

文章编号 1004-924X(2008)02-0338-07

RBF 隐式曲面的离散数据快速重建

刘含波¹, 王 昕¹, 强文义²

(1. 哈尔滨工业大学 深圳研究生院, 深圳 518055;
2. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 由于三维离散数据具有分布稠密、不均匀, 空间拓扑结构未知等特点, 突出了大规模散乱数据预处理的重要性。针对空间散乱数据, 提出了一种基于径向基函数(RBF)隐式模型的快速曲面重建方法, 并实现了隐式曲面的可视化。基于空间法向量约束和主元分析两种方法进行数据简化和特征提取, 采用 K-D Tree 数据结构进行空间数据分割, 将全局模型转化为局部的 RBF 模型, 从而通过求解线性方程组得到模型的权值系数。最后, 在局部交叠空间光滑拼接, 得到一个代数表达形式的光滑曲面。实验结果表明, 该方法适用于任意复杂物体的三维曲面重建, 而且具有较高的重建精度。

关键词: 散乱数据曲面重建; 数据预处理; 径向基函数; 隐式曲面

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

A fast reconstruction method for implicit surface based on RBF

LIU Han-bo¹, WANG Xin¹ QIANG Wen-yi²

(1. *Shenzhen Graduate School, Harbin Institute of Technology, Shenzhen 518055, China;*
2. *School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China*)

Abstract: A fast reconstruction method for arbitrary surface from 3D scattered points is proposed based on Radial Basis Function(RBF) implicit surface model. According to the properties of 3D data from laser scanners, such as nonuniform, large scattered points and topology unknowing, the importance of data simplification and the preservation of surface geometry should be emphasized. The crucial idea is based on the difference of the nearest normal vectors and the covariance matrix. The global implicit function is transformed into local RBF models by the partition of unity method with K-D Tree data structure, and the weight coefficients of local model are directly derived from solving a linear system. To smooth final surface model, these local shape functions are blended together in overlapping domains. The experimental results show that the proposed approach has a higher reconstruction accuracy and is available for 3D implicit surface reconstruction from large scattered point.

Key words: reconstruction from 3D scattered points; data preprocess; Radial Basis Function(RBF); implicit surface

1 引言

近年来,随着三维激光扫描仪被广泛地应用于CAD/CAM、计算机图形学、图像处理及机器视觉等众多领域,人们可以非常简便地获取任意复杂实体表面的三维几何信息,使得大量的散乱数据成为表示物体形状和表面特征的基本元素。但如何快速准确地将采集到的任意特征点数据转化为计算机可以处理的数学模型,方便用于CAD/CAM及后期快速高效的生产制造已成为重点关注的实际工程问题。同时这些问题在地质勘测、医学、动漫娱乐等领域也普遍存在。目前如何对这些几何拓扑结构未知,分布密集无规则、含噪声的离散数据进行建模、绘制及各种变形操作,已成为曲面重建问题的研究热点。

近年来,多维空间中基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)的数据插值方法越来越引起国外学者的关注^[1-5]。Carr^[1], Ohtake^[2,3], Turk^[4], Tobor^[5]等人在基于RBF的散乱数据重建方面都做了开拓性的工作。在基于RBF的三维重建中,为避免产生平凡解,通常沿着曲面采样点法线方向向里和向外偏移一个微小距离产生额外的数据点,使得这些点上的隐函数值不为零,但这样会使参与计算的数据点数增大2倍或3倍,直接计算几乎变得不可能。Ohtake^[3]采用具有紧支撑的基函数,将RBF模型的系数矩阵变为稀疏阵,可以部分地克服上面的两个问题,但该方法要求数据点均匀分布,否则基函数的支撑半径难以确定。Carr^[1]采用贪婪算法进行快速曲面拟合,并采用快速多极子算法进行快速赋值计算,但它对于每一个中心要分别计算远离场展开,而且该算法的实现非常复杂,难以广泛应用。此外,Beatson的广义最小残差GMRES、域分解算法都可以用来快速计算径向基函数的权系数。但目前这些方法处理的数据规模还是很有限,处理速度也不能满足实际需要。结合上述理论方法,本文另外引入数据的预处理环节,从而提出一种快速曲面重建的实现方法。

国内基于RBF方法的研究在图形学领域多集中于残缺数据、孔洞的修补^[6-7]和利用RBF神经网络强大的逼近和抗噪能力进行训练寻优式曲面重建^[8-9]。但BP算法、模拟退火算法、遗传算

法和各种混合算法在有指导训练网络过程中都存在着收敛速度慢的缺点,并不能很好解决任意模型和大规模数据的重建问题。文献[10]和本文采用的RBF方法均无需寻优过程,从本质上讲,RBF隐式曲面模型是RBF神经网络的一个线性简化形式,其目的是在保证重建精度的前提下,获得快速的重建速度。文献[10]没有给出大规模复杂离散数据的重建结果,所以本文旨在解决复杂模型的快速重建问题,并给出了复杂模型的重建结果。

2 数学模型

2.1 曲面的表达形式

曲面的描述一般有显式和隐式两类方法。显式表达又主要以参数曲面和三角形(或者多边形)网格曲面为主。参数模型要求表达的曲面拓扑结构相对简单,但对于任意复杂物体,用该方法将规模庞大的无结构散乱数据参数化是非常困难的;网格曲面则基于Voronoi图和Delaunay剖分方法,直接搜寻点与点之间的相邻拓扑关系构造三角面片,但仅是分片线性连续。两种描述都难于处理噪声和非均匀分布数据,特别当发生大的形变和拓扑改变时,物体的曲面跟踪比较困难。

比较来讲,近年来颇受关注的隐式曲面不仅可以描述拓扑结构复杂的几何形体,而且便于判定点与曲面的相对位置,进行各种集合操作和数学运算,并对轻微噪声不敏感。

2.2 隐式曲面模型

定义:给定曲面 S 上的离散点集合,构造函数 $f(\mathbf{X})$ 使得函数的零水平集插值或逼近曲面 S ,称 $f(\mathbf{X})$ 为曲面 S 的隐式表达函数。并且函数具有如下性质:任意空间点 \mathbf{X} ,当 $f(\mathbf{X}) > 0$ 时, \mathbf{X} 位于空间曲面外; $f(\mathbf{X}) < 0$ 时, \mathbf{X} 位于空间曲面内;当且仅当 $f(\mathbf{X}) = 0$ 时, \mathbf{X} 位于曲面上。由此容易判定空间点和曲面的相对位置关系。

隐式曲面的重建方法本质上可分为两类:一种是使用光滑基函数组合来插值或拟合所有的数据点,通过求解大规模的线性方程组获取权重系数。但该方法计算量大,速度慢;另一种方法是根据数据点在矩形网格上的符号距离函数,求取零等值面。如基于变分的水平集方法就是通过最小化符号距离函数为变量的能量泛函,获取梯度流

方向作为曲面演化方向,求解偏微分方程得以实现。但其中涉及符号距离函数重新初始化,偏微分方程稳定求解等难点,所以目前在曲面重构中应用较少,多用于解决曲面动态演化和图像分割问题。

本文是对第一种方法的改进,在基于 RBF 隐式模型的基础上,提出结合数据简化和特征保存的方法从而实现曲面的快速重建。首先对大规模散乱数据进行预处理,通过采用 K-D Tree 数据结构,基于空间法向量和主元分析两种方法进行数据简化和特征提取,从而提高重建的速度。再利用空间数据分割,将全局模型转化为局部的 RBF 模型,通过求解线性方程组得到模型的权值系数。最后在局部交叠空间光滑拼接。实现从大规模散乱数据点中构造出任意连续的曲面。

2.3 RBF 隐式曲面模型

RBF 隐式模型不需要任何散乱数据点之间的连接信息,仅通过每个数据点为中心计算的权值和散乱数据构造的 RBF 隐式函数的零水平集来描述曲面模型。对于三维空间中任意曲面 $f(\mathbf{X})$ 可以写为如下 RBF 隐式模型:

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi(\mathbf{X}, c_i, r_i) + P_k(\mathbf{X}) = 0, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}=(x, y, z)$ 是曲面上任意点, $\phi(\cdot)$ 是径向基函数, ω_i 为权重系数, $P_k(\mathbf{X})$ 为多元多项式。并且权重系数需满足正交性质:

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i = \sum_{i=1}^n \omega_i y_i = \sum_{i=1}^n \omega_i z_i = 0, \quad (2)$$

所以空间曲面上的点都要满足方程组(3)的形式。通过矩阵的 LU 分解方法来确定方程组系数,从而得到适用于任意曲面的 RBF 隐式模型,并使用 Marching Cube 方法实现模型的可视化。

$$\begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \cdots & \phi_{1N} & 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \cdots & \phi_{2N} & 1 & x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{N1} & \phi_{N2} & \cdots & \phi_{NN} & 1 & x_N & y_N & z_N \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_N & 0 & 0 & 0 & 0 \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_N & 0 & 0 & 0 & 0 \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_N & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \\ \vdots \\ \omega_N \\ \omega_{N+1} \\ \omega_{N+2} \\ \omega_{N+3} \\ \omega_{N+4} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

相对于样条曲面,径向基函数具有好的连续

性和保形性。比如 B 样条的连续性和节点向量有关,而本文用到的 MQ、RMQ 和 SOG 函数及其一、二阶导数都可以达到 C^∞ ,而且径向基函数表示的曲面的保形性要优于 B 样条。

$$\begin{aligned} \text{MQ: } \phi(r) &= \sqrt{r^2 + c^2} \\ \text{RMQ: } \phi(r) &= (\sqrt{r^2 + c^2})^{-1} \\ \text{SOG: } \phi(r) &= \exp(-cr^2) \end{aligned} \quad (4)$$

3 离散数据预处理

三维离散数据有其自身的特点,如数据量大,分布密集无规律,含有噪声,复杂实体细节多等,这对于曲面的重建可以提供更多的信息,使得重建的曲面质量更好,但同时也带来了大规模数据存贮,大型方程组快速、准确求解,等值面高效搜索等问题。本文借鉴基于点模型的数据处理方法,强调在隐式曲面模型中引入数据预处理环节的重要性。

由于数据分布不均匀,且无拓扑连接信息,所以实际中仅能通过点元素的位置信息和法向量方向来判别离散点是否为可利用的重建数据点。对于均匀分布特征点,如棱边,角点少的曲面可采用均匀筛选的方法。但对于任意的复杂模型,往往就会丢失曲面细节,而这却是个经常被忽略的环节。采用基于特征的通用预处理方法,在保持曲面重建精度和保留特征的前提下,可以减少 30%~70% 左右的冗余数据点,这对于大规模数据的曲面重建是非常有效的。

基于特征的预处理环节包括:特征点提取、非特征点的精简等方法。通过预处理不仅保留了原数据的特征点,而且可以减少平凡 RBF 中心的个数,自然降低了方程组的求解规模,提高重建速度。

3.1 主元分析法

给定一个 k 近邻域范围内的 n 个数据点 $\{x_1\}, \{x_2\}, \dots, \{x_n\} \subset \mathbf{R}^3$, 利用主元分析矩阵的参数来确定特征点的位置。

$$C = \begin{bmatrix} x_1 - \mu \\ x_2 - \mu \\ \vdots \\ x_n - \mu \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x_1 - \mu \\ x_2 - \mu \\ \vdots \\ x_n - \mu \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$C \cdot V_l = \lambda_l \cdot V_l \in \{0, 1, 2\}, \quad (6)$$

其中, μ 可视为邻域的中心, λ_l 是协方差矩阵的特征值。设 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$,

$$\sum_{i \in N_p} |x_i - \mu|^2 = \lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2, \quad (7)$$

$$\sigma = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (8)$$

根据主元分析方法^[11], 选取式(7)和(8)作为特征点的度量参数。

3.2 法向量分析法

数据预处理环节中, 由于输入数据可由几万直至数十万点, 所以处理方法和数据结构必须简单, 易实现。而在数据采集过程中, 采样点的法向量一般都较容易获取, 且如果 p 点不是特征点, 那么周围邻域肯定不存在法向量间隔角度大于某一设定阈值的数据点。所以, 本文采用最直接的角度偏差和它的统计特性作为细节特征的度量。

首先将法向量归一化处理, 计算近邻域中法向量的点乘积, 和统计参数。若数据点较均匀, 且法向量角度变化小于设定的阈值, 则动态扩大空间分割区域, 重新计算。最终选取距离区域中心最近的数据点及其法向信息代替邻域内所有数据点进行后续的曲面重建。

4 数据的空间分割

4.1 单元分割基本算法

空间分割方法是通过采用逐级剖分的策略将庞大的数据集划分为若干个小集合, 在局部进行中等规模数据的 RBF 曲面建模, 最后通过交叉空间的光滑拼接得到全局范围内的重建曲面, 这样大大地提高了搜索速度和重建精度。

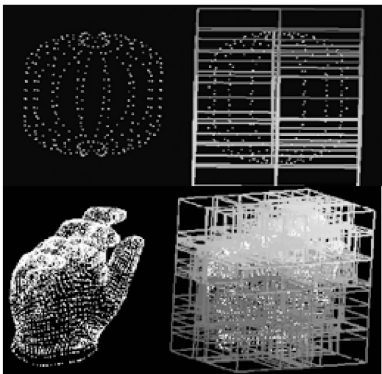


图1 数据空间分割

Fig. 1 3D scattered points divided by PU method

首先根据位置信息, 建立包围盒, 确定分块边界。然后采用 K-D 树的搜索方法在每个数据点附近建立近邻域和数据子块。最后在子块内进行曲面重建和拼接, 具体算法见文献^[12-13]。本文考虑到离散数据稠密、规模大、拓扑性质未知的特点, 在剖分中结合 3.1 和 3.2 中讨论的预处理方法, 可以非常有效地保留细节, 剔出冗余数据点, 最终实现基于特征的动态分割方法。图 1 为离散数据的三维分割简单原理图。

4.2 单元拼接

对大量的数据点进行重建可采用分块重建的处理方法, 所以如何对各子曲面进行连续光滑拼接十分重要。本文采用文献^[12]、^[14]中的方法, 根据曲面连续性的不同要求对 V 函数进行不同的选择。设每个单元内局部重建函数为 ϕ , 拼接函数为 $\{b_i\}_{i=1}^M$ 且需满足 $\sum b_i = 1$, 则全局函数表

$$\Phi = \sum_{i=1}^M \phi(x) b_i(x), \quad \text{其中 } b_i(x) = \frac{B_i(x)}{\sum_j B_j(x)}.$$

下面详细叙述 $B_i(x)$ 的选取方法:

(1) 定义: $D_i: R^n \rightarrow [0, 1]$, $D_i(x) = 1 - \prod_{r \in (x, y, z)} \frac{4(x_r - S_r)(T_r - x_r)}{(T_r - S_r)^2}$ 。其中, S, T 是单元边界包围盒的两个对角点。

(2) 选取 $B_i(x) = V(D_i(x))$ 。根据重建曲面的连续性要求, V 有多种选择。

$$C^0: V^0(d) = 1 - d$$

$$C^1: V^1(d) = 2d^3 - 3d^2 + 1$$

$$C^2: V^2(d) = -6d^5 + 15d^3 - 10d + 1. \quad (9)$$

V 函数递减且满足性质(7):

$$V^i(0) = 1, V^i(1) = 0 \quad i = 0, 1, 2$$

$$(V^1)'(0) = (V^2)'(1) = 0$$

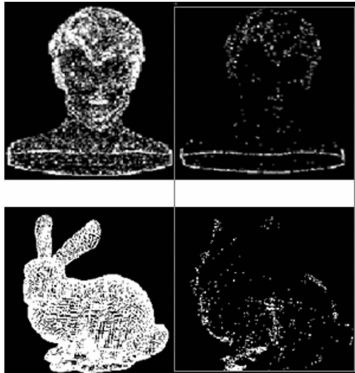
$$(V^2)''(0) = (V^2)''(1) = 0. \quad (10)$$

5 实验结果与比较

为验证本文方法的有效性和实用性, 所有算法均已用 Visual C++ 和 OpenGL 图形库加以实现。重建曲面的可视化环节首先采用 MarchingCube 方法提取模型的零等值面, 再将其离散为三角形网格加以显示。对大量三维模型进行了曲面重构, 限于篇幅原因, 本文仅针对部分常见模

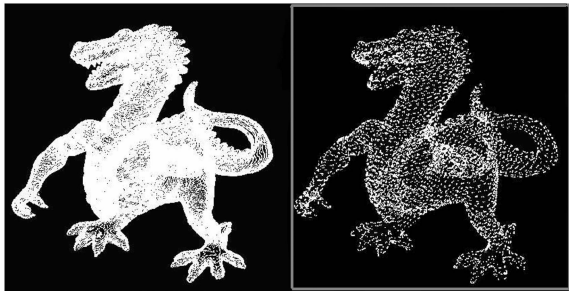
型给出主要环节的实验结果。

图 2(a)为原始数据和采用基于主元分析法后提取出的特征数据的比较。其中,模型的特征如:头部模型的五官、头发、边缘轮廓,兔子模型的爪子、耳朵等细节都可以较好地提取出;图 2(b)是在预处理环节中,使用法向量约束法前后的离散数据点对比。原始恐龙模型含 54 689 个数据点,预处理后在保留特征的同时减为 8 328 点,而且具有良好的曲面重建结果。



(a)主元分析法提取数据特征点

(a)Extraction of datum feature points by primary element analysis



(b)法向量约束方法精简数据

(b)Simplification of data by normal vector restraint

图 2 三维离散数据的预处理结果

Fig. 2 Results of preprocessed 3D scattered points

图 3 所示为采用原始数据和精简数据的重建曲面比较。可见,原始数据(左上:25 382 点;左下:40 627 点)的重建曲面和浅黑框内精简数据(右上:15 139 点;右下:20 234 点)的重建曲面,在细节特征保持和重建精度上相差无异。为进一步检验数据精简后重建曲面的精度是否满足要求,还对复杂模型进行基于 RBF 方法的快速重建后,使用 Metro 软件^[15]对得到的对应两种曲面



图 3 原始与精简数据 RBF 方法的重建效果比较

Fig. 3 Comparison of reconstructed surfaces between original data and preprocessed points by RBF method

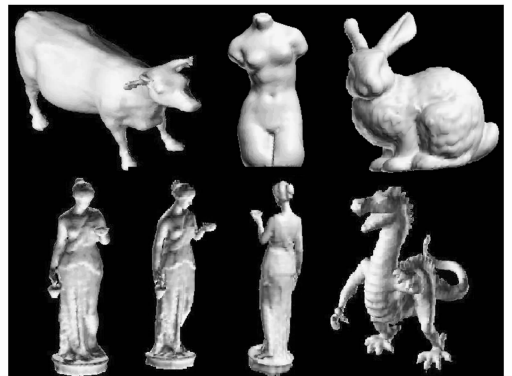


图 4 部分复杂模型的 RBF 方法曲面重建结果

Fig. 4 Reconstructed surfaces for complex models by RBF method

进行了比较。以图 4 中复杂模型为例,得出了表 1 的使用原始数据与精简数据重建后曲面精度、预处理、建模和等值面提取的时间等相关参数的比较(其中由于维纳斯和牛模型的数据仅几百点,完全可以直接进行快速重建,省去精简环节)。结果表明在建模前加入数据预处理环节对于大规模离散数据曲面建模是可行和非常必要的。在保持精度的同时,大大地减少了数据的存储空间和计算量。

图 4 所示为复杂物体的曲面重建结果。模型数据量分别为:牛 2 903 点、维纳斯 711 点、恐龙 8 328 点、雕像 15 694 点和兔子 34 834 点。

表1 图4中实验模型的比较数据(数据量、计算时间及重建误差)

Tab.1 Comparison of the data, time, and errors for several reconstructed models in Fig.4

模型名称	原始数据	精简数据	曲面模型重建时间(s)			最大误差	平均误差	Hausdroff 距离
			预处理环节	隐式曲面建立	等值面提取			
维纳斯	711	711	—	0.612	4.624	—	—	—
牛	2 903	2 903	—	2.688	2.007	—	—	—
兔子	34 834	9 005	0.329	8.116	3.975	0.063 64	0.023 76	0.063 64
雕像	62 791	6 323	0.312	5.904	1.716	0.128 9	0.034	0.128 9
恐龙	54 689	8 328	0.375	22.48	2.489	0.275 6	0.001 0	0.275 6

6 结 论

本文提出的基于RBF隐式模型的快速曲面重建方法是在已有的RBF隐式模型基础上,结合空间法向量约束和主元分析两种方法对大规模离散数据进行特征提取和数据简化,从而实现曲面的快速重建。在曲面重建过程中,将全局模型转化为局部的RBF模型,提高重建速度和稳定性,

在局部的交叠空间进行光滑拼接,得到一个代数表达形式的光滑曲面。实验表明,该方法能够从特征丰富,数据庞大的散乱数据中重构出连续、光滑的任意实体模型,并具有较高的精度。但对于含边、角等特征多的物体,很有可能将同一特征划分到不同的单元中,导致重建的效果并不理想,所以可将基于特征的区域划分作为未来工作的研究重点,并把本文的方法拓展到三维图像的恢复中,应用到诸如雕刻加工^[16]等领域中。

参考文献:

- [1] CARR J C, BEATSON R K, CHERRIE J B, *et al.*. Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions [C]. *Proceeding of ACM SIGGRAPH 2001, Los Angeles, 2001*:67-76.
- [2] OHTAKE Y, BELYAEV A, ALEXA M, *et al.*. Multi-level partition of unity implicits [C]. *Computer Graphics Proceeding, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH 2003, San Diego, 2003*:463-470.
- [3] OHTAKE Y, BELYAEV A, SEIDEL H P. A multi-scale approach to 3D scattered data interpolation with compactly supported basis functions[C]. *Proceeding of Shape Modeling International, Washington, 2003*:153-161.
- [4] TURK G, DINH H Q, OBRIEN J, *et al.* Implicit surfaces that interpolate[C]. *Proceeding of Shape Modeling International, Genova, 2001*:62-71.
- [5] TOBOR I, REUTER P, SCHILCK C. Efficient reconstruction of large scattered geometric datasets using the partition of unity and radial basis functions [J]. *Journal of WSCG, 2004, 12*:467-474.
- [6] 陈飞舟,陈志扬,丁展,等.基于径向基函数的残缺点云数据修复[J].*计算机辅助设计与图形学学报*,2006,18(9):1414-1419.
CHEN F ZH, CHEN ZH Y, DING ZH, *et al.*. Filling holes in point cloud with radial basis function [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(9)*:1414-1419. (in Chinese)
- [7] 杜佶,张丽艳,王宏涛,等.基于径向基函数的三角网格曲面空洞修复算法[J].*计算机辅助设计与图形学学报*,2005,17(9):1976-1982.
DU J, ZHANG L Y, WANG H T, *et al.*. Hole repairing in triangular meshes based on radial basis function[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(9)*:1976-1982. (in Chinese)
- [8] 范彦革,刘旭敏,陈婧.基于RBF神经网络NURBS的散乱数据点自由曲面重建[J].*计算机工程与应用*,2005,11:66-69.
FAN Y G, LIU X M, CHEN J. Approach of NURBS free-form surface reconstruction from scattered data based on RBFNN [J]. *Journal of Computer Engineering and Applications, 2005, 11*:66-69. (in Chinese)
- [9] 陈婧,刘旭敏,范彦革.基于混合训练方法的RBF神经网络的曲面重构[J].*计算机应用研究*,2006,4:161-164.
CHEN J, LIU X M, FAN Y G. Surface reconstruction based on hybrid training method for RBFNN [J]. *Journal*

of Application Research of Computers, 2006, 4:161-164. (in Chinese)

- [10] 李道伦, 卢德唐, 孔祥言, 等. 径向基函数网络的隐式曲面方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(8): 1142-1148.
LI D L, LU D T, KONG X Y, *et al.*. Implicit surfaces based on radial basis function network [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(8):1142-1148. (in Chinese)
- [11] PAULY M, GROSS M, KOBELT L. Efficient simplification of point-sampled surfaces[C]. *Proceedings of 13th IEEE Visualization, Boston*, 2002:163-170.
- [12] WU X J, WANG M Y, XIA Q. Implicit fitting and smoothing using radial basis functions with partition of unit [C]. *Proceeding of 9th International Conference on Computer Aided Design and Computer Graphics (CAD/CG)*, 2005:139-148.
- [13] LIU H B, WANG X, WU X J, *et al.*. Surface reconstruction based on radial basis functions network [C]. *Proceeding of 3rd International Symposium on Neural Networks, Chengdu*, 2006: 1242-1247.
- [14] TOBOR I, REUTER P, SCHILCK C. Multiresolution reconstruction of implicit surfaces with attributes from large unorganized point sets[C]. *Proceeding of Shape Modeling International (SMI2004)*, 2004:19-30.
- [15] CIGNONI P, ROCCHINI C, SCOPIGNO R. Metro: measuring error on simplified surface [J]. *Journal of Computer Graphics Forum*, 1998, 17(2):167-174.
- [16] 谢明红. 基于径向基函数网络的图像三维恢复技术在雕刻加工中的应用[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1): 117-123.
XIE M H. Application of 3D image recovering technology based on radial basis function network to engraving[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1):117-123. (in Chinese)

作者简介:刘含波(1980—),女,博士研究生,研究方向为几何造型,隐式曲面建模及可视化,水平集方法等。E-mail:liu_hanbo@hit.edu.cn
强文义(1937—),男,博士生导师,主要研究方向为智能控制,智能机器人等。E-mail:qiangwy@hit.edu.cn
王昕(1971—),女,副教授,主要研究方向为图像处理与机器视觉技术,运动控制技术。E-mail:wang_xin@hit.edu.cn

●下期预告

一种新的视觉 Hash 算法

赵玉鑫,刘光杰,戴跃伟,王执铨

(南京理工大学自动化学院,江苏南京 210094)

提出了一种新的视觉 Hash 方案。利用密钥提取图像鲁棒特征,然后对特征进行 Hash 运算。通过在密钥的生成过程引入图像独特的光学特性,增强 Hash 的安全性。实验结果表明本方案对 JPEG 压缩、滤波、噪声等处理具有良好的鲁棒性,Hash 误比特率低于 0.01,而对图像的恶意篡改有较强的敏感性,误比特率在 0.5 左右。本方案可用于面向对象的真实性鲁棒认证。