

城市复杂环境下融合环境语义的 GNSS/视觉组合定位方法

王鸿儒¹, 马文¹, 李鑫², 程俊兵³

(1. 山西太重数智科技股份有限公司, 山西 太原 030032;

2. 太原理工大学 计算机科学与技术学院(大数据学院), 山西 晋中 030600;

3. 太原理工大学 人工智能学院, 山西 晋中 030600)

摘要: 精准可靠的定位服务是实现自动驾驶和智能交通的基础性关键技术。全球导航卫星系统(GNSS)与视觉定位有较强的定位互补性,GNSS/视觉组合定位已被广泛应用在机器人等导航定位领域。针对城市复杂环境下GNSS/视觉组合定位精度下降的问题,本研究提出一种融合环境语义的GNSS/视觉松耦合定位方法。首先,利用改进的YOLOv5模型提取图像中的环境语义信息,剔除影响视觉定位精度的动态特征点;然后,通过环境语义评估建筑物对GNSS信号的遮挡情况,构建基于遮挡因子的自适应卡尔曼滤波模型。最后,进行系列车载实验。结果表明,与GNSS/INS/视觉紧耦合定位相比,本研究所提方法在东向和北向上的位置均方根误差(RMSE)更小,定位精度分别提升了10.7%和9.4%。

关键词: 城市复杂环境;GNSS/视觉组合定位;环境语义;动态特征点;自适应卡尔曼滤波

中图分类号: TP391

文献标志码: A

GNSS/vision integrated positioning method incorporating environmental semantics in complex urban environments

WANG Hongru¹, MA Wen¹, LI Xin², CHENG Junbing³

(1. Shanxi Taizhong Digitization and Intelligence Technology Co., Ltd., Taiyuan 030032, China;

2. College of Computer Science and Technology (College of Data Science), Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China; 3. College of Artificial Intelligence, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, China)

Abstract: Accurate and reliable location services are the fundamental key technologies for autonomous driving and intelligent transportation. Due to the strong positioning complementarity between global navigation satellite system (GNSS) and visual positioning, GNSS/vision integrated system has been widely used in robots and other navigation and positioning fields. This research presents a loosely coupled GNSS/vision localization method that incorporates environmental semantics to address the degradation of positioning accuracy in GNSS/vision integrated systems operating in complex urban environments. Firstly, by using the improved YOLOv5 model, the environment semantic information in the image was extracted and the dynamic feature points that affected the visual positioning accuracy were eliminated. Then, the occlusion of GNSS signals by buildings was evaluated through environmental semantics and an adaptive Kalman filter model based on occlusion factors was constructed. Finally, the on-board experiments were conducted. The results show that the proposed method has smaller root mean square error (RMSE) and achieves 10.7% and 9.4% higher positioning accuracy in the east and north

收稿日期: 2024-11-12

基金项目: 山西省重点研发计划项目(202102010101001)

作者简介: 王鸿儒(1984—),男,山西太原人,高级工程师,硕士,主要从事智能数据分析和控制方面的研究。

程俊兵(1983—),男,山西太原人,副教授,博士,主要从事多源多模态融合定位与具身智能机器人、卫星精密定位与多源智能导航的研究,本文通信作者。E-mail:chengjunbing@tyut.edu.cn

directions respectively, compared to GNSS/INS/vision tightly coupled system.

Key words: complex urban environment; GNSS/vision integrated positioning; environmental semantics; dynamic feature point; adaptive Kalman filtering

随着自动驾驶、智能交通和移动机器人等新一代信息技术的发展,精准可靠的定位导航技术越来越重要。全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)在开阔环境下能够提供可靠的定位服务,但在城市、峡谷等复杂环境中,GNSS 信号会受到多径效应和非视距传播的影响,导致定位可靠性和连续性显著下降^[1-2]。为解决上述问题,将 GNSS 与定位传感器融合已成为一种有效解决方案^[3-5]。摄像头作为一种低成本、应用广泛的定位传感器,可以在 GNSS 信号受限环境中提供额外的导航信息^[6-7]。许多研究人员致力于将立体相机与 GNSS 融合,以实现城市复杂环境下的精准、可靠的连续定位。视觉定位能通过摄像头来捕获环境信息,并实时跟踪相机运动实现对动态载体的有效定位。然而,传统的计算机视觉定位方法通常假设环境是静态的,而城市街道中普遍存在的车辆、行人等动态对象会导致特征点发生误匹配,从而影响位姿估计的准确性。因此,如何有效地剔除匹配到动态对象上的特征点(即动态特征点)是提高视觉定位精度的关键。

目前,已提出一些方法用于解决动态特征点的问题。Fischler 等^[8]采用随机抽样一致算法剔除动态特征点以提高定位精度,但该方法仅适用于动态特征点较少的场景。Fang 等^[9]通过计算灰度值不一致程度来区分静态背景和移动对象,从而有效识别动态特征点,但难以识别形状复杂和颜色相似的动态对象。Kim 等^[10]通过计算不同物体背景之间的深度差获得静态区域范围,但需要传感器获取深度信息,增加了系统复杂性。近年来,许多研究人员开始将神经网络引入计算机视觉定位系统,以解决动态特征点干扰问题。Bescos 等^[11]结合 Mask R-CNN(mask region-based convolutional neural network)和多视角几何模型来修复被动态对象遮挡的背景,提高了信息冗余度和视觉定位精度,但实时性较差。Esparza 等^[12]采用 SegNet(segmentation network)仅对立体相机单侧输入图像进行语义分割,虽然提高了视觉定位精度,但语义分割的精细度仍有待加强。

此外,GNSS 提供的绝对定位信息可以有效校正视觉定位的累积误差,同时视觉定位的丰富信息也可以提高 GNSS 的定位精度和稳定性。冯玮等^[13]提出 GNSS 和视觉观测紧耦合定位方法,利用 ORB-SLAM2 系统获取视觉位置增量,并采用卡尔曼滤波(Kalman filtering,KF)进行组合定位解算,有效增强了 GNSS 定位的连续性和可靠性,但该方法在长时间的遮挡环境下无法保持高精度定位效果。何璇等^[14]提出了视觉惯性里程计(visual-inertial odometry,VIO)/GNSS 松耦合定位方法,可以有效抑制 VIO 误差累积和增强 GNSS 信号的可靠性,但整体定位精度有限,且易受到 GNSS 信号质量的影响。Li 等^[15]提出一种 GNSS、惯性导航系统(inertial navigation system,INS)与视觉紧耦合定位方法,在信号受限的环境中能够保持较高定位精度,但需要进行传感器状态对齐,增加了模型复杂度。

针对当前视觉定位算法在解决动态特征点干扰时准确性低和实时性差,以及现有传感器融合定位算法未能充分利用传感器优势、定位精度不高的问题,本研究提出一种融合环境语义信息的 GNSS/视觉松耦合定位方法。该方法利用改进的 YOLO(you only look once)v5 模型识别动态场景中的移动对象,剔除动态特征点,提高视觉定位精度。同时,利用图像提供的环境语义构建遮挡因子,并据此动态调整自适应卡尔曼滤波(adaptive Kalman filter,AKF)参数,以改善 GNSS/视觉组合定位可靠性,最终实现城市复杂环境下的连续且可靠的定位。

1 GNSS/视觉组合定位方法

本研究采用松耦合的 GNSS/视觉组合定位方法。GNSS 提供绝对位置信息,用于校正视觉定位的累积误差,视觉定位系统通过最小化重投影误差估计载体的相对位姿。

KF 是实现 GNSS 和视觉融合的关键。视觉定位系统的扰动误差模型为^[16]:

$$\begin{bmatrix} \dot{\Delta l} \\ \dot{\Delta r}^n \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ \tilde{\mathbf{R}}_b^n \tilde{\mathbf{T}}^b & 0_{3 \times 3} & -\tilde{l} [\tilde{\mathbf{R}}_b^n \tilde{\mathbf{T}}^b]_{\times} \\ 0_{3 \times 1} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta l \\ \Delta r^n \\ \psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{3 \times 1} & \tilde{l} \tilde{\mathbf{R}}_b^n & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 1} & 0_{3 \times 3} & \tilde{\mathbf{R}}_b^n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \Delta \tilde{\mathbf{T}}^b \\ \Delta \omega_{nb}^b \end{bmatrix}. \quad (1)$$

式中: $\dot{\Delta l}$ 、 $\dot{\Delta r}^n$ 和 $\dot{\psi}$ 分别表示尺度因子、位置和姿态在导航坐标系中的误差导数; $\tilde{\mathbf{R}}_b^n$ 是估计的从载体坐标系到导航坐标系的旋转矩阵, $\tilde{\mathbf{T}}^b$ 表示估计的载体坐标系下的平移矩阵, $\Delta \tilde{\mathbf{T}}^b$ 和 $\Delta \omega_{nb}^b$ 分别表示载体坐标系下的平移和旋转误差, v 为 l 的随机漂移。

那么, 视觉定位的 KF 误差状态模型为:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}(k, k-1) \mathbf{x}(k-1) + \mathbf{w}(k-1). \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}(k) = [\dot{\Delta l} \quad \dot{\Delta r}^n \quad \dot{\psi}]^T$ 是第 k 个历元时刻的状态向量, $\mathbf{F}(k, k-1)$ 是从第 $k-1$ 历元时刻到 k 历元时刻的状态转换矩阵, $\mathbf{w}(k-1)$ 是系统噪声。

KF 的观测模型为:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k). \quad (3)$$

式中: $\mathbf{H}(k)$ 表示观测矩阵, $\mathbf{v}(k)$ 表示观测噪声。

KF 的时间更新为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}(k, k-1) = \mathbf{F}(k, k-1) \hat{\mathbf{x}}(k-1), \\ \mathbf{P}(k, k-1) = \mathbf{F}(k, k-1) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{F}^T(k, k-1) + \mathbf{Q}(k-1). \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(k, k-1)$ 是从第 $k-1$ 历元时刻到 k 历元时刻的状态向量先验估计。 $\mathbf{P}(k, k-1)$ 是 $\hat{\mathbf{x}}(k, k-1)$ 对应的误差协方差矩阵, $\mathbf{Q}(k-1)$ 表示 $\mathbf{w}(k-1)$ 的对应的协方差矩阵。

KF 的测量更新方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k, k-1) \mathbf{H}^T(k) [\mathbf{H}(k) \mathbf{P}(k, k-1) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1}, \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k, k-1) + \mathbf{K}(k) [\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{x}}(k, k-1)], \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}(k)] \mathbf{P}(k, k-1). \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{K}(k)$ 表示卡尔曼增益矩阵, $\mathbf{R}(k)$ 表示观测噪声协方差矩阵, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

2 融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位方法

针对城市复杂环境下动态对象和遮挡物对 GNSS/视觉组合系统定位精度的影响, 本研究提出一种融合环境语义信息的 GNSS/视觉松耦合定位方法。该方法包括基于环境语义分割的动态特征点剔除方法和基于遮挡因子的 AKF 算法两部分。

2.1 基于环境语义分割的动态特征点剔除方法

为了提高视觉定位算法在动态环境下的鲁棒性, 本研究提出一种基于环境语义分割的动态特征点剔除方法。首先, 利用改进的 YOLOv5 模型对图像进行语义分割, 识别出图像中的动态对象, 如车辆、行人、动物等; 然后, 将匹配到这些动态对象上的特征点剔除, 从而减少动态对象对视觉定位的影响。

YOLOv5 是一种高效的目标检测算法, 通过集成路径聚合网络, 实现多层次特征融合, 保证不同尺度动态元素的检测能力。同时, 其轻量级的网络结构保证了较高的推理速度和较低的计算负担。本研究利用改进的 YOLOv5 模型进行语义分割^[17]。改进的 YOLOv5 模型以 MobileViT 作为骨干网络, 并在模型中加入了特征融合和扩张卷积, 不仅实现了轻量化, 而且实现了高质量分割。相较于 U-Net、SegNet 和 Mask R-CNN 这些经典语义分割算法, 语义分割精度提升 4% 以上、平均处理时间缩短 5 s。本研究预定义车辆、行人、动物等常见动态对象为需要分割和识别的动态对象, 用环境语义分割模块在图像中对这些对象进行分割。改进的 YOLOv5 模型在视觉定位模块中被用来识别环境中的动态对象, 与跟踪线程共同完成动态特征点的剔除。视觉定位模块处理流程如图 1 所示, 主要包括两个模块: 动态特征点剔除模块和重投影误差模块。

动态特征点剔除模块包含跟踪线程和环境语义分割线程。跟踪线程负责从图像中进行 ORB(oriented FAST and rotated BRIEF)特征点提取,生成包含动态与静态特征的特征图。该特征图融合了场景中不同运动状态的特征信息。环境语义分割线程采用改进的 YOLOv5 模型对图像进行语义分割,生成带有详细语义标签的像素级掩码图像。该掩码图像为每个像素赋予了详细标签,识别出图像中不同对象及类别信息。然后,根据掩码图像的像素级标签,将特征图中预定义动态对象对应的特征点剔除。之后将动态特征点剔除后剩余的静态特征点与前一帧图像特征点进行逐点匹配。

重投影误差模块对载体的位姿进行优化,通过最小化特征点 $\mathbf{m}_i = [u_i \ v_i]^T$ 与匹配的三维点 $\mathbf{M}_i = [x \ y \ z]^T$ 之间的重投影误差来估计摄像机旋转 $\mathbf{R}$ 和平移 $\mathbf{T}$:

$$\{\mathbf{R}^*, \mathbf{T}^*\} = \arg\min_{\mathbf{R}, \mathbf{T}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{m}_i - \pi(\mathbf{R}\mathbf{M}_i + \mathbf{T})\|_2^2 \right\} = \arg\min_{\mathbf{R}, \mathbf{T}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{m}_i - \pi \left(\begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{T} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{M}_i \\ 1 \end{bmatrix} \right)\|_2^2 \right\}, \quad (6)$$

$$\mathbf{m}_i = \pi(\mathbf{M}_i) = \left[\frac{x f_x}{z} + c_x \quad \frac{y f_y}{z} + c_y \right]^T. \quad (7)$$

式中: $\{\mathbf{R}^*, \mathbf{T}^*\}$ 为优化后的相机姿态, $\pi(\cdot)$ 为相机从三维坐标到像素坐标的变换模型, f_x 和 f_y 分别为相机 x 、 y 方向的焦距, c_x 和 c_y 分别为相机中心的 x 、 y 方向坐标。

2.2 基于遮挡因子的 AKF 算法

在城市复杂环境下,建筑物等遮挡物会导致 GNSS 信号产生多径和非视距效应,从而降低 GNSS 定位精度。为了解决此问题,本研究提出一种基于遮挡因子的 AKF 算法。该模型利用图像提供的环境语义信息来估计 GNSS 信号的遮挡程度,并根据遮挡程度动态调整 KF 参数,从而提高组合定位的可靠性。

在进行语义分割时,可以同时识别到场景中的遮挡物语义,如城市高楼和树荫,结合 SLAM 的局部建图模块获得遮挡物的深度信息。

遮挡因子 L 定义为:

$$L = 4 - \lg d. \quad (8)$$

式中: d 为景深(m),取值范围为 $[1, 1\ 000]$ 。

在城市复杂环境下,遮挡物会导致 GNSS 信号产生多径和非视距效应,降低 GNSS 定位精度。使用 KF 预设的观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}(k)$ 会导致 GNSS 定位精度降低,甚至滤波发散。利用遮挡因子可以调整 $\mathbf{R}(k)$,使其膨胀,从而减小增益矩阵 $\mathbf{K}(k)$,降低异常测量数据对滤波的影响,有效提高滤波和定位精度,调整后的 $\mathbf{R}(k)$ 算式为:

$$\mathbf{R}^a(k) = L^2 \mathbf{R}(k). \quad (9)$$

式中, k 为当前历元时刻。

基于遮挡因子的 AKF 测量更新方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{K}^a(k) = \mathbf{P}(k, k-1) \mathbf{H}^T(k) [\mathbf{H}(k) \mathbf{P}(k, k-1) \mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}^a(k)]^{-1}, \\ \hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k, k-1) + \mathbf{K}^a(k) [\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k) \hat{\mathbf{x}}(k, k-1)], \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}^a(k) \mathbf{H}(k)] \mathbf{P}(k, k-1). \end{cases} \quad (10)$$

2.3 GNSS/视觉松耦合定位方法框架图

图 2 是 GNSS/视觉松耦合定位方法框架图。GNSS 接收机通过定位解算模块,独立输出载体的位置坐标,立体相机捕捉的连续图像帧被传递给视觉定位模块。此视觉定位模块中,首先进行 ORB 特征提取和环境语义分割;然后进行特征点匹配,并运用重投影误差法估计载体相对位姿。视觉定位模块的环境语

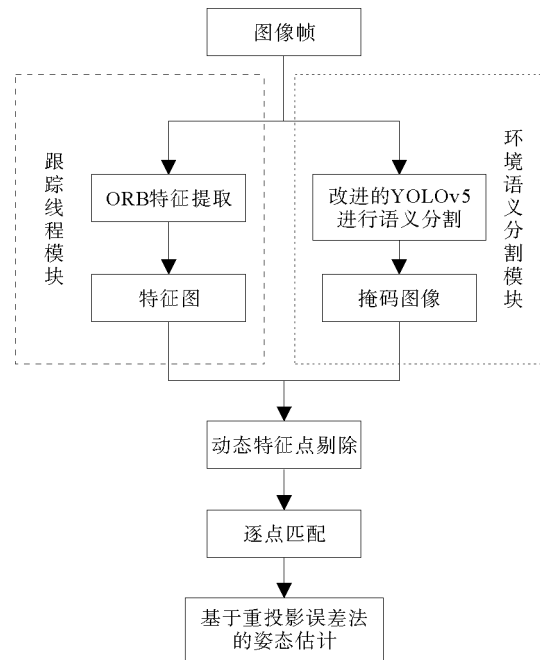


图 1 视觉定位模块处理过程

Fig. 1 Processing flow of the visual positioning module

义信息和局部建图信息用于计算遮挡因子。最后,GNSS 定位结果、视觉定位结果以及遮挡因子都作为 AKF 的输入,经过滤波处理后,获得优化的定位结果。

3 实验结果与分析

为了验证本研究提出的融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位方法的有效性,进行了一系列车载实验。

3.1 实验方案

3.1.1 数据来源

为了验证提出方法的有效性和先进性,于 2024 年 7 月 24 日在山西省晋中市的魏榆路、文津街、大学街和中都北路进行了车载实验。实验设备包括配有 TRM115000.00 天线的 Trimble Alloy GNSS 接收机和一台 ZED2 双目立体相机,基

站使用固定在太原理工大学(明向校区)计算机科学与技术学院楼楼顶的 GNSS 接收机。为了实现定位结果对比,实验后使用 Inertial Explorer 软件处理 RTK/INS 的平滑解作为真实轨迹,其定位精度为 cm 级,用于对比方法性能的评估。图 3 为测试路段追踪展示图,整个路段覆盖了 GNSS 信号受限路段(路段 1)和高动态场景路段(路段 2)。实验选取路段 1 中持续 400 s 的实验数据对比基于环境语义分割的动态特征点剔除方法的效果,选取路段 2 中时长 400 s 的实验数据来评估基于遮挡因子的 AKF 算法的性能。

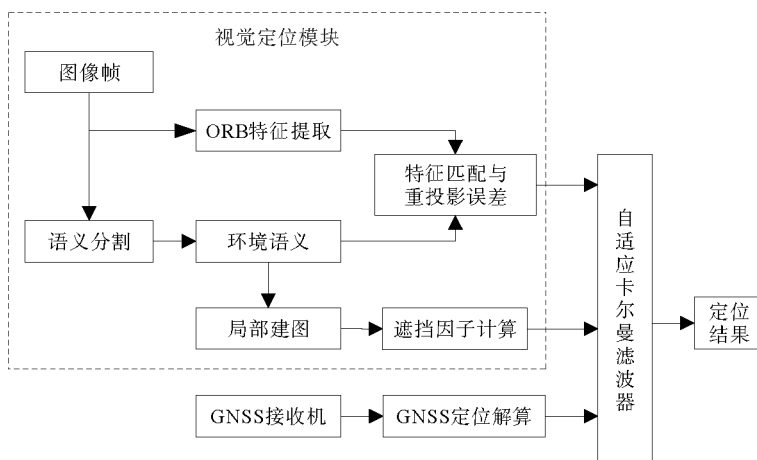


图 2 GNSS/视觉松耦合定位方法框架图

Fig. 2 Framework diagram of the GNSS/Vision loosely coupled positioning method



图 3 测试路段追踪展示

Fig. 3 Test road segment tracking

3.1.2 实验对比方案

本研究采用的实验对比方案如下:

1) STDyn-SLAM 算法^[12]。采用 SegNet 实时提供环境语义分割,结合对极约束方法判断特征点的动态属性。

2) ORB-SLAM3 算法^[18]。利用 ORB 特征进行关键点检测和描述,并通过运动模型、关键帧模型和重定位模型进行帧间匹配和跟踪,集成惯性测量单元辅助视觉位姿估计。

3) 基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,EKF)的 GNSS/视觉松耦合定位方法。该系统为本

研究自行设计,集成 GNSS 与基于环境语义分割的动态特征点剔除方法的视觉定位模块,采用固定观测噪声协方差矩阵的 EKF 作为核心处理单元,对 GNSS 和视觉定位模块结果进行滤波更新。

4) GNSS/INS/视觉紧耦合定位方法^[15]。该系统将来自 GNSS、INS 和视觉的原始测量数据紧密集成,将来自多态约束卡尔曼滤波器的视觉测量模型与双差分及精密单点定位的 GNSS 测量模型相结合,通过 EKF 实现集成滤波器的状态更新。

3.2 基于环境语义分割的动态特征点剔除方法

图 4 展示了本研究提出的基于环境语义分割的动态特征点剔除方法、STDyn-SLAM 和 ORB-SLAM3 在三个方向上的导航误差曲线。

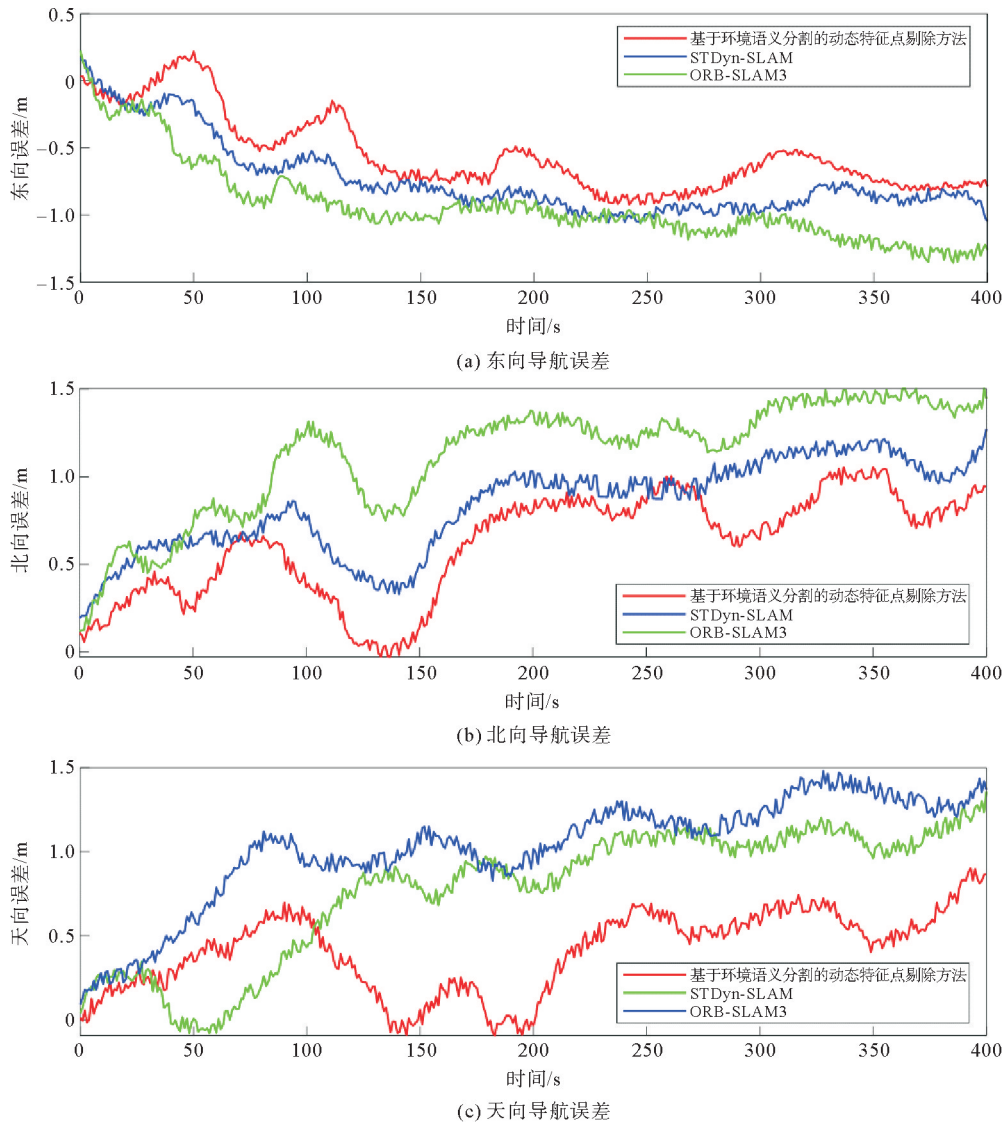


图 4 基于环境语义分割的动态特征点剔除方法与 STDyn-SLAM、ORB-SLAM3 在东向、北向和天向上导航误差的对比

Fig. 4 Comparison of navigation errors in the east, north and up directions between the dynamic feature point elimination method based on environmental semantic segmentation and STDyn-SLAM, ORB-SLAM3

图 4 显示基于环境语义分割的动态特征点剔除方法在三个方向上均保持最高的定位精度。具体而言,STDyn-SLAM 相较于 ORB-SLAM3 取得一定的精度提升,证明在复杂环境下基于语义分割的动态特征点剔除方法在增强视觉定位模块的定位能力方面的有效性。相较于 STDyn-SLAM,基于环境语义分割的动态特征点剔除方法取得进一步的精度提升,说明本研究采用的改进的 YOLOv5 模型相较于 SegNet 在环境语义分割方面有更优性能,能够更加精准地识别动态对象,并据此更准确地剔除动态特征点。此外,改进的 YOLOv5 模型不仅分割精度更高,而且相较于 SegNet 参数量减少了 52 M^[17],实时性更高。

为了更加全面地衡量基于环境语义分割的动态特征点剔除方法在长时间运行下的定位性能,本研究记录三种算法在整个实验过程(17 min)中的定位结果,并对比在三个方向上的位置均方根误差(root mean square error, RMSE),结果如表 1 所示。在引入基于环境语义的动态特征点剔除策略后,基于环境语义分割的动态特征点剔除方法在三个方向上的位置 RMSE 相较于 ORB-SLAM3 分别降低了约 46.5%、22.9%和 33.6%;而与 STDyn-SLAM 方法相比,在三个方向上的位置 RMSE 也分别降低了约 15.4%、14.3%和 25.6%,证明了基于环境语义分割的动态特征点剔除方法在应对复杂动态环境时的鲁棒性和先进性。

3.3 基于遮挡因子的 AKF 算法

图 5 展示了单 GNSS 定位和基于遮挡因子 AKF 算法的 GNSS/视觉组合定位在三个方向上的导航误差变化曲线。

表 1 不同算法在三个方向上的位置 RMSE

Table 1 Position RMSE in three directions among the algorithms m

算法	东向	北向	天向
ORB-SLAM3	1.143	1.001	0.654
STDyn-SLAM	0.724	0.901	0.583
基于环境语义分割的动态特征点剔除方法	0.612	0.772	0.434

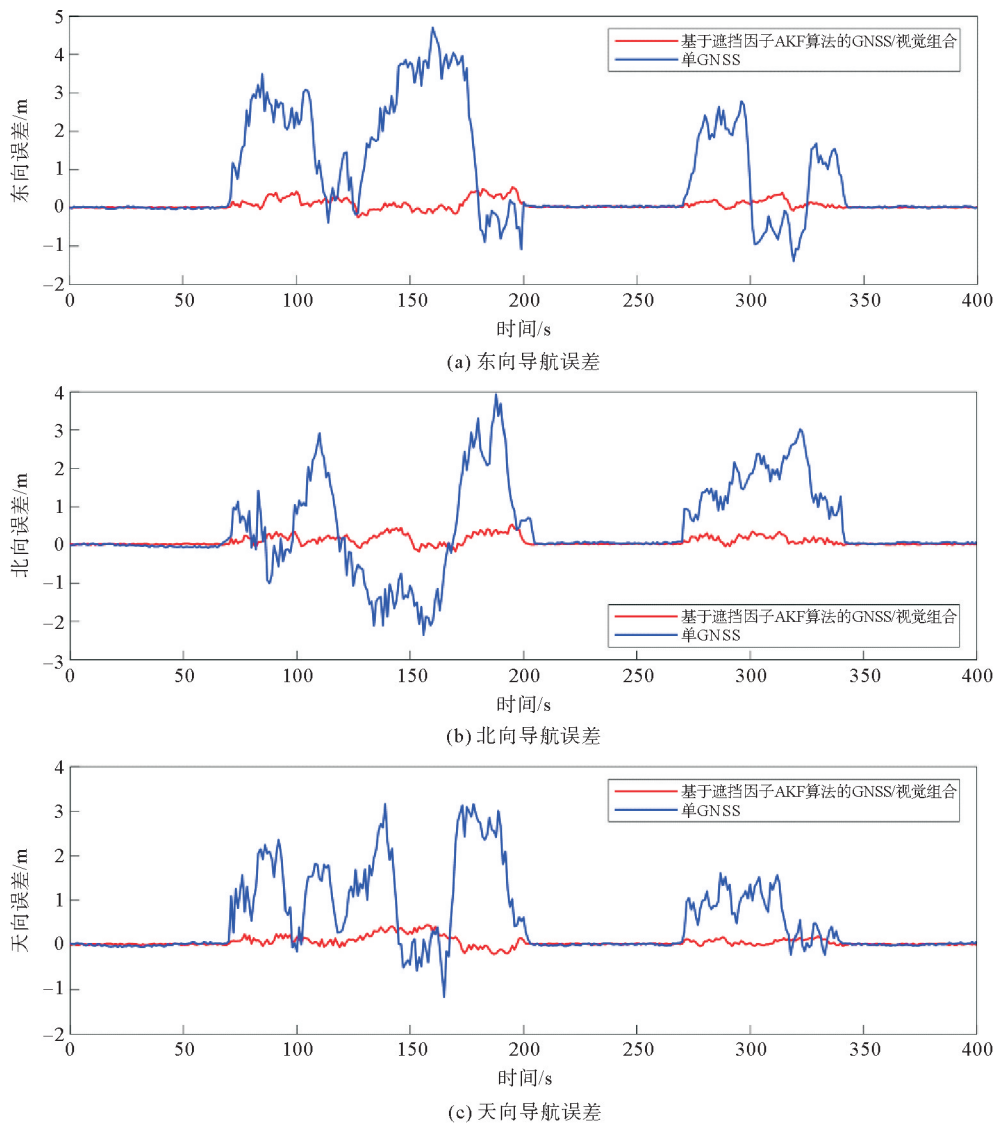


图 5 基于遮挡因子 AKF 算法的 GNSS/视觉组合定位和单 GNSS 在东向、北向和天向上的导航误差

Fig. 5 GNSS/vision integrated positioning based on occlusion factor AKF algorithm and navigation errors of single GNSS in the east, north and up directions

如图 5 所示,相较于单 GNSS 定位,本研究基于遮挡因子 AKF 算法的 GNSS/视觉组合定位精度得到了极大提升。具体来说,在 0~70 s,GNSS 信号良好,无论是单 GNSS 定位还是 GNSS/视觉组合定位精度都保持在 0.03 m 以内。在 70~200 s,GNSS 信号被遮挡,两种方法的定位精度都降低,单 GNSS 定位在三个方向上的导航误差在 1.8 m 上下浮动,误差最大达 4 m。然而,GNSS/视觉组合定位的导航误差保持在 0.6 m 以内,证明了 GNSS/视觉组合定位在 GNSS 信号受到干扰时,同样能够得到相对精准的定位结果。此外,基于遮挡因子 AKF 算法的 GNSS/视觉组合定位导航误差总是在一定范围内波动,遏制了单视觉定位模块的误差随时间累积的情况,这是由于 GNSS 作为绝对定位系统的特性,能够对视觉定位模块产生的累计误差进行有效修正。

为了评估基于遮挡因子的 AKF 算法的性能表现,本研究对其进行针对性对比分析。尽管传统的 KF 可以有效地提高每个传感器的定位性能,但其核心假设测量误差和状态误差均服从高斯分布,这可能导致 GNSS 信号被遮挡时其性能不佳。因此,本研究引入基于固定观测噪声协方差矩阵的 EKF 的 GNSS/视觉组合作为参照,即将 EKF 作为 GNSS 和基于环境语义分割的动态特征点剔除方法的视觉定位模块集成的滤波器,定位结果如图 6 所示。

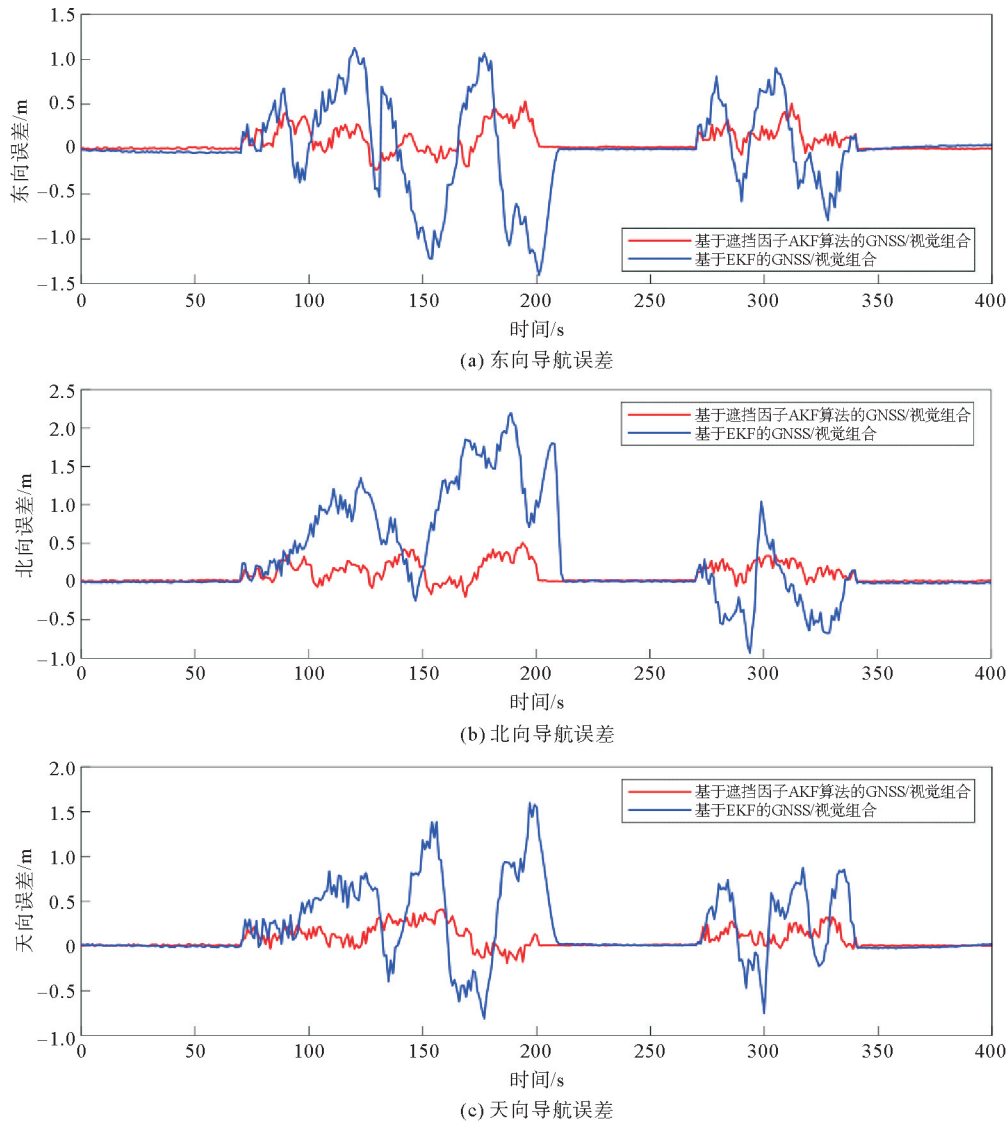


图 6 基于 EKF 的 GNSS/视觉组合系统和基于遮挡因子的 AKF 算法的 GNSS/视觉组合定位系统分别在东向、北向和天向上的导航误差

Fig. 6 Navigation errors of the GNSS/vision integrated positioning system based on EKF and the GNSS/vision integrated positioning system based on the AKF algorithm of occlusion factor in the east, north and up directions respectively

如图 6 所示,与 EKF 相比,基于遮挡因子的 AKF 算法得到更优的定位结果。在 GNSS 被遮挡时,提出的 AKF 算法能够动态调整测量噪声方差,进而降低 KF 增益,降低算法对异常观测值的依赖,从而确保了定位精度。

为了全面验证本研究融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位系统的先进性和鲁棒性,将其与 GNSS/INS/视觉紧耦合系统解决方法^[15]进行比较。表 2 展示了两者在位置 RMSE 方面的对比数据。结果显示,融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位系统在东向和北向上展现了更优的性能,分别提高了 10.7%和 9.4%,证明了其在这两个方向上的高精度定位能力。然而,在天向上,融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位系统性能降低了 42.2%,这主要是由于缺少 INS 数据对垂直误差的矫正作用。尽管如此,该系统在垂直方向上的位置 RMSE 值仍然处于可接受范围内,对于如自动驾驶汽车导航和机器人定位等定位场景已经满足需求。

表 2 融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合定位系统与 GNSS/INS/视觉紧耦合系统的位置 RMSE

Table 2 Position RMSE of the GNSS/vision integrated positioning system integrating environmental semantic information and the GNSS/INS vision tightly coupled system m

算法	东向	北向	天向
GNSS/INS/视觉	0.177	0.158	0.093
融合环境语义信息的 GNSS/视觉组合	0.158	0.143	0.161

4 结论

针对城市复杂环境下动态物体和遮挡物导致的 GNSS/视觉组合定位精度下降问题,本研究提出一种融合城市复杂环境语义信息的 GNSS/视觉松耦合定位方法。该方法利用语义分割技术识别并减少动态特征点的干扰,显著提升了视觉定位模块的鲁棒性,同时为多传感器数据融合提供了有效的先验信息。在此基础上,本研究采用 AKF,使组合导航系统能够充分利用并优化融合各传感器的优势。具体而言,GNSS 在辅助视觉定位方面发挥了关键作用,有效抑制了视觉定位随时间累积的漂移误差。当 GNSS 信号质量下降或完全中断时,视觉定位模块能够平滑接管,提供更为精确且连续的位置信息,确保了定位的可靠性。未来,我们将探索紧耦合的系统架构,以充分利用所有传感器测量值之间的相关性,并研究更鲁棒的滤波算法,进一步提高定位精度。通过持续的模型扩展和优化,为未来的智能出行提供更优质的定位服务。

参考文献:

- [1] LIU W L, LI Z, SUN S S, et al. Design a novel target to improve positioning accuracy of autonomous vehicular navigation system in GPS denied environments[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7575-7588.
- [2] ELSHEIKH M, NOURELDIN A, KORENBERG M. Integration of GNSS precise point positioning and reduced inertial sensor system for lane-level car navigation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 23(3): 2246-2261.
- [3] 杨晓明, 王胜利, 王海霞, 等. 基于 EKF 的 GNSS/SINS 组合导航系统应用[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2019, 38(6): 114-127.
YANG Xiaoming, WANG Shengli, WANG Haixia, et al. Application of GNSS/SINS integrated navigation system based on EKF[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2019, 38(6): 114-127.
- [4] 许智理, 闫倬豪, 李星星, 等. 面向智能驾驶的高精度多源融合定位综述[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(3): 1-20.
XU Zhili, YAN Zhuohao, LI Xingxing, et al. Review of high-precision multi-sensor integrated positioning towards intelligent driving[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(3): 1-20.
- [5] 文刚, 周仿荣, 李涛, 等. LINS-GNSS: 滤波与优化耦合的 GNSS/INS/LiDAR 巡检机器人定位方法[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2023, 15(1): 85-93.
WEN Gang, ZHOU Fangrong, LI Tao, et al. LINS-GNSS: Filter and optimization coupled GNSS/INS/LiDAR positioning method for inspection robot localization[J]. Journal of Nanjing University of Information Science and Technology, 2023, 15(1): 85-93.

- [6] SCHREIBER M, KONIGSHOF H, HELLMUND A M, et al. Vehicle localization with tightly coupled GNSS and visual odometry[C]//2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2016: 858-863.
- [7] 于清晓, 闫维新, 付庄, 等. 基于双目视觉的室内服务机器人航向角补偿方法[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2013, 32(3): 7-11.
- YU Qingxiao, YAN Weixin, FU Zhuang, et al. A heading angle compensation method of indoor service robot based on binocular vision[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2013, 32(3): 7-11.
- [8] FISCHLER M A, BOLLES R C. A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [9] FANG Y Q, DAI B. An improved moving target detecting and tracking based on optical flow technique and Kalman filter [C]//2009 4th International Conference on Computer Science and Education. IEEE, 2009: 1197-1202.
- [10] KIM D H, KIM J H. Effective background model-based RGB-D dense visual odometry in a dynamic environment[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1565-1573.
- [11] BESCOS B, FÁCIL J M, CIVERA J, et al. DynaSLAM: Tracking, mapping, and inpainting in dynamic scenes[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 4076-4083.
- [12] ESPARZA D, FLORES G. The STDyn-SLAM: A stereo vision and semantic segmentation approach for VSLAM in dynamic outdoor environments[J]. IEEE Access, 2022, 10: 18201-18209.
- [13] 冯祎, 涂锐, 韩军强, 等. 一种 GNSS/视觉观测紧组合导航定位算法研究[J]. 全球定位系统, 2021, 46(6): 49-54.
- FENG Yi, TU Rui, HAN Junqiang, et al. Study on a tight integrated navigation and positioning algorithm of GNSS/visual observation[J]. GNSS World of China, 2021, 46(6): 49-54.
- [14] 何璇, 潘树国, 谭涌, 等. 室外环境下基于点线特征的视觉-惯性里程计和全球卫星导航系统定位算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(18): 242-250.
- HE Xuan, PAN Shuguo, TAN Yong, et al. Visual-inertial odometry and global navigation satellite system location algorithm based on point-line feature in outdoor scenes[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 242-250.
- [15] LI X X, LI S Y, ZHOU Y X, et al. Continuous and precise positioning in urban environments by tightly coupled integration of GNSS, INS and vision[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 11458-11465.
- [16] DUONG T T, CHIANG K W, LE D T. On-line smoothing and error modelling for integration of GNSS and visual odometry[J/OL]. Sensors, 2019, 19(23). DOI:10.3390/s19235259.
- [17] CHEN L, YANG J. A lightweight YOLOv5-based model with feature fusion and dilation convolution for image segmentation[J/OL]. Mathematics, 2023, 11(16). DOI:10.3390/math11163538.
- [18] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRIGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.

(责任编辑: 齐敏华)