

文章编号 1004-924X(2019)12-2693-09

三维距离图像基于特征估计的自适应平滑

冯肖维*, 姜 晨, 何 敏, 郝建娜
(上海海事大学 电气自动化系, 上海 201306)

摘要:为了抑制激光测距仪采集 3 维距离图像的噪声与畸变,提出了一种各向异性自适应平滑去噪方法。该方法集成了随机信号处理和尺度空间表述技术,根据邻域点构建特征估计模型,对距离图像中局部区域内测量点间的流形拓扑关系进行预测,并利用无嗅采样技术计算原始图像和估计模型间的马氏距离作为相似性测度构建卷积滤波核,实现三维距离图像各向异性扩散平滑去噪。通过该方法能够有效抑制原始图像发生的变形或偏移,在抑制噪声的同时突出主要特征。试验结果表明:在噪声方差为 $4.0 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ 时,经自适应平滑处理后的图像的峰值信噪比增益达 16.41 dB,均方误差减小 66.16%。本文方法能够有效提高三维距离图像的质量,为基于激光测距仪的三维环境感知与测量建模提供技术支撑。

关键词:三维距离图像;自适应滤波;各向异性扩散;无嗅采样;激光测距仪
中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192712.2693

Adaptive smoothing for three-dimensional range image based on feature estimation

FENG Xiao-wei*, JIANG Chen, HE Ming, HAO Jian-na

(Department of Electrical Automation, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

* Corresponding author, E-mail: xwfeng1982@163.com

Abstract: To reduce noise and distortion of a 3D range image obtained from a laser rangefinder, an anisotropic adaptive smoothing method was introduced. The method consisted of stochastic signal estimation and scale-space representation. A feature estimation model was then derived from neighboring points and was used to predict the manifold topological relations between those neighboring points. To achieve anisotropic diffusion smoothing, the Mahalanobis distance between the original image and the estimated model was calculated as a similarity measure, which could then be used to construct a convolution kernel. This method enabled the distortion of the original image to be effectively corrected and noise to be suppressed. It also made the main image features more apparent. Experimental results indicate that the peak signal-to-noise ratio gain of the adaptive algorithm reached 16.41 dB, and the mean square error was reduced to 66.16% when the noise variance was $4.0 \times 10^{-4} \text{ m}^2$. Our smoothing method can thus improve the quality of noisy 3D range images and can provide technical support for 3D sensing and measurement modeling based on laser rangefinders.

Key words: three-dimensional range image; adaptive smoothing; anisotropic diffusion; unscented sampling; laser rangefinder

收稿日期:2019-04-23;修订日期:2019-06-18.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61503241, No. 61801287)

1 引言

三维距离图像被广泛应用于机器人导航、逆向工程、地形建模和虚拟现实。但是原始三维距离图像会由于各种原因(例如采集设备的测量噪声、采集过程与环境因素、被测物体表面的粗糙度等)存在噪声与畸变。因此,如何保证在图像所包含特征不被破坏的前提下进行有效去噪与畸变校正,是距离图像处理的关键^[1]。

近年来针对距离图像的平滑去噪,国内外学者提出了不同方法^[2],其中大部分都是将视觉图像和信号处理领域的相关算法应用于距离图像处理。其中经典 Laplacian 滤波算法最为快速和简单,但在消除噪声的同时容易产生较为明显的形状畸变与表面“收缩”现象^[3]。这些方法在滤波过程中不考虑方向性,而对各个方向的数据同等对待,即各向同性滤波,使得这类滤波器在处理过程中难以保持具有方向性的特征,例如边界特征^[4-6]。为此,基于各项异性滤波策略的方法被提出^[7-8]。Fleishman^[9]借鉴视觉图像中的双边滤波对距离图像进行迭代处理,以邻域距离和法向投影距离误差为测度构建滤波权重,对邻近测量点进行加权滤波,具有较快的收敛速度,但在特征较为明显区域依然存在畸变。Zhang^[10]等通过设计基于网格面片引导的法向场,提出了网格引导法向滤波算法,可以有效恢复几何特征和滤除噪声,但是为了建立领域拓扑关系,必须进行网格划分,增加了算法的复杂度。前述滤波方法的加权对象是领域内的原始测量数据或是该数据在局部流形上的投影值,并利用加权平均消除随机噪声,此时滤波过程近似为高斯滤波^[9],图像中噪声以及所包含的高频信息被一同抑制,使原始特征的高频分量丢失,导致利用邻近测量点或投影点作为测量点真值的估计时,会引入较大误差,造成特征变形。

距离图像去噪与畸变校正可以看作测量点位置的调整——由于噪声的存在导致各测量点偏离其真实的位置,因此需要将其移动回原位,但该理想位置无法事先得知,因此需要对其进行估计。Adams^[11]等通过多种预定义特征估计模型与图像点之间的马氏距离作为相似性测度,用以评价测量点与其真值之间的差异,并以此构建滤波核,

避免使用高斯核等各向同性滤波方法处理图像时所造成的图像变形,但是需要事先判断特征的类型,且该方法只适于 2 维距离图像平滑去噪。Jones 等^[4]提出了一种基于特征估计的网格滤波方法,利用三角网格划分得到的三角面片作为曲面特征一阶估计,从而避免了建立网格局部流形,且该方法无需迭代处理,但是无法对特征进行增强,且构建滤波核的依据(测度)依然使用欧式空间距离误差,而没有考虑测量数据的统计特性。

图像平滑滤波的关键是如何选择加权对象以及计算滤波权重^[12],而距离图像反应的是被测物表面的轮廓信息,如果能够对距离图像中的局部区域几何特征进行估计,则可以有效提高滤波过程中加权对象的正确性,又能提高滤波后特征包含的高频分量,同时加快算法的收敛速度^[13]。为此,本文提出了一种三维距离图像基于特征估计的自适应平滑去噪方法。该方法无需事先进行网格划分,选择某点在法向上的特征估计量作为加权对象,保证滤波后特征依然能够包含高频成份,使得图像多次迭代滤波之后,特征变得越发明显,而不会丢失。同时考虑到原始图像包含随机噪声,利用马氏距离(Mahalanobis Distance, MD)作为相似性测度,并以此构建概率滤波权重。该方法满足各向异性扩散原理,可以根据距离图像局部形状自适应地调整滤波程度,保证了平滑去噪作用只对特征内部区域有效,而不会影响特征边界。

2 特征边界确定

自适应平滑滤波的关键是如何有效获取信号的边界信息,从而保证滤波作用只发生在特征内部。在视觉图像处理领域,局部强度的梯度值常被用来判断特征边界的位置。Perona 和 Malik^[14]提出了各向异性扩散方程用于视觉图像的自适应滤波:

$$\mathbf{I}^{(t)}(x, y) = \text{div}(c^{(t)}(x, y) \nabla \mathbf{I}), \quad (1)$$

其中: $\mathbf{I}^{(t)}(x, y)$ 是第 t 次滤波迭代后图像的灰度值或强度, $c^{(t)}(x, y)$ 是扩散过程系数,可由式(2)确定:

$$c^{(t)}(x, y) = g(\|E^{(t)}(x, y)\|), \quad (2)$$

其中: $g(\cdot)$ 是一个非负单调递减函数,满足 $g(0) = 1$ 和 $g(\infty) \rightarrow 0$;而 $E^{(t)}(x, y)$ 是像素 (x, y) 处的特征边界评定系数。

但是距离图像中的像素值取决于被测对象的表面形状,因此必须建立适于距离图像的特征边界评定准则^[11]。本文在概率统计的框架下,首先构建流形面的一阶近似模型对邻域扫描点间的流形拓扑关系进行预测,然后利用无嗅采样技术^[15]计算马氏距离作为特征边界位置的判断依据,进而构建能够根据特征局部形状自适应调整的概率平滑滤波核,即避免了各向同性滤波容易造成特征边界移位与变形的问题,又使滤波核兼顾图像中随机噪声。

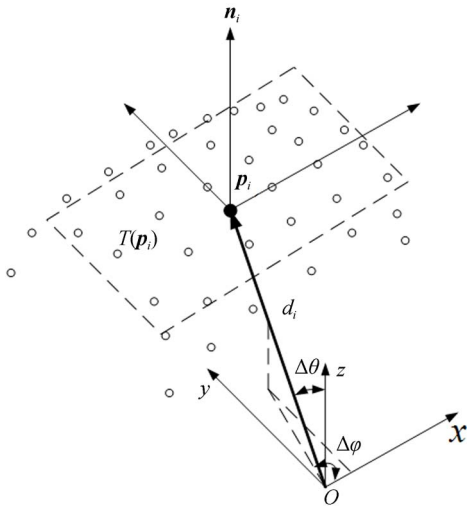


图 1 测量点 p_i 的微切平面

Fig. 1 Micro-tangent plane at point p_i

2.1 特征估计模型

对于原始三维距离图像,每一帧都是一个离散数据序列集合 $\{(d, \varphi, \theta)_i | i=1, 2, \dots, N\}$,其中 d 是第 i 个测量点到传感器之间的极径, φ, θ 是对应的极角。为了便于后期的处理,这里将测量点通过坐标转换变换到欧式空间中:

$$p_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta_i \cdot \cos \varphi_i \\ \sin \theta_i \cdot \sin \varphi_i \\ \cos \theta_i \end{bmatrix} \cdot d_i \quad (i = 1, 2, \dots, N). \quad (3)$$

设离散测量点集为 P ,其中某点 $p_i \in P (i=1, \dots, N)$ 周围 k 个邻域点为 $KNb(p_i) = \{p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,k}\}$ 。如果 $o_i = (\sum_{p_{i,k} \in KNb(p_i)} p_{i,k})/k$ 表示邻域 $KNb(p_i)$ 点集的重心,则点 p_i 处的协方差矩阵可以表示为:

$$Cov(p_{i,k}, o_i) =$$

$$\sum_{p_{i,k} \in KNb(p_i)} (p_{i,k} - o_i) \otimes (p_{i,k} - o_i) = \sum_{p_{i,k} \in KNb(p_i)} (p_{i,k} - o_i) \cdot (p_{i,k} - o_i)^T. \quad (4)$$

这个协方差矩阵包含了局部区域的法向信息,其中协方差矩阵最小特征值所对应的特征向量就是所求微切平面的法向量^[16]。

如图 1 所示,假设 p_i 点坐标为 $[x_i, y_i, z_i]^T$,根据公式(4)得到的法矢为 $n_i = [n_i^x, n_i^y, n_i^z]^T$,则该点处的微切平面方程为:

$$n_i^x(x - x_i) + n_i^y(y - y_i) + n_i^z(z - z_i) = 0. \quad (5)$$

如果 p_i 在局部范围内连续,在一个小范围内可以用一个微变等效平面对真实曲面进行逼近,那么空间中某领域的流形拓扑关系可以借助于邻近点通过相应的微切平面模型 $T(p_i)$ 进行预测估计,如图 2 所示。为了避免对图像中的点云进行网格划分,利用 $k-d$ 树建立三维距离图像的 k 邻域^[17]。

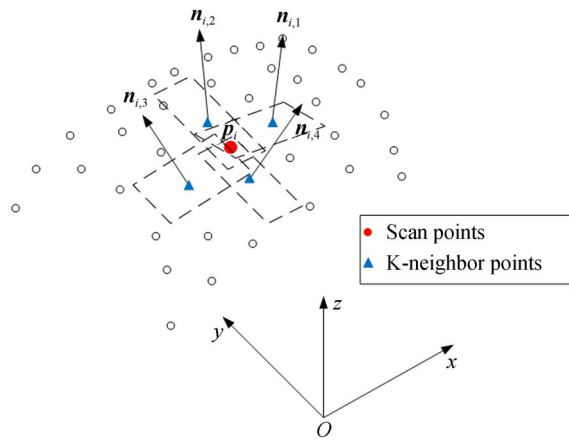


图 2 邻域点 $KNb(p_i)$ 的微切平面对点 p_i 的估计

Fig. 2 Estimation of p_i based on micro-tangent plane of neighbor points $KNb(p_i)$

2.2 测量点预测

如图 2 所示,假设三维距离图像中的任意点在小范围内与其邻近点在空间中连续,那么 p_i 点可以利用其 k 个最邻近点处的微切平面上的法向投影点进行估计(为了表述方便,本文以待滤波点的 4 个邻域点($k=4$)为例),则得到的 4 个预测点记为 $\hat{p}_{i,k} (k=1, 2, 3, 4)$,如图 3,其中实心圆点是待滤波点,三角形是其 4 个邻域点,正方形就是预

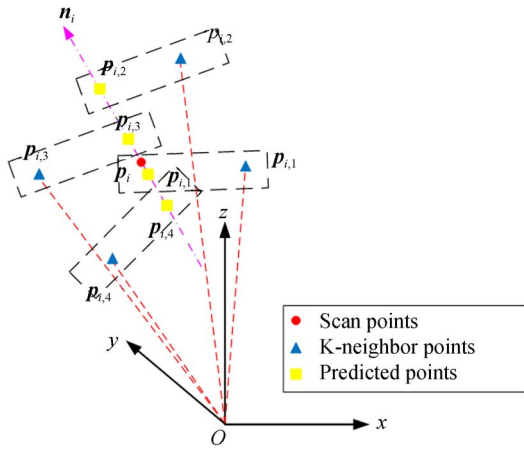


图 3 点 p_i 处的特征估计模型

Fig. 3 Feature estimation model at point p_i

测点,而点划线表示待滤波点 p_i 处曲面的法线。而 4 个微切平面可以从邻近的 4 组数据集 $A_{i,1}, A_{i,2}, A_{i,3}$ 和 $A_{i,4}$ 根据公式(4)和公式(5)计算得到,如图 4。

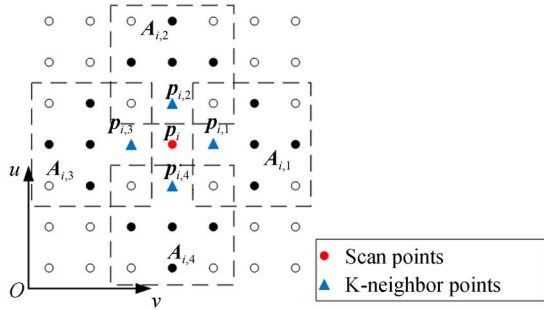


图 4 邻域点 $KNb(p_i)$ 处微切平面拟合数据集 $A_{i,k}$

Fig. 4 Fitting datasets $A_{i,k}$ of micro-tangent plane for neighboring point $KNb(p_i)$

可以通过微切平面方程和待滤波点的法向直线方程联立求得 k 个预测点:

$$\begin{cases} n_{i,k}^x \cdot (x - x_{i,k}) + n_{i,k}^y \cdot (y - y_{i,k}) + n_{i,k}^z \cdot (z - z_{i,k}) = 0 \\ \frac{x - x_i}{n_i^x} = \frac{y - y_i}{n_i^y} = \frac{z - z_i}{n_i^z} \end{cases}, \quad (6)$$

其中: $n_i = [n_i^x, n_i^y, n_i^z]^T$ 是待滤波点 p_i 处的法向量; $p_{i,k} = [x_{i,k}, y_{i,k}, z_{i,k}]^T$ 和 $n_{i,k} = [n_{i,k}^x, n_{i,k}^y, n_{i,k}^z]^T$ 是第 k 个邻域点的坐标和该邻域点处微切平面的法向量。

求解方程组(7)可以得到预测投影点坐标的

计算式,并以此作为特征边界判断过程的预测方程:

$$\hat{p}_{i,k}^{(t)} = n_i^{(t)} \cdot K_{i,k}^{(t)} + p_i^{(t)} + \tau, \quad (7)$$

其中: $K_{i,k}^{(t)} = \frac{n_{i,k}^{(t)} \cdot (p_{i,k}^{(t)} - p_i^{(t)})}{n_{i,k}^{(t)} \cdot n_i^{(t)}}$, 上标 t 为滤波迭代次数, τ 是预测模型噪声,服从高斯分布 $\tau \sim N(0, Q)$ 。

对应观测模型如下:

$$p_i^{(t)} = \hat{p}_{i,k}^{(t)} + \gamma, \quad (8)$$

其中 $\gamma \sim N(0, R)$ 是观测模型误差,由激光测距仪的测量精度决定。

考虑到直接计算特征预测方程(7)的雅可比矩阵十分困难,本文利用无嗅采样技术^[15]在概率意义下计算测量点与估计模型之间的偏离程度。

2.3 概率测度计算

待滤波点到预测点之间的距离表示了该预测点估计的正确性,即两者之间的相似程度。本文利用无嗅采样技术计算测量点与其对应预测点之间的马氏距离,作为相似性测度,构建概率滤波核。

为了避免非线性估计问题处理中的线性化,Julier 等^[15]提出了基于无嗅采样的非线性估计法。其思想为:逼近一个概率分布比逼近一个非线性函数或变换要来得容易。通过选取一组权值不同,且能够表征随机状态变量统计特性的样本点(Sigma 点),将这些代表点代入非线性函数处理后,重构出新的统计特性。这些粒子点表示的后验分布可以描述真实后验分布的二阶距,而通过局部线性化的后验变量的统计量只能描述后验分布的一阶距,当系统非线性较强时,其误差显而易见。

根据某个测量点在 t 次迭代时 $p_i^{(t)}$ 及其 k 个邻域点 $KNb(p_i^{(t)})$ 的位置分布(均值和方差),并将 n_i 和 $n_{i,k}$ 的计算误差简化为预测模型误差,则可以根据无嗅采样获得 $2n+1$ ($n=3$) 个 Sigma 采样点 $\chi_i^{s,(t)}$ 以及对应的权重 $W_i^{s,(t)}$,则根据公式(7)可以得到第 k 个预测点的坐标 $\hat{p}_{i,k}^{(t)}$:

$$\hat{p}_{i,k}^{(t)} = \sum_{s=0}^{2n} W_i^{s,(t)} \cdot \chi_i^{s,(t)}, \quad (9)$$

其中 $\chi_i^{s,(t)} = f(\chi_i^{s,(t)}, k)$, $f(\cdot)$ 为公式(7),则对应的预测值方差为:

$$\text{Var}(\hat{p}_{i,k}^{(t)}) =$$

$$\sum_{s=0}^{2n} W_{i,k}^{s,(d)} \cdot (\hat{\boldsymbol{\chi}}_{i,k}^{s,(d)} - \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}) \cdot (\hat{\boldsymbol{\chi}}_{i,k}^{s,(d)} - \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)})^T. \quad (10)$$

则 $\boldsymbol{p}_i^{(d)}$ 的预测值和当前测量值(或前次滤波得到的结果)求差,可以得到此次迭代滤波估计的新息:

$$\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)} = \sum_{s=0}^{2n} W_{i,k}^{s,(d)} \cdot h[f(\boldsymbol{\chi}_{i,k}^{s,(d)})] - \boldsymbol{p}_i^{(d)} = \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)} - \boldsymbol{p}_i^{(d)}, \quad (11)$$

其中 $h(\cdot)$ 为观测方程(8),其对应的新息误差为:

$$\text{Var}(\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)}) = \text{Var}(\hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}) - 2\text{Cov}(\boldsymbol{p}_i^{(d)}, \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}) + \mathbf{R}, \quad (12)$$

其中:

$$\text{Cov}(\boldsymbol{p}_i^{(d)}, \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}) = \sum_{s=0}^{2n} W_{i,k}^{s,(d)} \cdot (\boldsymbol{\chi}_{i,k}^{s,(d)} - \boldsymbol{p}_i^{(d)}) \cdot (\hat{\boldsymbol{\chi}}_{i,k}^{s,(d)} - \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)})^T.$$

根据新息 $\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)}$ 及其误差 $\text{Var}(\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)})$ 可以计算出待滤波点与估计模型间在概率意义下的马氏距离:

$$E_{i,k}^{(d)} = [\boldsymbol{v}(t)_{i,k} \cdot (\text{Va}(\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)}))^{-1} \cdot (\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)})^T]^{1/2}. \quad (13)$$

此值可以衡量测量点与特征估计模型的匹配程度。

3 自适应滤波平滑

3.1 平滑滤波核构建

根据 Perona 和 Malik^[14] 提出的自然常数 e 为底的指数函数 $\exp(\cdot)$ 扩散系数公式构造平滑滤波核函数:

$$\omega_{i,k}^{(d)} = \text{sgn}_{i,k}^{(d)} \cdot \exp[-(E_{i,k}^{(d)})^2 / 0.005S^2], \quad (14)$$

其中: S 是控制尺度的参数; $\text{sgn}_{i,k}^{(d)}$ 是符号函数,根据某个预测点 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}$ 在待滤波点 $\boldsymbol{p}_i^{(d)}$ 法线方向上相对于待滤波点的上下位置决定。例如设定向上为正方向,则图 3 中 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,2}$ 或 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,3}$ 点所形成的交点的权重就是正值,即 $\text{sgn}_{i,k}^{(d)}$ 为 1; 而 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,1}$ 或 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,4}$ 点所在平面的交点位于待滤波点的下面,此时 $\text{sgn}_{i,k}^{(d)}$ 为 -1。具体计算公式如下:

$$\text{sgn}_{i,k}^{(d)} = \begin{cases} 1 & \boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)} \cdot \boldsymbol{n}_i^{(d)} \geq 0 \\ -1 & \boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)} \cdot \boldsymbol{n}_i^{(d)} < 0 \end{cases}, \quad (15)$$

其中: $\boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)}$ 是新息向量, $\boldsymbol{n}_i^{(d)}$ 是待滤波点处的法向量。

3.2 各向异性扩散滤波

由于权重是根据特征的局部形状和图像噪声自适应变化的,因此利用该权重进行的加权滤波符合各向异性扩散,即公式(1)。在第 t 次滤波迭代后,待滤波点 $\boldsymbol{p}_i^{(d)}$ 和其 4 个预测点 $\hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)}$ ($k=1,2,3,4$) 对所有的预测点根据公式(14)计算权重 $\hat{\omega}_{i,k}^{(d)}$ 。如果待滤波点的权重 $\omega_i^{(d)}$ 取为 1,则经过 $t+1$ 次滤波后待滤波点的坐标为:

$$\boldsymbol{p}_i^{(t+1)} = \frac{\boldsymbol{p}_i^{(d)} \cdot \omega_i^{(d)} + \sum_{k=1}^4 (\hat{\omega}_{i,k}^{(d)} \cdot \boldsymbol{v}_{i,k}^{(d)})}{\omega_i^{(d)} + \sum_{k=1}^4 \hat{\omega}_{i,k}^{(d)}}. \quad (16)$$

3.3 滤波误差的更新

为了使滤波过程能够迭代,必须对每次滤波后的图像测量点方差 $\text{Var}(\boldsymbol{p}_i^{(t+1)})$ 进行更新。通过观察发现随着迭代次数的增加,滤波核的变化很小,可以认为是常数。根据公式(16)和待滤波点(即滤波前测量点或前次滤波迭代后的测量点)以及 4 个预测点的方差,则第 $t+1$ 次滤波后的测量点 $\boldsymbol{p}_i^{(t+1)}$ 的方差可以近似为:

$$\begin{aligned} \text{Var}(\boldsymbol{p}_i^{(t+1)}) &= [\bar{\omega}_i^{(d)} \cdot \text{Var}(\boldsymbol{p}_i^{(d)})]^2 + \\ &\quad \sum_{k=1}^4 [\hat{\omega}_{i,k}^{(d)} \cdot \text{Var}(\hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)})]^2 + \\ &\quad 2 \sum_{k=1}^4 [\bar{\omega}_i^{(d)} \hat{\omega}_{i,k}^{(d)} \cdot \text{Cov}(\boldsymbol{p}_i^{(d)}, \hat{\boldsymbol{p}}_{i,k}^{(d)})]. \end{aligned} \quad (17)$$

4 实验结果分析

为了能够定量分析滤波效果,本文获得了一幅理想三维距离图像(包含 20 k 个测量点),如图 5 所示,并在点云数据上附加均值为 0,方差为 $4.0 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ 的高斯白噪声,同时加入一些误差较大的缺陷区域。实验中所有程序均用 C++ 编写,并运行于一台 Core i5-2.3 GHz 笔记本电脑。

这里固定尺度系数 $S=10$,并设模型误差为 $\mathbf{Q}=\text{diag}(6.25 \times 10^{-4}) \text{ m}^2$,而观测误差取为 $\mathbf{R}=\text{diag}(4.0 \times 10^{-4}) \text{ m}^2$ 。根据滤波迭代次数 t 来构建尺度空间,随着迭代次数增加,原始图像中的噪声被抑制,图像变得光滑,主要特征变明显。图 6 为利用本文所述方法经过 10 次滤波迭代后所获得的光滑去噪后的距离图像。

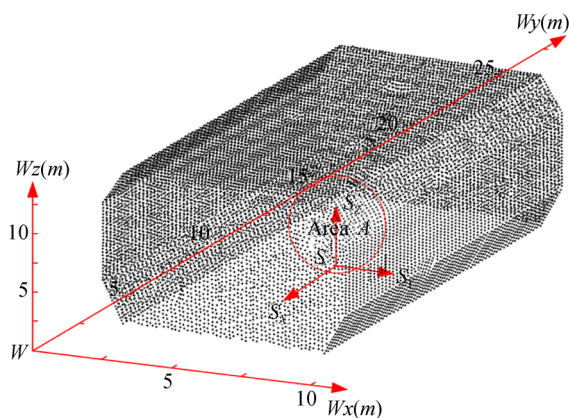


图 5 原始三维距离图像

Fig. 5 Original 3D range image

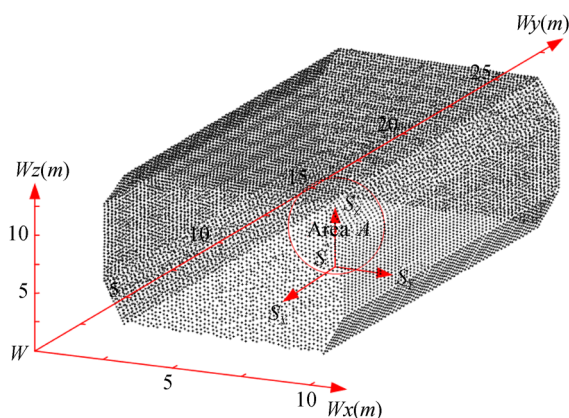


图 6 滤波后的三维距离图像

Fig. 6 Smoothed 3D range image of Fig. 5

图 7 分别显示了图 5 所示局部区域 A 中测量点在滤波迭代过程中的放大视图。图 7(a) 是原始距离图像,可以发现由于存在随机噪声和几何缺陷,造成特征轮廓的变形;图 7(b) 是经过 5 次自适应滤波迭代后的距离图像,图中特征的变形得到了缓解(顶层平面特征的凹陷消失,顶层平面和前侧面相交的轮廓凹陷得到恢复,同时上顶角特征变得明显);图 7(c) 是经过 10 次自适应滤波迭代后的距离图像。与图 7(b) 相比较,噪声与变形得到了进一步抑制与改善,棱边变明显,说明在抑制噪声的同时特征的高频分量得到了有效保留;图 7(d) 是利用双边滤波^[9]对原始图像进行 10 次光滑迭代后的结果,特征不明显平坦区域的噪声和畸变得到了抑制,但各平面相交处的棱边呈现出圆弧倒角和轻微“收缩”变形。由于双边滤波在 10 次迭代后图像质量基本不发生变化,因此本

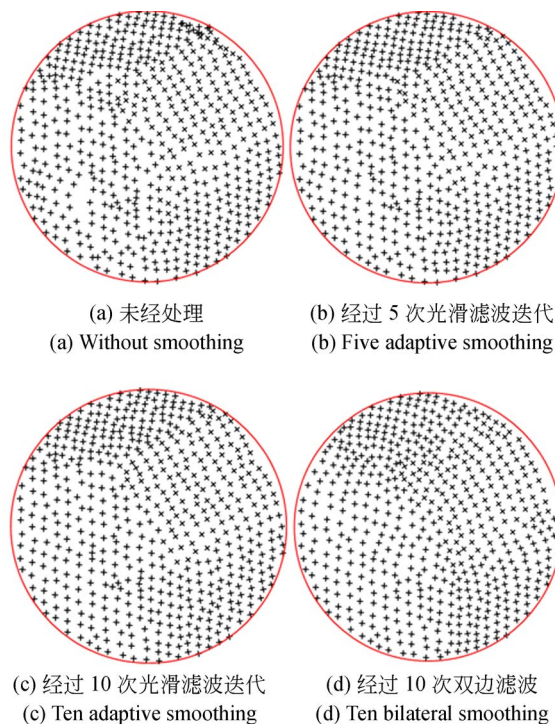
(a) 未经处理
(a) Without smoothing(b) 经过 5 次光滑滤波迭代
(b) Five adaptive smoothing(c) 经过 10 次光滑滤波迭代
(c) Ten adaptive smoothing(d) 经过 10 次双边滤波
(d) Ten bilateral smoothing

图 7 光滑去噪过程中距离图像局部放大视图

Fig. 7 Local detail views in smoothing process

文以双边滤波的 10 次迭代作为对比评价标准。为了更好地分析算法的滤波效果,表 1 显示了图 7 所示各距离图像的峰值信噪比(PSNR)与均方差值(MSE)^[11]:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \| \mathbf{p}_i^{(d)} - \mathbf{p}_i \|^2}{N}, \quad (18)$$

$$PSNR = 20 \log \frac{\| \mathbf{p}_i - (\sum_{j=1}^N \mathbf{p}_j) / N \|^2_{\max}}{MSE}, \quad (19)$$

$$(i = 1, 2, \dots, N)$$

其中: N 为距离图像中总的测量点数, $\mathbf{p}_i^{(d)}$ 为滤波后的图像点, \mathbf{p}_i 为不含噪声的理想图像点。PSNR 值越大,MSE 值越小,表明滤波效果越好。

表 1 图像峰值信噪比与均方差值比较

Tab. 1 Comparison of PSNR and MSE

性能指标	原始图像	5 次自适应滤波	10 次自适应滤波	10 次双边滤波
峰值信噪比/dB	74.36	86.82	90.77	81.95
均方差/($10^{-4} \times \text{m}^2$)	11.29	6.75	3.82	8.01
时间/s	—	170	345	238

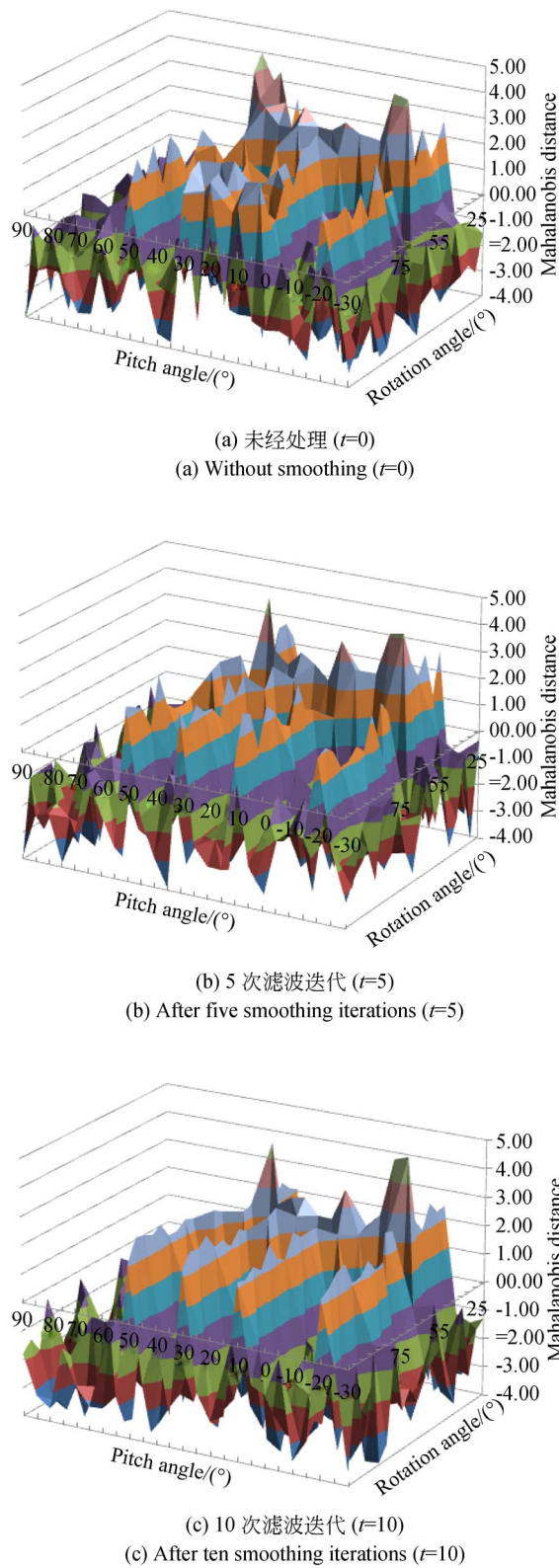


图 8 Mahalanobis 距离图比较
Fig. 8 Comparison of Mahalanobis distance

从表 1 中可以发现随着平滑迭代次数的增多,图像中的噪声得到有效抑制,PSNR 增益为 16.41 dB,与双边滤波滤波方法相比 PSNR 提高了 8.82 dB;与此同时,MSE 值比原始图像和经过双边滤波后分别减小 66.16%和 52.31%,说明本文滤波方法具有较好的滤波平滑效果。

图 8 显示了滤波迭代过程中测量点在不同滤波迭代次数下相似性测度 $E_{i,k}^s$ 的变化,图中马氏距离值已经被转换为对数值。为了表示清晰,图中只显示了俯仰与水平夹角在 $[-30^\circ, 90^\circ] \times [0^\circ, 90^\circ]$ 范围内的马氏距离值。从图中可以发现,随着滤波迭代次数的增加,在特征内部各个测量点处的马氏距离值逐渐减小,而在特征边界处逐渐增大。说明本文所述方法能够有效区分特征边界,从而在抑制特征内部噪声的同时恢复特征边界。

为了更加直观显示滤波效果,针对斯坦福 Bunny 点云数据进行了滤波效果的比较,为了便于观察,对处理后的点云进行了曲面重构显示。

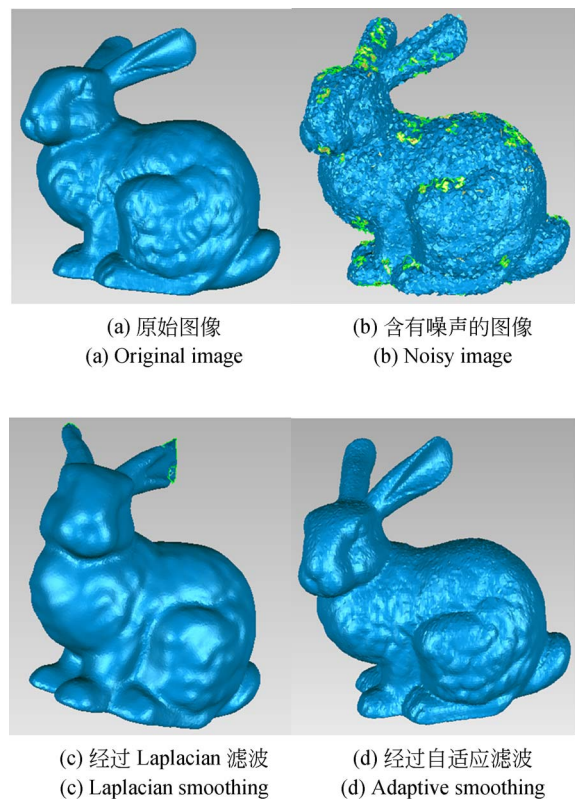


图 9 曲面重构结果对比
Fig. 9 Comparison of surface reconstruction results

图 8(a)是原始点云;图 9(b)是加上信噪比为 30 dB 的高斯白噪声后的点云,由于噪声较大,重建后的曲面凹凸不平,表面呈现许多毛刺,并且由于噪声的存在,重建后的曲面上出现了孔洞;图 9(c)是经过 Laplace 算法滤波后的结果,最为光滑,但兔子的细节特征部分也被抑制,图像产生了失真;图 9(d)是经过本文所述各项异性自适应滤波后的结果,在滤波平滑的同时也保留了局部特征,注意到兔子表面的高频特征在滤波后得到了有效保留,与原始图像 9(a)相近,具有较好的保真度。表 2 显示了图 9 中各种滤波平滑法处理后的 PSNR 与 MSE 值。

表 2 图 9 峰值信噪比与均方差值比较

Tab. 2 Comparison of PSNR and MSE for Fig. 9

性能指标	噪声图像	Laplacian 滤波	自适应 滤波
峰值信噪比/dB	35.91	40.84	45.6
均方差	10.92	5.67	3.41

参考文献:

- [1] 李小路,曾晶晶,王皓,等. 三维扫描激光雷达系统设计及实时成像技术 [J]. 红外与激光工程, 2019, 48(5): 35-42.
LI X L, ZENG J J, WANG H, *et al.*. Design and real-time imaging technology of three-dimensional scanning LiDAR [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(5): 35-42. (in Chinese)
- [2] HAN X F, JIN J S, WANG M J, *et al.*. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud [J]. *Signal Processing Image Communication*, 2017, 57(11): 103-112.
- [3] SUN X F, ROSIN P L, MARTIN R R, *et al.*. Fast and effective feature-preserving mesh denoising [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2007, 13(5): 925-938.
- [4] JONES T R, DURAND F, DESBRUN M. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 943-949.
- [5] SCHALL O, BELYAEV A, SEIDEL H P. Adaptive feature-preserving non-local denoising of static and time-varying range data [J]. *Computer-Aided Design*, 2008, 40(6): 701-707.

5 结 论

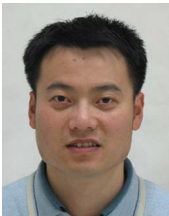
本文根据各向异性扩散理论,建立 3 维距离图像各向异性自适应滤波模型;根据图像的局部特性建立反映环境中目标特征局部表面形状的特征模型来估计图像数据间的流形拓扑关系,避免直接利用邻近测量点进行滤波光顺造成的特征变形;并引入概率测度,实现了三维距离图像基于概率的自适应平滑滤波。实验结果表明该方法能够有效地对含有噪声的三维距离图像进行滤波与畸变校正,在抑制噪声的同时保留主要特征。本文所述方法能够有效提高三维距离图像的质量,为基于激光测距仪的三维环境感知与测量建模提供一种有效预处理方法。

在今后的研究中,可以考虑引入更加复杂的模型(如曲面模型等)进行局部特征估计,在提高特征估计精度的同时提高算法的收敛速度;并可以根据图像局部区域的尺度自适应调整滤波尺度参数,从而进一步提高算法的效率。

- [6] ZHENG Y, FU H B, AU O K C, *et al.*. Bilateral normal filtering for mesh denoising [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(10): 1521-1530.
- [7] WANG Y, FENG H Y, DELORME F E, *et al.*. An adaptive normal estimation method for scanned point clouds with sharp features [J]. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(11): 1333-1348.
- [8] GU X. A filtering algorithm for scattered point cloud based on curvature features classification [J]. *Journal of Information & Computational Science*, 2015, 12(2): 525-532.
- [9] FLEISHMAN S, DRORI I, COHEN-OR D. Bilateral mesh denoising [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 950-953.
- [10] ZHANG W Y, DENG B L, ZHANG J Y, *et al.*. Guided mesh normal filtering [J]. *Computer Graphics Forum*, 2015, 34(7): 23-34.
- [11] ADAMS M, TANG F, WIJESOMA W S, *et al.*. Convergent smoothing and segmentation of noisy range data in multiscale space [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(3): 746-753.
- [12] 邹永宁,姚功杰. 自适应窗口形状的中值滤波 [J]. 光学精密工程, 2018, 26(12): 161-172.

- ZOU Y N, YAO G J. Median filtering algorithm for adaptive window shape [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(12): 161-172. (in Chinese)
- [13] 冯肖维, 何永义, 方明伦, 等. 应用特征估计的距离图像多尺度滤波 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1118-1125.
- FENG X W, HE Y Y, FANG M L, *et al.*. Multi-scale smoothing for noisy range image using feature estimation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1118-1125. (in Chinese)
- [14] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [15] JULIER S J. The scaled unscented transformation [C]. *Proceedings of the American Control Conference*, Anchorage, USA, 2002: 4555-4559.
- [16] 李明磊, 李广云, 王力, 等. 采用八叉树体素生长的点云平面提取 [J]. *光学精密工程*, 2018, 26(1): 172-183.
- LI M L, LI G Y, WANG L, *et al.*. Planar feature extraction from unorganized point clouds using octree voxel-based region growing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(1): 172-183. (in Chinese)
- [17] XIAO B, BIROS G. Parallel algorithms for nearest neighbor search problems in high dimensions [J]. *Siam Journal on Scientific Computing*, 2016, 38(5): S667-S699.

作者简介:



冯肖维(1982—),男,上海人,博士,讲师,2004年、2007年、2011年于上海大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事非线性系统控制、机器人技术、机器视觉等方面的研究。E-mail: xwfeng1982@163.com



姜晨(1995—),男,江苏盐城人,硕士研究生,2017年于南京航空航天大学金城学院获得学士学位,主要研究方向为图像处理与智能传感器等。E-mail: 964533216@qq.com