



通信与信息技术

Communication & Information Technology

国内统一连续出版物号: CN 51-1635/TN

国际标准出版物号: ISSN 1672-0164

邮发代号: 62-166

题目: 基于迁移学习的城市低空三维电磁地图构建方法

**作者: 冯梦婷, 罗业超, 邹航, 尹廷辉, 邵尉,
晋军, 刘杨, 王冉**

优先出版日期: 2025年9月5日

优先出版: 优先出版是指编辑部录用并定稿的文章, 通过具备网络出版资质的数字出版平台, 先于印刷版杂志出版日期出版, 文章内容、排版已定稿, 视作正式出版。为确保录用定稿优先出版文章的严肃性, 文章一经发布, 不得修改题目、作者、作者排序、工作单位, 只可基于编辑规范进行少量文字修改。

《通信与信息技术》为双月刊, 逢单月底出刊, 是国内外公开出版的自然科学学术期刊, 设置了运营一线、热点技术、行业观察、解决方案、专网通信等栏目。

办刊宗旨: 面向行业, 沟通社会; 宣传政策, 促进发展; 为通信发展服务, 为通信企业服务, 为通信科技人员和职工服务, 为广大通信消费者服务, 集信息性、行业性、技术性为一体的综合类通信刊物。

基于迁移学习的城市低空三维电磁地图构建方法

冯梦婷, 罗业超, 邹航, 尹廷辉, 邵尉, 晋军, 刘杨, 王冉

陆军工程大学, 江苏南京 210007

摘要: 随着低空经济的快速发展与城市空域智能化管理的不断推进, 三维电磁地图在保障低空飞行安全、优化通信网络部署等方面具有重要的应用价值。针对城市低空场景, 提出了一种基于迁移学习的三维电磁地图构建方法。首先, 构建了覆盖典型城市低空飞行环境的多模态数据集, 涵盖三维地理空间坐标、电场强度分布及建筑物高度切片图等信息。其次, 通过利用已有模型的源域训练权重, 并结合目标区域数据对模型进行微调, 有效实现了二维向三维及跨区域的有效迁移。最后, 通过可视化手段生成高分辨率三维电磁地图。实验结果表明, 所提方法在预测精度和模型收敛速度方面均优于直接训练方法, 且与直接训练相比, 均方误差、均方根误差和平均绝对误差分别降低了 32.7%、17.8% 和 9.5%, 显著提升了预测准确性与泛化能力。

关键词: 低空经济; 三维电磁地图; 迁移学习; 可视化

中图分类号: TN—9

文献标志码: A

1 引言

随着低空经济的持续发展, 无人机 (UAV)、电动垂直起降飞行器 (eVTOL)、低空物流与空中巡检等应用场景不断涌现, 对城市低空空域的通信保障、环境感知与精细化管理提出了前所未有的挑战^[1-3]。在复杂的城市环境中, 低空飞行器需在密集建筑群之间稳定运行, 这不仅依赖于高可靠的通信链路, 还要求具备对电磁环境的精准感知与建模能力。因此, 构建三维城市电磁地图成为支撑低空经济基础设施的重要技术支柱。

在复杂的城市环境中, 电磁波传播路径受多变地形和障碍物影响, 建模过程不仅依赖大量数据, 还伴随较高的计算成本。目前, 现有的开源电磁地图数据集^[4-5]以及相关的构建方法^[6-8]主要集中于二维场景, 对于三维空间环境, 尚缺乏公开可用的电磁地图数据集。部分三维电磁地图的构建方法依赖大规模高密度测量数据, 存在数据获取困难、成本高昂等问题^[9-10]。此外, 无人机有限的飞行可达性导致数据可用性有限^[11]。因此, 从稀疏的无人机测量中构建全面的三维电磁地图变得不可或缺。

针对上述问题, 本文提出一种基于迁移学习的三维城市电磁地图构建方法。首先, 构建了一个涵盖三维地理空间坐标、电场强度分布以及建筑高度切片图等信息的多模态城市低空数据集, 为三维建模提供了更丰富的先验信息。在此基础上,

提出了二维至三维、源区域至目标区域的双重迁移策略, 通过对预训练模型在少量无人机飞行路径数据上的微调, 实现了从二维数据向复杂三维城市场景的有效迁移, 显著提升了模型的泛化能力和对数据稀疏环境的适应性。该方法有效减少了对大规模测量数据的依赖, 降低了数据采集与模型训练的成本, 为城市低空电磁环境的高效建模提供了可行方案。

2 系统框架

本研究基于CGNet模型的电磁地图构建方法^[12]的基础上, 进一步扩展至三维空间场景, 同时引入迁移学习策略以提升模型的泛化能力与训练效率, 系统框架如图1所示。

CGNet模型由CNN、GRU与FNN构成, 其结构如图2所示。本文采用多模态数据作为模型输入, 其中CNN网络用于处理建筑物高度切片图, 以解析建筑物在不同高度切片下的图像信息, 提取空间轮廓、形状分布等结构性特征。GRU网络则用于处理接收点相关的属性信息, 通过堆叠多层GRU网络, 网络在时序数据处理过程中能够学习更为复杂且抽象的特征依赖, 显著增强了对时序特征的建模能力以及预测的准确性与泛化性能。最终, 采用FNN网络实现多模态特征的有效融合, 从而进一步提升模型在空间感知与时序预测任务中的综合表现。

鉴于源数据集与目标数据集在图像模态上的特征分布具有较高相似性, 而文本属性在语义分布上存在较大差异, 因此

收稿日期: 2025 年 7 月 2 日; 修回日期: 2025 年 8 月 22 日

通信作者: 邵尉 (1980—), 男, 博士, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术, tvtglpp@126.com

在迁移过程中选择冻结卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 的全部参数, 对门控循环单元 (Gated Recurrent Unit, GRU) 和前馈神经网络 (Feedforward Neural Network, FNN) 进行微调。该策略在充分保留图像部分原有泛化能力的

基础上, 使模型能够适应目标任务中新引入的文本特征分布, 从而在数据样本规模有限的条件下实现更快的收敛速度与更优的泛化性能。

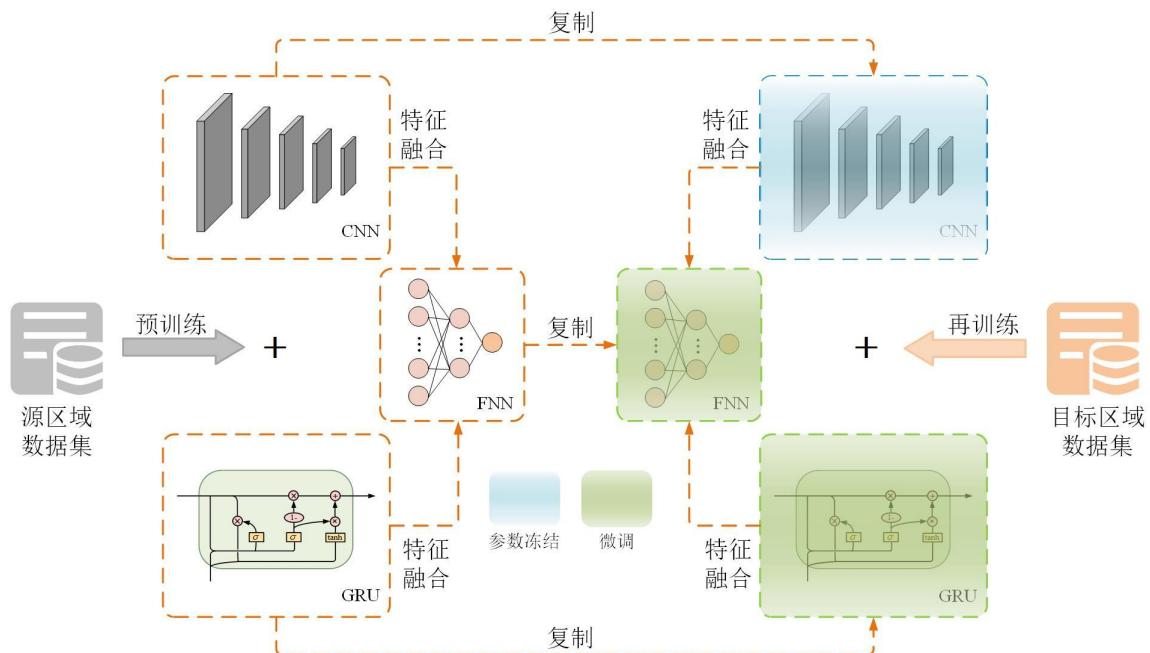


图1 系统框架

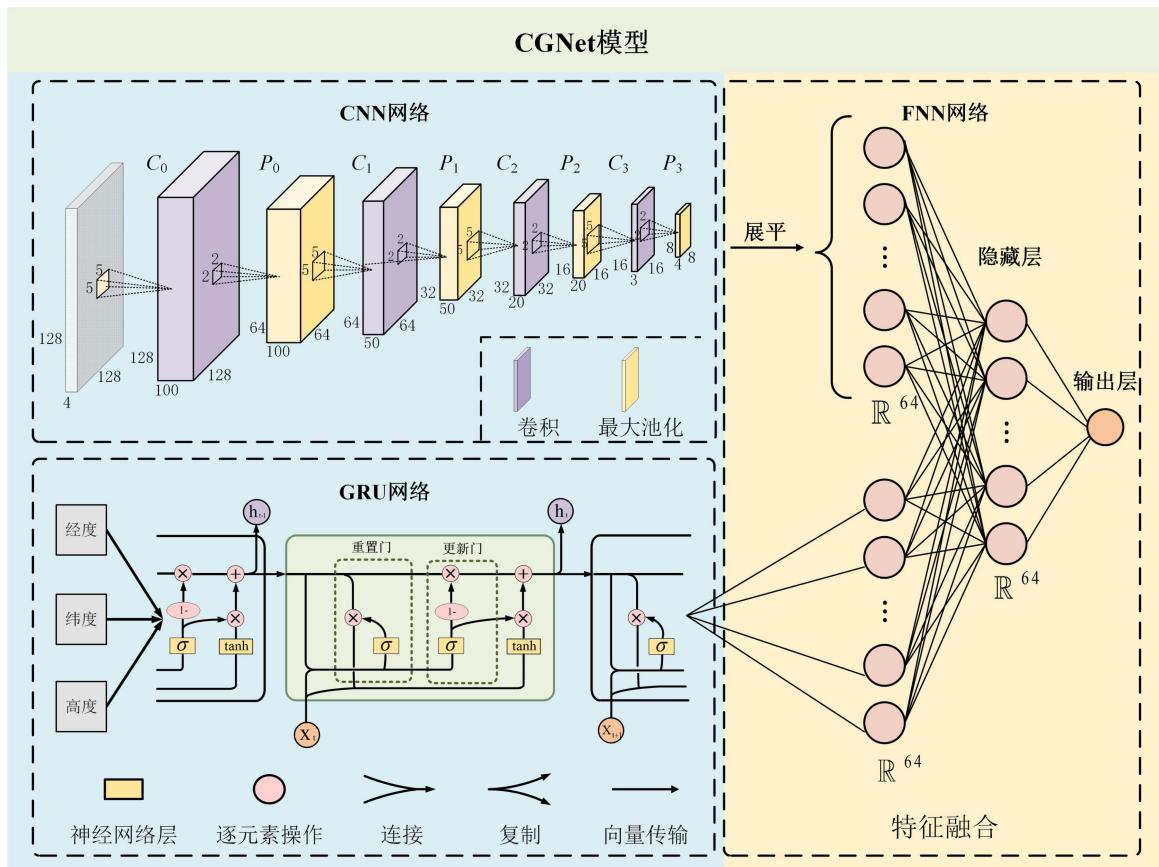


图2 CGNet模型结构

3 数据集生成

本文采用WinProp仿真平台构建了城市环境的三维电磁传播模型，实现了无人机动态飞行过程的数字化复现。研究目标选取江苏省南京市某 368×391 m的矩形区域，如图3所示。图中内框表示研究目标区域，框内的线表示无人机在仿真中的飞行路径，路径上每隔1m采集一个接收点数据，共获得1941个样本。

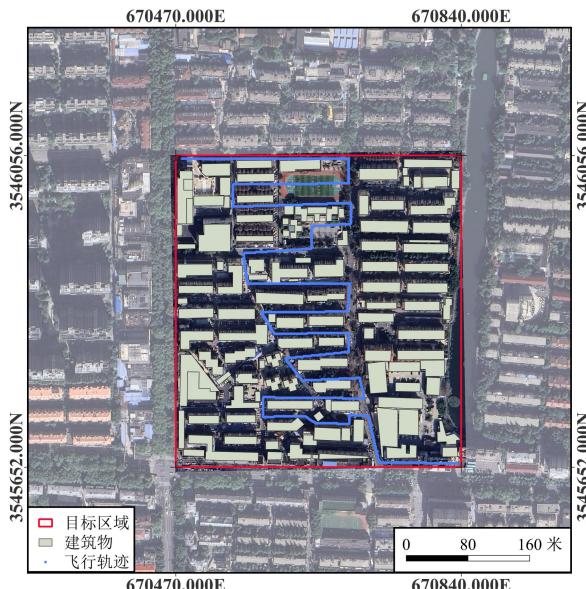


图3 目标区域的卫星影像图及无人机飞行路径

3.1 文本数据生成

发射机相关参数说明如表1所示，按照指定频率和功率连续发射电磁波信号，并结合射线追踪（Ray Tracing, RT）算法，获取每个接收点的相关参数，如式1所示。

$$x_n = [Lon, Lat, Height, E] \quad (1)$$

其中， $Lon(m)$ 、 $Lat(m)$ 和 $Height(m)$ 分别表示接收点的经度坐标以及无人机的绝对高度； $E(dB\mu V/m)$ 表示无人机接收点的场强数值。经度和纬度在通用横向墨卡托（UTM）坐标系中表示，EPSG系统代码为32650。

表1 发射机相关参数信息

参数	值
经度 (m)	670698.51
纬度 (m)	3545818.90
高度 (m)	1.5
频率 (MHz)	1000
功率 (W)	45
天线辐射模式	全向

利用数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM）获取每个无人机飞行点的地面高程值，从而计算无人机的绝对高度，该高度为飞行高度与对应地面高程值之和。为模拟动态飞行场景，无人机的飞行高度设计采用动态波动模式，初始高度设为35m，随后按照 $0.5 \sim 1.5$ m的随机步长在飞行过程中上升或下降。当飞行高度达到设定的随机上限或下限时，飞行高度自动切换，实现仿真实验中连续变化的飞行高度轨迹，具体实现方式见算法1，图4展示了无人机飞行轨迹及场强覆盖情况。

算法1：无人机动态飞行高度轨迹生成算法

```

输入: 接收点数量  $N$ 
输出: 飞行高度序列  $\{h_i\}_{i=1}^N$ 
初始化: 初始高度  $h_1 \leftarrow 35$ ;
        飞行方向变量  $dir \leftarrow$  上升
1 for  $i \leftarrow 2$  to  $N$  do
2   从区间  $[0.5, 1.5]$  中随机采样步长  $\Delta h_i$ ;
3   if  $dir =$  上升 then
4      $h_i \leftarrow h_{i-1} + \Delta h_i$ ;
5     从区间  $[80, 85]$  中随机采样阶段上限  $H_{\max}$ ;
6     if  $h_i \geq H_{\max}$  then
7        $dir \leftarrow$  下降; // 达到上限，切换为下降
8   else
9      $h_i \leftarrow h_{i-1} - \Delta h_i$ ;
10    从区间  $[20, 25]$  中随机采样阶段下限  $H_{\min}$ ;
11    if  $h_i \leq H_{\min}$  then
12       $dir \leftarrow$  上升; // 达到下限，切换为上升
13
14 返回:  $\{h_i\}_{i=1}^N$ ; // 返回完整高度序列

```

算法1

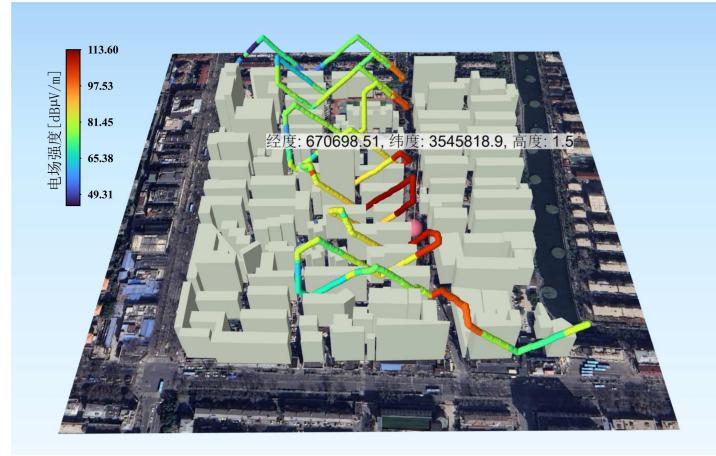


图4 无人机飞行轨迹及场强覆盖情况

3.2 建筑物高度切片图生成

利用QGIS软件对研究区域内的GeoShape格式建筑物数据进行了系统化处理，具体步骤如下：首先，根据各接收点的高度信息生成建筑物高度切片图，该切片图用于显示特定高度范围内的建筑物分布情况。其次，以每个接收点为中心，截取了对应高度下的 128×128 像素矩形区域，每个矩形区域的实际覆盖面积约为 128×128 m，如图5所示。

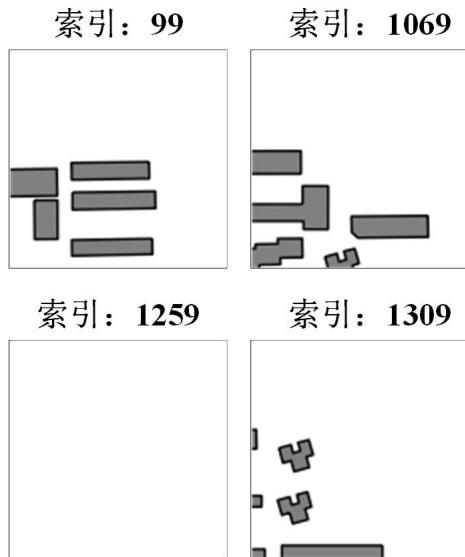


图5 建筑物高度切片图

4 实验结果与分析

4.1 模型参数设置

本文选取在源数据集上预训练得到的CGNet模型作为目标任务的初始化权重。为保持与源模型训练过程的一致性，并进一步提升在目标任务中的训练稳定性与性能，本文在微调过程中沿用了源数据训练中已验证有效的优化策略，包括使用Adam优化器、L2正则化项以及通过指数衰减调整学习率，模型训练与微调过程中所采用的参数设置详见表2。

表2 训练参数设置

参数类别	参数名称	值或说明
超参数	批大小	64
	训练轮次	200
	优化器	Adam
优化器配置	初始学习率	0.01
	权重衰减	1e-3
学习率调度	调度策略	ExponentialLR
	衰减因子 γ	0.98
迁移学习策略	预训练模型	CGNet
	冻结层	CNN
	微调层	GRU、FNN

4.2 评价指标

主要评估指标包括：均方误差（Mean Squared Error, MSE）、均方根误差（Root Mean Squared Error, RMSE）和平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）。这些指标从多个角度评估模型预测值与真实值之间的差异，能够全面衡量模型的拟合性能。

MSE通过计算预测值与真实值之间误差的平方并求平均，反映了整体偏差的程度。由于平方操作会放大较大的误差，MSE对异常值具有较高的敏感性。

RMSE是MSE的平方根形式，通过恢复原始数据的量纲，使得误差的大小更具直观性。

MAE计算的是预测值与真实值之间绝对误差的平均值，相较于MSE和RMSE，MAE对于极端值影响较小，更能稳定反映整体误差水平。

4.3 实验结果分析

为了评估迁移学习在模型训练中的有效性，对比了从零开始至300轮下的直接训练与基于预训练模型进行微调的两种方法在训练集和验证集上的表现，如图6所示。

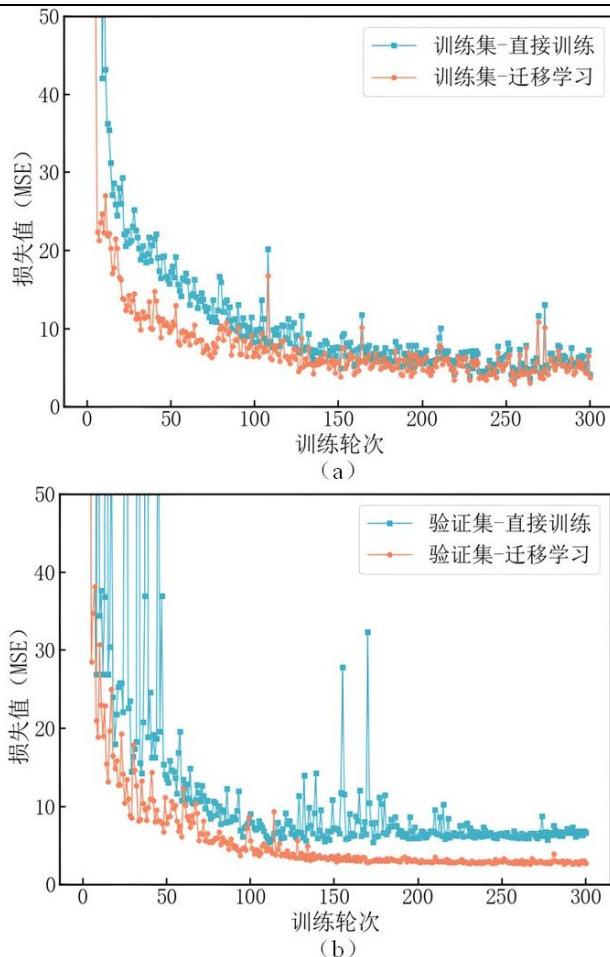


图6 (a)：直接训练与迁移学习在训练集上的损失变化对比

（b）：直接训练与迁移学习在验证集上的损失变化对比

图(a)展示了两种方法在训练集上的损失变化趋势。直接训练方法在初始阶段的损失值较高，并在随后的训练中缓慢下降，期间伴有明显的波动和若干尖峰，表明模型训练过程不够稳定。

相比之下，迁移学习方法在训练初期便展现出较低的损失值，并且收敛速度显著更快，整体曲线更加平滑，显示出更好的稳定性和效率。

图(b)展示了两种方法在验证集上的损失变化趋势。直接训练方法的损失值波动较大，尤其是在训练初期，损失值出现了多次剧烈震荡。而迁移学习方法在整个验证过程中表现出更加平稳的损失曲线，初始阶段即维持较低的误差水平，并在后期稳定收敛。

迁移学习策略有效降低了模型在训练过程中的初始损失和训练轮次，且在200轮次时就达到了收敛，整体性能优于直接训练方法。为了更全面评估各模型的预测性能，图7展示了基于多个评价指标的对比分析。

结果表明，迁移学习后的模型在预测任务中表现最佳，其MSE、RMSE和MAE均为最低。与直接训练模型相比，迁移学习模型在MSE、RMSE和MAE上的误差分别降低了32.7%、17.8%和9.5%。这表明迁移学习模型在所有评价指标上均表现出明显的误差降低，体现了其更优的预测性能。

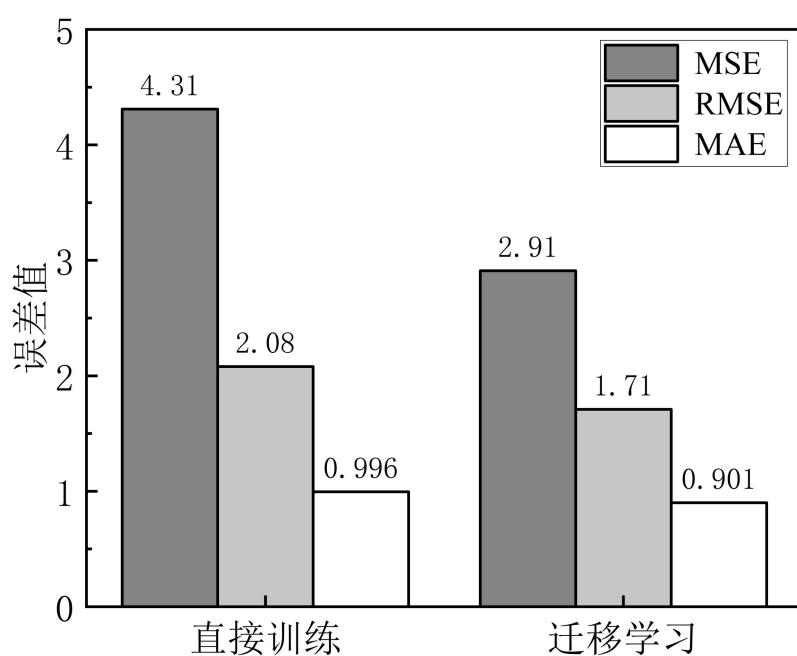


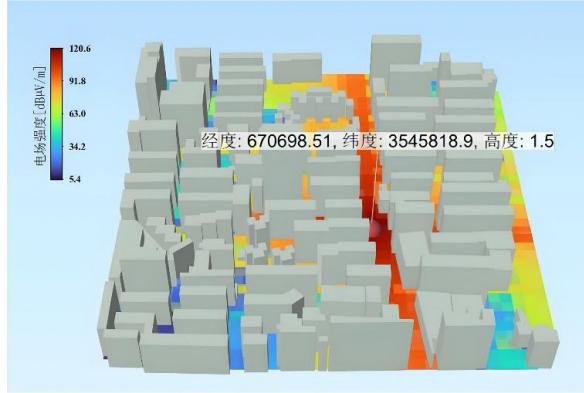
图7 评价指标对比分析

图8展示了通过本文微调后的模型预测的城市低空三维电

磁地图。该三维电磁地图结合了场强预测数据与地理信息系统

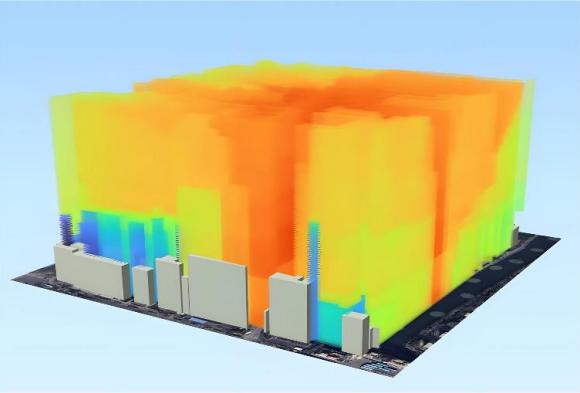
(GIS)，实现了场强态势分布的可视化。

图8 (a) 展示了在1.5m高度下的场强分布情况，由于辐射源位于该高度，因此其所在位置呈现出场强的最大值。图8 (b)、

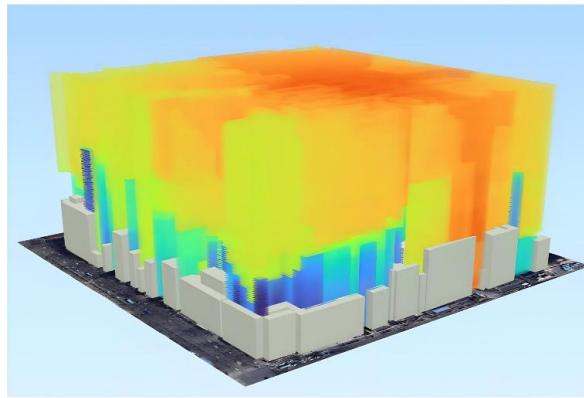


(a)

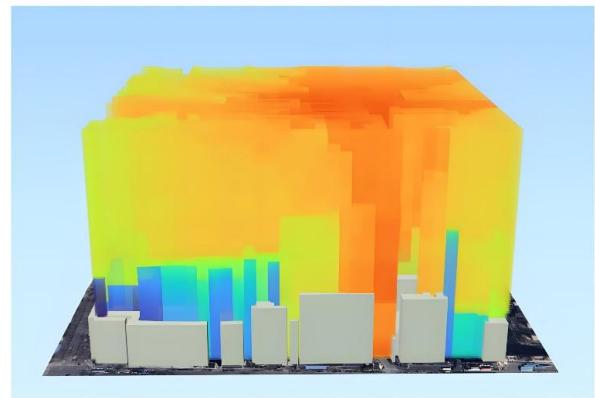
图8 (c) 和图8 (d) 分别展示了从地面至100米高度范围内的场强分布情况，从不同角度展示三维电磁地图可视化。



(b)



(c)



(d)

图8 (a)：1.5m高度下的场强分布

(b) – (d)：地面至100m高度范围内电磁地图的不同视角图

随着高度的增加，场强分布逐渐变化，为城市低空电磁环境提供了不同高度下的详细三维视图，从而呈现出全局电磁场态势。

5 结论

本文围绕城市低空电磁环境建模的关键问题，提出了一种基于迁移学习的三维电磁地图构建方法。针对二维电磁地图在三维城市空间中适应性不足、数据成本高及模型泛化能力有限的问题，本研究构建了融合三维空间信息与电场强度数据的多模态数据集，并引入迁移学习策略，通过对源域模型的有效迁移和目标区域的微调，实现了低数据量条件下的三维建模。实验结果验证了所提方法在预测精度、模型收敛速度和泛化能力方面的显著优势，其中MSE、RMSE与MAE分别降低了32.7%、17.8%和9.5%。该研究为构建支持低空经济发展的智能化城市空域管理系统提供了可行的技术路径，对未来低空通信保障、无人机路径规划及城市电磁环境感知等应用场景具有重要意义。

参考文献

- [1] Zaid A A, Belmekki B E Y, Alouini M S. eVTOL communications and networking in UAM: Requirements, key enablers, and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2023, 61(8): 154–160.
- [2] Li Y, Wang W, Zhang C, et al. Joint UAV Deployment and Space-Time-Frequency Resource Allocation for Low-Altitude Economy[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025.
- [3] Wang Y, Sun G, Sun Z, et al. Toward Realization of Low-Altitude Economy Networks: Core Architecture, Integrated Technologies, and Future Directions[J]. arxiv preprint arxiv:2504.21583, 2025.
- [4] N. R. Leonor et al., "Site-Specific Radio Propagation Model for Macrocell Coverage at Sub-6 GHz Frequencies," in IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol. 70, no. 10, pp. 9706–9715, Oct. 2022.
- [5] G. Yapar, F. Jaensch, R. Levie, G. Kutyniok and G. Caire, "Overview of the First Pathloss Radio Map Prediction Challenge," in

- n IEEE Open Journal of Signal Processing, vol. 5, pp. 948–963, 2024.
- [6] Levie R, Yapar Ç, Kutyniok G, et al. RadioUNet: Fast radio map estimation with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(6): 4001–4015.
- [7] Romero D, Kim S J. Radio map estimation: A data-driven approach to spectrum cartography[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2022, 39(6): 53–72.
- [8] Zhang Z, Zhu G, Chen J, et al. Fast and accurate cooperative radio map estimation enabled by GAN[C]//2024 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2024:1641–1646.
- [9] Hu Y, Zhang R. A spatiotemporal approach for secure crowd sourced radio environment map construction[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 28(4): 1790–1803.
- [10] Shrestha S, Fu X, Hong M. Deep spectrum cartography: Completing radio map tensors using learned neural models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 1170–1184.
- [11] Ivanov A, Muhammad B, Tonchev K, et al. Uav-based volumetric
- c measurements toward radio environment map construction and analysis[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9705.
- [12] 冯梦婷, 罗业超, 鹿海州, 等. 基于CGNet网络的电磁地图构建方法[C]. 第六届全国电子战大会, 2024, (04):77–84.

作者简介:

冯梦婷 (2001—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术。

罗业超 (1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术。

邹航 (1999—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术。

尹廷辉 (1973—), 男, 硕士, 主要研究方向: 信号处理。

晋军 (1977—), 男, 博士, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术。

刘杨 (1995—), 女, 硕士, 主要研究方向: 电磁频谱与微波技术。

王冉 (1995—), 男, 博士, 主要研究方向: 类脑神经网络。

A method for constructing 3D urban low-altitude radio maps based on transfer learning

FENG Mengting, LUO Yechao, ZOU Hang, YIN Tinghui, SHAO Wei, JIN Jun, LIU Yang, WANG Ran

Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, Jiangsu

Abstract: With the rapid development of the low-altitude economy and the continuous advancement of intelligent urban airspace management, three-dimensional (3D) radio maps have significant application value in ensuring low-altitude flight safety and optimizing communication network deployment. Focusing on urban low-altitude scenarios, this paper proposes a 3D radio map construction method based on transfer learning. First, a multimodal dataset covering typical urban low-altitude flight environments is built, including information such as 3D geographic coordinates, electric field strength distributions, and building height slices. Next, by leveraging pretrained source domain weights and fine-tuning the model with target region data, effective transfer from two-dimensional (2D) to 3D domains and across regions is achieved. Finally, high-resolution 3D radio maps are generated through visualization techniques. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms direct training approaches in both prediction accuracy and model convergence speed, reducing Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Error (MAE) by 32.7%, 17.8%, and 9.5%, respectively, and significantly improving prediction accuracy and generalization capability.

Keywords: Low-altitude economy, 3D radio map, Transfer learning, Visualization