

基于局部特征概率密度估计的三维模型特征提取方法

孙挺^{1,2} 张锦华² 耿国华¹

(西北大学可视化研究所 西安 710069)¹ (周口师范学院计算机科学与技术学院 周口 466000)²

摘要 特征提取是三维模型检索中的关键。给出了基于局部特征概率密度估计的三维模型特征提取体系框架。针对三维表面局部几何特征集,利用核密度估计方法估计选定目标点的特定局部特征密度构成特征向量,用以描述三维模型。抽取三维网格模型的单元特征及多个单元特征组合而成的多元特征支持实现三维模型检索。实验验证了其检索性能优于基于统计的直方图特征提取方法。

关键词 概率密度估计,特征融合,特征提取

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.061

New Architecture for Extraction of 3D Model Features Based on Probabilistic Density Estimation of Local Surface Features

SUN Ting^{1,2} ZHANG Jin-hua² GENG Guo-hua¹

(Institute of Visualization Technology, Northwest University, Xi'an 710069, China)¹

(College of Computer Science and Technology, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466000, China)²

Abstract Feature extraction is a key issue for 3D model retrieval. A new architecture for extraction of 3D model features using probabilistic density estimation of local surface features was proposed. With the set of 3D local geometrical features, the local feature density of a chosen target point was evaluated using probabilistic density estimation methods. The 3D model can be described using the feature vector comprised of all local feature density values. The single-variate and multi-variate descriptors of 3D mesh model support the implementation of 3D model retrieval. The results show that the retrieval performance of the method is better than that of the statistical feature extraction methods.

Keywords Probabilistic density estimation, Feature fusion, Feature extraction

1 概述

如何得到既能快速简单地进行提取和比较,又能十分有效地分辨三维模型是否相似的特征描述^[1],是三维模型检索研究中的关键和难点。基于统计特性的三维模型特征提取选择的网格划分方法和统计量决定了其对噪声、网格简化和网格细分的鲁棒性,实现三维模型检索时计算简单、速度快、能满足交互检索的实时性要求,备受研究者们关注^[2]。Paquet和Rioux提出使用弦角直方图(cord and angle histograms)实现三维模型的匹配^[3],该方法的缺点是没有考虑网格三角形的大小与形状对模型特征的影响。Ankerst等人^[3]围绕三维模型的质心,将其空间划分为一系列的轮廓和扇区,计算三维形状直方图。Horn等人提出的扩展高斯图像(Extended Gaussian Images)^[4]是另一类基于直方图的三维形状描述符,它将三维模型的每个网格面片映射为扩展高斯球上的一个单位向量,该向量的方向与网格面片的法线方向相同,模长等于网格面片的面积。Kang^[5]提出一种Complex EGI模型,并且用于三维模型的目标识别。Zaharia^[6]提出3DSSD(3D Shape

Spectrum Descriptor)方法,它根据模型表面的一些局部几何属性(如某点的曲率)提供物体内在的形状索引(Shape Index, SI)描述。

上述方法均笼统地处理各种因素造成的形状差异,区分度不够^[3],难以有效地比较其局部相似性^[7]。同时,组合不同的特征描述符可以获得检索能力上的互补性,从而提升检索准确度^[8]。本文提出一个基于局部几何特征概率密度估计的三维模型特征提取框架,该框架首先分析并提取三维表面局部几何特征,然后利用核密度估计方法估计每一个选定目标点的特定局部特征密度,所有目标点的局部特征密度值构成的特征向量描述一个三维模型。实验结果表明:基于该方法的三维模型检索效果优于现有的几个基于统计特性的特征提取方法。

2 特征提取

2.1 三维模型的局部几何特征

三维模型的局部几何特征可表示为曲面 $M \subset \mathbb{R}^3$ 上的点到 d 维空间(通常是 \mathbb{R}^d 的子空间)的映射,该空间上的每

到稿日期:2014-05-24 返修日期:2014-07-18 本文受河南省科技发展计划科技攻关项目(122400450356),河南省科技发展计划软科学项目(132400410927,132400410934)资助。

孙挺(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为智能信息处理、科学可视化,E-mail:sunting@zknu.edu.cn;张锦华(1975—),女,硕士,讲师,主要研究方向为图像处理、三维建模;耿国华(1955—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形学、医学图像处理。

一维与一个特定几何特征相对应。图1示出本文方法中使用的几个三维模型局部几何特征^[9]：径向特征 S_r 、切平面的特征 S_t 、点积特征 A 、叉乘特征 S_c 、形状索引 SI ，每一个特征又有大小和方向若干个分量。

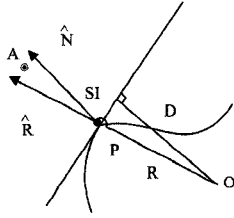


图1 三维网格模型表面局部几何特征

2.1.1 径向特征 S_r

点 P 的径向特征 S_r 是一个四元组，它由一个大小分量 r_p 和一个方向分量 $\hat{r}_p \triangleq (\hat{r}_{p,x}, \hat{r}_{p,y}, \hat{r}_{p,z})$ 组成。用式(1)表示为：

$$S_r(P) \triangleq (r_p, \hat{r}_{p,x}, \hat{r}_{p,y}, \hat{r}_{p,z}) \quad (1)$$

其中， r_p 用以度量点 P 到坐标原点的距离， \hat{r}_p 用以确定点 P 的方向。

2.1.2 切平面特征 S_t

点 P 的切平面特征 S_t 是一个四元组，与径向特征 S_r 相似，它也有一个大小分量 $d_{t,p}$ 和一个方向分量 $\hat{n}_p = (\hat{n}_{p,x}, \hat{n}_{p,y}, \hat{n}_{p,z})$ 。用式(2)表示为：

$$S_t(P) \triangleq (d_{t,p}, \hat{n}_{p,x}, \hat{n}_{p,y}, \hat{n}_{p,z}) \quad (2)$$

其中， $d_{t,p}$ 用以表示过点 P 切平面到原点的距离， $d_{t,p} \triangleq r_p |\langle \hat{r}_p, \hat{n}_p \rangle|$ ， \hat{n}_p 是定义在单位球上的单位法向量。

2.1.3 点积特征 A

点积特征 A 是点 P 的径向方向 \hat{R} 与法向方向 \hat{N} 夹角余弦的绝对值，可表示为 $A = |\langle \hat{R}, \hat{N} \rangle|$ 。它粗略地度量点 P 所在的局部曲面偏离球面的程度。如果点 P 所在的局部曲面接近一个球形，则其径向与法向接近重合， $A = |\langle \hat{R}, \hat{N} \rangle|$ 的值接近于1。

2.1.4 叉乘特征 S_c

点 P 的叉乘特征 S_c 用以表示点 P 的径向特征 S_r 和切平面特征 S_t 之间的关系。 S_c 也包含一个大小分量 c_p 和一个方向分量 \hat{c}_p 。由于 \hat{c}_p 在单位球内，其范数小于等于1(当 \hat{r}_p 和 \hat{n}_p 之间的夹角为 $\frac{\pi}{2}$ 时， \hat{c}_p 的范数为1)。用式(3)表示为：

$$S_c(P) \triangleq (c_p, \hat{c}_{p,x}, \hat{c}_{p,y}, \hat{c}_{p,z}) \triangleq (c_p, \hat{c}_p) \quad (3)$$

其中， $\hat{c}_p \triangleq \hat{r}_p \times \hat{n}_p$ 。

2.1.5 形状索引 SI

三维模型的局部形状可分为若干元形状，本文使用式(4)对形状进行参数化。

$$SI = \frac{1}{2} - \left(\frac{2}{\pi}\right) \arctan\left(\frac{\kappa_1 + \kappa_2}{\kappa_1 - \kappa_2}\right) \quad (4)$$

其中， κ_1 和 κ_2 为点 P 处曲面的主曲率， SI 限定在区间 $[0, 1]$ 内，且当 $\kappa_1 = \kappa_2 = 0$ 时不存在。

2.2 核密度估计

核密度估计^[9]从数据样本本身出发研究数据分布特征，

它不利用有关数据分布的先验知识，也不对数据分布附加任何假设。若随机变量(标量或矢量) S 的观察集为 $\{s_k\}_{k=1}^K$ ，估计该变量 S 的概率密度的核方法可形式化地表示为：

$$f_S(s) = \sum_{k=1}^K w_k |H_k|^{-1} \kappa(H_k^{-1}(s - s_k)) \quad (5)$$

其中， $\kappa: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 是一个核函数， H_k 是一个 $d \times d$ 的矩阵，由第 k 个观察的带宽参数(也称作平滑参数或尺度参数)集构成， w_k 是与第 k 个观察对应的权值。通过使用矩阵 H_k 和权值 w_k 对核函数 $\kappa: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 进行缩放操作，获得每一个数据点(三角形) s_k 在目标点 s 处的密度函数值，因此，核密度估计 KDE 的计算涉及一个数据集 $\{s_k\}_{k=1}^K$ 、一个与该数据集对应的权重集 $\{w_k\}_{k=1}^K$ 、核函数 κ 的选择和带宽参数 $\{H_k\}_{k=1}^K$ 的设置。

假定三维模型是一个由 K 个三角形面片构成的三角网格模型，针对网格模型的每一个三角面片，有一个观察 s_k ；由于构成网格模型的三角面片大小不一，赋予每一个观察 s_k 相应的权重 w_k ，其大小是第 k 个三角形面积与网格模型总表面积之比，即 $\sum_{k=1}^K w_k = 1$ ；由于核函数的形式对估计器的精确度影响不大^[10]，而在大型三维模型库中实现检索，计算效率更为重要，因此实验中选择高斯核^[11]；带宽参数 $\{H_k\}_{k=1}^K$ 的设置是准确实现核密度估计的关键^[10,12]，对于高斯核来讲，其带宽矩阵 H_k 仅与其特征协方差矩阵相对应。设置和估计带宽参数有多种方法，其复杂程度各异^[10,12]。

2.3 特征计算

假定 T 为三维空间中任一三角形，其顶点 A, B, C 分别用 p_A, p_B, p_C 表示，如图2所示。假定 $e_1 = p_B - p_A, e_2 = p_C - p_A$ ，则三角形 T 内任一点 P 可表示为 $p = p_A + xe_1 + ye_2$ ，其中两个参数 x 和 y 满足： $x, y \geq 0$ 且 $x+y \leq 1$ 。若点 P 在三角形 T 内均匀分布，则特征 S 的第 i 个分量的期望值 $E\{S_i | T\}$ 可表示为：

$$E\{S_i | T\} = \iint_{\Omega} S_i(x, y) f(x, y) dx dy, i=1, \dots, d \quad (6)$$

其中， $S_i(x, y)$ 是三角形内 (x, y) 处的特征值， $f(x, y)$ 是 $\Omega = \{(x, y) : x, y \geq 0, x+y \leq 1\}$ 上 (x, y) 处的概率密度函数，且 $f(x, y) = \begin{cases} 2, & \text{当}(x, y) \in \Omega \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ ，在 Ω 范围内积分即可获得特征 S 的第 i 个分量的期望值。根据辛普森的1/3数值积分公式^[13]，在本文方法中使用式(7)来近似实现式(6)的计算。

$$E\{S_i | T\} \approx \frac{1}{27} (S_i(p_A) + S_i(p_B) + S_i(p_C)) + \frac{4}{27} (S_i(\frac{p_A + p_B}{2}) + S_i(\frac{p_A + p_C}{2}) + S_i(\frac{p_B + p_C}{2})) + \frac{4}{27} (S_i(\frac{2p_A + p_B + p_C}{4}) + S_i(\frac{p_A + 2p_B + p_C}{4}) + S_i(\frac{p_A + p_B + 2p_C}{2})) \quad (7)$$

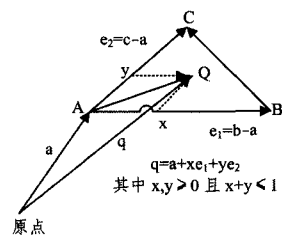


图2 网格三角形上任一点 Q 的参数化表示

2.4 算法描述

Step 1 确定目标点。将内接于单元球的八面体的每个面分成4个,并将划分得到的三角形径向投影到单元球面上,再以同样的方法处理所得到的内接于单元球的32面体,得到128面体,选择这128个三角形的重心作为目标点,得到目标点集 $t_n, n=1, \dots, N$ 。

Step 2 针对所选择局部特征的不变性要求,对三维网格 $M = \bigcup_{k=1}^K T_k$ 进行平移、旋转、缩放等规范化处理。

Step 3 利用式(7)和对应权值 w_k , 计算三维网格中每一个三角形 T_k 的特征值 s_k 。

Step 4 设置带宽参数 H_k , 可供选择的策略有3种。

①三角形级: 三维网格中的第一个三角形都有特定的带宽, 对高斯核而言, 带宽矩阵 H_k 的估计转变为特征协方差矩阵的估计:

$$h_{ij} = \iint_{\Omega} S_i(x, y) S_j(x, y) f(x, y) dx dy - \iint_{\Omega} S_i(x, y) f(x, y) dx dy \times \iint_{\Omega} S_j(x, y) f(x, y) dx dy$$

其中, $i, j=1, \dots, d$ 。

②三维网格级: 一个给定三维网格中的所有三角形都使用相同的带宽矩阵, 而不同三维网格使用不同的带宽矩阵。针对网格中每一个三角形的权值, 可使用下式计算一个特定特征的带宽矩阵: $H_{\text{Sout}} = (\sum_k w_k^2)^{1/(d+4)} \hat{C}^{1/2}$, 其中, d 是特征的维数, \hat{C} 是特征协方差矩阵的估计, w_k 是每一个三角形对应权值。

③数据库级: 任意三维网格中所有三角形的带宽参数都是固定的, 即 $H_k = H$ 。

Step 5 针对每一个目标点 $t_n, n=1, \dots, N$, 使用式(5)估计其局部特征密度 $f_S(t_n)$ 。

$$f_S(s) = \sum_{k=1}^K (w_k |H_k|^{-1} \kappa(H_k^{-1}(s - s_k)))$$

其中, $\kappa: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 是一个核函数, H_k 是一个由网格中第 k 个三角形的带宽参数集构成的 $d \times d$ 的矩阵, w_k 是与第 k 个三角形对应的权值。每一个数据点(三角形) s_k 对目标点 s 处密度函数的贡献可通过使用矩阵 H_k 和权值 w_k 对核函数 $\kappa: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 进行缩放操作来获得, 因此, 核密度估计 KDE 的计算涉及一个数据集 $\{s_k\}_{k=1}^K$ 、一个与该数据集对应的权重集 $\{w_k\}_{k=1}^K$ 、核函数 $\kappa: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 的选择和带宽参数 $\{H_k\}_{k=1}^K$ 的设置。

Step 6 将所计算的密度值保存在形状描述符 $f_S = [f_S(t_1), \dots, f_S(t_n)]$ 中。

2.5 KDE 的计算复杂度

直接利用式(6)计算 KDE, 其时间复杂度是为 $O(KN)$, 其中, K 是观察数即三角形数目, N 是密度估计点数即目标数。在基于内容的检索应用中, 时间复杂度 $O(KN)$ 太大, 是不可取的。而核的函数形式对估计器的精确度影响不大^[10, 11], 快速高斯转换又是一个成熟的快速算法^[14]。所以本文算法中选取高斯核以快速估计 KDE 的值, 使其时间复杂度变为 $O(K+N)$ 。

3 实验结果与分析

实验采用普林斯顿三维模型数据库 (Princeton shape benchmark, PSB)^[15] 和 Sculpteru 数据库 (Sculpteur Database,

SCUdb)^[16] 数据集, 这两个数据库中的三维模型均为三角网格表示; 采用 Minkowski- l_1 距离来度量特征描述符之间的相似性; 用 P-R 曲线和 DCG 来衡量检索性能。实验从特征融合、检索性能等方面进行研究, 并与其它几种基于统计的特征提取方法进行对比。

3.1 特征融合

本实验的目的在于检测特征融合对模型检索性能的影响, 利用核密度估计 (KDE) 将文献[9]中描述的各种单一特征任意结合, 共有 $2^{13} - 1 = 8191$ 种结合方式。而估计的准确度和计算或存储的约束限制了能结合的最大特征数。当特征维数超 5 时, 相应描述符的大小将超过 10^4 , 这样的特征用以检索是不现实的, 其原因有二: (1) 由于“维数灾难”, 密度估计的质量将大大降低; (2) 相应的描述符太大, 难以及时响应用户请求。因此, 实验中选取的特征为 3 元组、4 元组和 5 元组特征结合, 其可能的组合方式有: $C_3^3 + C_3^4 + C_3^5 = 2288$ 种。表 1 给出了几种特征结合方式, 以说明多特征结合能提高模型分辨力。

表 1 特征融合的检索性能

序号	特征融合	描述符大小	数据集	
			PSB 训练集	PSB 测试集
			DCG(%)	DCG(%)
1	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{R}_z$	1024	57.0	54.9
2	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{R}_z, A$	8192	61.7	59.7
3	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, A$	4096	60.0	57.1
4	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{N}_x, \hat{N}_y$	2048	61.0	60.1
5	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{N}_z$	4096	57.6	57.2
6	$\hat{D}, \hat{N}_x, \hat{N}_y, \hat{N}_z$	1024	59.8	57.8
7	$\hat{D}, \hat{N}_x, \hat{N}_y, \hat{N}_z, A$	8192	61.3	58.1
8	$\hat{D}, \hat{N}_x, \hat{N}_y, A$	4096	60.5	57.6
9	$\hat{R}, \hat{N}_x, \hat{N}_y, A$	4096	61.9	59.5
10	$\hat{D}, \hat{N}_x, \hat{N}_y, \hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_z$	1024	62.7	62.4
11	\hat{R}, C_x, C_y, C_z	2560	55.6	54.8
12	$\hat{R}_z, \hat{D}, \hat{N}_x, \hat{N}_y$	4096	62.2	59.7
13	$\hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{R}_z$	4096	60.5	57.8

3.2 与其它同类特征描述符的检索性能比较

实验以 Precision-Recall 曲线和 DCG 为衡量指标, 从表 1 中选取描述符 1、6、10、11(分别用 D1.1、D1.6、D1.10 和 D1.11 表示)与 3 个基于直方图(3DTH、EGI、CAH)的特征描述符进行性能比较。实验结果表明: 在度量模型相似性时, 针对分辨率较低的三维模型, 使用本文设计的特征描述符检索效果更佳, 如图 3 和表 2 所示。

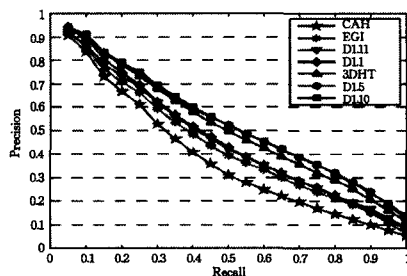


图 3 7 种特征描述符检索性能比较的 P-R 曲线

image segmentation using the mumford and shah model[J]. International journal of computer vision,2002,50(3):271-293

[6] Brox T, Weickert J. Level set segmentation with multiple regions[J]. IEEE trans on image processing,2006,17:3213-3218

[7] 王大凯,侯榆青,彭进业. 图像处理的偏微分方程方法[M]. 北京:科学出版社,2008
Wang Da-kai, Hou Yu-qing, Peng Jin-ye. The partial differential equation in image processing[M]. Beijing: Science Press, 2008

[8] Bertelli L, Sumengen B, Manjunath B, et al. A variational framework for multi-region pairwise similarity-based image segmentation[J]. IEEE trans on pattern analysis and machine intelligence,2008,30:1400-1414

[9] Ayed I B, Mitiche A. A region merging prior for variational level set image segmentation[J]. IEEE trans on image processing, 2008,17:2301-2311

[10] 王小峰. 水平集方法及在图像分割中的应用研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2009
Wang Xiao-feng. Level set method and its application in image segmentation[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009

[11] 方江雄. 基于变分水平集的图像分割算法研究[D]. 上海:上海交通大学,2012
Fang Jiang-xiong. Research on image segmentation based on variational level set[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2012

[12] 盛朗. 基于水平集的医学图像处理[D]. 扬州:扬州大学,2014
Sheng Lang. Medical image segmentation based on level set[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2014

(上接第 295 页)

表 2 在 PSB 测试集和 SCUdb 上进行检索比较的 DCG 性能

序号	特征融合	数据集	
		PSB 测试集	SCUdb
		DCG(%)	DCG(%)
1	$R, \hat{R}_x, \hat{R}_y, \hat{R}_z$	54.9	71.3
2	$D, \hat{N}_x, \hat{N}_y, \hat{N}_z$	57.8	72.0
3	CAH	43.4	68.1
4	EGI	43.8	53.5
5	3DHT	57.7	72.7
6	R, C_x, C_y, C_z	54.8	73.4
7	$D, \hat{N}_x, \hat{N}_y, \hat{R}, \hat{R}_x, \hat{R}_z$	62.4	74.4

结束语 本文提出一个基于局部特征概率密度的三维模型特征提取框架。与仅粗略考虑网格模型表面三角形的重心或对模型表面进行大量随机采样的直方图特征提取方法相比,该框架针对三维表面局部几何特征集,利用核密度估计方法估计每一个选定目标点的特定局部特征密度,所有目标点的局部特征密度值构成一个特征向量,用以描述一个三维模型。实验结果表明:使用该模型抽取三维网格模型的单元特征及多个单元特征组合而成的多元特征实现三维模型检索,其检索性能优于基于统计的直方图特征提取方法。

参考文献

[1] 徐正光,陈宸.鲁棒且快速的特征点匹配算法[J]. 计算机科学, 2013,40(2):294-296
Xu Zheng-guang, Chen Chen. Robust and Fast Feature Points Matching[J]. Computer Science, 2013, 40(2): 294-296

[2] 胡事民,杨永亮,来煜坤. 数字几何处理研究进展[J]. 计算机学报,2009,32(8):1451-1469
Hu Shi-min, Yang Yong-liang, Lai Yu-kun. Research Progress of Digital Geometry Processing [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(8): 1451-1469

[3] Castellani U, Cristani M, Murino V. Statistical 3D Shape Analysis by Local Generative Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2555-2560

[4] Horn B K P. Extended Gaussian images[J]. Proceedings of the IEEE, 1984, 72(12): 1671-1686

[5] Kang S, Ikeuchi K. The complex EGI: a new representation for 3-D pose determination[C]// Proceedings of 5th International Central and Eastern European Conference on Multi-Agent Systems (CEEMAS 2007) Leipzig, Germany, 2007, 9: 25-27

[6] Zaharia T, Preteux F. 3D shape-based retrieval within the MPEG-7 framework [C]// Proceedings of SPIE Conference on Nonlinear Image Processing and Pattern Analysis XII. San Jose, 2001: 133-145

[7] Liu Zhen-bao, Bu Shu-hui, Kun Zhou, et al. A Survey on Partial Retrieval of 3D Shapes [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2013, 28(5): 836-851

[8] 王刚,靳彦青,刘立柱,等. 基于多特征融合的东亚文种识别[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 260-263
Wang Gang, Jin Yan-qing, Liu Li-zhu, et al. East Asian Script Identification Based on Multi-feature [J]. Computer Science, 2013, 40(1): 260-263

[9] Akgül C B, Sankur B, Yemez Y, et al. Density based 3D shape descriptors[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2007, 2007: 1-16

[10] Hardle W, Muller M, Sperlich S, et al. Nonparametric and Semiparametric Models[M]. Springer Series in Statistics, Springer, Heidelberg, Germany, 2004

[11] Scott D W. Multivariate Density Estimation: Theory, Practice and Visualization[M]. John Wiley & Sons, 2008

[12] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection[J]. Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision (ICCV'01), Vancouver, BC, Canada, 2001, 7(1): 438-445

[13] 黄云清. 数值计算方法[M]. 北京:科学出版社,2010
Huang Yun-qing. Numerical Method [M]. Beijing: Science Press, 2010

[14] Sinha A, Gupta S. A Fast Nonparametric Noncausal MRF-Based Texture Synthesis Scheme Using a Novel FKDE Algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(3): 561-572

[15] Shilane P, Min P, Kazhdan M, et al. The Princeton shape Benchmark[C]// Proceedings of International Conference on Shape Modeling and Applications (SMI'04). Genova, Italy, 2004: 167-178

[16] Goodall S, Lewis P H, Martinez K, et al. SCULPTEUR: multimedia retrieval formuseums[C]// Image and Video Retrieval: Image and Video Retrieval (CIVR'04). Dublin, Ireland, 2004: 638-646

[17] 郭连朋,陈向宁,徐万朋,等. 基于 Kinect 传感器的物体三维重建[J]. 四川兵工学报, 2014, 35(11): 119-123
Guo Lian-peng, Chen Xiang-ning, Xu Wan-peng, et al. 3D-object Reconstruction Based on Kinect Sensor [J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2014, 35(11): 119-123