

Aerial Path Planning for Online Real-Time Exploration and Offline High-Quality Reconstruction of Large-Scale Urban Scenes

Yilin Liu, Ruiqi Cui, Ke Xie, Minglun Gong, Hui Huang

摘要

Existing approaches have shown that, through carefully planning flight trajectories, images captured by Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) can be used to reconstruct high-quality 3D models for real environments. These approaches greatly simplify and cut the cost of large-scale urban scene reconstruction. However, to properly capture height discontinuities in urban scenes, all state-of-the-art methods require prior knowledge on scene geometry and hence, additional prepossessing steps are needed before performing the actual image acquisition flights. To address this limitation and to make urban modeling techniques even more accessible, we present a real-time explore-and-reconstruct planning algorithm that does not require any prior knowledge for the scenes. Using only captured 2D images, we estimate 3D bounding boxes for buildings on-the-fly and use them to guide online path planning for both scene exploration and building observation. Experimental results demonstrate that the aerial paths planned by our algorithm in realtime for unknown environments support reconstructing 3D models with comparable qualities and lead to shorter flight air time.

关键词： Computing methodologies → Computer graphics; Shape modeling; Mesh geometry models

1 引言

1.1 选题背景

随着科技与社会的不断发展，大规模的城市建筑三维数据将会在城市发展规划、交通流量控制以及数字安防等许多方面发挥基础性的、平台性的功能，成为未来数字城市必不可少的基础设施之一。近年来，通过精细的路径规划，利用无人机拍摄照片进而进行高精度三维重建吸引了很多研究者的关注。这一类方法很大程度上减少了城市场景重建成本。然而，为了正确处理城市中高低起伏的建筑以及复杂结构，几乎所有的方法都需要场景的几何信息作为先验输入，这就在采集数据之前带来了额外的处理开销。

1.2 选题依据

无人驾驶飞行器 (UAV) 在近些年取得了蓬勃发展，成为了在各个领域广泛使用的平台，被用于携带各种数据捕获传感器。这种成功的原因有很多方面：无人机的高机动性、执行自主数据采集的能力、在不同高度飞行以及到达几乎任何有利位置的可能性。选择合适的视点和规划无人机的最佳轨迹是一个新兴课题，旨在提高数据捕获过程的自动化、效率和可靠性，以实现具有所需质量的数据集。另一方面，使用无人机捕获的数据进行三维重建也引起了研究和工业界的关注。

1.3 选题意义

文章提出一种能够在没有任何环境先验情况下，实时对场景进行探索-重建的路径规划算法。利用无人机实时采集，实时恢复出目标建筑的三维包围盒来引导无人机对环境进一步探索和采集三维重

建所需的多视角照片。大量实验表明，相比之前的方法，本算法能够在消耗较少计算资源的条件下，规划出更节能且具有更高重建质量的无人机飞行路径。

2 相关工作

无人机在近些年的高速发展使其易用性与普及度均大幅提高，进而促使捕获大量的场景图像以实现最佳三维重建的研究产生。但考虑到当前无人机的有限续航力以及其他实际飞行时间限制、过多添加视角的收益递减甚至产生负面影响，以及处理所有图像的高计算成本，这种方法既不高效也不适用于真实场景。因此，目前应用的大多数基于无人机的重建项目要么由操作员操作，要么使用相机指向固定方向的现成商业飞行规划软件。

选择/过滤已经密集捕获的图像的子集以进行三维重建是另一种可能的解决方案，通过减少显着的计算开销并避免某些图像对最终模型的负面影响。这些技术需要一组完整的已捕获图像来过滤其中的一些图像，以实现高质量的三维重建。^[1]采用视图重要性度量来过滤视点，^[2]是一种基于增量下一个最佳视角（NBV）的方法。但该方法除了存在数据采集时间问题之外，视点选择和处理剩余图像的总计算成本可能接近所有图像的处理时间。此外，相机位置被密集采样，相机姿势的其他三个旋转参数并没有优化。其他一些方法试图通过估计缺失部分和低质量三维重建区域并迭代添加一些修正视点来改善最终重建结果来改善规则模式数据捕获的输出。

当前较好的解决方案可能是：在开始数据捕获之前采用整体规划路径的方法，这也是各种研究社区中大多数研究的方法。自动飞行计划方法可以分为无模型方法或基于模型的方法。基于模型的方法使用初始粗模型（几何代理）用于生成最佳视点和路径规划。无模型方法在没有场景的几何代理的情况下，通过使用新的测量迭代实时生成和更新模型来解决这个问题。在以下部分，简要讨论了现有的无模型和基于模型的方法。

2.1 基于模型的方法

基于模型的方法利用场景几何的粗略表示（几何代理）来生成最佳视点和路径规划。Roberts 等人^[3]对场景几何的估计来规划轨迹，确保近似完全覆盖、避障和不同的视角。Koch 等人^[4]将轨迹生成问题描述为定向问题，并应用利用子模块性和摄影测量相关启发式的离散优化作为解决方案。同时，Smith 等人^[5]引入了一种启发式设计的可重构性度量来预测重建质量。相应地设计了一种连续优化方法来最大化场景中所有点的可重构性。使用相同的启发式度量，Zhou 等人^[6]引入了一种 Max-Min 优化方法来选择视点，以便在有限数量的视点下实现最大可重构性。Smith 等人^[5]和 Zhou 等人^[6]依赖于直接优化可重构性度量可以最大化重建质量的假设，这在实践中可能不成立。使用数据驱动的度量，而不是启发式设计的度量，可能会提高度量的鲁棒性。

2.2 无模型的方法

无模型方法没有目标结构或场景的任何先验信息。由于没有先验信息，因此计算最佳扫描轨迹十分具有挑战性。无模型方法必须从当前部分构建的模型中以在线方式找到最佳扫描轨迹。该问题与探索规划问题相同，在线确定扫描路径以探索未知且空间有界的环境。在这个问题中，扫描平台必须实时估计其位置并构建环境的三维模型。可以使用 SLAM 方法来估计位置，并且可以使用环境映射方法构建稀疏三维模型。SLAM 系统用于定义无人机的姿态，从场景中捕获数据，并将无人机引导至定义

的位置。尽管如此，在指挥无人机移动之前，必须确定下一步的位姿。在过去的二十年中，许多 SLAM 方法使用概率方法来减少不准确的传感器对地图的影响，使用毫米波构建相关地图，集成粒子滤波器和扩展卡尔曼滤波器。另一种 SLAM 系统是视觉 SLAM，它可以在运行中产生快速的三维重建。

大多数无模型方法都采用下一个最佳视图 (NBV) 方法。这种方法是一种从部分信息中找到局部解决方案的贪心方法。它始终如一地从当前地图中获取最大未知信息的最佳视点。未知信息是根据各种扫描场景的目的来定义的。一些方法^{[7][8]} 试图在最短时间内彻底探索场景，评估未知体素以确定 NBV。一些方法^{[9][10]} 试图检查未知结构的所有表面，找到观察最大未覆盖表面的视点。其他方法^{[11][12]} 试图重建目标结构或环境的精确三维模型，这些方法分析了三维模型的重建质量，例如完整性和准确性。

3 本文方法

3.1 本文方法概述



图 1: 方法流程图

系统将无人机在指定地点的实时视频作为输入，检测建筑物并估计其边界框（例如，顶行的第一个模型），这将引导无人机进一步探索现场（黄色轨迹）并从不同角度观察建筑物（蓝色轨迹）。额外的观察进一步增强了我们对该区域的了解，通过包围盒检测将更多的建筑建模为长方体（顶部行中的剩余模型）。在飞行结束时，捕获的图像序列（中间）用于为整个场景（底部）构建高质量模型。

该方法的主要贡献如下：

- 无需任何先验输入，首次提出实时联结场景探索和三维重建数据采集。
- 根据实时检测的目标建筑三维包围盒，巧妙分解场景区域使得无人机可以高效分块探索，同时实时规划飞行路径自主拍摄场景中所有建筑物的多视角照片，用于后期高精度大规模三维场景重建。

3.2 实时路径规划

该方法的路径规划分为实时探索路径规划与实时重建路径规划。对于检测到的建筑物实例，首先确定局部探索目标，并根据已探索区域与局部探索目标进一步划分探索区域，在探索区域内执行完全覆盖路径规划 (CCPP)。当无人机飞行至未重建建筑物上方，则转而开启建筑物重建采集模式。通过预

先定义的一系列飞行优化规则实时生成路径并完成三维重建数据采集。

Procedure 1 渐进式探索与重建算法.

Input: 待重建场景 S 的边界

Output: 一组检测到的建筑物 B_i 和一个无碰撞轨迹 V , 它访问 S 中的所有区域并观察所有建筑物。

初始化一个 cell 集合 C_k , 并将它们标记为未访问。

while C_k 中存在未访问的 cell **do**

 确定一个探索目标;

 生成一条到达 T 的探索路径 $V_{\text{exp}}(T)$;

while 在路径 $V_{\text{exp}}(T)$ 中到达 cell C_j **do**

if C_j 包含一个建筑物 B_j **then**

 生成一条用于观察 B_j 的路径 $V(B_j)$

end

end

 将 C_j 标记为已访问;

end

4 复现细节

4.1 与已有开源代码对比

项目代码未开源。

4.2 实验环境搭建

硬件环境: Intel(R) Xeon(R) Platinum 8260 CPU @ 2.40GHz, Dell Inc. 060K5C

软件环境: Windows10, Visual Studio2022

主要编程库: CGAL5.5.1, Eigen

4.3 界面分析与使用说明

该项目通过读取一个 Json 文件获取系统所需要的若干参数。下面列举了若干重要参数:

- `with_exploration`: 生成探索路径
- `with_reconstruction`: 生成重建路径
- `view_distance`: 相机视距
- `safe_distance`: 安全距离
- `vertical_overlap`: 垂直覆盖率
- `horizontal_overlap`: 水平覆盖率
- `fov`: 相机 FOV
- `model_path`: 待处理模型路径
- `is_viz`: 是否可视化
- `DRONE_STEP`: 无人机步长
- `mapper`: 地图类型
- `ccpp_cell_distance`: cell 长度

使用方式: 传入正确的 Json 配置文件后便可使用。若将 `is_viz` 设置为 True, 则将会有如下可视化窗口实时展示飞行路径。

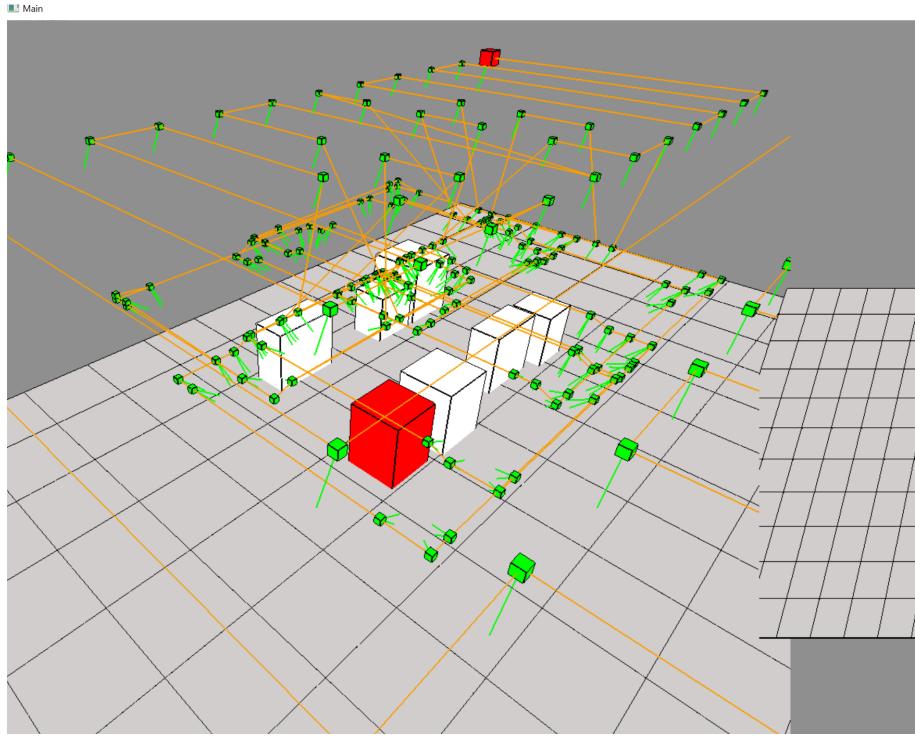


图 2: 可视化界面示意

4.4 创新点

4.4.1 新的CCPP 算法

Procedure 2 BA* algorithm.

Input: The robot' s configuration consists of the initial position and the heading angle

Output: None

Step 1. Initialize $\mathcal{M} = \emptyset$.

Step 2. Cover the workspace based on the BM algorithm as described in Algorithm 3. As soon as the robot arrives at the critical point, it finishes the current boustrophedon motion.

Step 3. Detect the backtracking list based on the model \mathcal{M} found so far.

Step 4. Check whether the backtracking list \mathcal{L} is empty, i.e., no backtracking point is detected. If yes, the coverage task of the robot ends; otherwise, do the following steps:

Step 5. Determine the best backtracking point as the starting point s_{sp} of the next boustrophedon motion to the critical point s_{cp} based on the backtracking list \mathcal{L} [i.e., Eq. (9)].

Step 6. Plan a collision-free path from the critical point s_{cp} to the next starting point s_{sp} using A* search on model \mathcal{M} .

Step 7. Shorten the path obtained from A* using the A*SPT algorithm.

Step 8. Follow the path obtained by A*SPT from the critical point s_{cp} to the next starting point s_{sp} .

Step 9. Adjust the heading angle at the next starting point s_{sp} . Then, go to Step 2 to cover the next uncovered region.

原有的目标选择仅仅根据距离选择，没有有效利用目前的环境已知信息，因而存在进一步的提升空间。利用该算法提高该系统路径规划的全局性，即不再仅根据距离确定下一步的优化目标，而是在现有已知环境下选择当下最优的重建目标。可以产生更加适合实际情况的区域分解。

4.4.2 新的视角生成方式

该文章中原有的重建路径生成方式依据几个简单的规则，虽然它们简洁高效，但是随着无人机计算能力的提高，也许在实际应用中也可以采用更好的路径生成方式。

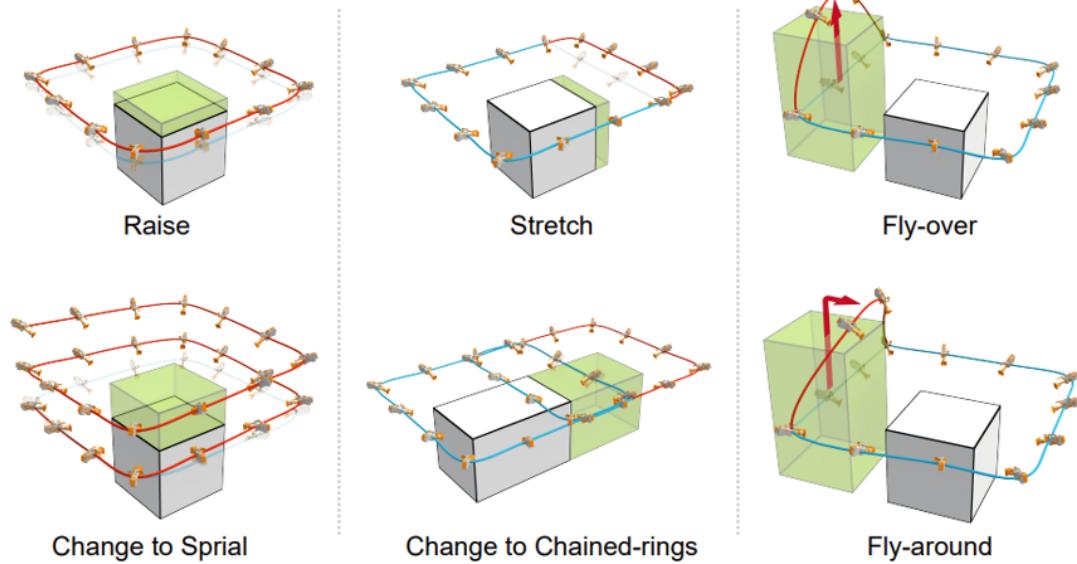


图 3: 原有的重建路径生成规则

首先，场景中距离相近的若干建筑物会被当做一个目标处理，而不是分别处理。如下图所示的红框内建筑就应被组合成一个目标。

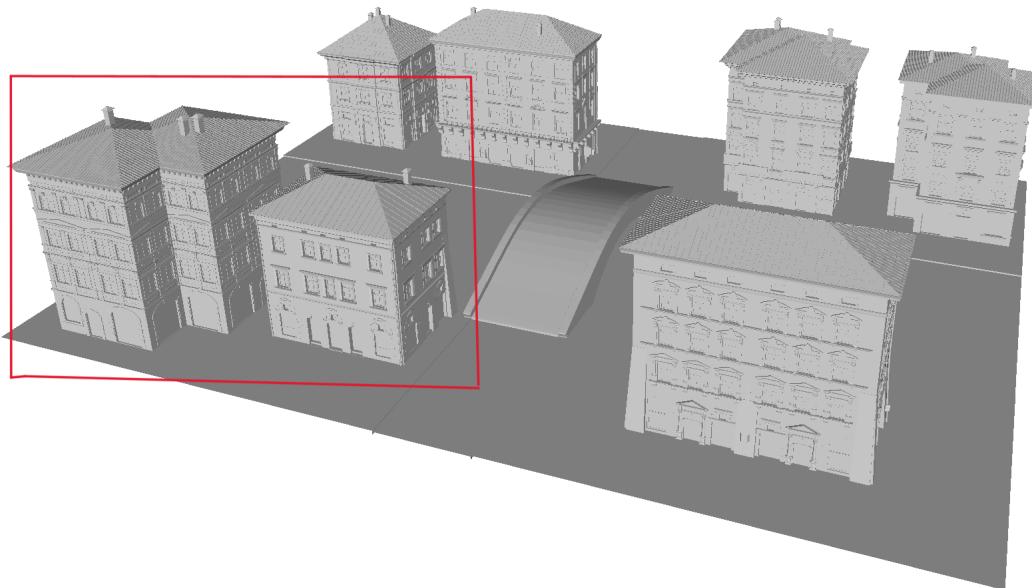


图 4: 场景实例

在此之上，在代码中实现了一个新的执行速率评估模块。对于该研究中的关键组件 Next-Best-Target，在我的实现中，会根据路径生成方式的不同，结合当前路径生成方式的速率，决定生成新的路径的频率。因而可以实现路径生成方式的模块化。更容易测试不同的路径生成方式。

路径生成算法速率评估函数如下：

```

auto timeFuncInvocation =
    [&](auto&& func, auto&&... params)
{
    timer::time_point timer = timer::now();
    std::forward<decltype(func)>(func)
        std::forward<decltype(params)>(params)...);
    const double t = std::chrono::duration_cast<std::chrono::duration<double>>(timer::now() - timer).count();
    std::cout << std::fixed << std::setprecision(9) << t << std::endl;
    exeTime.push_back(static_cast<float>(t));
    return t;
};

```

图 5: 路径生成算法速率评估函数

请注意，在该方案的设计下，不同平台不同算力的情况下，我们可以自适应的调整路径生成频率，进而选择各平台下最好的路径生成方式。

当前，我实现了 Zhou 等人^[6]的优化算法模块，并将其封装为当前系统的一个可选路径生成方式组件。在多线程与新设计的加持下，也可以在局部小范围内，如上图中的两座建筑为目标时，提供近乎实时的更好的路径生成。

4.4.3 更快的安全性检查

利用 CGAL 库提供的 AABB Tree 类型封装了场景中视点的安全性检查函数，相比于 Height Map，它具有更快的查询速度、更小的内存占用以及对于复杂模型更高的准确性。

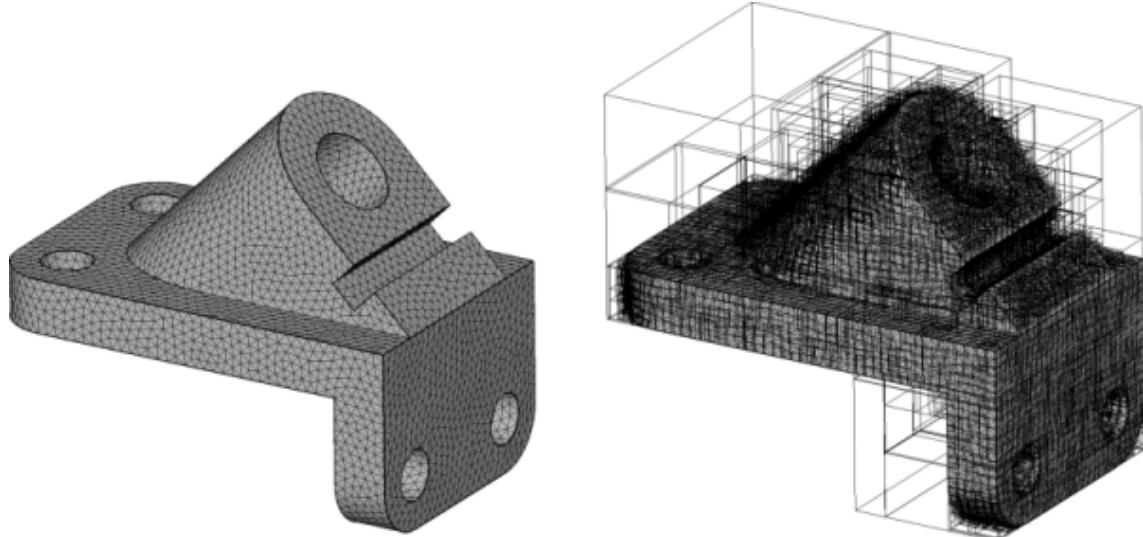


图 6: 复杂几何模型的 AABB Tree

5 实验结果分析

实验在模拟环境中进行，首先计算飞行路径，然后在模拟环境中采集环境的图像信息，部分采集图像如下：

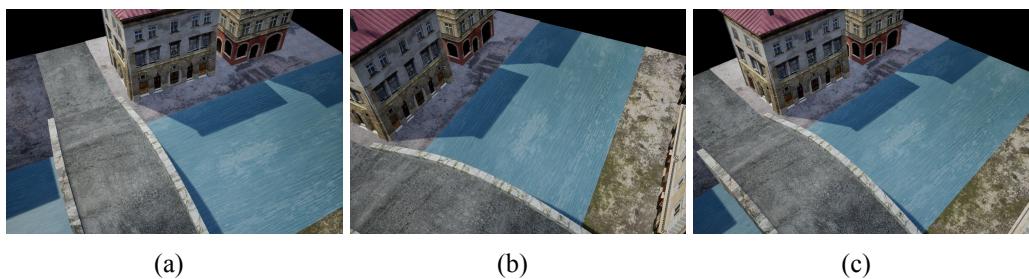


图 7: 飞行路径部分采集照片序列

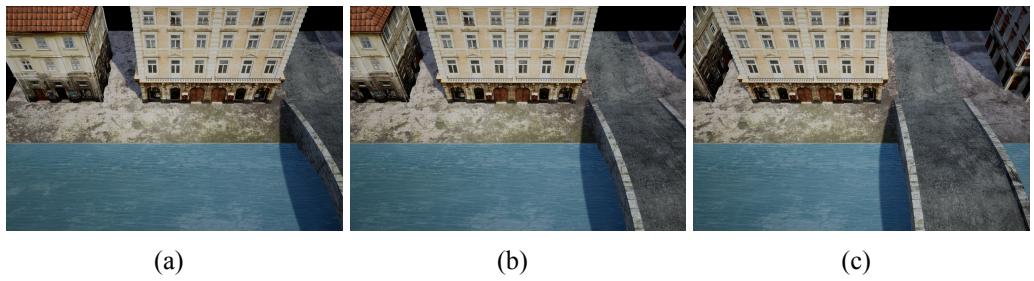


图 8: 飞行路径部分采集照片序列

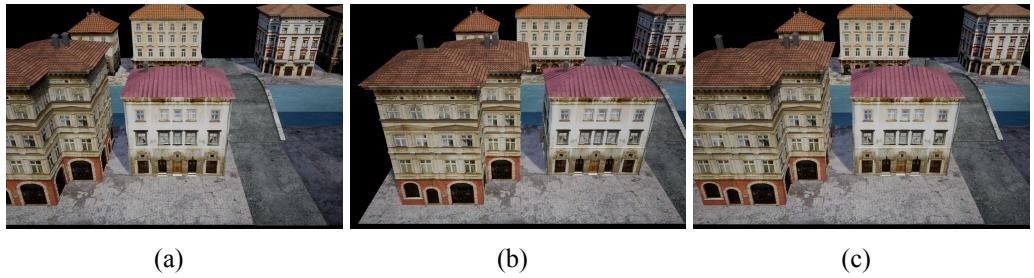


图 9: 飞行路径部分采集照片序列

将采集结果利用 RealityCapture 进行重建。重建结果展示如下：

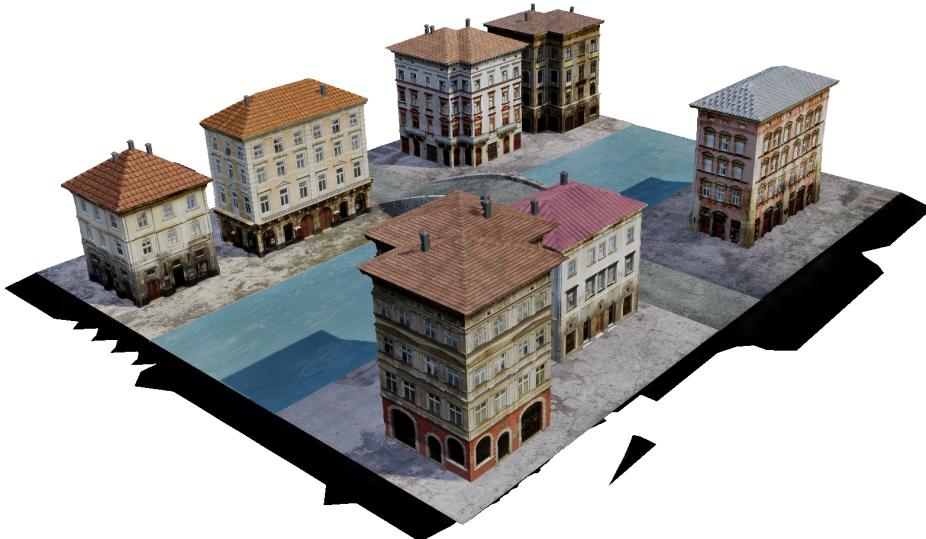


图 10: 场景重建结果

6 总结与展望

在本次课程实践中，我通过阅读与学习，完成了对 Aerial Path Planning for Online Real-Time Exploration and Offline High-Quality Reconstruction of Large-Scale Urban Scenes 的复现与优化。通过本次实践，我了解了从基础的 IO 到各种算法细节的无人机路径生成系统的实现方式。在当前的实现中仍存在一些不稳定的问题，需要在日后进行改进。同时，对于更多更好的路径优化或生成规则也值得进一步探索。

参考文献

- [1] MAURO M, RIEMENSCHNEIDER H, SIGNORONI A, et al. A unified framework for content-aware view selection and planning through view importance[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference. BMVA Press, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.5244/C.28.69>.
- [2] MENDEZ O, HADFIELD S, PUGEAULT N, et al. Next-Best Stereo: Extending Next-Best View Optimisation For Collaborative Sensors[C]//. 2016. DOI: 10.5244/C.30.65.
- [3] ROBERTS M, DEY D, TRUONG A, et al. Submodular Trajectory Optimization for Aerial 3D Scanning [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV) 2017. 2017.
- [4] KOCH T, KÖRNER M, FRAUNDORFER F. Automatic and Semantically-Aware 3D UAV Flight Planning for Image-Based 3D Reconstruction[J/OL]. Remote Sensing, 2019, 11(13). <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/13/1550>. DOI: 10.3390/rs11131550.
- [5] SMITH N, MOEHRLE N, GOESELE M, et al. Aerial Path Planning for Urban Scene Reconstruction: A Continuous Optimization Method and Benchmark[J/OL]. ACM Trans. Graph., 2018, 37(6). <https://doi.org/10.1145/3272127.3275010>. DOI: 10.1145/3272127.3275010.
- [6] ZHOU X, XIE K, HUANG K, et al. Offsite Aerial Path Planning for Efficient Urban Scene Reconstruction[J/OL]. ACM Trans. Graph., 2020, 39(6). <https://doi.org/10.1145/3414685.3417791>. DOI: 10.1145/3414685.3417791.
- [7] CIESLEWSKI T, KAUFMANN E, SCARAMUZZA D. Rapid exploration with multi-rotors: A frontier selection method for high speed flight[C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). 2017: 2135-2142. DOI: 10.1109/IROS.2017.8206030.
- [8] MILAS A, PETROVIC T, IVANOVIC A, et al. A Multi-Resolution Frontier-Based Planner for Autonomous 3D Exploration[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, PP: 1-1. DOI: 10.1109/LRA.2021.3068923.
- [9] BIRCHER A, KAMEL M S, ALEXIS K, et al. Receding horizon path planning for 3D exploration and surface inspection[J]. Autonomous Robots, 2018, 42. DOI: 10.1007/s10514-016-9610-0.
- [10] SONG S, KIM D, JO S. Online coverage and inspection planning for 3D modeling[J]. Autonomous Robots, 2020, 44: 1431-1450.
- [11] SONG S, JO S. Surface-Based Exploration for Autonomous 3D Modeling[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2018: 4319-4326. DOI: 10.1109/ICRA.2018.846086 2.
- [12] KOMPIS Y, BARTOLOMEI L, MASCARO R, et al. Informed Sampling Exploration Path Planner for 3D Reconstruction of Large Scenes[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 7893-7900. DOI: 10.1109/LRA.2021.3101856.