

利用形状特征的三维人造物体模型正朝向识别算法

姜 玻, 曾 鸣, 刘新国*

(浙江大学 CAD & CG 国家重点实验室 杭州 310058)
(xgliu@cad.zju.edu.cn)

摘 要: 仅从三维模型的几何信息推测模型正朝向是一项具有挑战性的工作. 文中针对三维人造物体模型, 提出了一种全自动的正朝向识别算法. 首先分析模型本身面片朝向、模型对称性及模型三维凸包的面片朝向, 找出若干组朝向三元组, 使得组内 3 个朝向两两正交; 然后将每组朝向三元组构成的标架旋转到标准坐标系, 通过对模型面片的法向和面积进行统计, 投票筛选出唯一标架, 使得模型能够与标准坐标系对齐; 最后基于静力学平衡原理、模型可见性等准则, 从标准坐标系的 6 个候选朝向中选取正确的正朝向. 在一个三维模型数据库上进行实验的结果显示, 该算法可以很好地处理绝大部分模型, 包括目前最好的非监督方法不能处理的模型.

关键词: 正朝向; 三维人造物体; 主轴
中图法分类号: TP391.41

An Upright Orientation Detection Algorithm for 3D Man-Made Objects Based on Shape Properties

Jiang Bo, Zeng Ming, and Liu Xinguo*

(State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

Abstract: To handle the challenging problem for inferring the upright orientation of 3D models only from geometry, we propose an automatic upright orientation detection algorithm for man-made objects in this paper. The proposed method takes advantages of the orientation clues from the shape properties, such as the facet orientation, symmetry and 3D convex hull facet orientation. We first use these clues to extract candidate orientations and get those orientation triplets that the orientations are pairwise orthogonal to form a frame. Next, we rotate the frame to the canonical coordinate and select the best one that aligns the model with canonical coordinate using model facet normal and area. Finally, we use various criterions on static stability and visibility to choose the correct upright orientation from the six axis-aligned candidates of canonical coordinate orientation. We have tested the proposed method on a 3D model database, and the results show that the proposed method outperforms the state-of-the-art methods.

Key words: upright orientation detection; 3D man-made objects; principal axis

随着数字建模技术的快速发展, 建模软件的广泛应用和三维扫描仪的普及, 基于点云或离散网格的数字几何处理算法获得了空前的发展. 早期算法基于较低层信息, 如空间坐标、法向、曲率和拓扑等,

因而缺乏对模型语义信息的理解. 近年来, 各类对三维模型语义信息进行分析的算法, 即形状分析算法得到了很大的发展, 代表性的工作有模型分割^[1]、对称性分析^[2]、对应问题^[3]等.

收稿日期: 2012-08-31; 修回日期: 2012-09-24. 基金项目: 国家自然科学基金(60970074); 霍英东教育基金; 中央高校基本科研业务费专项资金. 姜 玻(1984—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为形状分析、数字几何处理; 曾 鸣(1985—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为人脸跟踪、三维重建、动态几何获取; 刘新国(1972—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为几何处理、虚拟现实、三维重建.

本文要解决的三维模型正朝向识别问题属于形状分析问题中的一类。地球上的静态物体一般具有一个稳定朝向,包括动物、植物和各类人造物体等。对于计算机中的虚拟世界,物体朝向应当遵循现实世界的规律,然而现有的三维建模软件及三维扫描设备在处理模型时都是基于各自的局部坐标系,无法确保导出的模型朝向是正朝向。又因为在模型检索、大规模场景建模、最佳视角选取等实际问题中,如果模型正朝向已经确定,会给后续算法带来许多便利。

三维模型正朝向识别涉及对模型语义信息进行推理,机器学习类算法对此类问题一般具有较好的效果,但是训练集的选取对最终结果影响较大;此外训练时间相对较长,且训练集加入新样本后往往需要重新训练。Fu 等^[4]用随机森林和支持向量机对模型候选朝向进行学习,用训练出的分类器确定新给定模型的正朝向。但仅通过模型的三维几何信息去推测模型正朝向仍然是一项极富挑战性的工作。本文通过观察发现,模型的几何信息中往往蕴含了朝向信息,特别是对于人造物体模型,为此 Lin 等^[5]和 Jin 等^[6]均提出了非学习的方法。本文提出的方法也属于非学习方法。

三维人造物体模型中蕴含的朝向信息多数基于模型本身的功能和设计而来,而这些功能和设计上的考虑常常是相互矛盾的^[4],所以很难用某一种特定准则直接得到正朝向。然而,基于这些特定准则得到的候选朝向里很多与正朝向具有高度一致性,或者直接包含正朝向,但要从这些朝向里直接鲁棒地筛选出正朝向仍然较为困难。受到 Jin 等^[6]和 Golovinskiy 等^[7]工作的启发,本文通过对模型进行分割、对称性分析和凸包分析求出若干候选朝向,并利用这些朝向构造标架;然后找出能够使模型与标准坐标系对齐的标架;最后从标准坐标系的 6 个候选朝向里选取正确的正朝向。与文献^[6]不同,本文的模型对齐算法完全是基于三维几何信息的。

1 相关工作

1.1 模型正朝向识别算法

随着应用需求的增加,模型正朝向识别近年来受到越来越多的关注。针对人体模型朝向判定,吴伟和等^[8]提出了一种基于支持向量机的姿态无关人体朝向判定方法。对于一般物体,主成分分析(principal component analysis, PCA)仍然是解决此类问题最常用的技术,但是 PCA 并不能真正解决正朝向问

题,只是把问题降维到若干主方向上。同时,PCA 技术对于很多模型并不鲁棒^[4]。

Fu 等^[4]首次解决了模型正朝向识别问题。他们首先基于模型凸包筛选出若干候选底座,对每一个底座提取若干特征,包括静平衡性、对称性、面片平行性和模型可见性;为了从这些候选底座中选出正确底座,用随机森林和支持向量机对提取的特征进行学习,得到一个评价函数。对于新的测试模型,通过评价函数即可得到新模型的底座。该算法可以得到 90% 左右的正确率,但是测试集模型需要经过筛选,且需人工标定测试集中每个训练样本的正确底座。改动训练集需要重新学习评价函数。

Lin 等^[5]的算法类似于文献^[4],利用凸包信息计算候选底座,再通过一系列准则找出正确底座。由于未使用学习算法,对于不同类型的模型该算法正确率波动较大,从 50%~95% 不等。该算法在解决正朝向识别问题的同时解决了最佳视点选取问题。模型可见性测试是 Lin 等^[5]算法的瓶颈,对于单个模型,该算法总耗时约为 150 s。

Jin 等^[6]将正朝向识别问题分解为 2 个步骤。第一步利用图像的正朝向修正算法 TILT^[9]调整模型投影的朝向,进而调整模型朝向。由于 TILT 是二维图像算法,其在 $y-z$ 、 $z-x$ 和 $x-y$ 3 个投影平面上有选择地进行迭代修正,最终使模型与标准坐标轴对齐。第二步利用类似于文献^[4-5]的准则从标准坐标系的 6 个候选朝向里选取正朝向。由于从三维到二维的投影丢失了几何细节信息,文献^[6]算法对于具有多个同等重要 parts、而它们的 low-rank 朝向各不相同的模型,或这些 parts 与正确底座不平行的模型均会失效。本文采取与文献^[6]类似的两步策略,但第一步直接在三维空间实施,避免了图像空间里的歧义性。

1.2 最佳视角选取算法

全自动选取模型最佳视角是一项非常重要的工作,尤其是为大型模型库自动生成缩略图。现有的方法主要从两方面考虑该问题:一是使感兴趣的区域尽可能多地被观察到,不同算法对兴趣程度提出了不同度量,包括 viewpoint entropy^[10], view saliency^[11], shape distinction^[12]等;二是使冗余信息尽可能少地被观察到,对冗余的度量包括对称性^[13]、相似性^[14]等。

最佳视角选取与模型正朝向识别存在内在联系,模型确定正朝向后其视点选取的候选空间即被极大地缩小了。Lin 等^[5]将正朝向识别与最佳视角选取作为一个整体问题来处理,得到的最佳视点考

虑了朝向因素,但仍然没有在与正朝向垂直的平面内对视角方向选取做进一步优化.

1.3 对称性分析

对称性是物体的重要几何属性,在快速建模、模型合成等应用中,对称分析算法都起到了重要作用.按照对称性分析的作用范围,对称性研究包括模型整体对称性和局部对称性.按照待分析模型的属性不同,对称性分析包括刚体及非刚体模型的对称性分析,详见文献[2].本文的对称分析属于刚性物体的整体对称性分析.

1.4 图像正朝向识别算法

解决图像正朝向识别问题一般是从4种可能的朝向 $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ 和 270° 里选择一个最佳朝向^[15-16].此类算法通常把该问题看做类别数为4的分类问题,但是针对图像每一朝向所提取的特征向量维度很高,高达数千维.简单地将图像算法推广到三维需要很大的训练集,比构造图像的构造集要困难得多,因而并不适用.

1.5 三维模型检索

给定一个模型,三维模型检索算法在模型数据库里查找与该模型相似的模型^[17].检索问题的核心在于如何高效、鲁棒地计算2个模型的相似程度,通常的做法都是先将所有模型变换到统一的空间里,然后再做比较.正朝向识别算法可以作为相似度度量的一部分,因而可以大大降低模型比较的自由度.

2 问题描述及算法流程

第1节中已经阐述了正朝向识别问题的重要性和完全基于几何信息实现的难点.一种直观的做法

是遍历朝向的所有可能性,基于某些准则找出唯一的正朝向,但由于在整个球面坐标系下进行遍历的搜索空间过大,会导致算法低效.另一方面,穷举搜索并不必要,因为根据模型的形状特征,绝大多数朝向都是不符合常理的,可以直接滤去.因而第1节回顾的算法都是先根据经验准则提取一些候选朝向或候选底座,然后计算最终正朝向.

在提取候选朝向或候选底座时需要利用模型本身的形状特征,而这些特征均基于模型本身的功能和设计上的考虑,因而常常是相互矛盾的^[4],很难用某一种特征直接计算得到正朝向.本文通过观察发现,基于不同方法得到的候选朝向里很多与正朝向具有高度一致性,或者直接包含正朝向.受到文献[6-7]工作的启发,本文综合考虑各种方法得到候选朝向,并构成集合.

图1所示为本文算法的流程.对于任意给定的输入模型,首先基于模型的三维几何信息对输入模型进行3种形状特征分析,找出所有可能的正朝向.步骤如下:

Step1. 模型分割,合并近似共面的面,提取分割后每个patch的平均法向;

Step2. 计算模型凸包,再利用Step1对凸包进行分割,提取分割后凸包每个patch的平均法向;

Step3. 对称性分析,找出旋转对称轴方向和镜面对称的对称面法向.

经过这3个步骤可得到相当数量的候选朝向.对于绝大部分人造物体模型,这些朝向里一定存在至少3个相互正交(或近似正交)的朝向,构成一组标架,通常这样的标架不止一组.为了减小后续算法中查找标架的搜索空间,本文使用 k -means聚类算法对候选朝向进行聚类.因为对称性分析得到的

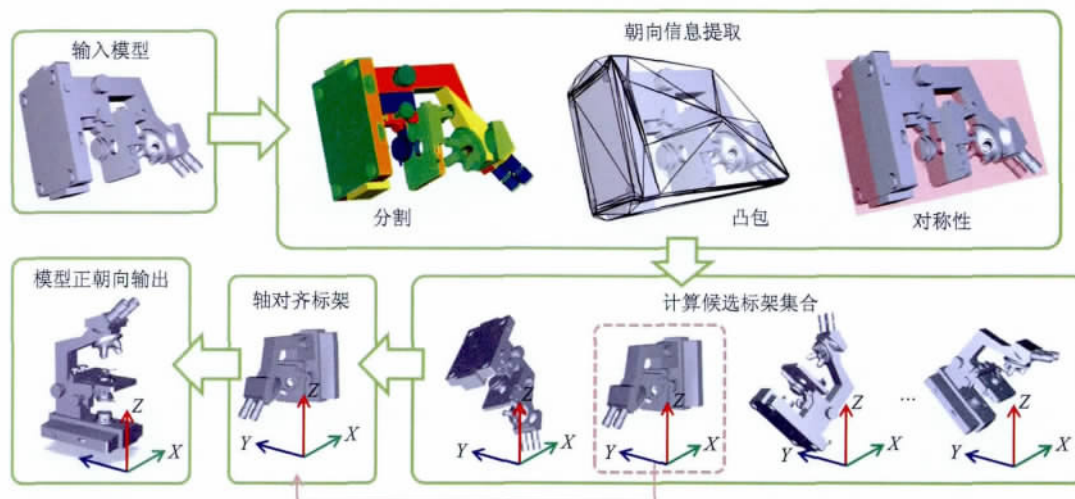


图1 本文算法流程

朝向置信度较高,所以本文只对 Step1, Step2 获得的朝向进行聚类,再直接合并 Step3 的结果. 由于聚类后的候选朝向一般数量较少(约 20~30 个,视 k -means 聚类算法中参数 k 的设置及具体聚类结果而定),通过遍历这些朝向的所有组合,每次取出 3 个,找出那些互相正交(或近似正交)的组合,构成候选标架集合. 每一组标架确定了一个到标准坐标系的旋转,希望找到一组标架,经过旋转后模型能够与标准坐标系对齐. 基于模型面片的面积和法向,通过对标架集合投票,即对每一个候选标架找出模型上那些法向与标准坐标轴平行或近似平行的面片,并将面积加和,加和面积最大的标架即为所求标架. 最后利用类似于文献[6]的方法从标准坐标系的 6 个候选朝向里找出正确的正朝向.

3 算法描述

3.1 朝向信息提取

3.1.1 模型分割

心理物理学实验发现,人们在判断一个物体的整体朝向时会局部朝向信息纳入考虑^[4,18]. 模型本身面片的法向即是局部朝向信息,但这些朝向数量多且不具有良好的一致性. 本文通过观察发现,大多数模型都包含一些相对大块的平面(或近似平面). 同时,这些平面常常平行出现,且其法向与最终模型正朝向一致或与标准坐标轴平齐. 这些大块平面既有可能是支撑底座,也有可能是体现模型重要功能的部件. 因此,统计这些平面的法向可以得到有意义的候选朝向.

本文利用 VSA(variational shape approximation)算法^[19]对模型进行分割,每个 patch 的法向为其内部面片法向的平均值. 为了避免差异明显的 patch 被错误合并,通过设置较大的目标 patch 数作为算法参数;为了减少这部分算法输出的朝向数,后面将会使用 k -means 聚类算法对得到的 patch 法向进行聚类. 模型分割中并没有考虑 patch 的面积,目的是让尽可能多的朝向纳入候选. 这部分得到的朝向构成集合 $\{D_{\text{seg}}\}$.

3.1.2 三维凸包求取及分割

除了面片朝向所属的局部朝向信息外,模型的整体朝向也很重要. 类似于文献[4-5],本文算法利用模型的三维凸包衡量其整体朝向性. 在文献[4]中可以看到,通过三维凸包计算得到的候选底座集合中已经包含了正确底座,因而候选底座的法向中也

应当包含正朝向. 本文使用 CGAL(computational geometry algorithms library)^[20]里的凸包求解算法计算三维模型凸包,并利用 VSA 算法^[19]对凸包面片作分割,最后抽取凸包 patch 的法向形成集合 $\{D_{\text{con}}\}$.

3.1.3 对称性分析

很多人造物体具有各类对称性. 研究表明,对称性与物体朝向具有极大关系,理论依据如下^[21-22]:

理论 1. 镜面对称. 物体任何镜面对称的对称面与主轴垂直.

理论 2. 旋转对称. 物体任何旋转对称轴是主轴.

基于上述理论,可以从对称性分析中得到置信度很高的朝向信息. 为简单起见,本文只考虑全局刚性的镜面对称和旋转对称,采用文献[23]的算法计算对称信息. 下面概述该方法思路,读者可以替换该部分为任意其他对称性分析算法.

对于三维空间中的一个曲面 S ,定义它在 ω 方向上阶为 $2p$ 的 generalized moments 为

$$M^{2p}(\omega) = \int_{s \in S} \|s \times \omega\|^{2p} ds;$$

其中, s 为连接 S 重心和 S 上一点的向量, ds 为无限小面元.

文献[23]提出了一个物体对称性与其 moment functions 对称性关系的定理.

定理 1. 任意物体 S 上的对称关系 I 也是 S 所有 M^{2p} moment functions 上的对称关系. 且如果 S 是关于轴 ω 对称的,那么在 ω 处, M^{2p} 的梯度为 0,即

$$I(S) = S \Rightarrow \forall \omega M^{2p}(I(\omega)) = M^{2p}(\omega) \Rightarrow (\nabla M^{2p}(\omega)) = 0.$$

为了快速求出使 $(\nabla M^{2p})(\omega) = 0$ 的 ω ,文献[23]利用球面调和函数对 generalized moments 进行推导,得出

$$M^{2p}(\omega) = \sum_{l=0}^p \sum_{m=-2l}^{2l} C_{2l,m}^{2p} Y_{2l}^m(\omega),$$

其中 $C_{2l,m}^{2p}$ 和 $Y_{2l}^m(\omega)$ 分别为球面调谐函数的系数和基.

定理 1 指出,物体本身的对称性只是其 generalized moments 对称性的子集. 因此还需要一个过滤过程,找出物体实际对称的部分. 由于过滤过程比较耗时,本文算法略去该步,将所有求得的方向直接作为集合 $\{D_{\text{sym}}\}$.

3.2 计算候选标架集合

在第 3.1 节中得到了一系列候选朝向, $\{D\} = \{D_{\text{seg}}\} \cup \{D_{\text{con}}\} \cup \{D_{\text{sym}}\}$ 为合并后的候选朝向集合. 由于 $\{D\}$ 包含的元素仍然较多,为了降低计算复杂

度,使用 k -means 聚类算法对 $\{D_{\text{seg}}\} \cup \{D_{\text{con}}\}$ 进行聚类. 最终的候选朝向集合为 $\{D\} = F_{\text{kmeans}}(\{D_{\text{seg}}\} \cup \{D_{\text{con}}\}) \cup \{D_{\text{sym}}\}$. 聚类合并后的 $\{D\}$ 仅包含 n (n 取 20~30) 个元素.

接下来对 $\{D\}$ 的 $\binom{n}{3}$ 种取值进行遍历,找出那些互相正交(或近似正交)的朝向,构成标架. 在每一个标架下,存在唯一的旋转 R 使得标架与标准坐标轴重合,也就使得模型在标准坐标系下具有一种姿态,如图 1 所示.

3.3 轴对齐标架筛选

仍然利用第 3.1.1 节提到的心理物理学实验原理来筛选候选标架. 对于任一给定的标架,遍历模型面片,找出那些法向与标准坐标轴平行(或近似平行)的面片,把它们的面积加和作为标架的 score 值. 最终选取 score 值最大的标架作为轴对齐标架,即模型在该标架下与标准坐标系是对齐的.

需要注意的是,仅通过单一准则很难鲁棒地将模型与轴对齐,但却可以用这些准则来检测模型是否已经与轴对齐. 基于此,也可以利用文献[6]中使用的 TILT 方法^[9]检测标架是否为轴对齐标架.

3.4 模型正朝向识别

给定轴对齐标架后,需要从 $\pm x$, $\pm y$ 和 $\pm z$ 6 个候选朝向里选取一个最终的正朝向. 模型包围盒的 6 个面分别为候选正朝向对应底座所在的平面. 类似于文献[6],本文算法将那些与包围盒某个平面 S

距离足够接近且法向大致相同的模型面片投影到该 S 面上,记为 P_a ,整个模型在 S 上的投影记为 P_m ;则可以计算 P_a 的凸包为 T_a , P_m 的凸包为 T_m . 记模型的质心为 C_m , C_m 在 S 上的投影为 C'_m .

本文首先利用文献[4]的方法排除掉 C'_m 落在 T_a 之外的情况;然后类似于文献[6],给剩下的每一个朝向提取特征并打分,

$$E = \omega_1 E_{\text{cc}} + \omega_2 E_{\text{ce}} + \omega_3 (1 - E_v);$$

其中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 是权值, E_{cc} 和 E_{ce} 是几何稳定性度量, E_v 是模型可见性度量.

3.4.1 几何稳定性

从直观上来说,物体想要稳定地站立,决定因素还是在物体本身的几何特征上. 本文借鉴文献[5]的方法,考虑物体的质心集中性和质心平衡性来衡量物体的几何稳定性.

如图 2a 所示,对于质心集中性度量,计算物体质心 C_m , T_a 边界上某点 p_i 和物体质心在支撑面上的投影 C'_m 所构成的角 $\alpha_i = \angle C_m p_i C'_m$ 的度数,则质心集中性由

$$E_{\text{cc}} = \gamma(\min(\alpha_i)) - \gamma(\max(\alpha_i))$$

度量. α_i 的变化越小,质心相对于某个支撑面越集中.

如图 2b 所示,对于质心平衡性度量,本文使用

$$E_{\text{ce}} = |\gamma(\max(\alpha_i)) - \gamma(\varphi)|$$

度量,即将待测模型与公认的具有平衡性的物体进行比较. 本文实验中,选择等边三角形作为公认平衡的物体,即 $\varphi = 60^\circ$. 另外选取余弦函数作为 γ 函数.

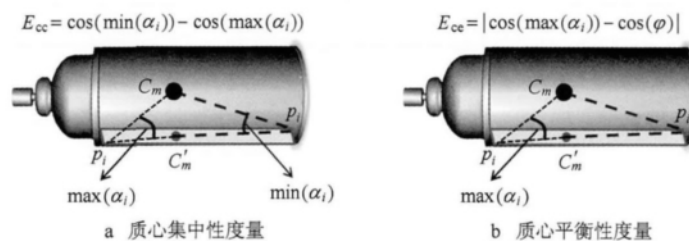


图 2 几何稳定性度量^[5]

3.4.2 模型可见性

有很多种对模型面片可见性进行甄别的算法,它们各有优劣和侧重. 例如文献[5]中的可见性测试算法就耗时较长,成为整个算法的瓶颈. 本文算法并不完全依赖可见性测试结果,而只是正朝向识别的依据之一,所以选取的算法要求高效;对算法正确率不做严格要求,因而选取文献[6]中提到的可见性测试算法^[24]. 将待测模型放在支撑面 S 上,然后从支撑面以上半球面均匀采样 5 个视点,对模型进行绘制,在每个视角下可以得到一幅绘制的深度图,根据

每个面片在各个视角下是否被遮挡决定该面是否可见. 记 E_v 为可见面片数与模型面片总数的比例.

4 实验结果和讨论

4.1 实验环境

本文的所有实验都是在一台 HP 移动图形工作站上进行的,机器配置为 Intel Core 2 Duo 2.6 GHz CPU, 4 GB 主存, 64 位 Windows 7 操作系统;使用 Matlab 和 C++ 实现本文算法.

4.2 参数设置

本文算法需要设置若干参数. 对于第 3.1.1, 3.1.2 节提到的 VSA 算法, 所有模型均使用原始模型面片数的 10% 作为目标 patch 数. 如果目标 patch 数小于 6, 则直接设置为 6; 文中提到的近似正交或近似平行的角度误差均限定在 5° 之内; 第 3.2 节的 k -means 聚类算法取 $k=20$; 第 3.4 节的权值取 $\omega_1=1.0, \omega_2=1.0, \omega_3=0.1$.

4.3 实验结果

图 3 所示为 20 个基于本文算法得到的模型正

朝向识别结果, 这些模型是从文献[4]的实验数据集中选取的代表性模型. 算法运行时间统计如表 1 所示, 可以看出, 耗时主要集中在 VSA 分割、轴对齐标架筛选及正朝向识别上. 特别地, 轴对齐标架筛选部分耗时受模型本身形态影响很大, 每找到一组可能的标架都需要计算一个旋转矩阵, 且该标架需要加入最终的投票过程(遍历模型的所有面片). 因此如果模型朝向较单一且面片数不多, 则该部分可以很快完成, 否则就需要较长时间. 相比较而言, 本文算法耗时稍长于文献[6], 但远少于文献[5]的 150 s 左右.



图 3 本文算法的部分结果

表 1 算法平均运行时间统计

模型		算法耗时/s						
平均顶点数	平均面片数	VSA 分割	凸包	对称性	k -means 聚类算法	轴对齐标架筛选	正朝向识别	总时间
2.5k	4k	9	<1	4	0.05	14	10	38

表 2 所示为将本文算法应用到数据库中 3 类模型上的结果, 这 3 类模型分别为赛车、显微镜和花瓶. 可以看出, 本文算法在选取轴对齐标架时的正确率较高. 特别地, 在赛车类模型上, 虽然本文的测试集与文献[5]的并不完全相同, 但在这一类的正确率上有较大提高, 主要原因在于赛车模型的面板大面积地分布在与 3 个标准坐标轴垂直的方向上. 但是在轴对齐标架选取正确的前提下, 仍然有部分模型的最终正朝向判断错误, 因而这部分算法仍有待改进.

表 2 在 3 组模型上的测试结果

模型	模型个数	正确率/%	
		轴对齐标架选取	正朝向识别
赛车	15	86.7	73.3
显微镜	6	83.3	83.3
花瓶	12	91.7	91.7

4.4 与文献[6]算法比较

我们将本文算法与文献[6]算法的结果进行了比较. 图 3 所示为若干出现在文献[6]算法结果中的

模型.文献[6]算法利用图像的正向调整算法去调整三维模型的朝向,以期能使模型与标架轴对齐;但由于投影丢失了部分几何信息,因此投影的朝向并不能完全代表模型本身的朝向.图4所示为2个在文献[6]算法中失效的例子.

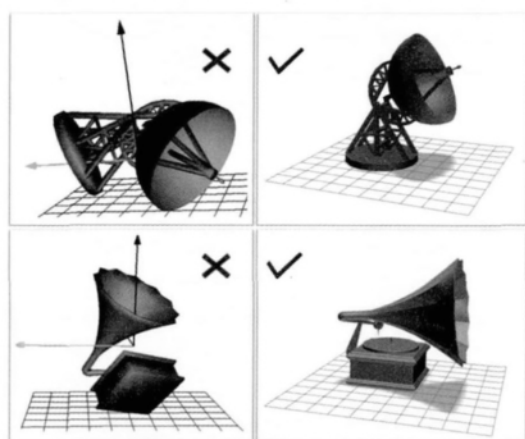


图4 2种算法的结果比较

4.5 算法局限性

对于具有歧义性的模型,如文献[4]中的图7和文献[6]中的图9,之前方法均不能很好地处理,本文方法也无法很好地解决此类问题.

此外,对于非学习类算法,单个模型几何所包含的信息仍然十分有限.因而从正确率上来说,非学习类算法的正确率普遍低于学习类算法.但由于非学习类算法是直接处理单个模型,因而速度较快,且正确率基本可以满足要求.

5 总结和未来工作

本文提出一种全自动地解决三维人造物体模型正朝向识别问题的算法.该算法仅基于模型的三维几何信息,通过提取模型自身面片朝向、模型三维凸包面片朝向以及对称轴等相关信息,构造潜在能使模型与标准坐标轴对齐的标架;基于心理物理学实验结论对所有候选标架进行投票,得到能使模型与标准坐标轴对齐的最优标架;最后利用类似于文献[6]的方法从标准坐标轴的6个候选朝向里找出正确的正朝向.

我们未来的工作包括引入模型的局部对称性分析,对于特殊模型,还可以引入非刚体对称性分析.相对于学习类算法,仅仅从单个模型包含的几何信息去推测模型的语义信息是远远不够的.所以另一个有趣的方向是考查协同分析^[25-26]对朝向识别的作

用.测试其他朝向度量使得算法更加高效也是必要的.另外,利用获取的朝向辅助最佳视点选取也是我们未来的研究方向之一.

致谢 感谢法国 INRIA 的 Alice 小组公布的开源平台 Graphite 以及法国 LIRIS 实验室公布的开源平台 Mepp! 感谢香港城市大学傅红波教授提供的模型库!感谢本实验室吴子朝、赵福恺同学在项目进行给予的帮助和讨论!感谢 Aurélien Martinet 对于对称性相关问题的解答!

参考文献 (References):

- [1] Shamir A. A survey on mesh segmentation techniques [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(6): 1539-1556
- [2] Mitra N J, Pauly M, Wand M, *et al.* Symmetry in 3D geometry: extraction and applications [C] //Proceedings of the 33rd Annual Conference of the European Association for Computer Graphics. Aire-la-Ville: Eurographics Association Press, 2012: 29-51
- [3] van Kaick O, Zhang H, Hamarneh G, *et al.* A survey on shape correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(6): 1681-1707
- [4] Fu H B, Cohen-Or D, Dror G, *et al.* Upright orientation of man-made objects [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article No. 42
- [5] 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
- [6] Jin Y, Wu Q B, Liu L. Unsupervised upright orientation of man-made models [J]. Graphical Models, 2012, 74(4): 99-108
- [7] Golovinskiy A, Funkhouser T. Randomized cuts for 3D mesh analysis [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(5): Article No. 145
- [8] Wu Weihe, Hao Aimin, Zhao Yongtao. Human body orientation recognition with arbitrary postures [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(12): 2061-2066 (in Chinese)
(吴伟和, 郝爱民, 赵永涛. 姿态无关的人体模型朝向判定 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(12): 2061-2066)
- [9] Zhang Z D, Ganesh A, Liang X, *et al.* TILT: transform invariant low-rank textures [J]. International Journal of Computer Vision, 2012, 99(1): 1-24
- [10] Vázquez P P, Feixas M, Sbert M, *et al.* Automatic view selection using viewpoint entropy and its application to image-based modeling [J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(4): 689-700

- [11] Lee C H, Varshney A, Jacobs D W. Mesh saliency [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 659-666
- [12] Shilane P, Funkhouser T. Distinctive regions of 3D surfaces [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(2): Article No. 7
- [13] Podolak J, Shilane P, Golovinskiy A, *et al.* A planar-reflective symmetry transform for 3D shapes [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 549-559
- [14] 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
- [15] Lumini A, Nanni L. Detector of image orientation based on Borda count [J]. Pattern Recognition Letter, 2006, 27(3): 180-186
- [16] Wang Y M, Zhang H J. Detecting image orientation based on low-level visual content [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 93(3): 328-346
- [17] Tangelder J W H, Velkamp R. A survey of content based 3D shape retrieval methods [J]. Multimedia Tools and Applications, 2008, 39(3): 441-471
- [18] Saarinen J, Levi D M, Shen B. Integration of local pattern elements into a global shape in human vision [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1997, 94(15): 8267-8271
- [19] Cohen-Steiner D, Alliez P, Desbrun M. Variational shape approximation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 905-914
- [20] Fabri A, Giezeman G J, Kettner L, *et al.* On the design of CGAL a computational geometry algorithms library [J]. Software-Practice & Experience, 2000, 30(11): 1167-1202
- [21] Minovic P, Ishikawa S, Kato K. Three dimensional symmetry identification, part I: theory [R]. Kyushu: Kyushu Institute of Technology, 1992
- [22] Sun C M, Sherrah J. 3D symmetry detection using the extend Gaussian image [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(2): 164-168
- [23] Martinet A, Soler C, Holzschuch N, *et al.* Accurate detection of symmetries in 3D shapes [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(2): 439-464
- [24] Nooruddin F S, Turk G. Interior/exterior classification of polygonal models [C] // Proceedings of the 11th Annual IEEE Visualization Conference. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2000: 415-422
- [25] Huang Q X, Koltun V, Guibas L. Joint-shape segmentation with linear programming [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(6): Article No. 125
- [26] Sidi O, van Kaick O, Kleiman Y, *et al.* Unsupervised co-segmentation of a set of shapes via descriptor-space spectral clustering [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(6): Article No. 126