



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

中国图象图形学学报

2013
08
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



北魏



隋



初唐

数字文化遗产研究 P968

综述

尺度不变特征变换算子综述

刘立, 詹茵茵, 罗扬, 刘朝晖, 彭复员 885

图像处理和编码

改进的H.264帧间模式选择算法

任克强, 张旭光, 罗会兰 893

均质雾天下摄像机动态标定的车速估计

宋洪军, 陈阳舟, 郜园园 901

基于人脸五官特征的空域差错掩盖算法

张江鑫, 谢晋, 邝万坤 913

采用圆谐-傅里叶矩的图像区域复制粘贴篡改检测

秦娟, 李峰, 向凌云, 殷荻茗 919

图像分析和识别

基于视频感知哈希的视频篡改检测与多粒度定位

朱映映, 文振焜, 杜以华, 邓良太 924

视觉注意模型的道路监控视频关键帧提取

刘云鹏, 张三元, 王仁芳, 张引 933

格拉斯曼流形上的半监督判别分析

姜伟, 陆瑶, 杨炳儒 944

精神疲劳实时监测中多面部特征时序分类模型

陈云华, 张灵, 丁伍洋, 严明玉 953

图像分类中的概率乘积核函数

杨赛, 赵春霞 961

轮廓整体结构约束的壁画图像相似性度量

唐大伟, 鲁东明, 杨冰, 许端清 968

应用色彩空间聚类方法实现道路建模

向宸薇, 王拓, 于舰 976

图像理解和计算机视觉

杂乱背景和摄像机移动下的时空兴趣点检测

刘长红, 陈勇, 王明文 982

形状和颜色混合不变量在图像检索中的应用

公明, 曹伟国, 李华 990

计算机图形学

结合统计分类和边缘特征的最优视图提取

潘翔, 陈敖, 章国栋 1004

医学图像处理

局部熵驱动下的脑MR图像分割与偏移场恢复耦合模型

张建伟, 杨红, 陈允杰, 方林, 詹天明 1011

改进的模糊聚类实质肺结节3维分割

李翠芳, 聂生东, 王远军, 孙希文, 郑斌 1019

遥感图像处理

高光谱海岸带区域分割的活动轮廓模型

王相海, 金弋博 1031

改进的基于非局部均值的极化SAR相干斑抑制

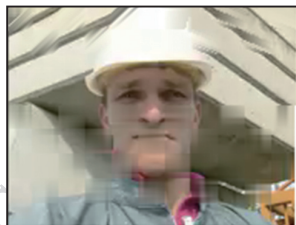
赵忠民, 赵拥军, 牛朝阳 1038

小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合

刘婷, 程建 1045

《中国图象图形学报》论文摘要写作要求

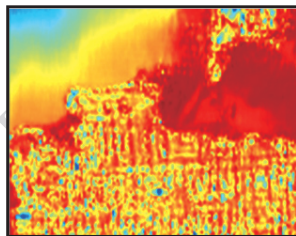
1054



基于人脸五官特征的空域差错掩盖算法 (第913页)



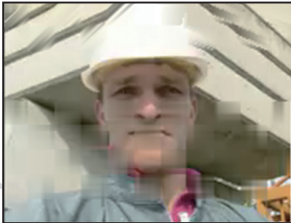
应用色彩空间聚类方法实现道路建模 (第976页)



改进的基于非局部均值的极化SAR相干斑抑制 (第1038页)

CONTENTS

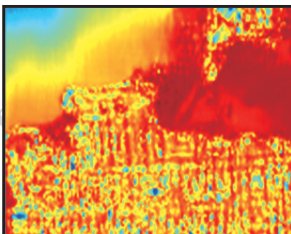
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Spatial error concealment algorithm based on the facial features (P913)



Road modeling using color spatial clustering (P976)



Improved polarimetric SAR speckle filter based on non-local means (P1038)

Review

Summarization of the scale invariant feature transform

Liu Li , Zhan Yinyin, Luo Yang, Liu Chaohui, Peng Fuyuan 885

Image Processing and Coding

Improved inter frame mode selection algorithm for H.264

Ren Keqiang, Zhang Xuguang, Luo Huilan 893

Vehicle velocity estimation based on camera calibration under homogenous fog

Song Hongjun, Chen Yangzhou, Gao Yuanyuan 901

Spatial error concealment algorithm based on the facial features

Zhang Jiangxin, Xie Jin, Kuang Wankun 913

Detection of image region copy-move forgery using radial harmonic Fourier moments

Qin Juan, Li Feng, Xiang Lingyun, Yin Changming 919

Image Analysis and Recognition

Video forgery detection and multi-granularity location based on video perceptual hashing

Zhu Yingying, Wen Zhenkun, Du Yihua, Deng Liangtai 924

Key frame extraction based on the visual attention model for lane surveillance video

Liu Yunpeng, Zhang Sanyuan, Wang Renfang, Zhang Yin 933

Semi-supervised discriminant analysis on Grassmannian manifold

Jiang Wei, Lu Yao, Yang Bingru 944

Time-series classification model based on multiple facial feature for real-time mental fatigue monitoring

Chen Yunhua, Zhang Ling, Ding Wuyang, Yan Mingyu 953

Probability product kernels in image classification

Yang Sai, Zhao Chunxia 961

Similarity metrics between mural images with constraints of the overall structure of contours

Tang Dawei, Lu Dongming, Yang Bing, Xu Duanqing 968

Road modeling using color spatial clustering

Xiang Chenwei, Wang Tuo, Yu Jian 976

Image Understanding and Computer Vision

Spatio-temporal interest point detection in cluttered backgrounds with camera movements

Liu Changhong, Chen Yong, Wang Mingwen 982

Application of combined shape and color invariants to image retrieval

Gong Ming, Cao Weiguo, Li Hua 990

Computer Graphics

Best view selection based on statistical classification and edge features

Pan Xiang, Chen Ao, Zhang Guodong 1004

Medical Image Processing

Brain MR image segmentation and bias correction model based on local entropy

Zhang Jianwei, Yang Hong, Chen Yunjie, Fang Ling, Zhan Tianming 1011

Segmentation of sub-solid pulmonary nodules based on improved fuzzy

C-means clustering

Li Cuifang, Nie Shengdong, Wang Yuanjun, Sun Xiwen, Zheng Bin 1019

Remote Sensing Image Processing

The active contour model for segmentation of coastal hyperspectral remote sensing image

Wang Xianghai, Yin Yibo 1031

Improved polarimetric SAR speckle filter based on non-local means

Zhao Zhongmin, Zhao Yongjun, Niu Chaoyang 1038

Remote sensing image fusion with wavelet transform and sparse representation

Liu Ting, Cheng Jian 1045

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)08-1004-07

论文引用格式: 潘翔, 陈敖, 章国栋. 结合统计分类和边缘特征的最优视图提取[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(8): 1004-1010. [DOI: 10.11843/jig.20130815]

结合统计分类和边缘特征的最优视图提取

潘翔, 陈敖, 章国栋

浙江工业大学计算机科学与技术学院, 杭州 310023

摘要: 已有视图度量无法同时描述 3 维模型整体和局部细节特征, 因此难以得到理想的最优视图。提出一种结合统计分类和视图边缘细节特征的最优视图提取算法。首先, 采用 Adaboost 进行样例学习, 通过最优视图之间的几何特征相似性得到候选视图集合。然后, 定义边缘分布熵对候选视图进行局部特征分析, 用以提取最优视图, 从而使提取出来的最优视图能够有效描述出 3 维模型的结构特征和内在细节特征, 符合人类视觉感知效果。最后, 通过 3 维模型数据库对算法进行统计分析。实验结果表明, 本文算法要优于类似的最优视图算法。

关键词: 最优视图; 统计学习; 形状特征; 边缘熵

Best view selection based on statistical classification and edge features

Pan Xiang, Chen Ao, Zhang Guodong

College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract: Existing measurements cannot capture global and local features to get the best view of a 3D model. In this paper, we address the problem, and propose a multi-stage method by combining example-learning and edge feature of views. The whole algorithm mainly consists of the following steps. First, Adaboost is applied to select candidate views of the input 3D model by statistical classification and shape similarity. Second, edge information of these views is extracted to define the entropy. It can effectively measure how the candidate views capture local features. Finally, the best viewpoint is selected using a weighted combination of shape similarity and entropy. In our experiments, the algorithm is verified on a 3D model benchmark.

Key words: best view; statistical learning; shape feature; edge entropy

0 引言

对于现实世界中的 3 维物体, 人眼在某一位置只能感知到 3 维物体可见部分投影形成的 2 维图像, 从而导致在投影过程会丢失 3 维物体的信息。如果视点选择不合理, 人眼无法有效地分辨出 3 维物体。因此, 需要研究如何模拟人类的感知行为, 使计算机能够自动选择最好的视点, 是一个急需解决的学术问题, 也是近年来计算机图形学领域的热点

研究问题。

对于最优视点的研究, 最为经典的理论无疑是 Canonical 视点^[1]。该理论通过实验分析表明, 对于同一物体, 大多数人会选择大致相同的视点进行观察, 即存在理论上的最优视点。因此, 对这一问题的研究, 关键是如何通过 3 维模型的各种几何特征来量化最优视点, 从而形成可计算的最优视点理论。已有最优视图提取研究可以分为两类: 一类是通过曲率、可见面积等几何特征定义视点度量。例如, 好的视图通常具有更大的投影面积。因此, 可以通过

收稿日期: 2012-07-03; 修回日期: 2013-01-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272304); 浙江省自然科学基金项目(Y1110780); 浙江省优先主题项目(2009C11038)

第一作者简介: 潘翔(1977—), 男, 教授, 2005 年于浙江大学获计算机应用专业博士学位, 主要研究方向为计算机图形学与图像处理技术。E-mail: panx@zjut.edu.cn

比较不同视点下的视图面积来得到最优视点。对于面积度量,同样可以通过3维模型可见面的面积来定义。因此,文献[2]定义面积熵来度量可见面片的复杂性。互信息^[3]则是考虑3维模型不同面片之间的关联和依赖程度,从而度量出不同视点的场景复杂性,使得最优视点能够有效地保持3维模型拓扑结构特征。文献[4]首次提出了信息熵理论来对视点进行度量,该方法主要针对多边形网格数据,选择具有最大视点熵的观察点为最优视点,但是这样会使得部分模型深度信息被弱化。类似的度量还包括KL距离熵、曲率熵、轮廓长度、拓扑复杂度等^[5-9]。这些不同的度量虽然在一定程度上反映了最优视图的几何特性,但是人类视觉感知是一个复杂的系统,很难采用这些度量来定义和描述。另一类则是受统计学习的启发,采用样例学习得到最优视图。这些方法主要是构造最优视图样例库,采用统计学习的方法得到输入模型的最优视图,从而在用户感知和几何特征之间建立映射模型。这也是近年来最优视图研究的重点。文献[10]提出采用视图的形状特征进行相似性学习,先对每个模型采样100个视图,然后提取每个视图的傅里叶形状描述符和Zernike矩构造光场描述符进行统计学习,从而把最优视图选择问题转化为模式分类问题。但是,光场描述符只是考虑了轮廓特征,而没有考虑视图的内在细节分布特征。因此,统计分类得到的视图难以符合用户感知特征。文献[11]考虑到3维形状特征具有更好的聚类性,在3维形状空间中进行学习分类具有更好的稳定性,因此,提取3维形状特征进行相似性学习,用于得到最优视图,但是同样没

有解决最优视图所具有的内部细节特征问题。文献[12]提出了一种基于支持向量机(SVM)的交互式学习方法来获取最优视点,该方法只采用单一的2维或3维特征来进行描述,且对学习模型和查询模型的相似性要求很高,使得算法的适用性具有一定局限性。

从已有研究发现,采用统计学习能够很好地解决用户感知和最优视图之间存在的语义鸿沟问题。但是,单一统计分类器无法有效地描述最优视图的细节特征分布。因此,受级联分类器的启发^[13],提出了结合统计学习和边缘特征分布的最优视图提取方法。首先通过分类器得到候选视图。然后对这些候选视图采用边缘分布特征进行内在细节特征分析,从而通过多特征组合有效地提取出最优视图。在实验部分通过一个3维模型数据库对算法性能进行分析,发现得到的最优视图同时保留了3维模型的全局和局部特征,符合人类的视觉感知。

1 算法概述

结合全局形状特征和局部边缘特征采用多特征组合提取最优视图。整个算法包括训练和最优视图提取两个过程如图1所示。在训练过程,首先通过用户把模型分成不同的类别,并对每个类别构造一个最优视图样例;然后对这些训练数据提取3维形状特征,采用Adaboost分类器^[14]进行统计学习,构造分类器。在最优视图提取过程,首先采用构造好的分类器对输入模型进行决策分类,得到类别所属的样例视图;然后根据样例视图和3维模型不同视

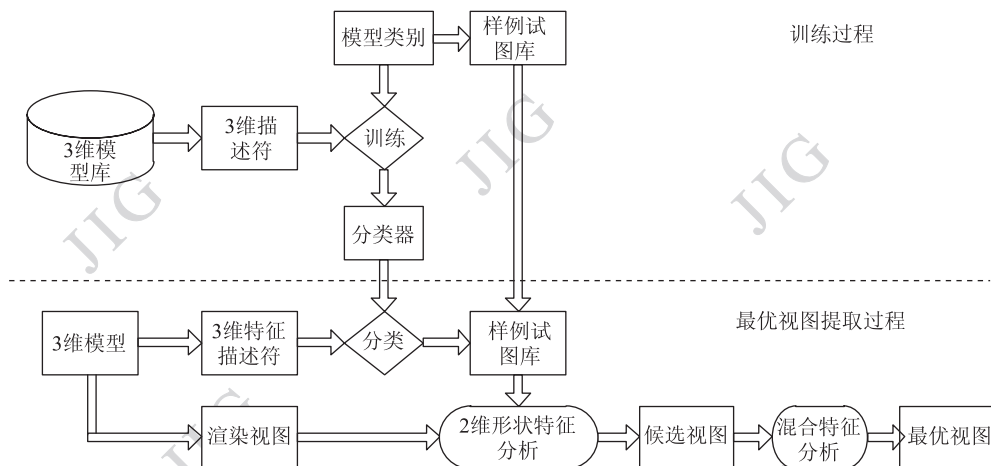


图1 算法流程

Fig. 1 The flowchart of the proposed algorithm

点上得到的渲染视图进行相似性分析,得到候选视图;最后通过视图的边缘特征定义熵,结合匹配代价和边缘分布熵对视图质量进行分析,确定最优视图。

2 候选视图提取

和已有基于样例的学习方法类似,需要构造一个训练数据库,用于形状特征分类和样例视图选择。考虑到不同用户对视点的敏感度具有差异性,很难形成完全一致的标准,因此采用视点聚类的方法,使定义的样例符合大部分用户的感知。对于用户选择样例,采用如下步骤:首先让用户对模型进行手工分类,把模型分成不同的类别;其次用户对类别中的任意一个模型定义最优视点;最后让用户对这些最优视点进行比较,从中选择出最优视点以及相应的3维模型作为样例。而样例视图库则是对用户选择结果进行统计分析,在每个类别中选择出用户认同度高的模型和视点用来定义每个类别的样例视图。可以发现,大部分用户在分类过程中,主要依据是形状的拓扑结构相似性。而对于每个类别中的最优视点选择,用户主要选择了遮挡关系不严重的3维模型以及相应的最优视点。图2给出了构建的部分样例视图,这些样例能很好地保留3维模型重要特征,包括3维模型的结构特征和局部细节特征。

对于定义好的训练数据库,采用 AdaBoost 和混合特征构造分类器提取3维模型形状特征进行统计学习和分类,并通过2维视图的内在距离定义轮廓特征,得到候选视图。

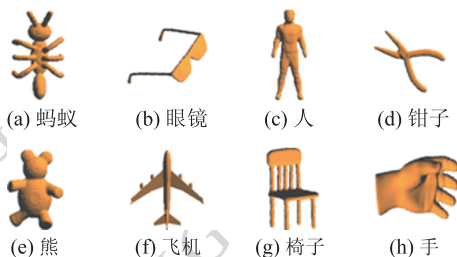


图2 样例视图

Fig. 2 Examples of views

2.1 AdaBoost 分类

对于输入的3维模型,提取3维形状特征进行相似性分类,利用 Adaboost 分类器得到其类别,根据类别得到视图样例。对于3维形状特征提取,已经有非常深入的研究,在这里不作进一步讨论。采用文献[15]的混合特征描述3维形状信息。对得

到的混合特征,采用 Adaboost 定义分类过程为

$$v = H(\mathbf{x}_j) \quad (1)$$

式中, $v \in [1, V]$, v 表示模型分类所属类别, V 表示模型类别总数, H 表示由 $V-1$ 个弱分类器叠加而成的强分类器, $\mathbf{x}_j$ 表示对模型 j 提取的3维模型混合特征。

2.2 视图相似性分析

通过 Adaboost 分类,可以得到模型类别所对应的视图样例 V_s , 其视图形状特征为 $\mathbf{H}_s$ 。而对于输入的3维模型,其不同视点的视图集合 $\{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_i, \dots, \mathbf{V}_N\}$ 。对任意一个视图 $\mathbf{V}_i$, 其形状特征采用 $\mathbf{H}_i$ 来表示。因此,需要计算 $\mathbf{H}_i$ 与 $\mathbf{H}_s$ 之间的相似性来得到候选视图。

2.2.1 形状特征提取

采用内在距离^[16]来定义形状特征。形状特征能够有效地描述视图轮廓特征,而且在非刚性变化下具有很好的稳定性。内在距离算法对视图的外轮廓进行均匀采样,得到其采样点集;然后采用形状上下文^[17]对每个采样点进行局部特征描述。采用内在距离和内在角度取代原先的采样点之间的距离和角度的度量方法,这样有利于结构衔接形状的描述,并采用对数极坐标变换来描述各个采样点与外轮廓之间的关系。从而 $\mathbf{H}_i = \{h_{i,1}, h_{i,2}, \dots, h_{i,j}, \dots, h_{i,n}\}$, 采样点数目 $n = 100$ 。这里 $h_{i,j}$ 代表每个采样点的形状直方图。类似的,采用 $h_{s,m}$ 代表样例视图采样点的形状直方图。形状直方图具体定义见文献[17]。

2.2.2 视图匹配代价

对于定义好的形状特征,可以通过动态规划对视图相似性进行分析,得到候选视图。首先采用 χ^2 统计检验函数定义任意两个形状直方图 $h_{i,j}$ 和 $h_{s,m}$ 之间的匹配代价

$$CD_{i,s} = C(h_{i,j}, h_{s,m}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_{i,j}(k) - h_{s,m}(k)]^2}{h_{i,j}(k) + h_{s,m}(k)} \quad (2)$$

式中, K 代表形状直方图的维数。而对于两个视图特征 $\mathbf{H}_i$ 与 $\mathbf{H}_s$ 之间的匹配总代价,其匹配目标是寻找匹配对 $m = f(j) : \{1, 2, \dots, j, \dots, n\} \rightarrow \{0, 1, 2, \dots, m, \dots, n\}$, 使得匹配代价之和 F 最小,即

$$F = \min \sum_{i=1}^n (C(h_{i,j}, h_{s,f(j)}) + w_1 \cdot D(h_{i,j}, h_{s,f(j)})) \quad (3)$$

式中, w_1 是一个用于控制方向特征重要性的因子,定义为 0.5; $D(h_{i,j}, h_{s,f(j)})$ 代表任意一个匹配点对

($h_{i,j}, h_{s,m}$) 的空间欧氏距离。加入该项目的目的是使算法结果和样例视图在朝向上具有一致性。从而能够保证得到的最优视图不仅在结构特征上具有很好的视觉效果, 而且在方向上符合用户习惯。注意到点集是有序的轮廓点, 因此可以采用动态规划^[18]算法计算匹配代价 F 。注意到动态规划采用代价矩阵计算得到最终结果, 因此结果越大表示越不相似, 结果越小表示越相似。算法最终选择代价最小的几张视图作为候选集合。分析实验结果发现, 如果候选集合的值选择过大, 则不能很好地利用统计分类所具有的稳定性, 从而会降低算法的准确率; 当候选集合的值选择过小时, 则很容易导致最优视图没有被包含在候选集合内部。通过对不同候选集合的性能评价发现, 候选集合的值定为 3, 能够取得最好的准确率。

图 3 展示了蚂蚁、椅子、飞机、钳子模型通过样例匹配得到的候选视图, 分析发现, 通过统计分类得到的候选视图基本上能够保持 3 维模型重要的结构特征, 而且具有很好的方向朝向。对于飞机、钳子等结构特征简单的模型, 可以发现统计学习已经能够得到最优视图。但是对于蚂蚁等结构特征比较复杂的模型, 由于存在模型自遮挡和视点阴影问题, 统计学习得到的往往不是最优视图, 需要通过内在细节特征进行再次分析。



图 3 部分模型候选视图展示

Fig. 3 Candidate views of some models

3 最优视图提取

由于内在距离特征描述符主要提取视图的全局轮廓特征, 得到的候选视图会忽略视图的局部特征。因此, 很难区分视图的内在细节特征。算法对候选

视图的边缘特征进行分析, 得到最优视图。

3.1 视图的边缘特征提取

视图的边缘特征为信号的奇异点或突变点, 往往表现为相邻像素点处的灰度值发生了剧烈的变化, 可以通过相邻像素灰度分布的梯度来反映这种变化。视图边缘特征的提取对于反映视图局部特征具有重要意义, 丰富的边缘特征程度体现了视图信息量的大小。而且, 用户感知对于这些边缘特征具有很好的敏感性, 因此通过边缘特征分析, 能够很好地反映出视图质量是否和用户感知相匹配。采用 Canny 算子^[19]提取视图边缘特征, 具有较好的信噪比和检测精度, 该方法已经成为评价其他检测方法的标准。为了能够有效地提取出视图中的有效边缘, 而去除一些局部噪声点的影响, Canny 算子采用了双阈值方法。基本思想是计算出图像中每个像素的梯度幅值, 采用一个相对高的阈值得到一些边缘点, 同时采用一个相对低的阈值排除掉大量非边缘点, 而对于那些梯度幅值在高低阈值之间的像素点, 根据其相邻信息来判定该点是否是边缘点。具体步骤为

1) 计算视图的梯度幅值。分别对图像 I 进行水平方向和垂直方向的高斯滤波, 对每个像素点 $I(x, y)$, 计算其梯度幅值

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

$$G(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

$$G(y) = \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right)$$

2) 定义一个高阈值 T_h 和低阈值 T_l 。对于高阈值的确定, 在阈值范围 $[0, G_{\max}]$ 中采用递归二分策略, 如果高于切分点的像素点个数超过像素总数的 30%, 则递归终止。切分点值就是高阈值 T_h 。而低阈值则采用 $T_l = 0.4T_h$ 得到。 $G_{\max}$ 为当前图像的最大梯度幅值。

3) 判断梯度幅值在 $[T_l, T_h]$ 之间的像素是否是边缘点。以梯度点为种子点, 递归搜索相邻像素, 如果相邻像素的梯度值高于 T_l , 则被定义为边缘点。

因此, 最终得到一个和图像相对应的边缘矩阵 E , 如果该像素为边缘点, 则取值为 1, 否则为 0。定义为

$$E(x, y) = \begin{cases} 1 & I(x, y) \text{ 是边缘点} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

3.2 最优视图度量

对于提取得到的边缘特征,采用边缘分布熵来描述视图信息的重要程度,然后结合匹配代价得到最后视图的相似度

$$Sim(V_i, V_s) = \frac{1}{(CD_{i,s} + 0.1)^{e_i}} \quad (7)$$

$$e_i = - \frac{E(x,y)}{\sum E(x,y)} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \log_2 \frac{E(x,y)}{\sum E(x,y)} \quad (8)$$

式中, e_i 表示视图的边缘分布熵, M 和 N 分别代表视图的宽度和高度。代价越小表示视图相似性越高,边缘方法统计特征越大表示视图信息量越丰富。

图4表示对蚂蚁模型采用形状相似性匹配和混合度量得到的最优视图比较。图4(a)所示为形状特征分析得到的3个候选视图,最优视图应是第3幅。但是形状匹配方法错误地选择了第1幅作为最优视图(匹配代价 $CD_{i,s}$ 最小)。本文算法在相似性匹配基础上考虑视图的边缘特征,根据式(7)计算相似度,有效地描述了最优视图的全局和局部特征。因此提取出来的最优视图更加符合人的视觉感知,如图4(b)所示(相似度 Sim 最大)。

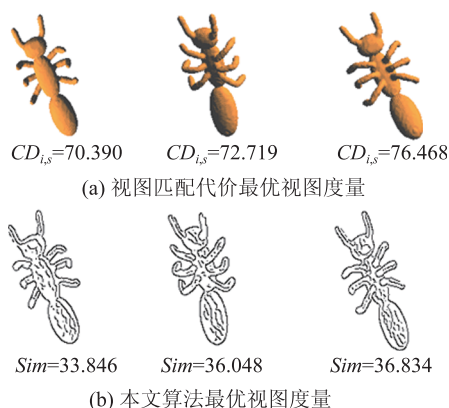


图4 提取的最优视图比较
Fig. 4 Comparison of the extracted best views

4 实验与分析

本文算法在 Windows 平台上用 VS2005 结合 matlab7.0 实现,以此来评估算法性能。系统运行环境如下:操作系统 Windows XP, CPU Intel(R) Core(TM) i3-2310M,内存4 GB。实验数据来自于 McGill 大学的 MSB 3 维模型基准数据库^[20] 和文献[21]。为了保证算法的泛化能力,采用 MSB 的一半模型用于训练。其他数据全部用于测试算法的一般性。

4.1 视觉感知匹配度分析

视觉感知匹配度分析主要目的是验证算法提取的视图是否符合用户视觉感知。图5给出了运用本文算法得到的部分模型最优视图以及对应的样例视图。分析可知,本文算法得到的最优视图不仅在形状特征上与样例视图高度相似,且注重视图局部细节特征的描述,保留了丰富的模型特征,符合人类的视觉感知。另一方面,由于考虑了视图朝向特征,得到的最优视图和样例在方向上也保持了很好的一致性。

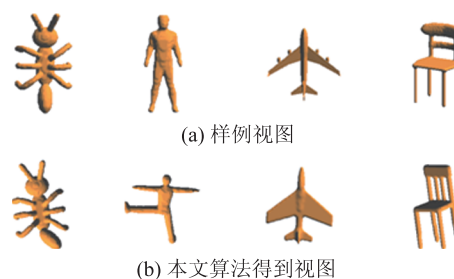


图5 视觉感知匹配分析
Fig. 5 Analysis of visual perceptual matching

4.2 稳定性分析

为了验证本文算法的稳定性,对经过不同几何处理变换的3维模型提取最优视图。实验结果如图6所示。由于本文算法采用统计学习得到候选视图,因此对噪声并不是特别敏感,而 Canny 算子也考虑了边缘特征的连续性,从而使本文算法具有很好的抗噪声优点,如图6(a)。由于模型分辨率对形状特征和视图边缘特征并没有明显的影响,因此算法在不同分辨率下也有很好的稳定性,如图6(b)。

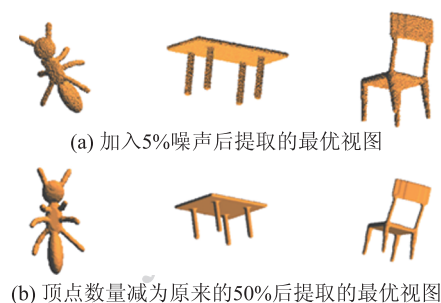


图6 算法稳定性分析
Fig. 6 Stability of the proposed algorithm

4.3 统计性能比较分析

为了进一步说明本文算法的有效性和一般性,采用文献[21]的3维模型最优视图基准测试库对不同算法性能进行比较分析。该测试基准模型库采用不同用户定义好最优视点,然后量化分析算法结

果和用户视点的一致性。用于比较的算法包括两类:一类是只采用 3 维模型表面几何特征进行最优视点选择的方法^[21],另一类是采用统计分类进行最优视点选择的方法^[11]。文献[11]采用和本文算法相同的形状特征进行学习分类。最优视图评价指标主要是考虑算法得到的最优视图和用户选择的观察视点是否具有-致性,采用视图选择误差度量(VSE)^[21],即

$$VSE = \frac{1}{S} \sum_S \min \left(\frac{1}{\pi} GD(v, v_m) \right) \quad (9)$$

式中, v_m 和 v 分别代表基准视点和算法得到的最优视点, GD 代表两个视点之间的球面测地距离。从而实现最优视点的量化评价。考虑到最优视点具有用户感知相关性, VSE 考虑让 S 个用户构造基准视点,然后取最小值。显然, VSE 值越小,表明算法得到的视点更加符合用户评价。表 1 给出了不同算法的性能指标。可以发现在不同方法中,单纯只用统计特征进行最优视点选择的算法^[11]只排名第 4。主要原因是统计学习特征只考虑了模型的拓扑结构特征,而没有考虑到模型的内在细节特征,从而使得提取出来的最优视图无法有效地逼近用户视点。和文献[11]不同,本文算法在统计特征基础上,不仅通过样例来保证最优视图选择结果和用户选择的一致性,更是通过边缘局部细节特征进一步筛选视图,从而具有更好的准确性。从表 1 可以发现,已有算法中表面积熵性能最好, VSE 指标达到了 0.396 0。而本文算法是 0.400 3,在性能上基本上逼近了第 1 名。

表 1 算法性能比较

Table 1 Comparison of different algorithms

视点选择算法	VSE
表面积熵	0.396 0
本文算法	0.400 3
网格显著性	0.430 0
文献[11]算法	0.440 1
边缘长度	0.446 0
可见面积比例	0.473 0
曲率熵	0.474 0
边缘熵	0.484 0
投影面积最大法	0.517 0

本文算法性能和训练集存在很大的关系。注意到对于测试数据中的 3 维模型主要包含两部分:一

部分是关节模型,包括人体、动物等,另一部分则是一些并不具有明显关节结构的模型,包括人头、花瓶等。而采用的训练数据库主要是各种关节模型,因此把基准数据库中和训练库中类似的模型分为一类,其余分为另一类。分别统计这两类数据的平均视图选择误差,本文算法的结果如表 2 所示。

表 2 训练集对结果的影响

Table 2 Affection of training set

模型类别	VSE
与训练模型库相关	0.354 1
与训练模型库不相关	0.442 0

由表 2 可以发现,本文算法具有强大的样例学习能力。如果训练库中包含了类似的 3 维模型,本文算法就能够较好地找出最优视图。因此,这类数据的 VSE 平均性能指标达到了 0.354 1,大大超过了其他算法。但是,对于那些没有相关样例的 3 维模型,本文算法得到的性能结果并不突出,只有 0.442 0。两者的性能指标相差了近 20%。因此,在后续工作中,需要进一步研究标准样例视图的选择问题,包括训练库的扩充和完善。同时,本文算法并没有考虑到交叉训练和测试等问题,而这些问题都会对算法性能指标产生影响,需要在后续工作中进行改进。

5 结 论

最优视图不仅能够使 3 维模型的结构特征最大可视化,而且能够有效地描述出内在细节特征。针对最优视图的这一特性,提出了结合全局特征和内在细节特征的最优视图提取算法。

样例学习能够有效地逼近用户的最优视点。目前,本文算法采用用户手工分类的方法构造样例。在后续研究中,可以考虑对用户设定的最优视点进行无监督聚类分析,形成一些有代表性的类别以及相应的视图样例。此外,对于复杂的 3 维场景,由于包含多个 3 维模型,需要考虑不同 3 维模型的重要性,这是和用户相关的参数,因此,需要考虑通过统计学习得到可以用于量化不同 3 维模型的重要性参数,用以选择最优视点。

参考文献(References)

[1] Blanz V, Tarr M, Balthoff H. What object attributes determine

- canonical views? [J]. *Perception*, 1999, 28(5): 575-599.
- [2] Vázquez P P. Automatic view selection through depth-based view stability analysis[J]. *The Visual Computer*, 2009, 25(5-7): 441-449. [DOI:10.1007/s00371-009-0326-4.]
- [3] Feixas M, Acebo E D, Bekaert P, et al. An information theory framework for the analysis of scene complexity [J]. *Computer Graphics Forum*, 1999, 18(3): 95-106. [DOI: 10.1111/1467-8659.00331.]
- [4] Vázquez P P, Feixas M, Sbert M, et al. Viewpoint selection using viewpoint entropy [C]//*Proceedings of Vision Modeling and Visualization Conference*. New York: Association for computing machinery, 2001, 273-280.
- [5] Chen D Y, Tian X P, Shen Y T, et al. On visual similarity based 3D model retrieval[J]. *Computer Graphics Forum*, 2003, 22(3): 223-232. [DOI:10.1111/1467-8659.00669.]
- [6] Pan B, Wang S, Chen W, et al. Perceptual-based automatic viewpoint selection[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2011, 23(5): 735-740. [潘斌, 王帅, 陈为, 等. 基于感知的视点自动选择[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(5): 735-740.]
- [7] Koschan A F, Sukumar S R, Roui-Abidi B, et al. Shape analysis algorithm based on information theory [C]//*Proceedings of the International Conference on Image Processing*. New York: IEEE Computer Society Press, 2003, 1: 229-232.
- [8] Polonsky O, Patané G, Biasotti S, et al. What's in an image? [J]. *The Visual Computer*, 2005, 21(8): 840-847. [DOI: 10.1007/s00371-005-0326-y.]
- [9] Cao W G, Hu P, Li H, et al. Canonical viewpoint selection based on distance-histogram[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(9): 1515-1521. [曹伟国, 胡平, 李华, 等. 基于距离直方图的最优视点选择[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(9): 1515-1521.]
- [10] Hamid L. Data-driven approach for automatic orientation of 3D shape [J]. *The Visual Computer*, 2011, 27(11): 977-989. [DOI:10.1007/s00371-011-0628-1.]
- [11] Liu Z, Feng Y P, Pan X, et al. Optimal view selection algorithm for 3d object based on similarity learning[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(7): 918-924.
- [刘志, 冯毅攀, 潘翔, 等. 基于相似性学习的三维模型最优视图选择算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 24(7): 918-924.]
- [12] Thales V, Alex b, Adelailson p, et al. Learning good views through intelligent galleries [J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 717-726. [DOI:10.1111/j.1467-8659.2009.01412.x.]
- [13] Pan X, Ye X Z, Zhang S Y. A hybrid method for robust car plate character recognition[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, 18(8): 963-972.
- [14] Tu C S, Diao L L, Lu M Y, et al. The typical algorithm of AdaBoost series in Boosting family [J]. *Computer Science*, 2003, 30(3): 140-145. [涂承胜, 刁力力, 鲁明羽, 等. Boosting 家族 AdaBoost 系列代表算法[J]. *计算机科学*, 2003, 30(3): 140-145.]
- [15] Vranic D V. 3D model retrieval[D]. Leipzig: Leipzig University, 2003.
- [16] Ling H B, Jacobs D W. Shape classification using the inner-distance[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(2): 286-299.
- [17] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4): 509-522.
- [18] Scott C, Nowak R. Robust contour matching via the order-preserving assignment problem[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(7): 1831-1838.
- [19] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698. [DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.]
- [20] Siddiqi K, Assemlal H E, Campbell J, et al. McGill 3d shape benchmark shape analysis group [EB/OL]. (2005-12-14) [2011-10-14]. <http://www.cim.mcgill.ca/~shape/benchmark/>.
- [21] Dutagaci H L, Cheung C P, Godil A. A Benchmark for Best View Selection of 3D Objects[C]//*Proceedings of the ACM workshop on 3D object retrieval*. New York: Association for Computing Machinery, 2010: 45-50. [DOI:10.1145/1877808.1877819.]