# 1 SparseConvnet

**PaperTiele：3D Semantic Segmentation with Submanifold Sparse Convolutional Networks**

## 链接

ScanNetBenchMark:<http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=64>

Github: <https://github.com/facebookresearch/SparseConvNet>

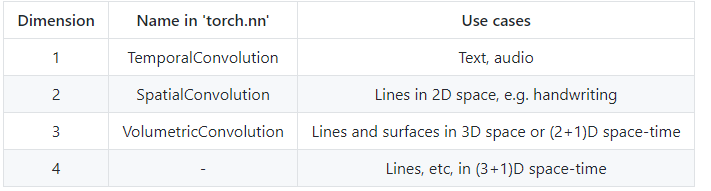
## 发表

CVPR 2018

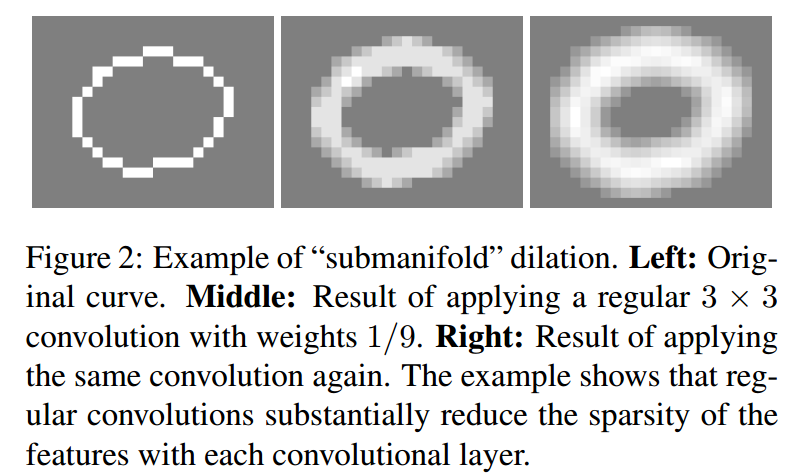
## 简介

提出了一种用于稀疏数据的卷积运算：SSC，子流形稀疏卷积，并且用这种运算构成了一种空间稀疏的网络：SSCN，可以用于3D点云的语义分割。

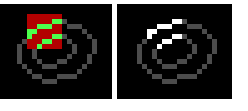
主要用于像是在二维空间中的线，手写字体识别这种，或者三维空间中的表面。如下表：



其他方法也有处理稀疏数据的方法：但是他们有缺点： 经过卷积之后稀疏性减少了 ，如下：



但是本文提出的SSC并不会导致应用之后稀疏性减少，如下图：



因此，网络具有高效性，这也是在ScanNet上表现最好的方法，但是这种方法不是直接使用点云，而是将点云体素化再进行处理

# 2 [MinkowskiNet](http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=29)

PaperTitle：4D Spatio-Temporal ConvNets: Minkowski Convolutional Neural Networks

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=29>

Blog：<https://blog.csdn.net/u014636245/article/details/89399243>

## 发表

CVPR2019

## 简介

3D视频处理方法一般是使用2D卷积或者3D感知算法逐帧处理的，这篇论文提出了4D卷积网络来直接实现时空感知，进而处理3D视频。为此，使用了稀疏卷积：（来自两篇论文中的方法），并且提出了广义稀疏卷积，它包含所有离散卷积。为了实现广义稀疏卷积，作者创建了一个开源的库：Minkowski Engine，但是现在还没有开放，ScanNet上面就是作者使用了这个库做出来的。

作者为了克服4D高维空间的问题，提出了混合内核，这是广义稀疏卷积的一种特殊情况。并且提出了三边平衡条件随机场来达到在7D时空色度空间的时空一致性。

实验证明了只使用广义稀疏卷积的网络比2D或2D-3D混合方法好很多。同时，在3D视频上，4D时空卷积神经网络对噪声具有鲁棒性，优于3D卷积神经网络，并且在某些情况下比3D对应的方法更快。

# 3 KP-FCNN

FullName: KernalPoint FCNN

PaperTital：KPConv: Flexible and Deformable Convolution for Point Clouds

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=13>

GitHub：<https://github.com/HuguesTHOMAS/KPConv>

Blog：<https://blog.csdn.net/u012455577/article/details/89608783>

## 发表

## 简介

文章提出了一种直接作于点云数据的卷积KPConv，卷积的权重位于欧氏空间的核心点上，并且应用到靠近他们的那些输入点。它使用任意数量核心点的能力使KPConv比固定网格卷积更具灵活性，并且，这些位置是在空间中连续的，而且能够被网络学习到。因此，KPconv能够扩展到可变形卷积来学习使核心点适应局部结构。由于采用了常规的下采样策略，KPConv对于不同的密度也是高效且稳健的。

不管是使用可变形的KPConv处理复杂任务或者严格的KPConv处理简单任务，本文的网络有较好的结果。文章提供了消融实验和可视化来验证可变形KPConv的描述能力，并且理解KPConv学习到的内容。

KPconv使用一个核心点的集合来定义，卷积核权重应用的区域，卷积核的权重就由这些点给出，显示输入特征一样。他们影响的区域由一个相关函数定义。同时，核心点的数量不是固定的，让设计变得灵活。

同时，也提出了一个KPConv的可变形版本。由学习应用于核心点的局部位移组成。网络在每个卷积位置上产生不同的位移，因此它可以根据输入点云的不同区域调整其内核的形状。同时，它需要一个正则化来帮助可变形的核心适应点云结构并避免空白空间。我们使用有效感受野（ERF）和消融研究来比较严格KPConv与可变形的KPConv

文章使用半径邻域不采用KNN，因为KNN在不规则的采样中不稳健。通过将半径邻域和输入点云的常规下采样相结合，可以确保我们卷积对不同密度的稳健性。与标准化策略相比[13,14]，减轻了卷积的计算成本

# 4 MVPNet

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=94>

## 发表

## 简介

Multi-view PointNet ,没有相关的论文，这个评分是19年3月份才提交的，可能将要发表论文，大概应该是结合多视角和PointNet的论文。

同时，有一篇关于三维重建的论文：MVPNet: Multi-View Point Regression Networks for 3D Object Reconstruction from A Single Image ，发表在AAAI2019上，也叫做MVPNet,但是论文中并没有分割相关的内容。

# 5 joint point-based

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=28>

## 发表

## 简介

这个也是没有相关的文章，作者HungYueh Chiang发表过一些文章，但是这里并没有关于测试方法的，所以可能是即将发表的论文。  
FullName：A joint framework for 3D scene semantic segmentation

# 6 HPEIN

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=98>

## 发表

## 简介

这个也是没有相关的文章，提交日期是16 Mar, 2019，可能是即将发表的论文。  
FullName：Hierarchical Point-Edge Interaction Network

# 7 TextureNet

PaperTitle：TextureNet: Consistent Local Parametrizations for Learning from High-Resolution Signals on Meshes

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=17>

GitHub: <https://github.com/hjwdzh/TextureNet>

## 发表

CVPR 2019 ([**Oral Presentation**])

## 简介

TextureNet,这种网络用来从3D表面网格相关的高分辨率信号中提取特征（例如，颜色纹理等）。文章的主要思想是使用一个4旋转对称（4-RoSy）场来定义一个域，用来在表面上进行卷积。虽然4- RoSy场有几个特性有利于在表面上进行卷积（低失真，奇点少，一致化的参数等），但是，在任何采样点旋转方向都是以模糊的，最多可以旋转4倍。因此，引入了新的卷积运算，它不受4-RoSy模糊度的影响。在网络中使用这种卷积运算来在测地邻域中提取高分辨率信号的特征。

与其他方法相比：如PoinNet系列，他们缺少方向的概念，而本文的方法能够生成更强的特征。

作者在纹理化的3D网格上进行了3D语义分割的实验，结果表明效果优异

# 8 DVVNet

FullName：Dual View-Volume Network

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=41>

## 发表

## 简介

# 9 PointConv

FullName：PointConv: Deep Convolutional Networks on 3D Point Clouds

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=40>

Blog:

1 <https://blog.csdn.net/sinat_21585785/article/details/85252396>

2 <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1631407236773911746&wfr=spider&for=pc>

3 <https://www.jiqizhixin.com/articles/2019-04-21-5>

4 <https://www.toutiao.com/i6682608694162620942/>

## 发表

CVPR 2019

## 简介

与使用常规密集网格表示的图像不同，3D 点云是不规则且无序的，因此对它们执行卷积存在困难。在本文中，我们将动态滤波器扩展为一个名为 PointConv 的新型卷积操作。PointConv 可以在点云上构建深度卷积网络。我们将卷积核看作 3D 点局部坐标的非线性函数，该函数由权重和密度函数组成。对于给定点，利用多层感知器网络学习权重函数，通过核密度估计学习密度函数。为了高效地计算权重函数，我们提出了一种新型计算方法，使网络规模显著扩大，性能显著提高。学习到的卷积核可用于计算 3D 空间中任何点集上的平移不变卷积和置换不变卷积。此外，PointConv 还可以用作反卷积算子，将从子采样点云中提取的特征传递回原始分辨率。在 ModelNet40、ShapeNet 和 ScanNet 上的实验表明，基于 PointConv 构建的深度卷积神经网络在 3D 点云上执行操作时能够在具有挑战性的语义分割基准上实现当前最优结果。此外，将 CIFAR-10 转换为点云的实验表明，基于 PointConv 构建的网络性能堪比在类似结构的 2D 图像中执行操作的卷积网络。

研究的主要贡献：

1 提出密度重加权卷积操作 PointConv，它能够完全近似任意一组 3D 点集上的 3D 连续卷积

2 提出了一种高效的内存使用方法来实现PointConv，通过一种改变求和顺序的技术。并且能够通用与CNN

3 扩展了PointConv 到反卷积 PointDeconv 来得到更好的分割结果

# 10 PanopticFusion-label

PaperTitle：PanopticFusion: Online Volumetric Semantic Mapping at the Level of Stuff and Things

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=89>

## 发表

## 简介

文章提出了PanopticFusion,一种新颖的在线体积语义地图系统，在stuff 和things的水平上。和之前的语义地图系统比较，PanopticFusion能够密集的预测背景区域（stuff）的类标签，并且并单独的分割任意前景对象（things）。此外，由于使用了空间散列的体积图表示，我们的系统能够重建大型场景并提取有标签的网格。

我们的系统首先通过融合2D语义和实例分割的输出来预测输入RGB帧的像素级别的全景标签（对于stuff 区域的类标签和对于thing区域的实例ID）。然后预测的全景标签与深度测量一起被集成到体积图中，同时通过参考当时的3D地图来保持实例ID的一致性。此外，我们构建了一个全连接的条件随机场（CRF）模型，用于地图正则化的全景标签。对于在线CRF推理，我们提出了一种新颖的一元电位近似和一种地图划分策略。

我们在ScanNet（v2）数据集上评估了系统的性能。PanopticFusion在语义和实例分割基准测试中表现优于或近似于最先进的离线3D DNN方法。另外使用这种方法展示了一个AR应用

主要贡献：

1 第一个实现了在stuff和things水平的场景理解的语义地图系统

2 通过使用空间散列体积，进行大规模3D重建和标记网格提取地图表示

3 使用完全连接的CRF映射地图正则化，并且具有新颖的一元电位近似和地图划分测略

4 优秀的3D语义和实例分割表现（和离线的3D DNN相比）

# 11 CCRFNet

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=102>

## 发表

## 简介

# 12 LAP-D

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=96>

## 发表

## 简介

# 13 3DMV, FTSDF

FullName：3DMV with Deeplab and FTSDF

PaperTitle：3DMV: Joint 3D-Multi-View Prediction for 3D Semantic Scene Segmentation

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=96>

Blog：<https://www.sohu.com/a/259988262_715754>

## 发表

ECCV 2018

## 简介

我们提出了一种利用三维多视点联合预测网络进行室内RGB-D扫描的三维语义场景分割的新方法—3DMV。与现有的使用几何或RGB数据作为此任务输入的方法相比，我们将这两种数据模式组合在端到端的联合网络架构中。我们不是简单地将颜色数据投影到体网格中并且只以三维的方式操作{这将导致细节不足}，而是首先从相关的RGB图像中提取特征映射。然后使用可微后向投影层将这些特征映射到3D网络的体素特征网格中。由于我们的目标是可能具有许多帧的3D扫描场景，因此我们使用多视图池化方法来处理数量不同的RGB输入视图。通过我们的联合2D-3D网络架构学习到的RGB和几何特征得到的结果显著优于现有基准。例如，我们将ScanNet 3D分割基准测试的最终结果精度从现有的体素架构的52.8%提高到了75%。

虽然我们的联合3D-多视图方法在三维语义分割方面比先前的技术水平取得了显著的性能提升，但仍然存在几个重要的局限性。我们的方法在密集的体积网格上操作，这对于高分辨率RGB-D数据来说不切实际；例如，RGB-D扫描方法通常产生具有亚厘米体素分辨率的重构；稀疏方法，例如OctNet[17]，可能是一个好的补救方法。另外，目前我们只联合预测场景中每一列的体素，而每一列是独立预测的，因此会由于选择不同的RGB视图而导致在最终的预测中可能会引起某些标签不一致；但是，由于卷积特性，在3D网络中，结构保持空间相干。

# 14 PCNN

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=73>

## 发表

## 简介

关于PCNN（脉冲耦合神经网）：与传统神经网络相比，有着根本的不同。PCNN有生物学的背景，它是依据猫、猴等动物的大脑皮层上的同步脉冲发放现象提出的。PCNN有着广泛的应用，可应用于图像分割，边缘检测、细化、识别等方面。PCNN是Eckhorn于20世纪90年代开始提出的一种基于猫的视觉原理构建的简化神经网络模型，与BP神经网络和Kohonen神经网络相比，PCNN不需要学习或者训练，能从复杂背景下提取有效信息，具有同步脉冲发放和全局耦合等特性，其信号形式和处理机制更符合人类视觉神经系统的生理学基础。

但是没有发现PCNN with RGB 用于3D分割的论文

# 15 3DMV

PaperTiele：3DMV: Joint 3D-Multi-View Prediction for 3D Semantic Scene Segmentation

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=2>

## 发表

ECCV 2018

## 简介

同13

# 16 PointCNN with RGB

PaperTitle：PointCNN: Convolution On X-Transformed Points

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=58>

GitHub：<https://github.com/yangyanli/PointCNN>

Blog：

1 <https://www.cnblogs.com/elliottzheng/p/9100254.html>

2 <https://www.sohu.com/a/219419069_129720>

3 <https://www.sohu.com/a/249935738_715754>

4 <https://blog.csdn.net/qq_15602569/article/details/79560614>

## 发表

NIPS 2018

## 简介

作者提出了一个简单又通用的点云特征学习的框架。CNN成功的关键在于能够在网络中密集的表示空间相关性，然而，点云是无序不规则的，因此直接应用卷积会导致形状信息的丢失和输入点云顺序的不同。为了解决这个问题，作者提出，从输入点云中学习一个X变换，来同时解决这两个问题：1）与输入各点相关的特征的权重2）将输入点云转化成潜在的可能是规范化的排序。然后经典卷积的元素级别的乘法和求和运算被应用到经过X变换的特征。提出的方法是一种广义的用于点云的CNN，因此称之为PointCNN。实验证明PointCNN性能优异。

# 17 FCPN

PaperTitle：Fully-Convolutional Point Networks for Large-Scale Point Clouds

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=90>

GitHub：<http://github.com/drethage/fully-convolutional-point-network>

Blog：

1 <https://blog.csdn.net/deepwolf/article/details/83151742>

2 <http://www.sohu.com/a/260402557_715754>

## 发表

ECCV 2018

## 简介

本文提出了一个能有效处理大规模3D数据的全卷积网络——FCPN，该网络将无规则的3D输入数据比如点云，转换为内部有序的数据结构，然后再使用3D卷积进行处理。与输入输出结构一致的传统方法相比，FCPN具有在高效存储输入数据中操作的优点，同时利用自然结构的卷积运算以避免对冗余空间信息的计算与存取。该网络消除了对原始数据预处理和后处理的需求，加之全卷积结构的特点，使其能够端到端处理大规模空间的点云数据。FCPN另一个优点是能够直接从输入点云生成有序的输出或者预测图，因此使其能够作为很多3D任务的通用点云描述器。通过在语义体素分割、语义部分分割和3D场景描述相关评估实验，本文展示了网络有效学习低级特征以及复杂组合关系的能力。

主要贡献：

1 提出来了一个无组织的输入/有组织的输出的内部表示的混合的网络

2 第一个在原始点云上的全卷积网络

# 18 PNET2

FullName：PNET2 with RGB

NotFound

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=77>

## 发表

## 简介

# 19 SurfaceConvPF

PaperTital：Convolutional Neural Networks on 3D Surfaces Using Parallel Frames

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=25>

## 发表

## 简介

我们将常规域（例如2D图像）上的卷积神经网络（CNN）扩展到嵌入3D欧式空间中的曲面2D流形，其被离散化为不规则表面网格并广泛用于表示计算机视觉和图形中的几何数据。我们在表面域的切线空间上定义表面卷积，其中卷积具有两个期望的属性：1）当投影到切线空间时表面域信号的失真局部最小。2）平移等方差属性保持在局部，通过将相邻点的切线空间与保持切线空间度量的规范无扭转平行传输对齐。为了实现这样的卷积，我们使用表面上的并行N方向帧场，其最小化了场变化，因此尽可能地兼容并近似于并行传输。在配备有平行框架的切线空间上，表面卷积的计算成为标准程序。切向框架具有N个必须消歧的旋转对称性。我们通过复制表面区域来构建其由并行框架引起的覆盖空间并将特征图分组为N个集合来做到。每个表面卷积在覆盖空间的N个分支上用它们各自的特征图计算，同时共享内核权重

为了处理离散化表面网格的不规则数据点，同时能够共享可训练的核权重，我们使卷积半离散，即卷积核是平滑多项式函数，并且它们与离散表面数据点的卷积变为离散采样和加权总和。此外，网格上的表面CNN的池化和反池化操作是沿着通过简化构建的网格层计算的

# 20 TangentConvolutions

PaperTital：Convolutional Neural Networks on 3D Surfaces Using Parallel Frames

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=16>

WebSite：<https://lmb.informatik.uni-freiburg.de/Publications/2018/Tat18/>

GitHub：<https://github.com/tatarchm/tangent_conv>

Blog：<https://blog.csdn.net/y80gDg1/article/details/81140413>

## 发表

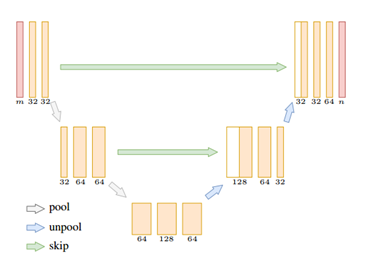
CVPR 2018

## 简介

文章提出了一种使用深度卷积网络进行语义场景分析的方法，文章的方法基于切线卷积 ：一种用于3D数据的卷积网络的新结构。与体素方法相比，文章的方法直接在表面几何结构上使用。至关重要的是，该结构适用于非结构化点云和其他嘈杂的现实世界数据。文章证明了，可以在具有数百万个点的大规模点云上有效地评估切线卷积。使用切线卷积，文章设计了一个深度全卷积网络用于3D点云的语义分割，并将其应用于室内和室外3D环境中的具有挑战性的真实数据集。 实验结果表明，所提出的方法在大型三维场景的详细分析中优于其他近期的深层网络结构。

基于切线卷积的概念，文章开发了一种在表面上使用的卷积网络结构。该结构假设数据是从局部欧式曲面采样的。潜在表面不需要是已知的，并且数据可以是支持近似法向量估计的任何形式，包括点云，网格，甚至是无组织的多边形集合。切线卷积基于在每个点周围的切平面上投影局部表面几何结构。这会产生一组切线图像。 每个切线图像都被视为支持平面卷积的常规2D网格。可以从曲面几何体预先计算所有切线图像的内容，从而可扩展到大型数据集（如城市环境）。

使用切线卷积作为主要构建块，文章设计了一个U型网络，用于点云的密集语义分割。文章提出的架构是通用的，可以应用于大型场景的分析。



# 21 SPLAT Net

FullName：SPLATNet: Sparse Lattice Networks for Point Cloud Processing

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=20>

GitHub：<https://github.com/NVlabs/splatnet>

Blog：

1 <https://blog.csdn.net/qq_33278989/article/details/80786726>

2 <https://www.sohu.com/a/246838049_715754>

3 <https://www.itcodemonkey.com/article/10377.html>

## 发表

CVPR 2018

## 简介

我们提出了一个针对点云处理的网络架构（SPLAT Net），这个架构能直接处理表示为高维格中的一组稀疏样本的点云。简单的将卷积应用在这个点阵架构会因为计算量大和占用内存高导致较差的效果。因此我们的网络使用稀疏双边卷积层(sparse bilateral convolutional layers：BCL)来充当构建模块，这些层通过使用索引结构，将卷积仅应用在被占据的点阵来保持高效率，同时通过允许灵活配置点阵结构来实现层级结构，空间感知的特征学习，和2D到3D的推理。通过这些层，基于点或者图像都可以简单的嵌入网络，同时产生的模型可以进行端到端的训练。我们展示了在3D分割任务上的结果，超过了当前的所有方法。

在这项工作中，我们提出了一种通用且灵活的神经网络架构SPLAT Net，用于处理点云，减轻了现有深层架构的一些问题。我们的关键点是双边卷积层（BCL）（其他文章中提出），它具有几个有利于点云处理的特性。BCL提供了一种在启用时过滤无序点的系统性的方法，同时实现了卷积运行的底层晶格结构的灵活规范化。BCL平滑地将输入点映射到稀疏晶格上，在稀疏晶格上执行卷积，然后将滤波后的信号平滑地插回到原始输入点上。以BCL为基础，我们提出了一种新的神经网络架构，我们称之为SPLATNet（稀疏LATtice网络），它为无序点进行分层和空间感知特征学习。 SPLATNet在点云处理方面具有多项优势

1 SPLATNet将点云作为输入而不需要处理成体素或图像

2 SPLATNet允许像标准CNN架构一样轻松指定滤波器邻域

3 通过使用哈希表，我们的网络可以通过仅在存在数据的位置进行卷积来有效地处理输入点云中的稀疏性。

4 SPLATNet使用稀疏且高效的网格过滤器计算输入点云的分层和空间感知功能。

5网络架构允许将2D点轻松映射到3D空间，反之亦然。因此，我们提出了一个联合的2D-3D深度架构，它可以在单个前向传递中处理多视图2D图像和相应的3D点云，同时可以进行端到端的学习。

文章提出了两个版本的网络 ：SPLATNet3D和SPLATNet2D-3D，通过点云分割实验证明了上述优势。

# 22 ScanNet+FTSDF

FullName：ScanNet (re-implementation with flipped tsdf values)

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=15>

Blog：

1 <https://blog.csdn.net/wydbyxr/article/details/78618935>

## 发表

## 简介

这个方法来自于在ScanNet中提到的体素化的分割方法，然而应用了以下几个变动：

1 使用翻转的TSDF

在文章：Semantic Scene Completion from a Single Depth Image 中提及

2 没有使用 free-space information

网络的唯一输入是 61x31x31体素，带有翻转的TSDF值。

3 只使用网格作为输入

该方法直接从输入网格计算截断的距离场，而根本不使用提供的深度图像。

# 23 PointNet++

FullName：pointnet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=10>

GitHub：<https://github.com/charlesq34/pointnet2>

Blog：

1 <https://blog.csdn.net/sinat_37011812/article/details/81945050>

## 发表

NIPS2017

## 简介

以前很少有人研究点集的深度学习。 PointNet是这方面的先驱。然而，根据设计，PointNet不会捕获由点云所在的度量空间的局部结构，限制了它识别细粒模式的能力和对复杂场景的普遍性。在这项工作中，我们引入了一个分层神经网络，它将PointNet递归地应用于输入点集的嵌套分区。通过利用度量空间距离，我们的网络能够通过增加上下文比例来学习局部特征。通过进一步观察，通常以不同的密度对点集进行采样，这导致在均匀密度训练的网络上的性能大大降低，我们提出了新的学习层以自适应地组合来自多个尺度的特征。实验表明，我们称为PointNet ++的网络能够高效，稳健地学习深度点集特征。特别是，在具有挑战性的3D点云基准测试中，结果明显优于现有技术

# 24 SSC-UNet

这个应该和1是完全相同的

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=46>

## 发表

## 简介

# 25 ScanNet

FullName：ScanNet: Richly-annotated 3D Reconstructions of Indoor Scenes

## 链接

ScanNetBenchMark: <http://kaldir.vc.in.tum.de/scannet_benchmark/result_details?id=46>

Blog：<https://www.leiphone.com/news/201707/wZzepJoP9FR9ofDq.html>

## 发表

CVPR2017

## 简介

在RGB-D场景理解上，可利用的数据少，当前的数据集只拥有小范围的场景，和有限的语义标注。因此我们提出了ScanNet，一个RGB-D视频数据集，包含在1513个场景中的2.5M个视图，同时具有3D相机位姿，表面重建和语义分割的标签。为了收集数据，我们设计了一个容易使用的可扩展的RGB-D获取系统，它具有自动表面重建和众包语义标注的特性。文章显示了在数个3D场景理解任务上，包括3D物体分类，语义体素分割和CAD模型恢复，使用这个数据集有助于达到最先进的性能。

文章主要贡献：

1 一个包含带有标记的相机参数，表面重建，纹理网格，语义分割的超过707个独特室内环境的1513个RGB-D扫描的大型3D数据集。同时提供数据集的一个子集的CAD模型

2 一个适用于新手用户的高效3D数据捕获和标注设计。

3 新的RGB-D基准和改进的结果，用于3D物体分类，语义体素标记和CAD模型恢复。

4 对于密集的RGB-D重建的完整的开源采集和标注