本文预印本发表于：IEEE安全、防护与救援机器人国际研讨会（SSRR）2022

用于高效施工进度监测的三维覆盖路径规划

Katrin Becker、Martin Oehler 和 Oskar von Stryk

arXiv:2302.00968v1 [cs.RO] 2 Feb 2023

摘要——在施工现场，必须持续监测施工进度，确保当前状态与计划状态相符，从而提高效率和安全性，并及早发现施工缺陷。自主移动机器人能够以较高的数据质量和一致性记录施工状态。然而，要找到一条能够完全覆盖施工现场的路径是一项具有挑战性的任务，因为施工现场可能规模庞大、随时间缓慢变化，并且存在动态物体。现有方法要么是需要耗费较长时间探索整个建筑物的探索方法，要么是不适用于大型复杂建筑物的物体扫描方法，要么是仅考虑二维覆盖的规划方法。

本文提出一种新方法，用于规划在多个楼层的大型施工现场进行进度监测的高效三维路径。借助现有三维模型，我们确保传感器载荷（如360度相机或激光雷达）能够覆盖建筑物的所有表面。这使自主地面机器人能够持续、可靠地监测施工现场的施工进度。我们通过人工建筑模型和真实建筑模型展示了所提出规划器的有效性；与传统探索规划器相比，该方法能够实现更短的路径和更高的覆盖率。

一、引言

在现代建筑施工中，施工的每个阶段都会通过建筑信息模型（BIM）流程规划为数字模型。持续监测施工进度，可确保当前状态与原始计划一致。这样便能及早发现施工缺陷，从而提高施工期间的安全性和生产效率。施工现场的状态会记录在“数字孪生”中，并随时间不断累积数据，例如360度相机图像或激光雷达点云。为了提高数据质量，需要制定监测计划，明确标示所需数据的采集位置。这样可以构建更完整的模型，并使数据更一致、更具可比性。此类模型的数据可以由人工按照计划采集，通过拍摄照片和扫描环境来完成。然而，人在执行长期重复性任务时容易出错，导致数据不完整。因此，可以利用自主移动机器人自动完成这项任务。它们能够精准遵循计划，并以高度一致的方式采集数据。地面机器人非常适合施工现场，因为它们能够在建筑物内部安全移动，并搭载较重的传感器载荷。

所有作者均来自德国达姆施塔特工业大学仿真、系统优化与机器人学组。{kbecker, oehler, stryk}@sim.tu-darmstadt.de本文所述研究由 Nexplore 在 AICO协作实验室的支持下完成。
978-1-6654-5680-7/22/$31.00 ©2022 IEEE

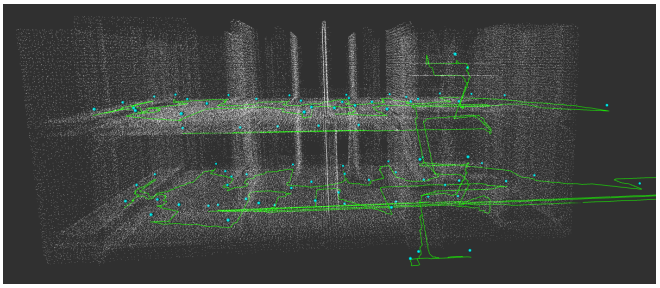


图 1：在真实建筑模型的多个楼层上，为较小的目标模型（白色点云）规划的路径。圆点表示选定的视点，绿色线条表示规划路径。该路径包含 84 个航路点，全长 520.77 米。

制定覆盖大型建筑物所有表面的监测计划是一项具有挑战性的任务。现有的物体扫描方法 [1], [2] 通常仅适用于小型物体和场景，而且不允许机器人进入物体或场景内部。另一方面，探索方法 [3], [4] 不利用有关环境的先验信息，因此探索完整建筑物需要很长时间。虽然有一些方法可以高效扫描现有建筑物 [5], ，但这些方法使用平面图进行规划，因此只能确保二维覆盖。

我们提出了一种新方法，用于计算监测多个楼层的大型施工现场所需的时间最优三维路径（图 1）。利用三维建筑模型作为先验信息，我们为自主地面机器人制定高效的监测计划，使其搭载传感器载荷覆盖施工现场的所有表面。该方法支持多种三维传感器，例如 360度相机和激光雷达。我们在人工建筑模型和真实建筑模型上展示了所提出规划器的有效性。在仿真中，我们将该方法与探索规划器进行比较[3] ，结果表明，使用激光雷达扫描仪时，我们的方法能够实现更短的路径和更高的覆盖率。

II. 相关工作

规划一条覆盖环境所有表面的路径，融合了多种不同任务的研究内容，包括物体扫描、探索，以及对现有建筑物的扫描。后者通常并非由机器人自动完成，而是使用地面激光扫描仪等设备进行。上述任务大多采用下一最佳视点（NBV）规划来解决。NBV 规划的一种常见方法是，首先根据不同标准生成一组候选视点。随后，根据

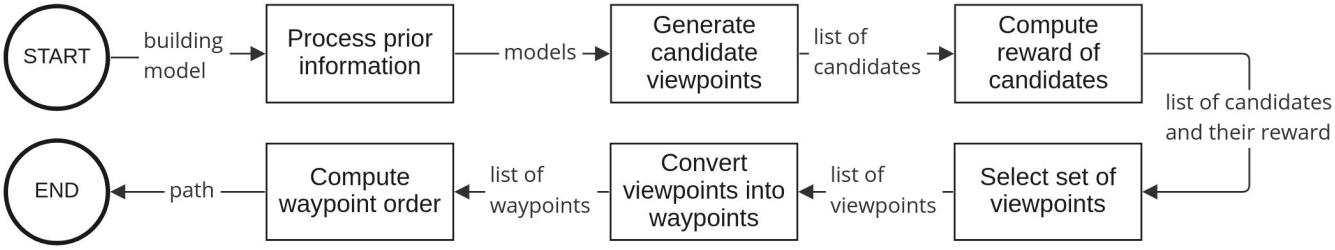


图 2：规划流程

其奖励值对这些候选点进行排序。最后，选择最佳候选点作为下一最佳视点（NBV），或者选择一组候选点作为视点。

在 Cunningham-Nelson 等[1], 提出的方法中，移动操作器会扫描一个固定物体。它起初除了物体位置外，对场景一无所知，并首先通过沿锥形路径移动至航路点来估计先验模型。对于生成的每个候选视点，系统都会检查先验模型中的多少个聚类位于传感器的视野范围内。系统采用贪心方法选取一组候选视点，每次都选择能够观测到最多聚类的候选视点。随后，系统会生成一个或多个观测角度，使所有相关聚类均可见。

Daudelin 和 Campbell [2]专注于扫描尺寸未知的小型物体场景。系统根据前沿单元在线计算下一最佳视点；前沿单元是与空闲单元和占用单元相邻的未知单元，并且最有可能属于物体。候选位置会动态生成，并根据所需数量的方向进行评估，以覆盖所有观测方向。

Cao 等 [4] 提出了一种适用于大型环境的探索算法。其目标是在局部搜索空间中找到一条覆盖所有未覆盖表面的最短路径。系统根据均匀采样的候选视点能够覆盖的表面面积为其赋予奖励值。随后，根据视点的奖励值，以概率方式选取最小视点集合。之后，通过求解旅行商问题（TSP），根据这些视点计算路径。这两个步骤——视点选择和路径规划——会重复指定次数，并采用总体最优解，即路径代价最低的解。因此，该方法优化的是整条探索路径，而非仅仅最大化即时奖励。

基于给定的二维平面图，Chen 等人 [5]规划地面激光扫描仪的放置位置，以创建现有建筑物的三维模型。由于这里使用的是平面图中构成墙壁的线条，因此只能确保二维覆盖。为了评估生成的候选点，采用扫描线算法，根据最小和最大观测距离确定可见线段。为选出最小视点集合，采用了贪心最佳优先搜索、带回溯过程的贪心算法以及模拟退火算法。

一种探索算法用于与所提出的方法进行比较（参见第 IV-B 节）。该算法基于 Wirth 和 Pellenz [3] 提出的工作，并使用二维占用栅格。此处，下一个探索目标根据其与前沿单元（在本例中为与未知单元相邻的空闲单元）的距离，以及前往该目标的路径成本来选择；路径成本取决于路线的距离和安全性。

III. 方法

我们提出一种下一最佳视点（NBV）规划器，用于生成监测施工进度的检测路线。与第二节介绍的大多数工作不同，该规划过程基于施工现场的先验三维模型，并提前离线执行。

图 2 展示了我们规划流程的概览。首先，我们将给定的施工现场三维模型转换为用于规划的多种表示形式。利用这些模型，生成用于数据采集的候选视点。针对每个候选视点，计算一个反映所覆盖表面积的奖励值。根据奖励值，选出一个视点子集，以最优方式覆盖建筑物的所有表面。将传感器视点转换为机器人航点后，计算连接这些航点的最短路径。规划流程采用模块化设计，便于在找到更好的方法时轻松替换其中的步骤。

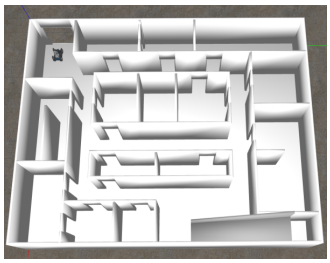
A. 处理先验信息

先验信息，即建筑网格，需要以两种形式提供。首先，作为用于路径规划的完整环境模型（图 3a）；其次，作为完整模型的一个子集，以下称为目标模型，其中仅包含记录数据所需的部分，例如单个房间，也可以是完整模型。

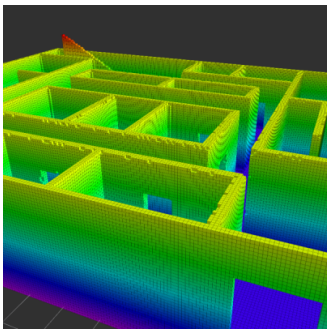
完整模型被转换为 OctoMap [6], [7]（图 3b）和有符号距离场（SDF） [8] （图 3c）。候选项生成和航路点顺序计算通过*MeshNavigation* [9] 提供的网格表示完成（图 3d）。该网格表示包含用于指示地形可通行性的不同图层。我们使用代价层表示局部高度差，并在第一层使用膨胀层表示致命顶点。目标模型被转换为点云，以构成目标集；目标集由称为目标点的一组点组成，用于量化表面覆盖率。

B. 生成候选视点

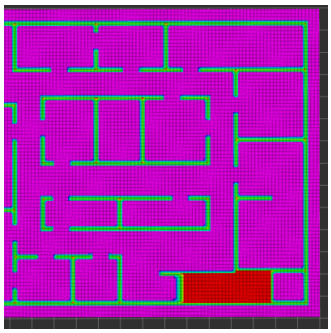
视点候选生成分为位置生成和朝向生成。候选位置



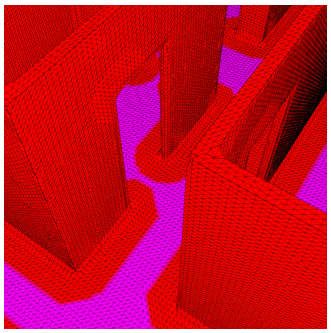
(a) 人工建筑模型。



(b) OctoMap



(c) 截断符号距离场



(d) 网格地图（紫色：可通行空间，红色：不可通行空间）

图 3：不同的模型表示。

需要在可通行空间内均匀分布生成，以处理多个楼层和高度差异。因此，从给定的起点遍历网格表示，并将所有代价低于给定阈值、因而被视为可通行的可达顶点用作候选点。为减少候选点数量，采用均匀分布的随机样本。

根据所使用的传感器，为每个候选位置采样多个方向，以覆盖整个环境。每个候选位置上均匀分布的方向数量 N 由以下公式给出

$$N = \frac{n * 360^\circ}{fov_h} \tag{1}$$

其中，n 控制样本之间的重叠，视场$_h$是传感器的水平视场。

C. 计算候选点的奖励值

每个候选点的奖励值定义为：根据先验信息，预计从该位置能够看到的目标点数量。为计算这一信息，需要检查候选点与目标点的每种组合的可见性。一般假设是：如果目标点位于传感器的量程和视场范围内，且候选点与目标点之间存在无遮挡的视线，则该目标点可见。可使用光线投射来检查视线是否无遮挡。不过，由于这是一项计算开销较大的操作，因此会预先执行其他检查，以尽可能减少计算开销并排除不可见的目标点。

第一次可见性检查确保目标点位于传感器的量程和视场内。接下来的检查会排除所有因机器人本体遮挡而不可见的目标点。为此，使用机器人本体滤波器 [1]。由于对每个候选点应用此滤波器的代价很高，因此会预先计算一个掩膜（图 4）；在检查每个目标点时，将该点映射到掩膜上最近的点。掩膜使用采样后的单位球生成。掩膜上的点通过球面斐波那契点集 [10], [11] 生成，映射

[1]http://wiki.ros.org/robot_身体_过滤器

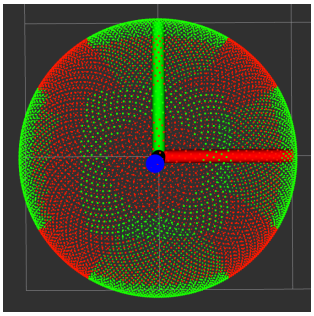


图 4：*Asterix* 的自过滤掩膜（图 5a）。可见点为绿色，其余点为红色。

按照 Keinert 等人 [10] 提出的方法进行。在第三次检查中，排除所有位于墙壁不可见一侧的目标点。为此，我们使用 SDF 表示。如果从目标点指向候选点的方向与目标点处的梯度在每个分量上的符号都相同，则该目标点位于墙壁的另一侧，因而不可见。最后，对于剩余的点，通过在三维占据栅格地图上进行光线投射，检查视线是否畅通。

D. 选择视点集合

接下来，必须选择尽可能完整覆盖目标集的最少数量候选视点。这对应于“集合覆盖问题”。该问题的求解是 NP 完全的，但存在启发式求解器，本文测试并比较了其中三种。第一种是贪心方法，始终选择奖励值最高的候选点。每次选择一个候选点后，都会更新其余候选点的奖励值。但是，由于如果某个候选点所覆盖的集合之后被其他候选点完全覆盖，这种方法可能会产生冗余，因此第二种方法引入了回溯步骤。最后一种方法是概率性的。它并非总是选择最佳候选点，而是可以根据指数分布选择较差的候选点。

然而，我们并不一直选择新的候选点，直到奖励值降为 0，而是设置候选点被选中所需的最低奖励值。这个最低奖励值体现了视点数量与覆盖率之间的权衡，而路径长度取决于视点数量。

当候选点或未覆盖的目标点已全部耗尽，或者没有候选点的奖励值高于最低奖励值时，选择过程便结束。

E. 计算航路点顺序

选定视点后，将其从传感器坐标系转换到机器人基座连杆坐标系，从而转化为航路点。为尽量缩短计划的执行时间，我们需要找出连接所有航路点的最短路径。因此，我们以任意两个航路点之间路径的长度作为代价，并计算代价最小的航路点顺序。路径使用 *Mesh Navigation* [9] 在完整模型上计算。选择代价最低的最佳航路点顺序属于旅行商问题（TSP）类型。此处可假设该问题是对称且满足度量性质的。求解 TSP 属于 NP 完全问题，但存在启发式算法。我们使用以最小生成树方法 [13] 初始化的模拟退火算法 [12]来解决该问题。

F. 路径执行

执行路径时，使用此前根据 TSP 解计算出的路径前往各航路点。执行过程中会创建二维占据栅格地图。为应对动态障碍物，我们持续监控预先计算的路径，确保规划路径上每个姿态对应的机器人多边形仅覆盖所创建地图中的空闲单元。如果发现障碍物，则仅重新规划路径中受阻的部分，并保留所有有效部分。到达航路点时，使用传感器载荷记录数据，例如 360度全景图像或激光雷达扫描。

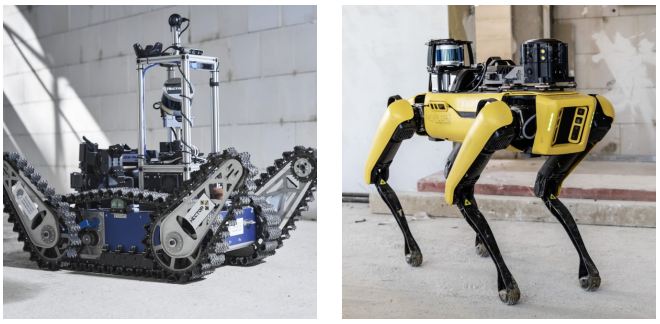
IV. 评估

我们在两种不同的模型上评估了我们的方法：一种是面积约为 183 m^2 的小型人工建筑（图 3a），另一种是属于真实建筑、楼层面积约为 1365 m^2 的大型模型。人工建筑经过专门设计，包含真实建筑中也可能出现的复杂情况，例如带有内部墙体的房间、多个门、一个无法到达的房间，以及一段坡道，以便评估针对可通行高度差的规划。真实建筑有两层楼和多段楼梯。

我们使用两种不同的机器人进行评估，展示了该方法的通用性：*Asterix*（图 5a）和 Boston Dynamics Spot（图 5b）。二者都是机动性很强的地面机器人，且均配备了包含 Velodyne VLP-16 激光雷达的传感器载荷。

A. 集合覆盖问题

在选择最终视点时，必须求解一个“集合覆盖问题”（见第 III-D 节）。我们发现，就计算时间和所选视点数量而言，简单的贪心方法表现最佳。无冗余变体和概率方法只能略微改善结果，却需要长得多的计算时间。因此，在接下来的实验中，我们采用了贪心方法。



(a)*Asterix* [14]　　(b) Spot（©Nexplore）

图 5：用于评估的机器人。两者都配备了 360 度摄像头和 Velodyne VLP-16 激光雷达，用于扫描环境。

如第 III-D 节所述，我们使用最低奖励值，在视点选择达到该阈值时提前停止。图 6 展示了每个新选视点的奖励值以及覆盖的目标点数量。可以看出，新选视点的奖励值下降得非常快。因此，如果不设定最低奖励值，就会选出许多视点，而覆盖率却不会显著提高。在接下来的实验中，我们将该值设为 100，因为这样能较好地平衡覆盖率与视点数量。

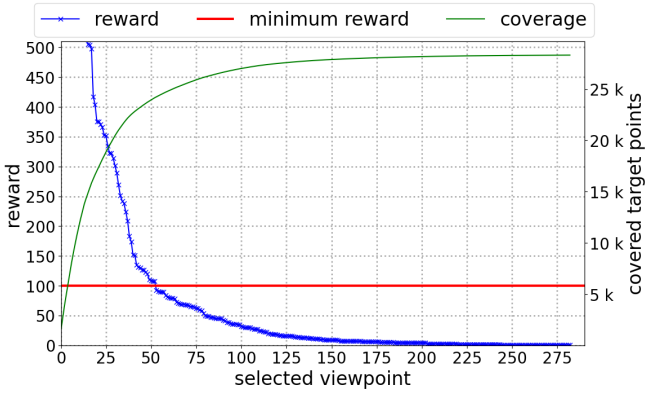


图 6：使用贪心方法时，按选择顺序排列的视点奖励值。最先选取的视点效果最好；选取的点越多，它们对覆盖率的贡献就越小。因此，我们将最低奖励值设为 100（红线）。

B. 与探索规划器的比较

我们将我们的方法与一种用于生成未知环境地图的探索规划器进行比较。作为对比，我们采用了 Wirth 和 Pellenz 提出的算法 [3]。行驶距离对覆盖建筑物所有表面所需的总时间有很大影响。因此，我们通过比较获取的激光雷达点云，从总路径长度和覆盖率两个方面比较这些方法。

使用*Asterix* 在人工模型上进行探索的路径如图7所示。行驶路径长度为



(a) 正在探索。 (b) 探索完成。

图 7：使用*Asterix*对人工建筑模型进行探索。图中包含二维占据栅格地图、已行驶轨迹（深红色）、当前机器人位置，以及通往下一个探索目标的路径（橙色）。

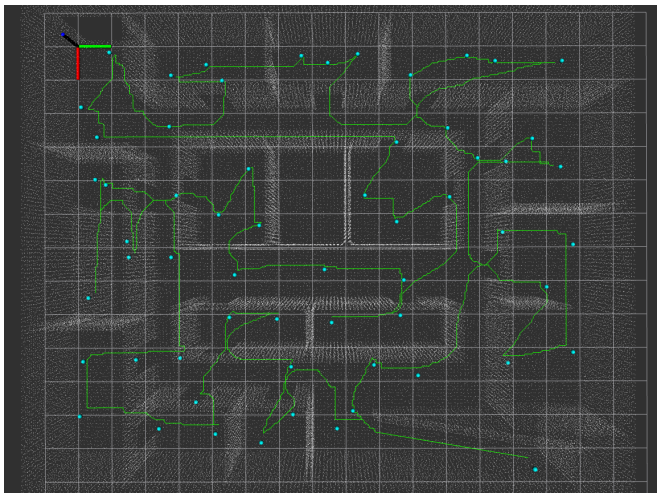


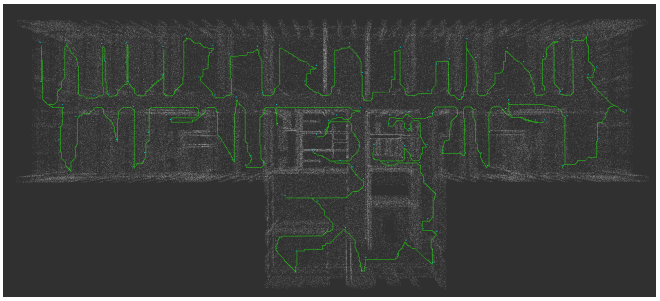
图 8：使用*Asterix*在人工建筑模型上规划的路径，以完整模型作为目标模型（白色点云）。圆点表示选定的视点，绿色线条表示规划的路径。

172米。底部的坡道未被纳入，因为规划器无法处理高度差。由于采用了贪心方法，首次遍历建筑物后仍留下许多小块未覆盖区域，如图7a所示。返回这些未覆盖区域会导致路径冗余。相比之下，图8展示了采用本文所述方法规划的路径。该路径短得多，仅为155.9米，且包含62个航路点。如图所示，所有可到达区域（包括坡道）都设有视点，路径中也没有不必要的冗余。

在大型真实建筑模型的第一层，行驶距离要长得多，因此路径冗余对总行驶距离的影响也大得多。如图 9a 所示，在使用 Spot 进行部分探索的地图中可以看到这一点。同样，在对建筑物进行初始遍历时，许多区域仍未被覆盖。由于仿真时间限制，探索规划器未能完整绘制建筑物地图。如图 9b 所示，我们提出的规划器能够覆盖该建筑楼层的所有房间，且不存在路径冗余。总路径长度为 456.3 米，共有 111



(a) 部分探索。图中包含二维占据栅格地图和已行驶轨迹（深红色）。



(b) 以完整模型作为目标模型（白色点云）规划的路径。圆点表示选定的视点，绿色线条表示规划的路径。

图 9：使用 Spot 对真实建筑模型进行评估。

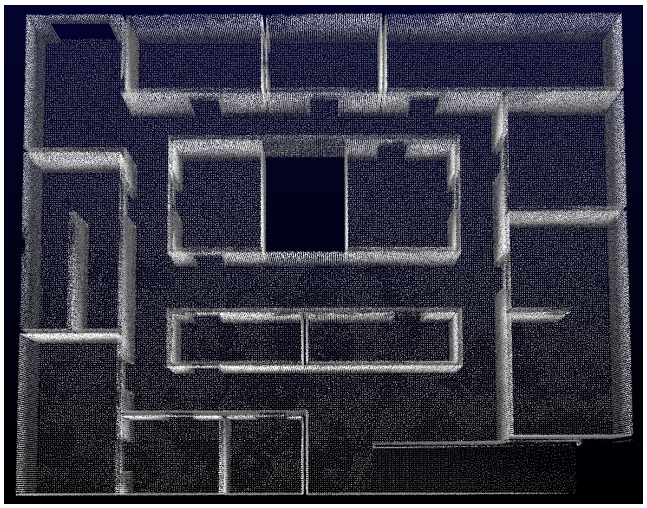
个视点。此外，我们还展示了我们的方法能够处理多个楼层（见图 1）。

接下来，我们比较数据质量，以评估表面覆盖率。在探索过程中，使用叶片尺寸为 5 cm 的体素滤波器连续记录并累积点云。为了使所开发的规划器的结果具有可比性，我们也连续记录点云，而非仅在视点处记录。结果如图 10 所示。可以看出，探索过程中生成的点云存在若干未覆盖区域，而我们的方法累积得到的点云则几乎完整。

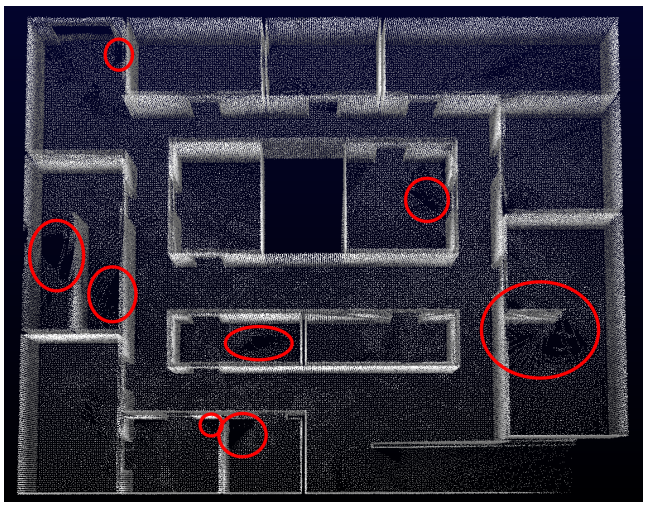
这一比较表明，我们提出的方法能够通过减少路径冗余，更有效地采集数据，同时提高数据覆盖率。

C. 计算时间

由于所提出的方法是一种离线规划器，因此计算时间并非主要问题。此外，规划所需的计算时间很大程度上取决于所用模型以及所选参数。例如，模型表示的体素尺寸、采样的目标点数量，以及所用的选择器和旅行商问题求解器，都会对计算时间产生很大影响。不过，为了提供一个估算值，这里给出了以完整模型为目标模型时，针对人工模型和真实模型进行规划所需的一些计算时间。在人工模型的评估中，共生成了 327 个候选点，并使用了 0.0375m 的有符号距离场体素尺寸。两种模型的 OctoMap 体素尺寸相同，



(a) 使用我们提出的方法记录的点云。



(b) 探索期间记录的点云。高亮区域尚未（完全）覆盖。

图 10：累积点云。评估是在人工模式下进行的 l.

为 0.075 m。对于真实建筑模型，选择了 0.05m 的有符号距离场体素尺寸，并生成了 594 个候选点。实验在一台 英特尔酷睿 *i7-8565U* 处理器 *@ 1.80GHz* 上进行。

图 11 展示了每个步骤的计算时间。目前这些步骤尚未并行化，但预计奖励过程尤其能够得到加速。此外，通过加载先前转换过的模型，可以显著缩短处理先验信息所需的时间。不过，这仅适用于同一模型上进行多个规划周期且模型参数不发生变化的情况。

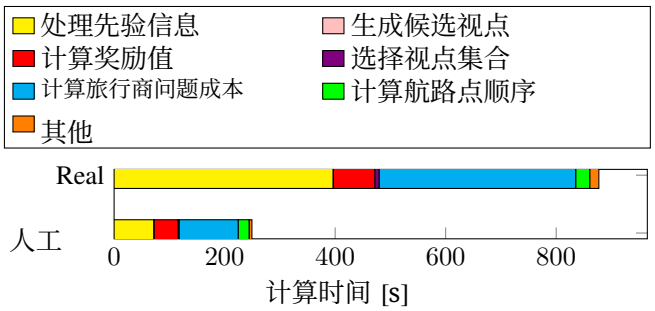


图 11：人工建筑模型和真实建筑模型的规划流程各步骤计算时间。

V. 结论

我们提出了一种模块化、时间最优的三维路径规划流程，用于高效监测具有多个楼层的施工现场。将三维建筑模型用作先验信息，使我们能够离线规划路径，从而利用传感器载荷覆盖给定三维模型的所有表面。我们通过不同的建筑模型证明，采用我们的方法规划出的路径比现有方法规划出的路径短得多，并且能够实现更高的环境覆盖率。

参考文献

[1] S. Cunningham-Nelson、P. Moghadam、J. Roberts 和 A. Elfes，“基于覆盖率的下一最佳视点选择”，载于 *ACRA*，2015 年，第 1–9 页。[2] J. Daudelin 和 M. Campbell，“一种用于重建未知三维物体的自适应概率下一最佳视点算法”，*RA-L*，第 2 卷，第 3 期，第 1540–1547 页，2017 年。[3] S. Wirth 和 J. Pellenz，“探索变换：一种用于救援环境中机器人的稳定探索算法”，载于 *SSRR*，2007 年，第 1–5 页。[4] C. Cao、H. Zhu、H. Choset 和 J. Zhang，“Tare：一种用于高效探索复杂三维环境的分层框架”，载于*RSS*，2021 年。[5] M. Chen、E. Koc、Z. Shi 和 L. Soibelman，“面向既有建筑的主动式基于二维模型的扫描规划”，*Automation in Construction*，第 93 卷，第 165–177 页，2018 年。[6] H. Moravec 和 A. Elfes，“利用广角声呐生成高分辨率地图”，载于 *ICRA*，第 2 卷，1985 年，第 116–121 页。[7] A. Hornung 、 K. M. Wurm 、 M. Bennewitz、C. Stachniss 和 W. Burgard，“OctoMap：一种基于八叉树的高效概率三维建图框架”，*Autonomous robots*，第 34 卷，206，2013 年，第 3 期，第 189 页。[8] H. Oleynikova、A. Millane、Z. Taylor、E. Galceran、J. Nieto 和 R. Siegwart，“有符号距离场：一种兼用于建图和规划的自然表示”，载于 *RSS*，2016 年。[9] S. P¨utz、T. Wiemann、M. Kleine Piening 和 J. Hertzberg，“面向移动机器人的三维三角网格上的连续最短路径向量场导航”，载于 *ICRA*，2021 年。[10] B. Keinert、M. Innmann、M. S¨anger 和 M. Stamminger，“球面斐波那契映射”，*ACM Trans. Graph.*，第 34 卷，第 6 期，2015 年。[11] ´A. Gonz´alez，“使用斐波那契格网和经纬度格网测量球面面积”，*Mathematical Geosciences*，第 42 卷，第 1 期，第 49–64 页，2010 年。[12] S. Kirkpatrick、C. D. Gelatt 和 M. P. Vecchi，“模拟退火优化”，*Science*，第 220 卷，第 4598 期，第 671–680 页，1983 年。[13] T. H. Cormen、C. E. Leiserson、R. L. Rivest 和 C. Stein，算法导论（第三版）。MIT 出版社，2009 年，第 35.2.1 章。[14] M. Schnaubelt、T. Ullrich、M. Torchalla、J. Diegelmann、M. Hoffmann 和 O. von Stryk，“面向灾害应急响应的高机动性自主作业地面机器人系统的开发”，载于 *VDI-MECHATRONIK*，2021 年，第 20–25 页。