



工程与应用

## 基于 SfM 及 SOLO 算法的通信机房智能三维建模技术方案研究

邢小刚, 李梦宇, 徐玉波, 刁兆坤, 李洲  
(中国移动通信集团设计院有限公司, 北京 100080)

**摘要:** 建设通信机房的数字孪生系统, 对提升通信网络主要资产的管理水平具有重要意义。机房设备、设施的低成本、高质量三维建模是数字孪生系统建设的关键。为此, 提出了一种通信机房的智能三维建模技术方案, 依靠普通相机采集的多角度照片组, 综合运用人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术, 可生成机房设备、设施的高精度、带语义三维模型。该方案联合使用运动恢复结构 (structure from motion, SfM) 及按位置分割对象 (segmenting objects by locations, SOLO) 算法, 优化了 SOLO 算法的损失函数。分析表明, 该方案可显著提升识别准确度, 同时提升了建模运算效率, 降低了建模需要采集的现场照片数量和精度要求, 具有很强的实用性。

**关键词:** 数字孪生; 三维建模; SfM; SOLO; 实例分割

中图分类号: TN915.02

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026030

## Research on intelligent 3D modeling technology scheme for telecommunication equipment rooms based on SfM and SOLO algorithms

Xing Xiaogang, Li Mengyu, Xu Yubo, Diao Zhaokun, Li Zhou  
China Mobile Group Design Institute Co, Ltd., Beijing 100080, China

**Abstract:** The establishment of a digital twin system for communication equipment rooms holds substantial significance in elevating the management level of communication networks and assets. Central to this endeavor is the low-cost yet high-quality three-dimensional modeling of the equipment and facilities within the rooms. For this reason, an intelligent 3D modeling framework for telecommunication equipment rooms was devised, whereby, leveraging multi-angle photographs captured by ordinary cameras and integrating advanced artificial intelligence (AI) technology, high-precision, semantically rich three-dimensional models of the equipment and facilities could be generated. This solution incorporated the structure from motion (SfM) and segmenting objects by locations (SOLO) algorithms, with the loss function of the SOLO algorithm being optimized. Experimental results demonstrate that this approach markedly

收稿日期: 2025-01-13; 修回日期: 2025-11-04

通信作者: 邢小刚, xingxiaogang@cmdi.chinamobile.com

enhances recognition accuracy, substantially boosts modeling efficiency, and effectively reduces the requisite quantity and precision threshold of photographs, thereby manifesting robust practicality.

**Key words:** digital twin, 3D modeling, SfM, SOLO, instance segmentation

## 0 引言

数字孪生的概念于2013年被提出,其在智能制造、智能交通、智慧城市等领域具有重要的应用价值。数字孪生技术在全生命周期管控方面具有明显的优势,是通信网络技术发展的一个重要方向。三维建模及语义识别是数字孪生技术的基石。借助数字孪生技术,对各类通信基础设施(如主设备机架、动环系统、消防设备、走线架、线缆等)建模,这一技术可广泛应用于通信网络工程实施、设备运维、资产管理、节能降碳等领域。目前存在多种自动化三维建模的技术路径,但这些路径在技术能力及成本方面均面临较大制约,难以大规模推广至室内通信设施建模场景。

本文提出了一种快速、高效地生成机房三维模型的技术方案,依托二维实例分割算法和三维点云重建技术<sup>[1-4]</sup>,通过优化按位置分割对象(segmenting objects by locations, SOLO)算法的损失函数,提升二维实例分割的精度和效率,用机架、走线架、线缆等通信设施的三维尺寸对比辅助完成3D建模,从而实现了包含语义的室内设施三维模型。该方案仅依靠普通相机采集的多角度照片,在较少的训练集上即可实现通信机房内设备、设施的三维建模,从而大大降低了数字孪生的实现难度,有利于在通信行业进行规模应用。

## 1 目前三维建模技术路径

(1) 主动视觉法<sup>[5]</sup>。该技术主要利用光学设备对物体表面进行扫描,通过分析扫描数据重建物体表面的三维结构。最典型的方案是由激光密

集多波束扫描生成点云,由相邻点的三角面片生成的包络形成设施表面模型。该技术不适合在通信设施三维重建中规模推广,原因如下:一是激光采集设备价格昂贵(通常达十万元以上),无法大范围使用;二是由点云数据形成的三角面片可能十分杂乱;三是该技术无法识别出模型具体的语义内容,在通信领域没有显著价值。

(2) 倾斜摄影法<sup>[6-8]</sup>。该技术借助视觉传感器获取图像序列,先提取图像特征,再运用逆向工程技术,从而重建出物体的三维结构模型。通常情况下,该技术会采用运动恢复结构(structure from motion, SfM)算法,从多个视点捕获多张图像,然后利用匹配算法完成三维模型的重建。SfM算法的鲁棒性较强,对输入图像要求较低,可直接输出稀疏点云。该技术部分克服了主动视觉法的短板,建模精度很高,同时采集设备成本较低(万元级),但该技术同样难以对模型中的设备、设施进行语义识别,也无法应用在室内场景。SfM技术示意图如图1所示。

(3) 机器视觉法。该技术常依赖高精度双目(或多目)摄像头,利用左右两个相机获取存在视差的平面图像,经处理生成视差图,进而恢复拍摄场景的立体结构,最终实现三维重建。双目视觉3D建模流程如图2所示。双目立体视觉具有效率高、系统结构简单、成本低(数千元)等优点,但在准确度方面较无人机倾斜摄影技术低。三维重建的结果是目标物体整体的三维模型,未包含其具体语义,通常在三维重建后通过3D语义分割或3D实例分割,进一步构建具体实体模型,如主流采用的基于类感知分组的点云三维目标检测(class-aware grouping for 3D object detection on point clouds, CAGroup3D)算法<sup>[9]</sup>。这类

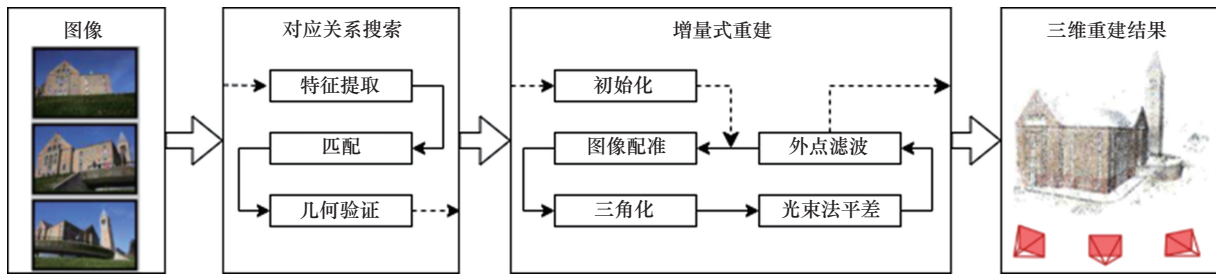


图1 Sfm技术示意图

算法训练和计算量大，同时识别效果强依赖于图像的质量和完整性。

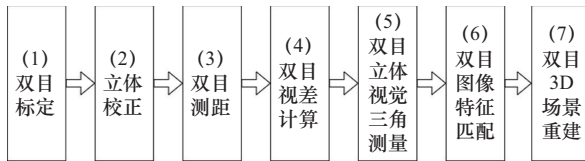


图2 双目视觉3D建模流程

上述3种技术路线中，仅有机视觉技术这一项可用于室内通信设施的三维重建。然而，采用机器视觉方案建模精度较低，尚达不到商用要求；3D实例分割技术需要提前构建大规模、高精度的3D数据集，且分割过程本身需要耗费大量算力；3D语义和实例分割算法相较于2D语义和实例分割算法，目前尚不成熟。因此，要低成本进行室内通信设施的三维重建，并对设施进行有效识别和管理，需要从两方面着手：一方面要提升3D建模和实例分割技术的准确性，另一方面要降低数据采集和信息处理的成本，尽可能降低技术复杂度，降低对算力的要求，确保总体成本低于采用人工进行计算机三维建模的成本，以保证技术路线的经济性。

## 2 基于Sfm及SOLO算法的联合建模方案

### 2.1 整体建模方案

本文提出一种新的建模方案，依靠普通相机采集的多角度照片组生成相关设施的高精度、带语义三维模型<sup>[10]</sup>。该方案的主要思路：先对机柜、走线架等通信设施的正面2D图像采用成熟

的SOLO算法进行实例分割，再使用Sfm算法将相关照片组处理为三维点云，并与预先建立的常规通信设施3D模型库比对，在确认吻合度最高的模型后，生成包含室内具体设施语义的完整三维模型。该方案采用成熟、低成本的2D算法进行实例分割，显著降低了训练量，大幅提升了识别准确度，同时大大降低了3D建模所需的照片数量和精度要求。

该方案在实际操作过程中可分为现场数据采集、建模数据预处理和三维语义建模3个步骤。对于AI无法自动识别、建模的案例，则需要人工更新室内通信设施2D照片库（包含实例信息）及对应3D模型库。

### 2.2 现场数据采集

现场数据采集的目的是获取机房内通信设施在不同位姿下的照片组，可采用能够固定相机的长杆，对需要识别的通信设施进行高度固定的多轮视频录制（后期可从视频中提取相应照片集进行计算，以提高现场工作效率）。优先选择配置高清双目摄像头的相机，但也可选择普通手机相机。室内照片采集路线示意图如图3所示。

第1轮视频采集：相机正面应面对紧靠的一排通信设施进行“O形”围合式拍摄，保证相机可清晰、完整地记录设施的主要特征，尤其是正面（可开门或显示指示的面）特征。本轮采集的主要目的是形成用于2D实例分割的设施正面拼接全景照。第2轮录制：相机仍面对该排通信设施进行“O形”围合式拍摄，相机高度应高于通

信设施的上沿，且略低于走线架的下沿，相机应完全垂直于地面。本轮信息采集用于形成不同位姿的设施照片集。采集完第 1 排机架再采集第 2 排，以此类推。第 3 轮录制：相机应垂直于各排通信设施表面进行“S 形”拍摄，相机高度应高于通信设施的上沿，且低于走线架的下沿，相机应相对于垂线前倾 30° 进行拍摄。此轮采集除形成第 3 位姿的设施照片集外，还用于采集相邻、不同排设施间的相对关系，用于后期点云拼接。最后 1 轮采集：依靠外侧墙设置的其他单独设施（如空调、配电箱），面向此类设施进行“O 形”围合式拍摄，相机应垂直于地面，与被拍摄的通信设施平均高度等高（如果各设施高度不同时），且保持此高度不变。各轮拍摄应保证光线充足，特别应检查第 1 轮视频采集的光线，如果光线不足导致照片分辨率不足时应进行补采。此外，机柜的柜门应尽量保持闭合，以提高照片的一致性和可识别度。

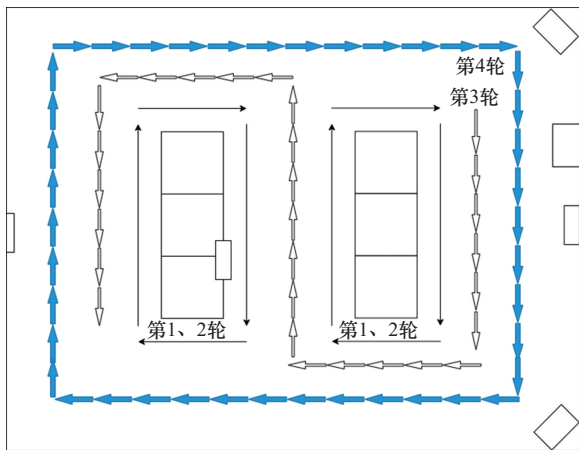


图3 室内照片采集路线示意图

### 2.3 建模数据预处理

为进行 AI 训练和语义识别，应提前建设包含实例信息的室内通信设施 2D 照片库及对应的 3D 设施模型库，为单排通信设施语义提取模型训练提供输入数据、标签数据和修正参考。在构建 2D 照片库和 3D 模型库的初始阶段，需要通过人

工检测目标轮廓并进行类别划分，在 2D 照片库和 3D 设施模型库积累了足够模型训练的数据，能够完成模型训练后，即可通过模型推理生成带有轮廓分割和实例信息的 2D 照片，作为下一次模型训练的标签。

在应用 SOLO 算法进行三维建模和语义提取前，需要对拍摄的 2D 照片进行拼接处理，以得到单排所有设备的平面图。由于相机拍摄角度高度统一，使用开源的计算机视觉库（open source computer vision library, OpenCV）的函数即可批量完成拼接。如果拍摄的照片已经涵盖了一排并列的所有设施平面图，则不需要进行此项处理。

除此之外，还需要从第 2.2 节所述现场数据采集的视频中提取关键帧，利用针对同一设施拍摄的多轮次、多角度照片组，运用 SfM 技术进行计算，以形成三维点云。当采用双目相机时，若能提取相机的位姿信息，便可进一步运用多视图立体（multi-view stereo, MVS）视觉技术<sup>[11]</sup>进行稠密点云重建。上述计算过程不依赖 AI 技术，输出结果为实际拍摄和运算得到的通信设施表面大量三维空间离散点构成的集合，但无法区分具体语义信息。

### 2.4 三维语义建模

完成以上数据准备后，便可基于 SOLO 算法<sup>[12-13]</sup>对通信设施正面 2D 图像进行实例分割，并完成三维建模。实例分割不仅可以获取实例的类别（语义），还可以区分相同类别的不同实例。SOLO 算法将实例分割转化为两个子任务：类别预测和实例掩膜生成。算法框架包含语义类别和实例掩膜两个分支，根据实例中心位置和尺寸，对每个实例的像素点赋予类别，从而达到分割实例对象的效果。相较于两阶段实例分割方法（如掩膜基于区域的卷积神经网络（mask region-based convolutional neural network, Mask R-CNN<sup>[14]</sup>）），SOLO 算法将分割问题转化为位置分类问题，不



需要生成边界框或候选区域，计算效率更高，且室内机房三维建模场景中的设施放置较为规范、较少重叠，与SOLO算法适用的场景相吻合。

通信设施语义提取的核心是利用SOLO算法进行实例分割，从而得到每个检测目标的类别和对应概率，通过引入确定性规则和3D点云匹配作为辅助因子，可进一步提升实例分割的精度和效率。利用SOLO算法进行实例分割的流程如图4所示，具体步骤如下。

**步骤1** 利用机房现场采集到的通信设施正面照片训练SOLO模型，模型训练损失函数参考机房中通信设施摆放的规则以及设备分类的难度

进行调整。SOLO算法的损失函数 $L$ 由两部分组成，如下所示：

$$L = L_{\text{cate}} + \lambda L_{\text{mask}} \quad (1)$$

其中， $L_{\text{cate}}$ 为语义分类的损失函数， $L_{\text{mask}}$ 为掩码预测的损失函数， $\lambda$ 为掩码预测的损失函数的权重。通过分析发现，机房设备的相似度较高，待识别的不同设备和不需要识别的设备都是规则的四边形结构，容易导致难、易分样本的不平衡问题。焦点损失（focal loss）函数<sup>[15]</sup>考虑了难、易分样本不平衡的问题。本文采用的训练图像数据中，大部分区域包含待识别目标，因此前景和背景不平衡带来的影响相对较小。基于此，本文选

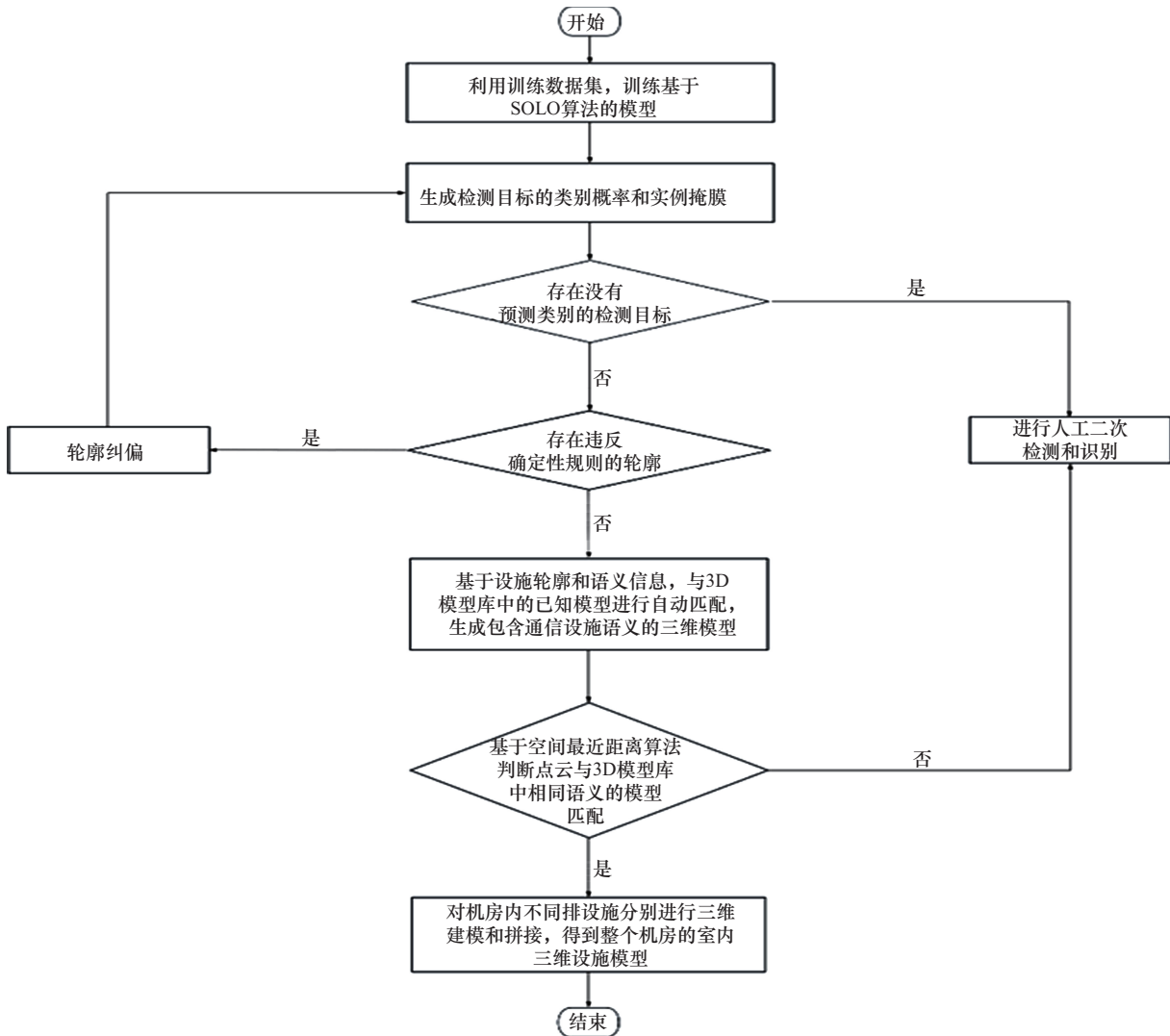


图4 利用SOLO算法进行实例分割的流程

择焦点损失函数替代SOLO算法掩码预测损失函数中的Dice损失函数(Dice loss),以提升模型识别的精度,如下所示:

$$FL(p_t) = -\alpha_t(1-p_t)^\gamma \cdot \ln p_t \quad (2)$$

其中,  $p_t$  为模型预测为正类别的概率,  $\alpha_t$  为平衡因子, 用于调整正负样本的权重,  $\gamma$  为调制因子, 用于控制易分样本和难分样本的权重。

**步骤2** 选择好SOLO算法的损失函数后, 将通信设施正面照片分成  $N \times M$  个小方格,  $N$  和  $M$  的值可以参考照片尺寸选取, 图片分割尽量避免目标实例中心重叠, 确保每个方格只包含1个实例中心。在进行实例分割时, 按照从上到下、从左到右的方式, 将目标实例与图片位置对应, 当目标实例中心落入1个方格时, 类别分支对应位置以及掩膜分支对应通道负责该实例的预测, 类别分支和掩膜分支对应生成的图片包含所有目标实例的类别概率和实例掩膜(即设备轮廓), 类别分支输出空间的大小为  $N \times M \times L$  ( $L$  为图片包含实例的类别数量), 掩膜分支输出空间的大小为  $C \times K \times G$  ( $C$ 、 $K$  分别为图片包含小方格的长、宽,  $G$  为图片包含同类实例的最大数量)<sup>[13]</sup>。在得出图片包含的每个实例的预测结果后, 判断是否存在预测结果置信度不满足阈值的实例, 如果存在, 则需要进行人工二次检查和识别。

**步骤3** 结合确定性规则进行结果验证。根据确定性规则, 将从2D照片库中提取出的设施标准轮廓逐一与已生成的轮廓进行比较。如果出现违反确定性规则的轮廓, 则选择轮廓相似度最接近的标准轮廓进行纠偏, 使生成的轮廓边缘足够准确, 并将重新生成的轮廓返回步骤1, 重新生成检测目标的类别概率和实例掩膜。

**步骤4** 在得到经过确定性规则验证的包含设施轮廓和语义信息的2D图像后, 基于设施轮廓和2D语义信息, 与3D模型库中的已知模型进

行自动匹配, 生成包含通信设施语义的3D模型。

**步骤5** 将根据采集照片集计算得到的点云与上述3D模型进行对比, 基于空间最近距离算法进行判断, 计算点云与设施模型各个面的最短距离。如果点云与3D模型库中相同语义模型的空间几何距离的平均匹配度低于预设的概率值, 则需要进行人工二次检查和识别。

**步骤6** 对机房内不同排的设施分别进行3D建模, 再根据包含多排设施机架的点云, 由人工进行后期的模型拼接, 即可得到整个机房的室内三维设施模型。

采用本文所提方案对室内通信设备(机柜和走线架)进行三维建模的效果示例如图5所示。

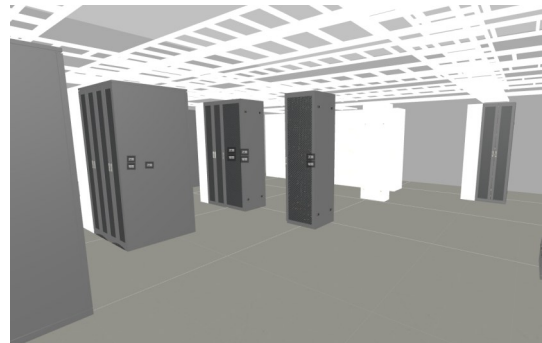


图5 室内通信设备(机柜和走线架)进行三维建模的效果示例

### 3 性能验证分析

本文所提方案针对室内通信设施2D照片库及对应的3D设施模型库进行训练与计算, 以构建三维模型, 主要利用了通信机房的设备和设施布置规则较为简单这一特征。本文所提方案利用该特征设置了确定性规则, 从而简化了训练内容, 降低了训练和建模计算成本。例如, 通信机房内设施机架等通常按横排方式设置, 每排有多个并排落地机架, 机架内承载各类通信设备或动环配套设施。机架上方是走线架/槽道, 走线架底部保持水平且相互连通, 分别用于承载各类强、弱电缆线。不同的通信设施在其颜色、形状等方



面存在明显的差异，但具有相同用途的通信设施，其颜色和形状往往基本一致。与较为典型的家居室内布局相比，上述通信机房的布局特征大大简化，因此，本建模方案尤其适用于此类场景。一方面，通信设施的特征均集中于正面照片（如设备机柜）或颜色（如电力电缆），便于采用2D图像分割技术；另一方面，通信设施的三维特征较为简单，便于进行三维模型及与点云的空间进行几何比对。此外，通信设施的具体布置也遵循一定的规则，可从中提取确定的三维规则用于确定性规则设置。

### 3.1 对建模精度的分析

本文所提方案可有效提升三维建模的精度。该方案对2D图片进行实例分割，而2D实例分割的算法已非常成熟，准确率较高。此外，因提前同步构建了对应的3D通信设施模型库，依赖实际采集的3D点云对实例分割的结果进行校正，可进一步提升实例分割的准确性。例如，对于多个表面完全相同的机柜，基于质量不高的2D图片可能难以进行准确的实例分割。又如，被部分遮挡的线缆，直接进行实例分割可能有难度。基于围合式照片采集构建的3D点云，与3D通信设施模型库比对，则可有效修正此类情况。

下面通过一个实例对本文提出的基于SfM及SOLO算法的联合建模方案进行验证。本文选择无线基站勘察设计拍摄的真实图片进行模型训练和验证，从收集的500多张图片中筛选出有效图片425张，其中包含机房、配电设备、走线架这3类机房通信设备、设施。经过数据增广和归一化后，形成包含1 275张图片（图片大小为280×280像素）的数据集，并将其分成包含893张图片的训练数据集和包含382张图片的验证数据集。经过训练，最终模型的分类准确率达85%，相较于只采用SOLO算法进行图片分类，准确率提升12%。

### 3.2 对建模成本的分析

本文所提方案的建模需要依赖二维图像实例分割SOLO算法，以及稀疏点云重建算法SfM，只需要处理几百万个像素点，即可完成室内通信设施高清图片的处理。与之相比，主流三维实例分割算法精度受点云采集点数的影响，要想达到较好的精度，就需要处理单次扫描产生的几千万乃至几亿个点，因此，本文所提方案的计算成本显著降低。同时，三维数据集标注比二维数据集标注更加耗时且复杂，大规模三维数据集标注的成本会非常高。由于通信设施的标准化程度较高，本文所提方案依赖的3D通信设施模型库的构建工作量较小，降低了数据标注的成本，且3D通信设施模型库的构建可在2D实例信息提取阶段同步完成，不需要重复采集，进一步降低了建模成本。

### 3.3 对照片采集成本的分析

为进行传统三维实例分割，需要对建模目标进行大量高精度照片组采集，在建模失败后甚至需要进行补采。本文所提方案大大降低了三维建模所需现场采集照片的数量和质量要求，进而降低了现场照片采集的成本。针对照片组未采集到的地方（如机柜下部），可用既有模型及确定性规则（如机柜均设置在地面上，不会悬空放置；走线槽封闭设置，其连续部分的下沿高度相同；线缆终结于设备）进行补充。通常情况下，室内因光照不足或计算错误会生成大量毛刺点/凹凸，同样可用既有模型及确定性规则进行修正。因此，仅需要采集较少的现场照片，主要集中在光照较好、特征突出的机柜上半部分，而建模后生成的结果通常比实际采集的更好。此外，本文所提方案在照片采集时采用了固定相机的长杆，提升了照片采集的稳定性，同时由于同步记录了相机高度，进一步提升了模型构建的准确性，也降低了对照片数量的要求，提升了采集工作的效率。

## 4 结束语

本文提出了一种通信机房数字孪生方案,可用于对室内批量化设置的通信设施进行三维重建。该方案基于二维实例分割算法和三维点云重建技术,利用通信机房规则性强、确定性高的特征,首先采用 SOLO 算法进行 2D 语义识别及实例分割,其次进行 3D 模型与点云空间匹配校验,并对 2D 实例分割的结果进行二次校验及修正,从而大幅提升了识别准确度,并提升了建模运算效率,具备较高的实用性。

目前,我国建设了数以十万计的自有产权通信机房,其中承载了大量通信基础设施。早期建设的大量机房仅有二维设备、设施的图纸存档,未进行三维建模,近年来采用建筑信息模型(bulding information model, BIM)进行交付的项目数量仍较少,多属于示范应用,且人工建模的成本较高、周期较长。本文所提方案可低成本、快速完成室内通信设施的三维建模,且准确率高,为基于数字孪生进行后期设备运维、资产管理、节能降碳等工作提供了良好的技术基础。目前,该方案已在本单位典型场景下进行了规模化应用,并产生了显著的效益,即将进行规模化推广。除用于通信行业外,该方案对设备、设施的标准化程度较高且有数字孪生需求的各个行业,均有实际应用价值。

### 参考文献:

- [1] 刘咏荷,邢小刚,徐玉波,等. 三维勘测建模技术研究及通信行业应用评估[J]. 电信工程技术与标准化, 2023, 36(8): 36-42.
- [2] 王云舒,刘建业,曾庆化,等. 结构光辅助的惯性/视觉室内导航三维环境重构方法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(1): 51-58.
- [3] 郑太雄,黄帅,李永福,等. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(4): 631-652.
- [4] 徐凯,胡瑞珍,杨鑫. 几何引导的主动式三维感知与交互[J]. 图学学报, 2022, 43(6): 1049-1056.
- [5] 曲熠,陈莹. 基于尺度线索增强的无监督单目深度估计[J]. 电子学报, 2024, 52(9): 3217-3227.
- [6] 娄宁,马健,杨永崇,等. 倾斜摄影的单体精细化三维建模技术[J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 44-48.
- [7] 刘欣怡,张永军,范伟伟,等. 无人机倾斜摄影三维建模技术研究现状及展望[J]. 时空信息学报, 2023, 30(1): 41-48.
- [8] 刘双童,王明孝. 基于倾斜摄影建模技术的三维地形实体模型制作研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(1): 31-33.
- [9] Wang H, Ding L, Dong S, et al. CAGroup3D: class-aware grouping for 3D object detection on point clouds[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 8.
- [10] 师春艳. 基于三维视觉的室内设计虚拟现实方法研究[J]. 现代电子技术, 2018, 41(5): 78-82, 88.
- [11] 欧元汉,刘进,劳冬影. 基于MVS点云的城市建筑三维重建



方法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(11): 3064-3068.

Ou Y H, Liu J, Lao D Y. 3D reconstruction method of city buildings based on MVS point cloud[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(11): 3064-3068.

[12] 张彦雯, 胡凯, 王鹏盛. 三维重建算法研究综述[J]. 南京信息工程大学学报, 2020, 12(5): 591-602.

Zhang Y W, Hu K, Wang P S. Review of 3D reconstruction algorithms[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2020, 12(5): 591-602.

[13] Wang X L, Kong T, Shen C H, et al. SOLO: segmenting objects by locations[M]//Computer Vision-ECCV 2020. Cham: Springer International Publishing, 2020: 649-665.

[14] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2017: 2980-2988.

[15] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2017: 2999-3007.

[作者简介]



邢小刚 (1977-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师, 主要研究方向为5G无线通信算法及数字孪生建模。



李梦宇 (1993-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司工程师, 主要研究方向为5G无线通信算法及人工智能技术。



徐玉波 (1980-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司工程师, 主要研究方向为5G无线通信组网规划及数字孪生建模。



刁兆坤 (1972-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师, 主要研究方向5G通信行业规划、设计、优化及5G-Advanced低空经济等。



李洲 (1988-), 男, 中国移动通信集团设计院有限公司高级工程师, 主要研究方向为5G/5G-Advanced无线通信组网规划部署及关键技术产品。