

基于自适应角度的三维点云分割方法

卢用煌 黄 山

(四川大学电气信息学院 成都 610065) (四川大学计算机学院 成都 610065)

摘 要 点云分割是基于点云数据空间几何信息提取的一项重要工作,它是点云数据特征提取与分析的基础。同时,点云数据通常是离散的和非结构化的,点云数据的分割不是一项简单的数据处理任务,分割效率和分割精度决定了后续数据处理工作的结果。因此,研究点云数据分割具有重要意义。提出一种基于自适应角度的三维点云切割算法,使用 PCA 算法找到最佳降维投射方向,以降低原始点云数据维度,并利用投射簇的概念实现对原始目标点云的切割获取。

关键词 点云模型,点云分割,PCA 算法,自适应角度

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

3D Point Cloud Segmentation Method Based on Adaptive Angle

LU Yong-huang HUANG Shan

(College of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract Point cloud of 3D segmentation is an important task to extract the point cloud data space based on geometric information. It is the basis of point cloud data feature extraction and analysis. At the same time, the point cloud data are usually discrete and unstructured. The segmentation of point cloud data is not a simple data processing task, and the segmentation efficiency and accuracy determine the data processing results of the work. Therefore, the research of point cloud data segmentation has important significance. This paper presented a cutting algorithm for 3D point cloud based on adaptive angle, in which the PCA algorithm is used to find the optimal dimension projection direction to reduce the dimension of the original point cloud data, and the concept of projection cluster is used to obtain cutting of the original target point cloud.

Keywords Point cloud model, Point cloud segmentation, PCA algorithm, Adaptive angle

1 引言

随着激光扫描技术的不断发展,三维激光技术扫描仪能够快速、方便地获取目标物的高精度点云数据,利用点云数据建模即可得到相应的三维点云。鉴于点云数据格式简单、存储方便并且能够突出复杂物的细节部分,点云模型被广泛应用于各个领域。

近年来,我国的生猪屠宰发展迅速,生产流程逐渐实行精细化管理,很多屠宰企业建立猪肉品质分级制度。已有企业通过运用 Kinect 摄像头扫描屠宰流水线来建立生猪三维点云模型,借助于深度图像的距离信息和像素大小的对应关系来实现对生猪的简略测量。

建立点云模型后,对目标点云进行切割是第一步工作。点云数据的分割是将杂乱无章的点云数据分割成若干个互不相交的子集,每一个子集中的数据具有相同的属性特征或一定的语义信息。

常用的点云模型分割算法主要包括基于边缘的分割算法、基于区域的分割算法、基于聚类的分割算法以及混合分割

算法。基于边缘的分割算法^[1]从纯数学角度出发,认为测量点的法矢或曲率的突变是一个区域与另一个区域的边界,并将封闭边界包围的区域作为最终的分割结果,算法的关键在于如何识别边界部分。基于区域的分割算法包含自底向上和自顶向下两种思路。自底向上算法就是区域增长算法,即首先选定种子点,由种子点开始向外扩散,判断其周围领域点是否同属于一个曲面,直到扩散至领域不存在连续点集为止,最后组合这些邻域从而构成区域。该算法的关键是区域增长策略。基于聚类的分割算法将点云模型的区域分割看成具有一定几何特征参数的数据点的分类过程,不同的聚类准则能得到不同的聚类结果。混合分割算法通常指基于边缘的分割算法和基于区域的分割算法的综合使用。

图 1 给出了屠宰流水线 RGB 图像信息,图 2 给出了初步提取出来的 3D 点云模型。点云模型主要由两部分组成,右边是相对完整的半边猪的主体(下文称其为目标),目标点云蕴含着企业需要的猪样本全部信息;左边的另一半不完整的猪体属于要排除掉的噪声(下文称其为噪声)。



图 1 摄像头 RGB 图像

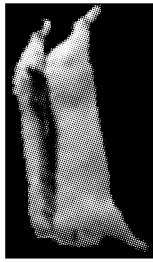


图 2 原始点云

2 最佳投射角度和算法介绍

本文中的三维坐标定义如下:水平向右为 x 轴正方向,竖直向下为 y 轴正方向,纸张向里为 z 轴正方向。

由于目标点云和噪声在颜色、曲面特性以及线条轮廓方面都很相似,并且流水线生产会造成猪体样本不规则晃动,因此在进行数据采集时,目标和噪声之间的物理空间数据特性比较模糊,不同样本之间的目标点云和噪声的空间位置特性没有统一的规律,前面提到的几种主流点云分割算法并不适用于此模型。

2.1 最佳投射角度

为了找到目标和噪声之间最明显的特征差异,本文尝试从各个不同的角度来观察样本模型,对 3D 点云模型进行绕 y 轴旋转时发现,当旋转角度落在某个特定区间时目标和噪声之间的特征界限很明显。

图 2 给出了样本绕 y 轴旋转 0° 后的视觉效果,图 3 给出了样本绕 y 轴旋转 -30° 后的视觉效果,图 4 给出了样本绕 y 轴旋转 -60° 后的视觉效果,图 5 给出了样本绕 y 轴 -80° 后的视觉效果。对比发现,在样本绕 y 轴的旋转角度从 0° 开始逐渐递减到 -90° 的过程中,目标点云和噪声之间的特征界限是一个由模糊到清晰再重回模糊的过程。“横看成岭侧成峰”,对于同一个模型,在图 2 和图 5 中目标点云和噪声看起来紧密相联,在图 3 和图 4 中目标和噪声之间则出现了明显的分界线。对于不同的样本模型,他们绕 y 轴旋转到一定角度后,若目标和噪声之间的特征界限最为明显,则目标和噪声就最容易被区分开。本文把这个特定角度称为模型的最佳投射角度,不同的模型的最佳投射角度是不一样的。本文研究一种基于模型的自适应角度来切割三维点云的方法。

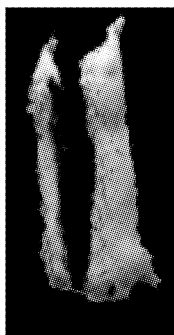


图 3 观察角度 1



图 4 观察角度 2



图 5 观察角度 3

2.2 算法理论基础及设计

主成分分析算法(Principal Component Analysis, PCA)可以有效地找出数据中最“主要”的元素和结构,并去除噪音和冗余,将原有的复杂数据降维,揭示隐藏在复杂数据背后的简

单结构。从线性代数的角度看,PCA 的目标就是使用另一组基去重新描述得到的数据空间,希望在这组新的基下能尽量揭示原有的数据间的关系。这个维度即是最重要的“主元”,PCA 的目标就是找到这样的“主元”,最大程度地去除冗余和噪音的干扰。

由 2.1 节的分析可知,样本模型是通过绕 y 轴旋转来寻找最佳投射角度。根据 PCA 算法理论,绕 y 轴旋转实质上是对样本模型点云的 x 坐标分量和 z 坐标分量做线性变换。但由于整个点云模型呈现对称性,直接处理将难以提取其“主元”。在整个模型中,目标点云占的比重最大,可采用点云局部排序^[2]进行 PCA 降维的方法来寻找最佳投射角度。从点云 x 分量由大到小的次序来对原始数据样本进行范围扩张取样,然后对抽样数据 x 坐标分量和 z 坐标分量进行 PCA 降维运算,不同抽样数据的投射角度如图 6 所示。

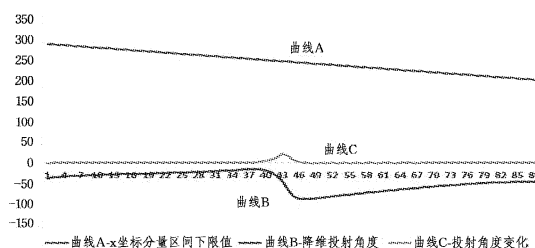


图 6 样本不同抽样降维投射角度示意图

图 6 中,直线 A 为抽样数据的 x 坐标分量的下限值(注意:本文将 x 坐标分量的最大值作为其上限值),曲线 B 是对抽样数据的 x 坐标分量和 z 坐标分量进行线性变换而得到的投射角度。曲线 C 是此次抽样数据投射角度与上一次的抽样数据投射角度的差值。

因为猪体表面相对平滑,当抽样数据都是目标部分的点云时, $x-z$ 坐标分量的降维投射角度应该是连续缓慢变化的。当开始加入噪声时,因为目标和噪声之间断层的影响,投射角度前后会有相对激烈的变化,随着加入的噪声越来越多,投射角度的变化趋势又开始渐趋缓和。投射角度变化曲线(即图 6 中的曲线 C)的最大值为 15° ,此时对应的投射角度为 -67° ,由此可判断此三维数据样本的最佳投射区分角度为绕 y 轴旋转 -67° 。

设变量 $\beta_{\max} = 0$,最佳投射角度为 $\theta_i = 0$ 。自适应角度 PCA 算法的步骤如下:

- 1)确认选取的三维点云 x 坐标分量范围。以 x 坐标分量的最大值为区间上限,每次 x 坐标分量从最大值递减 1 后的值作为区间下限。选取 x 坐标分量落在此次选择区间的的所有三维点云数据。

- 2)将三维点云数据的 x 坐标分量和 z 坐标分量按列组成 n 行 m 列矩阵。

- 3)将矩阵的每一行进行零均值化,即减去该行的均值。

- 4)求解协方差矩阵 $C = (1/m)XX^T$ 。

- 5)求解协方差矩阵的特征值及对应的特征向量 θ_i 。

- 6)根据特征向量求解降维的投射角度。

- 7)计算此次投射角度与上一次投射角度的差值 $\beta_i = \theta_i - \theta_{i-1}$ 。若 $\beta_i > \beta_{\max}$,则令 $\beta_{\max} = \beta_i$ 。

- 8)循环以上操作,直至 x 坐标选择区间下限为 x 坐标分量的最小值。

- 9)选取 β_{\max} 对应的 θ_i 作为模型的最佳投射角度,并取对

应的特征向量,将特征向量按对应特征值大小从上到下按行排列成矩阵,取第 1 行组成矩阵 P。

10) $Y=PX$ 即为降到一维后的数据。

3 结果分析

采用上述算法对三维点云数据进行运算后,统计一维数组向量的分布密度,如图 7 所示。横坐标表示值大小,纵坐标表示三维点云降维后落在各个值上的点云数目。由图 7 可知,原始三维模型经过降维投射后可以划分为两个投影簇。

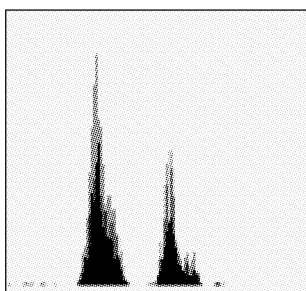


图 7 点云降维后的分布示意图

图 8 给出了将原始三维点云数据绕 y 轴旋转至最佳投射角度后的视觉效果。因为经过了旋转,此时在图 8 中水平向右方向不再是 x 轴的正方向,而是原始点云降维后的一维数组向量的负方向。因此,图 7 和图 8 的水平方向是统一的(图 7 水平向右为正方向,图 8 水平向右为负方向),图 7 的左边投影簇刚好对应图 8 右边的目标点云部分,而图 7 的右边投影簇则对应着图 8 左边的噪声点云部分。这样就把复杂的三维点云切割问题转换为了具有明显特征的一维数据向量两分类的问题。在对一维数组向量进行分类时,可以通过直接设置阈值法或者 DBSCAN 聚类算法等来进行两类分类。



图 8 原始点云

通过对降维后得到的一维数组向量设置阈值来进行分类,如图 9 所示。

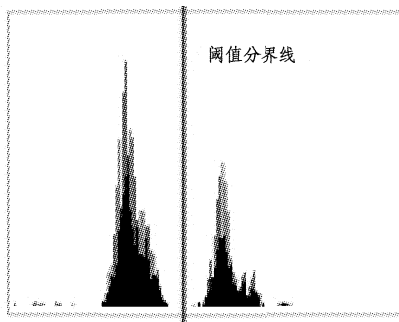


图 9 设置阈值两分类示意图

切割结果如图 10、图 11 所示。运行环境为:Windows10

操作系统,. Net Framework 4. 5. 2 框架, windows 应用程序。切割费时 15ms。

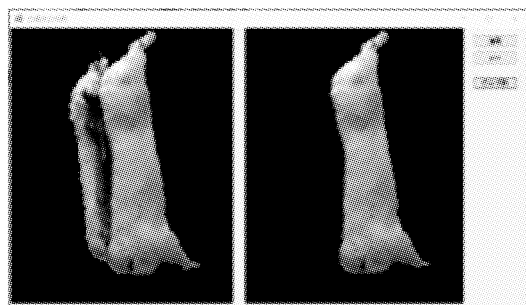


图 10 样本 A 切割前后的效果图

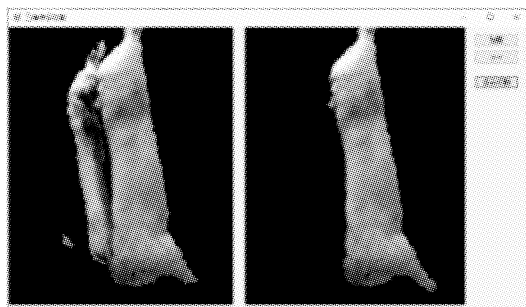


图 11 样本 B 切割前后的效果图

图 10 左侧部分为样本 A 的原始点云,右侧部分为切割后得到的目标点云。图 11 左侧部分为样本 B 的原始点云,右侧部分为切割后得到的目标点云。切割效果比较理想,目标和噪声被正确地区分开了。

结束语 本文实现了一种基于自适应角度的三维点云切割方法,并对实际生产线上的应用进行了实验验证,证明了该方法是本可行,对实际应用具有一定的参考意义。但目前该算法还存在许多不足,算法的关键环节在于确认模型的最佳投射角度方向及角度大小。本文将最佳投射角度方向当作先验条件,即一开始就明确地知道样本模型绕 y 轴旋转。但是对于其他的三维点云模型,他们的最佳投射角度方向有可能绕 x 轴旋转,也可能先绕 x 轴然后再绕 z 轴旋转。若无法确认模型的最佳投射角度方向,旋转轴就无法运用此算法,这也是我们未来的研究方向。

参考文献

- [1] 柯映林,单东日. 基于边特征的点云数据区域分割[J]. 浙江大学学报(工学版),2005,39(3):377-380.
- [2] 庞成,郭志波,董健. 一种基于局部排序 PCA 的线性鉴别算法[J]. 计算机科学,2015,42(8):56-59.
- [3] 孙金虎. 点云模型分割与融合关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2013.
- [4] 王丽辉. 三维点云数据处理的技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2011.
- [5] 冯少荣,肖文俊. DBSCAN 聚类算法的研究与改进[J]. 中国矿业大学学报,2008,37(1):105-111.
- [6] 王庆刚,李见为. 具有局部结构保留性质的 PCA 改进算法[J]. 模式识别与人工智能,2009,22(3):388-392.
- [7] 王松,夏绍玮. 一种鲁棒主成分分析(PCA)算法[J]. 系统工程理论与实践,1998,18(1):9-13.