

视点选择 Benchmark 的设计与应用*

杨利明^{1,2+}, 韩红雷^{1,2,3}

¹(中国科学院 软件研究所 计算机科学国家重点实验室,北京 100190)

²(中国科学院 研究生院,北京 100049)

³(中国传媒大学 动画学院,北京 100024)

Viewpoint Selection Benchmark Design and Application

YANG Li-Ming^{1,2+}, HAN Hong-Lei^{1,2,3}

¹(State Key Laboratory of Computer Science, Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

²(Graduate University, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

³(Animation School, Communication University of China, Beijing 100024, China)

+ Corresponding author: E-mail: ylm@ios.ac.cn

Yang LM, Han HL. Viewpoint selection benchmark design and application. *Journal of Software*, 2010, 21(Suppl.):165–172. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/10018.htm>

Abstract: Viewpoint selection is an important research field in computer graphics, which analyses a model and generates viewpoints. These viewpoints fit well with human preferences, and contain as much as possible salient model features. But until now, the evaluation of viewpoint selection results has not yet been quantized. This paper designs and implements a quantized viewpoint selection benchmark. At first, it collects human viewpoint selection results of 30 persons observing 45 models, and defines the standard-human-viewpoint of each model according to these results. Then, it analyzes the consistence and stability of human viewpoint selection. At last, it implements five (three kinds) representative viewpoint selection algorithms, analyze and compare their results with standard-human-viewpoints. It also analyzes the performance differences between each kind of algorithm dealing various types of models. The experimental results show that human viewpoint selection has good consistence and stability, and differs on various types of models. All tested algorithms don't have great performance difference, but mutual information based method and viewing plane feature measurement method are a little better than others. Each kind of algorithm performs best at different type of models.

Key words: viewpoint selection; benchmark

摘要: 视点选择是图形学的一个重要研究方向,它通过分析模型特征,计算得到符合人类观察习惯并包含更多模型重要信息的视点.近年来,人们提出了很多视点选择算法,然而对这些算法结果的评价仍然停留在感性阶段.设计实现了一个视点选择 Benchmark,对视点选择结果进行量化分析:首先,采集 30 个测试者对 45 个模型的视点选择结果,借以确立真人视点选择的基准视点;接着,以基准视点为参考,分析真人视点选择的一致性和稳定

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60773026, 60873182, 60833007 (国家自然科学基金)

Received 2010-07-20; Accepted 2010-11-03

性;最后,应用5个(共3类)代表性的算法进行视点选择,并比较其结果与基准视点的差别,得到各视点选择算法的质量及时间效率.实验结果表明,真人视点选择整体具有较好的一致性和稳定性,但对不同特征类型模型,一致性的表现有较大差异;已有视点选择算法对45个测试模型的结果整体差异不大,相对来说,基于互信息的方法和视平面上特征计算的方法较好,各类视点选择算法对不同特征类型模型结果互有优劣.

关键词: 视点选择;对比基准

视觉是人类探索世界的一个重要途径,视点选择通过生成一些有意义、易于理解的观察角度,帮助人们更加高效地通过视觉来获取信息^[1,2].文献[3-5]针对对人的认识和感知进行了一系列实验,结果表明大多数人倾向于从相似的视点来观察同一个模型,文章将这类视点称为 **Canonical View**.根据文献[3-5]的研究,**Canonical View** 通常都是模型的三视图视点(**three quarter view**),具有较高的稳定性,包含了尽可能多和显著的模型特征.视点选择即是通过分析模型的几何及语义特征,选择好的、尽可能符合人类观察习惯的视点,帮助人们更快更好地获取模型的信息.

从 Kamada 和 Kawai 在 1988 年^[1]提出图形学中第一个视点选择算法以来,这方面的研究已经进行了很多,如投影面积^[6]、视点熵^[7]、**Mesh Saliency**^[8]、模型语义信息^[9]、视点相关曲率^[10]、视点互信息^[11]和深度场稳定性^[12]等.然而,研究者几乎都没有给出这些算法效果的量化评价,表现为:

- (1) 没有对比标准模型库.每个算法使用不同的模型进行视点选择实验,造成不同算法之间难于比较;
- (2) 没有真人视点选择的数据.视点选择的结果最终要由人来判断其优劣,但这些研究并没有给出这方面的结果;
- (3) 没有量化的比较标准.研究者往往只使用图片给出视点选择结果,以及类似“好的”、“符合人类观察习惯的”、“重要性高的”等感性描述.

本文设计并实现了一个视点选择 **Benchmark**,量化地分析和比较了不同的视点选择方法(包括真人和算法自动选择),并将结果应用于视点选择算法的改进.我们设计了一套真人视点选择系统,包括真人视点选择数据采集工具和标准模型库,用于记录测试者对每个模型的视点选择结果.有些类似的研究^[3-5]没有对测试模型进行分类分析,忽视了真人和算法对不同特征类型模型在视点选择上是有差异的.而我们按两种方法对模型进行了分类:其一,按人的认知习惯,将模型分成人体模型、动物模型、**CAD** 模型、交通工具等类型;其二,按模型的特征,将模型分成有分枝、无分枝、表面光滑、表面皱褶等类型.另外,已有的视点选择方法仅仅关注视点位置,而忽略了模型向上方向(**model upright direction**),导致生成一些上下颠倒的视点选择结果,而我们的系统对真人视点选择的模型向上方向也进行了记录和分析.

本文方法的主要流程:采集真人视点选择数据作为标准数据(**ground truth**),确定每个模型真人视点选择的基准视点;以基准视点为参考,量化分析真人视点选择的特征;将不同算法生成的视点选择结果与基准视点进行比较.

本文的主要贡献有:(1) 采集了真人视点选择的标准数据;(2) 计算得到每个测试模型真人视点选择的基准视点;(3) 分析了真人视点选择的一致性和稳定性,以及对不同特征类型模型的差异;(4) 通过对5个(共3类)有代表性的视点选择算法和基准视点的比较,分析了各算法的效果,以及在不同特征类型模型上的表现;(5) 对比了各算法的时间效率,找到了影响效率的原因.

1 相关工作

人脑怎样表达三维模型?如何选择模型观察角度能够帮助大脑更好地掌握模型信息?这些问题的研究意义重大,吸引了众多研究者.文献[13-16]提出了基于组件的识别(**recognition-by-components**),认为人脑将三维模型表达为组成该三维模型且视点无关的组件,而文献[16-19]认为人脑将模型表达为多角度多方向视点组成的 **Aspect-Graph**.文献[5]中通过实验证明了人对模型的识别和了解受视点位置的影响很大.文献[4]中证明了对很多模型大多数人倾向于选择相似的角度来观察.**Blanz**^[3]将这类视点称为 **Canonical View**,并分析其特征:具有较

好的稳定性,包含了尽可能多和显著的模型特征.

视点选择方法大致可以分为两类:基于模型语义信息的方法和基于模型几何信息的方法.基于模型语义信息的方法^[9,20,21]通过分析模型的语义信息,或基于人工训练的机器学习方法来选择视点;基于模型几何信息的方法只分析模型的面积、曲率、深度场等特征来选择视点.基于模型语义信息的方法通常都需要交互或者人工训练,无法全自动选择视点;而基于模型几何信息的方法基本无需人工交互,可以全自动进行,能满足更多应用需求.有鉴于此,本文只讨论全自动的基于模型几何信息的视点选择方法.

1981年 Kamada 和 Kawai^[1]提出了图形学中第一种视点选择算法,针对线框模型,通过投影退化面片的数目来衡量视点好坏.后续的方法很多,比如,文献[6]提出基于投影面积大小和可见面片数目综合权衡的视点选择方法,文献[7,22]将整体投影面积的度量扩展为每个面片的投影面积特征,提出了视点熵方法(viewpoint entropy),文献[8]计算模型每个顶点在多个尺度下的高斯加权曲率,以此为依据度量该顶点的重要程度,再用每个视点的可见顶点重要性之和来度量视点好坏,文献[10]将模型可见顶点的法向投影到视平面上,定义一个视点相关曲率并统计其分布特征度量视点的好坏,文献[12]分析比较各视点模型深度场的稳定性,将与其他视点的深度场差异最小的视点作为最佳视点,文献[11]建立各视点与各面片投影面积之间的信道,定义各视点的互信息来度量视点的好坏.文献[20]通过模型多种几何信息综合选择视点,但该方法结合了人工训练的内容,并且训练结果只能应用于同类模型.所有这些方法都仅关注视点的位置,忽略了模型向上方法的选择.仅文献[21]提出了确定人造物体向上方向的方法,通过一个训练集分析人造物体在平面上站立面的特征函数,再应用于一般人造物体分析其向上方向.

据我们了解的文献,目前还没有关于真人视点选择和算法视点选择的量化分析.比如:人们对模型进行视点选择时,选择的视点到底相似到什么程度?差异分布情况怎样?是不是对所有模型都具有相同统计特征?在不同特征类型的模型上有什么表现差异?不同视点选择算法结果的好坏怎样排序?不同视点选择算法应用于不同特征类型模型时有怎样的差异?本文通过适当的方法采集真人视点选择数据并加以分析,在一定程度上回答了这些问题.

当前基于模型几何信息的方法主要可以分为 3 类:基于投影面积方法、基于曲率方法和基于深度场方法.本文实现了其中有代表性的 5 种算法,基于投影面积方法:视点熵(viewpoint entropy)^[7,22]、视点互信息(viewpoint mutual information)^[11];基于曲率方法:Mesh Saliency^[8]、视平面特征计算(viewing plane feature measurement)^[10];基于深度场方法:深度场稳定性(depth field stability)^[12].然后,使用不同的算法对测试模型进行视点选择,将各自结果与基准视点进行比较,并分析了各算法在不同特征类型模型上的优劣,以及时间消耗的差异及原因.

2 Benchmark 设计与实现

这一部分要考虑的内容主要有:标准模型集合的选择、数据采集工具的设计、数据采集对象(测试者)的选择与数据采集、真人数据的分析、视点好坏的量化比较标准和各视点选择算法的特点分析等等.

2.1 数据准备

Benchmark 设计的第一项重要内容就是选择哪些模型作为标准测试对象,这些模型需要满足如以下一些要求:覆盖不同的模型类型且有一定的代表性,符合各视点选择算法对模型的要求,模型可以被分成不同类型,各类模型特征有较大变化.结合这些需求,我们主要从 Princeton Shape Benchmark^[23]中挑选适当的模型,再加上各视点选择算法在发表时用到的模型,总共选择了 45 个.并对这些模型按两种方法进行分,其一按人的认知习惯,将模型分成人体模型、日用物品、卡通造型、动物、建筑、CAD 模型、交通工具共 7 类;其二按模型的特征,将模型分成有分枝、无分枝、表面光滑、表面皱褶、有分枝且表面光滑、有分枝且表面皱褶、无分枝且表面光滑和无分枝且表面皱褶共 8 类.

为了采集真人对这些模型视点选择的结果,我们设计了一个交互工具来模拟 Trackball 操纵模型.数据采集时,我们让测试者根据下面的提示选择模型观察角度,并记录测试者选择的视点位置及模型向上方向:

- (1) 有人说出这个模型的名字,比如“马”,你在脑中浮现的的观察角度;

- (2) 如果要给该模型拍照,你所选择的拍照角度;
- (3) 如果你在论文中使用该模型,你展示时选择的角度.

2.2 量化度量标准

为了分析真人视点选择的特征,比较真人与算法视点选择的差异,我们从真人视点选择数据中选出一个视点作为真人视点选择的基准视点.基准视点要与所有真人选择视点的差异尽可能小,能够代表真人视点选择的倾向.然后以此为基础,分析真人视点选择的特征,比较真人与算法视点选择的差异.最后分析比较算法视点选择的时间效率及影响因素.

2.2.1 真人视点选择基准视点

对给定模型,我们选择所有真人选择视点中与其他视点差异最小的视点作为基准视点,具体做法如下:

- (1) 定义真人视点的方向为模型包围球球心与视点连线的方向,计算两两真人视点方向之间夹角的大小.
- (2) 对每个真人视点,统计与其夹角小于给定阈值 α 的视点数量,计为 M_1, M_2, \dots, M_n , n 是真人视点的数量(即测试者的数量).
- (3) 取最大 $M_i (i=1, 2, \dots, n)$ 对应的视点作为该模型的基准视点.

从上面的方法可以知道,该视点与尽可能多的其他视点的夹角都小于 α ,处于所有真人选择视点的中心位置,能够代表较多测试者的视点选择倾向.

2.2.2 真人视点选择一致性与稳定性

在定义好基准视点之后,我们以此为基础,分析真人视点选择的特征,包括一致性和稳定性.所谓一致性是指真人选择视点是否如文献[3-5]所述——大多数人会选择相似的观察角度;而稳定性是指对不同模型及不同类型的模型是否表现一样.

对于给定模型,以其包围球球心与真人视点位置的连线方向为视点方向,以基准视点的方向为标准,计算其他真人视点与基准视点的夹角大小,并以这些夹角的平均值来衡量真人视点选择对该模型的一致性,夹角平均值越小,说明一致性越高.对所有模型计算其各自夹角平均值的大小,记为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ (k 为模型数目).然后,以 $\theta_1, \dots, \theta_k$ 的平均值大小衡量真人视点选择的整体一致性,而以其标准差衡量真人视点选择的稳定性.同样,我们用该方法来衡量模型向上方向的一致性和稳定性,当然,模型向上方向本身就是一个矢量,不需要以包围球球心为参考.

以上一致性和稳定性分析将所有测试模型作为一个整体来考虑,为了更精确地分析真人视点选择在不同类型模型上的特征,我们对每个模型分类分别分析其一致性和稳定性.这个方法同样也应用于分析对比算法视点选择在不同类型模型上表现.

2.2.3 视点选择算法评价

在上面两节中,我们定义了真人视点选择基准视点、整体及不同模型分类上的一致性和稳定性,在这一节中,我们以此为标准和参考,分析评价不同算法视点选择的结果.对给定算法,计算其结果与真人选择基准视点的夹角大小,以其平均值大小来衡量算法好坏,平均值越小,表示算法视点选择的结果越接近真人视点选择.然后计算每个模型分类中算法视点选择结果与真人选择基准视点的夹角平均值,衡量该算法对哪种模型类型最有效,以及给定模型类型应该采用哪种算法.算法的时间性能也是算法评价的一个重要方面,所以最后我们统计各个算法的计算时间,及对不同类型模型的计算时间,分析不同视点选择算法时间性能的影响因素.

3 实验及结果

3.1 真人视点选择基准视点

依据第 2.2.1 节描述的方法,我们计算了全部 45 个模型的基准视点.部分模型的基准视点如图 1 所示,从图 1 中我们可以看出,正如文献[3-5]中所述,对于大部分模型,真人选择的视点都近似于三视图视点,能够看到模型多方面的特征,同时展示了模型最重要、特征最丰富的部分.在接下来的实验中,我们以这些视点为基准,量

化分析真人视点选择的一致性和稳定性,并比较算法视点选择与真人视点选择的差异.



图 1 真人视点选择的基准视点

3.2 真人视点选择一致性

以上一节中的真人选择基准视点为标准,按第 2.2.2 节中的方法,计算所有模型真人视点选择的一致性为 36 度,标准差为 18 度.由这个结论可知,对于所有模型,真人选择的视点具有较好的一致性,所选择的视点与基准视点的平均差异比较小,而且非常稳定.同样,我们对模型向上方向也做如此分析,得到的一致性为 28 度,标准差 13 度.该结果比视点位置更加集中,分布也更加稳定,这表明人对模型向上方向的选择相比视点位置的选择更加一致,此结论可作为视点选择算法将来研究的分析和对比基准.

更进一步地,我们按两种不同方法将模型进行分类.首先,按人的认知习惯,将模型分为人体模型、日用物品、卡通造型、动物、建筑、CAD 模型、交通工具这 7 类.其结果如图 2 所示,横坐标依次为各分类,纵坐标为角度.其次,按模型的特征,将模型分为有分枝且表面光滑、有分枝、有分枝且表面皱褶、表面光滑、表面皱褶、无分枝且表面光滑、无分枝和无分枝且表面皱褶等八类.其结果如图 3 所示,横坐标依次为各分类,纵坐标为角度.由图 2、图 3 可知,人在对不同特征类型模型进行视点选择时,视点位置一致性的差异比较大.按人的认知习惯分类中,人对相对接近自然物体形状的模型(人体模型、日用物品、卡通造型、动物)有较高的一致性,而对人造模型(建筑、CAD 模型、交通工具)一致性较低.按模型特征分类中,人对有分枝的模型有较高的一致性,而对无分枝模型一致性较低.视点位置的稳定性在各分类上的差别较不明显.在模型向上方向的选择上,所有模型类型的数据都一样,这更进一步的表明,人选择模型向上方向时的一致性要比选择视点位置时高,而且更加稳定.

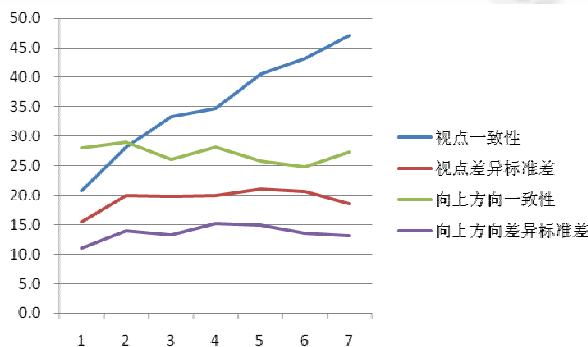


图 2 按人的认知习惯分类的真人视点选择数据,横坐标依次为人体模型、日用物品、卡通造型、动物、建筑、CAD 模型、交通工具.纵坐标为角度

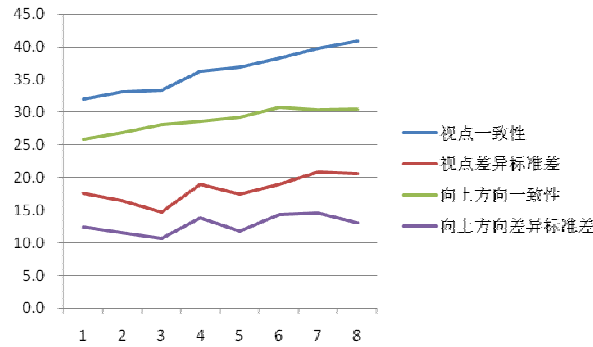


图3 按模型特征分类的真人视点选择数据,横坐标依次为有分枝且表面光滑、有分枝、有分枝且表面皱褶、表面光滑、表面皱褶、无分枝且表面光滑、无分枝和无分枝且表面皱褶.纵坐标为角度

3.3 视点选择算法评价

我们实现了有代表性的5种(共3类)视点选择算法,基于投影面积方法:视点熵(viewpoint entropy)^[7,22]、视点互信息(viewpoint mutual information)^[11];基于曲率方法:Mesh Saliency^[8]、视平面特征计算(viewing plane feature measurement)^[10];基于深度场方法:深度场稳定性(depth field stability)^[12].为了方便,5种算法在下文中分别用VE,VMI,MS,VPFM,DFS来表示.我们使用这5种算法对所有45个模型进行了视点选择,然后与真人视点选择的基准视点进行比较.以算法选择视点与基准视点的夹角大小平均值来衡量算法的好坏及接近真人选择视点的程度.按人的认知习惯分类,其结果见表1,第2行是对所有模型分析的结果,第3~9行是对不同模型类型分析的结果.按模型特征分类,其结果见表2,第2行是对所有模型分析的结果,第3~10行是对不同模型类型分析的结果.

表1 按人的认知习惯分类,算法视点选择结果与基准视点差异

视点选择方法	VE	VMI	MS	VPFM	DFS
视点平均差异角度	62.0	46.0	54.7	48.3	51.8
人体模型	54.4	48.0	43.9	39.8	43.3
日用物品	70.8	42.3	51.9	49.2	52.6
卡通造型	58.4	51.4	57.4	34.7	50.5
动物	66.8	34.8	60.0	56.9	60.0
建筑	59.8	48.2	47.4	42.7	48.8
CAD模型	48.7	43.5	52.8	55.4	57.2
交通工具	68.9	41.3	55.4	53.0	45.9

表2 按模型特征分类,算法视点选择结果与基准视点差异

视点选择方法	VE	VMI	MS	VPFM	DFS
视点平均差异角度	62.0	46.0	54.7	48.3	51.8
无分枝	62.6	46.9	54.1	46.5	51.3
有分枝	58.4	45.2	55.5	49.3	52.3
表面光滑	59.7	45.0	55.2	48.0	52.1
表面皱褶	65.9	47.7	53.9	48.8	51.4
无分枝且表面光滑	67.6	45.5	55.4	49.1	51.8
无分枝且表面皱褶	61.4	47.4	52.8	46.4	49.6
有分枝且表面光滑	57.0	43.2	56.9	47.8	51.8
有分枝且表面皱褶	69.9	48.0	54.9	51.0	53.0

从表1和表2我们可以看出,这些视点选择算法对模型集进行视点选择的平均表现差异不大.相对来说,VMI和VPFM方法的结果较好,而VE方法的结果较差.按人的认知习惯分类,不同类视点选择算法没有明显的优劣趋势.然而,按模型特征分类,基于投影面积的方法VE和VMI对有分枝且表面光滑的模型,能够取得较好

的平均结果;基于曲率的方法 MS 和 VPFM 对无分枝且表面皱褶的模型,能够取得较好的平均结果;而基于深度场的方法无明显趋势.对有分枝模型,各方向的投影面积差异较大,基于投影面积的方法能够更好的分析其特征;而此时如果模型表面有皱褶,仅通过投影面积无法分析这些特征,有可能导致不好的结果.对表面皱褶模型,基于曲率的方法能够更好的分析其特征;而此时如果模型有分枝,仅曲率特征无法分析各方向分枝投影的差异,有可能导致不好的结果.总的来说,没有哪类或者哪个算法对所有模型类型都能取得最好结果,根据模型特征类型,同时考虑模型投影面积和曲率的方法可能是以后的发展方向.

时间性能是算法评价的另一个重要方面,我们统计了 5 种算法对各模型进行视点选择的时间消耗.各算法均取 200 个备选视点,视平面大小除 DFS 方法为 256×256 外,其余 4 个均为 512×512 .结果见表 3,5 种算法的时间差异非常巨大.时间最短的是 VE 和 VMI 两个基于投影面积的算法,这类算法计算简单,且计算过程可以直接用 GPU 加速,时间消耗非常少.而基于模型曲率的方法,VPFM 算法需要计算视平面上模型投影区域的曲率及其分布,MS 算法需要计算模型在三维空间的顶点曲率及在一定范围内的高斯加权,都需要更多的计算.VPFM 的时间消耗与视平面大小设定相关,MS 的时间消耗与模型的顶点面片数目相关.其中时间消耗最大的是基于深度场的 DFS 算法,该算法的复杂程度是 $O(N \times M)$, N 为备选视点数目.其每步计算需要合并生成一张 512×256 大小的 PGM 图片并用 bzip2 压缩,获得压缩文件的大小.在 200 备选视点情况下,需要生成超过 4 万张图片并压缩,这是一个非常耗时的过程.

表 3 5 种算法的平均时间消耗

视点选择方法	VE	VMI	MS	VPFM	DFS
时间(秒)	1.28	1.34	63.3	34.2	659.1

4 总 结

我们设计了一个量化的视点选择 Benchmark.采集了 30 个测试者针对 45 个模型的视点选择数据,依此确立了每个模型的真人选择基准视点.以基准视点为参考,分析了真人视点选择时的一致性和稳定性.实验数据表明,对很多模型大多数人观察时喜欢选择相似的角度;同时,对不同的模型类型视点选择一致性有较大差异,人对较接近自然物体和有分枝的模型观察时,有更高的一致性.我们分析和比较了有代表性的 5 种(共 3 类)视点选择算法,并分析了在不同模型类型上它们的表现.结果表明,基于投影面积方法更适合处理有分枝且表面光滑的模型,而基于曲率方法更适合处理无分枝且表面皱褶的模型.最后,我们比较了 5 种视点选择方法的时间性能,并分析了导致时间效率差异的原因.

总的来说,我们实现了一个量化的视点选择 Benchmark,分析了真人视点选择的特征,比较了当前有代表性的 3 类视点选择方法.当然,目前我们的 Benchmark 还不够大,测试者和模型数据都不够多,参与比较的算法也不够全面.我们准备在未来工作中以本文已有的结论为基础,建立更大更全面更准确的视点选择 Benchmark.

致谢 感谢本文工作中参与数据采集的测试者,以及对文章修改提出建议的审稿专家.

References:

- [1] Kamada T, Kawa S. A simple method for computing general position in displaying three-dimensional objects. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988,41(1):43–56.
- [2] Weinshall D, Werman M. On view likelihood and stability. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(2): 97–108.
- [3] Blanz V, Tarr MJ, Bühlhoff HH. What object attributes determine canonical views. *Perception*, 1999,28(5):575–600.
- [4] Palmer S, Rosch E, Chase P. Canonical perspective and the perception of objects. *Attention and Performance IX*, 1981:135–151.
- [5] Tarr MJ, DJ. Kriegman. What defines a view? *Vision Research*, 2001,41(15):1981–2004.
- [6] Plemenos D, Benayada M. Intelligent display in scene modeling. New techniques to automatically compute good views. In: *Proc. of the GraphiCon'96*. 1996.

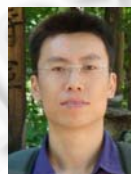
- [7] Vázquez PP, Feixas M, Sbert M, Heidrich W. Automatic view selection using viewpoint entropy and its application to image-based modelling. *Computer Graphics Forum*, 2003,22(4):689–700.
- [8] Lee CH, Varshney A, Jacobs DW. Mesh saliency. In: *Proc. of the SIGGRAPH 2005: ACM SIGGRAPH 2005 Papers*. New York: ACM, 2005. 659–666.
- [9] Sokolov D, Plemenos D. Virtual world explorations by using topological and semantic knowledge. *The Visual Computer*, 2008, 24(3):173–185.
- [10] Yang LM, Wang WC, Wu EH. Viewpoint selection by feature measurement on the viewing plane. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 2008,20(9):1097–1103 (in Chinese with English abstract).
- [11] Feixas M, Sbert M, González F. A unified information-theoretic framework for viewpoint selection and mesh saliency. *ACM Trans. on Applied Perception*, 2009,6(1):1–23.
- [12] Vázquez PP. Automatic view selection through depth-based view stability analysis. *The Visual Computer*, 2009,25(5):441–449.
- [13] Marr D. *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. New York: Henry Holt and Co., Inc., 1982.
- [14] Biederman I. Recognition-by-Components: A theory of human image understanding. *Psychological Review*, 1987,94(2):115–147.
- [15] Biederman I, Gerhardstein PC. Viewpoint-Dependent mechanisms in visual object recognition: Reply to Tarr and Bühlhoff (1995). *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 1995,21(6):1506–1514.
- [16] Tarr MJ, Bühlhoff HH. Image-based object recognition in man, monkey and machine. *Cognition*, 1998,67(1-2):1–20.
- [17] Koenderink JJ, van Doorn AJ. The internal representation of solid shape with respect to vision. *Biological Cybernetics*, 1979,32(4): 211–216.
- [18] Tarr M, Williams P, Hayward WG, Gauthier I. Three-Dimensional object recognition is viewpoint dependent. *Nature Neuroscience*, 1998,1(4):275–277.
- [19] Bühlhoff HH, Edelman SY, Tarr MJ. How are three-dimensional objects represented in the brain? *Cerebral Cortex*, 1995,5(3): 247–260.
- [20] Vieira T, Bordignon A, Peixoto A, Tavares G, Lopes H, Velho L, Lewiner T. Learning good views through intelligent galleries. *Computer Graphics Forum*, 2009,28(2):717–726.
- [21] Fu H, Cohen-Or D, Dror G, Sheffer A. Upright orientation of man-made objects. *ACM Trans. on Graphics*, 2008,27(3):1–7.
- [22] Vázquez PP, Feixas M, Sbert M, Heidrich W. Viewpoint selection using viewpoint entropy. In: *Proc. of the Vision Modeling and Visualization Conf. 2001*. Stuttgart: Aka GmbH, 2001. 273–280.
- [23] Shilane P, Min P, Kazhdan M, Funkhouser T. The princeton shape benchmark. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Shape Modeling and Applications 2004*. 2004. 167–178.

附中文参考文献:

- [10] 杨利明,王文成,吴恩华.基于视平面上特征计算的视点选择.计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(9):1097–1103.



杨利明(1981—),男,湖南南县人,博士生,主要研究领域为计算机图形学.



韩红雷(1980—),男,博士生,讲师,主要研究领域为计算机图形学.