从三维点云重建曲面是计算机视觉和图形学中一个长期存在的问题，

以前的许多方法都使用隐函数框架，

它们通常使用体素网格或自适应八叉树对点云空间进行离散化。然后求解隐函数的等值面作为表面。

然而，在隐式方法中求解大规模的方程是非常耗时的。

八叉树深度的最大分辨率也会**影响效率**。

有时还需要对结果曲面中的多余部分进行额外的处理（修剪），这对相应的参数非常敏感，就无法批量处理点云。

此外，这些隐函数有时可能会受到噪声、异常值等因素的影响

第3页================================================

另一种常用方法是使用**点云的Delaunay三角剖分将空间细分为不均匀的四面体，**求解三角形表面的适当子集

2D示例如图1所示。该方法利用Delaunay三角剖分中相邻四面体的邻域构造有向图。

然而，这种方法也有一些问题。

首先就是一些位于点后面的四面体有**被错误标记**的风险，可能会生成过于复杂的凹凸曲面

而且，这种方法**不能处理没有可见性信息的任意点云**。

第4页========================================================================

近年来，随着深度学习的迅速发展和大规模三维数据集的不断完善，已经提出了多种**基于学习**的曲面重建方法。

基于学习的方法倾向于在曲面重建中引入更多的几何先验知识来获得更好的性能。

然而，现有的基于学习的方法仍然有以下问题：

大多数算法依赖于体素网格或八叉树结构，计算效率不高

由于低分辨率的网格，定长的隐含变量等因素，算法生成细节的能力十分有限

大多数算法过度依赖于训练集的全局特征，泛化能力不够突出

第5页=======================================================================

本文提出了DeepDT，一种基于学习的基于Delaunay三角剖分的点云表面重建方法。

以数据点云及其Delaunay三角剖分为输入，输出每个四面体位于重建表面的内侧/外侧标签

以每个数据点的局部几何信息和Delaunay三角剖分的结构信息作为最终确定四面体标签的关键因素

采用多标签监督策略，以在四面体内部采样的多个参考位置的标签代替四面体本身的标签指导训练

第6页=======================================================================

DeepDT所具有的优势有：

集成了几何和图形结构信息，几乎不受噪声影响，结果具有更强的鲁棒性

结合了数据点的局部几何特征和全局图结构特征，使得模型具有良好的精度和泛化能力。

多标签监督机制使得训练一个高质量的模型成为可能，而不需再依赖于四面体的真实标签或其他可见性信息。

接下来将具体介绍DeepDT

第7页=======================================================================

接下来，我介绍一下DeepDT的网络体系结构

本文的网络的输入包括一个点云P（左侧的黑点）和它的Delaunay三角剖分D（左侧的黑三角形）。

P是一组具有法线的三维点。D是一组四面体。每个四面体的四个顶点都是p中的点。每个四面体也有四个相邻的四面体，它们共用一个三角面。

Delaunay三角剖分结构形成图G（左侧用红线连接的红点），四面体作为节点，公共三角形面连接两个相邻四面体作为边。

流程就是：输入点云P与Delaunay三角剖分剖分D -> Delaunay三角剖分结构形成图G

-> 利用点云信息提取点的几何特征 -> 结合三角剖分构造四面体的增广特征 -> 生成特征增广图 -> 利用多层图卷积网络处理增广图，输出二维预测向量

本文的网络可以分为两部分。一是几何特征提取。另一种是图形特征的聚集和过滤。

第8页=======================================================================

我们计算每个点和它的邻居之间的**有符号距离**作为我们网络的原始输入特征。

对于每个参考点pi，我们搜索它的K近邻pki。

具有法线nk i的近邻pki可以看作是一个近似于pki附近局部曲面的切平面tki

第9页=======================================================================

为了提供关于局部曲面几何的更丰富信息。还在输入特征中包含**相对法线**

将ni分解为相对于切平面的两个向量vik和hki。vik垂直于tki, hki平行于tki。计算公式为

在计算有符号距离和相对法线后，pi和pki之间的表面**面特征**ski被编码为：

MLP是**多层感知器**的意思。⊕意味着连接。

第10页=======================================================================

在设计了局部曲面特征编码后，完成了几何特征提取中最重要的部分。

几何特征提取网络由多个几何特征提取层组成，

第l个几何特征提取层将参考点pi、前一个特征f1−1i和K最近邻pki，作为输入

它首先对每个相邻点的局部表面特征进行编码。

然后将fl−1i重复K次并与K个局部曲面特征连接。

然后，通过一个attention池化层 对K个特征进行聚合，目的是利用attention机制自动学习重要的局部特征。

将一组MLP层应用于聚合特征和输出结果特征fli，作为pi的第l个特征。

第11页=======================================================================

在提取每个点的特征之后，我们从点特征和图G中构建了一个特征增广图，三角剖分D中的每个四面体由点云的四个顶点组成。因此，本文通过聚集四个顶点的几何特征来构造图中的四面体特征。

设Ti为G中第i个节点的特征，其四点特征F^j\_i（j=0，1，2，3）。本文通过**注意力机制**从四个顶点特征构造Ti，该机制能够明智地选择对四面体分类重要的几何特征。

我们首先学习四个特征中每个通道的权重。设Fi={F j i，j=1，2，3，4}是具有形状（4，C）的四个特征的集合。Wi是具有相同形状（4，C）的四个**权重向量**的集合。C表示通道数。Softmax操作应用于Wi的第一维。然后对相应的信道进行加权平均。

第12页=======================================================================

图G中的原始四面体特征由几何特征聚合而成，对四面体的内外信息进行编码。它们是由独立的点特征构造的，因此它们不包含足够的邻域图信息。

因此，在构造图特征之后，我们将多层图卷积网络应用到图中，以集成更多的局部图结构约束。GCN层通过在相邻四面体之间交换信息来细化四面体特征。它能够编码更多的图形结构信息用于标签预测。GCNs的最后一层为每个四面体输出一个2通道预测向量。最后对向量进行softmax运算，得到四面体在内外的概率。

第13页=======================================================================

第14页=======================================================================

第15页=======================================================================

第16页=======================================================================

DeepDT与基于ShapeNet的几种最先进的学习方法进行比较：DMC、ONet、LDIF、CEISR、SSRNet。

为了公平比较，所有方法均采用相同的训练/验证/测试集

使用高斯分布对点云添加噪声

DeepDT生成的网格的定量评估结果如表1所示

结果表明，该方法的NC得分与基于学习的最新方法SSRNet的NC得分相当，在上述方法中，以Chamfer-L1为评价指标，该方法表现最好。

图3显示，本文的方法在恢复形状细节方面优于ONet，尤其突出了在极其复杂的对象上保留尽可能多细节的能力。

第17页=======================================================================