



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
05
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像自动聚类 P574



第21卷第5期（总第241期）
2016年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

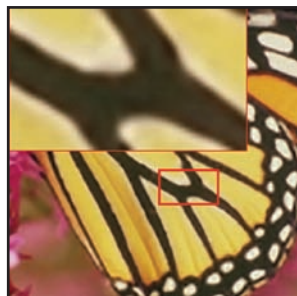
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

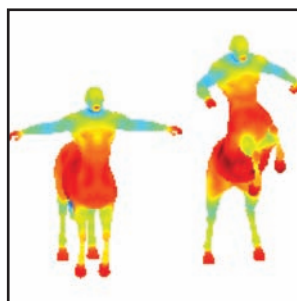
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

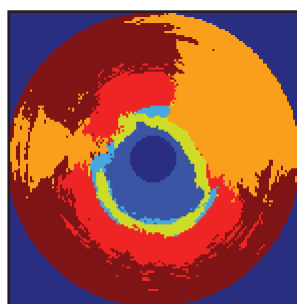
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



利用双通道卷积神经网络的
图像超分辨率算法(第556页)



融合特征描述符约束的3维
等距模型对应关系计算(第
628页)



结合先验形状信息和序贯学
习的心血管内超声外弹力膜
检测(第646页)

综述

中国图像工程: 2015

章毓晋 533

图像处理和编码

基于代价敏感Adaboost目标跟踪

薛一哲, 王拓 544

利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法

徐冉, 张俊格, 黄凯奇 556

图像分析和识别

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华 565

K步稳定的鞋印花纹图像自动聚类

王新年, 舒莹莹 574

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧 588

图像理解和计算机视觉

分层信息融合的物体级显著性检测

李波, 金连宝, 曹俊杰, 冷成财, 卢春园, 苏志勋 595

结合区域协方差分析的图像显著性检测

张旭东, 吕言言, 缪永伟, 郝鹏翼, 陈佳舟 605

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯 616

计算机图形学

融合特征描述符约束的3维等距模型对应关系计算

杨军, 闫寒, 王茂正 628

一类加权有理插值样条曲面及局部约束控制

刘植, 肖凯, 陈晓彦, 江平, 谢进 636

医学图像处理

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测

林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯 646

遥感图像处理

局部显著特征下的光学遥感图像舷靠舰船检测

李轩, 刘云清, 卞春江, 毛博年 657

长时序高光谱图像清晰度影响因素分析

尚任, 黑保琴, 李盛阳, 覃帮勇, 张九星 665

基于变差函数的中高分辨率SAR影像农村建筑区提取

林晨曦, 周艺, 王世新, 刘文亮, 田野, 张燕楠 674

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

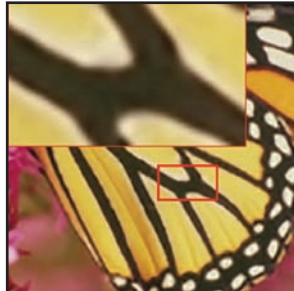
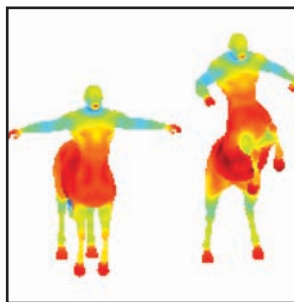
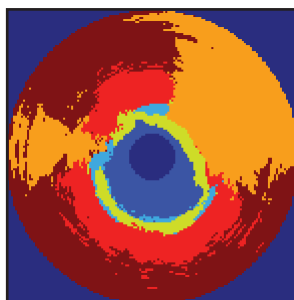


Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks(P556)



Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor (P628)



External elastic membrane border detection based on for intravascular ultrasound images(P646)

Review

Image engineering in China: 2015	
Zhang Yujin	533

Image Processing and Coding

Object-tracking method based on improved cost-sensitive Adaboost	
Xue Yizhe, Wang Tuo	544
Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks	
Xu Ran, Zhang Junge, Huang Kaiqi	556

Image Analysis and Recognition

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification	
Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua	565
K-steps stabilization based on automatic clustering of shoeprint images	
Wang Xinnian, Shu Yingying	574
Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint	
Dong Junning, Yang Cihui	588

Image Understanding and Computer Vision

Object level saliency detection by hierarchical information fusion	
Li Bo, Jin Lianbao, Cao Junjie, Leng Chengcai, Lu Chunyuan, Su Zhixun	595
Image saliency detection using regional covariance analysis	
Zhang Xudong, Lyu Yanyan, Miao Yongwei, Hao Pengyi, Chen Jiazhou	605
Foreground discrimination in local model-matching tracking	
Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen	616

Computer Graphics

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor	
Yang Jun, Yan Han, Wang Maozheng	628
Weighted rational interpolation spline surfaces and local constraint control	
Liu Zhi, Xiao Kai, Chen Xiaoyan, Jiang Ping, Xie Jin	636

Medical Image Processing

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images	
Lin Mudan, Yang Feng, Liang Shujun, Zhao Haisheng, Huang Zheng, Cui Kai	646

Remote Sensing Image Processing

Inshore ship detection method in optical remote sensing images using local salient characteristics	
Li Xuan, Liu Yunqing, Bian Chunjiang, Mao Bonian	657
Analysis of factors influencing clarity of hyper spectral images in long time series	
Shang Ren, Hei Baoqin, Li Shengyang, Qin Bangyong, Zhang Jiuxing	665
Variogram-based rural build-up area extraction from middle and high resolution SAR images	
Lin Chenxi, Zhou Yi, Wang Shixin, Liu Wenliang, Tian Ye, Zhang Yannan	674

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)05-628-08

论文引用格式: Yang J, Yan H, Wang M Z. Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 628-635. [杨军, 闫寒, 王茂正. 融合特征描述符约束的 3 维等距模型对应关系计算[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 628-635.][DOI:10.11834/jig.20160510]

融合特征描述符约束的 3 维等距模型对应关系计算

杨军¹, 闫寒¹, 王茂正²

1. 兰州交通大学电子与信息工程学院, 兰州 730070; 2. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 兰州 730070

摘要: 目的 为了更准确地构建 3 维等距模型之间的对应关系, 本文提出了一种基于热核签名与波核签名的融合特征描述符计算 3 维等距模型对应关系的方法。方法 首先计算 3 维模型 Laplace 算子获得模型的特征向量和特征值; 然后将所得到特征值和特征向量作为基参数分别计算源模型与目标模型的热核签名和波核签名, 并将热核签名与波核签名融合为一个新的特征描述符。融合特征描述符作为模型上随机均匀采样点的约束, 通过最小值匹配算法得到源模型和目标模型之间的对应关系。结果 实验结果表明, 利用融合特征描述符约束进行计算得到的对应关系正确匹配率比热核签名约束计算得到的对应关系匹配率平均提高 19.429%, 比波核签名约束计算得到的对应关系匹配率平均提高 4.857%。结论 本文提出的融合特征描述符适用于计算 3 维等距模型或近似等距的 3 维模型之间的对应关系, 与单一使用热核签名或波核签名特征描述符相比, 可以得到更加准确的对应关系。

关键词: 等距模型; 特征描述符; 热核签名; 波核签名; Laplace 算子; 对应关系

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor

Yang Jun¹, Yan Han¹, Wang Maozheng²

1. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

Abstract: **Objective** A new fused feature descriptor based on heat kernel and wave kernel signatures is proposed to calculate shape correspondences between isometric 3D models. **Method** First, the Laplace operators of 3D models are calculated to obtain eigenvectors and eigenvalues, which are defined as the basic parameters for computing the heat kernel and wave kernel signatures of the source and target models, respectively. Second, heat kernel and wave kernel signatures are fused together as a new feature descriptor, which serves as a constraint for points sampled uniformly in random. Finally, the shape correspondences between models are calculated by a minimum-value matching algorithm. **Result** Experimental results show that the accuracy of the correspondence ratio calculated using the proposed feature-descriptor constraint increases by 19.429% and 4.857% on average with respect to the correspondence ratios calculated using heat kernel signature and wave kernel signature constraints, respectively. **Conclusion** The fused feature descriptor presented in this article is applicable to

收稿日期: 2015-09-14; 修回日期: 2016-01-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(61462059); 中国博士后科学基金项目(2013M542396); 人社部留学人员科技活动项目(2013277); 甘肃省高等学校基本科研业务费(214142)

第一作者简介: 杨军(1973—), 男, 教授, 2007 年于西南交通大学获交通信息工程及控制专业博士学位, 主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、数字图像处理等。E-mail: yangj@mail.lzjtu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61462059)

calculating correspondences between isometric 3D models or approximately isometric 3D models. Compared with the descriptors that only use heat kernel or wave kernel signatures, the fused-feature descriptor was able to obtain more accurate correspondences.

Key words: isometric model; feature descriptor; heat Kernel signatures; wave kernel signatures; laplace operator; shape correspondence

0 引言

在两个或多个模型间,或者相邻视频帧之间建立正确的对应关系是一项重要的基础性研究工作^[1]。对应关系在计算机图形学和计算机视觉等领域有广泛的应用,例如模型变形^[2]、模型分割^[3]、模型插值^[4]、模型分析检索^[5]、网格参数化^[6]等。

在模型的对应关系中,等距被定义为给定点集上对应点在其度量空间上的距离保持映射,并且是对应点(该点在变换空间下具有不变性)之间的近似距离度量,因此具有等距特性的模型,在经过非刚性变换后,其相应两点间的距离度量近似保持等距不变。但由于3维模型是离散的,因而计算最优的模型间对应关系等价于最小化两个或多个模型中所有对应点之间的距离度量差值。

文献[7]通过测地距离建立一个由概率统计得到的描述符进行配准,但是测地距离对于模型的拓扑结构变化相对敏感,不能得到良好的配准结果。文献[8]提出基于扩散距离和多维尺度分析(MDS)的非刚性模型相似性分析,解决了测地距离对拓扑结构变化的敏感性,较好地将扩散距离与MDS结合,通过计算嵌入模型的相似性来实现非刚性变换的模型之间的相似性分析,但是算法效率并不理想。Ovsjanikov等人^[9]通过Laplace-Beltrami算子的特征方程来定义植入空间,并将模型进行谱植入来降维以达到简化对应关系计算的目的,提高了计算效率,但植入过程会存在误差而不能得到准确的对应关系。文献[10]在谱植入的基础上,通过稀疏到稠密的匹配策略建立模型间稠密对应关系,但这个过程需要一个良好的初始对应关系做保障。文献[11]提出了具有多尺度特性的热核描述符(HKS),能够有效区分模型的特征,利用特征相似性来建立对应关系。但HKS具有一个显著的缺点,就是它对模型尺度的变化比较敏感。Bronstein等人^[12]提出了尺度不变的热核签名(SI-HKS),在模型尺度因子中消

除对一些参数的依赖,从而获取尺度不变的热核签名。由HKS计算的模型特征值分布可得到模型间整体的特征相关性,但对于模型间局部的特征相关性并不是很好。为了解决这一问题,文献[13]提出了波核签名(WKS)的概念,利用粒子能量的概率分布来测量不同模型上的分布点,对模型局部的特征定位进行了补偿,但是WKS在同一时刻不同频率的影响下是有明显差异的。

为了对模型进行更好的特征定位,在文献[11, 13]的基础上提出了一种基于HKS与WKS融合的特征描述符计算3维等距模型对应关系的方法。首先,计算模型的Laplace算子得到模型的特征值和特征向量;其次,运用模型的特征值和特征向量计算模型的特征描述符HKS和WKS;然后,对源模型和目标模型进行随机均匀点采样,利用HKS和WKS融合约束,计算源模型与目标模型采样点的特征值和特征向量;最后,将得到采样点的特征向量转化为对应关系矩阵,由对应关系矩阵将目标模型上的采样点与源模型的采样点进行对应以获得最优的对应关系。

1 Laplace 算子

大多数应用中对一个全矩阵 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 进行存储或者其他操作时都需要耗费大量的时间,因此在网格上定义一个局部算子 $f \in \mathbf{R}^n$,这样就可以用稀疏矩阵来表示算子,以降低存储空间的消耗^[14]。Laplace算子也是这样的一个局部微分算子,与传统的笛卡儿坐标只能表示点的全局空间位置不同,微分坐标能表示曲面局部的信息。

模型的Laplace算子用以编码局部几何结构或网格的拓扑特性,由于它对全局特性的获取完全避免了测地距离的使用,所以Laplace算子的大部分性质对模型拓扑结构的改变是稳定的。

3维网格模型通常可以被认为是定义在Riemannian流形上的一个离散的网格曲面,因此,根据

定义在该网格上的函数,可获得一个线性的 Laplace 算子,该算子表示一个顶点的函数值和它的第 1 环邻接点的平均权值,则网格上顶点 i 的 Laplace 算子可表示为

$$(Lf)_i = b_i^{-1} \sum_{j \in N(i)} w_{ij} (f_i - f_j) \quad (1)$$

式中, $N(i)$ 为顶点 i 的第 1 环邻接顶点集合, f_i 为顶点 i 的函数值, 因子 b_i^{-1} 为正值, w_{ij} 为连接顶点 i 和 j 的边权值。

由于文中使用的网格模型三角面片比较多,故可以使用几何网格 Laplace 近似表示一个 Riemannian 流形的 Laplace-Beltrami 算子。对于流形上任意的点 V 嵌入到一个欧氏实空间 $\mathbf{R}^d$ 中,存在标量函数 $f: V \rightarrow \mathbf{R}$, 可以构建一个基于余切权重的几何网格 Laplace 算子 P , 则有^[15]

$$(Pf)_i = \sum_{j \in N(i)} \frac{1}{2} (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}) (f_i - f_j) \quad (2)$$

式中, 角度 α_{ij} 和 β_{ij} 分别是边 (i, j) 邻接三角形的对角, 如图 1 所示。根据式(1)中的定义, 对所有的 i 有 $b_i = 1$, 且对所有的 i 和 j 都有

$$w_{ij} = \frac{1}{2} (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}) \quad (3)$$

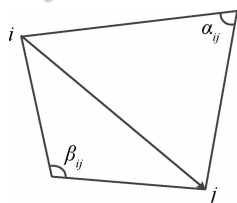


图 1 参与余切权值计算的角度

Fig. 1 Angles involved in the calculation of cotangent weights

由式(3)可定义一个由 d_{ij} 构成的稀疏 Laplace 矩阵 L , 若 i 和 j 邻接, 则 $d_{ij} = -w_{ij}$; 若 $i = j$, 则 d_{ii} 是 L 上 i 行 i 列的对角线元素, 则有 $d_{ij} = \sum_j w_{ij}$ 。

对得到的 Laplace 矩阵 L 进行特征分解, 就可以得到 3 维模型函数空间的基, 选取前 n 个特征向量组成 $m \times n$ 阶基矩阵, 其中 m 为模型点的个数, 基矩阵的每列为一个特征向量, 每行可以认为是模型 Laplace 空间中对对应点的植入坐标。

2 热核签名

给定 Riemannian 流形 M , 假设在 $t = 0$ 时刻, M 上有初始的热分布, 随后热量开始释放, 且释放过程

满足热量守恒定律。 Δ 是 M 上的 Laplace-Beltrami 算子, 其在热方程的扩散过程中扮演着一个重要的角色。设 $\mu(x, t)$ 表示点 $x \in M$ 在时间 t 上的热量分布, 在 $t = 0$ 时刻的初始热分布为 $\mu_0(x)$, 则由热方程的概念可以得到

$$(\Delta + \frac{\partial}{\partial t})\mu(x, t) = 0 \quad (4)$$

该方程在时刻 t 的解可以表示成热核算子在 t 时刻的热量分布

$$\mu(x, t) = \int h_t(x, y) \mu_0(y) d(y) \quad (5)$$

式中, $\mu_0(y)$ 在 $t = 0$ 时刻点 $y \in M$ 的初始热分布, 函数 $h_t(x, y)$ 被称为热核算子, 表示在时刻 t 热量从 x 点到 y 点的传递。

根据谱分解理论, 热核可以被表示为

$$h_t(x, y) = \sum_{k \geq 1} \exp(-v_k t) \Phi_k(x) \Phi_k(y) \quad (6)$$

式中, v_k 是模型上一个点的热量对应的频率, $\Phi_k(x)$ 、 $\Phi_k(y)$ 分别是点 x 、点 y 与 v_k 对应的特征函数, $\exp(-v_k t)$ 可以表示热核的“频率响应”。时间参数越大, 通过的响应频率越低。而在 t 时刻点 x 上的剩余热量可表示为

$$h_t(x, x) = \sum_{k \geq 1} \exp(-v_k t) \Phi_k^2(x) \quad (7)$$

正是由于热核函数的这个特性, Sun 等人^[11] 定义热核签名为流形 M 的特征描述符为

$$\text{HKS}_t(x) = h_t(x, x) = \sum_{k \geq 0} e^{-t\lambda_k} \varphi_k^2(x) \quad (8)$$

式中, λ_k 是 Laplace 矩阵的第 k 个特征值, φ_k 是与 λ_k 对应的特征向量, x 是模型的顶点, 且 HKS 仅依赖于模型 Laplace-Beltrami 算子的特征值和特征向量。根据文献[11]中的介绍, 它意味着当 $t = 0$ 时 x 点具有的单位热量; 当 $t \neq 0$ 时点 x 在时间 t 内有多少热散失。若 $t \rightarrow 0$, 则每个点 x 上 HKS 函数的展开形式为

$$\text{HKS}_t(x) = h_t(x, x) = (4\pi t)^{-\frac{d}{2}} \sum_{k \geq 0} a_k t^k \quad (9)$$

式中, d 为模型表面点 x 在时间参数 t 上到该点邻域内的热扩散距离, $a_0 = 1$ 且 $a_1 = (1/6) \cdot s(x)$, $s(x)$ 是点 x 上的标量曲率。

对于一个 2 维流形 M , $s(x)$ 可以是点 x 上的一个高斯曲率。因此, 在很小的时间 t 内的热扩散是由曲率所决定的, 热量在正曲率上消散得慢, 在负曲率上消散得快, 这表明 HKS 可以表示临界点对应的

模型特征分布, HKS 在正曲率区域获得的特征值较大, 在负曲率区域获得的特征值较小。

3 波核签名

波核的基本思想: 通过测量点 x 上的不同能量级的量子粒子的平均概率来描述点 x 的特征。这种方法中, 量子粒子在模型表面的演化过程由 Schrodinger 方程定义, 即

$$(i\Delta + \frac{\partial}{\partial t})\psi(x, t) = 0 \quad (10)$$

式中, Δ 是模型表面的 Laplace-Beltrami 算子, $\psi(x, t)$ 是波函数, i 是与能量有关的角量子数。

在时间 $t=0$ 时, 近似测量模型表面上一个未知量子粒子的初始能量, 由于能量与频率是直接关联的, 则利用测量的初始能量获取一个带有期望值 E 的频率概率分布 $f_E(v)$, 那么粒子的波动方程可表示为

$$\psi_E(x, t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{iv_k t} \phi_k(x) f_E(v_k) \quad (11)$$

式中, x 为模型上一点, v_k 是粒子能量对应的频率, ϕ_k 是与 v_k 对应的特征函数。根据文献[13]中的介绍, $|\psi_E(x, t)|^2$ 是点 x 上测量量子粒子的概率分布, 由于时间参数对模型的特征分布没有直接意义, 所以不去考虑。那么将波核签名定义为在 x 点测量一个粒子的平均概率, 有

$$\text{WKS}(E, x) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T |\psi_E(x, t)|^2 \quad (12)$$

文献[13]作者证明了函数 $e^{-iv_k t}$ 在距离范数上是正交的, 因此得到的波核签名

$$\text{WKS}(E, x) = \sum_{k=0}^{\infty} \phi_k^2(x) f_E^2(v_k) \quad (13)$$

在方程式(13)中, 时间参数被能量所替代, 且消除时间参数的意义在于能量可以直接关联 Laplace-Beltrami 算子的特征值, 且用能量概率分布 $f_E(v_k)$ 代替了频率概率分布 $f_E(v_k)$ 。

在波核签名的应用中, 必须为式(13)选择一个合适的分布函数 f_E^2 和一个合适的波核距离。文献[13]选择对数正态分布函数作为 f_E^2 , 当 $e = \log(E)$ 时, 可以定义波核签名

$$\text{WKS}(x, e) = C_e \sum_k \phi_k^2(x) e^{\frac{-(e - \log E_k)^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

式中, e 为能量参数, E_k 相当于 Laplace 矩阵的第 k

个特征值, ϕ_k 是与 E_k 对应的特征函数, C_e 为

$$C_e = \left(\sum_k e^{\frac{-(e - \log E_k)^2}{2\sigma^2}} \right)^{-1} \quad (15)$$

式中, σ 为 E_k 的宽度参数。

综上, WKS 算法类似于 HKS 算法对模型的处理, 也依赖于模型的 Laplace-Beltrami 算子的特征值和特征向量。

4 波核签名与热核签名的融合约束

在文献[11, 13]中, HKS 与 WKS 的描述更多是通过热能及能量分布变化确定模型的特征分布, 其中 HKS 在模型上是由热扩散来获取模型的特征分布, 而 WKS 则是通过测量模型的点 x 上不同能量级的量子粒子的平均概率来描述点 x 的特征。根据文献[16]中的介绍, 提到了可以将模型特征分布的提取理解为信号的提取, HKS 是通过低频信号获取模型大部分的全局结构信息, 对模型局部的特征定位有一定的缺失; 而 WKS 可看作为一个带通滤波器, 可获取模型的局部结构信息。由于热扩散本身也是能量扩散, 利用热扩散来获取模型的整体特征分布, 再利用局部某点的能量平均概率分布获取局部特征。通过获取模型整体特征分布的同时也对模型局部特征进行一定的补偿, 从而得到模型更为准确的特征分布, 再进行模型之间采样点的匹配可以得到一个比较好的实验结果, 因此本文提出了一种基于 HKS 和 WKS 的融合约束获取模型信息的方法。

首先, 计算模型的 Laplace-Beltrami 算子获取相应的特征值和特征向量, 利用得到的特征值和特征向量计算模型表面上某一点 x 的初始热量 $\text{HKS}_l(x)$ 和初始的能量概率分布 $\text{WKS}(E, x)$ 。

由于 $\text{HKS}_l(x)$ 受尺度因子的影响较大, 为了消除尺度因子对 HKS 的影响, 基于文献[12]的理论, 构建了一个尺度不变的 HKS, 即

$$\text{HKS}'(x) = h(x_l, \tau) = \sum_{l=0}^k e^{-\gamma^{\tau} \lambda_l} \phi_{il}^2(x) \quad (16)$$

式中, λ_l 是 Laplace 矩阵的第 l 个特征值, ϕ_{il} 是点 x_i 上第 l 个特征函数, γ^{τ} 是离散时间内进行傅里叶变换得到一个相 $H(w)$, 对 $H(w)$ 进行傅里叶变换并取模得到一个尺度不变因子。

将尺度不变的 HKS 对全局信息的提取认为是更稳定的低频信号, 而 WKS 对局部结构信息的提取

是一段特定的频率信号,因此在 HKS 中叠加 WKS 来对局部特征进行补偿,以便更好地对模型进行特征定位。

综上所述,可将热核信号和波核信号进行叠加,对叠加后的特征描述符定义为融合特征描述符(H-WKS),由于叠加的过程对 WKS 并没有实质改变,依然在对数能量因子 $e = \log(E)$ 上存在一个实值函数 C_e 满足 WKS,则融合后的描述符可表示为

$$H-WKS(x) = \sum_{l=0}^k e^{-\gamma \lambda_l} \phi_{il}^2(x) + C_e \sum_k \phi_k^2(x) e^{-\frac{(e-\log E_k)^2}{2\sigma^2}} \quad (17)$$

式中, E_k 和 λ_l 分别对应 Laplace 矩阵中的特征值, ϕ_k 和 ϕ_{il} 分别是与特征值 E_k 和 λ_l 对应的特征向量。由式(17)可以看出,基于 HKS 与 WKS 的融合特征描述符 H-WKS 在性能上应与 HKS、WKS 类似,都依赖于模型 Laplace-Beltrami 算子的特征值与特征向量。

5 模型间的匹配

3 维模型一般都为离散的点模型,当模型姿态发生变化时,其拓扑结构也会发生相应的微小变化,模型间的采样点位置仅能保持相对一致。因此,模型间匹配的程度不仅取决于模型的特征描述符的选取,而且也取决于采样点的选取。

5.1 采样点

3 维模型有几千甚至上万个离散点,对两个模型所有对应点进行一一匹配是非常耗时的,于是在源模型 M 和目标模型 N 的匹配中,可以采样模型中少量的点,利用采样点间的对应关系近似表示模型对之间的对应关系。

为了计算稀疏对应关系时提供一个对应关系候选点集,实验中采用具有一般性的随机均匀采样法,该方法可表示为

$$I = \{x_i | x_i + n, x_i \in X, n \in \mathbf{R}\} \quad (18)$$

式中, x_i 是第 i 个采样点, n 是采样点之间的间隔, X 是模型的总点数集, $\mathbf{R}$ 是实数集。如图 2 中所示,红色的点为半人马模型进行随机均匀采样后的 20 个采样点。

由式(18),从模型的第 1 个点开始,根据模型的总点数,每隔若干点采样一次来获取采样点集 I 。

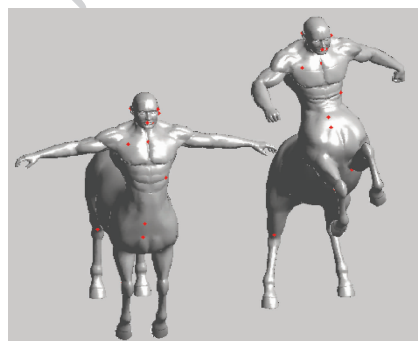


图2 利用随机均匀采样法分别得到每个模型上的 20 个采样点(红色)

Fig. 2 Twenty sampling points (red) of each model obtained respectively by the random uniform point sampling algorithm

这样,可得到源模型 M 的采样点集 X_l 和目标模型 N 的采样点集 Y_l 。

5.2 最小值匹配算法

对模型进行 Laplace 分解,并将所得的特征值 $eval$ 和特征向量 vec 代入式(17)计算得到 $I \times J$ 的矩阵 $Init$,其中 I 表示模型上所有点的个数,每个列向量代表每个点对应的特征向量。当对源模型 M 通过采样得到采样点集 X_l 后,根据采样点集个数与每个采样点的 ID 取矩阵 $Init$ 的子矩阵,即 $I' \times J$ 的矩阵 Se ,其中 I' 表示模型上采样点集 X_l 中的采样点个数,每个列向量代表每个点对应的特征向量。再利用源模型 M 采样点集 X_l 中每一个点的特征向量按列向量构成的稀疏矩阵依次与目标模型 N 采样点集 Y_l 构成的稀疏矩阵进行相减,可得到 X_l 和 Y_l 之间的一个关系矩阵,将关系矩阵转化为模型上采样点集之间的对应关系来验证特征描述符对模型间对应关系的影响。

具体步骤如下:

1) 首先取出源模型 M 上第一个采样点的特征向量 ec_1 构建一个稀疏矩阵(稀疏矩阵的大小由采样点个数与特征向量的个数决定),减去目标模型 N 上每一个采样点特征向量构建的稀疏矩阵,即

$$K_1 = (Mec_1, \dots, Mec_1) - (Nec_1, Nec_2, \dots, Nec_n) \quad (19)$$

式中, $(Mec_1, \dots, Mec_1)$ 是源模型 M 的采样点集 X_l 中第一个采样点的特征向量按列重复的形式生成的稀疏矩阵, $(Nec_1, Nec_2, \dots, Nec_n)$ 是目标模型 N 的采样点集 Y_l 上所有采样点得到的特征矩阵。因此由式(19)得到矩阵 K_1 表示源模型 M 上的第 1 个采

样点与目标模型 N 上所有采样点之间的关系矩阵。

2) 由式(19), 分别计算源模型 M 上的每一个采样点与目标模型 N 上所有采样点之间的关系矩阵, 最后得到源模型 M 上的所有采样点与目标模型 N 上所有采样点之间的关系矩阵, 即

$$\mathbf{K} = [\mathbf{K}_1 + \mathbf{K}_2 + \cdots + \mathbf{K}_n] \quad (20)$$

式中, $\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \cdots, \mathbf{K}_n$ 就是源模型 M 上每一个采样点的特征向量与目标模型 N 上所有采样点特征向量之间的关系矩阵, $\mathbf{K}$ 则代表源模型 M 上所有采样点与目标模型 N 上所有采样点之间的关系矩阵。

3) 当源模型 M 上某一采样点与目标模型 N 上某一采样点的特征值近似时, 则得到的关系矩阵中对应点的某一值最小, 由式(20)中的矩阵关系, 可计算出矩阵中每一列的最小值, 即

$$[\mathbf{K}_{\min}, \mathbf{K}_{\text{num}}] = \min(\mathbf{K}) \quad (21)$$

式中, $\mathbf{K}_{\min}$ 得到矩阵 $\mathbf{K}$ 中每列的最小值, $\mathbf{K}_{\text{num}}$ 得到每个最小值所对应矩阵中的行序号。

4) 由于列向量 $\mathbf{K}_{\text{num}}$ 中的最小值对应的行序号并不是采样点的 ID , 要计算采样点之间的对应关系, 还需要将 $\mathbf{K}_{\text{num}}$ 转化为目标模型 N 上的对应点 ID , 则有

$$ID_j = I(\mathbf{K}_{\text{num}}(j)) \quad (22)$$

式中, I 表示模型 M 的采样点集, $\mathbf{K}_{\text{num}}(j)$ 表示列向量 $\mathbf{K}_{\text{num}}$ 的第 j 行 (j 的大小由采样点的数量决定), ID_j 是与 $\mathbf{K}_{\text{num}}(j)$ 相对应的目标模型 N 上的每个采样点 ID 。于是, 可得到源模型 M 上采样点的与目标模型 N 上采样点之间的对应关系。

6 实验结果与分析

本文算法采用 MATLAB 编程实现, 并与文献[11]、文献[13]中的方法进行了比较, 利用 TOSCA 模型库对本文算法进行了验证。实验中, Laplace 算子的特征向量取值为 100, 由图 3 可以看出, 对于形变不大的动物模型文献[11]的 HKS 算法得到不同姿态的同一模型在某一时刻的特征值分布, 可以看出, 足部、尾部可以进行区分; 文献[13]的 WKS 算法得到的两个特征值分布优于热核的特征值分布, 可区分前足与后足; 本文提出的融合描述符 H-WKS 计算出的两个模型在整体和细节的特征值分布上更加清晰, 模型间对应关系的区分也更直观准确。图 4 是肢体形态变化的人体模型, 由图 4 的实验结果

可以看出, HKS 计算出的特征值分布, 手脚的特征分布近似相同, 直观上辨别不是很清楚; WKS 则很好地解决了这一问题, 对于上体和下体的特征分布有了明显的改善, 具有一定的鲁棒性; 融合描述符 H-WKS 所得到模型不同姿态的特征值分布, 可以比较准确地区分整体和局部, 且对模型的局部细节描述得更为清晰直观。由图 5 的猩猩模型与图 6 的半人马模型在 3 类特征描述符下得到的特征值分布比较可以看出, 本文算法 H-WKS 仍然优于 HKS 和 WKS 算法。

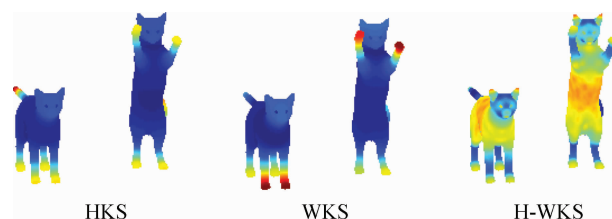


图 3 猫模型分别在 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 下的特征分布
Fig. 3 The characteristic distribution of cat model in HKS^[11]、WKS^[13] and H-WKS respectively

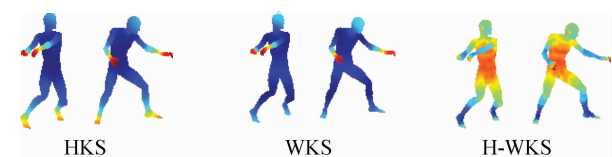


图 4 人体模型分别在 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 下的特征分布

Fig. 4 The characteristic distribution of human model in HKS^[11]、WKS^[13] and H-WKS respectively



图 5 猩猩模型分别在 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 下的特征分布

Fig. 5 The characteristic distribution of gorilla model in HKS^[11]、WKS^[13] and H-WKS respectively

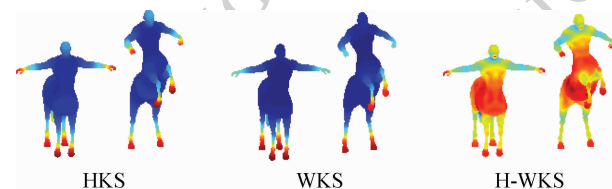


图 6 半人马模型分别在 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 下的特征分布

Fig. 6 The characteristic distribution of centaur model in HKS^[11]、WKS^[13] and H-WKS respectively

由于 TOSCA 模型库中同一类模型具有相同的顶点数和三角网格,可以认为拓扑结构是相同的,因此可利用点对点关系来衡量上述 3 类方法的匹配结果。

实验中,利用 TOSCA 库中的 7 类模型进行了验证,对模型进行随机均匀采样,每个模型采样 5 组点集,每组点集的采样点个数为 20。

如图 7—图 10 所示,分别利用 HKS、WKS 和本文算法(H-WKS)对 TOSCA 模型库中的猫模型、人体模型、猩猩模型和半人马模型的一组采样点进行了对应关系匹配结果的显示。其中,采样点个数取值为 20,蓝色实线表示采样点间的正确对应关系,红色虚线表示采样点之间的错误的对应关系。

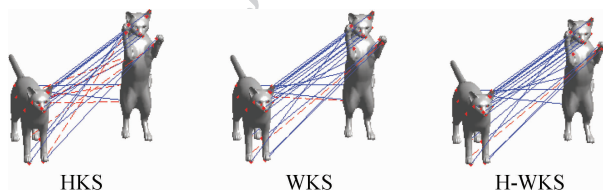


图 7 用 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 算法分别对猫模型计算得到的采样点之间的对应关系

Fig. 7 The shape correspondences between the sampling points of cat models are calculated under HKS^[11], WKS^[13] and H-WKS respectively

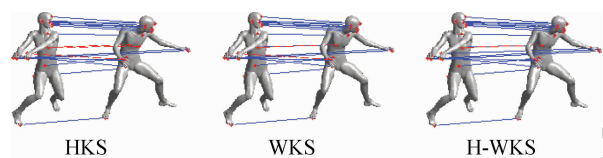


图 8 用 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 算法分别对人体模型计算得到的采样点之间的对应关系

Fig. 8 The shape correspondences between the sampling points of human models are calculated under HKS^[11], WKS^[13] and H-WKS respectively

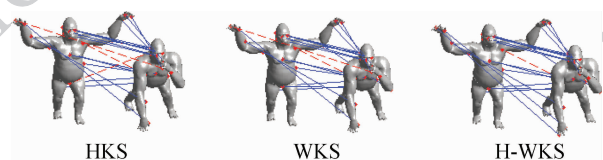


图 9 用 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 算法分别对猩猩模型计算得到的采样点之间的对应关系

Fig. 9 The shape correspondences between the sampling points of gorilla models are calculated under HKS^[11], WKS^[13] and H-WKS respectively

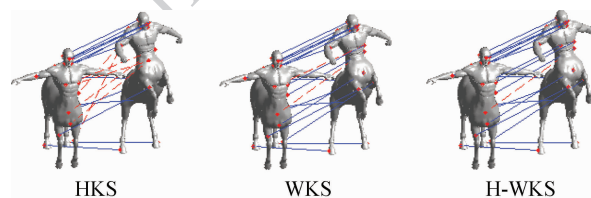


图 10 用 HKS^[11]、WKS^[13]、H-WKS 算法分别对半人马模型计算得到的采样点之间的对应关系
Fig. 10 The shape correspondences between the sampling points of centaur models are calculated under HKS^[11], WKS^[13] and H-WKS respectively

由表 1 所示,通过两模型间每组采样点间正确的对应关系与采样点间的总对应关系比较,得到 7 类模型中每个模型的 5 组采样点间对应关系匹配的平均正确率量化结果。

表 1 3 类方法计算的模型间对应关系正确率比较

Table 1 Comparison of the correct rate of the three kinds of methods for calculating shape correspondences between models

模型	模型匹配正确率/%		
	HKS	WKS	H-WKS
狗	69.0	84.0	91.0
猫	63.0	78.0	84.0
半人马	58.0	85.0	90.0
马	68.0	89.0	95.0
猩猩	80.0	93.0	96.0
人体	88.0	92.0	96.0
狼	90.0	97.0	100

可以看出,分别利用 HKS、WKS 和 H-WKS 对模型中的采样点得到的匹配结果,能够比较直观地表示源模型和目标模型采样点之间的对应关系正确率。

与 HKS 与 WKS 两种算法相比,本文算法(H-WKS)计算得到模型上的特征值分布和模型采样点之间的对应关系有了相对明显的改进,能够得到更为准确直观的匹配结果。实验结果也表明,由于 H-WKS 也仅依赖于模型 Laplace-Beltrami 算子的特征值与特征向量,所以 H-WKS 对于处理模型得信息的敏感程度也与 HKS、WKS 类似。H-WKS 也可以被认为是一个滤波器的应用,但它在一定程度上减少了低频对于 HKS 的影响,并且从特征值的分布可以看出结果对模型的特征定位更为准确。

7 结 论

模型间的对应关系问题是计算机图形学和计算机视觉领域的一个基本问题,更是一个难点问题。本文提出了基于 HKS 和 WKS 的融合约束的算法 H-WKS,并且利用随机均匀采样法和最小值匹配方法得到实验结果。实验结果表明本文算法(H-WKS)与 HKS、WKS 算法相比,在时间基本没有增加的基础上,对应关系正确率在一定程度有了提高。然而,模型匹配在处理的过程中,会遇到诸如对称性、描述符本身的缺陷和匹配计算误差等问题,它们都会对模型的匹配结果产生一定的影响,因此解决这些因素对模型对应关系计算的影响是一个亟待解决的问题。此外,为了解决更为一般性的模型间对应关系问题,例如单体模型与模型组之间的对应关系、部分模型与整体模型之间的对应关系等,也是今后要继续研究的问题。

参考文献 (References)

- [1] Van Kaick O, Zhang H, Hamarneh G, et al. A survey on shape correspondence[J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(6): 1681-1707. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2011.01884.x]
- [2] Alexa M. Recent advances in mesh morphing[J]. Computer Graphics Forum, 2002, 21(2): 173-198. [DOI: 10.1111/1467-8659.00575]
- [3] Golovinskiy A, Funkhouser T. Consistent segmentation of 3D models[J]. Computers & Graphics, 2009, 33(3): 262-269. [DOI: 10.1016/j.cag.2009.03.010]
- [4] Kilian M, Mitrani N J, Pottmann H. Geometric modeling in shape space[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): #64. [DOI: 10.1145/1276377.1276457]
- [5] Jain V, Zhang H. A spectral approach to shape-based retrieval of articulated 3D models[J]. Computer-Aided Design, 2007, 39(5): 398-407. [DOI: 10.1016/j.cad.2007.02.009]
- [6] Schreiner J, Asirvatham A, Praun E, et al. Inter-surface mapping[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 870-877. [DOI: 10.1145/1015706.1015812]
- [7] Ruggeri M R, Patanè G, Spagnuolo M, et al. Spectral-driven isometry-invariant matching of 3D shapes[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 89(2-3): 248-265. [DOI: 10.1007/s11263-009-0250-0]
- [8] Wu W Y, Wang Y H. Approach of similarity analysis for non-rigid models combining diffusion distance with MDS[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(2): 605-607. [吴维勇, 王英慧. 基于扩散距离和 MDS 的非刚性模型相似性分析[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(2): 605-607.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.02.069]
- [9] Ovsjanikov M, Sun J, Guibas L. Global intrinsic symmetries of shapes[J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(5): 1341-1348. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2008.01273.x]
- [10] Sahillioglu Y, Yemez Y. Coarse-to-fine combinatorial matching for dense isometric shape correspondence[J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(5): 1461-1470. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2011.02020.x]
- [11] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas J. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion[J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(5): 1383-1392. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2009.01515.x]
- [12] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition[C]//Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA: IEEE, 2010: 1704-1711. [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5539838]
- [13] Aubry M, Schlickewei U, Cremers D. The wave kernel signature: a quantum mechanical approach to shape analysis[C]//Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision Workshops. Barcelona: IEEE, 2011: 1626-1633. [DOI: 10.1109/ICCVW.2011.6130444]
- [14] Huang W W. A Laplacian based method for extraction curve-skeleton from point cloud[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. [黄文伟. 基于拉普拉斯算子的点云骨架提取[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.]
- [15] Zhang H, Van Kaick O, Dyer R. Spectral mesh processing[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(6): 1865-1894. [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2010.01655.x]
- [16] Litman R, Bronstein A M. Learning spectral descriptors for deformable shape correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(1): 171-180. [DOI: 10.1109/TPAMI.2013.148]