

几何特征映射下的3维模型相似性匹配研究

崔晨阳¹⁾ 石教英¹⁾ 王东辉²⁾

¹⁾(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 杭州 310027) ²⁾(浙江大学人工智能研究所, 杭州 310027)

摘要 针对3维统计特征对模型几何信息描述过于弱化的问题,提出了一种基于3维模型的多视点深度图的几何统计特征提取方法。因为模型库中的每个3维模型的多视点深度图经过相位傅里叶变换后,就可以得到对应3维模型表面面片的法向方向和面片面积大小的2维统计直方图,而且查询模型通过主元分析方法还可得到一个最佳视点深度图和相应的2维统计直方图,所以可通过与模型库的多视点统计直方图进行匹配计算来实现3维模型的相似性匹配和检索。实验表明,该方法对模型的简化是鲁棒的,并具有平移、尺度和旋转不变性,这就很好地解决了3维统计特征对模型几何信息过于弱化的问题,并适合模型的粗分类。

关键词 3维模型检索 几何统计特征提取 深度图 相位傅里叶变换

中图分类号: TP391.3 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)05-0661-06

3D Model Similarity Measurement Based on Geometric Feature Map

CUI Chen-yang¹⁾, SHI Jiao-ying¹⁾, WANG Dong-hui²⁾

¹⁾(State Key Lab. of CAD&CG, ZheJiang University, Hangzhou 310027)

²⁾(Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang University, Hangzhou, 310027)

Abstract This paper proposes a Geometric Feature Map method based on multi-viewpoint range images. After every range image of 3D model is phase encoded, a histogram about the planar surface normal and size of 3D model can be worked out. By using principal component analysis, we can obtain a series of range images and the corresponding histogram of 3D model based on the best viewpoint range image. Similarity measurement between two models can be obtained by calculating the distance of the corresponding histograms of two models. The experimental result shows that our method is invariant to the translation, the rotation and the scaling of 3D model and is robust to the simplification of 3D model, and suitable for the classification of 3D model.

Keywords 3D model retrieval, geometric feature map(GFM), range image, phase encoded Fourier transform

1 引言

随着3维扫描技术和计算机图形学的发展,3维模型作为一种新的多媒体数据类型,被越来越多的领域,如医学、生物、游戏、电影、机械行业、考古学、文化遗产保护等所接受和使用,而且通过互联网,用户可以下载大量的3维模型,因此如何从互联网或模型库中查询到用户所期望的信息已成为近几

年基于内容的信息检索研究领域的热点^[1]。在3维模型检索中,模型的特征提取是一个首要解决的基本问题,也是3维模型检索中的难点。由于3维模型不仅具有不同的几何特征信息,还具有相异的表面纹理,不同的拓扑,甚至运动特征信息,而目前的研究还无法综合考虑多种特征的融合问题,因此只能先解决几何特征信息的提取问题。现有的几何特征提取方法主要分为以下3类:(1)基于全局特征的方法,如 Zhang 用模型的各阶矩、体积、表面面积

基金项目:国家自然科学基金项目(60502029,60403049,22021201)

收稿日期:2004-09-06;改回日期:2005-07-19

第一作者简介:崔晨阳(1970~),女。2005年获浙江大学计算机应用专业博士学位,现为中国美术学院讲师。主要研究方向为计算机图形学等。E-mail:ccy@caa.edu.cn

等作为模型的几何特征^[2~6],由于仅仅用单值难以描述模型丰富的几何信息,故单值无法作为模型的识别特征;(2)基于统计学特征的方法,如 Paquet 等人先将模型面片和顶点相互间的关系特征映射为能反映该特征分布特性的统计直方图,再以此统计直方图作为表达模型的特征^[7~11],而反映面片和顶点关系的特征有:模型面片与主轴的夹角分布^[7~9]、模型面片质心到模型主轴之间距离分布和模型面片对于主轴的惯量矩分布^[8]、模型表面随机点间的距离、角度等概率分布^[9,10]、模型多个 2 维视图的边界曲线的曲率分布^[11]等,这些方法虽然均试图抓住模型面片的特征^[7,8]或顶点的关系特征^[9~11],但它们都无法对模型的几何特征进行直接描述,如面片的位置、方向和大小、顶点在空间中的位置分布特征等,而文献[11]在将模型简化成 7 个 2 维视图的边界曲线过程中,不仅丢失了大量的信息,对模型的特征描述不全面,并且该方法对边界扰动异常敏感,由于文献[10]是将特征提取建立在随机顶点的基础上,因此提取的特征不够稳定;(3)变换域方法,如 Vranic 等人直接用傅里叶变换^[12,5,6]和球面调和函数^[13]的方法将模型特征从空域映射到频域,但利用这种方法只能得到模型空间频率分布,而无法获取有意义的几何信息,其和前面提到的方法一样,虽然可反映模型的某些特征,但都无法用来解释模型的一些具有几何意义的特征,并且对几何特征的描述过于弱化。

针对上述问题,本文提出了一种基于多视点深度图(range image)的几何特征提取方法。与上述方法不同,该方法对模型的多视点深度图采用了相位傅里叶变换,由于变换后得到的频谱图直接反映了模型面片的方向和面积大小的统计特征,因此从根本上解决了模型几何特征提取过于弱化的问题,实验结果表明,该方法不仅对模型的简化鲁棒,对模型的平移、旋转、比例缩放不变,而且对模型分类效果比较理想。

2 特征提取

本文对模型的匹配是通过模型的对应多视点深度图进行匹配实现的。由于从互联网获得的 3 维模型常处于不同的坐标系中,因此模型的方向和位置均不确定,为了减少模型匹配的计算量,保证匹配在同视点深度图间进行,可首先采用主元分析

(principal component analysis,简称 PCA)^[14]对 3 维模型进行预处理来获得一个最佳视点的模型和对应的深度图,然后在此基础上,获得一组不同视点的深度图。可见,一个 3 维模型的完整的特征提取过程必须包括如下步骤:(1)模型预处理;(2)获取模型的多视点深度图;(3)对每个深度图进行相位傅里叶变换。

2.1 模型预处理

定义 1 如果沿某个视点观察 3 维模型,且其得到的 3 维模型视图能反映该模型顶点分布的主要特征,那么该视点称为最佳视点。

定义 2 从最佳视点观察得到的 3 维模型称为最佳视点模型。

定义 3 与最佳视点模型对应的深度图称为最佳视点深度图。

利用主元分析对模型进行预处理的目的是为了获得一个最佳视点模型和对应的深度图,由于这样可使得两个模型的匹配首先在对应的最佳视点深度图之间进行,从而可减少匹配的计算量,和提高匹配效率。主元分析的目的是为了寻找模型顶点分布最广的 3 个正交方向,以便使得坐标系统与模型的分布保持一致。

设 P 为三角形描述的 3 维网格模型的顶点集合: $P = \{p_i | p_i \in \mathbf{R}^3, i = 1, 2, \dots, n\}$,其中 p_i 为模型的任意顶点, n 为模型的顶点数。模型的质心 $p_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i$,

构造模型顶点的协方差矩阵 $M_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - p_c) \cdot (p_i - p_c)^T$,其中, $(p_i - p_c)^T$ 为 $(p_i - p_c)$ 的转置矩阵,与矩阵 M_c 的 3 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$) 对应的特征矢量 u_1, u_2, u_3 分别对应着模型顶点分布最广的 3 个主要方向。其中, u_1 代表模型顶点分布最广的方向,即第 1 根主轴, u_2 和 u_3 分别表示模型的第 2、3 根主轴的位置和方向。如图 1 所示,图 1 中的 u_1 和 u_2 分别表示了模型的第 1 根主轴和第 2 根主轴所在位置,模型的第 3 根主轴为与 u_1 和 u_2 同时正交的轴。从图 1 可看出,沿着 u_1 ,顶点分布最广,沿着 u_2 ,模型顶点分布其两侧。为了使 3 维模型所在坐标系能和模型的主轴保持一致,可通过构造模型的一个

旋转矩阵 $M_r = \begin{bmatrix} u_1^T \\ u_2^T \\ u_3^T \end{bmatrix}_{3 \times 3}$ 来生成经过旋转后的模型顶



图1 主元分析示意图

Fig.1 Principal component analysis

点集合 $V = \{v_i | v_i \in \mathbb{R}^3, i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中, $v_i = M_r \cdot p_i$, v_i 为模型 P 的任意顶点 p_i 经过旋转后所得到的新顶点, n 为模型的顶点数。图2中, 左图为一任意位置的飞机模型, 右图为经过主元分析后获得的最佳视点飞机模型, 从图中可看出, 最佳视点飞机的顶点分布方向与坐标系保持了一致。



图2 左:原始飞机模型 右:主元分析后的飞机模型

Fig.2 The model before PCA and the model after PCA

2.2 深度图的相位傅里叶变换

相位傅里叶变换是先对3维模型进行 256×256 的采样, 同时计算模型的深度图 $z = f(x, y)$, 并且 $z \geq 0$, 该深度图包含了模型所有采样点的深度信息; 然后对深度图进行相位编码, 编码后的深度图如下:

$$c(x, y) = \exp(iwf(x, y)) \quad (1)$$

其中, w 是一个常数比例因子, 本文中假设 $w = 1$; 最后对相位编码后的深度图进行2维傅里叶变换(下文称之为相位傅里叶变换):

$$T(u, v) = F_{2D}(\exp(if(x, y))) \quad (2)$$

式(2)中的 F_{2D} 表示2维傅里叶变换。如图3所示, 由于一个三角面片 ABC 的法向可用角度 θ, φ 表示, 因此有

$$(u, v) = \left(\frac{\tan(\varphi)}{2\pi}, \frac{\tan(\theta)}{2\pi \cos(\varphi)} \right) \quad (3)$$

据此, 式(2)可以描述成: $T(u, v) = T(\theta, \varphi)$, 经过相位编码后, 相位傅里叶变换就构造了包含3维模型面片法向 n 和面片面积信息的2维统计直方图, 该直方图可反映模型的几何信息分布特征。如图4所示, 图4(a)表示一个立方体在某个方向上的

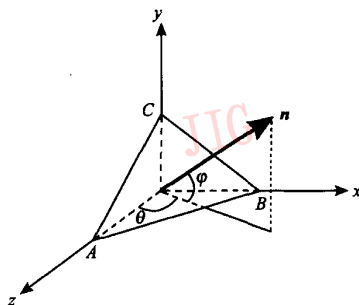
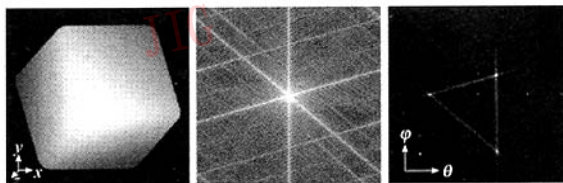


图3 三角面片的法向表示

Fig.3 The definition of the normal of the surface



(a) 立方体深度图 (b) 傅里叶变换 (c) 相位傅里叶变换

图4 立方体的变换图

Fig.4 The transform of the cube

深度图, 图4(b)为其傅里叶变换, 图4(c)为其相位傅里叶变换。从图4(b)可见, 直接进行傅里叶变换, 无法反映模型的几何信息, 而图4(c)则反映了经过相位傅里叶变换后, 立方体的每个可见面对应一个峰值点。该峰值点所在的坐标位置反映了面片的法向, 而峰值点的灰度值则反映了面片面积。式(1)表明, 经过相位编码后, 由于傅里叶变换对相位线性相关, 因此相位傅里叶变换具有平移不变性。图4(c)的水平方向为 θ , 垂直方向为 φ 。

2.3 多视点深度图的相位傅里叶变换

通过主元分析获得了最佳视点模型, 由于其对应的深度图的相位傅里叶变换只能反映模型在最佳视点位置的几何信息, 因此为了获得模型全面的几何信息特征, 以使得模型匹配更精确, 本文对最佳视点模型分别沿 x, y 方向进行了一定角度的旋转。本文沿 y 轴的旋转角度 α 的范围为 $-\pi \sim \pi$; 沿 x 轴的旋转角度 β 的范围为 $-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$ 。沿 x, y 轴旋转后的模型为

$Q = \{q_i | q_i \in \mathbb{R}^3, i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 q_i 为模型 V 的顶点 v_i 经过旋转后得到的新的顶点。

$$q_i = T_\beta \cdot T_\alpha \cdot v_i \quad (4)$$

式(4)中的 T_β 和 T_α 分别为绕 x 轴和 y 轴的旋转矩阵, 即

$$T_{\beta} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\beta & -\sin\beta & 0 \\ 0 & \sin\beta & \cos\beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
$$T_{\alpha} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & 0 & \sin\alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin\alpha & 0 & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

然后就可以得到 3 维模型基于最佳视点的一组多视点深度图。图 5 显示了飞机模型在部分不同视点观察下得到的深度图和它们对应的相位傅里叶变换。

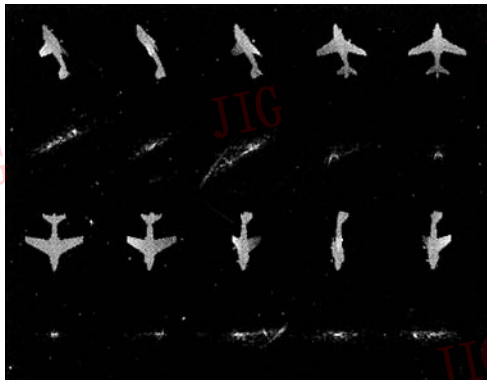


图 5 飞机模型的多视点深度图(上)和相位傅里叶变换(下)
Fig.5 The range images and the corresponding phFTs from the different view lines

3 相似性匹配

模型的匹配是采用由粗到精的策略。由于在特征数据库中,每个模型的特征是由基于最佳视点的一组多视点深度图的 2 维统计直方图组成,因此为了节省查询开销,匹配应首先在两个模型的最佳视点深度图之间进行,匹配成功的模型被创建一个初始匹配库,然后根据用户查询的精度需要,再对初始匹配库进行第 2 次匹配,即匹配在模型的多视点深度图间继续进行,以实现由粗到精的模型匹配策略。匹配结果可通过计算两幅 2 维统计直方图间的距离 d 来获得, d 可由下式计算:

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |H_i^{\text{search}} - H_i^{\text{match}}|, i = 1, 2, \dots, n$$
$$d \in [0, 1] \tag{5}$$

式中, H_i^{search} , H_i^{match} 分别表示查询模型和数据库中匹

配模型的对应视点深度图的 2 维统计直方图,并且有 $H_i^{\text{search}} \in [0, 1]$, $H_i^{\text{match}} \in [0, 1]$ 。显然, d 越大,表示两幅图之间的距离越大; d 越小,表示两幅图之间的距离越小。因此,本文用相似性匹配分数 S_{score} 来表示两幅图的相似性,即

$$S_{\text{score}} = 1 - d \tag{6}$$

当 $S_{\text{score}} = 0$ 时,表示两幅图完全不相似;当 $S_{\text{score}} = 1$ 时,表示两幅图完全相似。

4 实验结果

为验证本文匹配方法的效果,采用了 100 个 3 维模型,并对其中部分模型进行了人为的平移、旋转、缩放、简化,使得模型库中的模型为 150 个,然后对本文方法进行了匹配实验。实验结果表明,本文的方法不仅对模型的平移、旋转、缩放具有不变性,而且对模型的简化鲁棒。图 6 为实验中使用过的模型,每行图示自左至右顺序为:3 维模型、深度图、相位傅里叶变换。其中图 6(b)为图 6(a)的简化模型,图 6(d)为图 6(c)经过旋转、平移、缩放后的模型。表 1 显示了图 6 中模型的匹配结果,图 6(c)和图 6(d)表明相同的模型提供的初始位置和大小不同,但由于两个模型的匹配首先在它们对应的最佳视点深度图之间进行,因而它们的相似性分数 S_{score} 仍然显示出两个模型具有较高的相似性。图 7 显示了匹配实验的部分查询结果,每行中的第 1 个模型为查询模型,后面的为从数据库中查询得到的部分模型。图中数字代表了查询模型与数据库中模型的相似性匹配分数 S_{score} 。

表 1 图 6 模型匹配结果
Tab.1 The matching result of Fig.6

图标	顶点数	图 6(a)	图 6(b)	图 6(c)	图 6(d)
图 6(a)	10 002	1.00	0.96	0.15	0.16
图 6(b)	502	0.96	1.00	0.20	0.22
图 6(c)	2 988	0.15	0.20	1.00	0.94
图 6(d)	2 988	0.16	0.22	0.94	1.00

5 结 论

本文提出了一种基于多视点深度图的 3 维模型的几何特征提取方法,该方法由于反映了模型面片的

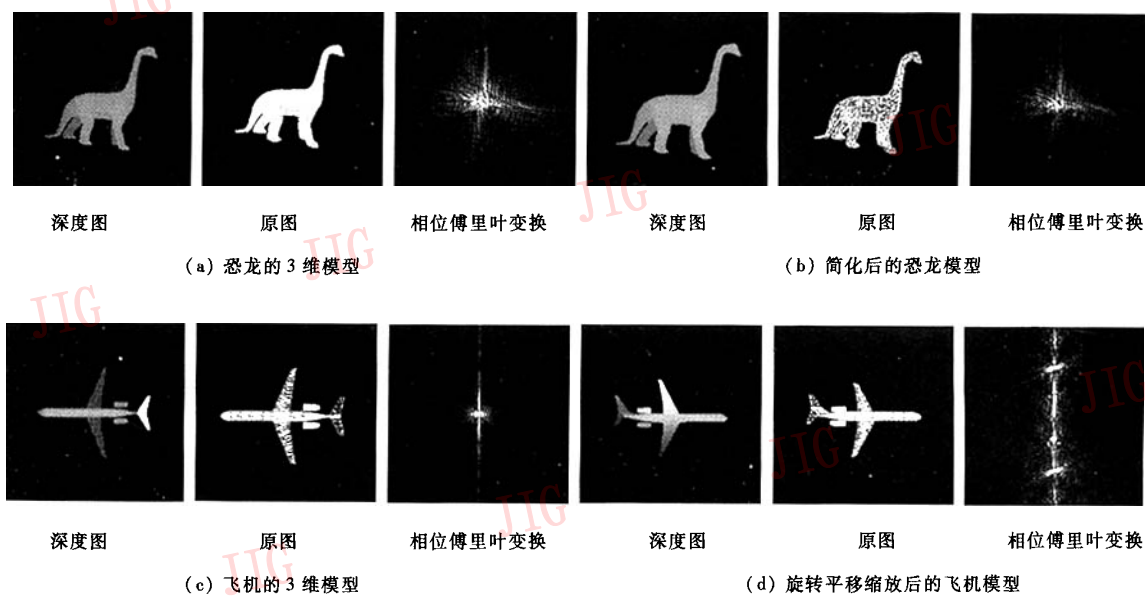


图 6 部分实验模型和结果

Fig. 6 The models used in the experiment and the corresponding phFTs



图 7 部分匹配结果

Fig. 7 The experimental result

方向、面积大小的分布统计特征,因而解决了诸多文献中对几何特征描述过于弱化的问题。实验结果表明,该方法不仅适合模型的粗分类,并具有平移、旋转、缩放不变性,而且对模型的简化具有鲁棒性,但是由于这种鲁棒性受到模型简化算法和简化程度的影响,因此模型不可以无限地简化。由于必需为数据库中的每个 3 维模型计算多视点深度图,并保存对应的 2 维统计直方图,所以文中要求的计算量和存储开销比较大,这是本文算法的一个缺憾。同时由于本文只提取了模型的几何特征,而模型的拓扑、纹理也是描述模型的重要性质,因此在今后的研究中多种特征的融合是一个必须考虑的研究方向。

参考文献 (References)

- 1 Cui Chen-yang, Shi Jiao-ying. Analysis of feature extraction in 3D model retrieval[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(7):882 ~ 889. [崔晨阳,石教英. 三维模型检索中特征提取技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2004, 16(7): 882 ~ 889.]
- 2 Zhang Cha, Chen Su-han. Efficient feature extraction for 2D/3D objects in mesh representation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001:935 ~ 938.
- 3 Zhang Cha, Chen Tsuhan. Indexing and retrieval of 3D models aided by active learning [A]. In: Proceedings of the ninth ACM International Conference on Multimedia[C], Ottawa, Canada; ACM Press, 2001:615 ~ 616.
- 4 Elad M, Tal A, Ar S. Content based retrieval of VRML objects-an iterative and interactive approach [A]. In: Proceedings of the 6th Eurographics Workshop on Multimedia[C], Manchester, UK, 2001: 97 ~ 108.
- 5 Ryutarou O, Masatoshi N, Tsuyoshi T. Retrieving 3D shapes based on their appearance [A]. In: Proceedings of the 5th ACM SIGMM International Workshop on Multimedia Information Retrieval [C], Berkely, California, USA, 2003: 39 ~ 45.
- 6 Cheng D Y, Tian X P, Sheng Y T, et al. On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223 ~ 232.
- 7 Paquet E, Rioux M. Nefertiti: A query by content software for three-dimensional databases management [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image and Vision Computing [C], Ottawa, Canada, 1997:345 ~ 352.
- 8 Ohbuchi R, Otagiri T, Ibato M, et al. Shape-similarity search of three-dimensional models using parameterized statistics [A]. In: Proceedings of the 10th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications [C], Beijing, China, 2002: 265 ~ 273.
- 9 Cui Chen-yang, Shi Jiao-ying. Automatic retrieval of 3D protein structures based on shape similarity [A]. In: Proceedings of the SPIE on Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004 [C], San Jose, CA, USA, 2004, 5307:543 ~ 549.
- 10 Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, et al. Matching 3D models with shape distributions [J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(4):807 ~ 832.
- 11 Mahmoudi S, Daoudi M. 3D models retrieval by using characteristic views [A]. In: Proceedings of 16th International Conference on Pattern Recognition [C], Quebec, Canada, 2002, 02:457 ~ 460.
- 12 Vranic D V, Saupe D. 3D shape descriptor based on 3D Fourier transform [A]. In: Proceedings of the EURASIP Conference on Digital Signal Processing for Multimedia Communications and Services [C], Budapest, Hungary, 2001:271 ~ 274.
- 13 Saupe D, Vranic D V. 3D Model retrieval with spherical harmonics and moments [A]. In: Proceedings of the Deutsche Arbeitsgemeinschaft fur musterkennung DAGM 2001 [C], Munich, Germany, 2001:392 ~ 397.
- 14 Smith L I. A tutorial on principal component analysis [EB/OL]. http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf, 2002-04-26.