建筑管理应用中散乱点云的自动化设备识别和分类

从建筑环境的现场点云数据中识别建筑资产，为工程和管理应用提供必要的信息，包括进度监控，安全管理，供应链管理和质量控制。这项研究提出了一个快速和自动化的处理流程，从分散的现场点云中识别建筑目标资产。识别任务可细分为物体检测和物体分类，包括计算每个施工设备周围的边界框，物体分类包括从分立设备类别（如挖掘装载机，推土机，自卸车，挖掘机和前装载机）标记点云群。目标检测步骤包括点云降采样，分割和聚类。建设中的竣工数据采集

建筑部件和建筑资产的竣工数据对于建筑工程和管理中的各种应用是重要的。 取决于竣工场景的不同表示，获取竣工数据的方法可以被分类为基于2D图像或基于视频的方法，以及基于3D范围数据或基于点云的方法。 本部分将回顾属于这两类的多种技术。

二维图像和基于视频的方法  
  识别2D图像或视频中的对象已经在计算机视觉领域被广泛研究。 各种技术可用于从现货相机捕获的二维图像或视频进行物体识别，姿态识别和位置跟踪。 基于二维图像或视频技术的优势在于低成本，基础设施极少，已经应用于施工进度监测[5]，施工实体检测与跟踪[15]，生产力与安全分析[16][17]。 已经探索了各种技术来从二维图像或视频中识别建筑工地上的物体（例如设备，工人），如色相，饱和度和色值（HSV）色彩空间[18]，背景扣除[19]，色彩直方图 （HOC）[20]和模板匹配[21]。

3D范围数据和基于点云的方法  
与建筑工地的二维展示相比，3D建造数据为可视化，竣工建模以及其他严重依赖于空间数据的应用程序提供了额外的信息和灵活性。 获得施工现场3D建筑数据的最流行的技术是三维成像摄像机，摄影测量和激光扫描。 本节将简要回顾这三种技术在建筑环境应用中的特点。基于不同的技术，如立体三角测量，结构光和飞行时间，3D距离成像摄像机产生一个范围图像，其像素值代表强度和范围。尽管3D距离成像摄像机已经广泛应用于虚拟现实和游戏领域，但其在施工中的优势的研究却很少。这种研究侧重于实时场地空间建模的距离数据处理[22]。与激光扫描仪相比，3D距离成像摄像机更便携，更便宜，但是它们的操作距离更近，在直射阳光下不能提供可靠的距离图像，这使得难以应用于大型建筑工地[23] [24]。虽然了解建筑环境中每个数据采集技术的正面和负面因素对实时应用程序非常重要，但考虑到数据处理的困难以及从竣工数据中提取有用的语义信息也是至关重要的，无论数据采集​​方法。

对象识别从点云  
目标识别的典型点云处理流程包括以下步骤。 首先，为每个要识别的对象实例或类计算形状描述符，并将其存储在脱机数据库中。 其次，通过对象检测算法来检查点云数据以识别所包含的对象实例或对象类，并且针对每个检测到的对象计算查询描述符。 最后，来自具有高描述符相似度的模型数据库的对象与点云中识别的对象对齐，以产生匹配[1]。 基于实例的对象识别的一个主要缺点是，当对象之间存在明显的形状变化时，它并不适用和有效[1]。



在基于类别的对象识别中最常用的方法是使用全局形状描述符，其比半局部描述符具有更小的区别性，但更适合于形状变化。但是，一个主要的挑战是这种方法不能处理由遮挡或混乱引起的局部或不完全的点云[25]。为了解决这个问题，一个解决方案是使用更健壮的描述符来改变形状[25]。为了识别移动建筑资产，例如工人和设备，[7]提出了一种投影识别投影（PRP）方法，从点云中自动识别施工设备。三维点云投影到二维空间，其中由本地SURF描述符表示的几何特征与准备好的模板数据库进行比较以识别。这种方法对于识别施工现场已知的目标物体是非常有效和高效的。对于形状方差较大的未知物体，这种方法的性能是有限的。

对象识别的训练

除了强大的对象描述之外，对象识别的另一个关键组件是训练对象识别算法。通常情况下，训练过程包括以下四个步骤：

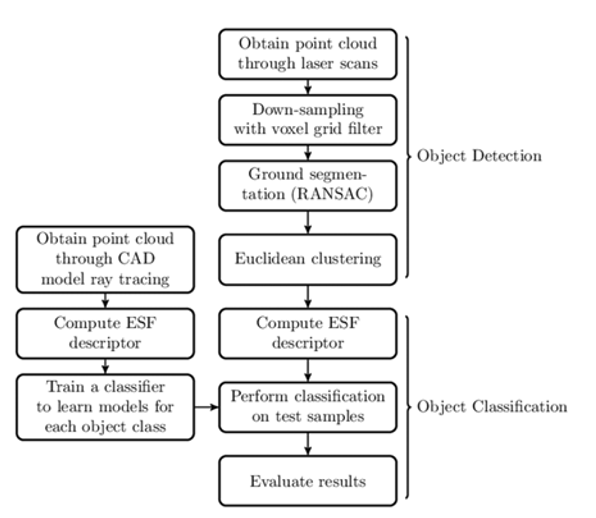
1）收集一个训练集，其中包含需要识别的对象类的点云数量，并标记具有所需分类的点云;

2）确定描述符以表示训练集中的对象;

3）选择学习函数的结构和相应的学习算法（如支持向量机，k-最近邻，决策树）;

4）确定训练参数并且在收集的训练集上运行学习算法。

因此，通过将其描述符映射到由之前标记的训练数据推断的函数，可以识别新的输入点云。与其他采用监督学习的应用类似，由于缺少点云集中存储库，培训集的可用性和收集性成为瓶颈。这个问题可以通过使用从3D CAD模型生成的合成点云来解决。

为了解决现有物体识别技术的局限性，本研究提出了一种快速，自动化的处理流水线，用于分散原始点云的建筑目标资产识别。图1显示了我们的对象识别方法的处理流程。流水线分为对象检测阶段和对象分类阶段。下面几节将进一步详细讨论这两个阶段。

Part one

激光扫描点云中的目标检测

来自施工现场的激光扫描点云通常由数百万个点组成，这使得后处理步骤在计算上要求很高。 因此，体素网格表示被用来以浓缩形式存储点云数据，以实现有效的对象检测流水线。 接下来，采用RANSAC（随机样本一致）技术[28]来滤除属于地平面的点。 在地面为均匀平面或大致平坦的情况下，单个RANSAC通道足以获得平面参数，同时拒绝异常值。 对于地面由不同梯度的多个平面组成的情况，需要多个RANSAC通道来检测每个平面。 最后，欧几里得距离度量[29]被用来将每个对象的相邻点组合成点云群。

对于对象分类步骤，采用机器学习方法来使用从ESF（形状函数集合）描述符导出的特征来确定类别成员概率。分类器是由CAD（计算机辅助设计）模型生成的合成点云进行训练的。该方法使用来自设备场的激光扫描点云进行验证。测试结果证明了点云数据的语义标记和场景理解的有前景的进步。

形状分布和全局形状描述符

[26]引入形状分布的概念来描述对象的几何特征。形状分布是从多个形状函数中采样的，这些形状函数测量对象的全局几何特性。例如，两个随机选择的点（D2）之间的距离是用于区分不同对象类别的稳健形状函数。应该注意的是，当要识别的类的数量增加或者在点云中只有对象的局部视图可用时，该方法的性能可能会受到影响。[27]提出了一个强大的全局形状描述符ESF（形函数集合），用于从点云中识别各种对象类（例如杯子，水果，汽车）。这个描述符专门解决了在不完整点云中使用局部视图进行物体识别的挑战，通过构建描述距离，角度和面积分布的三个不同的形状函数。每个形状分布由一个ESF直方图表示，可用于使用k-最近邻算法（k-NN）从预定义的类数据库有效检索k-最接近的匹配。尽管ESF描述符对小型物体（如苹果（98.45％）和杯子（99.46％））具有相当好的识别率，但识别大型物体（如汽车）的能力有限（43.64％）。

Part two

对象分类 对象分类阶段包括从已知分类的对象生成点云样本的训练数据库，并基于计算出的形状描述符将查询点云样本匹配到适当的类别。 有关分类过程的更多细节将在下面的章节中讨论。

合成点云

生成我们所需分类类别的样品3D CAD模型从3D模型库在线下载。在这项研究中，施工设备样品从backhoe\_loader，推土机，dump\_truck，挖掘机（反铲）和front\_loader类别（图2）收集。 使用光线投射技术相对于放置在模型周围的多个视图位置处的虚拟激光扫描仪沿着模型表面采样点。对于每个设备模型，从多个视角生成点云，并利用高斯白噪声扰动点以模拟真实世界场景中的数据收集过程。这也可以被看作是正则化的一种形式，它使得分类器对于数据可变性是强健的。

ESF描述符（全局特征）

ESF描述符描述了具有包括角度，面积和距离形状函数的640维特征集的3D点群集。 ESF是全局形状描述符的一个例子，因为它通过考虑整个点云中的点来对关于对象的信息进行编码，而不需要对对象几何进行任何先前的假设。 在我们的研究中，由于其在噪声和局部视图方面的更好的速度和稳健性方面的表现，ESF被选择在诸如VFH（视点特征直方图）或SHOT（方位直方图的签名）等竞争描述符上。 图3显示了本研究中考虑的五个施工设备类别的描述符值分布。 x轴描述描述符的每个维度，而y轴描述该维度的描述符值。 ESF描述符计算使用PCL（点云库）软件套件[30]中提供的C ++实现来执行。

ESF描述符分布，分离的图表代表每个类别的平均描述符值

机器学习

在对象分类的最后阶段，通过训练和应用机器学习分类器将类标签分配给每个输入点云集群。除了原始ESF描述符研究[27]中使用的k-最近邻（k-NN）算法外，我们还考虑了使用逻辑回归[31]和支持向量机[32]等鉴别分类器的方法。 k-NN方法包括从描述符空间中的欧氏距离方面选择最接近测试样本的k个训练样本。然后通过对k个最近训练样本的类别标签进行统一投票来确定输出类别标签。另一方面，逻辑回归方法使用逻辑函数来估计类别标签概率，并从训练样本中学习一组描述符元素的权重。而支持向量机（SVM）方法则是在高维空间中构建一组分离超平面来进行分类。在我们的SVM实现中，由于描述符中的特征数量很大，所以使用线性核而不是RBF（径向基函数）核。为了实现多级分类，分别采用一对一和一对一方案进行逻辑回归和支持向量机。

在获得训练和测试样本之后，针对每个点云群集计算相应的ESF描述符。 对于训练和测试，描述符值被均匀地缩放到0到1的范围，并作为每个机器学习分类器的输入。 为了评估目的，计算和存储输出类别标签和类别概率。 在这项研究中，培训和测试过程是使用Python工具包scikit-learn 。

4.结果和验证验证

数据集由从施工设备场收集的激光扫描点云组成。 这些数据是从两个站点收集的，每个站点有七个扫描点，并使用登记技术融合成一个约800万点的单点云。 识别结果如图4所示。与被识别物体相关联的点云团簇用标有对象类别和计算类别概率的边界框标识。 下一节将讨论分类性能的定量评估。

在对象分类阶段，使用召回率度量来量化识别性能，所述召回率度量是正确识别的样本的数量除以每个对象类别的总样本数量。 表1表明，与Wohlkinger和Vincze（2011）提出的关于每个对象类别的正确分类样本的数量相比，Logistic回归和SVM分类器[32]表现更好。 支持向量机分类器显示出最高的整体召回率，因此用于所有后续的实验。

还可以调查诸如训练数据的大小和点云分辨率的变量对召回率的影响。 表2显示，随着培训数据样本数量的增加，召回率呈现普遍上升趋势。 表3显示，召回率随着训练数据和测试数据的分辨率而增加。 这表明，鉴于大量的训练数据和更高分辨率的激光扫描，物体识别结果在理论上可以得到改善。

四、讨论   
在识别施工设备方面，我们的设备场测试平台的整体分类召回率为78％左右。与最近邻居的原始技术相比，使用判别分类器如逻辑回归和SVM改进了召回率。我们进一步将训练数据和点云分辨率的数量确定为可能影响召回率的变量。施工设备的分类性能采用表4所示的混淆矩阵进行分析。总的来说，召回率较高，因为除推土机和前装载机以外，所有类别的错误分类不到一次。由于其独特的动臂和铲斗形状，挖掘机类别具有较高的分级性能。另一方面，前装载机类由于形状方差较大而表现出较低的有效分类，因此经常与推土机和挖掘机等其他类别混淆。总的来说，分类方法被证明是理论上可靠的。考虑到大量的训练数据和更完整的激光扫描，处理后的结果将更加可行。

五、结论   
这项研究中的主要贡献是将分散点云的物体识别和分类的预处理，检测和分类步骤整合到一个单一的高效识别管道中，并对现有方法进行改进。我们发现扫描分辨率，扫描完整性和真实世界训练数据的可用性是与分类召回率正相关的关键变量。即使没有庞大而全面的数据集，我们也能够获得有希望的识别率，因为常见的机器学习应用程序通常在大数据领域运行。这是通过更严格的训练数据处理和更好的分类技术来实现的。为了今后的工作，我们设想扩大训练数据集，微调形状描述符，扩展方法，把粗，细分类等多个语义标注附加到施工现场的每个对象上，以辅助当前的施工管理实践。