

基于网格采样的深度图像表面特征提取算法

孙晓兰 赵慧洁

(北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100083)

摘要 深度图像的高级特征提取是3D视觉一个重要研究领域。为了提高对大量离散3D数据的处理速度,简化算子结构,本文提出一种新的方法,将单目或多目结构光传感器采集的离散3D数据点云转换成深度图像形式,使 z 方向代表深度,并实现 x, y 方向数据的规则网格采样。接着提出一种深度图像分割算法,先对整幅图像进行边缘提取,得到阶跃和褶皱两种边缘,采用主成分分析法(PCA)通过计算欧氏距离得到面的法线方向和方向间的夹角。经过两类传感器采集到的大量图像实验证明,该算法明显优于单纯的边缘或者区域算法,具有良好的抗噪声性能,满足并在线测量的要求,并且不受物体形状的约束,可以应用于3D模型重建、机器人自主导航、逆向工程、文物数字化等多个3D视觉领域。

关键词 网格化 深度图像分割 特征提取 主成分分析

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)06-1091-07

Surface Feature Extraction from Range Image Based on Grid Sampling

SUN Xiao-lan, ZHAO Hui-jie

(Beijing University of Aeronautics & Astronautics, Beijing 100083)

Abstract The high-level feature extraction from range image is one of the most important areas of 3D computer vision. In order to enhance the processing time and to simplify the structure of the distributed points, a new fast method is presented to transform the irregular distributed 3D point clouds to range data: have z axis represent the depth information, and realize the regular grid sampling along x & y axes. This method can be applied to any type of structure light system. Thereafter, a hybrid range image segmentation algorithm combined with edge detection and region growing is described. The whole image edge-map, including the jump and crease edges of the whole image is automatically grabbed. The normal and angle of local surface can be estimated through minimizing the sum of squared Euclidean distance by PCA technique. We have carried out extensive tests using real range image acquired by two range image finders, and the algorithm turns out to be superior to many traditional edge and region methods with regard to the anti-noise and real-time parallel measurement satisfaction. The good results demonstrate that the method fits well in the arbitrary shape of objects and can be used in many computer vision tasks such as 3D model reconstruction, robotic independence navigation, reverse engineering, digitizing historic sites, etc.

Keywords grid sampling, range image segmentation, feature extraction, principal component analysis

1 引言

深度图像又叫距离图像,能直接反映物体表面

的3D特征,与灰度图像不同的是其每个像素存储的是物体点与摄像机成像平面的距离。它可以是立体视觉、3D激光扫描仪、三角主动测距系统、声光扫描系统等多种形式的深度传感器的输出^[1-3]。但

基金项目:教育部“新世纪优秀人才支持计划”资助项目(NCET-04-0174);博士学科点专项科研基金资助项目(20040006033);航空科学基金资助项目(02151017,05151068)

收稿日期:2006-01-16;改回日期:2006-04-06

第一作者简介:孙晓兰(1980~),女。2003年于北京航空航天大学获工学学士学位,2006年于北京航空航天大学获工程硕士学位。主要研究深度图像处理。E-mail: ellasan@126.com

所有系统得到的深度图像都有共同的特点,原始数据量十分庞大,在处理时要耗费大量的时间(在有些场合需要用到大量的深度图像,包含的数据点有数十亿之多)。因此简化离散 3 维数据点的结构形式,提取高级的图像特征,是实现 3 维物体识别和定位的基础。虽然国内外已经有很多学者进行这方面的研究,但由于真实世界物体的复杂性,它仍然是一个没有完全解决的难题^[4]。

目前,深度图像分割方法主要可以分为以下 3 大类^[4-14]:①基于边缘的方法;②基于区域的方法;③边缘和区域相结合的方法。

边缘法的特点是对区域边界的定位非常准确,运算速度快,但由于噪声、遮挡等因素的影响,很难形成连续的区域边界。Ho-Keun Song 应用多种类型的梯度算子对深度边缘提取进行了实验^[5],最后证明 Besl & Jain 算子效果是最优的。Benlamri 利用物体表面曲率变化对边缘进行检测^[6],但该方法只适用于噪声不大的图像。文献[4]中对四种深度图像分割算法进行比较,Jiang 的基于扫描线的边缘提取方法^[7]具有优越特性。

区域法可以形成封闭边缘,但算子结构复杂,容易发生边界错位现象,且运算结果依赖于初始种子和聚类数目的选取。它的代表方法有 Besl 提出的根据高斯曲率对 8 种表面类型进行分类,并利用二次曲面拟合进行区域增长^[8]。Hoffman 利用了模式聚类的思想,将每一个深度图像中的点看成是一个 6 维向量(包括行值、列值、深度值、3 维的单位法向量),实现了分割^[9]。

最新趋势^[10-14]是采用边缘和区域相结合的方法,这种方法取长补短。先进行边缘提取,用其结果确定区域的位置和数量。兼顾了速度和分割的准确率。

目前国内只有很少的文献对深度图像处理进行了研究,与国外的研究水平相距较大,限制了 3 维深度数据在视觉领域及其他工业领域的广泛应用。本文结合目前国内应用较多的结构光 3 维视觉检测系统,提出一种新的深度图像坐标转换方法。在此基础上,提出一种边缘和区域相结合的深度图像分割算法,最后对算法进行了大量的实验分析,提取出物体的表面法线方向和方向间夹角。

2 深度图像的获取及其网格化

目前,获取深度图像主要有以下两种方法^[2],

基于雷达原理的 3 维激光扫描仪(Laser scanner)和基于结构光法的视觉传感器(包括单目和多目)。本文是采用双目立体视觉系统得到深度图像。

深度图像和无序的数据点云不同,它有基于图像行列的 2 维表达形式。

$$A = \{p(i, j), i=0, 1, 2, \dots, N-1; j=0, 1, 2, \dots, M-1\}$$

其中, N 和 M 表示图像的行列数, $p(i, j) = (x, y, z)$ 。由于所有深度传感器获得的 3 维坐标都是离散分布,因此直接处理 3 维数据点云的计算时间长,不但占用存储空间大,并且要用一般方法通过求解每个点的法向量进行区域的融合,这种方法只适用于平面分割。

在 1988 年, Besl 提出了具有清晰几何含义的 2.5 维深度图像表达形式

$$z_{i,j} = f(x_{i,j}, y_{i,j})$$

其中, $z_{i,j}$ 表示深度信息,即物体点到图像像面的距离, (i, j) 表示像素点的行列坐标。这种表达形式后来被广泛采用^[4-8,11-16]。但 Besl 也指出,处理 x, y 坐标的最困难之处就在于它们不是均匀分布的网格形式。

结合双目立体视觉系统,我们提出一种新的深度数据的快速转换方法,并且实现了 x, y 方向的均匀网格采样。该方法适用于所有单目和多目结构光传感器采集。经过坐标转换,使 z 轴平行于光轴,使 xy 平面平行于摄像机物理成像平面,且 x 轴平行于图像平面的行方向, y 轴平行于图像平面的列方向,将数据点 $p(i, j)$ 投影到新的 xy 平面上(如图 1 所示)。

空间点 p 的世界坐标 $(x_w, y_w, z_w, 1)^T$ 和摄像机

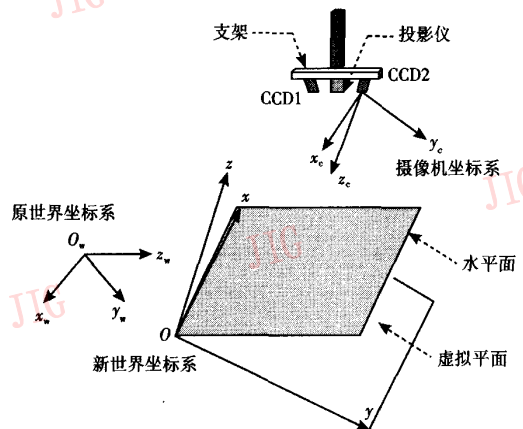


图 1 双目 3 维检测系统虚拟世界坐标系的建立

Fig. 1 Virtual world coordinate for binocular vision system

坐标 $(x_c, y_c, z_c, 1)^T$ 有如下关系:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M_1 \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, \mathbf{R} 为旋转矩阵, \mathbf{t} 为平移向量。摄像机光轴上任意两点 $\mathbf{c}_1 = (x_1^c, y_1^c, z_1^c) = (0, 0, 1)$, $\mathbf{c}_2 = (x_2^c, y_2^c, z_2^c) = (0, 0, 2)$, 由式(1)可得 $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2$ 对应的世界坐标, 两点世界坐标的差是摄像机光轴方向 $\mathbf{Z}_{new} = (ipa, ipb, ipc)^T$, 同时也是深度 z 方向。接下来确定 x, y 轴的方向。选取图像平面中间行上的两点 \mathbf{p}'_1 和 \mathbf{p}'_2 (列值可以任意), 求其世界坐标 \mathbf{p}''_1 和 \mathbf{p}''_2 在 $ipa \cdot x + ipb \cdot y + ipc \cdot z + ipd = 0$ 的投影 (由于新坐标系过原点, 因此 $ipd = 0$), 投影向量差求作为 x 轴方向 $\mathbf{X}_{new} = (xax, xay, xaz)^T$; \mathbf{X}_{new} 和 \mathbf{Z}_{new} 的向量积作为 y 轴方向 $\mathbf{Y}_{new} = (yax, yay, yaz)^T$ 。

设任意点 \mathbf{p} 的世界坐标为 (x_0^w, y_0^w, z_0^w) , 其坐标转换后的新世界坐标为 $(\hat{x}_0^w, \hat{y}_0^w, \hat{z}_0^w)$, 它们之间的关系如下:

$$\hat{x}_0^w = x_0^w \cdot xax + y_0^w \cdot xay + z_0^w \cdot xaz \quad (2)$$

$$\hat{y}_0^w = x_0^w \cdot yax + y_0^w \cdot yay + z_0^w \cdot yaz \quad (3)$$

$$\hat{z}_0^w = \frac{|ipa \cdot x_0^w + ipb \cdot y_0^w + ipc \cdot z_0^w|}{\sqrt{ipa^2 + ipb^2 + ipc^2 + ipd^2}} \quad (4)$$

\mathbf{Z}_{new} 和光轴方向平行, 因此 z 值为物体点到摄像机像平面的距离, 代表相对深度值; 又摄像机像平面平行于图像平面, 因此 \mathbf{Z}_{new} 为新 xy 平面的法线方向。又由于图像平面中的行、列坐标是规则递增的整数值, \mathbf{X}_{new} 和 \mathbf{Y}_{new} 分别平行于行列方向, 因此每一列的 x 坐标应为固定值对每列 x 坐标求标准差 E_x , 标准差的平均值为 \bar{E}_x , 同理每一行的 y 坐标也应为固定值, 其平均标准差为 \bar{E}_y , 且 x, y 方向实现均匀采样, 其采样频率设为 Δx 和 Δy 。具体参数见表 1。

表 1 网格化后的 x, y 轴参数

Tab. 1 Parameters of Axis x/y after grid sampling

	avgx(y) 标准差	采样频率 $\Delta x (\Delta y)$	采样频率的 标准差	$\Delta x (\Delta y)$ 的置信 区间 ($\sigma = 0.95$)
X	0.6152	1.4587	0.2050	[1.4256, 1.4918]
Y	1.1051	-1.3929	0.2943	[-1.4469, -1.3388]

图 2 是由双目立体视觉系统采集到的坐标转换前的餐盘数据点云图像; 图 3 是经过坐标转换后的

数据点云; 图 4 表示坐标转换后, 逐列遍历 x 轴方向的值, 由图中可见每一列的 x 轴坐标为固定值, 且这些 x 坐标为线性分布, 体现出 x 轴的均匀采样结果。图 5 是经过转换后, 逐行遍历 y 轴方向的值, 也达到类似的效果。

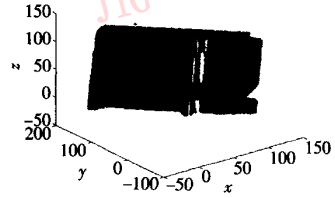


图 2 坐标转换前

Fig. 2 Before data transform

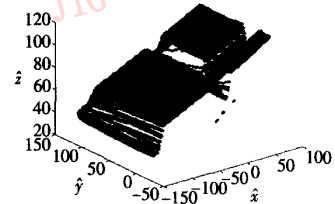


图 3 坐标转换后

Fig. 3 After data transform

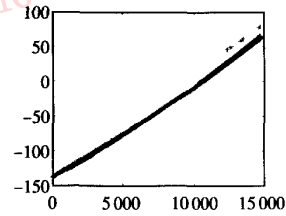


图 4 坐标转换后 x 轴

Fig. 4 Axis x after transform

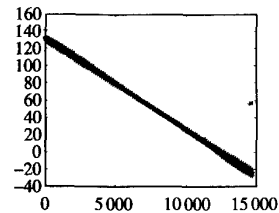


图 5 坐标转换后 y 轴

Fig. 5 Axis y after transform

x, y 方向均匀采样的 3 维数据具有优越特性, 它将深度数据进一步简化, 根据采样频率可以把 x 或 y 方向设为常值, 将表达式简化为一元方程形式 $z = f(x, y_0)$ 或者 $z = f(y, x_0)$, 对后续的深度图像分割和特征提取具有非常重要的意义。

3 边缘和区域相结合的深度图像分割算法

由上面得到了网格化的 3 维数据点云。直接从数据点云中无法得到抽象物体的表面特征,还需要进行深度图像分割。本文采用一种边缘和区域相结合的分割算法。算法分为 3 个步骤。第 1 步,采用

基于扫描线的边缘检测法将图像的边缘提取出来,并将边缘按阶跃边缘和褶皱边缘分类;第 2 步,对边缘图进行膨胀以得到封闭边缘,直到假设区域满足误差阈值条件,将所得区域分成平面和二次曲面;第 3 步,按就近原则进行区域扩张,对图像中没有标记的点再进行一次曲面拟合。最后求出面的法线方向和夹角,得到完整的分割结果。算法流程如图 6 所示。

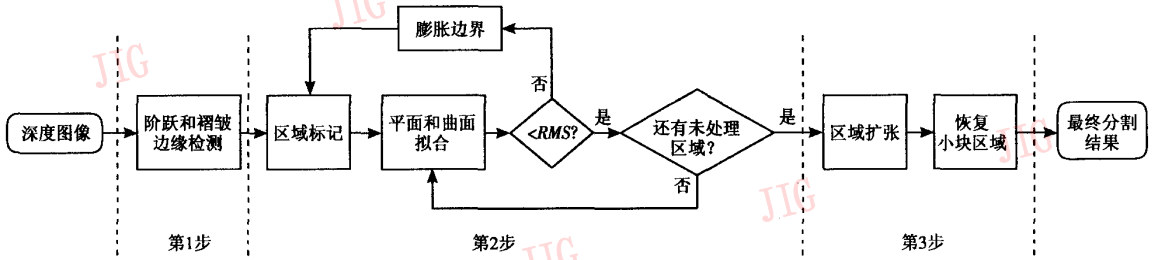


图 6 算法流程图

Fig. 6 Algorithm flow chart

3.1 深度图像边缘检测

边缘是图像中表面或者方向不连续的点。有多种算法可以检测深度图像边缘。本文采用一种基于扫描线的方法^[7],首先将每条扫描线分成二次曲线段,然后计算曲线段端点的阶跃和褶皱边缘强度,得到完整的边缘图。

采用二次多项式表达曲面方程

$$f(x, y, z) = \sum_{i+j+k \leq 2} a_{ijk} x^i y^j z^k = 0 \quad (5)$$

在 $z=f(x, y)$ 下可简化为

$$z = \sum_{i+j \leq k} a_{ij} x^i y^j = 0 \quad (6)$$

对于图像行和列分别进行计算,将 y 视为常量,(2)式可以进一步变为

$$z = f(x) = ax^2 + bx + c \quad (7)$$

对每一条扫描线进行迭代处理^[17],根据每条曲线段的两端点和中间点拟合曲线方程,计算 z 值和曲线方程 $f(x)$ 的误差,如果误差最大值大于阈值 ξ ,则在最大误差处将线段分段,再分别进行曲线拟合,直到所有曲线段的拟合误差都小于阈值为止。

每段曲线段的末端点被视为可能的边缘点。先检测阶跃边缘,设 x_i 和 x_{i+1} 是相邻的两线段端点,所对应的线段方程分别是 $f_i(x)$ 和 $f_{i+1}(x)$,阶跃边缘强度定义为

$$S_{\text{jump}} = |f_i(\bar{x}) - f_{i+1}(\bar{x})| \quad (8)$$

$$\text{其中, } \bar{x} = \frac{x_i + x_{i+1}}{2}.$$

检测褶皱边缘判定邻近线段的法线方向,它的边缘强度定义为

$$S_{\text{crease}} = \cos^{-1} \frac{(-f'(x_i), 1) \cdot (-f'(x_{i+1}), 1)}{\|(-f'(x_i), 1)\| \cdot \|(-f'(x_{i+1}), 1)\|} \quad (9)$$

如果 S_{jump} 或者 S_{crease} 大于设置的阈值,则 x_i 和 x_{i+1} 均记为阶跃边缘点。

和 Jiang 的方法不同,本文只考虑行列两个方向的扫描线,不考虑对角线方向。边缘检测器对图像行、列方向进行扫描,最后形成完整的边缘强度图,包含对阶跃和褶皱两种边缘的检测。

3.2 深度图像区域形成

由上一步得到的边缘图对假设区域进行标记,经过验证,如果区域不满足误差条件,则对该区域进行进一步分割,直到误差满足平面或者曲面阈值为准,同时对满足条件的区域分类记录其面类型。

标记算法类似于文献[18]中提到的两步标记法,引入转换表(transform table),并将边界封闭的区域做相同的标记,标记号存入转换表中。由于噪声污染,一般得到的边缘图都不是封闭的,总会出现边缘断裂或者边缘重叠的现象,因此初始标记的区域是一个严重过分割区域,这也是后面需要进行迭代区域拟合的原因。

经过标记后,区域按标记号分成各自独立的块,首先对每块区域分别进行平面拟合。对局部区域协方差矩阵进行主成分分析^[19,20],可以用于估计局部区域的特性,得到平面方程 $ax + by + cz + d = 0$ 的参数。

设由点 $p_i = (x, y, z)$ ($i = 1, 2, \dots, K$) 组成的区域 N_p 的协方差矩阵

$$C = \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \vdots \\ p_K - \bar{p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} p_1 - \bar{p} \\ \vdots \\ p_K - \bar{p} \end{bmatrix}^T$$

其中, $p_i \in N_p$, \bar{p} 是区域 N_p 内点 p_i 的重心。 $\bar{p} = \frac{\sum_{i=0}^K p_i}{K+1}$ 。点 p_i 是一个 3×1 的向量,用 3 维坐标表示的 C 为

$$C = \begin{bmatrix} D(x) & \text{cov}(x, y) & \text{cov}(x, z) \\ \text{cov}(x, y) & D(y) & \text{cov}(y, z) \\ \text{cov}(x, z) & \text{cov}(y, z) & D(z) \end{bmatrix} \quad (10)$$

C 是实对称、半正定矩阵,有 3 个不等的实特征值。设其对应的特征值 $\lambda_i \in \mathbf{R}$ ($i = 1, 2, 3$), 对应特征向量 $v_i \in \mathbf{R}^3$ ($i = 1, 2, 3$), 则有,

$$C \cdot v_i = \lambda_i \cdot v_i, i \in \{1, 2, 3\} \quad (11)$$

由矩阵 C 性质可知,特征值 λ_i 为非负实数,表示 K 个点在 v_i 方向上的方差,而所有点到重心距离的平方和可以表示为

$$\sum_{i=0}^K |p_i - \bar{p}|^2 = \lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2 \quad (12)$$

设 $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$, 其中最小特征值 λ_0 的大小表示最小的沿法线方向的变化情况,也就是 K 个数据点偏离拟合平面的程度,其所对应的特征向量代表法线方向,理想的 λ_0 值应为 0 (λ_1, λ_2 分别表示平均和最大法线变化方向,它们在一定程度也可以反映平面拟合的结果),又平面过重心点 \bar{p} , 由此获得了平面方程的 4 个参数。如果平面拟合误差大于阈值,再进行曲面拟合。从理论上讲,直接进行曲面拟合满足所有面的拟合条件,但是先进行平面假设是必要的,因为曲面拟合过程耗费时间,这样可以大大提高运算效率。

如果两种区域假设都不成立,则对该区域边界进行膨胀(使用 3×3 大小的结构元素),使区域边缘封闭,再对该区域重新进行标记和面的拟合,直到所有区域都满足误差阈值条件,或者由于区域太小被丢弃。算法采用的 RMS 误差阈值公式是

$$RMS = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^n (f(x_k, y_k) - z_k)^2}}{n} \quad (13)$$

3.3 后续处理

经过前面步骤,图像中还剩下所有的边缘点和边缘膨胀的点未进行标记,因此要进行后续处理。处理时,先采用就近原则将所有这些点与邻近区域方程进行比较,如果 $z - f(x, y)$ 的值满足误差条件,则将该点合并到区域中。第 2 步要恢复小块区域。在上步中,由于对拟合不成功的区域边界进行膨胀时,可能将靠近边缘的小块区域也一起吞并了,或者由于膨胀次数太多,致使最后得到的区域太小被舍弃了。假设所有未标记的像素不属于任何区域,则对它们重新标记,然后进行区域判定。由于这一步要处理的像素数目少,因此速度较快。最后就得到了完整的区域分割结果。

4 实验结果

笔者在 VC++ 6.0 环境下编写了 C/C++ 算法,在 Celeron 2.4G 的 PC 机上进行了大量实验。深度图像由双目立体视觉传感器采集。图 2 显示的是原始 3 维数据点云,图像大小为 115×153 像素;对原始数据进行了坐标变换,得到网格化深度图像形式,转换后结果见图 3。

图 7 为餐盘深度图像的灰度显示形式,灰度值的大小代表像素点距虚拟像面 xy 的距离,距离和灰度值成正比关系,其中灰度值为 0 的区域代表背景区域。图 8 显示的是完整的边缘检测后的结果,包括对阶跃边缘和褶皱边缘的检测,由于原始图像的噪声较大,且可以看到有多处出现边缘断裂或者重叠现象,但最后依然能得到完整的分割结果,这也证明了算法有很强的适应性和抗噪声性。而单纯依靠边缘分割只能得到物体的边界特征,因此区域分割必不可少,具体分析见文献[21]。图 9 是初始的区域分割结果,所得的是种子区域。图 10 是临近像素合并的分割结果。图 11 将由于边界膨胀次数过多丢失的小块区域重新标记出来。图 12 是最终的分割结果。这种算法吸取了两类算法的优势,通过边缘提取提供正确的种子区域,克服了单纯依靠边缘分割的不完整性,和单纯依靠区域分割的种子区域选取的不准确性。算法性能参数见表 2。

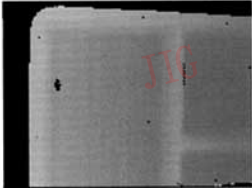


图 7 餐盘深度图像
Fig. 7 Range image of plate

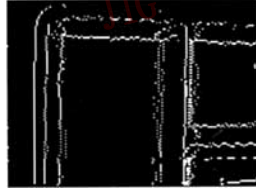


图 8 边缘检测后的图像
Fig. 8 After edge detection



图 9 初始区域分割
Fig. 9 Original region segmentation

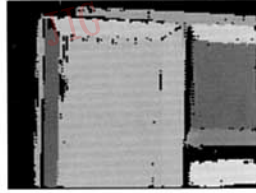


图 10 临近像素合并
Fig. 10 Pixels merge to region

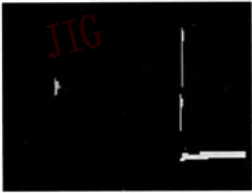


图 11 小块区域标记
Fig. 11 Mark small region

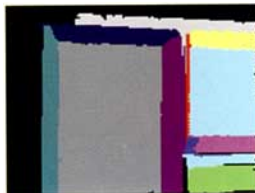


图 12 最终分割结果
Fig. 12 Segmentation result

表 2 算法性能参数

Tab. 2 Algorithm performance parameters

区域总数目	分割得到数目	正确分割率 (%)	边缘提取时间 (s)	区域形成时间 (s)
14	13	92.9	0.015	0.078

最后得到面的法线方向,曲面法线用其最小二乘平面的法线方向表示。为了进行后面的路径规划(next-best-view),还计算出了多个方向间的夹角,如两摄像机俯仰角 θ (垂直方向和垂直水平对角线方向的夹角)。法线方向和夹角结果见表 3。

为了对算法的适应性进行实验,我们从国外的深度图像数据库中选取了大约 20 幅由单目结构光传感器 K2T(GRF-2)采集到的真实深度图像^[22],图像大小 480 × 640 像素,用分割算法进行了验证。图 13 是一组圆环的图像,主要包含曲面物体,图 14 是其分割结果;图 15 是一组积木,主要包含平面物体,图 16 是其分割结果,可见算法对于任意形状物体都适用。

表 3 盘子法线方向和夹角 θ

Tab. 3 Plate normal vector and angle θ

区域号	法线方向矢量			夹角 θ (°)
	a	b	c	
1	0.9617	-0.0115	0.2737	88.83
2	0.2755	-0.0056	0.9613	1.825
3	0.1880	0.8230	0.5361	61.02
4	0.5655	0.6210	0.5427	58.42
5	0.2660	-0.5667	0.9623	5.166
6	0.5399	-0.0081	0.8417	4.329
7	0.2651	-0.0014	0.9642	1.475
8	-0.6896	0.0165	0.7240	4.528
9	0.1137	-0.8724	0.4753	63.16
10	0.1218	-0.8513	0.5104	61.00
11	0.2793	0.0039	0.9602	1.209
12	0.8888	-0.0182	0.4580	23.85
13	0.1331	-0.8860	0.4441	65.38

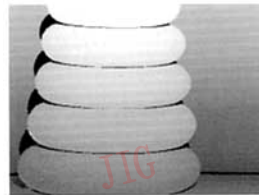


图 13 圆环深度图像
Fig. 13 Circle range image

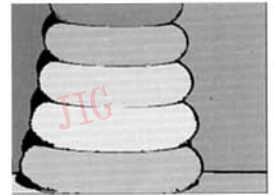


图 14 圆环分割结果
Fig. 14 Circle segmentation result

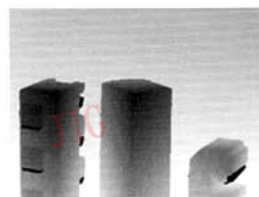


图 15 积木深度图像图
Fig. 15 Block range image

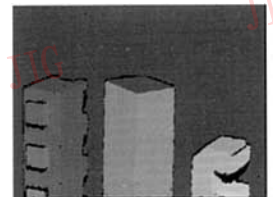


图 16 积木分割结果
Fig. 16 Block segmentation result

5 结论

本文深入分析了深度图像的数据结构,提出一种新的方法,将单目或多目结构光传感器采集的离散 3 维数据点云转换成深度图像形式,使 z 方向代表深度,并实现 x、y 方向数据的规则网格采样。在此基础上提出一种区域边缘混合的深度图像分割算

法。提取出深度图像的表面法线和方向间夹角。经过两类结构光传感器的大量实验证明,这种算法明显优于单纯的边缘或区域法,具有良好的抗噪声性,算法速度达到0.1s级,可以实现在线测量的要求,且不受物体形状约束,可以分割任意的平面和曲面物体。可以应用于模式识别、高级特征提取、机器人自主导航等多个3维视觉领域。

致谢 本文所使用的K2T图像是由University of South Florida的K. Bowyer教授提供的,特此致谢。

参考文献 (References)

- 1 Avinash C K, Jeff L E. Experimental state of the art in 3D object recognition and localization using range data [A]. In: Proceedings of Workshop on Vision for Robots in IROS '95 Conference [C], Pittsburgh, Penn, USA, 1995: 1876 ~ 1886.
- 2 Besl P J. Active, optical range imaging sensors [J]. Machine vision and applications, 1988, 1(2): 127 ~ 152.
- 3 Saint M P, Jezouin J L, Medioni G. A versatile PC-based range finding system [J]. IEEE Robotics and Automation, 1991, 7(2): 250 ~ 257.
- 4 Hoover A, Jean-Baptiste G, Jiang X Y, et al. An experimental comparison of range image segmentation algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(7): 673 ~ 689.
- 5 Ho-Keun Song, Jong-Soo C. Edge detection method for range image using pseudo reflectance images [A]. In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems [C], Atlanta, Georgia, USA, 1996, (2): 612 ~ 615.
- 6 Benlamri R. Curved shapes construction for object recognition [J]. IEEE Theory and Applications, 2002, 10(3): 167 ~ 172.
- 7 Jiang X Y, Bunke H. Edge detection in range images based on scan line approximation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73(2): 183 ~ 199.
- 8 Besl P J, Jain R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167 ~ 192.
- 9 Hoffman R L, Jain A K. Segmentation and classification of range images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 608 ~ 620.
- 10 Gotardo P, Bellon O. Range Image Segmentation Into Planar and Quadric Surfaces Using an Improved Robust Estimator and Genetic Algorithm [J]. IEEE Transactions on System, Man, Cybernetics B, 2004, 34(6): 2303 ~ 2316.
- 11 Angel D S. Surface model generation from range images of industrial environments [A]. In: Proceedings of the 2nd International Symposium on 3DPVT [C], Barcelona, Spain, 2004: 868 ~ 871.
- 12 Vitor S, Joao G M. High-level surface descriptions from composite range images [A]. In: Proceedings of International Symposium on Computer Vision [C], Ispra, Italy, 1995: 163 ~ 168.
- 13 Inas K, Medhat M, Mohamed K. Segmentation of range images using successive differentiation [A]. In: Proceedings of the 1999 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering [C], Alberta, Canada, 1999: 312 ~ 316.
- 14 Qian Cheng, Li Feng-ting, Ge Cheng-hui. Feature extraction from range images in 3D modeling of urban scenes [A]. In: Proceeding of international conference on RISSP '2003 [C], Changsha, China, 2003: 909 ~ 915.
- 15 Borges G A, Aldon M J. A split-and-merge segmentation algorithm for line extraction in 2D range images [A]. In: Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition [C], Barcelona, Spain, 2000: 441 ~ 444.
- 16 Fujai Kensaku, Arikawa Tomohiko. Reconstruction of 3D urban model using range image and aerial image [A]. In: Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C], Sydney, Australia, 2001, 4: 1928 ~ 1932.
- 17 Duda R O, Hart P E. Pattern classification [M]. New York: Wiley, 2001.
- 18 Lennart Y, Ewert B, Bo N. A new three-dimensional connected components labeling algorithm with simultaneous object feature extraction capability [J]. CVGIP, Graphical Models and Image Processing, 1992, 54(4): 357 ~ 364.
- 19 Mark P, Markus G, Leif P K. Efficient simplification of point-sampled surfaces [A]. In: IEEE Visualization 2002 [C], Boston, MA, USA, 2002: 163 ~ 170.
- 20 Eric Snaffer, Michael Garland. Efficient adaptive simplification of massive meshes [A]. In: Proceedings of 12th IEEE Visualization '2001 [EB/OL], <http://www.uiuc.edu/index.htm>, 2001: 127 ~ 134.
- 21 Sun Xiaolan, Zhao Huijie. The research of edge detection based on range image [J]. Optical Technology, 2005, 31(Suppl): 219 ~ 222. [孙晓兰, 赵慧洁. 基于深度图像边缘检测方法的研究 [J]. 光学技术, 2005, 31(增刊): 219 ~ 222.]
- 22 Hoover A, Powell M W. Range image segmentation comparison project [D]. Tampa, FL, USA: University of South Florida [EB/OL]. http://marathon.csee.usf.edu/Image_Vision_Home.htm, 1996.