

## 面向无人机的多源异构传感器融合地图建立方法

王啸天<sup>1</sup>, 夏凯<sup>2</sup>, 宋大雷<sup>1</sup>

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110870; 2. 浙江农林大学数学与计算机科学学院, 浙江 杭州 311300)

**摘要:** 基于异构距离传感器构建全局空间占据栅格地图时存在高内存需求、标定对齐以及噪点干扰敏感等问题, 为此, 提出了直接栅格法来构建融合栅格地图。首先, 采用环形缓存方式实现栅格地图滑动更新, 减少栅格量以降低内存消耗, 同时结合感知与控制误差模型, 推导了高速飞行时的地图更新误差式, 确定滑动栅格数, 并构建了栅格分辨率、范围缩放因子与飞行速度的关系式。其次, 基于栅格分辨率与雷达探测模型逆向求解成像雷达的尺度变换倍数, 实现了激光雷达与成像雷达点云数据直接映射和对齐在统一的栅格空间内。最后, 提出了“概率地形图”更新策略, 通过加权计算占据概率并引入更新系数, 提升了栅格地图在复杂环境下的抗噪性能和鲁棒性。结果表明, 滑动更新策略显著减少了栅格地图的内存占用量与构建时间, 同时使构建时间的极差下降了 16 ms, 降低了计算波动; 在开源激光雷达与成像雷达数据集 NTU4DRadLM 的烟雾干扰场景中进行对比实验, 证明了直接栅格法在构建多源异构融合栅格地图时具备较低时延和较强抗干扰性; 在实际大规模复杂地形作业任务中, 内存占用量稳定在 1.5~2 GB 范围内, 满足无人机嵌入式计算单元的资源约束。

**关键词:** 占据栅格地图; 逆传感器模型; 尺度变换; 传感器融合; 激光雷达; 成像雷达

## Multi-source and Heterogeneous Sensor Fusion-based Mapping Method for UAV

WANG Xiaotian<sup>1</sup>, XIA Kai<sup>2</sup>, SONG Dalei<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;  
2. College of Mathematics and Computer Sciences, Zhejiang A&F University, Hangzhou 311300, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of high memory requirements, calibration alignment and noise interference in the construction of global space occupancy grid map based on heterogeneous distance sensors, a direct gridding method is proposed for constructing the fused occupancy grid map. Firstly, a ring buffer is used to implement the sliding update of the grid map, reducing the number of grids to lower memory consumption. Meanwhile, the perception and control error model is adopted to derive the map update error formula during high-speed flight, the number of sliding grids is established, and the relationship among grid resolution, range scaling factor and flight speed is constructed. Secondly, the scale transformation factors of imaging radar are inversely solved based on the grid resolution and radar detection model, allowing for direct mapping and alignment of LiDAR and imaging radar point clouds to a unified grid space. Finally, a strategy for updating the “probability topographic map” is proposed, and anti-interference ability and robustness of the grid map in complex environments are enhanced by weighting the occupancy probability and introducing update coefficient. Results show that the sliding update strategy significantly reduces both the memory usage and construction time of the grid map; meanwhile, the range of construction time decreases by 16 ms, reducing computational fluctuations; in the smoke interference scene in the NTU4DRadLM open-source dataset based on LiDAR and imaging radar, the direct gridding method reduces the latency and enhances the resistance to interference while constructing a multi-source heterogeneous fusion-based grid map. In the actual large-scale complex terrain task, the memory occupancy remains stable within the range of 1.5~2 GB, thereby meeting the resource constraints of the embedded computing unit in UAV (unmanned aerial vehicle).

**Keywords:** occupancy grid map; inverse sensor model; scale transformation; sensor fusion; LiDAR; imaging radar

无人驾驶技术正引领车辆交通<sup>[1]</sup>、农业植保<sup>[2]</sup>、隧道探索<sup>[3]</sup>等多个领域向着智能化发展。在这些领域中, 环境感知是机器人获取外界信息的桥梁, 需高效利用感知数据, 将现实场景实时转化为计算机可处理的地图信息<sup>[4]</sup>。Elfes 提出的占据栅

格地图 (OGM) 能直观地展现环境信息<sup>[5]</sup>, 并在无人机领域得到了广泛应用<sup>[6]</sup>。该方法将作业空间细分为数个栅格, 利用贝叶斯滤波法更新栅格概率, 从而将感知结果转化为栅格占据状态, 以标识出障碍物的位置。其中栅格总量与内存占用量呈正比

关系, 每次更新的栅格数量也会影响更新速率。但实际飞行任务中, 地块面积远大于感知范围, 尤其在农林植保场景中, 农田与果园面积、形状均不固定, 预先申请的内存空间存在较大冗余。因此, 合理规划和利用栅格空间尤为重要。

通过合理调整栅格分辨率, 能够精确地描绘出不同传感器的感知数据。Singh 等<sup>[7]</sup> 基于声呐模型构建了低精度的栅格地图; Werber 等<sup>[8]</sup> 建立了雷达的逆传感器模型, 确保了概率更新与传感器实际探测数据相匹配; 岳伟韬等<sup>[9]</sup> 提出了“有义地图率”概念, 通过选取最优栅格分辨率, 显著提升了地图精度。这些方法主要针对单一类型的距离传感器, 尽管使用多次回波和调整门限阈值<sup>[10-11]</sup> 能够增强抗扰性, 但这些方法将导致感知数据失真。目前自动驾驶领域获取感知数据的主要传感器是相机和激光雷达<sup>[12]</sup>, 然而它们均存在不足之处: 在无人机竞速比赛中, 相机的成像效果易受光照影响, 导致障碍物深度估计误差较大<sup>[13]</sup>, 并且会占用有限的计算资源; 在大范围场景探索与作业中, 常以激光雷达作为主传感器实现环境感知<sup>[14]</sup>, 然而烟雾和粉尘会对其探测结果造成遮挡; 近年来, 基于毫米波测距技术的 4D 成像雷达<sup>[15]</sup> 因成本较低且具有良好的烟雾穿透能力, 开始逐步推广至无人机领域, 但其角分辨率和测距精度远低于激光雷达<sup>[16]</sup>。

环境的不利条件通常只影响传感器组的一个子集, 所以异构传感器的融合感知方案<sup>[17]</sup> 可以实现优势互补, 能有效增强感知结果的准确性与鲁棒性。党相卫等<sup>[18]</sup> 采取径向基核函数对激光雷达数据进行高维映射, 过滤激光雷达的烟雾点云, 并利用成像雷达来补充遮挡区域的信息; Wang 等<sup>[19]</sup> 获取物体关键点周围的多尺度体素, 生成伪图像并完成点云融合。这些方法通过融合异构传感器感知结果, 生成增强点云, 但损失了数据来源, 导致传感器模型无法直接应用。而 Mentasti 等<sup>[20]</sup> 对每个传感器单独建立栅格地图, 再进行加权融合。该方法充分利用了每种传感器的特性, 但同时也生成了多个栅格地图, 导致内存占用量和计算量显著增加。综上所述, 多源异构融合的栅格地图建立方法可分为点云增强法与栅格融合法, 前者先将所有输入源进行融合, 然后使用增强后的点云建立栅格地图; 后者先建立每类传感器的栅格地图, 然后按照一定权重融合, 最终输出单幅栅格地图。

本文提出了一种适用于计算资源受限无人机的多源异构传感器融合栅格地图快速构建方法, 旨在降低内存占用量和计算负担。该方法将不同来

源的传感器数据直接在同一栅格空间内融合, 同时优化了判断策略, 提升了栅格地图的实时性、精度和鲁棒性。

## 1 局部占据栅格地图与尺度变换 (Local occupancy grid map and scale transformation)

### 1.1 融合地图框架

飞行控制器所采用的组合导航算法能够输出以起飞点为世界坐标系原点的里程数据, 包含当前飞行位置与姿态; 在 RTK/GNSS (实时动态载波相位差分技术/全球导航卫星系统) 拒止场景中, 则使用激光或成像雷达结合 IMU (惯性测量单元) 计算里程数据。

局部占据栅格地图建立系统包含数据采集与地图计算两部分, 如图 1 所示。数据采集包括环境采集 (激光/成像雷达点云) 与无人机位姿采集 (里程计); 地图计算由数据预处理与栅格地图建立两部分组成。在预处理阶段, 将点云以无人机为中心转换、截断, 依据传感器特性作尺度变换; 建立栅格地图时将多输入源映射至同一栅格, 再进行融合概率更新与占据状态判断, 完成地图构建。

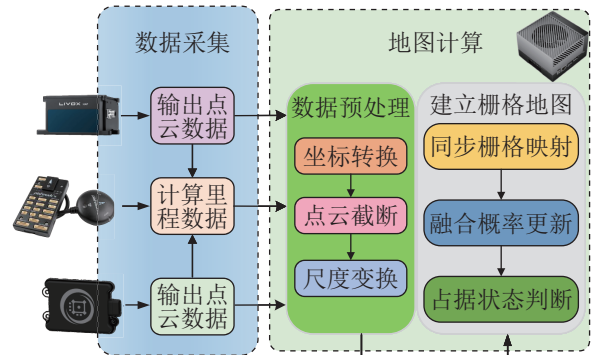


图 1 系统框架

Fig.1 System framework

### 1.2 地图更新方法

通常, 依据当前地图, 使用规划算法初步搜索一条无障碍路径; 再根据无人机动力学模型与障碍位置计算优化轨迹; 最后对轨迹进行碰撞检测, 实现平滑的避障飞行。随着无人机移动, 重复上述流程。因此, 无人机需要根据地图信息实时感知环境变化, 以便快速准确地规划出最优轨迹。

局部栅格地图的栅格总量固定, 无人机当前位置为地图中心点, 新插入数据位于沿着飞行方向、距离无人机位置最远的栅格; 随着无人机移动, 不断插入新数据, 同时将丢弃飞行反方向的栅格, 维持栅格总量不变。据此, 局部栅格地图的更新机制

与环形缓冲满溢时的实时覆盖策略相同,且满足环形缓存的内存空间固定条件,可使用环形缓存提高感知实时性。更新过程如图2所示。

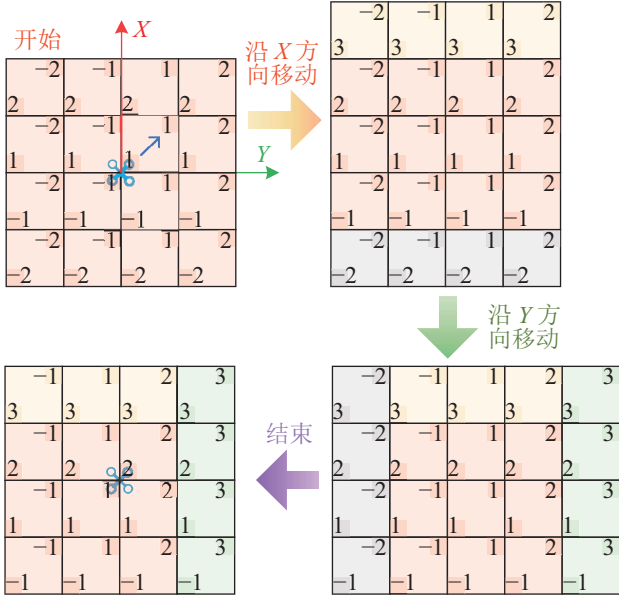


图2 地图的滑动更新

Fig.2 Sliding update of the map

当无人机飞行时,新栅格“插入”环形缓存区;随着地图滑动更新,位于边缘的“最旧”栅格被覆盖并丢弃。在读取环形缓冲区数据后,将索引号转换为具体位置,并根据累积概率判断该位置是否存在障碍。

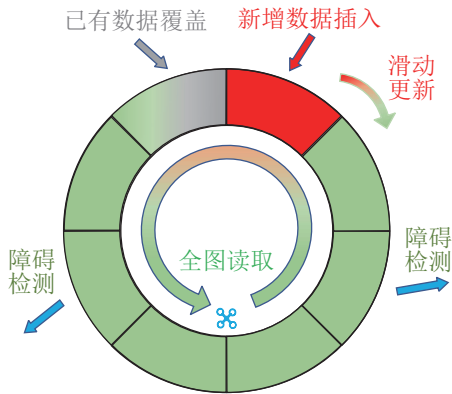


图3 环形缓存使用方法

Fig.3 Usage method of the ring buffer

环形缓冲区的使用如图3所示,为确保地图对称,设定每个方向的栅格数量为 $2^p$ ,使用指数幂 $p$ 形式进行计算可方便内存移位操作,地图索引号区间为 $[-2^{p-1}, 2^{p-1}]$ 。由于无人机遇到障碍物时存在制动距离,而且雷达存在扫描间隔,为确保飞行安全,局部地图尺寸 $S^{\text{range}}$ 满足:

$$S^{\text{range}} = S^{\text{update}} + S^{\text{brake}} + S^{\epsilon} \quad (1)$$

式中, $S^{\text{brake}}$ 为理论制动距离, $S^{\epsilon}$ 为误差项, $S^{\text{update}}$ 是地图更新时间隔 $t^{\text{update}}$ 时间内的无人机飞行距离。由于地图对称,各轴的地图范围均为 $S^{\text{update}}$ ,后续仅以 $x$ 轴方向为例。当无人机飞行速度为 $\mathbf{V} = (v_x, 0, 0)$ 时,制动距离 $S^{\text{brake}}$ 与速度存在如下关系:

$$S^{\text{brake}} = \frac{v_x^2}{a_{\text{max}}} + v_x t^{\text{response}} \quad (2)$$

式中 $a_{\text{max}}$ 表示无人机制动时的最大加速度, $t^{\text{response}}$ 为避障响应时间。根据无人机速度误差模型,真实飞行速度 $v^{\text{real}}$ 和设定飞行速度 $v^{\text{set}}$ 关系为

$$v^{\text{real}} = v^{\text{set}} + \epsilon^{\eta} + \epsilon^{\text{b}} + \epsilon^{\text{w}} + \epsilon^{\text{s}} \quad (3)$$

式中速度误差项包含随机白噪声 $\epsilon^{\eta}$ 、系统恒定测量偏差 $\epsilon^{\text{b}}$ 、风阻偏差 $\epsilon^{\text{w}}$ 与测量尺度偏差 $\epsilon^{\text{s}}$ 。由于速度存在偏差,应引入制动控制产生的距离误差 $S^{\epsilon}_{\text{ctrl}}$ :

$$S^{\text{brake}} = \frac{(v_x^{\text{real}}(t))^2}{a_{\text{max}}} + S^{\epsilon}_{\text{ctrl}} \quad (4)$$

用 $v_x^{\epsilon}$ 表示式(3)中的速度误差项,无人机在 $(kt^{\text{update}}, (k+1)t^{\text{update}})$ 时间内的位移距离为

$$\begin{aligned} S^{\text{update}} &= x_{k+1} - x_k \\ &= \int_{kt^{\text{update}}}^{(k+1)t^{\text{update}}} v_x^{\text{real}}(t) dt \\ &= \int_{kt^{\text{update}}}^{(k+1)t^{\text{update}}} (v_x^{\text{set}}(t) + v_x^{\epsilon}(t)) dt \\ &= \int_{kt^{\text{update}}}^{(k+1)t^{\text{update}}} v_x^{\text{set}}(t) dt + S^{\epsilon}_{\Delta d} \end{aligned} \quad (5)$$

综上,误差项 $S^{\epsilon}$ 由制动控制误差 $S^{\epsilon}_{\text{ctrl}}$ 和更新位移误差 $S^{\epsilon}_{\Delta d}$ 组成。由于环形缓存仅存在滑动更新与新增插入两种状态,故只能利用每次更新的滑动栅格数 $\Delta d^{\text{step}} = (\Delta d_x^{\text{step}}, \Delta d_y^{\text{step}}, \Delta d_z^{\text{step}})$ 弥补式(1)误差项。 $x$ 轴方向的缓冲区移动格数 $\Delta d_x^{\text{step}}$ 与栅格分辨率 $d_{\text{res}}$ 的关系为

$$\Delta d_x^{\text{step}} = \left\lfloor \frac{S^{\text{update}} + S^{\epsilon}}{d_{\text{res}}} \right\rfloor \quad (6)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示对计算结果向下取整。

在世界坐标系中, $kt^{\text{update}}$ 时刻的无人机位置 $\mathbf{M}_{w1} = (x_{w1}, y_{w1}, z_{w1})$ 对应栅格索引号 $\mathbf{i}_{w1}$ :

$$\mathbf{i}_{w1} = \left\lfloor \frac{\mathbf{M}_{w1}}{d_{\text{res}}} \right\rfloor \quad (7)$$

各坐标轴方向的栅格索引号 $\mathbf{i}_{w1} = (i_{x_{w1}}, i_{y_{w1}}, i_{z_{w1}})$ 。在 $kt^{\text{update}}$ 时刻,无人机从 $\mathbf{M}_{w1}$ 移动至 $\mathbf{M}_{w2}$ 。移动栅格数为

$$\Delta \mathbf{d}^{\text{real}} = \mathbf{i}_{w2} - \mathbf{i}_{w1} \quad (8)$$

当  $x$  轴方向实际移动格数  $\Delta d_x^{\text{real}} \geq \Delta d_x^{\text{step}}$  时, 按照图 2 方式沿该方向挪动  $\Delta d_x^{\text{step}}$ 。结合式 (1) (4)(5), 地图尺寸  $S^{\text{range}}$  与飞行速度  $v^{\text{real}}$  呈现正相关, 当无人机速度较低时,  $S^{\text{range}}$  值较小, 不满足路径规划要求。故速度小于  $v_{\text{min}}$  时, 栅格分辨率取  $d_{\text{min}}$ ; 而在最大速度  $v_{\text{max}}$  时取  $d_{\text{max}}$ 。在正常任务中, 无人机以  $v^{\text{real}}$  匀速飞行, 同时利用滑动栅格数  $\Delta d$  弥补系统误差, 可计算栅格分辨率  $d_{\text{res}}$  与各轴设定速度  $v_{\bullet}^{\text{set}}$  的关系:

$$d_{\text{res}} = \begin{cases} d_{\text{min}} & v_{\bullet}^{\text{set}} \leq v_{\text{min}} \\ \frac{v_{\bullet}^{\text{set}} - v_{\text{min}}}{v_{\text{max}}} d_{\text{max}} + d_{\text{min}} & v_{\bullet}^{\text{set}} > v_{\text{min}} \end{cases} \quad (9)$$

同时, 应满足  $2^{p-1} d_{\text{res}} \geq S^{\text{range}}$ 。在计算能力不足的低性能平台中,  $p$  值较小, 故在式 (9) 中引入范围缩放因子  $m \in [1, +\infty)$ , 调整栅格分辨率  $d_{\text{res}}$ , 扩大地图更新范围。

由于地图索引所对应的位置位于世界坐标系中, 而点云坐标表示的是以激光/成像雷达为中心的坐标系  $O_l X_l Y_l Z_l$  和  $O_r X_r Y_r Z_r$  中的物体位置, 故按照图 4 进行坐标变换: 设原始点云为集合  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_f\}$ , 其中  $f$  为当前帧的点云总数, 首先, 根据局部栅格地图尺寸  $S^{\text{range}}$  截断雷达点云, 得到点云集合  $P' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_j\}$ ; 然后根据机体坐标系  $O_b X_b Y_b Z_b$  和世界系  $O_w X_w Y_w Z_w$  的转换关系投影点云  $P'_w = \{p'_{w1}, p'_{w2}, \dots, p'_{wj}\}$ 。以激光雷达为例, 利用  $SE(3)$  表示旋转与变换关系, 并将点云坐标齐次化表示, 变换过程如下:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} p'_{wj} \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{lb} & \mathbf{T}_{lb} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{bw} & \mathbf{T}_{bw} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p'_j \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{lb}\mathbf{R}_{bw} & \mathbf{R}_{lb}\mathbf{T}_{bw} + \mathbf{T}_{lb} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p'_j \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{lb}\mathbf{R}_{bw}p'_j + \mathbf{R}_{lb}\mathbf{T}_{bw} + \mathbf{T}_{lb} \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, 根据激光雷达安装位置与姿态可得到激光雷达与机体坐标系间的旋转矩阵  $\mathbf{R}_{lb}$  和平移向量  $\mathbf{T}_{lb}$ , 同时无人机里程数据提供了  $\mathbf{R}_{bw}$  与  $\mathbf{T}_{bw}$ 。利用所得到的坐标, 由式 (7) 可计算出对应的栅格索引。

### 1.3 成像雷达尺度变换

激光雷达与成像雷达均通过飞行时间计算雷达与物体间的距离  $R$ , 然后再根据扫描时刻或波形的相位变化计算俯仰角  $\theta$  和水平角  $\varphi$ , 最后求得物体对应的点云坐标  $p_{r1} = (x, y, z)$ , 如图 5 所示。其

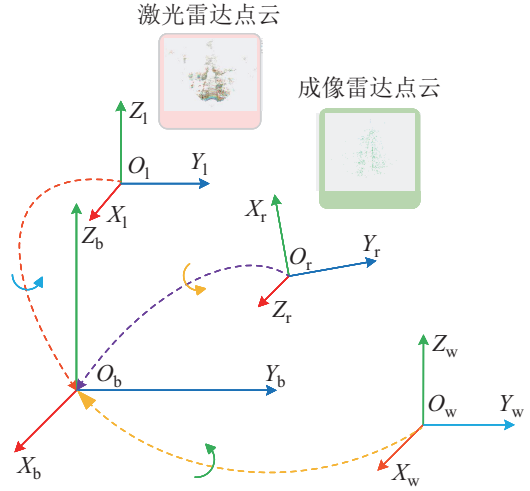


图 4 坐标系转换

Fig.4 Coordinate system transformation

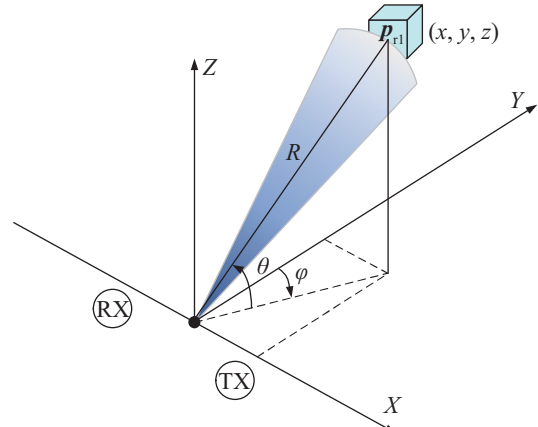


图 5 雷达扫描模型

Fig.5 Radar scan model

中, 激光雷达的光束具备高方向性, 发散角度小, 近似为一条射线, 故精度较高; 而成像雷达发出电磁波, 其波束可近似为锥形, 当扫描到物体时, 见图 5, 其点云坐标为  $p_{r1}$ , 呈现顶点为原点、弧面中心位置为  $p_{r1}$  的锥形范围。

雷达输出的点云无序, 并且分布无规律, 此时, 根据点云坐标  $p_{r1}$  计算物体与雷达间的距离  $R$ , 求解弧面的范围, 当该范围大于栅格分辨率时, 需进行扩张映射; 故依据栅格分辨率  $d_{\text{res}}$  再计算尺度映射变换系数; 根据成像雷达工作原理, 物体可能为弧面范围内的任意一点, 无法精准地确认位置, 但必定存在于弧面上。同时, 点云  $p_{r1}$  为该弧面唯一已知点, 故以点云  $p_{r1}$  为中心向外扩张。

成像雷达探测波束在水平平面中可近似为角度为  $\theta_{\text{hres}}$  的扇形, 其中  $\theta_{\text{hres}}$  为雷达的水平角分辨率。如图 6 所示, 当距离  $R$  越大时, 扇形的弦  $AB$  所跨越栅格越多, 此时在栅格地图中点云  $p_j$  所映射的范围应越大。首先, 求取扇形的弦长  $d_{AB}$ :

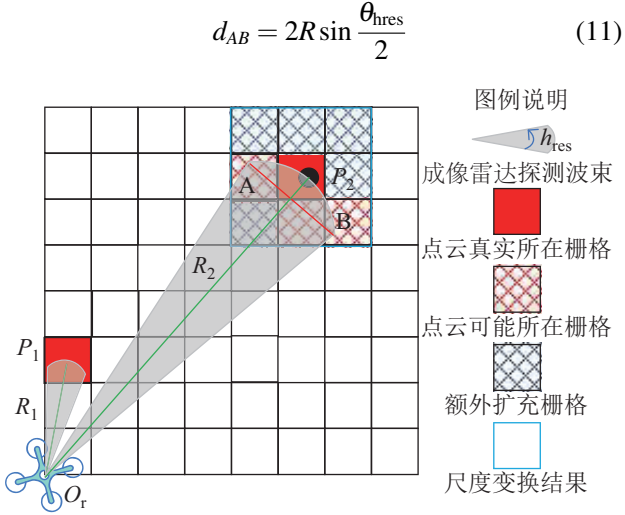


图6 成像雷达尺度变换示意图

Fig.6 Scale transformation schematic of the imaging radar

如图6所示,当点云 $p_1$ 距离无人机较近时,弦 $d_{AB}$ 小于栅格对角线,此时无需进行尺度变换;但在点云 $p_2$ 处,其弦 $d_{AB}$ 跨越多个栅格,需以点云为中心进行平面扩张,扩张数量为

$$n_{\text{ext}} = \begin{cases} \left\lfloor \frac{\frac{d_{AB}}{\sqrt{2}d_{\text{res}}} - 1}{2} \right\rfloor, & \left\lfloor \frac{d_{AB}}{\sqrt{2}d_{\text{res}}} \right\rfloor = 2n + 1 \\ \left\lfloor \frac{\frac{d_{AB}}{\sqrt{2}d_{\text{res}}} - 1}{2} \right\rfloor, & \left\lfloor \frac{d_{AB}}{\sqrt{2}d_{\text{res}}} \right\rfloor = 2n \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中 $2n+1$ 和 $2n$ 表示弦长 $d_{AB}$ 和栅格斜对角线长度 $\sqrt{2}d_{\text{res}}$ 的倍数, $n \in \mathbb{Z}$ 。当 $n=0$ 时,不进行变换;当 $n>0$ 时,以对称的方式扩张点云映射栅格,映射方式如图5所示,其索引区间为 $[i_{w,j} - n_{\text{ext}}, i_{w,j} + n_{\text{ext}}]$ 。其中 $n_{\text{ext}}$ :

$$\mathbf{n}_{\text{ext}} = \left( n_{\text{ext}}, n_{\text{ext}}, \frac{\theta_{\text{vres}}}{\theta_{\text{hres}}} n_{\text{ext}} \right) \quad (13)$$

式(13)中 $\theta_{\text{vres}}$ 为成像雷达的垂向角分辨率。通过对成像雷达点云进行倍数映射,将激光/成像雷达直接映射至同一尺度的栅格空间。随着物体与雷达中心的距离变化, $n_{\text{ext}}$ 数值动态改变,同时保证了成像雷达在近端和远端都能对物体精确表征。

## 2 融合概率更新与占据判据 (Fusing probability update and occupancy criteria)

### 2.1 雷达时/空间同步

激光雷达与成像雷达均为周期性扫描,但扫描所需时长不同;此外,系统内各模块每次初始化的时长不固定,导致传感器时间偏差难以估计,因此需使用直接法进行雷达时间同步。

时间同步如图7所示。依据邻近原则,在高频里程数据中查找雷达帧对应时刻的位姿,由于激光雷达与成像雷达之间的时偏未知,故邻近位姿不同。由于占据栅格地图采用滑动更新方法,可通过坐标转换将时间差值转换为位置差值,在栅格映射时同步对齐激光雷达/成像雷达的感知结果,如图8所示。激光雷达帧时刻 $t_{11}$ 和 $t_{12}$ 对应无人机的位置为 $p_{w,11}$ 与 $p_{w,12}$ ;成像雷达帧时刻 $t_{r1}$ 位置为 $p_{w,r1}$ 。根据滑动更新方法,地图的滑动距离为 $K\Delta d^{\text{step}}d_{\text{res}}$ ,其中 $K \in \mathbb{Z}$ 。

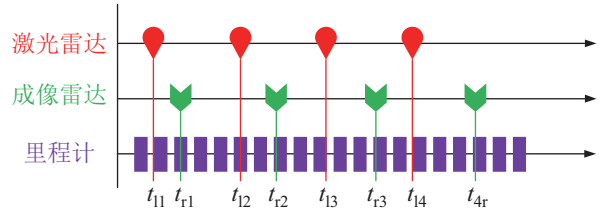


图7 激光雷达与成像雷达的时间同步

Fig.7 Time synchronization of the LiDAR and imaging radar

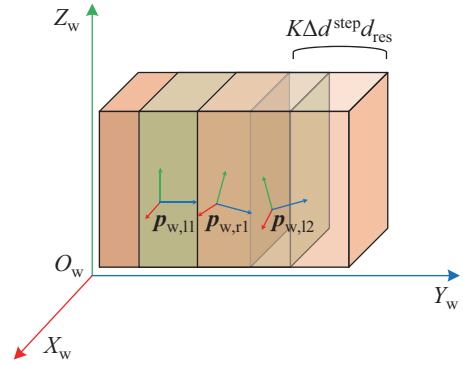


图8 位置对齐

Fig.8 Position alignment

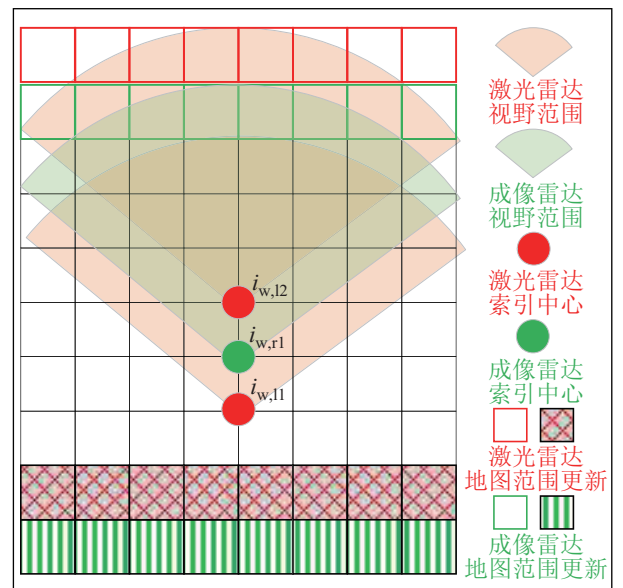


图9 栅格空间映射

Fig.9 Grid space mapping

将激光雷达/成像雷达的点云坐标统一投影至世界坐标系, 实现空间同步, 然后再建立栅格地图。将位置  $p_{w,l1}$ 、 $p_{w,l2}$  和  $p_{w,r1}$  换算为索引号  $i_{w,l1}$ 、 $i_{w,l2}$ 、 $i_{w,r1}$ , 雷达探测范围映射区域如图 9 所示。

在空间同步过程中, 除第 1 帧未被完全覆盖, 后续的每一帧都和前一帧相重叠。在重叠栅格内, 应根据两类传感器的结果合理判定栅格占据状态, 故需要进行融合概率更新。

### 2.2 融合概率更新与占据判断

占据栅格地图的建立包括两步: 先根据点云映射结果, 对空间内各个栅格的概率进行增减调整; 再按照占据阈值判断每个栅格的占据或空闲状态。

如图 10 所示, 当点云击中栅格时, 将累加占据概率, 点云至中心的栅格则累加空闲概率。当多帧累积后, 栅格概率更新结果呈现两极分化, 若将概率值记为地形图高度, 则可绘制图 11。

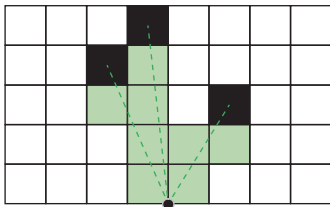


图 10 光线投射法

Fig.10 Ray-casting method

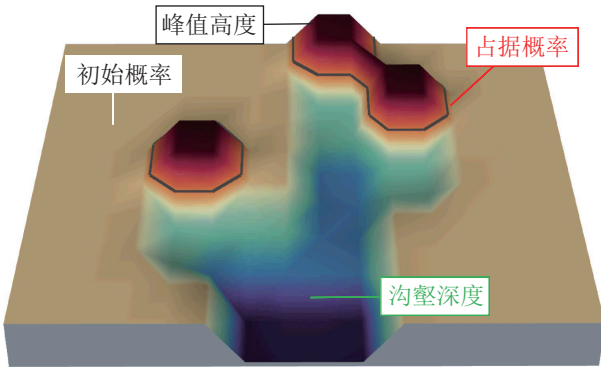


图 11 概率地形图

Fig.11 Probabilistic topographic graph

在“概率地形图”中, 初始概率通常为 0, 随着地图更新, 空闲栅格概率逐渐减小, 形成“沟壑”; 占据栅格概率逐渐增大, 形成“山峰”; 通过占据阈值  $l_{occ}$  判断栅格是否为占据状态。因累积计算无边界, 需设置峰值  $l_{max}$  与谷值  $l_{min}$ 。当激光雷达或成像雷达受到干扰时, 错误点云击中的栅格会累积占据概率; 若错误点云与雷达中心的投影区间依旧没有点云击中, 则累积空闲概率。因此, 干扰只影响占据概率的累积结果, 依据文 [5] 提出的概率计算式, 仅对其中的占据计算式进行加权处理,

加权后的累积概率  $L_l(n)$  和  $L_r(n)$  为

$$L_l(n) = \begin{cases} w_l(n) \ln \frac{P_{l,hit}}{1 - P_{l,hit}}, & \text{击中} \geq \text{未击中} \\ \ln \frac{P_{l,miss}}{1 - P_{l,miss}}, & \text{击中} < \text{未击中} \end{cases} \quad (14)$$

$$L_r(n) = \begin{cases} w_r(n) \ln \frac{P_{r,hit}}{1 - P_{r,hit}}, & \text{击中} \geq \text{未击中} \\ \ln \frac{P_{r,miss}}{1 - P_{r,miss}}, & \text{击中} < \text{未击中} \end{cases} \quad (15)$$

其中  $P_{\cdot,hit}$  和  $P_{\cdot,miss}$  分别为击中和未击中的更新概率;  $w_l(n)$  与  $w_r(n)$  为影响系数, 取值范围为  $[0, 1]$ , 值越小, 传感器置信度越低。概率累加计算式<sup>[5]</sup>为

$$L_k(n) = L_{k-1}(n) + L_{\bullet}(n) \quad (16)$$

其中,  $k$  为地图更新次数, 取 1 时为初始概率  $L_0(n) = 0$ ,  $L_{\bullet}(n)$  根据点云选择  $L_l(n)$  或  $L_r(n)$ 。累加结果  $O(n)$  限制在  $[l_{min}, l_{max}]$  区间<sup>[5]</sup>:

$$O(n) = \begin{cases} l_{max}, & L_k(n) \geq l_{max} \\ l_{min}, & L_k(n) \leq l_{min} \\ L_k(n), & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

栅格概率稳定在限制界限时称为稳定状态; 累积至阈值  $l_{occ}$  时, 将该栅格置为占据或空闲状态:

$$S(n) = \begin{cases} \text{占据}, & O(n) \geq l_{occ} \\ \text{空闲}, & O(n) < l_{occ} \end{cases} \quad (18)$$

其中  $l_{occ}$  的大小与占据状态判断难度成正比。在理想条件下, 影响系数  $w_l(n)$  与  $w_r(n)$  取 1, 同时激光雷达或成像雷达探测到目标后应输出位置相同的点云, 使用式 (14) 维护累加概率。此时, 当  $O(n) = l_{occ}$  时, 达到判断栅格状态  $S(n)$  的占据临界条件。当从初始状态  $L_0(n)$  累积, 根据式 (14), 可求得融合栅格的理想判定阈值  $l_{ideal,occ}$ :

$$l_{ideal,occ} = \ln \frac{P_{l,hit}}{1 - P_{l,hit}} + \ln \frac{P_{r,hit}}{1 - P_{r,hit}} \quad (19)$$

但在实际场景中, 探测结果可能存在干扰, 应根据多次探测结果判定占据状态。引入占据系数  $J$  调整判断阈值  $l_{occ}$ , 即:

$$l_{occ} = J l_{ideal,occ} \quad (20)$$

其中  $J \in [1, +\infty)$ , 当处于稳定空闲状态时, 经过  $K$  次更新, 概率从  $l_{min}$  累积至  $L_K(n)$ :

$$L_K(n) = l_{min} + K l_{ideal,occ} \quad (21)$$

若由空闲状态转换至占据状态, 根据式 (14) 需满足  $L_K(n) \geq l_{occ}$ , 联立不等式可得:

$$l_{min} \geq (J - K) l_{ideal,occ} \geq l_{occ} - K l_{ideal,occ} \quad (22)$$

为便于计算,引入系数 $\eta = J/K$ ,并将 $l_{\min}$ 取为最小值,则式(18)可化为

$$l_{\min} = l_{\text{occ}} - \frac{J}{\eta} l_{\text{ideal\_occ}} = l_{\text{occ}} - \frac{1}{\eta} l_{\text{occ}} \quad (23)$$

同理,在峰值 $l_{\max}$ 处输出概率减小时,稳定占据状态转向空闲状态,可求得 $l_{\max}$ :

$$l_{\max} = l_{\text{occ}} - \frac{J}{\eta} \left( \ln \frac{P_{l_{\text{miss}}}}{1 - P_{l_{\text{miss}}}} + \ln \frac{P_{r_{\text{miss}}}}{1 - P_{r_{\text{miss}}}} \right) \quad (24)$$

在上述式中 $\eta \in (0, 1]$ ,表示栅格在稳定时进行状态转变的难度,称为迟滞系数。当 $\eta \rightarrow 1$ 时,有 $l_{\min} \rightarrow l_0$ , $l_{\max} \rightarrow l_{\text{occ}}$ ,此时“概率地形图”较为平坦,状态容易发生转变,抗干扰能力较差,但可以实时将动态目标更新至栅格地图中;而当 $\eta \rightarrow 0$ 时,概率峰值 $l_{\max} \rightarrow +\infty$ 、谷值 $l_{\min} \rightarrow -\infty$ ,可容纳更多概率累加结果,提升了抗干扰性,但也导致状态转变迟滞。在多源异构传感器系统中,由于噪声的产生原理不同且位置随机,这些噪点较难映射至同一栅格;同时,真实存在的目标均可被正确感知,根据式(10)~(12),动态目标在栅格空间的概率累积结果高于随机噪点。通过合理选取占据系数 $J$ 和迟滞系数 $\eta$ ,可以降低噪点导致的栅格状态误判,并平衡地图的动态性与抗干扰性。

### 3 实验结果与分析 (Experimental results and analysis)

#### 3.1 计算资源占用对比

本节在配备16 GB内存、i7 8700 T处理器(运行主频为3.1 GHz)的计算机上进行了实验。使用PX4-SITL飞控系统与Gazebo平台联合进行仿真,感知数据源采用了Velodyne VLP-16激光雷达模型。设定任务范围为长/宽200 m、高30 m的立方体地块。对比了不同栅格分辨率下,文[6]的原始方法与本文的滑动更新方法的资源占用量和地图建立时间。考虑到Linux系统与仿真场景本身也会占用内存,在节点启动前,记录当前系统的内存占用情况,并在地图建立过程稳定后,再次记录内存总占用量,通过计算两者之差来确定建图模块占用的内存数值。

如图12所示,当分辨率为0.2、0.15、0.1 m时,内存占用量分别为1.72、4.28、13.26 GB。相比于0.2 m分辨率,分辨率为0.15与0.1 m时内存占用量上升了2.49倍、7.7倍,与理论倍数2.37和8倍接近,证明栅格数量与内存占用量成正比。当精度需求或地图尺寸进一步提高时,预先申请的栅格总量

呈指数上升。在本文方法中,当 $p = 7$ 时,不同分辨率下内存占用量均维持在1.8~2 GB。相较于原始方法,本文的局部栅格地图建立方法,可同时应用于高精度或大范围的作业场景。恒定的内存开销有助于降低系统资源占用量,在计算资源受限平台中使用尤其有效,能够避免所需计算资源溢出。

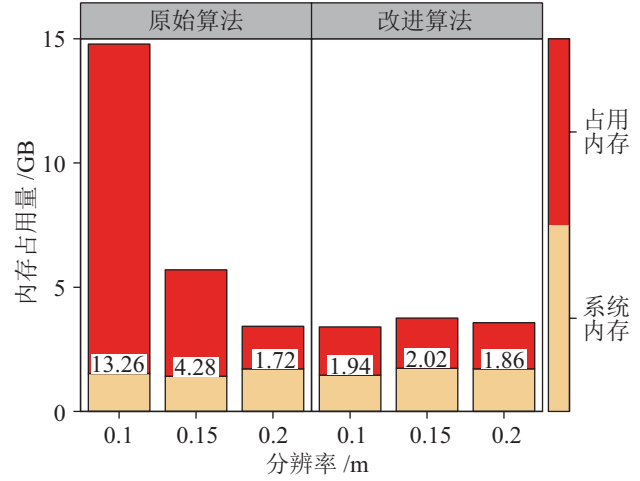


图12 内存占用量

Fig.12 Total memory usage

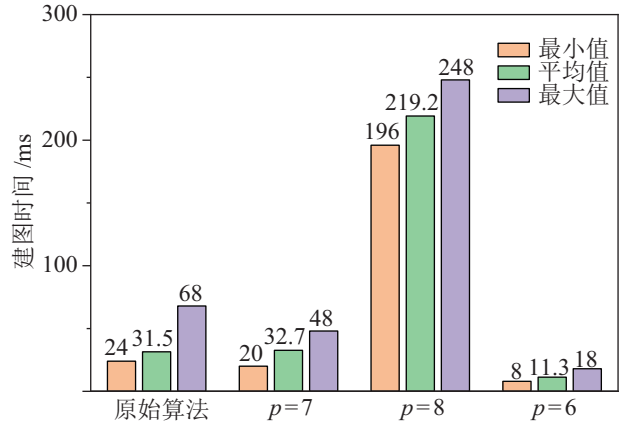


图13 地图更新时间

Fig.13 Map update time

图13为栅格地图更新时间,极差表示更新时间的波动情况,较小的极差意味着更新时间波动更低。在传统的预先申请内存方法中,地图更新范围与传感器探测距离、实际场景复杂程度耦合,计算量无法约束,此时地图平均更新时间为31.5 ms,极差44 ms。当 $p$ 取6、7、8时,栅格总量逐步上升,地图更新时间随之增长:值为8时,栅格更新量过大,并存在大量冗余;而当 $p$ 为7时,平均更新时间为32.7 ms,与原始方法接近,极差为28 ms,相比原始方法下降了16 ms;当 $p$ 值取6时,平均更新时间相较于原始算法下降了20.2 ms,极差仅为10 ms,此时也可使用范围缩放因子调整栅格分辨

率, 使地图范围扩大。综上, 改进方法大幅度降低了地图更新波动率与内存占用量。

### 3.2 多源异构栅格地图建立

#### 3.2.1 尺度变换对比实验

本节使用 NTU4DRadLM 数据集<sup>[21]</sup>的 Garden 场景, 利用 FAST-LIO 算法<sup>[22]</sup>计算里程数据。分别使用激光雷达与成像雷达建立栅格地图, 并对比融合地图的失真情况。实验中设定栅格地图的分辨率为 0.1 m。

在数据集中, 所用激光雷达与成像雷达的水平视场角均为 120°、垂向视场角为 25°, 但激光雷达单帧点云约 5000 个, 成像雷达单帧点云仅 600~800 个, 故激光雷达的点云密度远高于成像雷达。当直接利用原始点云建图时, 图 14(b) 明显比图 14(a) 稀疏。在尺度变换实验中, 统计  $n_{ext} \geq 1$  时的点云个数, 记为发生尺度变换的点云数量。在 Garden 场景中, 尺度变换点云的均值为 269 个, 约占成像雷达点云总数的 30%~40%。尺度变换后的栅格地图结果如图 14(c) 所示。与图 14(b) 相比, 地图远端的表征更饱满, 地图轮廓与图 14(a) 相近; 近端由于未发生扩张, 因而保留了表征精度。在此基础上, 将激光雷达与成像雷达数据同时作为感知数据源, 因 Garden 场景中无干扰, 故影响系数  $w_l(n)$  与  $w_r(n)$  取 1, 表示不削弱传感器数据。 $P_{hit}$  和  $P_{miss}$  分别设置为 0.75 和 0.45。

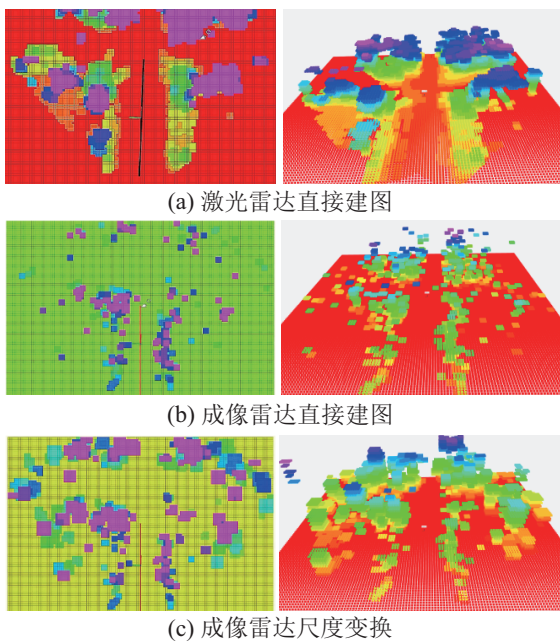


图 14 尺度变换效果  
Fig.14 Scale transformation results

由于成像雷达的穿透性大于激光雷达, 一些被遮挡物体在机体运动过程中被陆续探测, 并在进行

占据概率累加后, 判定为占据状态, 故图 15(b) 的细节更丰富, 且尺度扩张倍数随着机体移动而动态变换, 对比图 15(a)(b), 融合后的栅格地图整体精度相近。

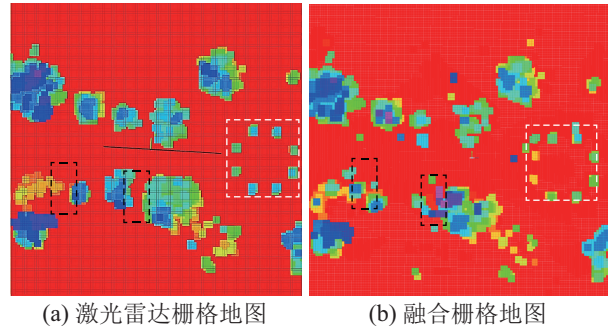


图 15 占据栅格地图准确性对比  
Fig.15 Accuracy comparison of the occupancy grid map

#### 3.2.2 概率融合对比实验

在对比多传感器概率融合算法的性能时, 选取了贝叶斯滤波加权融合算法<sup>[19]</sup>、Dempster-Shafer (D-S) 证据理论融合方法<sup>[23]</sup>与本文算法进行对照分析。实验设置如下: 针对每个独立栅格, 采用由 0 和 1 组成的 2 个数组来模拟激光雷达与成像雷达的扫描数据。在此模拟中, 数值 1 代表栅格内存在点云, 而 0 则表示无点云。在烟雾环境下, 由于激光雷达的探测能力受限, 其扫描结果呈现为 1; 同时, 在激光雷达扫描结果为 0 的情况下, 引入成像雷达的误扫描数据, 以模拟噪声干扰。图 16 中的激光雷达和成像雷达列展示了用于实验模拟的数据。D-S 证据理论中, 基本概率分配如表 1 所示。

表 1 D-S 证据理论基本概率分配表  
Tab.1 Basic probability assignment table of the D-S evidence theory

假设	激光雷达	成像雷达
有障碍物	0.6	0.85
无障碍物	0.4	0.15

如表 1 所示, 在烟雾场景下, 激光雷达的点云数据可信度相对较低, 因此, 在点云存在的情况下, 其可信度被设定为 0.6; 而在无点云的情况下, 由于可信度较高, 故选择 0.4 作为其概率值。对于成像雷达, 由于其具有较强的抗干扰能力, 当检测到点云时, 存在障碍的可能性较大, 因此概率值选取为 0.85; 然而, 其点云密度较低, 无点云即表示无障碍的可能性相对较小, 因此概率值定为 0.15。根据贝叶斯加权融合算法及本文算法, 累加概率结果如下: 激光雷达的击中与空闲状态的累加概率分

别为 0.75 和 0.35，而成像雷达的累加概率分别为 0.75 和 0.4。

在图 16 展示的数据对比分析中，对 D-S 证据理论融合算法与基于贝叶斯加权的融合算法进行了比较。在数据序列的最后 2 帧中，当成像雷达与激光雷达数据同时存在点云时，D-S 融合算法直接将状态判定为占据，未充分考虑历史数据中激光雷达因烟雾干扰而产生的误报；本文改进算法与贝叶斯加权算法均在 1 帧后才作出占据状态判定；在激光雷达数据的第 3~6 帧中，在模拟烟雾遮挡导致的误报情况下，3 种算法均展现出了较好的性能；然而，在将成像雷达数据的第 1 帧设置为噪声数据时，D-S 证据理论算法出现了误判占据状态的情况，而本文算法与贝叶斯加权算法均正确判定。D-S 证据理论在进行占据状态判定时，仅依据单次数据帧与预设的基本概率分配数据展开融合推理，其结果存在偶然性。而在实际应用场景中，为了实现更为精确的地图占据状态判定，应考虑数据的前后变化。故贝叶斯加权融合算法在处理此类问题时具有更高的鲁棒性。

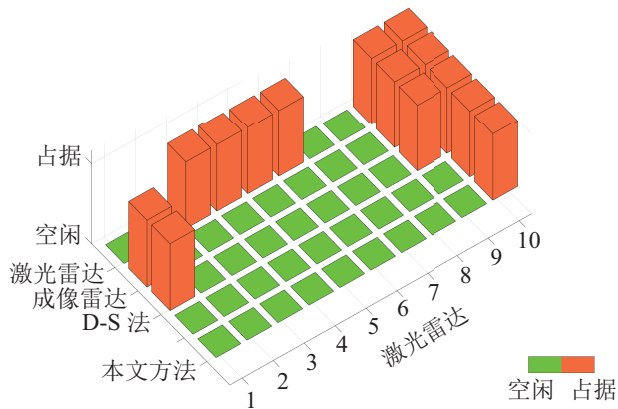


图 16 占据状态判断结果对比

Fig.16 Comparison of the occupancy judgment results

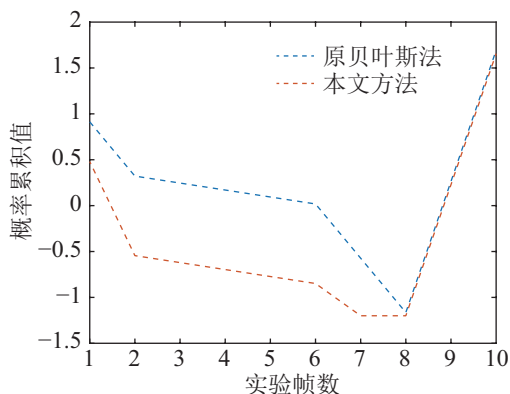


图 17 融合概率累积曲线

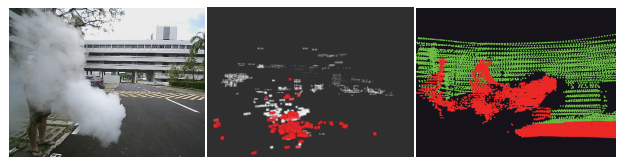
Fig.17 Accumulation curve of the fused probability

如图 17 所示，在模拟烟雾遮挡期间，本文方

法的栅格概率下降斜率显著高于原方法，使得栅格更快地达到稳定状态，但依据“概率地形图”策略合理限制了下降门限；同时，当两类雷达同时扫描到物体并返回点云时，本文算法与原贝叶斯加权融合算法在概率累积上升斜率上保持一致，能够同步判定占据状态，表明在地图占据概率判定上的动态性保持同步。据此，可以认为，本文优化后的概率融合计算方法在抗干扰能力方面表现更好。

### 3.3 计算资源占用实验

本节使用 NTU4DRadLM 数据集<sup>[21]</sup>的 smoke 场景，图 18 展示了相机画面、激光雷达与成像雷达点云。



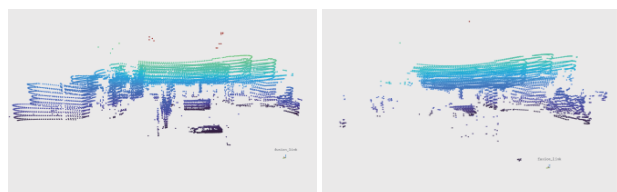
(a) 相机拍摄 (b) 成像雷达点云 (c) 激光雷达点云

图 18 烟雾遮挡场景数据采集

Fig.18 Data acquisition in smoke occlusion scene

对比图 16(b)(c)，在烟雾场景中，成像雷达仅检测到近距离的人员与烟雾机，未受烟雾干扰，但远处点云较稀疏；而激光雷达虽能清晰感知场景，但无法穿透烟雾，导致场景感知结果受损。因为激光雷达受到烟雾干扰导致 FAST-LIO 里程数据<sup>[22]</sup>失效，故将里程算法替换为 4DRadarSLAM<sup>[24]</sup>。

因为成像雷达可穿过烟雾，所以在激光雷达的烟雾点云错误映射的栅格中，成像雷达处于光线投影的空闲区间，此时可减缓激光雷达的占据累加，故设  $P_{r,miss} = 0.4$ ，提高成像雷达的空闲概率累积；同时设置迟滞系数  $\eta = 0.5$ 、占据系数  $J = 1.6$ ，当栅格处于稳定值  $l_{min}$  或  $l_{max}$  时，需要连续 4 次更新才能将烟雾点云映射栅格判断为占据状态，而从  $l_0$  处则需要 2 次；激光雷达远端点云未受到干扰，因此仅在地图中心附近的 10% 范围内设置激光雷达影响系数  $w_1(n) = 0.3$ 。此时，进一步提升了烟雾点云被误判为占据状态所需的累加次数。



(a) 未被烟雾遮挡增强点云 (b) 烟雾遮挡增强点云

图 19 烟雾场景中点云增强结果对比

Fig.19 Comparison of point cloud enhancement results in smoke scene

如图 19 所示, 当存在烟雾遮挡时, 成像雷达弥补的点云相较于原激光雷达点云明显稀疏。尽管点云增强法去除了烟雾干扰, 但也丢弃了点云来源信息, 无法使用逆传感器模型。为对比不同方法的地图建立时间与内存占用量的差异, 均应用本文的滑动更新方法建立融合栅格地图。

图 20(a)(b) 展示了单独使用激光雷达或成像雷达在烟雾场景中建立的栅格地图结果。虚线框标注了烟雾和人员的位置, 而实线框则表示雷达所在的位置。在图 20(a) 中, 烟雾点云遮挡了激光雷达的大部分视野, 导致无法探测到后方的物体; 对比图 20(c) 与图 20(b) 可以看出, 点云增强法将成像雷达数据弥补至栅格空间时, 由于无法应用逆传感器模型, 导致烟雾后方栅格占据稀疏, 不能准确表征物体形态; 而本文的直接栅格法的结果如 20(d) 所示, 在激光雷达失效的情况下, 得益于成像雷达点云的映射尺度变换, 准确弥补了烟雾遮挡后方区域的栅格占据状态。文 [19] 方法是将图 20(a)(b) 的占据结果进行加权计算, 当加权值相同时, 其结果与图 20(d) 相同。

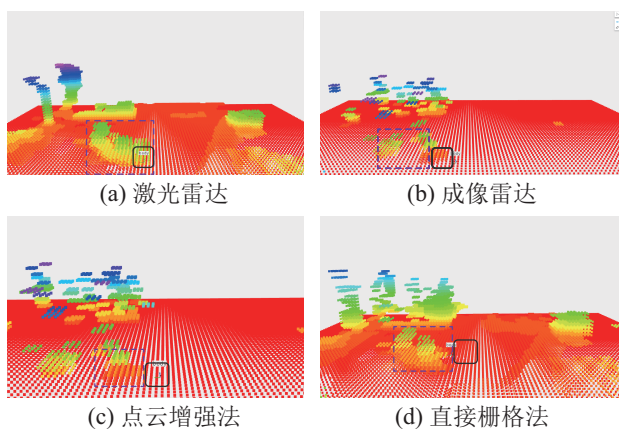


图 20 烟雾场景下的融合栅格地图对比

Fig.20 Comparison of fused grid maps in smoke scenes

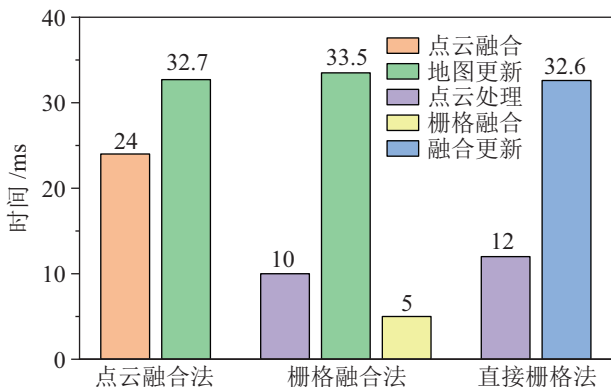


图 21 融合栅格地图的建立时间对比

Fig.21 Time for creating the fused grid map

图 21 展示了不同融合方法的地图建立总时间。点云融合法需先进行点云融合处理, 得到增强点云, 其平均耗时为 24 ms, 略高于点云处理时间; 而栅格融合法在完成地图更新后, 将各输入源对应的栅格地图按照权重比进行加权, 融合成一幅栅格地图, 加权融合时间约为 5 ms; 本文方法需对成像雷达点云进行尺度变换, 点云处理时间为 12 ms, 略高于传统栅格融合法。由于直接进行融合概率更新, 减少了地图构建步骤, 故总时间缩短了 3 ms。

表 2 为不同方法的内存占用量, 以单幅激光雷达地图为基准, 内存占用量约为 1.9 GB; 而点云增强法需要对不同来源的点云进行计算和融合, 故内存占用量提升约 0.3 GB; 栅格融合法需建立两层栅格地图, 然后选取精度更高、视角更广的地图作为主图, 最后将其他栅格地图融入主图中, 其内存占用量约为其他方法的 2 倍; 本文的直接栅格法在单幅地图上对成像雷达数据直接进行尺度变换, 无需建立多层地图进行融合, 有效减少了内存开销。

表 2 融合栅格地图的内存占用量

Tab.2 Memory consumption of the fused grid map

类别	内存占用量 /GB
单幅激光雷达地图	1.9
点云增强法	2.2
栅格融合法	4.1
直接栅格法	2.1

上述实验表明, 直接栅格法简化了多源异构融合地图的构建步骤, 减少了建图所需时间与计算资源占用量, 同时具备较强的抗干扰性。

### 3.4 实际飞行验证

在实际应用场景中, 采用瑞芯微 RK3588 高性能开发板作为核心计算单元, 并借助无人机搭载的高精度 RTK (real-time kinematic) 系统实现精准定位。表 3 详细介绍了本研究所使用的激光雷达与 4D 成像雷达的具体型号及其相关参数。

表 3 传感器视场角参数

Tab.3 Field angle parameters of the sensors

类别	型号	水平视角	垂直视角
激光雷达	Scope 256	70°	120°
4D 成像雷达	TR360-3	360°	110°

针对复杂地形下的飞行任务, 为了提升无人机的前方感知鲁棒性及抗干扰能力, 将表 3 所列的 4D 成像雷达置于无人机的顶部, 而激光雷达则安装在无人机的正前方, 使得两个雷达的探测视角在前方区域形成重叠, 如图 22 所示。

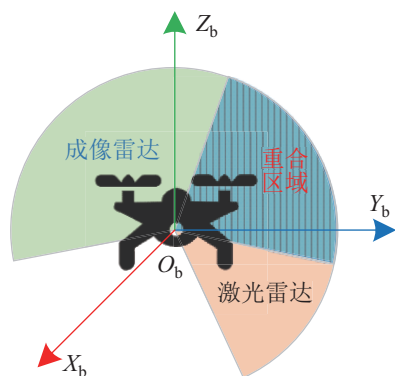


图 22 实际无人机视野分布与重合示意图

Fig.22 Distribution and coincidence diagram of actual UAV field-of-view

在执行复杂地形下的作业任务时，由于地块形状的不规则性和地形的坡度变化，无人机的飞行范围相应扩大。在山地作业任务中，无人机在一片长 140 m、宽 300 m 且垂直高度差达到 90 m 的地块内以 5 m/s 的速度飞行作业，飞行轨迹如图 23 所示。

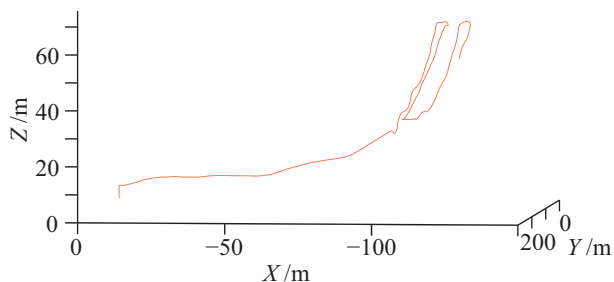


图 23 实际飞行轨迹

Fig.23 Actual flight trajectory

在此场景下，若依据地块整体范围预先分配内存来构建栅格地图，则在高性能计算机中约需 30 GB 内存空间。然而，所采用的 RK3588 开发板仅配备有 8 GB 内存，无法进行实际飞行测试。而本文的直接栅格构建法，通过环形缓存滑动更新策略，当  $p$  取 7 时，内存占用量稳定在 1.5~2 GB 之间，有效遏制了资源过度消耗，确保了在实际资源受限的无人机中具备适用性。

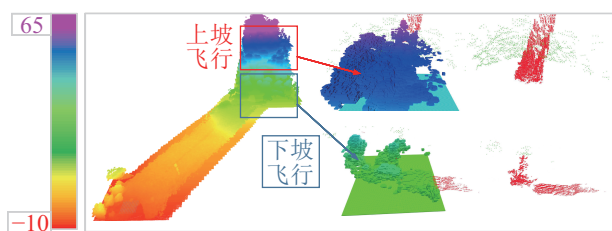


图 24 坡道飞行的融合与补盲

Fig.24 Integration and blind filling in ramp flight

图 24 展示了在复杂地形中，多源异构传感器系统融合与补盲建图的效果。图中，栅格颜色根据

高度信息进行渲染，其中激光雷达点云以红色表示，4D 成像雷达点云则以绿色表示。本文的直接栅格融合构建法保留了点云来源，在无人机上坡飞行过程中，可根据 4D 成像雷达分辨率计算式 (13) 的扩展映射格数，确保未重合区域栅格地图能准确反映实际地形；相反，在下坡飞行时，由于视角限制，栅格地图的构建主要依赖于激光雷达数据，地图也能快速切换概率计算方式，保证对场景的快速感知。此外，融合区间中的树叶、灰尘等噪点并未对地图质量造成干扰，证明了该方法的有效性。

## 4 结论 (Conclusion)

无人机实时规划飞行需要快速建立精准、正确的占据栅格地图。但受限于计算资源、传感器特性与探测精度，现有栅格地图建立方案存在内存占用大、更新时间不稳定的问题，未能充分利用异构传感器提高栅格地图的抗干扰性。针对这些问题，本文提出直接栅格法，基于多源异构传感器融合法构建占据栅格地图。通过滑动更新方法固定栅格总量，使内存占用量稳定在 1.8~2.0 GB，相较于传统预先申请法在 0.1 m 分辨率下的 13.26 GB，占用量显著降低；相比于建立全局地图的原始方法，地图更新时间极差下降了 16 ms，因此本文方法适用于计算资源受限的无人机平台；根据成像雷达的逆传感器模型与栅格分辨率逆向求解尺度变换倍数，在预处理阶段对成像雷达点云进行扩张映射，使异构传感器点云直接映射至同一栅格空间；对异构传感器累加概率加权融合方法进行优化，同时提出“概率地形图”策略，引入迟滞系数与占据系数，提高了栅格概率判断的抗干扰性。使用 NTU4DRadLM 数据集验证了本文的直接栅格融合构建方法，结果表明，本文方法去除了烟雾干扰，显著提高了成像雷达的弥补精确度，保证了无人机实时感知的鲁棒性，同时大幅降低了融合栅格地图的内存需求量与建立时间。最后，在复杂地形实际飞行中，内存占用量稳定在 2 GB 以内，能够在资源有限的无人机嵌入式计算单元中稳定且准确地将周围环境转换为栅格地图，为后续的作业地形不规则、高度落差大的农林业植保无人机应用提供了可行的感知地图建立方法。

## 数据可用性声明

支撑本研究的科学数据已在中国科学院科学数据银行 (Science Data Bank) ScienceDB 平台公开发布，访问地址为 <https://www.scidb.cn/anonymous/UU52WXpl>。

## 参考文献 (References)

- [1] GANNAVARAM V T K, BEJGAM R. Brief study and review on the next revolutionary autonomous vehicle technology[C]//International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 34-37.
- [2] 郑滋, 杨圣慧, 郑永军, 等. 多旋翼无人机避障航迹规划算法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 59-69.  
ZHENG Z, YANG S H, ZHENG Y J, et al. Obstacle avoidance path planning algorithm for multi-rotor UAVs[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(23): 59-69.
- [3] 王茂森, 鲍久圣, 谢厚抗, 等. 隧道环境内无人驾驶车辆目标一决策两级信息融合感知策略[J]. 中国机械工程, 2024, 35(3): 427-437.  
WANG M S, BAO J S, XIE H K, et al. Research on two-level fusion strategy of unmanned driving perception information target-decision under tunnel environments[J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(3): 427-437.
- [4] 李必军, 郭圆, 周剑, 等. 智能驾驶高精地图发展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(4): 491-505.  
LI B J, GUO Y, ZHOU J, et al. Development and prospects of high definition map for intelligent vehicle[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(4): 491-505.
- [5] ELFES A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation[J]. Computer, 1989, 22(6): 46-57.
- [6] ZHOU B Y, GAO F, PAN J, et al. Robust real-time UAV replanning using guided gradient-based optimization and topological paths[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 1208-1214.
- [7] SINGH R, NAGLA K S. Sonar sensor model for the precision measurement to generate robust occupancy grid map[J]. MAPAN, 2019, 34: 239-257.
- [8] WERBER K, RAPP M, KLAPPSTEIN J, et al. Automotive radar gridmap representations[C]//IEEE MTT-S International Conference on Microwaves for Intelligent Mobility. Piscataway, USA: IEEE, 2015. DOI: 10.1109/ICMIM.2015.7117922.
- [9] 岳伟韬, 苏婧, 谷志珉, 等. 占据栅格地图的最佳栅格大小与地图精度[J]. 机器人, 2020, 42(2): 199-206.  
YUE W T, SU J, GU Z M, et al. Best grid size of the occupancy grid map and its accuracy[J]. Robot, 2020, 42(2): 199-206.
- [10] REYMANN C, LACROIX S. LiDAR point cloud classification using intensities and multiple echoes[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 5122-5128.
- [11] 兰吕鸿康, 黄岩, 郑凯航, 等. 毫米波雷达自适应门限点云成像方法研究[J]. 信号处理, 2022, 38(10): 2009-2020.  
LAN-LÜ H K, HUANG Y, ZHENG K H, et al. Research on adaptive threshold point cloud imaging method of millimeter-wave radar[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(10): 2009-2020.
- [12] CAMPBELL S, O'MAHONY N, KRPALCOVA L, et al. Sensor technology in autonomous vehicles: A review[C]//29th Irish Signals and Systems Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2018. DOI: 10.1109/ISSC.2018.8585340.
- [13] HANOVER D, LOQUERCIO A, BAUERSFELD L, et al. Autonomous drone racing: A survey[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 3044-3067.
- [14] EBADI K, BERNREITER L, BIGGIE H, et al. Present and future of SLAM in extreme environments: The DARPA SubT Challenge[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 936-959.
- [15] HARLOW K, JANG H, BARFOOT T D, et al. A new wave in robotics: Survey on recent mmwave radar applications in robotics[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2024, 40: 4544-4560.
- [16] 姜浩浩, 曲卫, 童菲. 近场雷达三维成像技术综述[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(11): 25-30.  
JIANG H H, QU W, TONG F. Overview of near field radar 3D imaging technology[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(11): 25-30.
- [17] LIU K K, CHAUHAN S, DEVARAJ R, et al. Enabling autonomous unmanned aerial systems via edge computing[C]//IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 374-379.
- [18] 党相卫, 秦斐, 卜祥玺, 等. 一种面向智能驾驶的毫米波雷达与激光雷达融合的鲁棒感知算法[J]. 雷达学报, 2021, 10(4): 622-631.  
DANG X W, QIN F, BU X X, et al. A robust perception algorithm based on a radar and LiDAR for intelligent driving[J]. Journal of Radars, 2021, 10(4): 622-631.
- [19] WANG L, ZHANG X Y, LI J, et al. Multi-modal and multi-scale fusion 3D object detection of 4D radar and LiDAR for autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(5): 5628-5641.
- [20] MENTASTI S, MATTEUCCI M. Multi-layer occupancy grid mapping for autonomous vehicles navigation[C]//AET International Conference of Electrical and Electronic Technologies for Automotive. Piscataway, USA: IEEE, 2019. DOI: 10.23919/EETA.2019.8804556.
- [21] ZHANG J, ZHUGE H Y, LIU Y Y, et al. NTU4DRadLM: 4D radar-centric multi-modal dataset for localization and mapping [C]//IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 4291-4296.
- [22] XU W, ZHANG F. FAST-LIO: A fast, robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3317-3324.
- [23] BERTHOLD P, MICHAELIS M, LUETTEL T, et al. Deriving spatial occupancy evidence from radar detection data[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 831-836.
- [24] ZHANG J, ZHUGE H Y, WU Z Y, et al. 4DRadarSLAM: A 4D imaging radar SLAM system for large-scale environments based on pose graph optimization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 8333-8340.

## 作者简介:

- 王啸天 (1994-), 男, 博士生。研究领域: 无人机感知、规划、数据采集。
- 宋大雷 (1983-), 男, 博士, 教授。研究领域: 无人系统动力学建模、导航、路径规划与优化控制方法。