天空-GVINS：一种借助天空分割的 GNSS-视觉-惯性系统，用于在城市峡谷中实现稳健导航

尹杰[a]、Tao Li[a]、Hao Yin[a]、Wenxian Yu[a] 和 Danping Zou[aa]上海市导航与位置服务重点实验室，上海交通大学，中国上海

文章历史

收稿日期：2022年9月13日

关键词

同步定位与地图构建（SLAM）、传感器融合、全球导航卫星系统（GNSS）、非视距（NLOS）抑制

摘要

将全球导航卫星系统（GNSS）融入同步定位与地图构建（SLAM）系统，以实现全局且连续的定位解决方案，正日益受到关注。然而，在密集城市环境中，基于 GNSS 的 SLAM 系统会受到非视距（NLOS）测量值的影响，从而可能导致定位结果急剧恶化。本文提出利用仰视相机检测天空区域，以提高 GNSS测量可靠性，进而实现更准确的位置估计。我们提出了 Sky-GVINS：一种基于近期研究成果 GVINS 的天空感知 GNSS-视觉-惯性系统。具体而言，我们采用全局阈值法，对鱼眼仰天图像中的天空区域和非天空区域进行分割，然后利用卫星与相机之间的几何关系将卫星投影到图像上。之后，我们剔除位于非天空区域的卫星，以消除非视距信号。我们研究了多种用于天空检测的分割算法，发现尽管 Otsu 算法简单且易于实现，其分类率和计算效率仍然最高。为评估 Sky-GVINS 的有效性，我们研制了一台地面机器人，并在校园内开展了大量真实场景实验。实验结果表明，与基准方法相比，我们的方法在开阔区域和密集城市环境中均能提高定位精度。最后，我们还进行了详细分析，并指出了未来研究可能的方向。详细信息请访问我们的项目网站：https://github.com/SJTU-ViSYS/Sky-GVINS。

联系 Danping Zou ✉ dpzou@sjtu.edu.cn

© 2023 武汉大学。由 Informa UK Limited（以泰勒与弗朗西斯集团名义经营）出版。

本文为开放获取文章，依据知识共享署名许可协议（http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/）发布。该协议允许在任何媒介中不受限制地使用、传播和复制本文，但须正确注明原始作品。

1. 介绍

智能导航是众多应用中的一项基本功能，包括自动驾驶和机器人导航。同步定位与地图构建（SLAM）是这些应用中最广泛使用的算法，可在构建环境地图的同时跟踪位置。正如一些研究所指出的（Aulinas 等，2008年；Cadena 等，2016），人们已针对不同的传感器配置提出了许多 SLAM系统。尽管基于激光雷达的 SLAM 通常因性能优越而备受青睐，但激光雷达价格昂贵，有时也不适用于轻量级设备。因此，在实际应用中，使用相机和惯性测量单元（IMU）等低成本、轻量级传感器正越来越受到关注。

一般而言，根据相机的数量，基于相机的视觉SLAM可分为单目SLAM和双目SLAM。单目SLAM会受到尺度不确定性和尺度漂移的影响。双目相机利用已知的基线距离，通过三角测量计算度量深度。对于纯视觉SLAM而言，在纹理较差、存在运动模糊和遮挡的复杂场景中，仍然很难实现良好的工作效果。因此，人们提出了视觉惯性算法，以增强其在这些复杂环境中的鲁棒性。一些视觉惯性系统，如 ORB-SLAM3（Campos等人，2021年）和 VINS-Mono（Qin 等人，2018年），在包括 EUROC（Burri 等人，2016年）和 TUM VI（Schubert 等人，2018年）在内的公开SLAM数据集上表现良好，但正如我们之前的工作（Yin等人，2021年）中所讨论的那样，它们在大规模室外环境中的性能会急剧下降。

为了提高这些场景下的定位精度，一种解决方案是将全球导航卫星系统（GNSS）与SLAM系统相结合，以获得无漂移且具备全局感知能力的定位结果（Cao 等人（2021）；Li等人（2020年））。然而，基于GNSS的系统性能高度依赖于卫星可见性。大多数研究都侧重于缓解多路径效应，这种效应可通过高度角或信噪比（SNR）检测。实际上，在城市峡谷中，非视距信号经常出现——即接收到的信号没有直射波束，而是来自反射路径。非视距信号会降低定位精度，因为传播时延会在伪距估计中产生额外误差。这种误差通常达数十米，甚至更大。正如（Groves 等人 2013年）所述，已有多种非视距缓解方法。尽管如此，这些方法仍存在局限性，例如依赖于预先已知的三维城市模型或高成本天线。

为解决上述问题，我们提出了 Sky-GVINS：一种具备非视距缓解功能的天空感知 GNSS-视觉-惯性系统。主要贡献如下：首先，我们提出了一种轻量级方法，在天空指向图像上使用全局阈值算法，以分离视距信号和非视距信号。我们的方法高效且有效，并且可以轻松应用于现有的基于 GNSS 的系统。此外，我们提出了一种鲁棒的同时定位与地图构建系统，能够在密集城市环境和开阔天空环境中实现准确的全局状态估计，并且在真实场景实验中优于其他现有系统。其创新之处在于一些实现细节，例如动态估计卫星与相机之间的相对变换，以及通过天空分割进行非视距卫星检测。

本文其余部分的组织如下：第2节回顾多传感器同步定位与地图构建，介绍几种减轻非视距效应的方法，并列举天空分割的一些应用；第3节阐述我们所提出系统的实现细节；随后，第4节介绍实验、结果及分析；最后，我们在第5节总结本文的贡献，并展望未来的研究方向。

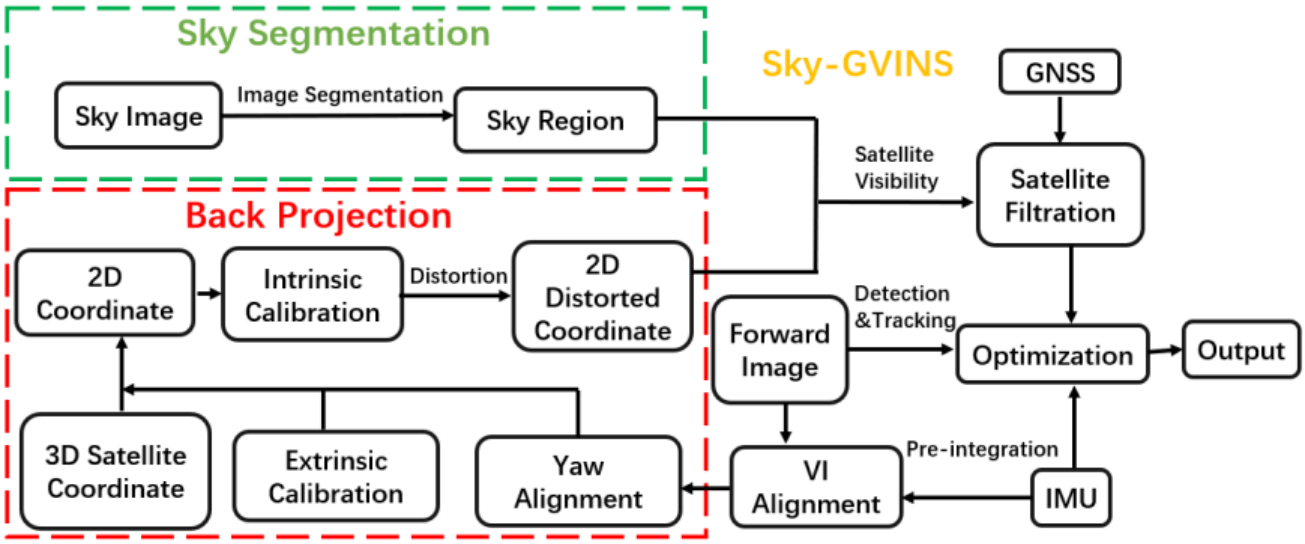

图 1. 该示意图展示了 Sky-GVINS 的流程。主要贡献集中在天空分割和反投影部分

2. 相关工作

2.1. 多传感器同步定位与地图构建

多传感器融合已被证明在提升 SLAM系统的精度和鲁棒性方面实用且有效（Liu 等人，2019年a，2021年b）。迄今已有大量相关研究。例如，StructVIO（Zou 等人，2019年）和 VINS-Mono（Qin 等人，2018年）融合视觉与惯性测量单元，以消除尺度不确定性。

近年来，紧耦合全球导航卫星系统的 SLAM 系统凭借其在室外场景中的高精度和鲁棒性优势，受到越来越多的关注。例如，Li 的研究（2021年）将全球导航卫星系统与激光雷达紧耦合，以实现精确的车辆导航。（Liu 等人，2021年）将视觉、惯性测量单元和全球导航卫星系统紧耦合，在复杂城市场景中的表现优于最先进的视觉惯性系统。最新的相关研究是 GVINS（Cao 等人（2021年）），这是一种将全球导航卫星系统、视觉和惯性测量单元紧耦合的系统，即使只有一颗卫星也能从中获益，而传统的基于 GNSS 的方法至少需要四颗卫星。然而，这些基于 GNSS 的系统会受到非视距测量的影响，在密集城市环境中的定位精度也会下降。为了解决这一问题，最好在传感器融合之前消除非视距信号。

2.2 Elimination of NLOS Signals

城市峡谷中的全球导航卫星系统定位仍是一项挑战，因为周围的建筑物和树木可能会遮挡、反射和衍射卫星信号。研究人员提出了许多应对这些挑战的方法，其中非视距缓解颇受关注。分类非视距/视距信号主要有两种方法。第一种是全球导航卫星系统自主方法，包括双极化天线（Jiang et al. 2014）、接收机自主完整性监测（Receiver Autonomous Integrity Monitoring）算法（Jiang et al. 2011），以及决策树或支持向量机等机器学习方法（Obst et al. 2012）。然而，接收机自主完整性监测算法只有在接收信号中视距信号占多数时才会发挥作用，而基于学习的方法仅适用于与预训练环境相似的特定场景。第二种是环境特征辅助方法，例如三维地图辅助（3DMA）方法（Obst et al. 2012）。更简单地说，（Marais et al. 2014）提出了一种基于图像处理和天空检测的方法，以及

非天空区域检测的方法，该方法取得了令人期待的准确度。类似地，我们的系统采用基于图像的方法来缓解非视距问题，以求简便高效。然而，变换

相机与GNSS接收机之间的变换关系是一个无法离线确定的关键参数。不同于一些使用双天线进行姿态估计的工作（Brazeal等人，2021年），我们的方法紧密耦合VIO，以估计相机与接收机的变换关系，这将在第3.3节中介绍。同时，即使传感器平台暂时进入GNSS拒止环境，我们的系统也能借助VIO输出高精度的全局轨迹。

2.3 天空分割

数字图像的分割是将其划分为若干个互不相交区域的过程，使每个区域中的像素具有相似的视觉特征。这是一种实用的方法，可简化图像的表示，以便进行进一步分析。常用的传统图像分割算法包括基于阈值的方法（Aimary 等人，2010年）、基于边缘的方法和聚类方法。根据整幅地图采用统一阈值还是不同区域采用不同阈值，阈值法可分为全局阈值法和局部阈值法（Ahamad 等人，1999年）（也称为自适应阈值法）。

天空分割是将图像划分为天空区域和非天空区域。天空分割可用于多种用途，包括障碍物检测和导航。例如，McGee 等人使用支持向量机（SVM）（Burges 等人，1998年）对天空进行分割，以检测小型自主飞行器的障碍物。Gakne 等人将天空指向图像与全球导航卫星系统紧密耦合，用于导航（Gakne 等人，2018年）。Thomas Stone 等人（Stone 等人，2014年）探索了一种天空分割方法，使用紫外光、K均值算法（Krishna 等人，1999年）和高斯混合模型（GMM）（Zivkovic，2004年），以实现在不同天气条件下沿路线的可靠定位和姿态。这些研究启发我们探索将图像分割应用于改进现有的 GNSS-SLAM 系统。

3. 方法论

在本节中，我们介绍系统的方法。Sky-GVINS 紧密耦合前视图像、惯性信息和 GNSS测量值，并基于图像分割策略利用天空指向图像来提升 GNSS 测量值的质量。系统概览如图 1 所示。首先，介绍系统的坐标系和状态。其次，描述优化部分。第三，介绍初始化阶段。最后，介绍基于天空分割的非视距缓解策略。

3.1. 坐标系和状态

我们的许多空间坐标系与 GVINS（Cao 等人（2021））中的坐标系相同，因此简要介绍如下：a) 传感器坐标系：传感器坐标系与不同的传感器相关联，是传感器报告感测数据时所处的局部坐标系。在 Sky-GVINS 中，传感器坐标系包括前视相机坐标系、天空指向相机坐标系和 IMU 坐标系；其中 IMU 坐标系被选为估计目标坐标系，并记作机体坐标系。 $(\cdot)^f$ $(\cdot)^s$

$(\cdot)^i$ $(\cdot)^b$

b) 局部世界坐标系：局部世界坐标系是视觉惯性系统运行所采用的常规坐标系。在我们的系统中，局部世界坐标系的原点任意设定，且 z轴与地平面正交。

$(\cdot)^w$

c) 地心地固坐标系：ECE F（地心地固）坐标系是一种笛卡尔空间参考系。原点 $(\cdot)^e$

的地心地固坐标系原点是地球椭球体的中心。轴垂直于赤道并指向北方。平面位于赤道平面内，轴指向本初子午线。

d) 东-北-天坐标系：东-北-天坐标系是一种局部大地坐标系。东-北-天坐标系的各轴分别指向东、北和上方。给定地心地固坐标系中的一个点，可确定唯一的东-北-天坐标系，其原点与该点重合。

接下来，我们简要回顾 GVINS 中需要估计的状态。这些状态在滑动窗口内进行优化，可表示如下：

$$
\begin{aligned}
\mathcal{X} &= [x_0, x_1, \cdots x_n, \rho_0, \rho_1, \cdots \rho_m, \psi] \\
x_k &= \left[p^w_{b_k}, v^w_{b_k}, q^w_{b_k}, b_a, b_w, \delta t, \dot{\delta t}\right], k \in [0, n] \\
\delta t &= [\delta t_C, \dot{\delta t}_R, \dot{\delta t}_G, \dot{\delta t}_E]
\end{aligned} \tag{1}
$$

其中，表示机体坐标系相对于局部世界坐标系的三维位置和姿态。表示速度，表示加速度计偏置，表示陀螺仪偏置，表示每个特征的逆深度。表示局部世界坐标系与东-北-天坐标系之间的偏航角偏移。和分别表示接收机时钟偏差和接收机时钟漂移率。

3.2. 地图估计

前向图像、惯性信息和经过滤波的 GNSS 测量值是优化系统的输入。通过最大后验估计（MAP）获得最优状态。假设所有测量值彼此独立，且其噪声服从零均值高斯分布，则 MAP 问题可表示如下：

$$
\begin{aligned}
\mathcal{X}^* &= \arg\max_{\mathcal{X}} p(\mathcal{X} \mid z) \\
&= \arg\max_{\mathcal{X}} p(\mathcal{X}) p(z \mid \mathcal{X}) \\
&= \arg\max_{\mathcal{X}} p(\mathcal{X}) \prod_{i=0}^{n} p(z_i \mid \mathcal{X}) \\
&= \arg\min_{\mathcal{X}} \left\{ \left\| r_p - H_p \mathcal{X} \right\|^2 + \sum_{i=0}^{n} \left\| r(z_i, \mathcal{X}) \right\|^2_{M_i} \right\}
\end{aligned} \tag{2}
$$

其中，是测量值的聚合，表示系统状态的先验信息，

是每个因子的残差，表示马氏范数。

由于优化部分并非我们的主要贡献，我们建议读者参考 Cao 的研究（2021年）了解实现细节。

3.3. 初始化

首先，VIO初始化部分采用 Qin（2018年）提出的算法，因此获得了尺度、重力向量、初始IMU偏置和初始速度的初始值。获取平滑轨迹后，三步在线GNSS-VI对齐按如下方式开始：

a) 粗锚点定位：利用滑动窗口内的所有伪距测量值，通过 GNSS单点定位（单点定位）算法计算粗略的 ECEF坐标。

b) 偏航角偏移校准：第二步中，使用多普勒测量值对东-北-天坐标系与局部世界坐标系之间的偏航角偏移进行标定。引入以下优化问题，以求解偏航角偏移和接收机时钟速率的初始值：

$$\underset{\delta t,\psi}{\text{minimize}} \sum_{k=1}^{n}\sum_{j=1}^{p_k} \left\| r_{\mathcal{D}}\left(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, \mathcal{X}\right)\right\|_{\sigma_{r_k,d}^{s_j}} \quad (3)$$

其中，滑动窗口大小为，且为窗口中第个历元观测到的卫星数量。为多普勒测量值的残差，为多普勒测量方差。这里将速度固定为视觉惯性里程计的结果，并假设其在窗口内保持不变。利用第一步计算得到的粗略锚点坐标来估计旋转和方向向量。待估计参数包括整个窗口内的偏航角偏移和平均时钟偏差漂移率。完成此步骤后，局部世界坐标系与东-北-天坐标系之间的变换即可完全校准。

n p_k k $r_{\mathcal{D}}\left(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, \mathcal{X}\right)$ $\sigma_{r_k,d}^{s_j}$ v_b^w

$\dot{\delta} t_k$

R_n^e κ_r^s

ψ δt

c) 锚点精化：对先前的粗略锚点进行精化，并将局部世界轨迹与地心地固坐标系中的轨迹对齐。基于滑动窗口测量值对以下问题进行优化：

$$\begin{aligned}\underset{\delta t, p_{anc}^e}{\text{minimize}} \quad & \sum_{k=1}^{n}\sum_{j=1}^{p_k} \left\| r_{\mathcal{P}}\left(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, \mathcal{X}\right)\right\|_{\sigma_{r_k,p}^{s_j}}^2 + \\ & \sum_{k=1}^{n} \left\| r_{\mathcal{T}}\left(\tilde{z}_{k-1}^{k}, \mathcal{X}\right)\right\|_{D_{t,k}}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中，是地心地固坐标系中的祖坐标，是伪距测量值的残差，是接收机时钟因子的残差。是伪距方差。是与接收机时钟因子残差相关的协方差矩阵。

p_{anc}^e $r_{\mathcal{P}}\left(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, \mathcal{X}\right)$

$r_{\mathcal{T}}\left(\tilde{z}_{k-1}^{k}, \mathcal{X}\right)$ $\sigma_{r,p}^{s}$ $D_{t,k}$

锚点坐标以及与每个GNSS历元相关的接收机时钟偏差通过对上述问题进行优化得到精化。完成此步骤后，将作为东-北-天坐标系原点的锚点设置为局部世界坐标系的原点。最后，整个状态估计器的初始化阶段完成，并生成所有必要的初始量，以启动系统。

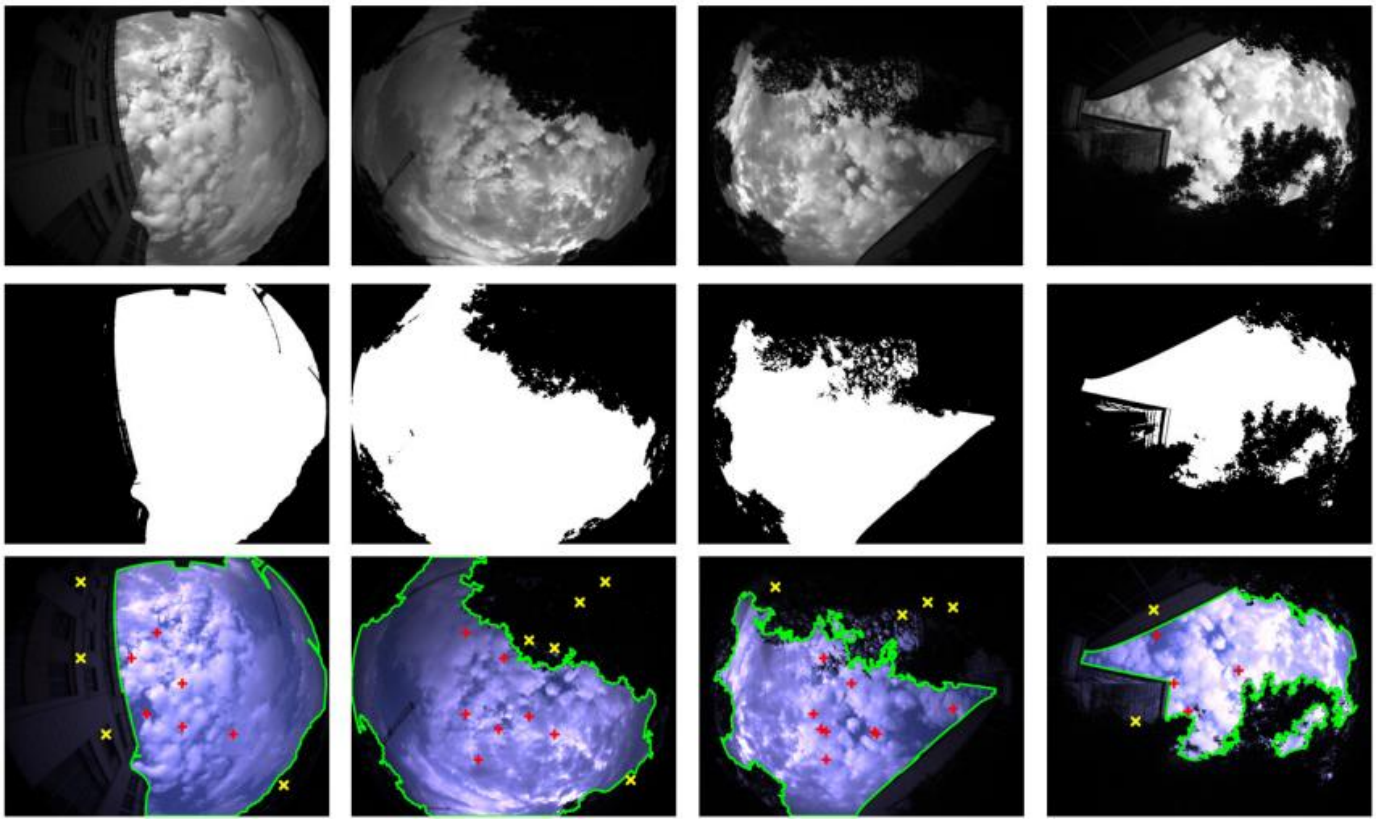

图2。天空分割和反向投影的结果。第一行的图像是经过模糊处理后的灰度图像。第二行的图像经过了阈值处理。第三行的图像是天空分割结果，其中绿色边界表示天空区域和非天空区域的边界，红色点表示视距卫星，黄色点表示非视距卫星。

3.4. 非视距缓解

全球导航卫星系统定位精度会受到不健康卫星测量的严重影响。因此，提升卫星信号质量至关重要。在 GVINS 中，通过排除低仰角卫星来减轻多路径效应。此外，还通过设置因子图优化的权重来实现卫星筛选。具体而言，假设伪距噪声服从零均值高斯分布，例如 ，其方差建模如下：

ε_r^s $\varepsilon_r^s \sim N(0, \sigma_{r,p}^s)$ $\sigma_{r,p}^s$

$$\sigma_{r,p}^s = \frac{n_{si} \times n_p}{\sin^2 \theta_{el}} \quad (5)$$

其中，n_{si}是广播星历空间精度指数， 是接收机获得的伪距测量噪声指数。 是卫星相对于接收机的仰角。

n_p θ_{el}

同样，Dopple r 测量噪声假设服从高斯分布，并且相应的 $\eta_{r,u}$

方差建模为：

$$\sigma_{r,d}^{s} = \frac{n_{si} \times n_{d}}{\sin^{2}\ \theta_{el}} \quad (6)$$

接收机报告的测量噪声指数在哪里？

如上述公式所示，噪声方差较大的卫星将在后续优化过程中被赋予较低的权重。然而，在Cao等人（2021）的全球卫星导航系统（GNSS）计算阶段尚未考虑非视距效应，这可能导致更大的定位误差。为解决这一问题，我们提出了一种基于天空分割的非视距排除策略。我们首先将卫星坐标反投影到天空指向图像坐标系中，然后对天空指向图像进行分割。以下是我们策略的具体实施细节。

1)反向投影：我们从 UbloxF9P接收机获取卫星在地心地固坐标系中的三维坐标，同时通过鱼眼相机采集天空图像。在初始化过程中，视觉惯性里程计已通过锚点与全球导航卫星系统轨迹完成对齐。随后，可通过该锚点将接收机的ECEF坐标映射到局部世界坐标系中的相应坐标，并在此处构建东-北-天坐标系。下面给出详细的数学过程：

我们将锚点设为局部世界坐标系的原点，该原点与东-北-天坐标系的原点重合。从地心地固坐标系到东-北-天坐标系的旋转为

$$\boldsymbol{R}_{e}^{n} = \begin{bmatrix} -\sin\lambda & \cos\lambda & 0 \\ -\cos\lambda\sin\phi/2 & -\sin\phi\sin\lambda/2 & \cos\phi \\ \cos\lambda\cos\phi/2 & \cos\phi\sin\lambda/2 & \sin\phi \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中，和分别是锚点在地理坐标系中的纬度和经度。给定锚点的东-北-天坐标系坐标，卫星在东-北-天坐标系中的卫星坐标可表示为：

$$p_{s}^{n} = \boldsymbol{R}_{e}^{n} p_{s}^{e} + p_{\text{anc}}^{n} \quad (8)$$

由偏航角偏移给出的东-北-天坐标系与局部世界坐标系之间的单自由度旋转。局部世界坐标系与东-北-天坐标系之间的关系如下：

$$\boldsymbol{R}_{n}^{w} = \boldsymbol{R}_{w}^{n-1} \quad (9)$$

则卫星坐标在局部世界坐标系中可表示为：

$$p_{s}^{w} = \boldsymbol{R}_{n}^{w} p_{s}^{n} + p_{\text{anc}}^{w} \quad (10)$$

由于我们此前已完成标定，知道外参 在前视 $\boldsymbol{R}_i^{sky}$

相机和惯性测量单元，以及朝天相机与惯性测量 $\boldsymbol{R}_i^w$ 单元之间的外参，则天空指向相机坐标系与局部世界坐标系之间的关系可表示为：

$$\boldsymbol{R}_{sky}^{w} = \boldsymbol{R}_{i}^{w}\boldsymbol{R}_{sky}^{i} \quad (11)$$

天空指向相机坐标系中的卫星坐标可表示为：

$$p_s^{sky} = \boldsymbol{R}_w^{sky} p_s^w \quad (12)$$

此外，接收机天线与天空指向鱼眼相机在我们的机器人上安装时，两者之间的距离仅为几厘米。因此，它们之间的偏移量可以忽略。也就是说，我们不区分

介于和之间。 p_i p_s^w

到目前为止，我们已经获得了天空指向鱼眼坐标系中卫星的三维坐标。考虑到鱼眼镜头造成的严重畸变，我们需要在将三维坐标投影到鱼眼相机的图像平面之前实施畸变处理。假设天空指向相机坐标系中ID为的卫星的三维点为 ，则卫星的针孔投影坐标为 [a；b], 其中 i

p_s^{sky} i

$$\begin{aligned} a = x/z \text{ and } b = y/z \\ r^2 = a^2 + b^2 \\ \theta = \text{atan}\,(r) \end{aligned} \quad (13)$$

我们采用 Kannala–Brandt 鱼眼模型（Kannala 等人，2006 年）进行畸变校正：

$$\theta_d = \theta(1 + k_1\theta^2 + k_2\theta^4 + k_3\theta^6 + k_4\theta^8) \quad (14)$$

畸变点坐标所在的位置是 $[x', y']$

$$\begin{aligned} x' &= (\theta_d/r)a \\ y' &= (\theta_d/r)b \end{aligned} \quad (15)$$

最后，使用以下公式将畸变点坐标转换为像素坐标：

$$\begin{aligned} u = f_x(x' + \alpha y') + c_x \\ v = f_y y' + c_y \end{aligned} \quad (16)$$

2)天空分割：尽管一些基于学习的方法能够实现较高的精度，但它们通常需要大量带有真实标签的数据进行训练。此外，这些方法涉及更高的处理复杂度和功耗，不适用于对计算效率要求严格的实时 SLAM 系统。因此，我们尝试专注于更加轻量化的传统方法。我们采用大津算法，其有效性将在后续实验中得到验证。

首先，我们根据时间戳将每个GNSS 测量值与相应的仰天鱼眼图像进行匹配。其次，我们将获取的彩色图像转换为灰度图像。然后，我们使用均值滤波函数对图像进行模糊处理，以抑制并消除干扰和噪声点。之后，我们进入关键部分：为图像计算一个适当的阈值。

阈值法根据预定义标准将图像分割成相似区域。阈值的选择对于分割结果至关重要。从数学上讲，它可以表示为：

$$R(i,j) = \begin{cases} 255 & \text{if } I(i,j) > \text{threshold} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

其中，和分别表示阈值处理前后图像中第行第列的像素值。这里介绍一种经典且常用的全局阈值法。

Algorithm 1 The Otsu Method

Input: An image to be segmented

Parameter: Weights ω_0 and ω_1 are the probabilities of the two classes separated by a threshold t ,and σ_0^2 and σ_0^1 are variances of these two classes.

1: Compute histogram and probabilities of each intensity level.
2: Set up initial $\omega_i(0)$ and $\mu_i(0)$.
3: Step through all possible thresholds t=1,...,maximum. Update ω_i and μ_i and compute $\sigma_b^2(t)$
4: Output the threshold corresponding to the maximum $\sigma_b^1(t)$

大津算法是一种基于费舍尔准则（Malina 等，1981 年）的全局阈值算法，即选择一个综合判别变量或投影方向，使各类点尽可能集中，同时使各类之间尽可能分离，从而使类内方差最小化、类间方差最大化。大津法的流程如算法 1 所示。假设阈值将图像中的所有像素分为两类（小于 ）和（大于 ）。这两类像素的均值分别为 和，整幅图像的均值为 。它们可分别表示为：

t

$C1$ t $C2$ t

$\mu_0(t)$ $\mu_1(t)$ μ_T

$$\begin{aligned}\mu_0(t) &= \frac{\sum_{i=0}^{t-1} ip(i)}{\omega_0(t)} \\ \mu_1(t) &= \frac{\sum_{i=t}^{L-1} ip(i)}{\omega_1(t)} \\ \mu_T &= \sum_{i=0}^{L-1} ip(i)\end{aligned} \quad (18)$$

同时，像素被分类为 和 的类别概率分别为 和，可分别计算如下：$C1$ $C2$ $\omega_0(t)$ $\omega_1(t)$

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (19)$$

其中，表示像素值的概率，表示最大像素值。我们可以得到以下关系：$p(i)$ L

$$\begin{aligned}\omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1 &= \mu_T \\ \omega_0 + \omega_1 &= 1\end{aligned} \quad (20)$$

可以根据上述公式迭代计算类别概率和类别均值。然后，该算法通过穷举搜索找出使类内方差最小的阈值，类内方差定义为两个类别方差的加权和：

$$\sigma_w^2(t) = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (21)$$

其中，和分别是这两个类别的方差。对于两个类别，使类内方差最小等价于使类间方差最大（Otsu 等人，1979年）：σ_0^2 σ_1^2

$$\begin{aligned}\sigma_b^2(t) &= \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = \omega_0(t)(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(t)(\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &= \omega_0(t)\omega_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2\end{aligned} \quad (22)$$

已知卫星坐标和天空区域后，我们可以将天空区域内的卫星视为视距信号，将非天空区域内的卫星视为非视距信号。

4. 实验与评估

4.1. 采集平台

我们构建了一台如图 3 所示的地面机器人。顶部安装了一台天空指向鱼眼相机，用于捕捉

大视场（视场）中的天空图像。VI传感器（Visual-InertialSensor）记录前视图像和高频惯性测量单元信息。GNSS接收机采集GNSS原始测量值，并使用带有RTK信号的高精度GNSS-IMU设备获取真实轨迹。即使RTK信号丢失数秒，该GNSS-IMU设备仍能获得很高的定位精度。



图 3. 用于实验数据采集的地面机器人。该平台配备了前视视觉惯性传感器、天空指向鱼眼相机和高精度 GNSS-IMU设备。

我们的传感器详细参数见表1。我们使用 Kalibr工具箱（Furgale等，2013）标定相机和惯性测量单元的外参，使用 MATLAB相机标定工具箱（针孔模型 [Strob等人，2011]）标定针孔相机，并使用 Kannala-Brandt模型（Kannala 等人，2006 年）标定鱼眼相机。

表 1. Sensors和跟踪设备的具体信息。

设备	Type	规格	频率（Hz）
GNSS接收器	Ublox Zed-F9P	GPS/北斗/GLONASS/GALILEO	1
RGB相机	FLIR Pointgrey CM3-U3-13Y3C	1280*1024，190°水平视场角，190°垂直视场角	30
VI 传感器	Realsense D435I	RGB：640*480，69 水平视场角，42.5垂直视场角	30
		惯性测量单元：6轴	200
实时动态定位/惯性导航系统	Xsens Mti 680G	RTK：定位精度 2cm	100
		惯性导航系统：9 轴	100

注：在此表中，粗体表示这些算法在客观指标上的最佳结果。

4.2. 天空分割测试

本研究采用的基于视觉的非视距排除方法在很大程度上依赖于分割算法的准确性。如果视距测量值被错误过滤，可能会对定位结果产生负面影响。为了测试分割天空区域的能力，我们在不同区域采集了500张天空图像，并使用 Labelme 工具箱（Wkentaro，2019年）对这些图像中的天空区域进行标注。对于阈值法，我们分别尝试了全局阈值法（大津法[Otsu等人， 1979]）和局部阈值法（Ahmad等人，1999年）。在大津法中，我们对阈值进行微调，以获得最佳准确率。

对于聚类方法，我们测试了监督分类器支持向量机（Cherkassky 等人，2004年）和无监督分类器 K均值算法（Krishna 等人，1999年）。其中，支持向量机和 GrabCut 在分割每幅图像之前需要前景和背景区域的先验信息。我们不会为每幅图像逐一手动选择这些区域，而是为它们选取固定的图像范围。由于天空区域在不同图像中的位置并不相同或接近，这两种方法的分割效果较差。

我们在数据集上测试了这些算法，该数据集包含 500 幅在校园拍摄的天空指向图像，拍摄场景位于建筑物下方、树木下方，或天空几乎没有遮挡；性能结果见表 2。分类率通过天空区域的交并比（Rezetofighi 等人，2019年）进行测量。结果表明，在测试中，大津算法的耗时更少，分类率也高于其他算法。我们分析认为，与非天空区域相比，天空区域具有蓝色和白色像素块的特征。全局阈值算法能够很好地区分具有特定像素信息的像素块。与全局阈值法不同，局部阈值法会根据对邻近像素的分析，为图像中的每个像素选择不同的阈值，因此不适合为整幅图像中的天空区域和非天空区域确定一个全局阈值。为此，我们的系统选择了大津算法。

表 2. 不同图像分割天空数据集的性能

方法	OTSU	本地	GrabCut	SVM	K均值算法
时间（秒）	**0.0105**	0.0081	0.0746	1.9204	**0.5225**
交并比（%）	**96.5453**	68.6905	51.6352	60.5884	89.3684

表3. SLAM系统在样本序列上的绝对轨迹误差（米）均方根误差

方法	Street01	Street02	Street03	Bridge01
VINS-Mono	15.44	24.72	7.86	17.14
GVINS	8.23	25.06	7.85	**3.84**
Sky-GVINS(L)	29.28	27.93	7.89	11.74
Sky-GVINS(O)	**7.91**	**4.27**	**7.82**	**3.84**

4.3. 真实世界实验

为全面评估我们提出的系统，我们操作机器人穿越上海交通大学校园，并同时记录了各种场景下的实验轨迹。在密集城市环境中，我们采集了序列Street01和 Street02，其中存在许多遮挡，包括树木和建筑物。在开阔天空测试中，我们在一条宽阔的道路上记录了序列Street03，天空中几乎没有任何遮挡；同时，我们还在一座桥上往返记录了序列Bridge01。在所有序列开始时，地面机器人在开阔区域沿直线行驶了一段距离，以确保 GVINS 和 Sky-GVINS 成功完成初始化。网站上展示了序列 Street02 中 Sky-GVINS 的演示视频：https://www.youtube.com/watch?v=XGGV9fB7raA。

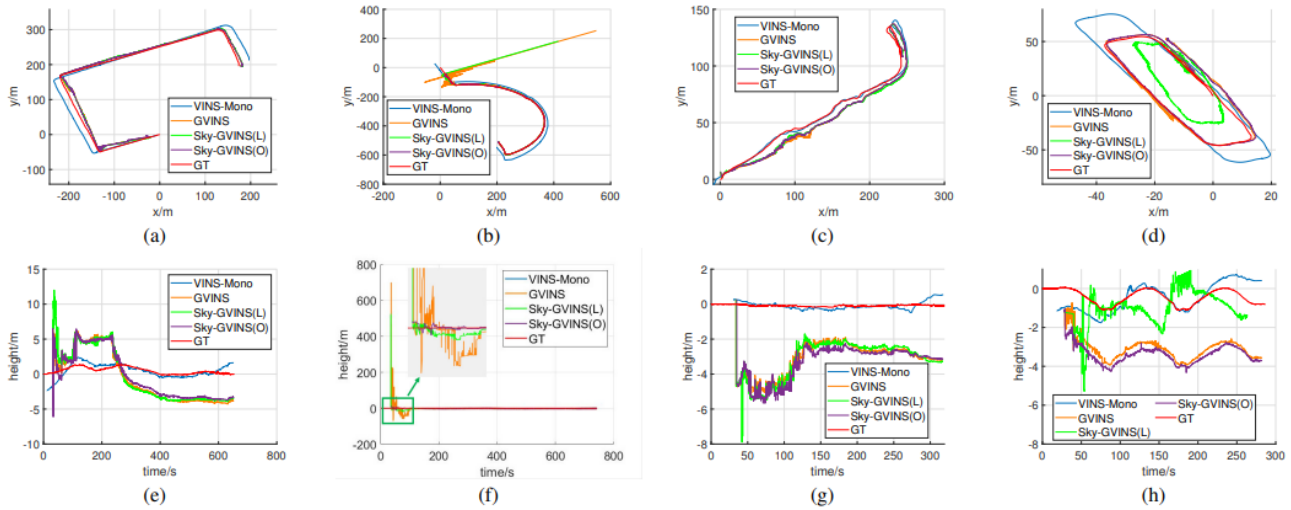

图4。在东-北-天坐标系中可视化了7个样本序列的估计轨迹和真实轨迹（GT）。（a）～（d）：分别为Street01、Street01、Street03和Bridge01的x-y图。（e）～（h）：分别为Street01、Street01、Street03和Bridge01的时间-高度图。

4.4. 评估与分析

我们在自行采集的数据集上，使用不同的分割算法运行 VINS-Mono（Qin 等人 2018年）、GVINS（Cao 等人（2021年））和 Sky-GVINS。为了测试天空分割精度对最终结果的影响，我们测试了 K-means算法，但由于其耗时较高，无法实时运行。因此，我们改用局部阈值法。为简便起见，在以下段落中，我们分别将采用大津法分割的Sky-GVINS 和采用局部阈值分割的 Sky-GVINS 记为 Sky-GVINS(O) 和 Sky-GVINS(L)。

采用绝对轨迹误差（ATE）的均方根误差（RMSE）（Sturm 等人，2012年）作为度量指标。如图4所示，我们用不同颜色可视化所有估计轨迹和真实值轨迹。由于 GVINS（Cao 等人，2021年）和 Sky-GVINS 可以直接输出地心地固坐标系下的估计结果，因此我们不对其轨迹进行任何对齐。对于仅输出局部坐标系下轨迹的 VINS-Mono（Qin 等人，2018年），我们使用 EVO 工具（Michael 等人，2018年）进行六自由度对齐，将估计轨迹与真实值对齐，以获得 ATE 误差。

在测试的所有四个序列中，Sky-GVINS(O) 都能有效过滤非视距信号，表现优于其他所有受测系统。具体而言，在 Sequence Street01 这类城市峡谷环境中，基于全球导航卫星系统的方法在平面定位方面结果更好，但高度方向存在一定漂移。而在这种情况下，VINS-Mono 的高度相对稳定，但平面定位误差较大。在 Sequence Street02 中，由于卫星信号不准确，GVINS 和 Sky-GVINS(L) 在初始化后发生严重漂移，导致绝对轨迹误差结果较差，如图4 (b) 和 (f) 所示。在开阔天空环境下的 Sequence Street03 中，所有受测算法的精度都较为接近，其中 Sky-GVINS(O) 略胜一筹。这表明，在该序列中，大多数接收到的信号都来自视距卫星，且视觉惯性里程计对最终定位结果贡献很大。即便如此，Sky-GVINS(O) 仍成功剔除了少量非视距信号，从而小幅提升了定位精度。在 Sequence Bridge01 中，Sky-GVINS(O) 取得了与 GVINS 同样出色的结果。从图4 (h) 可以观察到，从该序列的起点开始，GVINS 和 Sky-GVINS 轨迹与真实值之间始终存在约 2 米的固定高度偏移，这构成了绝对轨迹误差总量中的很大一部分。该误差源于初始化阶段视觉惯性里程计与全球导航卫星系统之间的对齐过程，说明了初始化精度的重要性。

此外，我们注意到，即使在天空分割精度较高的情况下采取非视距缓解措施，如图4 (e) 和 (g) 所示，Sky-GVINS(O) 的高度漂移仍未完全消除。对比图4中 VINS-Mono 的轨迹可知，视觉惯性里程计（VIO）轨迹的高度通常相对稳定。因此，Sky-GVINS 的高度偏差很大程度上源于全球卫星导航系统（GNSS）计算误差。我们分析认为可能有三个原因：第一，密集城市环境中不准确的伪距测量会降低伪距定位精度，可能导致Ublox接收机获取的卫星坐标与图像上反投影得到的卫星位置存在偏差。第二，GNSS 测量值与对应的天空指向图像之间存在微小的时间偏移，在此期间地面机器人可能已经移动了一段距离。相机与 GNSS接收机组成的硬件同步传感器套件可以弥补这一时间差。第三，由于之前错误地剔除了卫星，位置估计存在偏差，这会影响图像上反投影得到的卫星位置，进而再次导致错误的卫星剔除，形成恶性循环。尤其是第三种可能性，凸显了锚点位置初始化精度的重要性。

5. 结论

我们提出了 Sky-GVINS：一种采用低成本传感器的鲁棒可靠定位方法。大量实验表明，我们的系统能够在开阔天空区域和密集城市环境中实现鲁棒定位。此外，我们实现了一种轻量级的天空分割和非视距缓解方法，无需依赖预先已知的三维模型或参数选择。该方法可以轻松扩展到其他基于GNSS的方法，但有一项要求：必须通过惯性测量单元（IMU）预积分或双天线确定姿态，以获得GNSS接收机与相机之间的六自由度关系。未来的工作将考虑把天空指向图像与系统进行紧耦合，因为以这一角度拍摄的大多数物体都是静止的，而不是运动的，这一特征有助于在高度动态的环境中进行导航。

资金支持

这项工作 k 得到了中国国家重点研发计划（2022YFB3903800）和国家自然科学基金（NSFC）(6207321 的支持 4).

数据可用性声明

支持本研究结论的数据已在 https://github.com/sjtuyinjie/Sky-GVINS-Dataset 上公开提供。

利益冲突声明

不存在需要披露的财务利益冲突。

作者简介

尹杰于2021年获得中国上海上海交通大学电气工程理学学士学位。目前，他正在上海交通大学攻读硕士学位。他目前的研究兴趣包括计算机视觉、机器人学、多传感器融合以及同步定位与地图构建（SLAM）。

Tao Li 于2018年获得中国武汉武汉大学导航工程理学学士学位。目前，他正在中国上海上海交通大学攻读博士学位。他目前的研究兴趣包括视觉同步定位与建图、激光雷达同步定位与建图、全球卫星导航系统、惯性导航系统和信息融合。

何殷 于2021年毕业于上海交通大学，获得工业工程学士学位。他目前在中国清华大学攻读硕士学位。他目前的研究兴趣包括组合优化、机器人学等。

Wenxian Yu（IEEE高级会员）于1985年、1988年和1993年分别获得中国长沙国防科技大学学士、硕士和博士学位。1996年至2008年，他任职于国防科技大学电子科学与工程学院，担任教授，并兼任该学院副院长及自动目标识别国家重点实验室副主任。2009年至2011年，他担任中国上海上海交通大学电子信息与电气工程学院执行院长。现任上海交通大学电子信息与电气工程学院长江学者特聘教授、科研团队负责人。他的研究兴趣包括遥感信息处理、自动目标识别和多传感器数据融合。

Danping Zou 于2010年获得复旦大学计算机科学学院计算机应用技术专业博士学位，并于2010年至2013年在新加坡国立大学从事博士后研究。2013年，他加入上海交通大学感知与导航研究所。现任上海交通大学副教授。研究方向包括实时计算机三维视觉、同步定位与地图构建，以及无人系统自主导航。

参考文献

Burri, M.、J. Nikolic、P. Gohl、T. Schneider、J. Rehder、S. Omari、M. Achtelik 和 R. Siegwart。2016年。“EuRoC微型飞行器数据集。”《国际机器人研究杂志》35(10)：1157–1163。SAGE出版公司，SAGE UK：伦敦，英格兰。Malina, W. 1981年。“关于用于特征选择的扩展Fisher准则。”《IEEE模式分析与机器智能汇刊》5(5)：611–614。Schubert, D.、T. Goll、N. Demmel、V. Usenko、J. Stückler 和 D. Cremers。2018年。“用于评估视觉惯性里程计的TUM VI基准。”2018年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议：1680–1687。Shan, T.、B. Englot、C. Ratti 和 D. Rus。2021年。“LVI-SAM：通过平滑与建图实现的紧耦合激光雷达-视觉-惯性里程计。”arXiv预印本 arXiv:2104.10831。Campos, C.、R. Elvira、J. Rodríguez、José M. M. Montiel 和 Juan D. Tardós。2021年。“ORB-SLAM3：用于视觉、视觉--惯性及多地图同时定位与地图构建的高精度开源库。”《IEEE机器人学汇刊》。Qin, T.、P. Li 和 S. Shen。2018年。“VINS-Mono：一种鲁棒且通用的单目视觉惯性状态估计器。”《IEEE机器人学汇刊》34(4)：1004–1020。Yin, J.、A. Li、T. Li、W. Yu 和 D. Zou。“M2DGR：面向地面机器人的多传感器多场景SLAM数据集。”《IEEE机器人与自动化快报》，2021年。Cao, S.、X. Lu 和 S. Shen。2021年。“GVINS：用于平滑且一致的状态

估计。”arXiv e-印本 arXiv-2103。

Li, T.、L. Pei、Y. Xiang、Q. Wu、S. Xia、L. Tao、X. Guan 和 W. Yu。2020年。“P 3-LOAM：具有精确协方差估计和鲁棒接收机自主完好性监测的PPP/激光雷达松耦合SLAM，应用于城市峡谷环境。”《IEEE Sensors Journal》21(5)：6660–6671。Furgale, P.、J. Rehder 和 R. Siegwart。2013年。“多传感器系统的统一时间与空间标定。”2013年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议：1280–1286。Kannala, J. 和 Sami S. Brandt。2006年。“适用于常规、广角和鱼眼镜头的通用相机模型与标定方法。”《IEEE模式分析与机器智能汇刊》28(8)：1335–1340。Rother, C. 2004年。“GrabCut：使用迭代图割进行交互式前景提取。”《SIGGRAPH会议论文集》23。Shan, T.、B. Englot、D. Meyers、W. Wang、C. Ratti 和 D. Rus。2020年。“LIO-SAM：通过平滑与建图实现的紧耦合激光雷达惯性里程计。”2020年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议：5135–5142。Li, X.、H. Wang、S. Li、S. Feng、X.Wang 和 J. Liao。2021年。“GIL：一种用于精确车辆导航的紧耦合GNSS精密单点定位/惯性导航系统/激光雷达方法。”《Satellite Navigation》2(1)：1–17。Strobl, Klaus H. 和 G.Hirzinger。2011年。“基于不完善平面靶标的更精确针孔相机标定。”2011年IEEE计算机视觉国际会议研讨会：1068–1075。Gakne, P. 和 K. O’Keefe。2018年。“利用朝天相机进行紧耦合GNSS/视觉，实现城市区域中的车辆导航。”《Sensors》18(4)：1244。多学科数字出版研究所。McGee, Tim G.、R. Sengupta 和 K. Hedrick。2005年。“利用天空分割进行小型自主飞行器的障碍物检测。”2005年IEEE机器人与自动化国际会议论文集：4679–4684。Burges, Christopher JC。1998年。“模式识别中的支持向量机教程。”《数据挖掘与知识发现》2(2)：121–167。Stone, T.、M. Mangan、P. Ardin、B. Webb 及其他作者。2014年。“利用紫外图像进行天空分割可用于导航。”载于《机器人学：科学与系统》。《机器人学：科学与系统》。Krishna, K 和 M Narasimha Murty。“遗传K均值算法。”《IEEE系统、人类与控制论汇刊B辑（控制论）》29(3)：433–439。Ahmad, M. 和 T. Choi。“基于局部阈值和布尔函数的边缘检测。”《IEEE消费电子汇刊》45(3)：674–679。Cadena, C.、L. Carlone、H. Carrillo、Y. Latif、D. Scaramuzza、J. Neira、I. Reid 和 John J. Leonard。“同时定位与地图构建的过去、现在与未来：迈向鲁棒感知时代。”《IEEE机器人学汇刊》32(6)：1309–1332。Aulinas, J.、Y. Petillot、J. Salvi 和 X. Lladó。“SLAM问题：综述。”《人工智能研究与发展》，2008年：363–371。Zou, D.、Y. Wu、L. Pei、H. Ling 和 W. Yu。“StructVIO：具有人工环境结构规律的视觉惯性里程计。”《IEEE机器人学汇刊》35(4)：999–1013。Suzuki, S. 及其他作者。“通过边界跟踪对数字化二值图像进行拓扑结构分析。”《计算机

视觉、图形与图像处理 30(1)：32–46。爱思唯尔。

Bradski, G. 和 A. Kaehler。《学习OpenCV：使用OpenCV库进行计算机视觉》。O'Reilly Media, Inc.，2008年。Finley, Darel Rex. “点在多边形内算法——判断一个点是否位于复杂多边形内。”1998年。Shen, S.、Y. Mulgaonkar、N. Michael 和 V. Kumar。“采用旋翼微型飞行器，在室内外环境中实现稳健自主飞行的多传感器融合。”收录于2014年IEEE机器人与自动化国际会议，2014年：4974–4981。Kačmařík, M.、J. Douša、F. Zus、P. Václavovic、K. Balidakis、G. Dick 和 J. Wickert。“GNSS对流层梯度对处理选项的敏感性。”收录于《地球物理年刊》37(3)：429–446。Copernicus GmbH。Michae,l G..“evo。”GitHub，2018年，github.com/MichaelGrupp/evo。Kentaro W..“labelme。”GitHub，2019年，github.com/wkentaro/labelme。Sturm, J.、N. Engelhard、F. Endres、W. Burgard 和 D. Cremers。“RGB-D SLAM系统评估基准。”收录于2012年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议，2012年：573–580。Otsu, N..“基于灰度直方图的阈值选择方法。”《IEEE系统、人类与控制论汇刊》9(1)：62–66。Al-Amri, S. S.、N. V. Kalyankar 和 S. D. Khamitkar。“使用阈值技术进行图像分割。”Computing 2(5)：2010。Cherkassky, V. 和 Y. Ma。“SVM回归中SVM参数的实用选择与噪声估计。”《神经网络》17(1)：113–126。Rezatofighi, H.、N. Tsoi、J. Gwak、A. Sadeghian、I. Reid 和 S. Savarese。2019年。“广义交并比：用于边界框回归的度量指标与损失函数。”收录于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集，658–666。Groves, Paul D. 和 Z. Jiang。2013年。“城市区域中用于GNSS非视距和多路径缓解的高度辅助、C/N0加权与一致性检验。”《导航学报》66(5)：653–669。Marais, J.、C. Meurie、D. Attia、Y. Ruichek 和 A. Flancquart。2014年。“迈向引导式交通中的高精度定位：结合GNSS数据与成像信息。”《交通研究C辑：新兴技术》43：188–197。Zivkovic, Z.。2004年。“改进的背景减除自适应高斯混合模型。”第17届国际模式识别会议论文集，ICPR 2004。Obst, M.、S. Bauer 和 G. Wanielik。2012年。“利用动态三维地图进行城市多路径检测与缓解，以实现可靠的车辆定位。”定位与导航研讨会。Liu, J.、W. Gao 和 Z. Hu。2021年。“基于优化的视觉惯性SLAM与原始GNSS观测值紧耦合。”2021年IEEE机器人与自动化国际会议，11612–11618。Peyraud, S.、D Bétaille、S. Renault、M. Ortiz 和 F. Peyret。2013年。“关于三维地图辅助定位算法中的卫星非视距检测与排除。”Sensors 13(1)：829–847。Jiang, Z.、P. D Groves、W. Y Ochieng、S. Feng、C. D Milner 和 P. G Mattos。2011年。“通过一致性检验缓解多星座GNSS多路径效应。”卫星第24届国际技术会议论文集

导航学会分部，3889–3902。Obst, M.、S. Bauer、P. Reisdorf 和 G. Wanielik。2012年。“利用三维数字地图进行多路径检测，以实现稳健的城市区域多星座GNSS/INS车辆定位。”2012年IEEE智能车辆研讨会，184–190。Brazeal, Ryan G.、Benjamin E. Wilkinson 和 Adam R. Benjamin。2021年。“探讨在无人机系统激光雷达应用中使用单天线和双天线GNSS/INS传感器的实际影响。”Sensors 21(16)：5382。Jiang, Z. 和 P. D. Groves。2014年。“使用双-极化天线进行非视距GPS信号检测。”GPS Solutions18(1)：15–26。Liu, R.、Y. He、C. Yuen、B. Pik Lik Lau、R. Ali、W. Fu 和 Z. Cao。2021年。“基于超宽带与短程二维激光雷达融合的移动机器人经济型制图。”《IEEE/ASME机电一体化汇刊》26(1)：590–600。Li, T.、Ling Pei、Y. Xiang、W. Yu 和 T. Truong。2022年。“P3-VINS：基于优化方法的紧耦合精密单点定位/惯性导航系统/视觉SLAM。”IEEE机器人与自动化快报7(3)：7021–7027。Liu, R.、S. Hasala Marakkalage、M. Padmal、T. Shaganan、C. Yuen、Y. Liang Guan 和 U. Tan。2020年。“基于WiFi指纹相似度与运动信息的协同SLAM。”IEEE物联网期刊7(3)：1826–1840。