

面向未知环境的频谱与激光雷达联合具身建图与导航



Joint Spectrum Mapping and Navigation Using Spectrum and LiDAR in Unknown Environment

张佳益/Zhang Jiayi, 梁宏韬/Liang Hongtao,
万奕尧/Wan Yiyao, 周福辉/Zhou Fuhui, 吴启晖/Wu Qihui

(南京航空航天大学, 中国 南京 211106)
(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202602007

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/34.1228.TN.20260430.1409.004>

网络出版日期: 2026-04-30

收稿日期: 2026-02-25

摘要: 提出了一种频谱与激光雷达联合具身建图与导航的框架。该框架以多通道栅格张量表征环境状态, 在感知层通过建图网络将稀疏频谱采样与局部几何信息联合反演为全局频谱信号势场与障碍概率图, 打破单一模态导航的限制, 实现目标引导与几何约束的有效融合; 在决策层引入深度强化学习网络以捕捉历史轨迹与环境特征, 将部分可观测状态映射至高维潜在决策空间并实现动作策略优化, 缓解策略震荡与重复访问问题。仿真结果表明, 在40×40室内栅格环境中经过5 000轮训练后, 所提方法的导航成功率达到82%, 相较基线方法显著降低了碰撞率与路径冗余度。在多种地图尺度及室外低空参数配置下的泛化测试表明, 该框架具备良好的场景适应能力, 验证了多模态联合驱动框架的有效性与鲁棒性。本研究以室内环境为典型验证场景, 所提框架可推广至更大规模的低空通信网络覆盖场景。

关键词: 无人机室内导航; 频谱地图构建; 强化学习; 具身智能

Abstract: A joint framework for spectrum-LiDAR integrated embodied mapping and navigation is proposed. This framework represents environmental states using multi-channel grid tensors. At the perception layer, a mapping network jointly inverts sparse spectrum samples and local geometric information into a global spectrum signal potential field and an obstacle probability map, thereby breaking the limitations of single-modal navigation and achieving effective integration of target guidance and geometric constraints. At the decision-making layer, a deep reinforcement learning network is introduced to capture historical trajectories and environmental features, mapping partially observable states to a high-dimensional latent decision space and optimizing action strategies, which mitigates strategy oscillation and repeated access problems. Simulation results indicate that after 5 000 training episodes in a 40×40 indoor grid environment, the proposed method achieves an 82% navigation success rate, significantly reducing the collision rate and path redundancy compared to baseline methods. Further generalization tests under various map scales and outdoor low-altitude parameter configurations demonstrate that the framework exhibits excellent scene adaptability, validating the effectiveness and robustness of the multi-modal joint-driven framework. This research employs the indoor environment as a typical verification scenario, and the proposed framework can be extended to larger-scale low-altitude communication network coverage scenarios.

Keywords: UAV indoor navigation; spectrum mapping reconstruction; reinforcement learning; embodied intelligence

引用格式: 张佳益, 梁宏韬, 万奕尧, 等. 面向未知环境的频谱与激光雷达联合具身建图与导航 [J]. 中兴通讯技术, 2026, 32(2): 43-49. DOI: 10.12142/ZTETJ.202602007

Citation: Zhang J Y, Liang H T, Wan Y Y, et al. Joint spectrum mapping and navigation using spectrum and LiDAR in unknown environment [J]. ZTE technology journal, 2026, 32(2): 43-49. DOI: 10.12142/ZTETJ.202602007

随着无人机技术与具身智能的快速发展, 无人机自主飞行与导航技术逐渐成为智能巡检、仓储盘点、应急救援、安防监控等应用场景中的关键支撑技术^[1]。广域立体覆盖的低空通信网络不仅为无人机提供可靠的通信连接, 还蕴含着丰富的频谱环境信息。频谱地图作为刻画无线信号在空间中分布特性的核心工具, 在低空通信网络的干扰管理、频

谱资源分配和覆盖优化等方面具有重要价值。特别是在卫星导航信号不可达的室内、地下、隧道等封闭环境中, 利用已有通信基础设施产生的频谱信号场进行辅助导航成为一种极具潜力的技术途径。

相比室外环境, 室内空间结构复杂、遮挡密集、通道狭窄且环境动态变化频繁, 同时卫星导航在室内无法提供可靠

定位信息^[2]，因此如何在未知室内环境中实现安全、高效、鲁棒的自主导航，满足避免碰撞与目标引导的双重需求，是当前无人机智能化应用面临的重要挑战。

针对室内未知信源目标导航问题，现有研究主要从几何感知与信号感知两条路径展开。传统室内导航系统通常依赖激光雷达或视觉传感器构建环境地图^[3]，并结合定位与规划算法实现自主移动。基于激光雷达的导航能够感知障碍物结构，具备较强的避障能力。然而，在缺乏先验地图和目标方位显式引导的情况下，无人机需要通过探索逐步获取环境信息，容易出现重复访问、局部徘徊、路径冗余等问题，降低导航效率与任务成功率^[4]。此外，室内环境中频谱信号的空间分布具有一定规律性^[5]，基于频谱强度的梯度导航方法能够提供目标趋近方向，但容易受墙体遮挡、多径效应和噪声扰动影响^[6]，在障碍密集区域极易产生碰撞风险。可见，几何感知缺乏目标引导，频谱感知缺乏避障能力，二者存在天然互补性。因此，融合几何与频谱观测，并在稀疏观测条件下实现可靠的频谱地图构建与导航决策，是提升室内无人机自主导航性能的重要研究方向。

此外，传统导航方法通常在已知地图中进行全局路径规划，例如，文献[7]中提出了改进的概率路线图算法（PRM）和快速探索随机树算法（RRT），用于处理高维空间向量；文献[8]则提出了基于全局路径规划的算法A*和Dijkstra，通过最优路径完成完备导航。然而在实际室内场景中，无人机往往无法提前获取完整的环境信息，必须通过在线探索逐步构建对环境认知^[9]。这一过程中，无人机仅能获取当前位置的局部观测，因此需要综合历史轨迹判断已探索区域，避免重复访问，并基于不断更新的环境认知推断最优决策。这对感知与决策的实时协同提出了更高要求，即感知模块需要根据新观测持续更新环境表征，决策模块需要基于不完整信息进行序贯决策^[10]，二者相互依赖、动态演进。因此，如何在未知环境中实现感知与决策的在线协同与闭环，成为当前无人机具身导航的重要问题。

近年来，具身导航领域引起了业界的广泛关注。Gupta等^[11]提出了认知地图与规划方法，将视觉观测映射为顶层空间地图用于导航规划，但仅使用视觉单模态输入，在缺乏目标物理场引导时探索效率低下。现有基于深度强化学习的导航方法大多聚焦于单一传感器输入，将规划与感知分离处理，难以实现建图与导航的联合优化。特别是，现有工作尚未将频谱信号场作为导航引导模态引入具身建图框架，也缺乏将频谱地图构建与具身导航决策进行紧耦合联合优化的研究。

为解决上述问题，本文提出一种室内频谱地图构建与具身导航联合框架，主要贡献概括如下：

1) 针对现有单一传感器导航缺乏目标引导或避障能力的问题，提出一种融合频谱强度观测与激光雷达几何信息的多通道栅格张量表征方法。该方法将稀疏频谱采样、激光雷达障碍物感知、探索状态掩码与位置指示统一编码在同一空间表征框架中，使得频谱梯度与障碍结构在空间维度上自然对齐，为室内无人机信号源搜索与导航提供频谱梯度引导与结构避障约束，为后续建图网络同时推断信号势场与障碍分布提供了结构化的信息基础，有效解决了单一传感器在复杂室内环境中未知信源目标导航与避障的问题。

2) 针对稀疏观测条件下的空间信息重建需求，利用建图网络实现频谱信号场与障碍结构的联合重建，提出了具身建图与导航联合框架。在该联合框架中，建图网络与决策网络通过联合损失函数进行端到端优化，建图结果直接决定决策网络的输入特征，而决策驱动的移动则产生新观测以更新地图，形成双向耦合的具身智能闭环。这种设计使得建图结果能够逐步形成更有利于导航的空间表示，同时决策网络也能适应建图误差并学习稳定的目标导向策略。

3) 本文所提出的方法在多场景、多尺度下均可以有效改善无人机室内导航的成功率、安全性和鲁棒性。该框架具备跨场景、跨尺度的适应能力，并在室内基准场景中训练5 000轮后成功率达到82%，碰撞率仅为3%，相比传统主流方法，在成功率、碰撞率等方面均具有明显优势。

1 系统模型与优化问题建模

1.1 系统模型

本文研究室内未知环境下的无人机具身智能导航任务，将无人机导航抽象为固定高度下的2维平面导航问题。环境采用离散栅格地图表示，包含可通行区域与障碍物区域，地图尺寸设为 40×40 ，对应 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 的典型室内空间，每个栅格对应 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$ 的物理区域。边界栅格强制设为障碍物以防止越界。在每个回合中，无人机从自由空间的随机起点出发，目标点随机设置在可通行区域内。无人机在每个时间步 t 依据当前观测信息选择动作，当进入目标邻域则判定任务成功，若达到最大步数仍未到达目标则判定失败。

为实现目标导向导航，本文引入室内频谱信号场并将其作为引导信息。假设信号源位于目标位置，信号强度随距离衰减，形成可用于导航的频谱势场。基于广度优先搜索算法计算各栅格到目标的最短可达路径距离 d ，并通过指数衰减函数构造频谱强度分布 $S(x, y)$ 表示为：

$$S(x, y) = \exp(-\alpha \cdot d(x, y)) \quad (1)$$

其中， α 为衰减系数，不可达区域的信号强度设为0。该设计考虑了障碍物对信号传播路径的影响，为无人机导航提供稳定的频谱梯度信息。

1.2 优化问题建模

本文将室内无人机导航任务建模为马尔可夫决策过程。设无人机在时间步 t 的位置为 $p_t = (x_t, y_t)$ ，目标位置为 p_g ，执行动作 a_t 后转移至下一位置 p_{t+1} 。定义导航时间代价 $J_{time} = \sum_{t=0}^T 1 = T$ ，碰撞代价 $J_{collision} = \sum_{t=0}^T C_t$ ，路径效率代价 $J_{efficiency} = \max(0, 1 - \frac{d^*}{T})$ 。其中， T 为到达目标所需步数， $C_t \in \{0, 1\}$ 为时间步 t 的碰撞指示， d^* 为起点到目标的最短路径距离。由此，定义优化目标为：

$$\min_{\pi} E_{\tau \sim \pi} [\alpha_1 J_{time} + \alpha_2 J_{collision} + \alpha_3 J_{efficiency}] \quad (2),$$

其中， α_1 、 α_2 、 α_3 为权重系数，分别控制时间、安全与效率的相对重要性。上述优化需满足约束 $P_t \in M_{free}$ 、 $\|P_t - P_g\| < \epsilon$ 以及 $T \leq T_{max}$ ，这些约束分别表示无人机位置需位于可通行区域、终止时需到达目标邻域以及导航步数不超过上限。

上述问题的求解面临三重挑战：一是环境先验未知，无人机仅能获取当前位置的局部观测；二是频谱观测稀疏且分布不均，难以直接用于全局规划；三是状态空间高维且决策具有长期时序依赖。为此，本文设计地图构建与导航决策联合方法以提供全局环境估计，并通过Transformer网络捕捉历史轨迹信息以增强决策一致性。

2 地图构建与导航决策联合方法

本文所提出的地图构建与导航决策联合方法的具体架构如图1所示。具体而言，本方法在感知模块通过探索逐步构建环境表征并重建地图，在决策模块基于实时更新的认知地图输出无人机动作，并在动作执行后获得新观测进一步完善感知，最终完成具身建图与导航。

与传统“先建图后规划”的分离式方法不同，本文所提出的联合框架强调无人机通过自身行为主动感知环境，在探

索过程中同步构建环境表征并做出导航决策，形成“感知-建图-决策-行动”的紧耦合闭环。具体而言，建图结果直接影响决策网络的输入特征，而决策驱动的移动又产生新的频谱和几何观测用于更新地图，这种双向耦合机制使得感知质量与决策效能相互促进、协同演化，区别于传统SLAM中感知与规划相互独立的架构，体现了具身智能的核心范式。

2.1 感知建图模块

在室内无人机导航任务中，无人机无法预先获取全局环境信息，需通过在线探索逐步构建对环境的认知。本文设计多模态感知融合机制，将稀疏频谱观测与几何结构信息统一表征为多通道栅格张量，并通过深度网络重建全局环境地图。

在时间步 t ，感知建图模块以四通道栅格作为输入，分别包含稀疏频谱观测图 M_{sparse}^t 、观测掩码图 M_{mark}^t 、当前位置指示图 M_{pos}^t 以及由激光雷达投影得到的结构提示图 M_{lidar}^t ，记为：

$$X_t = [M_{sparse}^t, M_{mark}^t, M_{pos}^t, M_{lidar}^t] \in R^{4 \times H \times W} \quad (3),$$

其中，稀疏频谱观测图记录无人机已访问栅格的频谱强度值，未访问区域为0；观测掩码图将已访问栅格标记为1，未访问标记为0；当前位置指示图仅在智能体所在栅格处为1，其余位置为0；雷达结构提示图由8方向激光雷达投影得到，探测到障碍物的栅格标记为1。该多通道表示有效融合了信号信息与几何结构信息，使网络在稀疏观测条件下仍具备较强的空间推断能力。

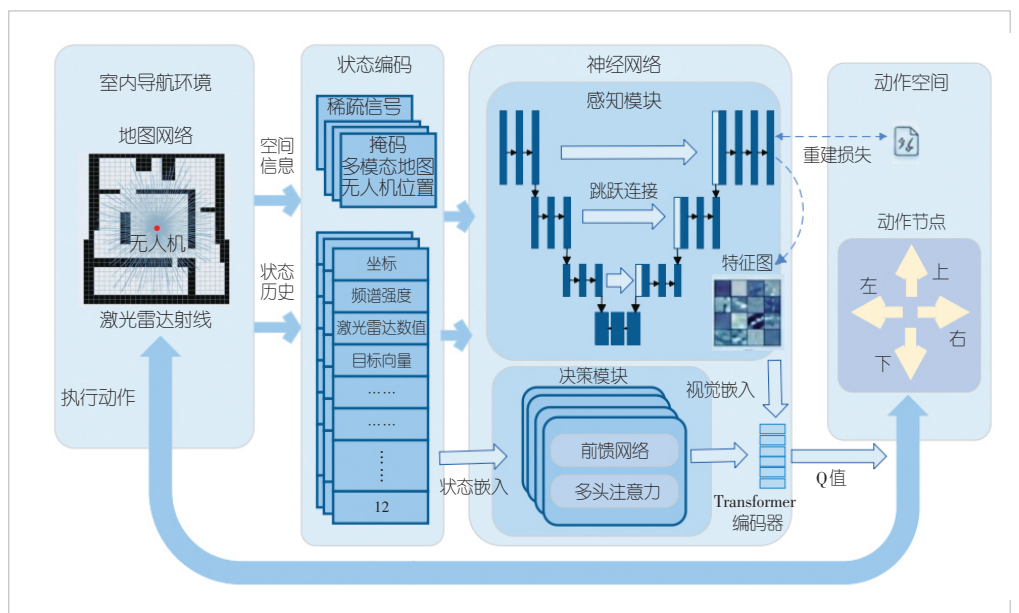


图1 本文所提地图构建与导航决策联合方法

本文采用UNet作为建图网络，其编码器包含初始双层 3×3 卷积和两次下采样，解码器通过 2×2 转置卷积上采样并与编码器对应层进行跳跃连接融合，通道数从128逐步恢复至32，最后通过 1×1 卷积输出两通道预测结果，分别为频谱信号场估计图 S_t 与障碍概率图 O_t ，均经Sigmoid激活以确保输出在 $[0,1]$ 范围内。为实现信号场重建与障碍结构推断的联合学习，本文采用多任务加权损失函数进行训练，具体为：

$$L_{UNet} = \lambda_1 \cdot \text{MSE}(S_t, S) + \lambda_2 \cdot \text{BCO}(O_t, M) \quad (4),$$

其中 $\lambda_1=15.0$ 、 $\lambda_2=25.0$ 为损失权重，MSE为均方误差，BCE为二元交叉熵损失。建图网络使用Adam优化器，学习率设为 5×10^{-4} 。重建的频谱地图为决策模块提供目标方位的梯度引导，障碍概率图则为安全导航提供约束信息。

2.2 决策导航模块

在理解感知模块所构建的环境表征过程中，决策模块需要解决无人机在部分可观测条件下的序贯决策问题。为此，本文采用深度强化学习框架，将导航策略学习建模为马尔可夫决策过程的求解。

为了详尽展示无人机在当前状态的所有可用状态信息，本文设计了14维标量状态向量 K_t 用于决策网络输入，包含2维归一化位置坐标、1维当前位置频谱强度、1维局部已访问比例、2维归一化目标方向向量，以及8维8方向激光雷达归一化距离读数。该状态向量在每个时间步更新，并堆叠最近12步形成历史序列输入深度学习网络，以提供时序上下文信息。

考虑到室内无人机导航具有明显的长期依赖特性，需要综合历史观测判断已探索区域，避免回环与重复访问，同时本文中决策网络需要结合建图结果计算更优的目标逼近路径。为此，本文采用Transformer构建导航决策网络。状态向量通过线性层映射到128维嵌入空间，将12步历史状态形成12个状态标记；同时将UNet输出的2通道地图通过三层卷积下采样，得到 $5 \times 5 \times 128$ 的特征图，展平为25个地图标记。随后将二者拼接形成序列，加入可学习的位置编码后输入4层Transformer编码器，最后取最后一个状态标记对应的输出，通过两层MLP映射为4个动作的Q值 $Q(K_t, \alpha; \theta)$ 。

本文还设计了基于时间、频谱梯度、探索奖励等多个评价指标所构成的奖励函数以引导智能体学习高效、安全的导航策略。在时间步 t ，智能体执行动作后获得的即时奖励定义为：

$$r_t = r_{\text{base}} + r_{\text{grad}} + r_{\text{exp}} + r_{\text{col}} + r_{\text{jit}} + r_{\text{goal}} \quad (5),$$

其中，基础时间惩罚 r_{base} 鼓励快速到达目标；频谱梯度奖励 r_{grad} 为核心奖励，通过比较移动前后的频谱强度差值提供密

集的目标导向信号；探索奖励 r_{exp} 对首次访问新栅格给予奖励，并惩罚重复访问；碰撞惩罚 r_{col} 在尝试进入障碍物时触发，抖动惩罚 r_{jit} 在连续两步执行相反动作时触发，到达奖励 r_{goal} 在成功进入目标邻域时给予。

在强化学习训练方面，本文设计了基于深度Q网络(DQN)的强化学习框架，训练阶段使用 ϵ -greedy策略选择动作， ϵ 从1.0按衰减系数从0.9995衰减至0.1。为缓解Q学习过程中的目标震荡问题，本文采用目标网络并使用软更新策略，在决策网络使用AdamW优化器，设置学习率为 10^{-4} 。训练过程中，UNet建图网络与Transformer决策网络在同一循环内联合更新，使建图结果逐步形成更有利于导航决策的空间表示，同时决策网络也能够适应建图误差并学习稳定的目标导向策略，实现感知与决策的协同优化。综上所述，频谱与激光雷达联合具身建图与导航算法的完整流程如算法1所示。

算法1 频谱与激光雷达联合具身建图与导航算法

输入:初始位置 p_0 ,目标信号源特征,最大步数 T_{max} ,训练轮数 N

输出:训练后的建图网络 θ_{map} 和决策网络 θ_{dec}

- 1:初始化UNet建图网络参数 θ_{map} ,Transformer-DQN参数 θ_{dec}
- 2:初始化经验回放缓冲区 \mathcal{D} ,容量为60 000
- 3:初始化探索参数 $\epsilon = 1.0$
- 4: **for** episode = 1 to N **do**
- 5: 随机生成环境地图,初始化智能体位置和目标位置
- 6: 初始化多通道栅格张量 $M_0 = 0$
- 7: **for** $t = 1$ to T_{max} **do**
- 8: 获取当前位置激光雷达局部观测和频谱采样值
- 9: 更新多通道栅格张量 M_t ,
- 10: UNet建图网络推断: $(S_t, O_t) = f_{\text{map}}(M_t; \theta_{\text{map}})$
- 11: 构建决策输入:将结果与状态向量编码为token序列
- 12: 以 ϵ -greedy策略选择动作 a_t
- 13: 执行动作 a_t ,获取奖励 r_t 和新状态 s_{t+1}
- 14: 存储 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 至缓冲区 \mathcal{D}
- 15: 从 \mathcal{D} 中采样batch,计算联合损失
- 16: 反向传播更新 θ_{map} 和 θ_{dec}
- 17: **if** 到达目标 or 碰撞 or T_{max} **then break**
- 18: **end for**
- 19: 更新 ϵ
- 20: **end for**

3 实验结果与分析

为验证本文提出的室内频谱地图构建与具身导航联合

框架的有效性，在大小为 40×40 的地图仿真环境中开展实验，训练数据集包含 7 200 张地图，无人机在不同地图中随机初始化目标点与起点位置进行训练与测试，墙体区域由二值矩阵表示，每个回合最大步数设置为 600，雷达射线数为 8，最大探测距离为 10 栅格，状态维度为 14，历史序列长度为 12，Transformer 嵌入维度为 128，层数为 4，注意力头数为 8，前馈神经网络 (FFN) 维度为 512，折扣因子 γ 为 0.98，软更新系数 τ 为 0.005，经验回放池容量为 60 000，批量大小为 128。图 2 展示了导航轨迹、局部观测和全局重建地图。

本文采用成功率、碰撞率和最佳模型测试成功率 3 个指标综合评估导航性能。成功率定义为成功到达目标的回合数占总回合数的比例；碰撞率为每回合发生碰撞的步数占总步数的比例；最佳模型测试成功率为所训练的最佳模型在测试集不同难度地图中到达目标的回合数占总回合数的比例。为全面验证本文方法的有效性，设计了 4 组对比实验：

1) 仅使用激光雷达方法：移除频谱信息通道测试纯几何导航能力。

2) 仅使用频谱强度方法：移除雷达结构提示测试纯信号导向能力。

3) 基于边界的自主探索算法 (FE)：经典的基于边界探索策略^[12]，是机器人自主探索中一种广泛使用的算法，其核心思想是通过识别已知空间与未知空间的交界区域，并引导机器人前往这些区域以逐步构建完整地图。

4) 长短期记忆 (LSTM) 神经网络：一种重要的目前使用较多的时间序列算法^[13]，主要解决长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题。本文将 Transformer 替换为 LSTM 进行状态建模。

所有对比方法均训练 5 000 轮并采用相同的课程学习

策略。

图 3 展示了各方法在 5 000 轮训练过程中的成功率曲线。从成功率曲线可以看出，本文方法的最终成功率稳定在 82%，明显优于其他方法。训练过程中虽有波动，但整体呈上升趋势，表明融合频谱强度观测与激光雷达信息的策略可以出色完成导航。仅使用频谱强度方法成功率约 68%，表明该方法虽然具备一定的目标导向能力，但由于缺乏结构约束从而在障碍密集场景中性能受限。采用 LSTM 方法的成功率约 65% 且波动较大，说明 LSTM 在长期依赖建模能力上不如 Transformer 稳定。采用 FE 方法的成功率稳定在 58% 左右，说明该方法作为基于规则的方法在性能上相对受限。仅使用激光雷达方法成功率仅 45% 且波动巨大，表明缺乏目标引导信息会导致策略在长距离任务中严重退化。

图 4 展示了各方法在 5 000 轮训练过程中的碰撞率对比图，从碰撞率对比图可见，仅使用频谱强度方法碰撞率明显高于其他方法，说明该方法缺乏障碍物感知，导致智能体频

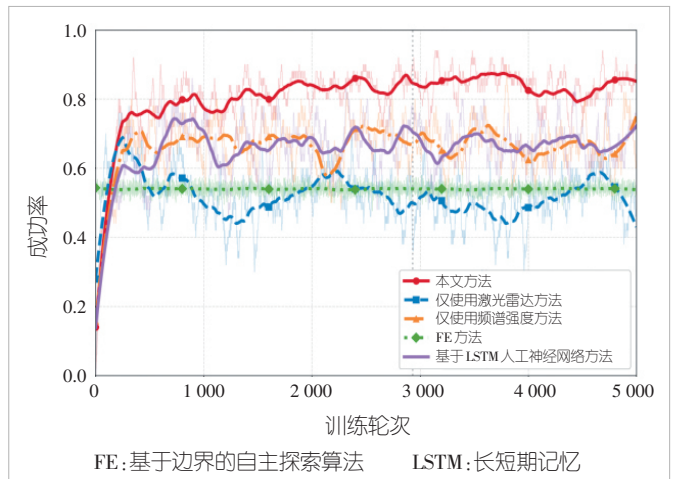


图 3 不同方法在训练过程中的成功率对比图

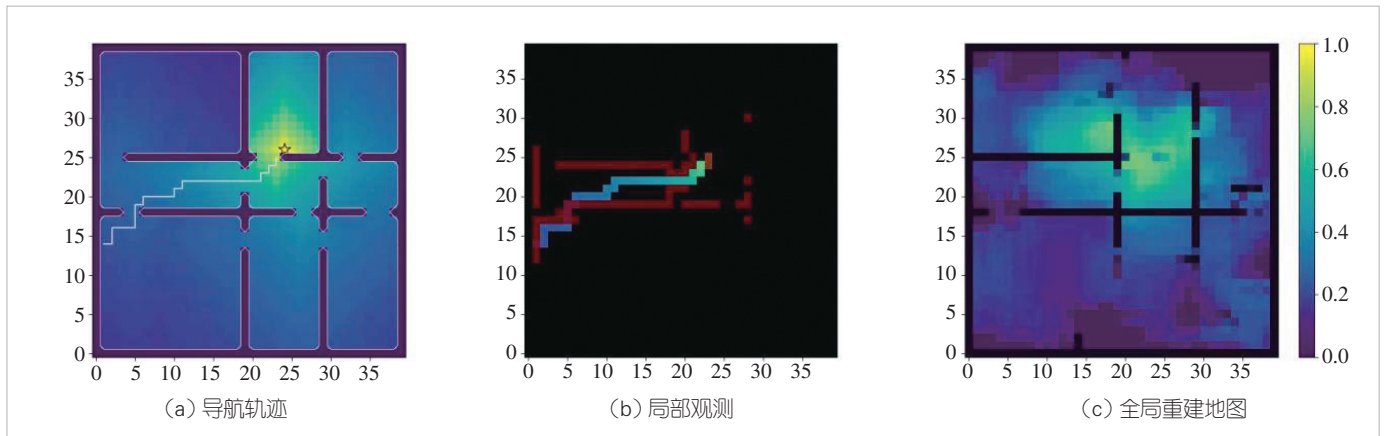


图 2 导航轨迹、局部观测和全局重建地图

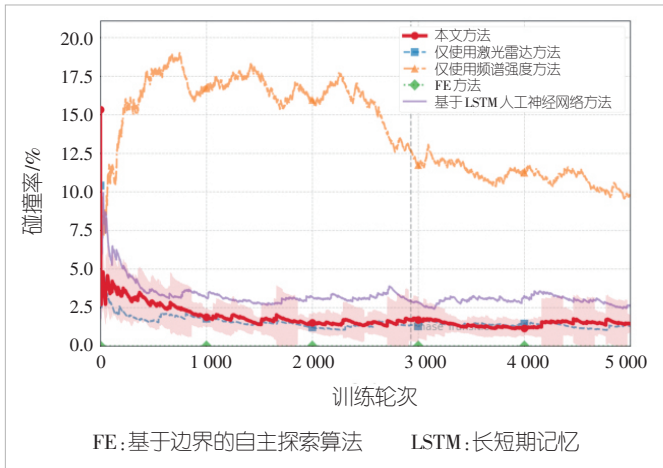


图4 不同方法在训练过程中的碰撞率对比图

繁撞墙，即使朝着目标方向移动也会因无法避障而产生大量无效碰撞。而本文方法、仅使用激光雷达方法和基于LSTM方法的碰撞率均维持在3%~8%的低水平，说明雷达信息和地图重建对避障至关重要。采用FE方法的碰撞率接近0%，这是因为该方法基于已知地图进行规划从而天然避免了碰撞，但代价是牺牲了路径效率。

图5展示了各方法在5000轮训练过程中的最佳模型测试集成成功率对比图，本文将200个测试集按障碍物比例分为3种难度，取各对比方法训练最佳模型进行测试。从测试集成成功率对比图可以看出，本文方法的最佳模型在不同难度的地图中成功率均高于其他方法，且优势随地图难度增加愈发明显，在高难度地图中仍实现了88%的导航成功率，证实了本文方法所训练模型的可靠性与优越性。

由以上实验结果可知，首先，频谱强度与激光雷达的多模态融合具有必要性，仅使用激光雷达缺乏目标引导，仅使

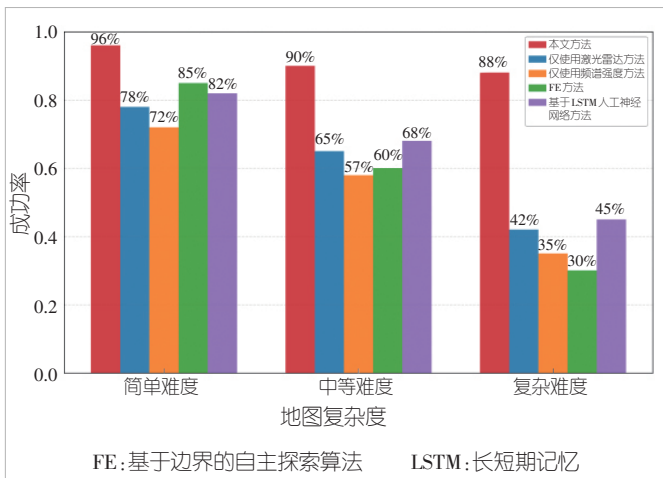


图5 最佳模型测试集成成功率对比图

用频谱信息缺乏避障能力，二者融合才能实现高效、安全的导航，本文方法通过感知网络有效实现了这一融合；其次，基于Transformer的决策网络在相同输入条件下在成功率、碰撞率等方面均优于LSTM网络，验证了本文决策网络在长期依赖建模上的优势，是一种安全、高效且鲁棒的导航方法。

为验证所提方法的尺度可扩展性，在保持网络结构不变的情况下，本文将训练的最佳模型分别在20×20、40×40、60×60和80×80四种地图尺度上进行测试。其中20×20对应10m×10m小型房间，60×60对应30m×30m仓储空间，80×80对应40m×40m大型厂房。各尺度测试集均为200个。

结果表明，随着地图尺度增大，成功率有所下降但仍保持在70%以上，说明方法具有合理的尺度扩展能力；碰撞率和路径长度随尺度增加而增长，与更大搜索空间带来的更高探索难度一致；在20×20小尺度场景中成功率接近90%，验证了方法在不同规模场景中的有效性。上述结果说明，本文所采用的多通道栅格张量表征和UNet编解码器结构天然支持不同分辨率输入，具备良好的尺度可扩展性。

为验证所提框架向室外低空场景的可推广性，本文构建了室外低空参数配置的仿真实验。具体为，采用60×60栅格，每个栅格对应10m×10m的物理区域，覆盖总面积为600m×600m的低空区域，以稀疏建筑物群模拟室外遮挡环境，障碍物占比约8%~12%；采用3GPP TR 38.901标准中的Urban Macro (UMa) 路径损耗模型，发射功率46 dBm，载频3.5 GHz，路径损耗指数2.2（视距）/3.5（非视距），阴影衰落标准差4 dB（视距）/7.8 dB（非视距），并部署3个宏基站作为信号源。

实验结果表明，在该室外配置下，本文方法经100轮测试后导航成功率达到86%，碰撞率为3.7%。由于室外场景障碍物稀疏、信号传播更规则，导航性能相比室内场景有所提升，进一步验证了该框架从室内到室外场景的可迁移性，说明本文框架对低空通信网络覆盖场景具有适用性。

4 结束语

本文面向广域立体覆盖的低空通信网络中室内未知环境下的无人机导航任务，针对传统几何导航缺乏目标引导、单独依赖频谱信息易忽略障碍约束等问题，提出了一种面向未

表1 不同地图尺度下的实验结果

地图尺度	成功率/%	碰撞率/%
20×20	89.5	2.3
40×40	82.0	5.6
60×60	76.0	7.8
80×80	71.0	9.2

知环境的频谱与激光雷达联合具身建图与导航方法。该方法基于具身智能，融合稀疏频谱观测、观测掩码、位姿提示与激光雷达结构线索。具体而言，在表征层面，设计了融合频谱与几何特征的四通道栅格张量，将多模态信息统一编码在同一空间表征中；在架构层面，设计了建图网络与决策网络的双向耦合机制，实现了感知与决策的联合优化而非简单串联；在奖励设计层面，融合了频谱梯度引导、探索激励与碰撞惩罚等多维目标，使无人机能够在频谱引导与几何约束之间自适应平衡。对比实验表明，本文方法在目标导向能力与策略稳定性方面均优于对比方法，验证了频谱引导与几何感知融合策略的有效性。多尺度实验验证了方法的尺度可扩展性，室外低空参数配置的仿真实验进一步验证了框架向低空通信网络覆盖场景推广的可行性。

参考文献

- [1] Alhafnawi M, Bany S H A, Masadeh A, et al. A survey of indoor and outdoor UAV-based target tracking systems: current status, challenges, technologies, and future directions [J]. IEEE access, 2023, 11: 68324–68339. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3292302
- [2] Kim D K, Chen T. Deep neural network for real-time autonomous indoor navigation [PP/OL]. (2015–11–15)[2026–01–15]. <https://arxiv.org/abs/1511.04668>
- [3] Zhang J, Wu Y, Liu W, et al. Novel approach to position and orientation estimation in vision-based UAV navigation [J]. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 2010, 46(2): 687–700. DOI: 10.1109/TAES.2010.5461649
- [4] Ge S S, Fua C. Complete multi-robot coverage of unknown environments with minimum repeated coverage [C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2005: 715–720. DOI: 10.1109/ROBOT.2005.1570202
- [5] Twigg J N, Fink J R, Yu P L, et al. RSS gradient-assisted frontier exploration and radio source localization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012: 889–895. DOI: 10.1109/ICRA.2012.6225059
- [6] Chhikara P, Tekchandani R, Kumar N, et al. DCNN-GA: a deep neural net architecture for navigation of UAV in indoor environment [J]. IEEE Internet of Things journal, 2021, 8(6): 4448–4460. DOI: 10.1109/JIOT.2020.3027095
- [7] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The international journal of robotics research, 2011, 30(7): 846–894. DOI: 10.1177/0278364911406761
- [8] LaValle S M. Planning algorithms [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2006. DOI: 10.1017/cbo9780511546877
- [9] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age [J]. IEEE transactions on robotics, 2016, 32(6): 1309–1332. DOI: 10.1109/TRO.2016.2624754
- [10] Hausknecht M, Stone P. Deep recurrent Q-learning for partially observable MDPs [EB/OL]. [2026–01–15]. <https://arxiv.org/pdf/1507.06527>
- [11] Gupta S, Davidson J, Levine S, et al. Cognitive mapping and planning for visual navigation [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 7272–7281. DOI: 10.1109/CVPR.2017.769
- [12] Yamauchi B. A frontier-based approach for autonomous exploration [C]//Proceedings 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation CIRA 97. 'Towards New Computational Principles for Robotics and Automation'. IEEE, 1997: 146–151. DOI: 10.1109/CIRA.1997.613851
- [13] Yu Y, Si X S, Hu C H, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures [J]. Neural computation, 2019, 31(7): 1235–1270. DOI: 10.1162/neco_a_01199

作者简介



张佳益，南京航空航天大学电子信息工程学院在读硕士研究生；主要研究方向为无人机具身智能。



梁宏韬，南京航空航天大学电子信息工程学院在读博士研究生；主要研究方向为低空具身智能、多模态融合与电磁频谱具身智能管控。



万奕尧，南京航空航天大学在读博士研究生；主要研究方向为深度学习、多模态融合。



周福辉，南京航空航天大学人工智能学院教授、博士生导师，国家优秀青年科学基金获得者；主要研究方向为频谱智能管控和资源鲁棒优化、认知智能与知识图谱。



吴启晖，南京航空航天大学特聘教授、副校长，博士生导师，教育部“长江学者”特聘教授；主要研究方向为认知科学与应用、电磁空间频谱认知智能管控、无人机认知集群。