系统误差偏移对定位结果的差异表征,基于深度神经网络设计多任务学习的时序特征提取模型对各系统误差进行自适应估计和反向补偿。实验结果表明无人机在 4 000 m 飞行高度下,该系统能有效消除 77% 的系统误差,目标定位的误差由 103 m 下降至 19 m,定位精度提升 81%,可实现高精度的无人机目标定位。

关键词:目标定位;无人机;姿态自适应感知;系统误差;多任务学习

中图分类号:V249;V279 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20243214.2272

UAV target positioning integrating multi-dimensional attitude adaptive sensing

LING Zhicheng¹, LEI Zhongkui^{2*}, HUANG Daqing³, XU Cheng⁴, HU Yanan¹

(1. College of Electronic Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Unmanned Aerial Vehicles Research Institute, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

3. Nanjing Changkong Technology Co., Ltd., Nanjing 211899, China;

4. College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

* Corresponding author, E-mail: leizhongkui@nuaa.edu.cn

Abstract: Aiming to address the challenge of identifying and eliminating systematic errors in various attitudes during target positioning of UAV optoelectronic reconnaissance platforms, a study was conducted on a target positioning system that integrates multi-dimensional attitude adaptive sensing algorithms. This paper presented a comprehensive target position calculation model that was based on the principles of target positioning. It utilized the optoelectronic reconnaissance platform's locking and tracking capabilities to per-

收稿日期:2024-01-10;修订日期:2024-03-13.

基金项目:江苏省重点研发计划(产业前瞻与关键核心技术)资助项目(No. BE2022068-4);南京航空航天大学研究生科研与实践创新计划资助项目(No. xcxjh20230409)

form multiple measurements of the cooperative target point. Furthermore, it analyzed the differentiated representations of the multi-dimensional attitude systematic error offset from the positioning results. Based on the principles of deep neural networks, the proposed model aimed to perform adaptive estimation and reverse compensation of systematic errors in a multi-task temporal feature extraction framework. Results of experiments indicate that when UAV operates at an altitude of 4 000 m, the system is able to mitigate 77% of systematic errors. It successfully reduces the target positioning error from 103 m to 19 m, resulting in an 81% increase in overall positioning accuracy. Consequently, this system enables high-precision positioning of UAV targets.

Key words: target positioning; UAV; attitude adaptive sensing; systematic error; multitask learning

1 引 言

固定翼无人机携带转台式光电侦察平台为指挥决策提供目标的位置信息,高精度的目标定位对战场态势感知和打击指引都有至关重要的作用^[1,2]。目前多数目标定位算法通过激光测距和视轴指向矢量的转换进行位置解算^[3],使用数字高程模型^[4-6]、单无人机多点测量和多无人机协同^[7-10]可实现较高精度的无源定位,可有效避免了激光的电磁波辐射产生暴露风险,对视场内的次目标进行相对位置测算可实现多目标定位^[11]。雷仲魁等^[12]结合载机的惯性导航数据,采用逆速高比补偿测高法实现无源定位,定位速度快且无需数字高程模型的支持。

无人机目标定位的精度受到多种因素影响,其中侦察平台姿态和视轴指向等角度误差都是主要原因^[1,13],结合滤波算法对连续多次定位数据进行平滑估计^[14-16]以及特殊航线设计^[17],可以消除部分随机噪声误差;航空遥感的成像精度影响视轴指向的精度^[18-19]。光电侦察平台安装在载机下方,通常使用阻尼减振器隔离载机的高频振动,使用自适应控制减小机械振动影响和目标跟踪产生的低频扰动^[20,21]。受载荷限制平台内无法安装独立的高精度惯性测量单元,故通常使用载机姿态替代平台姿态,姿态的未完全对准引入了三个姿态角度的系统误差,分别为偏航角、俯仰角和横滚角。平台内的跟踪测量设备用于测量平台转动的方位角和高低角,由测角系统零位标定引入的误差称为方位角和高低角的零位安装误差,均属于系统误差。上述五个系统误差的初始校准目前仍存在诸多困难,无法使用滤波算法修正,已经成为影响定位精度的重要原因。

针对上述多维姿态的系统误差难以辨识和消除导致定位精度较低的现状,本文提出一种融合多任务深度学习的高精度目标定位系统。利用机载光电侦察平台的锁定跟踪特性,选取一个已知位置信息的地面控制点作为合作目标点,无人机起飞后对合作目标点进行连续多次定位获得目标位置的相对偏移序列特征,使用多维姿态自适应感知算法分析定位解算结果的偏移,辨识和求解影响当前定位精度的主要系统误差,快速完成目标定位系统的校准。无人机飞至侦察区域后,在保证侦察任务无间断运行的同时,使用修正的模型即可实现高精度定位。

2 光电侦察平台的目标定位原理

2.1 坐标系统

无人机地面控制站使用遥测遥感数据对视场中心的目标进行地理位置解算完成定位是本文的理论基础。位置解算主要是建立辅助坐标系构建定位模型,对目标指向矢量进行转换。本文建立的坐标系统如图 1 所示,共使用六个坐标系(均为右手坐标系),分别为大地坐标系 K 、空间大地直角坐标系 G 、载机地理坐标系 N 、机体坐

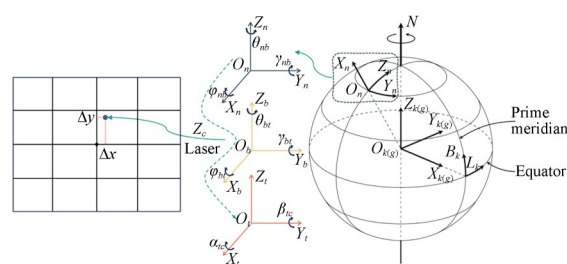


图 1 坐标系统

Fig. 1 Coordinate System

标系 B 、光电侦察平台基座坐标系 T 和相机坐标系 C 。

K 系采用 WGS-84; G 系以地球质心为原点, X_g 轴为格林尼治子午面与赤道面的交线, Z_g 轴与地球自转轴一致指向地理北极, 坐标用 (x_g, y_g, z_g) 表示; N 系以载机导航中心为原点, X_n 轴指向天顶, Z_n 轴指向正北, 坐标用 (x_n, y_n, z_n) 表示; B 系原点与 N 系一致, X_b 轴由机腹指向机背, Z_b 轴指向机头, 坐标用 (x_b, y_b, z_b) 表示, 当载机姿态角都为零度时, B 系与 N 系重合; T 系的坐标用 (x_t, y_t, z_t) 表示, 理想状态下平台姿态和载机姿态完全对准, 此时 T 系与 B 系重合; 在二自由度的光电侦察平台中, C 系 X_c 轴指向天顶, Z_c 轴为相机光轴, 初始状态保持水平指向机头, 光轴指向的方位角和高低角分别用 α 和 β 表示, 目标位置用 (x_c, y_c, z_c) 表示。

2.2 目标定位的基本模型

目标位置的解算过程是目标指向矢量在上述坐标系内的转换。为简化公式, 定义绕自身坐标系 x, y, z 轴旋转 χ 度的旋转函数:

$$F_x(\chi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \chi & \sin \chi \\ 0 & -\sin \chi & \cos \chi \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$F_y(\chi) = \begin{bmatrix} \cos \chi & 0 & -\sin \chi \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \chi & 0 & \cos \chi \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$F_z(\chi) = \begin{bmatrix} \cos \chi & \sin \chi & 0 \\ -\sin \chi & \cos \chi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

跟踪系统将目标锁定在视场中心, 激光测距机测得的目标距离 R , 得到目标在 C 系下的位置 $T_c = [0, 0, R]$, 如式(4)所示为光电侦察平台基座

与机体理想校准时目标在 T 系与 B 系下的位置。

$$T_b^T = T_t^T = Rot_c^t \cdot T_c^T = (Rot_t^c)^{-1} \cdot T_c^T = (Rot_{\beta_{tc}} \cdot Rot_{\alpha_{tc}})^{-1} \cdot T_c^T = F_x(\alpha_{tc})^{-1} \cdot F_y(\beta_{tc})^{-1} \cdot T_c^T, \quad (4)$$

其中: Rot_t^c 为 C 系到 T 系的转换, α_{tc} 和 β_{tc} 为光电侦察平台的方位角和高低角。

根据载机的飞行姿态角 $\phi_{nb}, \gamma_{nb}, \theta_{nb}$ 和(4)式得到目标在以载机为原点的地理坐标系下的坐标:

$$T_n^T = Rot_b^n \cdot T_b^T = (Rot_n^b)^{-1} \cdot T_b^T = (Rot_{\theta_{nb}} \cdot Rot_{\gamma_{nb}} \cdot Rot_{\phi_{nb}})^{-1} \cdot T_b^T = F_x(\theta_{nb})^{-1} \cdot F_y(\gamma_{nb})^{-1} \cdot F_z(\phi_{nb})^{-1} \cdot T_b^T, \quad (5)$$

其中: Rot_b^n 为 B 系到 N 系的转换, ϕ_{nb}, γ_{nb} 和 θ_{nb} 分别为无人机的偏航角、俯仰角和横滚角。

根据载机在大地坐标系下的坐标, 得到目标在空间大地直角坐标系下的坐标:

$$p_g \triangleq Rot_k^g(p_k) = \begin{cases} x_{pg} = (N_p + H_p) \cos B_p \cos L_p \\ y_{pg} = (N_p + H_p) \cos B_p \sin L_p \\ z_{pg} = [N_p(1 - e_1^2) + H_p] \sin B_p \end{cases}, \quad (6)$$

其中: B_p, L_p 和 H_p 分别为由无人机导航系统得到的纬度、经度和高程; $e_1 = \sqrt{\frac{a^2 - b^2}{a^2}}$, e_1 为地球第一偏心率, $N_p = \frac{a}{\sqrt{1 - e_1^2 \cdot \sin^2 B_p}}$ 为卯酉圈曲率半径, a 和 b 分别为 WGS-84 的地球长半轴和短半轴。

结合式(5)、式(6)和大地测量学原理得到理想的目标定位基本模型:

$$t_k(B_t, L_t, H_t) \triangleq Rot_g^k(t_g) = Rot_k^g(Rot_n^g \cdot Rot_b^n \cdot Rot_c^t \cdot T_c^T + p_g) = Rot_k^g \begin{pmatrix} F_z(L_p)^{-1} \cdot F_y(-B_p)^{-1} \cdot F_x(\theta_{nb})^{-1} \cdot F_y(\gamma_{nb})^{-1} \cdot \\ F_z(\phi_{nb})^{-1} \cdot F_x(\alpha_{tc})^{-1} \cdot F_y(\beta_{tc})^{-1} \cdot T_c^T + Rot_k^g(p_k) \end{pmatrix}. \quad (7)$$

无人机受相机视轴初始对准等因素干扰, 导致方位角和高低角的传感测量存在系统误差 $Rot \Delta \alpha = F_x(\Delta \alpha_{tc})^{-1}$ 和 $Rot \Delta \beta = F_y(\Delta \beta_{tc})^{-1}$, 从而 $\overline{Rot}_c^t = F_x(\alpha_{tc})^{-1} \cdot F_x(\Delta \alpha_{tc})^{-1} \cdot F_y(\beta_{tc})^{-1} \cdot F_y(\Delta \beta_{tc})^{-1}$, 式中 $\Delta \alpha$ 和 $\Delta \beta$ 分别为方位角偏移和高

低角偏移, 该项为系统误差。

载机用阻尼减振器联结载机, 引入振动误差:

$$Rot_{t_v}^b = F_x(\phi_{bt_v})^{-1} \cdot F_y(\gamma_{bt_v})^{-1} \cdot F_z(\theta_{bt_v})^{-1}, \quad (8)$$

其中: $\theta_{bt_v}, \gamma_{bt_v}, \phi_{bt_v}$ 分别为基座减振器的三轴振动

误差,该项为随机误差。

载机与平台坐标系之间初始的人工校准困难,引入三轴姿态角偏移即三轴的系统误差矩阵:

$$Rot_{bi}^b = F_x(\phi_{bi})^{-1} \cdot F_y(\gamma_{bi})^{-1} \cdot F_z(\theta_{bi})^{-1}, \quad (9)$$

其中: θ_{bi} , γ_{bi} 和 ϕ_{bi} 分别为平台基座与载机的三轴安装对准误差,该项为系统误差。

综合系统误差后的目标定位模型:

$$\begin{aligned} \bar{t}_k(B_i, L_i, H_i) \triangleq Rot_g^k(\bar{t}_g) &= Rot_g^k(Rot_n^g \cdot \\ Rot_b^n \cdot Rot_{bi}^b \cdot Rot_{bv}^b \cdot Rot_c^c \cdot T_c^T &+ p_g). \quad (10) \end{aligned}$$

3 多维姿态自适应感知算法

无人机的飞行姿态、目标视轴指向以及平台振动等产生的随机误差可以通过滤波^[22, 23]和特殊航迹规划^[24]等方式消除,然而目前光电侦察平台与载机之间的导航系统安装误差、轴系安装误差(视轴照准差和调平差)以及零位安装误差等系统误差的修正仍然存在诸多困难,人工校准困难且费时耗力,影响侦察任务时效性和可靠性,因此需要对上述系统误差进行高效的实时校准。参考工程经验的各项误差分布如表 1 所示,通过实验可近似得到定位精度受各原始误差的影响,结果都呈现出线性平移特性,且在各项角度误差的影响中,俯仰方向对精度的影响程度都最大,横滚方向次之,偏航方向最小。

表 1 主要误差分布

Tab. 1 Detailed error parameters

误差名称	误差分布	误差量	定位精度影响
无人机纬度	正态分布	$\sigma_{\Delta P_{bi}} = 0.2e^{-3}$	$1.1161m/e^{-5^\circ}$
无人机经度	正态分布	$\sigma_{\Delta P_{li}} = 0.2e^{-3}$	$0.9364m/e^{-5^\circ}$
无人机高程	正态分布	$\sigma_{\Delta P_{hi}} = 10m$	$0.9983m/m$
无人机偏航角	正态分布	$\sigma_{\Delta \phi_{bi}} = 0.10^\circ$	$0.6131m/e^{-2^\circ}$
无人机俯仰角	正态分布	$\sigma_{\Delta \gamma_{bi}} = 0.02^\circ$	$0.8093m/e^{-2^\circ}$
无人机横滚角	正态分布	$\sigma_{\Delta \theta_{bi}} = 0.02^\circ$	$0.7250m/e^{-2^\circ}$
偏航方向振动	均匀分布	$\Delta \phi_{bi} = 0.05^\circ$	$0.5609m/e^{-2^\circ}$
俯仰方向振动	均匀分布	$\Delta \gamma_{bi} = 0.10^\circ$	$0.8264m/e^{-2^\circ}$
横滚方向振动	均匀分布	$\Delta \theta_{bi} = 0.10^\circ$	$0.7249m/e^{-2^\circ}$
侦察平台方位角	正态分布	$\sigma_{\Delta \alpha_{it}} = 0.05^\circ$	$0.5609m/e^{-2^\circ}$
侦察平台高低角	正态分布	$\sigma_{\Delta \beta_{it}} = 0.05^\circ$	$0.8727m/e^{-2^\circ}$
激光测距	正态分布	$\sigma_{\Delta R} = 3m$	$1.0000m/m$

3.1 多维姿态特征分析

导航系统的安装误差体现在平台姿态的测量上,无人机导航系统和平台基座姿态未对准导致偏航、俯仰和横滚角度出现偏差;轴系安装误差和零位安装误差共同影响视轴指向的偏移,视轴照准差和方位角零位误差同时影响方位角的测量,视轴调平差和高低角零位误差同时影响高低角的测量。针对上述无人机偏航角、俯仰角、横滚角和平台方位角、高低角共五个系统误差,将其视为多维姿态偏移,对目标定位精度的影响体现在定位结果偏移。

同一架次无人机在靶场实验中对同一目标进行连续多次定位,定位轨迹与真实目标点的偏移呈现出明显的规律特征,在仿真实验中也验证得到偏移方位受无人机飞行姿态及相对位置的影响,与多维姿态的安装误差相关,脱靶量与角误差大小正相关。

无人机保持平飞状态以减少飞行姿态和大倾角成像对精度的影响,同时视轴相对于目标的倾角不能过大(根据工程经验一般小于 45°)。实际侦察无法保证从目标的正上方飞过(即存在相对偏航角),同一初始方位下存在多条定位航线,且无人机的初始方位具有不确定性。本文设计了无人机模拟飞行和目标定位模型,参照某试验用型号无人机光电载荷安装误差水平 $0.5^\circ \sim 3.5^\circ$ 设置不同姿态的系统误差。无人机初始方位角 $\Phi_{init} = random(0^\circ, 360^\circ)$ 指无人机和目标点的连线与正北方向的夹角,顺时针方向递增;相对偏航角 $\Phi_{relative} = random(-20^\circ, 20^\circ)$ 指无人机实际飞行航线与无人机与目标点连线的偏移角度。无人机允许从各个初始方位飞向侦察目标,待到达合适的成像倾角范围后进行连续多次定位,解算目标位置的偏移趋势。为保证连续定位特征提取的有效性,选取 128 作为序列长度上限,舍弃序列长度过大即大倾角成像下的定位数据(针对不同的无人机空速以及相对侦察高度选取不同的序列长度上限)。如图 2 所示为无人机在 $\Phi_{init} = 245^\circ$ 方位下,相对偏航角 $\Phi_{relative} = 20^\circ$ 时的连续定位航线。

如图 3 所示为不同系统误差和相对偏航角下的连续目标定位误差变化趋势。在图 3(a)~3(c)中,随着各角度系统误差的逐渐增大,定位

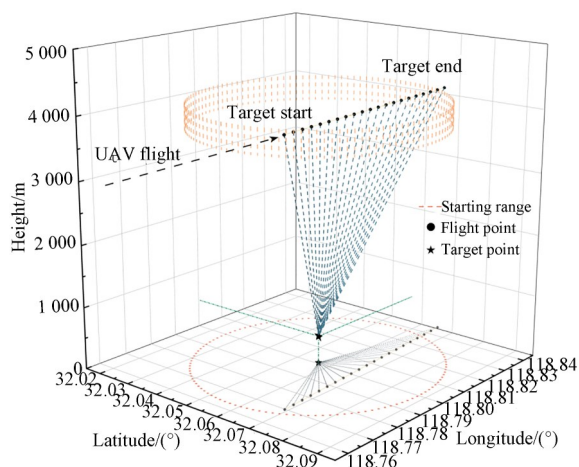


图2 连续目标定位的无人机飞行航线

Fig. 2 UAV flight route for continuous target positioning

误差序列的规律性逐渐显著,成为影响目标定位精度的主要因素。飞行姿态的偏航角 ϕ 、俯仰角 γ 和平台姿态的方位角 α 、高低角 β 对定位误差的影响在无人机飞过目标上空($Index = 64$)附近达到最小值,在飞离目标上空附近后逐渐增加。由图3可以看出无人机俯仰角 γ 的系统误差对定位精度影响大于偏航角 ϕ 和横滚角 θ ,侦察平台方位角 α 和无人机偏航角 ϕ 的系统误差影响非常相似,在图中近乎重叠。若无人机的连续定位航线无相对偏航角,即如图3(d)所示,无人机飞向目标点时俯仰角 γ 和高低角 β 的影响非常相似,飞离目标点后的影响又存在差异性;同时,各姿态系统误差对目标定位误差的影响都表现为在无

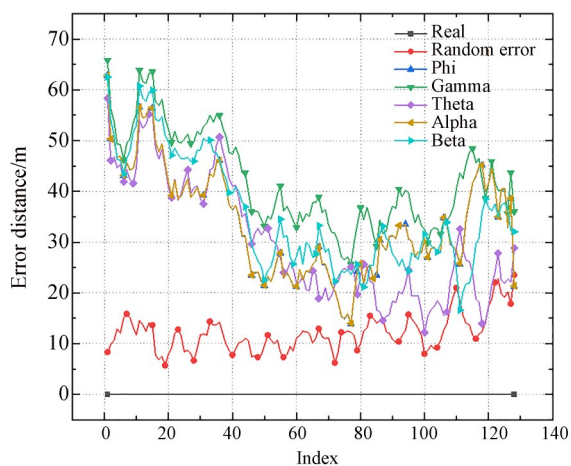
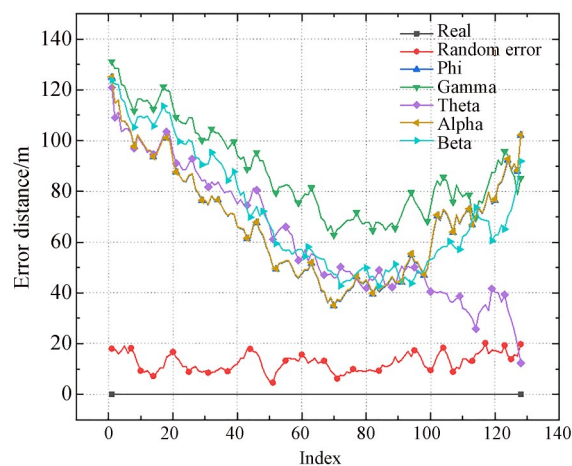
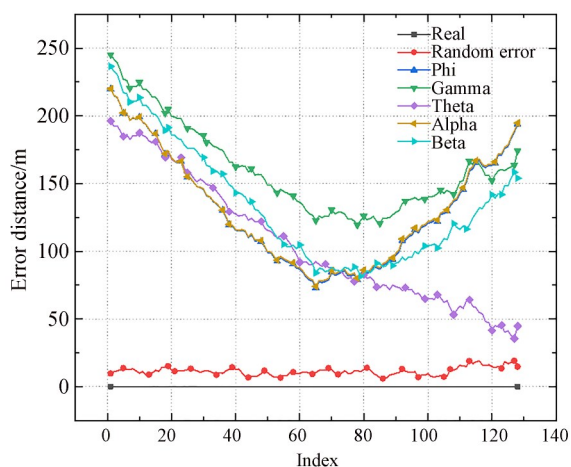
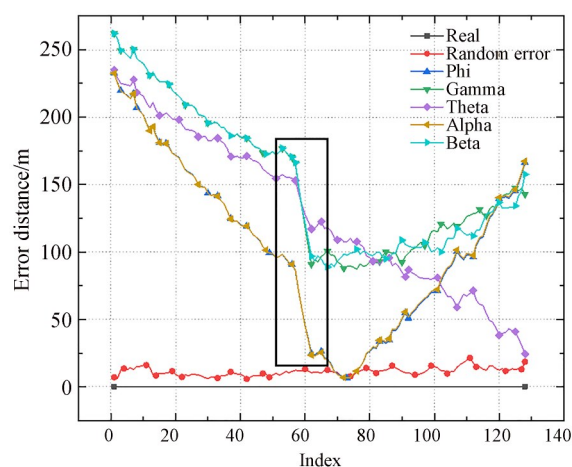
(a) 系统误差均为 $+0.5^\circ$, 相对偏航角为 $+20^\circ$
(a) Systematic error $+0.5^\circ$, relative yaw angle $+20^\circ$ (b) 系统误差均为 $+1.0^\circ$, 相对偏航角为 $+20^\circ$
(b) Systematic error $+1.0^\circ$, relative yaw angle $+20^\circ$ (c) 系统误差均为 $+2.0^\circ$, 相对偏航角为 $+20^\circ$
(c) Systematic error $+2.0^\circ$, relative yaw angle $+20^\circ$ (d) 系统误差均为 $+2.0^\circ$, 相对偏航角为 0°
(d) Systematic error $+2.0^\circ$, relative yaw angle 0°

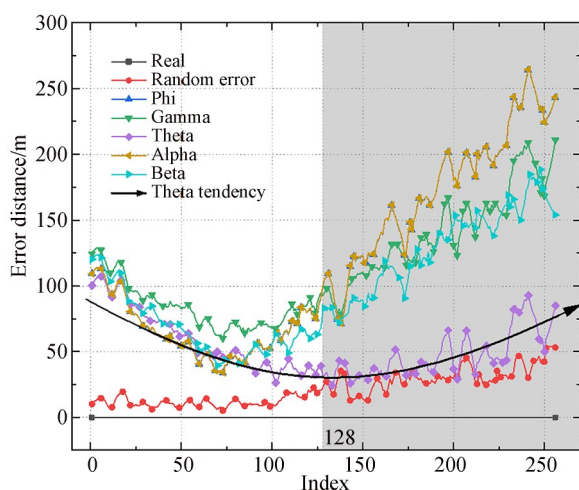
图3 连续目标定位误差变化趋势

Fig. 3 Continuous target positioning error change trend

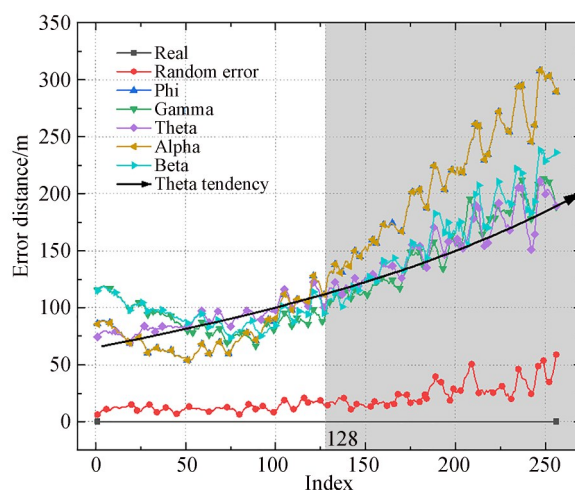
人机从目标的正上方飞过时出现突变。

如图 4 所示,无人机姿态中的横滚角对定位误差的影响与其他姿态不同,阴影部分表示无人机已飞离连续定位范围(此时相机成像倾角过大导致误差急剧上升,仅用于此部分的误差

规律分析)。若 θ 的系统误差为正,定位误差在无人机飞离目标点上空后仍将继续减小如图 4(a) 所示,其转折点较其他四个角度有所延后;若 θ 的系统误差为负,定位误差将持续增加,如图 4(b) 所示。



(a) 横滚角的系统误差为 $+2^\circ$
(a) $+2^\circ$ systematic error for roll angle



(b) 横滚角的系统误差为 -2°
(b) -2° systematic error for roll angle

图 4 横滚角的系统误差差异影响

Fig. 4 Impact of systematic error differences on roll angle

如图 5 和图 6 所示为各角度系统误差均为 $+2^\circ$, 无人机初始方位 $\Phi_{\text{init}} = 0^\circ$, 相对偏航角 Φ_{relative} 分别为 $+20^\circ, 0^\circ, -20^\circ$ 时的连续定位结果三维示意图和二维投影图, 各角度的系统误差在同一初始方位、不同的相对偏航角对定位结果偏移都存在不同影响。在同一相对偏航角下, 各系统误差对连续定位结果的影响都表现为定位解算结果的连续点云条带状偏移, 偏移程度与系统误差大小相关, 而偏移的方位与各系统误差的比重、无人机初始方位和相对偏航角都存在深层联系。特别地, 侦察平台方位角 α 和无人机偏航角 ϕ 的系统误差的影响非常相似; 当相对偏航角 $\Phi_{\text{relative}} = 0^\circ$ 时, 无人机从目标正上方飞过, 与上文分析的定位误差发生突变的结论类似, 表现为坐标位置的突变, 在三维图中为相对于目标点的对称分布, 此时二维投影图如图 6(b) 所示, 以无人机飞抵目标点正上空为分界点, 条带状点云分割为两部分, 且无人机飞向目标点时 γ 和 β 的系统误差影响非常相似, 定位点的偏移几乎重合, 飞离后的偏移又重新表现出明显的差异。

3.2 多任务深度学习

各姿态的系统误差偏移对无人机目标定位产生重要影响, 仿真实验表明偏移方位受无人机飞行姿态和相对位置的影响, 与多维姿态的系统误差相关, 脱靶量与角误差的大小正相关, 依靠人工辨识其中复杂的深层联系较为困难。故本文将无人机对合作目标点的连续多次定位视为时间序列, 设计了多任务深度学习模型, 主任务对各角度误差进行初步的回归预测, 副任务对主要系统误差类型进行分类预测, 再利用注意力机制结合主任务和副任务完成最终的误差估计, 以自适应调整当前的各维姿态信号。

传统的神经网络可以有效提取近邻数据特征, 用于非线性方程的回归拟合等任务, 但在长序列的处理上效果不佳, 循环卷积神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 能够有效提取时间序列数据特征, 从复杂的定位偏移序列中提取到各系统误差与偏移的关联特征。在上文的分析中, 无人机飞抵目标点正上空前后存在定位轨迹的突变, 各角度系统误差在不同相对偏航角下

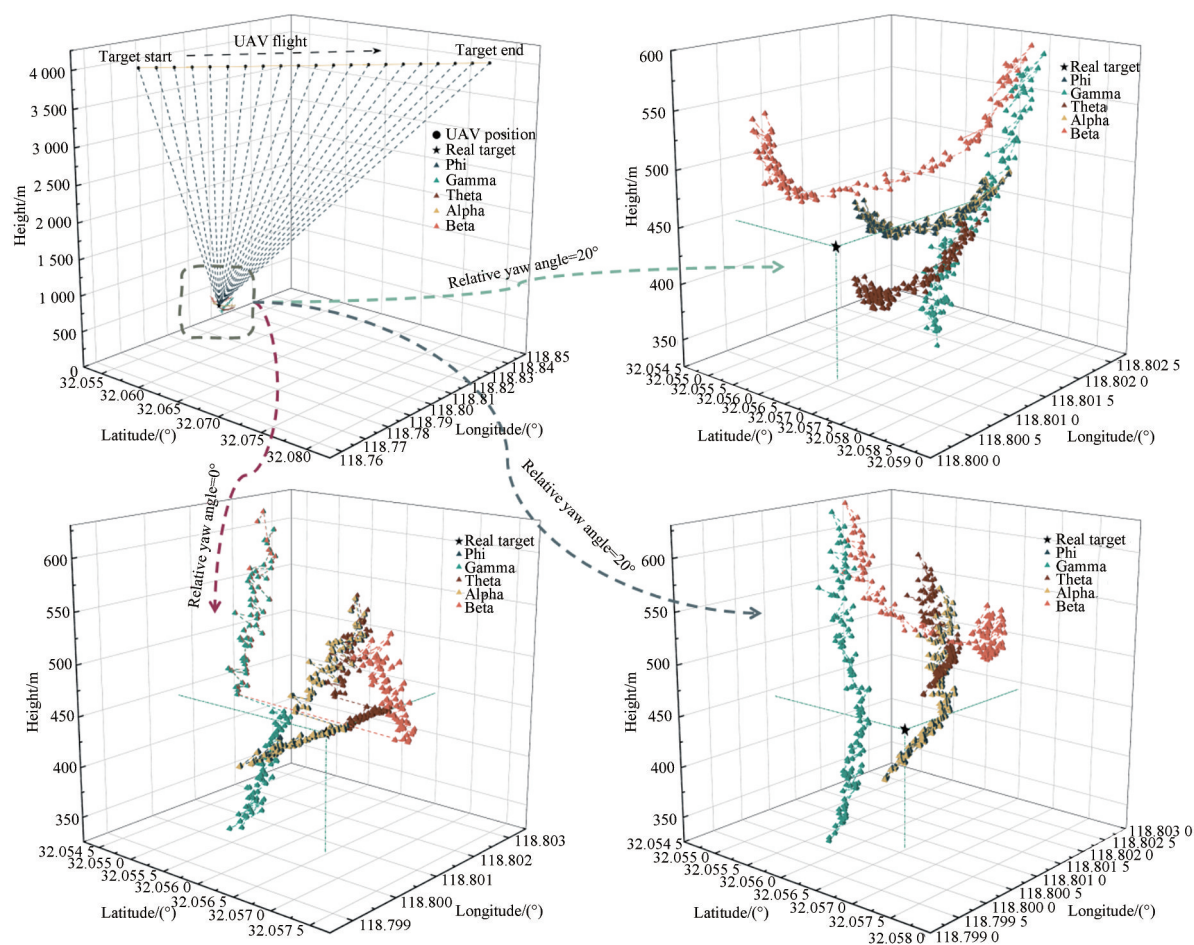
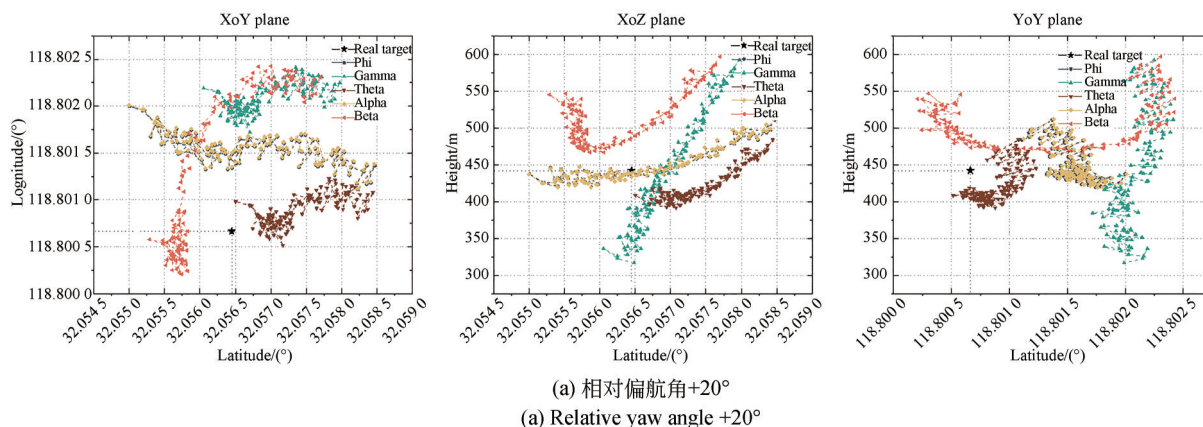


图5 不同相对偏航角下各系统误差的差异影响

Fig. 5 Differential effects of systematic errors at different relative yaw angles

存在不同的规律性影响,结合点积注意力机制(Dot-product Attention)可以使模型更注重局部的关联影响。如图7所示为用于目标定位系统的多任务深度学习模型的整体结构框图,使用变体

的双并行结构长短期记忆单元(Long Short Term Memory, LSTM)用于提取轨迹偏移的时间序列特征。基于不同姿态对连续定位偏移的差异化规律性影响,设计了基于定位的多维度注



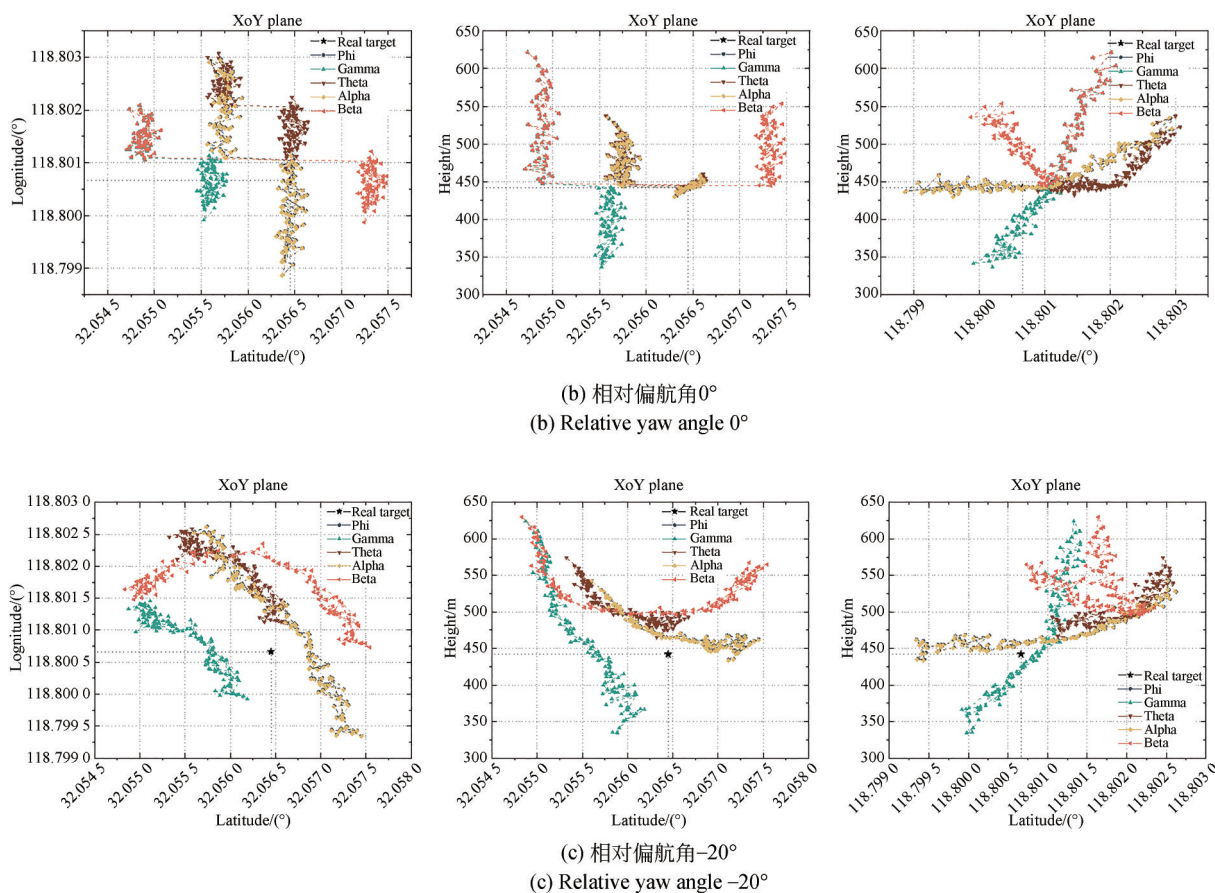


图 6 不同相对偏航角下各系统误差的差异影响(二维投影图)

Fig. 6 Differential effects of systematic errors at different relative yaw angles (2D projection map)

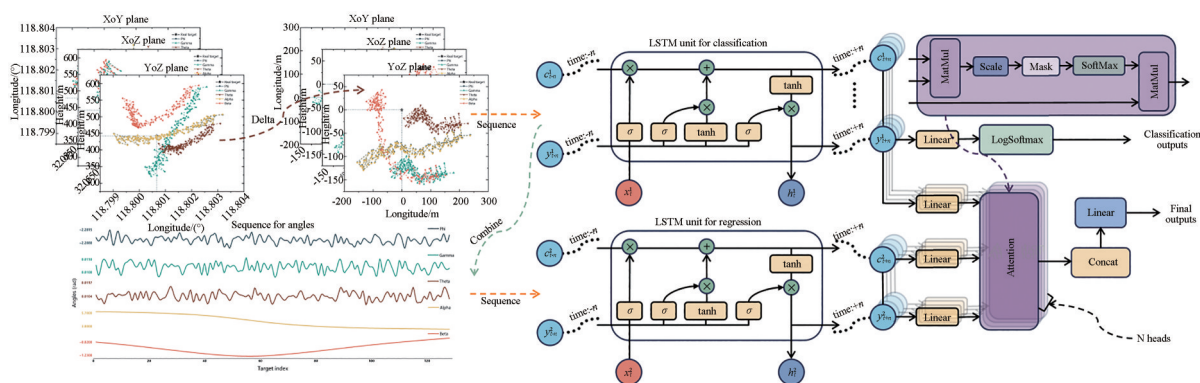


图 7 多任务深度学习模型的结构

Fig. 7 Structure of the multi-task deep learning model

注意力机制 (Target Multi-Attention, Target-MA) 进一步融合多主任务和副任务, 结合各系统误差值和主要系统误差类型进一步得到更准确的各维系统误差偏移的预测值, 提高对各姿态偏移的自适应感知能力。

3.2.1 数据预处理和时序特征提取

定义 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 为无人机沿着所有可能航迹进行一架次的连续目标定位事件集合, 其中 c_i 代表无人机第 i 架次连续目标定位, m 代表事件总数。每组事件定义为 $c_i =$

$\{r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^{n_i}, s_i\}$, 其中 n_i 代表在无人机对合作目标点的进行 n_i 次定位, 对应时序数据的长度; r_i^j 代表该次飞行的第 j 次对合作目标点的定位, s_i 代表对真实目标点的定位。RNN 模型 $h_t = f(x_t, h_{t-1}; \theta_h)$ 能够提取时间序列特征的关键是将在无人机的连续目标定位中目标位置解算结果偏移的前后状态进行结合, 其中 h_t 是每一状态的输出, 由当前时刻的输入 x_t 和前一时刻的输出 h_{t-1} 共同决定, θ_h 为训练参数。定义 $X_i = [x_i^{1T}, x_i^{2T}, \dots, x_i^{n_i T}]^T$ 为连续目标定位事件 c_i 的特征矩阵, 矩阵的每一行 $x_i^j = [x_n^{\text{re}}, y_n^{\text{re}}, z_n^{\text{re}}, \widehat{\phi}_{nb}^{\text{rad}}, \widehat{\gamma}_{nb}^{\text{rad}}, \widehat{\theta}_{nb}^{\text{rad}}, \widehat{\alpha}_{ct}^{\text{rad}}, \widehat{\beta}_{ct}^{\text{rad}}]$ 代表该架次飞行的目标定位 r_i^j 的特征向量, 用 $\widehat{angle}$ 代表五个角度带有各误差量的实际测量值。大地坐标系下实际的导航数据在三个维度上的量纲存在较大差异, 考虑到对不同目标定位的差异, 将目标定位结果与真实位置数据取相对坐标偏移 Δ_{coord} , 使用在地理坐标系下的相对位置 $(x_n^{\text{re}}, y_n^{\text{re}}, z_n^{\text{re}})$ 替代绝对位置 (B_p, L_p, H_p) 和 (B_t, L_t, H_t) 作为原始数据输入。

受成像角度范围限制, 同一组 batch 的数据序列的长度不同, 无法直接使用 RNN 进行特征提取, 故本文选取 $\max(n_i) = 128$ 作为序列长度上限, 对所有超出限制的序列进行截断, 其余填充 0 补齐, 采用压缩填充算法避免 0 填充对特征提取的影响。

3.2.2 系统误差的回归预测与分类

无人机定位序列数据在 RNN 模型中的反向传播为 $\frac{dh_t}{d\theta_h} = \frac{\partial h_t}{\partial \theta_h} + \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial \theta_h} + \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta_h} + \dots$, 其中 θ_h 代表所需训练的参数, 而 $\frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} = (1 - \tanh^2(U_h x_t + W_h h_{t-1} + b_h)) W_h$, 梯度值随着序列长度的提升而增加, 若不限制每一个时间步的梯度值极易导致模型丢失姿态偏移特征的捕捉能力, 引入门结构后可以有效缓解反向传播梯度出现极端情况, 定义图 7 中使用的双并行结构 LSTM 模型定位结果轨迹序列偏移特征的提取规则:

$$i_t = \sigma(U_i x_t + W_i h_{t-1} + b_i), \quad (11)$$

$$f_t = \sigma(U_f x_t + W_f h_{t-1} + b_f), \quad (12)$$

$$o_t = \sigma(U_o x_t + W_o h_{t-1} + b_o), \quad (13)$$

$$\widetilde{c}_t = \tanh(U_c x_t + W_c h_{t-1} + b_c), \quad (14)$$

$$c_t = f_t \odot h_{t-1} + i_t \odot \widetilde{c}_t, \quad (15)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t), \quad (16)$$

其中: i_t 代表输入门, f_t 代表遗忘门, o_t 代表输出门。 U 和 W 为权重, b 为偏置, h_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的隐藏层输出的相对偏移特征, x_t 为 t 时刻输入的相对偏移特征, $\odot(\cdot)$ 为 Hadamard 乘积,

$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ 为双曲正切函数, $\sigma(x) =$

$\frac{1}{1 + e^{-x}}$, U_h, W_h, W_y 和 b_h 分别代表需要训练的权重和偏置, h_t 和 h_{t-1} 分别代表当前和上一个定位节点输出的隐藏层特征。用 c_t 的反向传播分析替代 $\frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}}$ 的分析, 对其求导可得 $\frac{\partial c_t}{\partial c_{t-1}} = f_t + c_{t-1} \frac{\partial f_t}{\partial c_{t-1}} + \widetilde{c}_t \frac{\partial i_t}{\partial c_{t-1}} + i_{t-1} \frac{\partial i_t}{\partial c_{t-1}}$, 式中 $c_{t-1} \frac{\partial f_t}{\partial c_{t-1}} = f_t(1 - f_t)o_{t-1}(1 - \tanh^2(c_{t-1}))c_{t-1}W_f$, 当 $f_t, 1 - f_t, o_{t-1}$ 经过 $\sigma(\cdot)$ 激活, 值域控制在 $[0, 1]$, 同时 $(1 - \tanh^2(c_{t-1}))c_{t-1}$ 是值域约为 $[-0.45, 0.45]$ 的奇函数, 因此 $c_{t-1} \frac{\partial f_t}{\partial c_{t-1}}$ 的主要受 f_t

影响, 值域必定在 $[-1, 1]$ 内, $\widetilde{c}_t \frac{\partial i_t}{\partial c_{t-1}}$ 和 $i_{t-1} \frac{\partial i_t}{\partial c_{t-1}}$ 的推导同理。代表遗忘门的 f_t 反映了模型对上一时刻定位偏移特征的依赖性, 保留越多的历史定位信息则梯度越接近于 1, 不依赖历史定位信息时则接近于 0, 此时即使梯度消失也无妨, 因此能够保证模型有效提取多维姿态偏移在连续定位结果上的时序特征。

回归预测任务可以获得各角度系统误差的初步估计值 $\text{Regress}_{\text{out}}$, 而各角度系统误差之间的分布不均衡, 主要系统误差类型主导着目标解算位置的整体偏移方向。多任务学习中的副任务即分类任务通过 Linear Layer 和 LogSoftmax Layer 实现分类器, 用于确定当前无人机目标定位系统的主要系统误差类型, 得到定位偏移特征的输出 $\hat{y}$ 。无人机定位结果轨迹序列偏移特征经过分类模型进行特征提取得到 $\text{Class}_{\text{out}}$, 用 Linear Layer 进行降维, 利用 LogSoftmax Layer 对特征

进行归一化处理:

$$\hat{y}_i = \text{LogSoftmax}(\hat{y}_i) = \ln \left(\frac{\exp(\hat{y}_i)}{\sum_{k=1}^K \exp(\hat{y}_k)} \right). \quad (17)$$

最后使用交叉熵代价函数来衡量分类任务预测的准确程度,式中 y 代表真实值标签, $\hat{y}$ 代表模型的预测值,代价函数定义:

$$J_c = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\hat{y}_i, y_i) = -\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K [y_i \lg(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \lg(1 - \hat{y}_i)], \quad (18)$$

其中: K 代表连续定位次数, $L(\hat{y}_i, y_i)$ 为交叉熵损失函数。

目标定位系统的多头注意力模块 Target-MA 用于结合多任务学习中回归预测的误差估计和主要系统误差来源的预测,以更准确地分析多维姿态特性给目标定位带来的偏移影响。Target-MA 将特征拆分并映射到多个子空间,使用多个独立的注意力头从不同维度来理解不同相对偏航角及系统误差影响下产生的定位偏移特征,将回归预测和分类任务的输出 $\text{Regress}_{\text{out}}$ 和 $\text{Class}_{\text{out}}$ 引入多头注意力以自适应调整权重,从而达到多维姿态角度的自适应修正,每个注意力头和 Target-MA 的整体定义为:

$$\begin{aligned} Q_i &= \text{Class}_{\text{out}} W_i^Q \\ K_i &= \text{Regress}_{\text{out}} W_i^K, \\ V_i &= \text{Regress}_{\text{out}} W_i^V \end{aligned} \quad (19)$$

$$\text{Target-Head}_i = \text{Attention}(Q_i, K_i, V_i) = \left(\text{softmax} \left(\frac{Q_i K_i^T}{\sqrt{d_{K_i}}} \right) \right) V_i, \quad (20)$$

$$\text{Target-MA} = \text{Linear}(\text{Concat}(\text{Target-Head}_1, \dots, \text{Target-Head}_i) W^T), \quad (21)$$

其中: d_{K_i} 表示 K_i 的长度即隐藏层输出的维度, $W_i^Q \in R^{d_{K_i} \times d_k}$, $W_i^K \in R^{d_{K_i} \times d_k}$, $W_i^V \in R^{d_{K_i} \times d_v}$, $W^T \in R^{(\text{num}_{\text{heads}} \times d_v) \times d_{K_i}}$ 为权重, $\text{num}_{\text{heads}}$ 为注意力头的总数, i 为注意力头的序号。

Target-MA 模块输出修正数据对连续目标定位中测得的多维度姿态角进行自适应逆向修正,和修正前的姿态数据分别代入公式(10)得到

定位偏移:

$$(\hat{x}_n^{\text{re}}, \hat{y}_n^{\text{re}}, \hat{z}_n^{\text{re}}) = t_k(\text{angle}_{\text{measure}}), \quad (22)$$

$$(\overline{x}_n^{\text{re}}, \overline{y}_n^{\text{re}}, \overline{z}_n^{\text{re}}) = t_k(\text{angles}_{\text{predict}}). \quad (23)$$

使用均方差分别计算连续定位测量时的定位损失和经过模型预测优化后的定位损失,得到回归任务的相对代价函数:

$$J_r = \frac{L_{\text{predict}}}{L_{\text{measure}}} = \sum_{i=1}^K \left[\frac{(\overline{x}_{n_i}^{\text{re}})^2 + (\overline{y}_{n_i}^{\text{re}})^2 + (\overline{z}_{n_i}^{\text{re}})^2}{(\hat{x}_{n_i}^{\text{re}})^2 + (\hat{y}_{n_i}^{\text{re}})^2 + (\hat{z}_{n_i}^{\text{re}})^2} \right]. \quad (24)$$

模型的整体代价函数为 $J = J_r + J_c$ 。

3.2.3 姿态信号的自适应修正

在无人机目标侦察应用中,根据预定侦察高度由地面控制站进行预训练得到该场景下多维姿态感知模型的权重数据。无人机升空后,首先选取一个处于航线附近的合作目标点,使用目标定位基本模型对合作目标点进行一段连续的目标跟踪并进行位置解算,将解算所得的目标位置信息序列和无人机自身导航数据、姿态数据序列代入多维姿态感知模型,得到此架次无人机的姿态自适应修正信号 $\delta_{\phi_{\text{ab}}^{\text{rad}}}, \delta_{\gamma_{\text{ab}}^{\text{rad}}}, \delta_{\theta_{\text{ab}}^{\text{rad}}}, \delta_{\alpha_{\text{ct}}^{\text{rad}}}, \delta_{\beta_{\text{ct}}^{\text{rad}}}$ 。无人机飞行至预定侦察区域后,对载机和光电侦察平台的姿态信号进行修正:

$$\overline{\text{angle}}_i^{\text{rad}} = \text{angle}_i^{\text{rad}} - \delta_{\text{angle}_i^{\text{rad}}}, \quad (25)$$

其中: $\text{angle}_i^{\text{rad}}$ 代表实际测量所得的姿态信号, $\overline{\text{angle}}_i^{\text{rad}}$ 代表自适应修正后的信号,将 $\overline{\text{angle}}_i^{\text{rad}}$ 重新代入目标定位基本模型后即可解算得到自适应修正后高精度的目标位置。

4 实验与结果

4.1 无人机飞行和定位数据集

现有的无人机靶场试飞数据完整性不足且连续定位数据较少,不足以满足深度神经网络的大规模数据需求,且对同一无人机重复数万次飞行试验的工程量过大。因此本文基于靶场实验获得的工程经验,制定飞行任务和各项参数,使用计算机模拟仿真进行数据采集和实验,参数已在上文详细列出。飞行任务的制定,首先根据该型无人机的使用场景,选取该场景下的侦察高

度。一次完整的连续目标定位定义为无人机从机场起飞,爬升至巡航高度且当光电侦察平台的相机到达误差允许的成像倾角范围所在半径区域后,保持匀速平飞开始进行连续的目标跟踪与定位,直至驶出成像倾角范围所在半径区域。从任意相对偏航角驶入侦察区域进行连续定位,重复 5 万次模拟飞行并记录位置导航和惯性导航等数据,解算目标的位置偏移量。为保证数据集具有一定的普适性,本文采取交叉验证的方法将数据集拆分为互斥的子集分别用于训练、验证和测试,其中训练集、验证集和测试集的总体分布比例设置为 3:1:1。模拟飞行的参数进行了合理的设置,每架次无人机连续定位任务所测得的目标位置偏移特征差异较大,各子集相互独立,使本文方法具有一定的泛化能力。

4.2 实验结果分析

无人机起飞后选取航线附近任一合作目标点进行连续定位,通过模型计算得到当前无人机的姿态修正信号进行姿态的自适应校正,更新目标定位系统参数值并重新解算得到目标的高精度定位。无人机对真实目标点定位的原始偏移量 $Target_{measure}$,修正后的高精度定位偏移量为 $Target_{predict}$,最终获得定位精度的提升量作为最终评价指标:

$$Target_{Increase} = 1 - \frac{Target_{predict}}{Target_{measure}} = 1 - \sum_{i=1}^K \left[\frac{\sqrt{(\overline{x_{n_i}^{re}})^2 + (\overline{y_{n_i}^{re}})^2 + (\overline{z_{n_i}^{re}})^2}}{\sqrt{(\widehat{x_{n_i}^{re}})^2 + (\widehat{y_{n_i}^{re}})^2 + (\widehat{z_{n_i}^{re}})^2}} \right], \quad (26)$$

式中 K 代表连续定位的次数。

无人机的多维姿态数据经模型优化前后的误差如表 2 所示,平均绝对误差(MAE)和标准差(STD)均有大幅度下降。原始误差和经模型自适应修正后的各角度系统误差的残差如图 8 所示(抽样率为 0.01% 共计 500 组姿态数据),左侧分别为五个姿态初始的系统误差,由于系统误差的存在导致目前无人机目标定位精度受限;右侧为本文提出的模型对俯仰角 γ ,横滚角 θ 和高低角 β 的误差修正,均有较好的校正效果,残差已降至

表 2 模型优化前后的误差统计

Tab. 2 Error statistics before and after model optimization

姿态角	原始误差		修正后的残差		联合修正的残差	
	MAE	STD	MAE	STD	MAE	STD
偏航角	0.600	1.024	0.563	0.841		
俯仰角	0.594	1.021	0.107	0.176		
横滚角	0.600	1.031	0.186	0.326	0.185	0.332
方位角	0.596	1.020	0.575	0.849		
高低角	0.609	1.033	0.079	0.140		

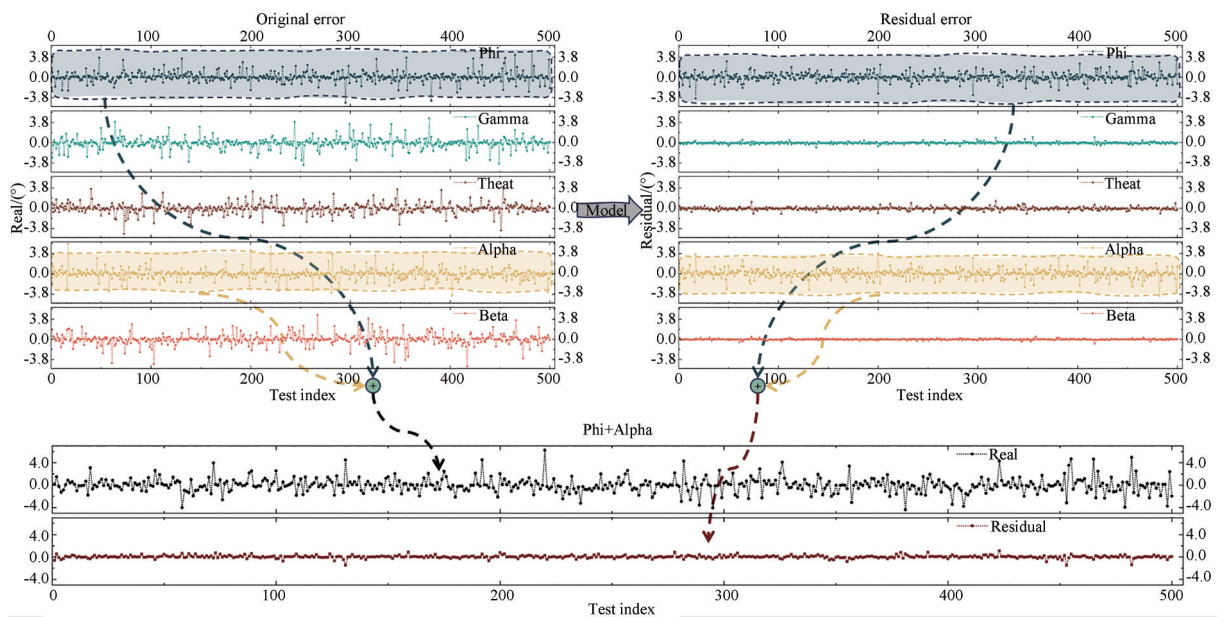


图 8 原始误差与拟合后的残差对比图

Fig. 8 Comparison of original error and residual after fitting

较低水平,模型在偏航角 ϕ 和方位角 α 误差的直接校正上表现不佳,这是由于 ϕ 与 α 共同影响目标定位的视轴指向,整体的指向方位由两个角度共同决定,这与本文 3.1 节中的误差影响分析一致。将偏航角 ϕ 和方位角 α 误差叠加后进行联合修正,结果也表明可以有效修正偏航角 ϕ 和方位角 α 的系统误差。

误差校正前后的定位结果如图 9 所示,定位结果的整体分布向真实目标点聚拢,目标定位的平均误差从 103.72 m 下降至 19.60 m,定位精度提升 81.1%,能够有效校正各维姿态角度系统误差引起的定位误差,表明融合多维姿态感知的无人机目标定位系统能够有效辨识及补偿系统误差,实现高精度的目标定位。

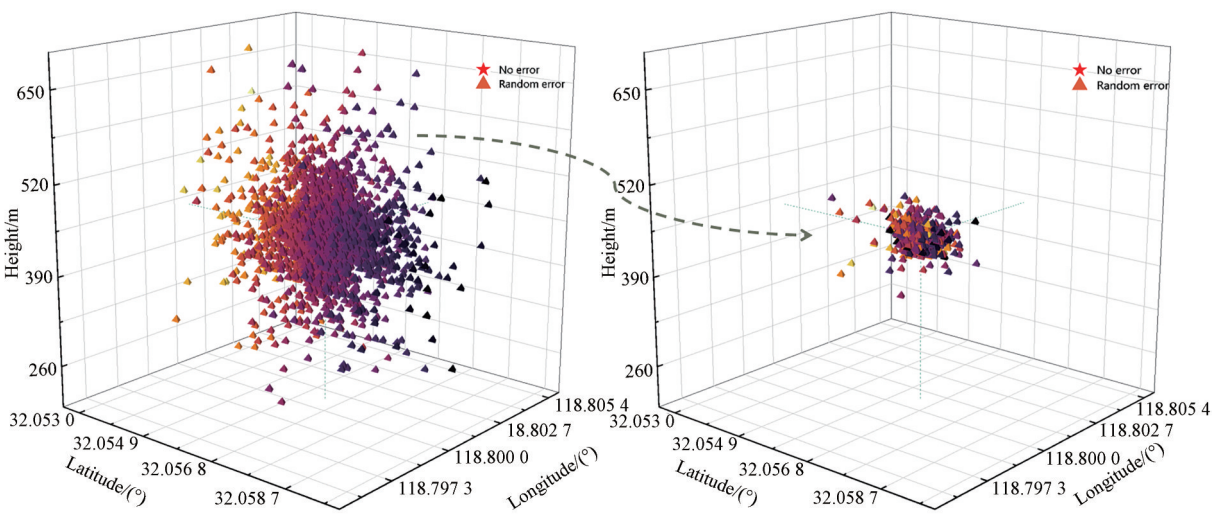


图. 9 误差修正前后的定位结果
Fig. 9 Results before and after error correction

4.3 对比实验分析

在无人机目标定位领域的研究,多集中在滤波算法和航线设计进行随机误差的优化,对减小系统误差以提升目标定位精度的研究较少且实验条件的设置有所差异。为验证本文提出方法的有效性,选取了两种具有一定参考价值的方法用于对比实验,在本文实验条件下的结果如表 3 所示。

表 3 对比实验结果统计			
Tab. 3 Statistical results of the comparative experiments			
	本文方法	方法一	方法二
偏航角残差	0.563	0.571	0.423
俯仰角残差	0.107	0.221	0.295
横滚角残差	0.186	0.310	0.417
方位角残差	0.575	0.566	—
高低角残差	0.079	0.185	—
定位误差	19.60m	34.32m	51.27m
精度提升	81.10%	66.91%	50.57%

方法一^[25]通过简化五个角度的高阶无穷小分量提取出目标定位系统中的系统误差项,采用不同航线和姿态采集样本后进行最小二乘迭代得到稳定的结果。与本文方法相比同样能够对俯仰角,横滚角和高低角的系统误差进行修正,方位角和偏航角同样存在误差耦合问题,受航线的限制更多且定位误差大于本文方法。方法二^[26]使用目标引导理论设置多个目标引导点求得多个实际光轴指向角度,与目标定位时的测量值取差值的均方根进行校靶,但只考虑了导航系统上的三个系统误差,忽略了两个零位安装误差的影响,并且需要同时设置多个合作目标点进行引导。

5 结 论

为解决目前在无人机目标定位系统中多系统误差初始校准的诸多困难,本文根据目标定位原理,利用无人机对同一目标连续定位结果的时

序偏移特征,设计了基于多任务深度学习的多维姿态自适应感知算法,构建了无人机光电侦察平台的目标定位系统对各角度系统误差的自适应辨识与补偿,实现高精度的目标定位。实验结果表明该系统可以直接辨识无人机俯仰角、横滚角和光电侦察平台高低角的系统误差,联合辨识无

人机偏航角和平台方位角的系统误差,无人机在飞行高度为 4 000 m 时,经过该系统校准后能有效消除 77% 的系统误差,目标定位的误差由 103 m 下降至 19 m,定位精度的提升达到 81%,证明了该系统能够使无人机在巡航状态下有效校正系统误差,显著提高目标定位精度。

参考文献:

- [1] 董期林,张卫国,赵创社,等. 滚仰式光电吊舱地理导引实现与误差分析[J]. 中国光学(中英文), 2024(3): 630-639.
DONG Q L, ZHANG W G, ZHAO C S, *et al.* Realization and error analysis of geographical guidance for roll-pitch electro-optical pod [J]. *Chinese Optics*, 2024(3): 630-639. (in Chinese)
- [2] WANG Z, SHI D X, QIU C P, *et al.* Sequence matching for image-based UAV-to-satellite geolocation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5607815.
- [3] 张赫,乔川,匡海鹏. 基于激光测距的机载光电成像系统目标定位[J]. 光学精密工程, 2019, 27(1): 8-16.
ZHANG H, QIAO C, KUANG H P. Target geolocation based on laser range finder for airborne electro-optical imaging systems [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(1): 8-16. (in Chinese)
- [4] WAN X, SHAO Y B, ZHANG S Y, *et al.* Terrain aided planetary UAV localization based on georeferencing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4602018.
- [5] 白冠冰,宋悦铭,左羽佳,等. 机载光电平台的对地多目标定位[J]. 光学精密工程, 2020, 28(10): 2323-2336.
BAI G B, SONG Y M, ZUO Y J, *et al.* Multi-target geo-location based on airborne optoelectronic platform [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(10): 2323-2336. (in Chinese)
- [6] 戴栋晨,郑丽娜,张宇,等. 基于数字高程模型的航空相机图像清晰度检测方法[J]. 光学学报, 2023, 43(6): 3788/AOS221506.
DAI D C, ZHENG L N, ZHANG Y, *et al.* Sharpness detection method for aerial camera images based on digital elevation model [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(6): 3788/AOS221506. (in Chinese)
- [7] 孙辉,李志强,张建华,等. 机载光电平台目标交会定位[J]. 中国光学, 2015, 8(6): 988-996.
SUN H, LI Z Q, ZHANG J H, *et al.* Target localization with intersection measurement for airborne electro-optical platform [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(6): 988-996. (in Chinese)
- [8] XU C, HUANG D Q, HAN W. High precision passive target localization based on airborne electro-optical payload[C]. 2015 14th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON). Nanjing: IEEE, 2015: 1-3.
- [9] 檀立刚,骆明伟,李捷,等. 无人机光电设备对地目标单站无源定位方法[J]. 应用光学, 2022, 43(4): 599-610.
TAN L G, LUO M W, LI J, *et al.* Method of single-station passive location to ground target by UAV photoelectric equipment [J]. *Journal of Applied Optics*, 2022, 43(4): 599-610. (in Chinese)
- [10] XU C, YIN C J, HUANG D Q, *et al.* 3D target localization based on multi-unmanned aerial vehicle cooperation [J]. *Measurement and Control*, 2021, 54(5/6): 895-907.
- [11] 蔡明兵,刘晶红,徐芳. 无人机侦察多目标实时定位技术研究[J]. 中国光学, 2018, 11(5): 812-821.
CAI M B, LIU J H, XU F. Multi-targets real-time location technology for UAV reconnaissance [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(5): 812-821. (in Chinese)
- [12] 雷仲魁,仲筱艳. 基于逆速高比补偿测高法的侦察目标定位[J]. 遙测遙控, 2010, 31(6): 52-55.
LEI Z K, ZHONG X Y. Reconnaissance object location with a height measure method based on contra-compensation of velocity to height ratio [J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2010, 31(6): 52-55. (in Chinese)
- [13] WANG D Z, XU C, YUAN P F, *et al.* A revised Monte Carlo method for target location with UAV [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Sys-*

- tems, 2020, 97(2): 373-386.
- [14] 徐诚, 黄大庆, 孔繁镨. 一种小型无人机无源目标定位方法及精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1115-1122.
XU C, HUANG D Q, KONG F Q. Small UAV passive target localization approach and accuracy analysis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(5): 1115-1122. (in Chinese)
- [15] 陈晨, 关棒磊, 尚洋, 等. 受限观测条件下光电对地定位的全局最优化方法[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 3788/AOS221696.
CHEN C, GUAN B L, SHANG Y, *et al.* Global optimization method for ground target localization of electro-optical platform under limited observation conditions[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(12): 3788/AOS221696. (in Chinese)
- [16] ZHANG X F, YUAN G Q, ZHANG H W, *et al.* Precise target geo-location of long-range oblique reconnaissance system for UAVs [J]. *Sensors*, 2022, 22(5): 1903.
- [17] AGGARWAL S, KUMAR N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: a review, solutions, and challenges[J]. *Computer Communications*, 2020, 149: 270-299.
- [18] ZHOU P, WANG P, CAO J, *et al.* PSFNet: efficient detection of SAR image based on petty-specialized feature aggregation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 190-205.
- [19] WANG T Y, ZHENG Z D, SUN Y Q, *et al.* Multiple-environment self-adaptive network for aerial-view geo-localization [J]. *Pattern Recognition*, 2024, 152: 110363.
- [20] 郭擘, 柯芳, 余潇, 等. 基于滑模变结构控制的光电稳定平台控制策略研究[J]. 兵工学报, 2022, 43(8): 1874-1880.
GUO B, KE F, YU X, *et al.* Control strategy for photoelectric stabilized platform based on sliding mode variable structure control [J]. *Acta Armamentarii*, 2022, 43(8): 1874-1880. (in Chinese)
- [21] SUI S S, ZHAO T. Active disturbance rejection control for optoelectronic stabilized platform based on adaptive fuzzy sliding mode control [J]. *ISA Transactions*, 2022, 125: 85-98.
- [22] XU C, HUANG D Q, LIU J Y. Target location of unmanned aerial vehicles based on the electro-optical stabilization and tracking platform [J]. *Measurement*, 2019, 147: 106848.
- [23] XU C, YIN C J, HAN W, *et al.* Two-UAV trajectory planning for cooperative target locating based on airborne visual tracking platform [J]. *Electronics Letters*, 2020, 56(6): 301-303.
- [24] ZHANG L L, DENG F, CHEN J, *et al.* Trajectory planning for improving vision-based target geo-location performance using a quad-rotor UAV [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(5): 2382-2394.
- [25] SUN H, JIA H G, WANG L N, *et al.* Systematic error correction for geo-location of airborne optoelectronic platforms [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(22): 11067.
- [26] 张帅, 韩松伟, 白冠冰, 等. 基于基准点引导的无人机光电平台定位精度分析与研究[J]. 电子技术与软件工程, 2021(24): 214-219.
ZHANG S, HAN S W, BAI G B, *et al.* Analysis and research on the positioning accuracy of UAV optoelectronic platform based on datum guidance [J]. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2021(24): 214-219. (in Chinese)

作者简介:



凌智城(1999—),男,浙江杭州人,硕士研究生,2022年于浙江工业大学获得学士学位,主要从事无人机目标测量、无人机飞控等方面的研究。E-mail: lingzhicheng@nuaa.edu.cn

通讯作者:



雷仲魁(1964—),男,湖南长沙人,研究员,1984年于北京航空航天大学获得学士学位,1989年于南京航空航天大学获得硕士学位,主要从事无人机飞控、无人机目标测量等方面的研究。E-mail: leizhongkui@nuaa.edu.cn