

文章编号 1004-924X(2011)05-1118-08

## 应用特征估计的距离图像多尺度滤波

冯肖维\*, 何永义, 方明伦, 张军高

(上海大学 CIMS 及机器人研究所, 上海 200072)

**摘要:**为了提取含有噪声的激光扫描距离图像中的特征,提出了一种多尺度自适应滤波方法。该方法由特征估计和多尺度滤波两部分组成。利用无嗅卡尔曼滤波器构建自适应特征估计器,估计扫描点间的几何拓扑关系,并用估计过程中所获得的 Mahalanobis 距离构建扩散滤波核,对原始距离像进行多尺度滤波处理。为了能够仅依靠单一模型实现对环境中不同几何元素的有效估计,介绍了一种根据距离像局部特性进行自适应调整的曲线估计模型。试验结果表明,在噪声方差为  $2.25 \times 10^{-4} \text{ m}^2$  时,经自适应滤波处理后的图像的最高峰值信噪比增益达 10.55 dB,均方误差减小 58.24%。与基于固定模型的滤波相比,本文所述自适应模型滤波法能够使特征提取的正确率提高 10%,而时间消耗减少 55%。

**关键词:**自适应滤波;特征估计;尺度空间;无嗅卡尔曼滤波器;激光测距仪

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111905.1118

## Multi-scale smoothing of noisy ranges image using feature estimation

FENG Xiao-wei\*, HE Yong-yi, FANG Ming-lun, ZHANG Jun-gao

(CIMS & Robotics Research Center, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

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

**Abstract:** An adaptive smoothing algorithm within a scale space framework is proposed to extract the features of noisy range images of a laser rangefinder. The method is composed of feature estimation and multi-scale smoothing. A Unscented Kalman Filter(UKF) is used to construct an adaptive feature estimator to estimate the topology of points, then the Mahalanobis distances obtained by estimation are taken to calculate the smoothing mask. In order to provide a more efficient estimation of different major geometries by a single model, an adaptive curve model which varies depending on the local nature of range image is employed. Experimental results indicate that the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) gain of the adaptive algorithm has reached 10.55 dB and the Mean Square Error(MSE) has been reduced by 58.24% when the noise variance is  $2.25 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ . The proposed method with an adaptive model can improve the correctness of feature extraction by 10% comparing to the smoothing algorithm with a fixed neighborhood model, while the time consuming is reduced by about 55%.

**Key words:** adaptive smoothing; feature estimation; scale space; UKF; laser rangefinder

收稿日期:2010-05-31;修订日期:2010-07-05.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2007AA041604);上海市科委重点项目(No. 07DZ05805);上海大学博士生创新基金资助项目(No. SHUCX091036)

## 1 引言

激光测距仪因工作稳定、采样率高和环境适应性强等良好的性能被广泛地应用于机器人导航,物体的检测与识别,位置的确定与碰撞保护等领域<sup>[1-3]</sup>。它可以提供良好的环境描述信息,但所获得的原始距离图像受分辨率、视角和随机噪声的影响,导致所包含的信息受到“污染”。特别是针对复杂环境的测量图像,特征提取过程易出现虚假特征和特征丢失的情况,使提取过程变得困难。为此常引入滤波过程来提高距离图像特征提取的成功率。

除了少数例外,大多数的噪声降低算法只适合于视觉图像<sup>[4-5]</sup>。尺度空间和自适应滤波是视觉领域里两种常用技术手段。它们通过将原始图像表述在多尺度空间中,从而起到滤除高频噪声的效果。因此在相应的尺度下,为更加简便的图像分析处理提供了可能。在视觉领域,滤波算法大多使用图像局部强度的梯度值作为噪声的评定依据,而距离像滤波方法不同于视觉图像的处理,距离值完全取决于被测环境的状况。

Madhavan 等人<sup>[6]</sup>提出了一种名为曲率尺度空间(Curvature Scale Space, CSS)法的距离像滤波过程,将多尺度空间理论应用于激光扫描数据的处理,但是该方法只对环境中的拐角特征产生效果。Tang<sup>[7]</sup>等人介绍了一种改进的尺度空间过程,该过程使用直线模型滤波核来处理环境中的直线特征,避免常规多尺度滤波使用高斯核对于距离像数据在滤波过程中所出现的不良效果。除此之外, Zhang<sup>[8]</sup>提出了一种多几何模型的滤波法。该方法可以处理直线和圆弧特征,但是基于两种不同模型的滤波核需要在不同特征区域间切换。为了避免模型间繁琐的“切换”过程, Feng<sup>[9]</sup>提出了使用单一模型对不同特征进行自适应滤波的方法,依靠连续三点构建估计模型来滤除数据所含的噪声。由于激光扫描仪是等角度采集数据,这就造成图像中的不同特征或同一特征的不同部分在景物空间呈现多尺度特性。所以通过3个连续测量点所构建估计模型尺度单一,只有那些对应尺度下的特征能够被有效的滤波,适应性差。

为了克服固定模型处理尺度非均匀图像能力

不足的缺点,本文提出一种自适应选择3个主要特征点的特征估计模型,该模型能有效地使自身符合相应特征的形状。估计过程中所体现出的自适应机制,使滤波过程可以根据距离像的局部特性(特征的形状和图像尺度)进行自适应的调整。在这种方式下,噪声被滤除,特征依然被保留,而不必考虑特征本身所具有的尺度。实验结果显示,与基于连续固定点估计模型的滤波方法相比,本文所述使用自适应估计模型的滤波具有算法收敛速度快,滤波效果好的特点。该方法集成了基于特征和概率的处理过程,在仅使用一种估计模型的基础上可以对多种环境特征进行滤波,提高了算法的适应性。

## 2 尺度空间表述与自适应滤波

构建多尺度空间的一般步骤是分别在不同级别的尺度上对原始信号用一个滤波核进行卷积运算,在视觉领域通常使用高斯滤波核,这样原始信号  $I^{(0)}(x, y)$  将被“嵌入”一连串派生信号中。

$$I^{(t)}(x, y) = I^{(0)}(x, y) * W^{(t)}(x, y), \quad (1)$$

其中  $I^{(t)}(x, y)$  是被滤波信号在尺度  $t$  下位于  $(x, y)$  处的像素值。

上述卷积滤波过程可以被等同地看作 Koenderink 和 Hummel<sup>[10]</sup> 提出的热传导过程的具体实现,但特征在这种各向同性扩散滤波过程中可能发生变形或偏移。为此, Perona<sup>[11]</sup> 提出了基于各向异性扩散过程的尺度空间方法。扩散系数的取值会随着空间而自适应地发生变化,“鼓励”特征内部区域的滤波过程优先于特征边界的滤波。由于在新的过程中使用了一个高质量的边界“探测器”成功地获取了信号的局部信息,特征在滤波过程中基本保持不变。

自适应滤波是下面的各向异性扩散过程的一个近似:

$$I^{(t)}(x, y) = \text{div}(c^{(t)}(x, y) \nabla I) = c^{(t)}(x, y) \Delta I + \nabla c^{(t)}(x, y) \cdot \nabla I. \quad (2)$$

当  $c^{(t)}(x, y)$  为常数时,公式(2)表示各向同性扩散过程。

如果位置  $(x, y)$  处的特征边界估计值  $E^{(t)}(x, y)$  可以获得,则扩散系数  $c^{(t)}(x, y)$  可以由一个关于估计值  $E$  的函数来表述(例如,  $c = g(\|E\|)$ ),其中函数  $g(\cdot)$  是一个严格的单调递减函数,并

且满足  $g(0)=1$  和  $g(\infty)\rightarrow 0$ 。不幸的是,在各尺度下特征边界的确切位置无法事先得知。因此如果假设原始图像大体上分段连续或者恒定,那么应该用公式表示出对现有图像中不连续位置(如图像的几何或强度方面)的最优估计,并用其判断现有特征的边界。本文所提出的基于曲线模型的估计器有效解决了该问题。

对于二维激光扫描仪,每个扫描周期所获得的距离数据是一个离散数据序列集合  $\{(r, \phi)_l | l=1, \dots, N\}$ , 其中  $(r, \phi)_l$  是第  $l$  个测量点的极坐标值( $r$  是仪器与障碍物之间的距离,  $\phi$  是相应的极角)。如果将极角  $\phi$  作为数据序列的索引值,则可以将二维激光测量数据看作一维信号。一维信号的滤波过程可以描述如下<sup>[12]</sup>:  $S^{(0)}(n)$  表示原始信号,则被滤波的信号在  $t+1$  次迭代滤波后可以表述为

$$S^{(t+1)}(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=-1}^{+1} S^{(t)}(n+i) \omega^{(t)}(n+i), \quad (3)$$

其中  $N = \sum_{i=-1}^{+1} \omega^{(t)}(n+i)$ ,  $\omega^{(t)}(n) = 1$ ,  $n$  表示被滤波点的索引,  $i$  表示邻近点对于中心滤波点的索引偏移量,  $t$  为滤波迭代次数,  $\omega^{(t)}(n)$  是滤波核或扩散系数。

对于激光扫描仪所获得的距离图像,每个测量点的距离值完全由被测物体表面形状所决定,所以一个能够反映环境中任意表面形状的滤波核是解决问题的关键,它可以保证滤波过程遵照特征原有形状进行,而不会造成特征变形或偏移。在本文所述方法中特征边界估计值  $E^{(t)}(x, y)$  通过 Mahalanobis 距离求得。

### 3 基于特征估计的多尺度自适应滤波

根据公式(3),滤波核将从扫描数据的第一点卷积到最后一点。考虑距离像中的任意一点  $P_n$  (参见图 1),通过自适应地在其两侧选择 3 个主特征点构建估计模型,可以获得 2 个估计值  $\hat{P}_n^{\pm 1}$ 。并且每个估计值都有一个通过 Mahalanobis 距离计算得到的权重值。而滤波后的距离值将会是观测值与两个估计值之间的加权平均值。

#### 3.1 自适应特征估计

##### 3.1.1 主特征点的选择

为了能够在各测量点附近提供更加鲁棒的特征估计,这里使用一种自适应曲线模型来估计扫

描数据的局部几何拓扑关系。该模型根据图像的局部特性(曲率和尺度)自适应地选取最能反映特征形状的三点构建特征估计模型(参见图 1 中的实曲线),代替使用连续三点构建模型(参见图 1 中的虚曲线),使得特征被模型自适应地近似。

对于距离像数据中任意一点  $n$ ,分别计算其两侧的非间断点索引值的最大偏移量,参见图 1。 $K_n^l$  是满足下述条件的左侧索引值最大偏移量

$$d(n, n+K_n^l) > l(n, n+K_n^l) - \sigma_r \cdot K_n^l, \quad (4)$$

其中  $d(n, n+K_n^l)$  是点  $n$  到其第  $K_n^l$  个近邻之间的欧氏距离,表示了弧线的弦长。 $l(n, n+K_n^l)$  是点  $n$  与其第  $K_n^l$  个近邻间所有点两两距离的总和,近似表示了弧线的实际长度。在平坦特征区域,这两个距离值趋于相等。 $\sigma_r$  是一个辅助噪声耐受度调整因子。右侧偏移值可以按照相同的方式计算,只需将公式(4)中的  $n+K_n^l$  项替换成  $n-K_n^r$ 。根据  $K_n^{l,r}$  可以得到两组点集  $(P_{n+K_n^l}, P_{n+[K_n^l/2]}, P_{n+1})$  和  $(P_{n-1}, P_{n-[K_n^r/2]}, P_{n-K_n^r})$ , 其中下标  $[\ ]$  是取整符号。在滤波过程中如果  $K_n^{l,r}$  较大,点  $n$  和点  $K_n^{l,r}$  间特征的局部曲率较小,表示这些测量点可能属于平坦的特征,其中的噪声将被滤除;如果  $K_n^{l,r}$  偏小,此时特征具有较大的曲率,说明特征变化得比较明显,特征细节将被保留。

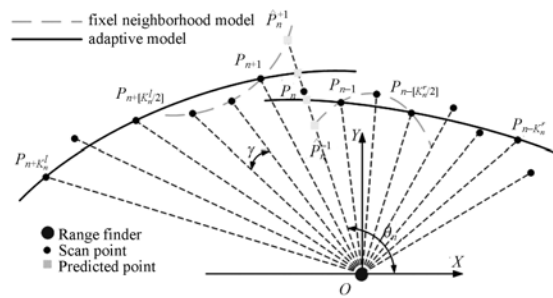


图 1 点  $P_n$  处的自适应特征估计模型

Fig. 1 Adaptive feature estimator model at point  $P_n$

##### 3.1.2 估计模型的构建

如果可以完整地成批获得各扫描周期的数据,并假设离散扫描数据在局部范围内满足一个假设的预定义模型(如直线或圆弧),那么某点可以借助于附近的点通过相应的模型进行预测估计。如图 1 中两个预测值  $O\hat{P}_n^{+1} = \hat{d}_{+1}^l(n)$  和  $O\hat{P}_n^{-1} = \hat{d}_{-1}^r(n)$  可以从邻近的两组数据点集  $(P_{n+K_n^l}, P_{n+[K_n^l/2]}, P_{n+1})$  和  $(P_{n-1}, P_{n-[K_n^r/2]}, P_{n-K_n^r})$ ,

$P_{n-K_n^r}$ 中估计得到。一个曲率值恒定的曲线段可以看作圆上的一段圆弧,该圆弧的参数可以用曲率中心  $(x_c, y_c)$  和曲率半径  $R_c$  表示。圆弧参数向量  $c_{\pm 1}(x_c, y_c, R_c)$  可由经过固定 3 点  $P_{n+K_n^l}, P_{n+[K_n^l/2]}, P_{n+1}$  计算圆弧参数的公式获得<sup>[9]</sup>。现在考虑如下的圆弧表达式

$$d_{\pm 1}^t(n) = \rho_{\pm 1}^c \cdot \cos(\theta_n - \varphi_{\pm 1}^c) \pm \sqrt{(\rho_{\pm 1}^c)^2 \cdot \cos^2(\theta_n - \varphi_{\pm 1}^c) - ((\rho_{\pm 1}^c)^2 - R_c^2)}, \quad (5)$$

其中  $(\rho_{\pm 1}^c, \varphi_{\pm 1}^c)$  是圆心的极坐标值,可以从  $c_{\pm 1}(n)$  直接转换得到。

由式(5)可得对预测值  $\hat{d}_{\pm 1}^t(n)$  计算的估计方程

$$\hat{d}_{\pm 1}^t(n) = F(d_{n\pm 1}^t, d_{n\pm[K_n^r/2]}^t, d_{n\pm K_n^r}^t, n) + \tau, \quad (6)$$

其中  $\tau$  是服从高斯分布的预测模型噪声,  $\tau \approx N(0, Q)$ 。简单地,更新模型如下

$$d_0^t(n) = H(\hat{d}_{\pm 1}^t(n)) + \gamma. \quad (7)$$

这里取  $H(\hat{d}_{\pm 1}^t(n)) = \hat{d}_{\pm 1}^t(n)$ ,  $\gamma$  是根据激光扫描仪而设置的观测模型误差,假设该值服从零均值的正态分布,并含有方差  $R$ 。

由于预测模型(6)是高度非线性和复杂的,考虑到计算其雅可比矩阵相当困难或者不可能,此处使用 UKF<sup>[13]</sup> 来构建该估计器。

### 3.2 滤波核权重的计算

估计器的新息  $v_{\pm 1}^t(n)$  可以通过模型估计值  $\hat{d}_{\pm 1}^t(n) = \sum_{i=0}^{2k} (W_{\pm 1,i} \cdot \chi_{\pm 1,i}^{l,t-1})$  ( $k=1, W_{\pm 1,i}$  为 UTF 采样中第  $i$  个西格马采样点  $\chi_{\pm 1,i}^{l,t-1}$  的权重<sup>[13]</sup>) 和前次滤波后的值  $d_0^t(n)$  (初次迭代时为实际测量值) 之间的差异计算得到

$$v_{\pm 1}^t(n) = H(\hat{d}_{\pm 1}^t(n)) - d_0^t(n), \quad (8)$$

并可以通过式(9)估计新息误差

$$V_{\pm 1}^t(n) = \sum_{i=0}^{2k} W_{\pm 1,i} (H(\chi_{\pm 1,i}^{l,t-1}) - \hat{d}_{\pm 1}^t(n))^2 + R, \quad (9)$$

式中  $R$  是附加的测量噪声协方差。则 Mahalanobis 距离

$$\epsilon_{\pm 1}^t(n) = (v_{\pm 1}^t(n))^2 / V_{\pm 1}^t(n) \quad (10)$$

可以被用来衡量前次滤波后的点(或测量点)与模型之间的匹配程度。

每个模型估计点及其通过 Mahalanobis 距离计算出的滤波权重会被用来对相应的测量点进行滤波处理。本文根据 Perona 和 Malik 所提出的扩散系数公式<sup>[11]</sup> 来构造滤波卷积核  $\omega_i^t(n)$ 。

$$\omega_{\pm 1}^t(n) = \exp(-\epsilon_{\pm 1}^t(n) / 0.005k^2), \quad (11)$$

式中  $k$  是用来控制尺度的参数。

根据公式(11)拥有估计距离值  $\hat{d}_{\pm 1}^t(n)$  的点  $\hat{P}_{\pm 1}$  会得到权重  $\omega_{\pm 1}^t(n)$ , 并将测量距离值为  $d_0^t(n)$  的  $P_n$  点相关联的权重设为 1, 则滤波后  $P_n$  的距离值为

$$d_0^{t+1}(n) = \frac{\sum_{i=-1}^{+1} \omega_i^t(n) d_i^t(n)}{\sum_{i=-1}^{+1} \omega_i^t(n)} = \sum_{i=-1}^{+1} \bar{\omega}_i^t(n) d_i^t(n), \quad (12)$$

式中  $\bar{\omega}_i^t(n) = \omega_i^t / \sum_{i=-1}^{+1} \omega_i^t$  是一个规格化滤波核权重, 满足  $\sum_{i=-1}^{+1} \bar{\omega}_i^t(n) = 1$ 。

### 3.3 滤波误差的更新

为了使滤波迭代过程能够继续, 必须对每一个滤波后测量值的方差  $D_0^{t+1}(n)$  进行更新。通过观察发现, 随着  $t$  的增加, 滤波核的变化很小, 可以忽略。根据公式(12)的两阶全微分公式, 滤波后距离  $d_0^{t+1}(n)$  的方差为

$$D_0^{t+1}(n) = \sum_{i=-1}^{+1} (\bar{\omega}_i^t(n))^2 D_i^t(n) + 2(\bar{\omega}_{-1}^t(n) \bar{\omega}_{+1}^t(n) D_{-1,+1}^t(n)) + 2 \sum_{i=0}^0 \bar{\omega}_i^t(n) \bar{\omega}_{i+1}^t(n) D_{i,i+1}^t(n), \quad (13)$$

其中估计值的方差  $D_{\pm 1}^t(n)$  可以通过式(14)得到

$$D_{\pm 1}^t(n) = \sum_{i=0}^{2k} W_{\pm 1,i} (\chi_{\pm 1,i}^{l,t-1} - \hat{d}_{\pm 1}^t(n))^2, \quad (14)$$

而互相关项  $D_{0,\pm 1}^t(n)$  可以由下式得到

$$D_{0,\pm 1}^t(n) = \sum_{i=0}^{2k} W_{\pm 1,i} (\chi_{\pm 1,i}^{l,t-1} - \hat{d}_{\pm 1}^t(n)) (\chi_{\pm 1,i}^{l,t-1} - d_0^t(n)), \quad (15)$$

考虑到  $\hat{d}_{-1}^t(n)$  和  $\hat{d}_{+1}^t(n)$  这两者相互独立, 公式(13)中有关  $D_{-1,+1}^t(n)$  的项可以忽略。

### 3.4 计算时间复杂度

滤波算法的计算时间复杂度取决于一次扫描的总测量点数  $N$ , 滤波过程中 UKF 的 Sigma 采样点数  $S=2k+1$  (为状态空间的维数) 和迭代次数  $I$ 。在每一次滤波计算中, 估计值的方差(14) 和新息误差(9) 各需要计算  $S(S-1)/2$  个交叉关联项, 同样每一测量点在误差更新时计算的互相关项(15) 也需要同样的计算量。而每一个测量点处的 M 氏距离需要计算两个, 其余的计算量都是

常数(与  $S$  无关)。因此在最坏的情况下(当  $S$  很大时),整个过程的计算时间复杂度为  $O(NS^2D)$ 。

#### 4 实验结果分析

文中所用距离图像采集于一台安装在移动机器人前端的德国 SICK 公司 LMS200 型激光扫描仪(参见图 2)。该扫描仪可以提供正前方  $180^\circ$  扫描范围内仪器到环境中障碍物间的距离像,且具有  $0.5^\circ$  的角分辨率和最大 80 m 的测量距离。在正常反射率条件下,8 m 以内仪器测量精度的标准差为  $\pm 15$  mm。实验中所有程序运行于一台 P4-1.8 GHz 笔记本电脑。



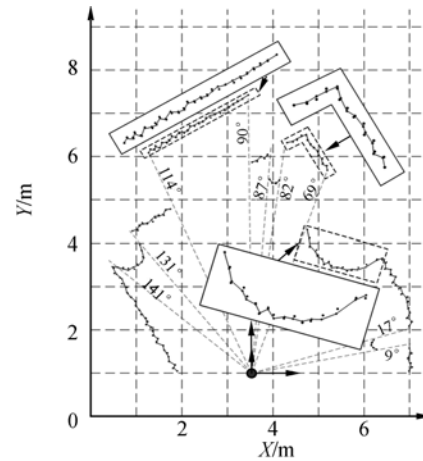
图 2 实验数据采集设备

Fig. 2 Data acquisition benchmark used in experiment

实验中所用距离图像(图 3)采集于实验室,其中摆放着形状大小各异的设备和办公家具,还有许多墙壁和门可以作为目标特征。

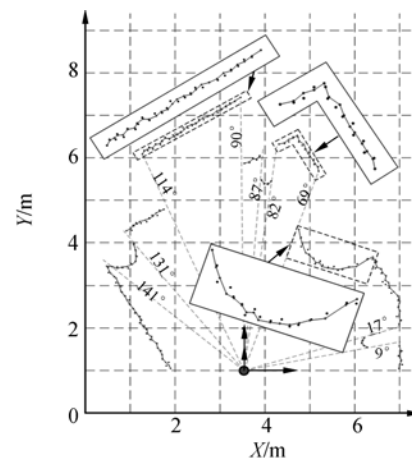
多尺度表示的目的不仅是抑制图像的噪声,还要构建一个具有不同解析度的表述法。原始图像的多尺度表述是一组单参量的派生信号,通过该参数来控制图像的尺度。在多尺度自适应滤波过程中有两种常用的尺度控制方式:一种固定公式(11)中参数  $k$ ,使用迭代次数  $t$  作为尺度控制参数;另一种在固定迭代次数  $t$  的前提下,使用参数  $k$  作为尺度。这里根据前者来构建尺度空间,迭代中随着  $t$  逐渐增大,被滤波后的图像变为粗糙尺度。

图 3(a)和图 3(b)分别显示了对相同距离图像使用不同估计模型构建滤波核,进行自适应滤波后的结果。两幅图中使用固定的迭代次数( $t=5, k=10$ )和相同的模型噪声(方差为  $Q=$



(a) 固定邻近模型

(a) Fixed neighborhood model



(b) 自适应模型

(b) Adaptive model

图 3 使用不同模型掩码的滤波效果

Fig. 3 Smoothing results using different model based mask

$0.01 \text{ m}^2$ )。图 3(a)是基于连续固定点模型的滤波结果:位于图像中低尺度区域的直线段被充分地滤波(如图中右上部分的放大视图所示);而位于高尺度区域的圆弧段几乎没有变化(如图中中间处的放大视图所示)。但是在图 3(b)中,可以发现使用自适应模型构建滤波核的优点是不仅低尺度区域,那些高尺度区域也被充分地滤波(对比图 3(a)与图 3(b)的中间放大视图),显示了自适应曲线模型滤波算法处理图像尺度非均匀性的能力。从放大视图中可以明显发现滤波过程达到了预期的效果:特征保留,噪声消失。

为了比较自适应模型滤波法与固定模型滤波

法的滤波效率,图 4 显示了对同一组数据各进行 20 次滤波迭代所获得的平均噪声方差(即  $(\sum_{n=0}^{N-1} D_0^{n+1}(n)/N)$ )和相应时间消耗。

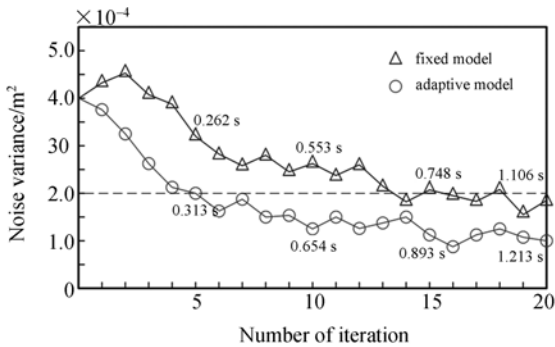


图 4 滤波效果对比图

Fig. 4 Comparison of smoothing effect

从图 4 的比较中可以看出,自适应模型滤波算法的效率明显好于固定模型滤波算法。在经过 13 次迭代后(时间消耗大约 0.7 s),经过固定模型滤波的距离像的噪声方差开始小于  $2.0 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ ,而自适应模型滤波则只大概需要 5 次的滤波迭代(时间消耗大约 0.314 s)就能达到相同的效果,时间消耗只有前者的 44.8%。

表 1 不同滤波方法的 PSNR 和 MSE 值

Tab.1 PSNR and MSE values of different smoothing methods

评价指标	滤波方法		
	原始图像	固定模型滤波	自适应滤波
PSNR(dB)	40.82	47.35	51.37
MSE( $\times 10^{-4} \text{ m}^2$ )	8.79	5.24	3.67

为了检验算法的滤波效果,通过计算峰值信噪比(PSNR)与均方差(MSE)来分析滤波后距离图像的质量<sup>[14]</sup>。

$$MSE = (\sum_{n=0}^{N-1} [S^{(l)}(n) - S(n)]^2) / N, \quad (16)$$

$$PSNR = 10 \log(S_{\max}^2 / MSE), \quad (17)$$

其中 N 为测量点个数,  $S^{(l)}(n)$  为滤波后的图像,  $S(n)$  为不含噪声的理想图像,  $S_{\max}$  是  $S(n)$  的最大距离值。PSNR 值越大, MSE 值越小,说明滤波后图像与理想图像越相似,滤波后图像质量也越高。表 1 显示了不同滤波方法对图 3 进行 5 次滤波迭代后的 PSNR 和 MSE 值。从表 1 中可以看

到,经本文所述算法滤波后的图像与原始图像相比,PSNR 增益为 10.55 dB,与固定模型滤波方法相比进一步提高了信噪比。MSE 值比原始图像和经过固定模型滤波后分别减小 58.24% 和 29.96%,说明本文滤波方法的保真度优于固定模型滤波法。

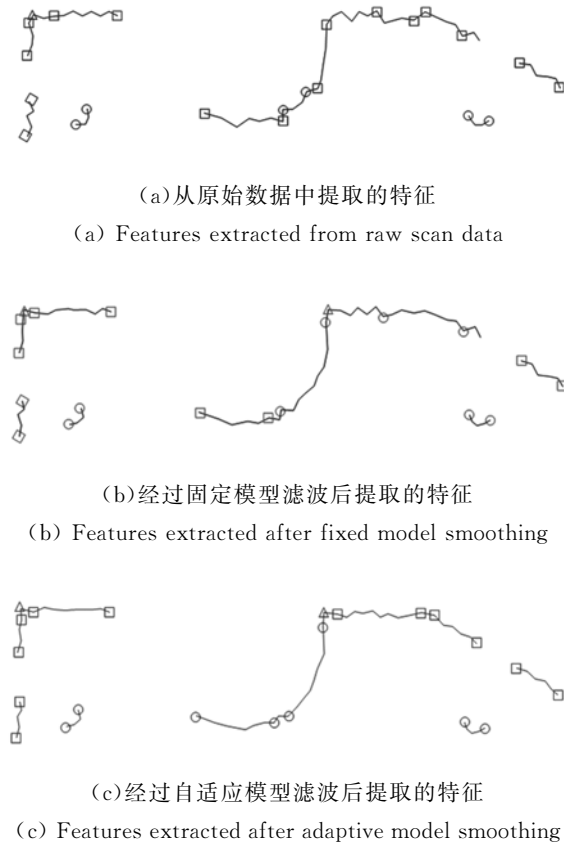


图 5 经过不同预处理后特征提取结果比较  
Fig. 5 Comparison of feature extraction with different preprocessing

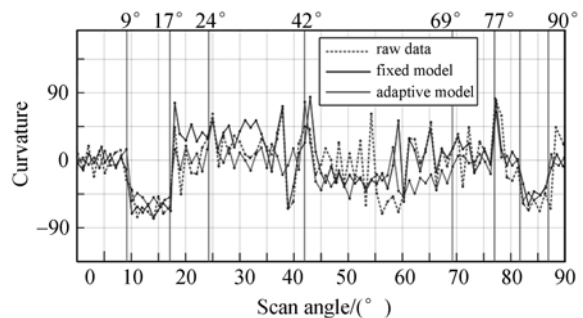


图 6 对应于图 5 所示距离像的曲率函数

Fig. 6 Curvature functions associated to Fig. 5

图 5 显示了使用不同滤波方法对原始距离像(包含 6 条直线、3 个拐角和 3 个圆弧)滤波后,根

据图像的曲率函数进行特征提取的结果,具体特征提取步骤参见[9]。图 5(a)显示了不经过滤波处理而直接从原始距离像中提取特征的结果。为了说明本文所述方法的有效性,图 5(c)显示了经过自适应模型滤波处理后所提取的直线(□)、拐角(▽)和弧线(○)特征。为了比较,图 5(b)展示了经过固定邻近点模型滤波后的特征提取结果。图 6 显示了与图 5 中激光扫描数据相对应的曲率函数。

表 2 显示了图 5 中特征提取的统计结果,包括鲁棒性(一种类型的特征被正确提取次数与该特征出现在可视范围内次数的比值)和正确率(正确提取特征的总数与提取特征总数的比值)。从表中得出,经过滤波后的特征提取正确率比未滤波的要高 25%;而自适应模型滤波处理后的特征提取正确率比使用连续固定点模型滤波后的正确率高 10%,且对特征提取的鲁棒性也有较大提高。

表 2 特征提取结果统计

Tab. 2 Statistics of feature extraction results

方法	特征(鲁棒性)			正确率
	直线	圆弧	拐角	
未经滤波	0.67	0.67	0.33	66.6%
固定模型滤波	0.67	0.67	0.67	72.7%
自适应滤波	1.00	0.67	0.67	83.3%

## 参考文献:

- [1] BAGLIVO L, BELLOMO N, MIORI G, *et al.*. An object localization and reaching method for wheeled mobile robots using laser rangefinder[C]. *Proceedings of 4th International IEEE Conference on Intelligent Systems*, 2008:5-11.
- [2] MISONO Y, GOTO Y, TARUTOKO Y, *et al.*. Development of laser rangefinder-based SLAM algorithm for mobile robot navigation [C]. *IEEE Conferences SICE07*, 2007:392-396.
- [3] 赵翠莲, 范志坚, 孙亮, 等. 体素连通性的深度图像拉伸特征提取[J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(4): 930-936.
- ZHAO C L, FAN ZH J, SUN L, *et al.*. Extrusion feature extraction of range image by voxel directed connectivity [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4):930-936. (in Chinese)

## 5 结 论

为了突显二维激光扫描距离像所包含的主要特征,增加特征的辨识度,本文使用基于特征估计的多尺度算法对距离图像进行自适应滤波。根据距离像局部特性,通过自适应地选择 3 个主特征点构建了特征估计模型。通过该模型所构建的滤波核能够最优地逼近相应的特征,保证了滤波作用只发生在特征内部,而特征边界不会受到影响。该算法在满足各向异性扩散概念的同时,具备了简便、局部和一致性的特点。实验结果显示,在噪声方差为  $2.25 \times 10^{-4} \text{ m}^2$  时,经自适应滤波法处理后的图像获得的最高峰值信噪比增益达 10.55 dB,均方误差减小 58.24%。与一般基于连续固定点模型的距离像滤波方法相比,本文所述自适应模型滤波法能够使特征提取的正确率提高 10%,而时间消耗减少大约 55%。该方法能够有效地对含有噪声的距离像进行滤波,在抑制噪声的同时突出主要特征。

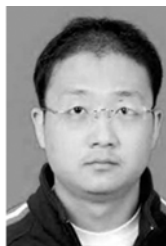
- [4] 邓超, 张涛, 姚清华. 应用小波神经网络处理 CCD 图像噪声[J]. *光学 精密工程*, 2008, 26(2):345-351.
- DENG CH, ZHAN G T, YAO Q H. Application of wavelet neural network in removing CCD noise of digital images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 26(2):345-351. (in Chinese)
- [5] 王明佳, 张旭光, 韩广良, 等. 自适应权值滤波消除图像椒盐噪声的方法[J]. *光学 精密工程*, 2007, 15(5):779-783.
- WANG M J, ZHANG X G, HAN G L, *et al.*. Elimination of impulse noise by auto-adapted weight filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(5):779-783. (in Chinese)
- [6] MADHAVAN R, DURRANT-WHYTE H F. Natural landmark-based autonomous vehicle navigation [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 46: 79-95.

- [7] TANG F, ADAMS M, IBANEZ-GUZMAN J, *et al.*. Pose invariant, robust feature extraction from range data with a modified scale space approach [C]. *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*, 2004:3173-3179.
- [8] ZHANG S, XIE L, ADAMS M, *et al.*. Geometrical feature extraction using 2D range scanners [C]. *Proceedings of the 5th International Conference on Control and Automation*, 2003:901-905.
- [9] FENG X W, HE Y Y, HUANG W X, *et al.*. Natural landmarks extraction method from range image for mobile robot [C]. *2nd International Congress on Image and Signal Processing*, 2009:1-5.
- [10] HUMMEL R A, KIMIA B, ZUCKER S W. Deblurring Gaussian blur [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, 38: 66-80.
- [11] 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.
- [12] SAINT-MARC P, CHEN J S, MEDIONI G. Adaptive smoothing: a general tool for early vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991(64):514-529.
- [13] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004:401-422.
- [14] GONZALEZ R C, WOODS R E. *Digital Image Processing* [M]. 2nd ed. Beijing: Electronic and Industrial Press, 2002.

## 作者简介:



冯肖维(1982—),男,上海人,博士研究生,2004年、2007年于上海大学分别获得学士、硕士学位,主要从事自动控制、智能机器人、传感器技术等方面的研究。E-mail: xwfeng1982@163.com



张军高(1983—),男,江苏盐城人,硕士研究生,2006年于江苏大学获得学士学位,主要研究方向为智能控制,机器人等。E-mail: juncochang@163.com

## 导师简介:



何永义(1965—),男,浙江金华人,研究员,博士生导师,1988年于重庆大学获得学士学位,1991年、1996年于上海大学分别获得硕士、博士学位,现为上海大学 CIMS 与机器人研究所副所长,主要从事智能控制、机器人、机电一体化等方面的研究。E-mail: heyongyi@mail.shu.edu.cn



方明伦(1946—),男,浙江宁波人,教授,博士生导师,1970年于清华大学获得学士学位,主要从事机器人、机电一体化等方面的研究。E-mail: fangminglun@mail.shu.edu.cn