

# 一种基于正交视图的三维模型多特征匹配算法

张志强

(顺德职业技术学院,广东 顺德 528333)

**摘要:**针对现今多数三维检索算法在匹配精度、检索速度以及算法复杂度三者难以相互兼顾的问题,文中提出一种基于正交视图的三维模型多特征匹配算法。首先对被检索三维模型的6个正视角进行投影,获得6个正视图图像;接着分别用灰度级图像来描述各个正视图特征,并根据投影后模型各面的分布情况填补顶点与面片之间的间隙;然后动态提取每个灰度级图像的投影直方图特征和 Zernike 矩特征;最后在分析各特征的优缺点的基础上,融合多个特征来匹配三维模型的相似度。与传统 LFD 算法和 D2 算法进行对比实验,结果表明,文中算法能较好地提高对三维模型检索的查全率与查准率,具有计算量小、匹配精度高、运行速度快的优点。

**关键词:**正视图;直方图;Zernike 矩;融合

**中图分类号:**TP301.6

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2014)08-0094-05

**doi:**10.3969/j.issn.1673-629X.2014.08.022

## A 3D Model Multi-feature Matching Algorithm Based on Orthogonal Views

ZHANG Zhi-qiang

(Shunde Polytechnic College, Shunde 528333, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of attending to matching precision, retrieval speed and algorithm complexity simultaneously in the most of current 3D retrieval algorithms, a 3D model multi-feature matching algorithm based on orthogonal views is proposed. First, the front views are obtained by projecting six positive angles of the retrieved model. Second, the gray image is used to illustrate every front view's features and the gaps between facets and edges after the projection are filled according to the distribution of the model's facets. Then the features of every gray image's projection histograms and Zernike moments are extracted dynamically. Finally, based on the analysis of advantages and disadvantages of each feature, multiple features are combined to match the model's similarity. The experiment comparison is made with the LFD algorithm and D2 algorithm. The results show that the algorithm suggested can better improve the recall ratio and precision ratio of the model's retrieval and it has the advantages of low computational complexity, high matching precision and rapid computing speed.

**Key words:** front view; histogram; Zernike moment; combination

## 0 引言

三维模型广泛应用于动画制作、游戏开发、虚拟现实、计算机辅助设计及人们的日常生活中。随着三维模型库的日益增多,如何在海量模型库中高效快速地检索出所需目标已成为急需解决的问题,现今较有效的三维模型检索技术是先将三维模型转化成二维图像,然后借助成熟的二维检索技术检索三维模型<sup>[1]</sup>。因此相应的二维图像检索技术也越来越受人关注,其研究的热点是如何快速、准确地找到所需的二维模型。

国内外已有多个学者在研究三维模型的检索方

法。Min 等人提出通过数个不同的视点将被研究的三维模型投影为  $m$  个二维图像,然后运用基于 Euclidean 距离的相似性与预先绘制的  $n$  个二维图像进行匹配 ( $m > n$ ),并把匹配值与某组同心圆进行交集得到函数组,最后取该函数组傅里叶变换系数的幅值作为三维特征。该方法有较高的检索率,但计算复杂,检索程度较慢<sup>[2]</sup>;文献[3]每隔  $5^\circ$  计算出一个具有代表性的视图作为目标模型的匹配特征,该方法对任意角度的三维模型具有较高的识别率,但难以实现对特征的索引和相似性匹配;文献[4]首先对原始三维模型进行缩

收稿日期:2013-10-21

修回日期:2014-01-22

网络出版时间:2014-05-21

基金项目:佛山市2012年院市合作项目(2012YS23);科技计划项目(20110202023)

作者简介:张志强(1978-),男,广东佛山人,硕士,高级工程师,CCF会员,研究方向为计算机图形图像技术。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140524.2150.042.html>

放变换和主元分析 (Principal Component Analysis, PCA), 并把分析结果规范化到单位立方体中, 然后通过投影在三个平面上来采样相应的二维轮廓值, 最后计算采样值的傅里叶变换。由于该方法在进行函数投影时需要特定条件约束, 因此较易丢失部分重要信息; 文献[5]提出一种基于视觉的三维匹配算法, 首先提取 10 个光场下的 100 张图进行比较, 同时自动旋转目标模型, 使其与源模型的方向保持一致, 然后求出各个光场对应的 10 张图的相似度之和作为两个模型的相似度, 最后结合 Zernike 矩和傅里叶描述提取特征向量。该方法复杂度和计算量较大, 不适合大型数据库检索; 文献[6]提出一种基于视点距离的三维模型特征匹配算法, 即求取三维模型表面到观察视点的距离信息作为二维图像, 然后通过得到的二维图像信息求取三维模型的特征向量。该方法的检索精度较低; 文献[7]提出从正视、俯视以及侧视 3 个视图提取目标模型的轮廓特征。该方法简单直观, 但检索性能差。

现今较为成功的三维特征匹配算法可大致分为三类: 基于拓扑结构的特征匹配、基于统计的特征匹配以及基于视图的特征匹配<sup>[8]</sup>。其中基于拓扑结构的特征匹配运行时间过长, 不适合交互性检索系统; 基于统计的特征匹配计算速度较快, 但难以区分形状差异较大的三维模型; 基于视图的特征匹配将三维模型投影成多个不同视角的二维图像, 并通过二维图像特征的比较算法来匹配三维模型的相似性, 降低了计算的复杂度, 符合人的视觉特征, 检索性能较好<sup>[9]</sup>。

上述多篇文献的研究表明, 基于视图特征的检索准确率高于另外两类算法, 同时, Bustos 在对三维模型相似性检测的实验中提出, 只研究单一特征难以满足检索系统对于所有三维模型的检索精度, 而恰当地融合不同形状特征可以互补优势, 从而更好地匹配三维模型的特征<sup>[10]</sup>。

综上所述, 文中首先对被检索三维模型的前、后、左、右、顶、底 6 个视角进行投影, 共获得 6 个正视图图像; 然后动态提取每个灰度级图像的投影直方图特征和 Zernike 矩特征; 最后融合多个特征来匹配计算三维模型的相似度。实验结果表明, 在匹配模型的相似性时, 对于常见的三维模型类型, 使用该算法实现相似度匹配, 具有计算量小、匹配精度高、运行速度快的优点。

## 1 三维相似度匹配

### 1.1 预处理

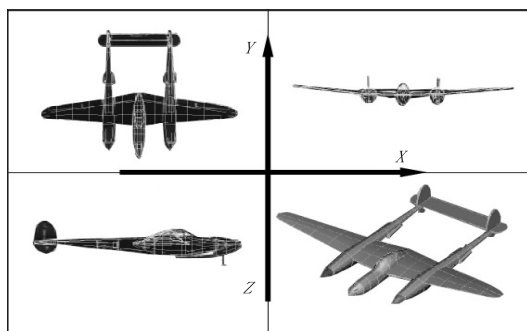
三维模型轮廓投影的前提是要保证模型具有平移、旋转、缩放、位置的不变性和鲁棒性特征, 因此需要先对目标模型进行预处理操作<sup>[11]</sup>。对于平移不变性, 需要让模型的质心和坐标原点对齐; 对于旋转不变性,

可以采用主元分析 (Principal Component Analysis, PCA) 变换方法把目标模型与某个标准坐标平面中心对齐来实现; 对于缩放不变性, 需要对变换后的模型归一化到标准单元中; 对于位置不变性, 可以通过对三维模型进行翻转变换来实现。其预处理的标准过程如下式所示:

$$\tau(I) = S^{-1} \times F \times R \times (I - c) \quad (1)$$

式中,  $I$  为原始三维模型坐标;  $S$  为坐标原点;  $c$  为  $S$  的缩放系数;  $F$  为对角阵的翻转矩阵形式;  $R$  为应用 PCA 变换后的旋转矩阵。

以普林斯顿大学的三维模型数据库 PSB (Princeton Shape Benchmark) 中的三维飞机模型为例, 通过预处理后的结果如图 1 所示。



(a) 预处理前

(b) 预处理后

图 1 飞机 3D 模型前后的效果对比

### 1.2 三维模型的正视图表示

把三维进行二维投影变换的方法可归纳为两类: 一是正交投影 (平行投影变换); 二是透视投影 (中心投影变换)<sup>[12]</sup>。文中采用正交投影方式来计算三维模型在 6 个正交视图上的二维投影图像, 传统正交投影方法在变换时, 通常会把三维数据的点面信息单独存储, 然后将其单一地投射到二维平面对应的位置上, 这会使得计算出来的点呈现离散分布现象, 导致丢失大部分信息, 难以准确地从中提取特征。文中首先从前、后、左、右、顶、底 6 个视角获得三维模型的正视图描述, 然后分别用灰度级图像表示每个正视图特征, 最后按照模型面片的分布情况填充投影后面片与顶点之间的间隙。算法的具体步骤如下:

步骤 1: 体素化三维模型。体素化三维模型是指用体素模型代替原始模型的特征表示<sup>[13]</sup>。即生成一个紧密包围着目标模型的立方盒, 并把该立方盒切分成  $2L \times 2L \times 2L$  个体素单元, 其中  $L$  值设为 32。若三维模型的某个多边形面与其中某个体素网格  $(m, n, h)$  有相交, 则认为该网格不透明, 记作  $\text{Voxel}(m, n, h) = 1$ ; 否则, 认为该网格透明, 记作  $\text{Voxel}(m, n, h) = 0$ 。

步骤 2: 规范化平移和缩放。将三维模型的质心移到坐标  $(L, L, L)$  上, 让质心到不透明体素单元的平均距离线性尺度化为  $L/2$ , 进而保证所获得的特征表

示具有平移和缩放不变性。

步骤 3: 分别从前视图、后视图、左视图、右视图、顶视图、底视图分别对三维模型进行投影, 从而获得六个正视图, 然后分别用灰度级图像表示每个正视图, 并把所得到的高度信息作为其对应的灰度值, 设定从前视图、顶视图、右视图、后视图、底视图、左视图进行投影而获得的正视图依次用  $E_k (k = 1, 2, \dots, 6)$  表示, 则正视图图中每一个像素的灰度值  $f_k (k = 1, 2, \dots, 6)$  计算方法如下:

$$f_1(m, n) = \max \{ (65 - h) \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq h \leq 64, 1 \leq m, n \leq 64 \}$$

$$f_2(m, h) = \max \{ (65 - n) \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq n \leq 64, 1 \leq m, h \leq 64 \}$$

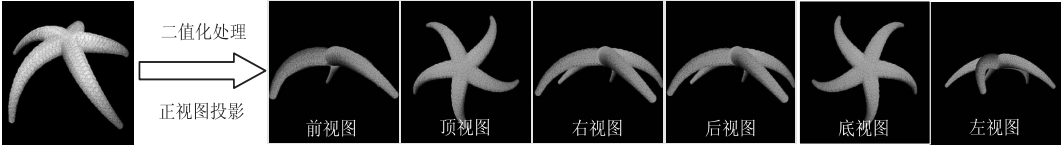


图 2 对海星模型生成 6 个正视图灰度图像

### 1.3 提取直方图特征

三维模型的正视图描述特征可通过以中心点为圆心的  $L$  个同心圆来切分每个正视图, 然后求取第  $j$  个同心圆区域  $C_j$ ,  $C_j$  可用公式(3)表示如下:

$$C_j = \{ \sqrt{(r - L)^2 + (c - L)^2} < j \}, j = 1, 2, \dots, 32 \quad (3)$$

设  $g_k(j)$  为第  $k$  个正视图中第  $j$  个圆内所有像素的灰度值之和, 则  $g_k(j)$  可用式(4)表示如下:

$$g_k(j) = \sum_{(r, c) \in C_j} f_k(r, c), j = 1, 2, \dots, 32 \quad (4)$$

设  $d_k(j)$  为 2 个连续的同心圆中所有像素灰度值和的差, 则  $d_k(j)$  可用式(5)表示如下:

$$d_k(j) = g_k(j) - g_k(j - 1), j = 1, 2, \dots, 32 \quad (5)$$

对公式(5)进行归一化为  $x_k(j)$  得:

$$x_k(j) = \frac{d_k(j)}{\sum_{k=1}^6 \sum_{j=1}^{32} d_k(j)} \quad (6)$$

则每个三维模型的特征  $x$  用公式(7)表示如下:

$$x = [(x_1)^T, (x_2)^T, \dots, (x_6)^T]^T \quad (7)$$

其中,  $x_k = [x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(32)]^T$ 。

假设某个被匹配的三维模型旋转了角度  $\theta$ , 那么相应地在半径为  $j$  的同心圆中增加/减少的像素高度值为  $\Delta n$ ,  $\Delta n$  的值由公式(8)求得:

$$\Delta n = j \tan \theta \quad (8)$$

同理, 相应另一侧同心圆中像素高度值减少/增加的量也为  $\Delta n$ 。因此, 每当三维模型旋转一个角度  $\theta$ , 在正视图中第  $j$  个同心圆的高度值近似于原图的高度值, 当三维模型旋转的角度  $\theta$  较小时, 其 ED 对旋转并不敏感, 旋转小角度的三维模型如图 3 所示。

$$\begin{aligned} & \leq 64 \}, 1 \leq m, h \leq 64 \\ f_3(n, h) &= \max \{ m \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq m \leq 64, \\ & 1 \leq n, h \leq 64 \\ f_4(m, n) &= \max \{ h \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq h \leq 64, \\ & 1 \leq m, n \leq 64 \\ f_5(m, h) &= \max \{ n \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq n \leq 64, \\ & 1 \leq m, h \leq 64 \\ f_6(n, h) &= \max \{ (65 - m) \times \text{Voxel}(m, n, h) \mid 1 \leq m \\ & \leq 64 \}, 1 \leq n, h \leq 64 \end{aligned} \quad (2)$$

以模型库中的海星为例, 通过上述步骤生成 6 个正视图灰度图像如图 2 所示。

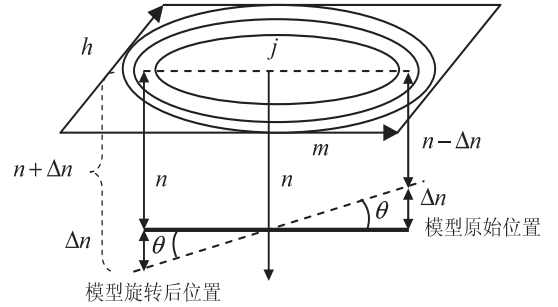


图 3 三维模型旋转  $\theta$  时与正视图的变化关系

### 1.4 提取 Zernike 矩特征

令投影得到的二维图像的中心放到坐标原点位置, 并将图像的各个像素点坐标逐一映射到对应的单位圆内。设  $N$  为图像沿二维坐标轴的像素个数, 则对投影视图图像进行  $P$  阶 Zernike 矩特征提取由公式(9)表示:

$$\begin{aligned} Z_{pq} &= \frac{p+1}{\pi(N-1)^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N v_{pq}(r, \theta) f(x, y) \\ r &= \frac{(x^2 + y^2)^{1/2}}{N}, \theta = \tan^{-1} \times \frac{y}{x} \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $f(x, y)$  为投影图像亮度的二元函数;  $r$  为像素点与原点之间的距离值,  $r \leq 1$ ;  $\theta$  为  $r$  与  $x$  轴的夹角;  $v_{pq}(r, \theta)$  为在单位圆内相交的 Zernike 多项式, 设为  $p$  阶  $q$  重, 则  $v_{pq}(r, \theta)$  的表达式为:

$$\begin{aligned} v_{pq}(r, \theta) &= R_{pq}(r) e^{iq\theta} \\ R_{pq}(r) &= \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \times \\ & \frac{(p-s)!}{s!} \times \left( \frac{p-2 \times s + |q|}{2} \right)! \times \left( \frac{p-2 \times s - |q|}{2} \right)! \times \\ & r^{n-2s} \end{aligned} \quad (10)$$

式中,  $n = 0, 1, 2, \dots, 0 \leq |q| \leq p, p - |q| = \text{even}$ ,  
 $i = \sqrt{-1}n = 0$ 。

该算法是在目标模型的6个投影视图上各提取10维Zernike矩特征,然后组合成为60维的Zernike矩特征,最后对这些矩特征进行PCA降维,选取其最大相关性的20维来表示三维模型的特征。

### 1.5 动态融合特征与相似性比较

投影直方图特征对三维模型的退化具有较好的鲁棒性,但描述的模型比较粗糙,且对噪声较敏感;Zernike主要是通过高低阶矩阵来表达图像的形状特征,其中低阶矩表达模型的整体特征,高阶矩表达模型的细节特征,矩特征相关性和冗余性较小,抗噪声能力强<sup>[14]</sup>。为了提高检索准确率,文中对两个特征进行加权融合,实现优势互补。具体步骤如下:

步骤1:通过不同权值来判断不同特征所表现的检索性能差异,然后加权求和所有输出层得到总体相似度值。由于被提取的各个特征值域之间差距较大,因此在融合特征前需要先高斯归一化特征值,归一化公式如下:

$$f_i = (\frac{f_i - \mu}{3\sigma} + 1)/2 \quad (11)$$

式中,  $f_i$  为对  $i$  提取的特征值;  $\mu$  为对应  $f_i$  的均值;  $\sigma$  为对应  $f_i$  的标准差。公式(11)通过高斯归一化后得到的特征值  $f_i \in [0, 1]$  的概率大于99%。

步骤2:进行归一化后,将提取的Zernike矩特征  $f_1(f_1^1, f_1^2, \dots, f_1^n)$  和直方图特征  $f_2(f_2^1, f_2^2, \dots, f_2^m)$  标准化到区间  $[0, 1]$  之内,然后按公式(12)融合成新的特征  $F(\omega f_1^1, \omega f_1^2, \dots, \omega f_1^n, v f_2^1, v f_2^2, \dots, v f_2^m)$ 。

$$F = \omega f_1 + v f_2 \quad (12)$$

式中,  $\omega, v$  为对应特征的权值,且  $\omega + v = 1$ ,在初始化时,将对所有特征的权值进行等分。

步骤3:应用基于用户反馈的权值动态调节方法 F\_adjust,其伪代码如下:

input:待检索三维模型  $R$  ;

output:已检索三维模型集合 Query;

初始化:矩特征库  $f_1$ ,直方图特征库  $f_2$ ,查询融合权值  $\omega, v$ ;按式(12)融合生成的集合 F\_Combine。

Step1:特征提取和融合  $R$  ;

Step2:相似度计算和排序  $R$  与 F\_Combine 中的数据,得出检索结果集 Query;

Step3:IF 对当前检索结果不满意;

Repeat:

(1)计算已检索三维模型  $M_i$  的相关度系数  $P_i(P_i \in [0, 1])$ ;

(2)用公式  $D(M_i, R) = \frac{1 - P_i}{0.8 \times P_i} \times D \times (M_i, R)$  更

新  $R$  与  $M_i$  的欧式距离  $D(M_i, R)$ ,排列 Query 中的模型;

Until:对检索结果满意;

Step4:调节权值  $\omega' = \frac{\varphi_2}{\varphi_1}v, v' = 1 - \omega'$  并保存; /

\*  $\varphi_1, \varphi_2$  为 Query 与  $R$  对应单特征的欧式距离均值  
 \* /

End

用户使用 F\_adjust 调节滑动条来反馈每个检索结果的相关度,如果用户输入的检索模型不在数据库中,则用初始化权值来融合模型的特征,通过 F\_adjust 算法可以较好地提高匹配反馈的精确率。

## 2 实验与分析

此次实验的平台:处理器为 Pentium4 2.4 GHz,内存4 GB;操作系统为 Windows 7;开发软件为 Visual Studio. net 2010;数据库为 SQL Server 2010。实验对象为普林斯顿大学三维模型库 PSB (Princeton Shape Benchmark),该库中共含有907个三维模型。实验前先做两个步骤的工作:

(1)按照三维模型的功能把 PSB 中的三维模型分成35个大类,92个小类。

(2)优化文中算法以提高检索效率。文中算法中,每个三维模型均由6个正视图表示,检索1个目标三维模型需要对正视图进行720(6!)次匹配操作,检索的工作量较大。因此需要优化检索次数,把  $E_1$  表示为前视图,  $E_2$  表示为顶视图,  $E_3$  表示为右视图,  $E_4$  表示为后视图,  $E_5$  表示为底视图,  $E_6$  表示为左视图,由于模型的  $E_1$  与  $E_4$ 、 $E_3$  与  $E_6$ 、 $E_2$  与  $E_5$  均处于相对位置上,假设原模型  $q$  正视图为  $E_k^q$ ,目标模型  $s$  的正视图为  $E_k^s$  ( $k = 1, 2, \dots, 6$ )。则原模型  $q$  的6个正视图可以划分为3对:  $(E_1^q, E_4^q)$ ,  $(E_2^q, E_5^q)$  和  $(E_3^q, E_6^q)$ 。根据  $E_1^q$  和  $E_4^q$  的拓扑关系,当  $E_1^q$  与  $E_i^s$  匹配时,则一定有  $E_4^q$  与  $E_{[(i+2) \bmod 6] + 1}^s$  匹配;同理,当  $E_2^q$  与  $E_i^s$  匹配时,则  $E_5^q$  与  $E_{[(i+2) \bmod 6] + 1}^s$  匹配;当  $E_3^q$  与  $E_i^s$  匹配时,则  $E_6^q$  与  $E_{[(i+2) \bmod 6] + 1}^s$  匹配。通过以上方法可以把原来的匹配次数精简为  $3! \times 2^3 = 48$  次,大大提高检索效率。

为验证文中方法的有效性和效率,分别采用传统的检索方法:LFD算法,D2形状算法与文中算法进行比较分析。以查全率 Recall 和查准率 Precision 的 Precision-Recall 曲线来进行以上三种方法的评价,评价指标包括:检索精度、召回率、Precision-Recall 曲线以及平均检索时间,Recall 和 Precision 的公式表示如下:

$$p = \frac{A}{A + B}$$



$$r = \frac{A}{A + C}$$

式中,  $A$  为与正确检索相关联的检索结果;  $B$  为误检的无关联的检索结果;  $C$  为漏检的有关联的检索结果。实验数据采用普林斯顿大学的三维模型库 PSB (Princeton Shape Benchmark), 检索飞机模型 m1138。图 4 为三种算法的召回率和精度关系图, 图 5 为 LFD 算法, D2 形状算法以及文中算法的 Precision-Recall 曲线图。

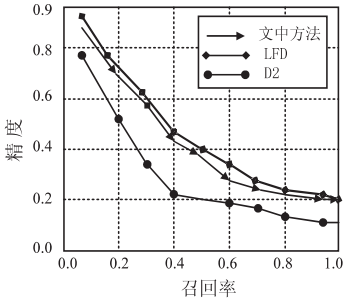


图 4 三种特征提取方法的召回率和精度关系

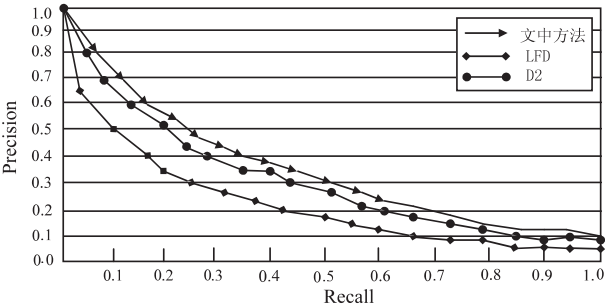


图 5 三种方法的 Precision-Recall 曲线

通过以上实验分析结果表明, 在匹配三维模型的相似性时, 对于大多数通用的三维模型, 文中算法的检索效果优于传统的 LFD 算法和 D2 形状算法; 而在召回率和精度关系图中, 文中算法与 LFD 算法相当, 优于 D2 形状算法; 而在三维检索效率方面, 文中算法占有较大优势, 运用该算法所花费的时间仅为 LFD 的 1/3 (LFD 算法为 7.856 s, 文中算法为 2.645 s), D2 算法最快, 为 1.661 s, 如表 1 所示。

表 1 三种特征提取方法平均检索时间

特征提取方法	检索时间/s
文中方法	2.645
LFD	7.856
D2	1.661

综上所述, 文中算法相对于 LFD 算法、D2 形状算法在综合匹配精度和速度上有了一定的提高。并且在实验中还发现, 文中算法十分适合于检索对称性强、表面法向跳跃性大的三维模型。如在检索 PSB 库中的飞机模型时, 使用文中算法检索的前 35 个模型中, 只有一个模型不匹配, 检索准确率达到了 97.1%。

3 结束语

文中首先通过正交投影方式获取三维模型的正视图图像, 然后对其投影直方图特征和 Zernike 矩特征进行动态融合, 实现优势互补。通过对文中算法的检索性能、匹配时间进行实验, 结果数据表明, 文中采用的多特征融合算法与传统单特征检索算法相比, 能较好地提高三维检索的查全率与查准率, 并缩短了检索的时间, 有较好的检索性能, 可应用于现今的交互检索系统。今后的工作将进一步研究如何对文中算法进行改进, 以便更好地适应非对称复杂三维模型和带纹理或材质信息的三维物体的检索。

参考文献:

[1] 张明, 李娟. 改进的三维模型形状分布检索算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1276-1279.

[2] 江秋鑫, 华顺刚, 时树胜. 基于多视图 SIFT 特征的三维模型检索[J]. 光电技术应用, 2011, 26(4): 56-60.

[3] 曾玖贞, 王超, 王彦. 基于视觉形状与相关反馈的三维模型检索[J]. 南华大学学报(自然科学版), 2012, 26(2): 50-55.

[4] 甘圆超, 唐雁, 陈强, 等. 基于形状加权的三维模型特征提取算法[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2012, 37(5): 85-88.

[5] 李亮, 张树生, 白晓亮, 等. 基于遗传算法的三维 CAD 模型多特征融合和检索[J]. 制造业自动化, 2013, 35(3): 78-81.

[6] 胡敏, 罗殉, 马韵洁. 基于语义矩阵反馈的多特征融合三维模型检索方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(4): 325-330.

[7] 曹健, 李海生, 蔡强, 等. 显著角点特征在三维模型检索中的应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(12): 321-324.

[8] 王小凤, 张飞, 耿国华, 等. 一个基于深度图像的三维模型检索算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(7): 197-200.

[9] 王小凤, 耿国华, 张飞. 一个相关反馈三维模型深度图像检索算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(6): 2350-2353.

[10] 冯毅攀, 刘志, 潘翔, 等. 一种基于单一视图的三维模型检索方法[J]. 浙江工业大学学报, 2012, 40(4): 431-436.

[11] 徐海峰, 秦茂玲, 刘辉. 一种基于特征点分割的三维模型检索方法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(1): 71-74.

[12] 崔晨昉, 石教英. 三维模型检索中的特征提取技术综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(7): 882-889.

[13] 李小林, 黄世国, 宁正元, 等. 一种三维模型检索直方图比较算法[J]. 闽江学院学报, 2013, 34(2): 102-104.

[14] 耿云, 孙军华, 刘谦哲, 等. 自由曲面视觉测量标志点三维匹配方法研究[J]. 测控技术, 2011, 30(7): 105-109.

# 一种基于正交视图的三维模型多特征匹配算法

作者: [张志强, ZHANG Zhi-qiang](#)  
作者单位: [顺德职业技术学院, 广东 顺德, 528333](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)   
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)  
年, 卷(期): 2014(8)

本文链接: [http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjtz201408022.aspx](http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201408022.aspx)