

结合视觉感知与信息量的视点评分方法

韩红雷^{1,2,3)}, 李 静¹⁾, 费广正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⁾(中国科学院大学 北京 100049)

³⁾(中国传媒大学动画与数字艺术学院 北京 100024)

(hanhongleipp@gmail.com)

摘 要: 随着数字 3D 内容的不断丰富,对其进行有效展示和索引的需求变得十分迫切,而通过视点评分选择合适的观察视点对解决这一问题具有重要的作用.针对传统的视点评分方法计算时间冗长、结果很难符合人类观察习惯的问题,提出一种基于视觉感知信息量的快速视点评分方法.首先计算相对简单的平均曲率作为代表 3D 物体视觉特征的要素,随后结合信息熵理论对视点进行评分,使那些能看到尽可能多重要特征且所见特征分布较广的视点分数较高;之后,将这种评分策略应用于最优视点集计算中,利用信息理论对视点集获取信息进行量化,确保利用最少数目的视点有效地认知 3D 物体.实验结果表明,该方法得到的视点分数及最优视点集质量与目前最好的方法相当,但计算速度更快,无需人工交互.

关键词: 视点选择;摄像机控制;视觉感知;最优视点集;信息熵

中图法分类号: TP391

A Hybrid Measure of Viewpoint Scoring Using Visual Perception and Information Entropy

Han Honglei^{1,2,3)}, Li Jing¹⁾, and Fei Guangzheng³⁾

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

²⁾(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

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

Abstract: With the rapid growing of 3D digital contents, there is an urgent necessity for effective retrieval and displaying of the data. Viewpoint selection via viewpoint scoring is an important approach to the problem. However, traditional viewpoint scoring either requires complex computation, or fails to provide results that conform to human visual habits. To this, we propose a hybrid viewpoint scoring measure using visual perception and information entropy. In this paper, mean curvature is regarded as a key factor for visual perception of 3D objects. We score the viewpoints by blending visual perception and information entropy. Viewpoints observing more important features while the features are more widely distributed will be assigned higher scores. The scoring measure is then applied in the computation of best viewpoints, while the information acquired from the viewpoints is further quantized using information theory to ensure efficient perception of the 3D objects with minimum number of viewpoints. Experimental results show that the best viewpoints obtained by the proposed method better conforms to human visual habits. At the same time, the method has a higher speed and requires no user interaction.

Key words: view selection; camera control; visual perception; N best viewpoints; information entropy

1 相关工作

随着 3D 模型获取手段的日益多样化,3D 模型的数量迅速增长,对模型库高效操作算法的需求也日益迫切起来.然而,2D 方式的显示及交互界面限制了用户对 3D 内容的有效获取.如何在 2D 界面下有效地获知 3D 内容就成为解决这些问题的一个关键因素.图 1 显示了用户从 3 个角度观察 3D 模型所获取的模型信息(简称快照)各不相同.由于从图 1c 中能够获取模型表面更加多样化的重要特征,更便于用户识别出“苹果”模型,因此它对应的视点质量最高,选择它作为这个 3D 模型的缩略图最合适.上述过程被称为视点评分.

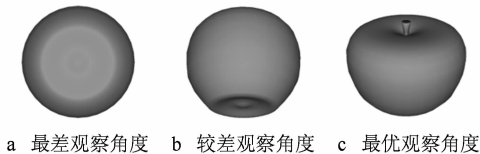


图 1 不同角度观察 3D 模型获取的信息不同

对 3D 模型的观察视点进行评分是很多应用的基础,如模型向上方向确定^[1],3D 场景中的摄像机自动控制^[2-4],3D 模型搜索^[5]等.很多视点评分算法利用模型的几何信息得到代表视点质量的描述符,包括模型可见度^[6]、可见轮廓^[7]、深度^[8-10]、表面曲率^[11]等.这些方法计算简单、速度快.

很多研究人员认为视点评分是一个和人眼感知密切相关的應用,选择的视点必须符合人眼视觉观察习惯.因此,他们期望从 3D 模型中得到视觉重要度信息,进而将视觉重要度作为衡量视点分数的标准^[12-14].这些算法的一个严重问题是计算效率不高,如 Lee 等^[12]提出的网格显著度算法将网格模型顶点一定范围内的曲率变化作为计算依据,得到 3D 形状表面的视觉重要度信息,称为网格显著度,他们将顶点显著度作为特征数值,并将可见元素的显著度总和作为视点评分依据.但这种方法为具有 2M 个顶点的模型计算显著度需要数小时,导致很多应用只能将其放入预计算阶段^[15].为了解决这个问题,本文将测量几何表面粗糙程度的平均曲率作为特征信息度量值,这种平均曲率计算速度较快,和网格显著度有很强的对应关系,特别适合于视觉感知相关的应用.

物体表面的曲率在很多 3D 模型处理应用中都扮演了重要的角色,这是因为视觉重要度信息往往跟

模型表面的曲率密切相关^[16].所以,很多视点选择算法直接将平均曲率或者高斯曲率作为物体表面特征量,如 Secord 等^[15]将模型在视点处投影部分的平均曲率和高斯曲率(与本文不同,这些曲率计算采用文献^[17]方法)作为视点描述符参与最优视点计算.

上述视点评分算法都受制于这样一个事实:可见部分重要度高的视点不一定符合人眼的观察习惯.比如某些高细节的褶皱区域视觉重要度很高,得到的最优视点很可能被吸引到这个区域上,却忽略了其他视觉重要度低但语义重要度高的区域.解决这个问题有 2 种途径:1)引入表面所具备的语义信息,将看到更多重要语义信息的视点赋予较高评分^[18-19].这类方法的主要问题是语义信息重要度的衡量缺乏根据,如 Mortara 等^[19]首先对模型进行分割,然后为每种分割部分赋予重要度权重,这种通过经验赋予的重要度权重并不具备说服力.2)引入信息论原理,如使用信息熵^[10,20-23]或视点互信息理论^[13,24].在这类方法中曲率的分布往往被当做重要的信息衡量依据,如文献^[11]中使用模型可见区域的高斯曲率熵作为视点描述符.使用信息理论方法虽然可以找到包含信息量更大的最优视点,但由于信息分布均衡化的要求,得到的视点往往很平淡.

本文在可见元素重要度之和的基础上添加信息熵准则,以调节局部高重要度所造成的人工因素.图 2 所示为不同视点评分标准得到的 Cow 模型最优视点.其中,图 2a、2b 中的第 2 个图分别是网格显著度和平均曲率热度图,颜色热度高低代表重要度大小.图 2a 中直接使用可见区域显著度之和作为视点质量判断依据,得到的最优视点关注了 Cow 模型肚子部位的高显著度区域,却失去了眼睛等重要特征;图 2b 中既捕捉到了用于识别 Cow 模型的牛角、牛乳、眼睛等主要特征,也更加符合人们的观察习惯.

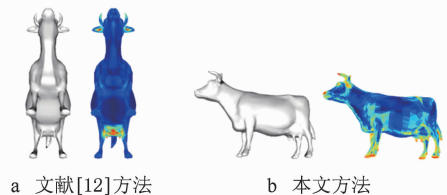


图 2 不同视点评分标准得到的 Cow 模型最优视点

尽管利用语义信息和信息理论可以极大地提高最优视点和人类感知习惯的契合度,然而视点质量高低与否终究需要由人来衡量.所以有些研究者将用户学习引入,其中通过学习大量志愿者的视点喜

好来指导视点评分^[15,25-26];但是这些结果严重依赖于用户学习过程中的样本数量和种类,并且与具体应用密切相关.更重要的是,利用少量样本和用户学习结果来指导其他模型的最优视点生成,结果准确与否很难评判,加之这种方式计算复杂、投入巨大,并不能很好地满足实际应用需要.

有些研究者认为只依靠一个视点很难全面地认知 3D 模型,需要在最优视点之外增加尽可能少的其他视点组成最优视点集^[14,23,27].如何对最优视点集中获取的信息进行量化分析是解决这类问题的关键,有些方法使用固定数目的视点^[11,18];有些方法使用经验阈值,如文献[14]将最优视点集中可见顶点的显著度和模型表面显著度比值作为依据,设定阈值为 60%.我们将本文提出的视点评分标准用于求取 3D 模型的最优视点集,引入 Kullback-Leibler 距离(简称 KL 距离)度量最优视点集获取的信息分布和模型表面固有信息分布的差异程度.与以往利用 KL 距离衡量视点的方法不同,本文基于不同级别的平均曲率来计算 KL 距离,并且将结果用于最优视点集视点数量的有效控制上.相比于其他方法,这种量化的方式可以更准确地控制最优视点集中的视点数量,保证用最少的视点来有效认知 3D 物体.

2 曲率计算

3D 物体的局部结构特征信息依赖于曲率,更准确地说是平均曲率,因为平均曲率这种张量场可以很好地表现 3D 模型的视觉特征^[16].为了对物体表面的特征信息进行量化,本文将平均曲率作为顶点重要度依据参与后面的视点评分运算.

目前已有很多计算曲率的办法,如 Normal Cycle 算法^[28]等,然而这些算法的结果严重依赖于模型表面的网格分辨率,这在很大程度上是因为这些算法都采用 1 环邻域的方法^[29].我们更希望得到 3D 物体表面较大尺度的外观特征,将那些在一定范围内顶点法线变化大的区域标记为高曲率;反之,标记周围顶点法线变化不大的区域为低曲率.

本文采用了 Alliez 等^[16]提出的曲率计算方法,为了在网格模型表面得到一个连续的张量场,通过估算每个顶点处的曲率张量来建立分段线性曲率张量场,然后在三角形上对这些值进行线性插值.一种自然的曲率张量可以通过沿着边的每个顶点来定义.具体的计算过程见文献[16].

这种曲率计算的一个重要特征是通过调整顶点

v 的邻域半径 γ ,可以得到不同尺度下的曲率.如图 3 所示,使用较小的邻域半径可以得到更多的细节,而较大的邻域半径得到的效果类似于对区域进行平滑^[30].本文采用 $\gamma=0.6\% \times B_{\max}$,其中 B_{\max} 表示模型包围盒最长边的长度,既能得到大多数中等尺度的表面特征,又可以保证较高的计算效率.

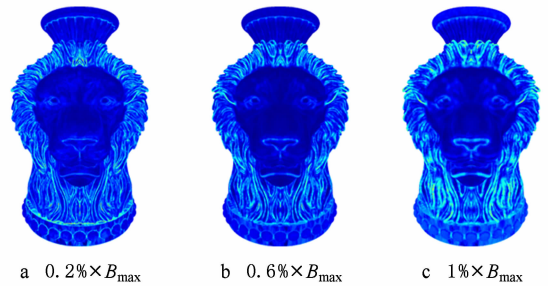


图 3 使用不同 γ 得到 Lion 模型的平均曲率分布图

由于使用文献[16]计算得到的曲率可以捕获顶点周围一定范围内的法线变化情况,而人眼对于特征变化的高频部分更具敏感性,故采用该方法得到的平均曲率可以反映出视觉重要度特征,这可以从图 4 中得到明显体现.可以看出,本文得到的平均曲率(如图 4 a 所示)和文献[31]中实验得到的视觉关注度(如图 4 c 所示)具有很强的对应关系,比如 Armadillo 模型的脸部、腹部及四肢, Dinosaur 模型的眼睛、鼻子、脖子、四肢和尾巴,以及 Igea 模型的五官、左脸凿痕和头发部位.

为了避免模型表面噪声的干扰和网格上局部大曲率区域(对应于尖锐特征)的存在,本文对求得平均曲率进行均衡化处理,使曲率直方图近似为均匀分布.从图 4 可以看出,经过直方图均衡化以后(如图 4 b 所示),本文得到的平均曲率分布和文献[31]中实验得到的视觉关注度(如图 4 c 所示)的对应关系进一步得到了加强.

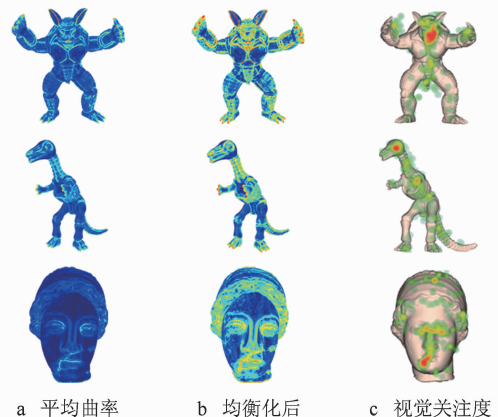


图 4 平均曲率与视觉关注度具有很强的相关性

为了保证均衡化过程能够更加真实地反映模型表面曲率分布,本文将直方图采样级别设定为 256,均衡化数值和原值的混合系数设定为 0.5. 平均曲率直方图均衡化计算完毕之后,为了使特征分布更趋一致性并便于后续的计算,本文将曲率分布再转

换为 32 阶直方图. 这个过程如图 5 所示,对 Igea 模型表面的 256 阶曲率分布直方图(如图 5 a 所示)进行均衡化处理(如图 5 b, 5 c 所示分别采用混合系数为 1 和 0.5),最后将结果离散化为 32 阶直方图(如图 5 d 所示).

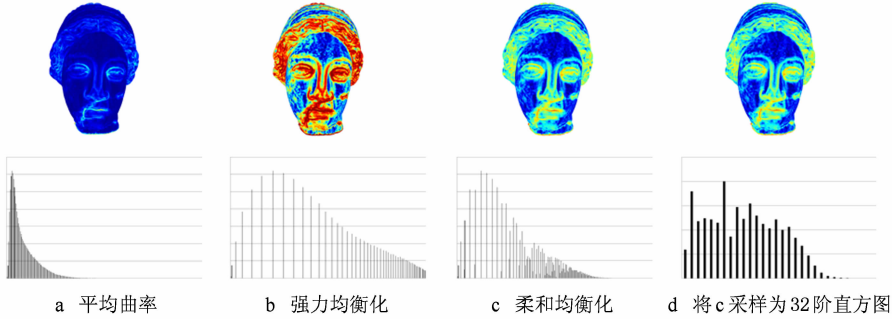


图 5 对 Igea 模型的平均曲率处理过程

3 视点评分

大多数视点评分方法将视点处的模型投影图像作为计算对象,模型表面的特征信息通过颜色来编码,最后使用图像处理技术计算投影面积、轮廓等信息^[15]. 使用图像作为计算对象的问题是计算结果往往对图像分辨率敏感,而选择较高的分辨率会对算法效率产生较大影响^[22].

为了保证视点评分结果忠实地反映 3D 模型表面特征,本文直接将 3D 模型面片作为计算对象,面片曲率依靠其顶点曲率求平均得到. 面片对某一视点是否可见取决于其 3 个顶点是否都可见,或者其中心点是否可见,而顶点的可见性可以很容易地通过深度缓存数值和顶点实际深度比较来判断.

从第 2 节的分析可知,高平均曲率区域也是人眼习惯关注的区域. 与传统的视点评分方法类似^[12],可以将可见面片平均曲率之和作为视点评分依据. 可见平均曲率之和

$$M'(\omega) = \sum_f C_f \quad (1)$$

为了反映透视投影导致的面片投影面积的变化,本文将面片法线和视线向量之间夹角作为调节参数,将式(1)修改为

$$M(\omega) = \sum_f C_f \cdot p_f \quad (2)$$

其中, $P_f = \text{abs}(\mathbf{V} \cdot \mathbf{N}_f)$, 用来表示面片 f 在视平面的投影权重, \mathbf{V} 表示视线向量, \mathbf{N}_f 表示面片 f 的法线向量. 但是,通过式(2)得到的视点分数会受到高平均曲率区域的影响,导致过多关注局部高特征的

区域,而忽略物体全局特征分布. 图 6 a 所示为使用式(2)得到的模型最优视点,这个视点可以观察到模型五官、发型等重要信息,但却忽略了模型的底座.

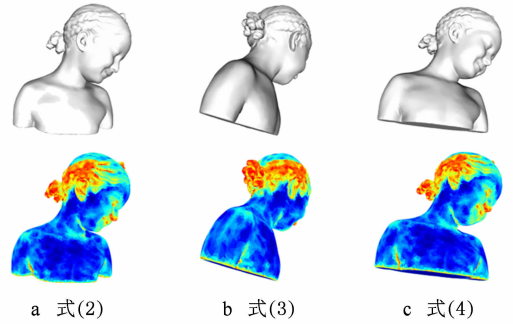


图 6 Bimba 模型最优视点及其平均曲率示意图

为了解决这个问题,本文引入信息熵. 香农提出的信息熵理论解决了对信息的量化度量问题,也被广泛应用于视点评分应用中^[7,15,21,23]. 一个视点对于平均曲率分布的信息熵可以定义为

$$E(\omega) = - \sum_i \frac{R_i}{R} \log\left(\frac{R_i}{R}\right) \quad (3)$$

其中, R_i 表示属于曲率直方图第 i 级的网格模型可见面片在视点 ω 处的投影面积, $R_i = \sum_{f \in H(i)} R_f p_f$; R 表示模型总的投影面积.

利用信息熵,可以找到特征分布尽可能广且平均的视点. 图 6 b 所示为使用式(3)得到的模型最优视点,从其平均曲率分布图可以看出,这个视角能够获取到多样化的模型表面特征,然而一些重要特征(比如五官)却丢失了.

本文期望获取的最佳视点不但能包含多样化的曲率特征信息,而且能包含更多的视觉重要特征区

域,所以将式(2)(3)这 2 个评分公式进行结合,得到

$$S(\omega) = M(\omega) \cdot E(\omega) \quad (4)$$

从图 6c 可以看出,利用式(4)得到的模型最优视点既很好地捕获到了五官、发型等重要特征区域,也尽可能地保留了底座等低曲率但语义重要的区域,用户通过这个视角可以更加全面地了解到这是一个微笑的、梳着发辫、底座水平的小女孩雕像。

4 生成代表性视点

为了得到最优视点,本文首先使用 Bourke 的方法^①生成 258 个平均分布于模型观察球上的候选视点,其中,观察球的球心位于模型中心,观察球半径 R 通过

$$R = b / \sin(F/2)$$

计算得到, b 表示模型包围球半径, F 表示视点视野角度.使用式(4)为这些候选视点计算得分,分数最高的视点被称为最优视点,可用于代表 3D 模型(如图 7 所示).

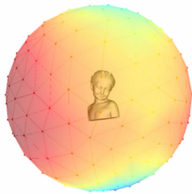


图 7 模型的候选视点及其质量

还可以继续添加其他最优视点来共同组成最优视点集.新添加的视点必须满足 2 个条件:

- 1) 在剩余候选视点中评分最高;
- 2) 与最优视点集中已有视点区分度足够大.

为了满足这 2 个条件,本文对视点 ω 的平均曲率重要度公式(式(2))修改为

$$M_n(\omega) = \sum_f C_f \cdot \max(p_f - p_{f_{\max}}, 0);$$

其中 $p_{f_{\max}} = \max_{\omega \in W} (p_f(\omega))$,表示目前选定的最优视点集合 W 中面片 f 的最大投影权重,初始为 0.将此公式带入式(4)中,得到应用于最优视点集生成的视点评分标准为

$$S_n(\omega) = M_n(\omega) \cdot E(\omega) \quad (5)$$

式(5)将赋予包含重要信息多、信息量大,且与集合中已有元素区别度大的视点较高评分.这些很好地满足了添加新的最优视点的 2 个条件.

本文利用式(5)不断选定最优视点,将其插入最优视点集中,直到如下 2 个终止条件之一得到满足为止:

1) 可见的模型面片已经占据了模型绝大部分区域^[23];

2) 已经包含了足够多的用于认知这个 3D 模型的信息.

这 2 个终止条件中,前者使用可见面片面积和模型总面积的比例来表示;后者使用 KL 距离来衡量.KL 距离是 2 个概率分布 p 和 q 差别的非对称性的度量.2 个定义在 χ 上的概率分布 $p = \{p(x)\}$ 和 $q = \{q(x)\}$ 之间的 KL 距离为

$$KL(p | q) = \sum_{x \in \chi} p(x) \log(p(x)/q(x)) \quad (6)$$

为了连续性,设 $0 \log 0 = 0$. p 表示集合中可见面片的平均曲率分布,而 q 表示模型表面平均曲率的分布.此处的 KL 距离表示藉由最优视点集所获取的模型表面特征分布和 3D 模型表面特征分布的接近程度.数值越小,表明最优视点集越有助于观察者准确认知 3D 物体.值得注意的是,KL 距离虽已被应用于衡量视点质量的计算^[32-33],但与本文方法存在很大差异.已有的方法在计算 KL 距离时均使用最基本的面片作为衡量条件,而在式(6)中本文则使用不同级别的平均曲率(即不同级别的视觉重要度)进行计算,具有更高层的视觉信息.此外,本文将 KL 距离的计算应用于控制最优视点集中视点的数量,而这种有效控制手段也是已有方法所欠缺的.

综上,本文提出最优视点集选择算法,其中用户可以调节终止条件阈值 δ_{kl} 和 δ_r 来影响得到的最优视点集中的视点数量,本文默认情况下,设定 $\delta_{kl} = 0.02, \delta_r = 0.8$.

算法 1. 最优视点集选择算法

Step1. 生成候选视点

Step2. 针对每个未处理的候选视点

Step3. 利用式(5)计算视点得分

Step4. 选择得分最高的视点加入选定视点集中

Step5. 依靠式(6)计算最优视点集 KL 距离,并计算可见面片面积和模型表面积比值 r

Step6. 如果 KL 距离小于 δ_{kl} 或不收敛,或者 r 大于 δ_r ,则算法结束

Step7. 否则,继续执行 Step2

5 实验结果及分析

为了验证本文方法的性能,我们在一台 Intel Core i7-860 CPU(2.80 GHz, 8 CPUs), 12 GB 内存

① <http://paulbourke.net/geometry/circlesphere/>

和 NVIDIA GeForce GTX 460 显卡(1 GB 显存)的 PC 机上进行了实验,包含效率分析、最优视点和最优视点集三方面的内容. 本文测试模型来自 AIM@SHAPE Shape Repository^①, The Stanford 3D Scanning Repository^②, Princeton Shape Benchmark^③.

5.1 效率分析

采用经典的网格显著度算法^[12]需要计算多个层次的曲率信息,计算效率受限;为了提高效率,文献^[14]中将模型进行简化后计算显著度. 但即便如此,对于具有 540 000 顶点的 Buddha 模型来说,只计算其显著度也需要 102 s. 采用本文方法为部分模

型计算最优视点的时间统计如表 1 所示,可以看出,本文方法的计算效率比文献^[12]有了大幅度提高. 本文方法的计算时间和模型面片数成比例增长,这是因为所有计算都在模型表面完成. 在使用图像处理技术计算视点评分的方法中,计算时间主要受投影图像分辨率影响,如文献^[22]中使用 512×512 分辨率的图像,候选视点是 100 的条件下,计算模型最优视点的时间大约是 110 s. 对于大复杂度模型(面片数大于 500 000),虽然本文方法时间耗费相对更多,但得到的最优视点结果不受投影图像分辨率影响,更加稳定.

表 1 部分模型计算时间统计

模型名称	面片数	文献 ^[12] 方法/s		本文方法/s	
		网格显著度	最优视点	平均曲率	最优视点
Pitbull	25 030	10.78	19.65	0.14	8.04
Horse	96 966	31.92	53.02	0.90	16.54
Chambord	224 644	22.53	68.27	4.46	40.18
Armadillo	345 944	690.94	760.48	6.68	58.09
Dragon	871 306	3 534.50	3 698.36	46.06	159.41
Blade	1 765 388	11 452.46	11 782.30	85.03	317.37

5.2 最优视点

将本文方法得到的最优视点和目前最具权威的文献^[15]方法进行对比. 尽管本文方法是全自动的,但对于全部 19 个三维模型,其中大部分结果与需要大量用户交互的文献^[15]的结果十分接近,表明使用本文方法对视点的评分和用户观察习惯一致度极

高. 这主要得益于本文使用的平均曲率可以较好地反映模型表面的视觉特征,并且信息熵的引入使得视点所获取的信息量化成为可能. 限于篇幅,图 8 中只给出了 2 种方法差距较大的结果. 对于蚂蚁、椅子、老鹰、八爪鱼等模型,2 种方法得到的最优视点有比较明显的区别,但这些模型的最优视点往往表现出仁者见仁的特点,很难说哪个视点能够被多数人接受. 本文方法得到的蚂蚁、椅子模型的最优视角是前方,从观察习惯上来说,要优于从后方的观察角度;而老鹰、八爪鱼模型在本文中得到的是仰视视角,从认知角度来说,更利于捕获这 2 种生物所具有的特性(如爪子、触角).

5.3 最优视点集

本文构造了一个包含 133 个模型的数据库,包括扫描、人造、自然、动物、人体、家居、植被、交通工具、建筑、器官等模型,图 9 所示为对这个数据库中模型进行最优视点集计算得到的统计结果. 可以看出,接近一半的模型只需要 1 个最优视点即可满足认知需求,表明本文方法得到的最优视点极具代表



图 8 2 种方法得到的最优视点比较

① <http://shapes.aim-at-shape.net/>

② <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>

③ <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/>

性,并且更加紧凑、有效;对于其他模型,1 个最优视点获取的信息分布和原始信息分布的 KL 距离较大,而通过构造最优视点集可以解决这个问题.由于模型的对称性,不同视点所观察到的模型快照可能重复,这可以很容易地通过深度图之间的图像对称性检测来解决^[34].

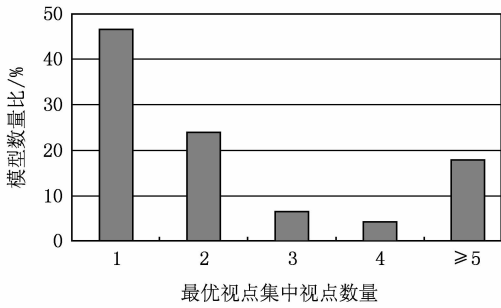


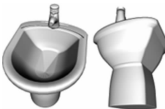



图 9 数据库中模型最优视点集中的视点数量分布情况

表 2 所示为部分模型的最优视点集,绝大部分模型可以通过 KL 阈值 δ_{kl} 作为终止条件;而少数模型则需要依靠可见面积比阈值 δ_r ,这是由于这些模型的表面平均曲率分布比较分散,如 ChinaDog 表面特征很多,而且分布广泛,利用少数几个视角很难获取足够多的信息.

表 2 部分模型得到的最优视点集

最优视点集	KL 距离	可见面积比
	0.0009	0.38
	0.007	0.43
	0.015	0.74
	0.03	0.84

由于本文使用 KL 距离来定量表示最优视点集所观察到的信息分布和模型表面信息分布之间的差异程度,因此可以定量判断添加到最优视点集中的视点是否已经能够有效认知 3D 模型,而其他很多最优视点集计算方法并不能对获取的信息进行定量分析.如图 10 所示,文献[18]中使用固定数目为 4 或 3 的最优视点集,并没有考虑模型的特殊性;而本

文方法可以得到更具代表性且数目更少的视点集.如图 11 所示,本文方法得到的 HappyBuddha 模型最优视点集包含 2 个最优视点,而文献[14]方法中是 3 个,可以看出,第 3 个视点中观察到的侧面衣服褶皱等信息利用前 2 个视点即可获取.此外,文献[15]中也探讨了最优视点集的生成,该方法使用 mean-shift 聚类方法来得到视点评分方程中的峰值视点,组成最优视点集;但无法对最优视点集中包含的信息量和原始模型之间进行定量比较,导致最优视点集的冗余.图 12 a 所示为使用文献[15]方法得到的 Lucy 模型最优视点集,这 7 个视点得分分别为 9.3,9.2,8.2,8.0,6.7,6.7 和 6.2.图 12 b 所示为本文方法的结果,该最优视点集和模型的 KL 距离是 0.023,面积比为 0.87.尽管文献[15]方法得到的视点区分度足够大,但数量太多;与本文方法得到

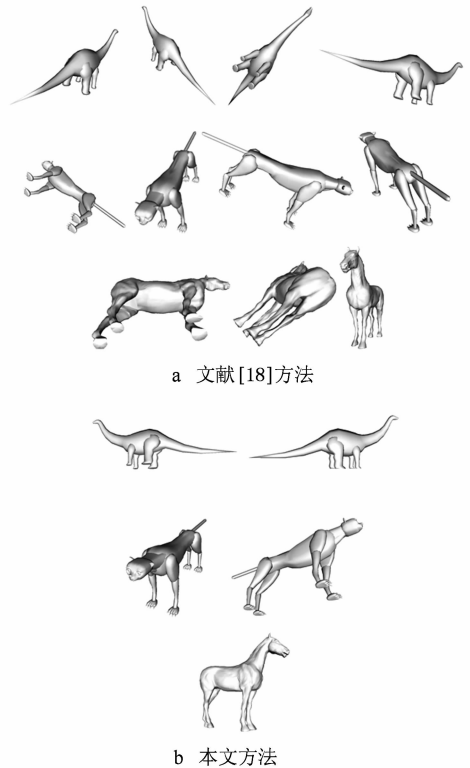


图 10 2 种方法得到的 3 种模型最优视点集结果对比

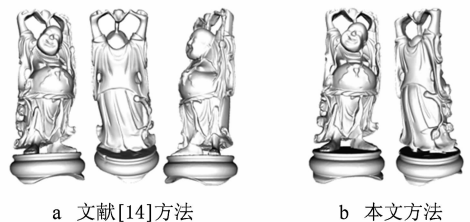


图 11 2 种方法得到的 HappyBuddha 模型最优视点集对比



图 12 2 种方法得到的 Lucy 模型最优视点集比较

的结果相比,其后 3 个视点和前面的第 2,1,4 个视点很接近,属于冗余视点.而本文方法第 1 个视点和模型的 KL 距离已经达到了 0.035,表明第 1 个最优视点已经极具代表性.

5.4 局限性

由于本文方法严重依赖于平均曲率,尽管使用信息熵可以在一定程度上调节大曲率区域对最优视点产生的影响,但一些本身具备多样化曲率而语义上并不重要的区域会使得最优视点并不符合人类观察习惯.如图 13 中的模型,使用本文方法得到的最优视点是斜后方(如图 13 a 所示),因为后部的头发以及肩膀、底座等部位曲率分布范围广,并且高曲率区域较多;很显然,采用图 13 b 所示的观察视角可以获得更多语义上的重要信息(比如五官).

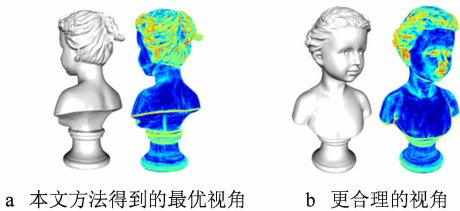


图 13 本文方法对某些平均曲率分布分散的模型失效

6 总 结

本文将带有视觉重要度信息的平均曲率作为模型特征,利用信息熵理论解决视点获取信息的量化问题,提出一种新的视点评分方法,对于那些能够看到更多高平均曲率区域,并且所见信息量较大的模型视点得分较高.本文将此评分方法引入最优视点集应用当中,利用信息量和可见面积比例控制得到的最优视点数目,能够得到最小数目的代表视点,

保证获取到大部分 3D 模型信息.本文方法计算速度快,不需要任何用户交互,特别适用于 3D 模型预览、索引、对称性查找等领域.

虽然本文使用平均曲率作为衡量模型表面特征的数值,但其他类似的数值,比如网格显著度^[12]、兴趣区域^[14]以及语义分块^[19]等都可以作为表面特征数值,并使用本文的评价方程来评估视点质量.这些准则计算复杂,需要提高效率,我们会在今后工作中探索这种可能性.

参考文献 (References):

- [1] Lin C K, Tai W K. Automatic upright orientation and good view recognition for 3D man-made models [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(4): 1524-1530
- [2] Christie M, Olivier P, Normand J M. Camera control in computer graphics [J]. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(8): 2197-2218
- [3] Drucker S M, Zeltzer D. CamDroid: a system for implementing intelligent camera control [C] // *Proceedings of the Symposium on Interactive 3D Graphics*. New York: ACM Press, 1995: 139-144
- [4] Mühler K, Neugebauer M, Tietjen C, *et al.* Viewpoint selection for intervention planning [C] // *Proceedings of the 9th Joint Eurographics/IEEE VGTC Conference on Visualization*. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2007: 267-274
- [5] Gao Y, Wang M, Zha Z J, *et al.* Less is more: efficient 3-D object retrieval with query view selection [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2011, 13(5): 1007-1018
- [6] Plemenos D, Benayada M. Intelligent display in scene modelling. new techniques to automatically compute good views [C] // *Proceedings of International Conference GraphiCon*. Saint Petersburg: MAKSPress, 1996, 96: 1-5
- [7] Feldman J, Singh M. Information along contours and object boundaries [J]. *Psychological Review*, 2005, 112(1): 243-252
- [8] Blanzfil V, Tarr M J, Bülthoff H H. What object attributes determine canonical views? [J]. *Perception*, 1999, 28(5): 575-600
- [9] Stoev S L, Strasser W. A case study on automatic camera placement and motion for visualizing historical data [C] // *Proceedings of the 13th IEEE Conference on Visualization*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2002: 545-548
- [10] Cao Weiguo, Hu Ping, Li Hua, *et al.* Canonical viewpoint selection based on distance-histogram [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 21(9): 1515-1521 (in Chinese)
(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, 21(9): 1515-1521)

- [11] Polonsky O, Patané G, Biasotti S, *et al.* What's in an image? [J]. *The Visual Computer*, 2005, 21(8-10): 840-847
- [12] Lee C H, Varshney A, Jacobs D W. Mesh saliency [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 659-666
- [13] Miao Yongwei, Wang Hongjun, Shou Huahao. Best viewpoint selection driven by relief saliency entropy [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 23(12): 2033-2039 (in Chinese)
(缪永伟, 王洪军, 寿华好. 浮雕显著性信息熵驱动的三维模型最优视点选择[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 23(12): 2033-2039)
- [14] Leifman G, Shtrom E, Tal A. Surface regions of interest for viewpoint selection [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 414-421
- [15] Secord A, Lu J W, Finkelstein A, *et al.* Perceptual models of viewpoint preference [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(5): Article No. 109
- [16] Alliez P, Cohen-Steiner D, Devillers O, *et al.* Anisotropic polygonal remeshing [C] // *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH*. New York: ACM Press, 2003: 485-493
- [17] Meyer M, Desbrun M, Schröder P, *et al.* Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds [M] // Hege H C, Polthier K. *Visualization and Mathematics III*. Heidelberg: Springer, 2003: 35-57
- [18] Laga H. Semantics-driven approach for automatic selection of best views of 3D shapes [C] // *Proceedings of the 3rd Eurographics Conference on 3D Object Retrieval*. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2010: 15-22
- [19] Mortara M, Spagnuolo M. Semantics-driven best view of 3D shapes [J]. *Computers & Graphics*, 2009, 33(3): 280-290
- [20] Vázquez P P, Feixas M, Sbert M, *et al.* Viewpoint selection using viewpoint entropy [C] // *Proceedings of the Vision Modeling and Visualization Conference*. Berlin: AKA, 2001: 273-280
- [21] Vázquez P P, Feixas M, Sbert M, *et al.* Automatic view selection using viewpoint entropy and its application to image-based modelling [J]. *Computer Graphics Forum*, 2003, 22(4): 689-700
- [22] Yang Liming, Wang Wencheng, Wu Enhua. Viewpoint selection by feature measurement on the viewing plane [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(9): 1097-1103 (in Chinese)
(杨利明, 王文成, 吴恩华. 基于视平面上特征计算的视点选择[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(9): 1097-1103)
- [23] Serin E, Doger C, Balcisoy S. 3D object exploration using viewpoint and mesh saliency entropies [M] // Gelenbe E, Lent R, Sakellari G. *Computer and Information Sciences II*. Heidelberg: Springer, 2012: 299-305
- [24] Sbert M, Feixas M, Castelló P, *et al.* Information theory tools for viewpoint selection, mesh saliency and geometry simplification [M] // Plemenos D, Miaoulis G. *Intelligent Computer Graphics*. Heidelberg: Springer, 2009, 240: 41-61
- [25] Vieira T, Bordignon A, Peixoto A, *et al.* Learning good views through intelligent galleries [J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 717-726
- [26] Yang Liming, Han Honglei. Viewpoint selection Benchmark design and application [J]. *Journal of Software*, 2010, 21(zk): 165-172 (in Chinese)
(杨利明, 韩红雷. 视点选择 Benchmark 的设计与应用[J]. *软件学报*, 2010, 21(zk): 165-172)
- [27] Yamauchi H, Saleem W, Yoshizawa S, *et al.* Towards stable and salient multi-view representation of 3D shapes [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006: 265-270
- [28] Cohen-Steiner D, Morvan J M. Restricted Delaunay triangulations and normal cycle [C] // *Proceedings of the 19th Annual Symposium on Computational Geometry*. New York: ACM Press, 2003: 312-321
- [29] Rusinkiewicz S. Estimating curvatures and their derivatives on triangle meshes [C] // *Proceedings of the 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2004: 486-493
- [30] Lavoué G. A multiscale metric for 3D mesh visual quality assessment [J]. *Computer Graphics Forum*, 2011, 30(5): 1427-1437
- [31] Kim Y, Varshney A, Jacobs D W, *et al.* Mesh saliency and human eye fixations [J]. *ACM Transactions on Applied Perception*, 2010, 7(2): Article No. 12
- [32] Feixas M, Del Acebo E, Bekaert P, *et al.* An information theory framework for the analysis of scene complexity [J]. *Computer Graphics Forum*, 1999, 18(3): 95-106
- [33] Sbert M, Plemenos D, Feixas M, *et al.* Viewpoint quality: measures and applications [C] // *Proceedings of the 1st Eurographics Conference on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging*. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2005: 185-192
- [34] Kazhdan M, Chazelle B, Dobkin D P, *et al.* A reflective symmetry descriptor [M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2002, 2351: 642-656