

一种基于视图分类的3维模型检索方法

万丽莉 赵沁平

(北京航空航天大学虚拟现实与可视化新技术教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要 3维模型检索是近年来基于内容检索的研究热点。在基于2维草图检索3维模型的研究中,通常没有结合人的知识。为了提高3维模型检索的精度,提出了一种基于视图分类的3维模型检索方法,它的主要思想是通过视图分类将人对3维模型的认知变换为对2维视图的理解,以便在度量2维草图与视图之间的相似性时能利用人的知识。该方法涉及以下2个问题:视图分类、2维草图与视图之间的相似性度量。实验结果表明,该方法能提高检索精度,因此可应用在2维草图查询方式的3维模型检索中。

关键词 3维模型检索 2维草图 视图 特征加权

中图分类号: TP391.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2007)03-0529-07

A 3D Model Retrieval Approach Based View Classification

WAN Li-li, ZHAO Qin-ping

(Ministry of Education Key Laboratory of Virtual Reality Technology, Beihang University, Beijing 100083)

Abstract 3D model retrieval has recently become one of active research areas in content-based retrieval. In the research of 3D model retrieval based 2D sketch, people's knowledge is not usually adopted. In order to improve the performance of 3D model retrieval, this paper proposes a 3D model retrieval approach based view classification. The main idea is to transfer people's cognition for 3D models to the understanding of 2D views by view classification, so that people's knowledge can be used when measuring the similarity between 2D sketch and views. Two problems are involved: view classification and similarity measure between 2D sketch and views. Experiments show that the method can improve the precision of retrieval, and thus the proposed approach can be applied to interactive 3D shape retrieval based 2D sketch.

Keywords 3D model retrieval, 2D sketch, view, weighted feature

1 引言

3维模型广泛应用于计算机辅助设计(computer aided design, CAD)、虚拟现实、电影特效制作等领域。构造高质量的3维模型需要花费大量的时间和精力,而借助3维模型检索能有效地利用网络上已有的3维模型资源^[1]来实现快速建模。目前,关于图像、声音、视频的内容检索的研究已有较大进展,但这些方法都不能直接用于3维模型检索,迄今为止,3维模型检索的问题仍没有得到有效解决。因

此3维模型检索已成为基于内容检索的一个新的研究热点,且具有广泛的应用前景,国内外很多研究机构正致力于这一方向的研究^[1-11]。

仅根据文本信息检索3维模型有以下两点不足:一是易受到不同语种、语言的二义性、同义词、专业词汇和无意义的文件名等问题的制约;二是模型文件中缺乏足以表示模型语义的信息,难以自动标注关键字^[2]。由于基于文本检索3维模型的以上不足,从而使得基于2维草图检索3维模型就成为一种主要的3维模型检索方式^[3]。当利用基于2维草图检索3维模型时,是以用户绘制的2维草图为搜

基金项目:国家重点基础研究发展规划“973”项目(2002CB312105)

收稿日期:2005-04-20; **改回日期:**2006-01-13

第一作者简介:万丽莉(1979~),女。2001年获北京航空航天大学计算机科学与工程系学士学位,现为北京航空航天大学计算机应用技术专业博士研究生。主要研究方向为3维模型检索、虚拟现实技术。E-mail:wl@vrlab.buaa.edu.cn

索请求,普通用户不受任何训练,就可以用鼠标在屏幕上粗略地画出检索目标的几何形状。可见,它是一种友好的 3 维模型检索接口。基于 2 维草图检索 3 维模型的主要思想是将用户绘制的一幅或多幅 2 维草图和数据库中 3 维模型的视图(即投影图)进行形状匹配。

在基于 2 维草图检索 3 维模型时,需要解决以下两个基本问题:首先,由于 3 维模型本身并不含有视图,因此要确定获取视图的方式和数量;其次,由于 3 维模型可以任意旋转,即使视线方向相同,当同一 3 维模型处于不同旋转角度时,通过投影获得的视图也会不同,因此要降低旋转对视图集合的影响。

2000 年,文献[4]最早提出以 2 维方式在分布式环境下检索 3 维模型。2001 年,文献[5]采用一种称为“shape context”的 2 维形状特征来检索形状相似的 3 维模型。2002 年,文献[6]通过 7 幅典型视图来表现 3 维对象,这些视图都是通过分析模型的坐标协方差矩阵来确定的,特征提取采用基于曲率尺度空间(curvature scale space, CSS)的方法。文献[7]中给出了一个以 2 维草图为搜索请求的 3 维模型检索系统,该系统从 3 个主轴方向获取模型的 3 幅视图,并采用轮廓像素的距离分布来提取特征。文献[8]中采用傅里叶描述符和欧氏距离变换相结合的方法来提取形状特征,并给出了 n 幅用户草图和 m 幅投影图之间的相似性度量方法。2003 年,文献[9]采用基于规则多面体分解的方法来获取视图,并以傅里叶描述符作为视图的形状特征。文献[10]采用多个光场描述符(light field descriptors)来获取视图,并以区域的 Zernike 矩、傅里叶描述符等作为形状特征。

但上述研究主要集中在投影图的获取和形状特征的选取上,而没有考虑如何使用人的知识来提高检索精度。图像检索的研究结果表明,在查询过程中引入人的知识能提高检索精度^[12]。为此,本文提出了一种基于视图分类的 3 维模型检索方法,它的主要思想是通过视图分类将人对 3 维模型的认知变换为对 2 维视图的理解,以便在度量 2 维草图和模型视图之间的相似性时可以利用人的知识。

2 基于视图分类的 3 维模型检索方法

众所周知,3 维模型检索与人的视觉认知有着密切的联系,检索结果的正确与否在很大程度上由

人判断,通常人在确认和分辨物体时具有极强的适应性,即使在物体的形状发生变化的情况下,也能将它们正确分类。但由于检索时往往仅依靠形状特征,因此检索结果有时不尽如人意。本文的目的是在基于 2 维草图的 3 维模型检索中,通过加入人的知识来提高检索的精度。一些已有的 3 维模型数据库中已包含了人的知识,研究者通过人的认知对部分模型进行了分类,并将分类结果保存在相应的文件中,如普林斯顿大学的 3 维模型测试数据库中的 cla 文件^[11]。虽然通过读取 cla 文件,即可得到符合人的认知的一些模型分类信息,但由于基于 2 维草图的 3 维模型检索,本质上是用户绘制的 2 维草图和模型视图之间的图像匹配问题,从而无法直接使用 3 维模型分类信息,这就需要在在此基础上,进一步推导出 2 维视图的图像分类,再通过使用视图的图像分类结果来引入人的知识。考虑到三视图是表示 3 维几何体的最小集合,因此本文图像分类的对象是模型的三视图。

定义 1 在基于人的认知对 3 维模型进行分类的基础上,将同一类模型的同种视图作为一类图像,称为视图类。

基于视图分类的 3 维模型检索方法的流程如图 1 所示,其中灰色方框表示框内数据含有人的知识,较粗的线条表示了人对 3 维模型的认知影响检索结果的过程。由于仅有部分模型包含分类信息,因此需将含有分类信息的模型集合作为训练集,而测试集中的模型则无需分类信息。可见,在基于 2 维草图的 3 维模型检索中,首先是通过特征分量的权重来引入人的知识,然后采用加权的距离函数来度量 2 维草图和视图之间的相似性。

图 1 中虚线框所示为本文方法要重点解决的两个问题。

(1) 模型视图的分类 为了将人对 3 维模型的认知变换为对 2 维视图的理解,需要先实现视图的分类。对于同一类模型,由于它们同种视图中的对象形状必定比不同种视图中的对象形状相似,因此在已有的 3 维模型分类的基础上,可采用基于图像形状特征确定视图顺序的方法来完成视图的分类。由于这种视图分类结果含有人的知识,因而反映了从人的主观角度对图像内容的理解。

(2) 特征分量权重的计算 由于通过特征分量的权重,可使视图分类结果对 2 维草图和模型视图之间的相似性度量产生作用,从而使人的知识能影

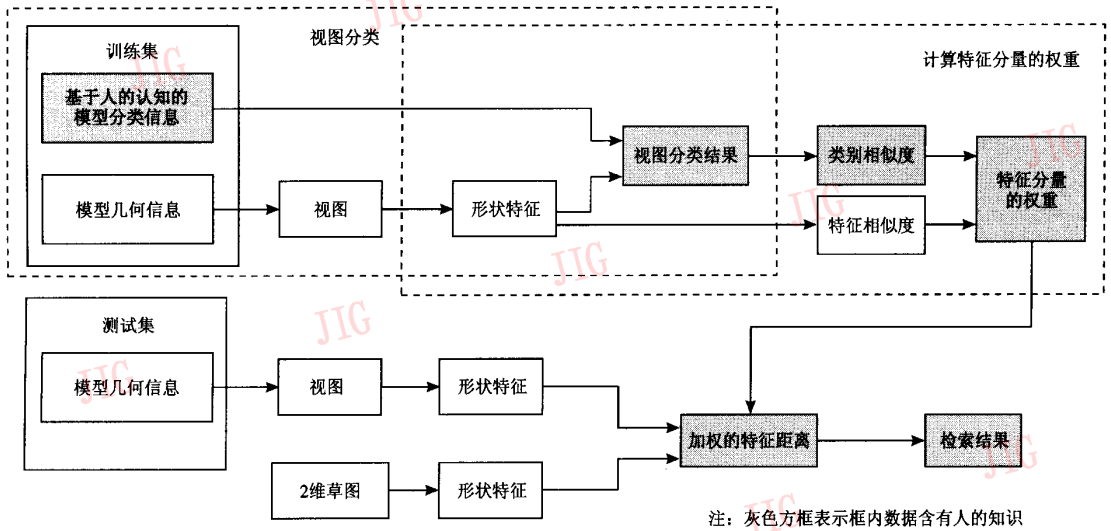


图 1 基于视图分类的 3 维模型检索方法

Fig. 1 3D model retrieval approach based view classification

响检索结果。由图 1 可知,在计算特征分量的权重时,综合考虑了主客观因素,其中视图分类结果属于主观因素,形状特征属于客观因素。

这里模型视图的分类和特征分量权重的计算都是针对训练集中的模型。

3 模型视图的分类方法

三视图是表示 3 维几何体的最小集合。虽然更多的视图能更好地表示形状,但是由于其会产生过多的视图类,而且投影方向接近的视图相似,也不适合归入不同的视图类,因此本文采用三视图来表示 3 维模型。

3.1 模型的视图获取和处理

原始的 3 维模型数据库中并不包含模型的视图,为此本文基于 OpenGL 实现了三视图的获取和处理,具体步骤如下:

(1) 模型坐标的标准化,包括平移变换标准化和旋转变换标准化,其具体做法是:首先计算模型的质心,并将质心平移到坐标原点,以完成平移变换标准化;然后采用惯性主轴方法和最大法线方法相结合的方法来确定模型的 3 个主轴^[11],进而绕原点旋转模型使它的主轴和坐标轴重合,即可实现旋转变换标准化。

(2) 采用正投影方式投影。投影时,根据模型

的最小包围球的大小计算视锥体 6 个裁剪面的位置,以保证投影时模型的最小包围球始终在视锥体内。

(3) 依次定义视线方向为 3 个坐标轴的负方向,所保存的窗口中显示的内容,即为模型的三视图(如图 2 所示)。

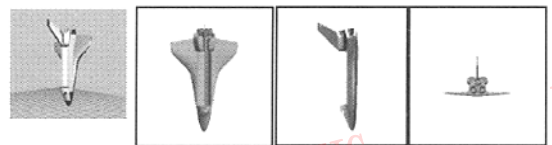


图 2 飞机模型和它的三视图

Fig. 2 Model's three views

(4) 采用图像二值化和形态滤波中的闭操作^[13]对三视图进行处理。由于 3 维模型检索中仅关心目标对象的形状,因此要通过图像二值化来排除颜色、光照、纹理等其他因素的干扰。此外,由于模型的网格结构可能不理想,局部可能出现小裂缝,因而需通过形态滤波中的闭操作来填补视图对象区域内部的小洞。

由此,通过对 3 维模型数据库的处理,即可得到模型的视图数据库,数据库中每个模型对应 3 个视图,这些视图均为二值图像。

3.2 基于模型分类信息的视图分类方法

由于训练集中含有基于人的认知的模型分类信

息,因此可以依据图像的形状特征,通过调整三视图顺序来唯一确定模型视图之间的对应关系,进而实现模型的视图分类。

当两个模型属于同一类时,则以一个模型的三视图顺序为基准,另一模型的三视图必然存在一种顺序,使得对应的视图都相似。由于三视图的全排列为 $P_3 = 3! = 6$, 因此,调整方法要解决的问题是如何从模型三视图的 6 种顺序中选出一一种,作为该模型视图的新顺序。

以模型 A 的三视图 $(I_1^{(A)}, I_2^{(A)}, I_3^{(A)})$ 的顺序为基准。如果在第 k 种排列时,模型 B 的三视图为 $(I_{k,1}^{(B)}, I_{k,2}^{(B)}, I_{k,3}^{(B)})$, 则定义 $(I_1^{(A)}, I_2^{(A)}, I_3^{(A)})$ 和 $(I_{k,1}^{(B)}, I_{k,2}^{(B)}, I_{k,3}^{(B)})$ 之间的差异距离为 $D(A, B_k)$, 设 $d(I_i^{(A)}, I_{k,i}^{(B)})$ 为视图 $I_i^{(A)}$ 和视图 $I_{k,i}^{(B)}$ 的特征向量之间的距离,其中, $i = 1, 2, 3$ 。由式(1)求出 \hat{k} 后,即可得到唯一的视图顺序。

$$D(A, B_k) = d(I_1^{(A)}, I_{k,1}^{(B)}) + d(I_2^{(A)}, I_{k,2}^{(B)}) + d(I_3^{(A)}, I_{k,3}^{(B)})$$

$$k = 1, \dots, 6 \quad \hat{k} = \arg \min_k (d(A, B_k)) \quad (1)$$

式中 $d(I_1^{(A)}, I_{k,1}^{(B)})$ 、 $d(I_2^{(A)}, I_{k,2}^{(B)})$ 和 $d(I_3^{(A)}, I_{k,3}^{(B)})$ 可采用图像特征向量间的多种距离函数计算,其中最常用的为欧氏距离。

在调整视图顺序的过程中强调类别内调整,即要在每类模型中选择一个模型的视图顺序作为基准,用来调整此类中其他模型的视图,而不是对于所有模型选择一个模型的视图顺序作为基准。类别内调整的原因可以以图 3 为例做定性的分析,图中连线的长度代表差异距离,假设模型 A 属于一类,而模型 B, C 属于另一类,那么当以 A 的视图顺序 $(I_1^{(A)}, I_2^{(A)}, I_3^{(A)})$ 为基准时,选出的 $(I_{k,1}^{(B)}, I_{k,2}^{(B)}, I_{k,3}^{(B)})$ 、 $(I_{i,1}^{(C)}, I_{i,2}^{(C)}, I_{i,3}^{(C)})$ 分别是模型 B, C 的视图顺序,但是由图 3 可知,由于 $(I_{j,1}^{(C)}, I_{j,2}^{(C)}, I_{j,3}^{(C)})$ 比 $(I_{i,1}^{(C)}, I_{i,2}^{(C)}, I_{i,3}^{(C)})$ 更接近 $(I_{k,1}^{(B)}, I_{k,2}^{(B)}, I_{k,3}^{(B)})$, 因此 $(I_{j,1}^{(C)}, I_{j,2}^{(C)}, I_{j,3}^{(C)})$ 与 $(I_{k,1}^{(B)}, I_{k,2}^{(B)}, I_{k,3}^{(B)})$ 的对应视图更可能相似。可见,当调整模型 B, C 的视图顺序时,不适宜以属于另一类的模型 A 的视图顺序作为基准。因此,本文采用类别内调整的方式来提高调整的准确性。

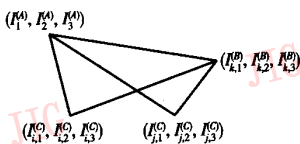


图 3 视图顺序调整的分析

Fig. 3 Analysis for view order adjustment

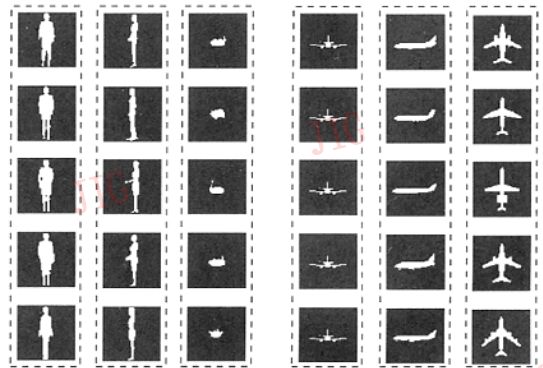
经过顺序调整后,对于同一类模型,将它们排在首位、次位和末位的视图分别作为一类,即可得到 3 个视图类。设模型 A, B 的调整后的三视图为 $(I_1^{(A)}, I_2^{(A)}, I_3^{(A)})$ 和 $(I_1^{(B)}, I_2^{(B)}, I_3^{(B)})$, 则可形式化表示为

$$A \in C^{\text{model}} \wedge B \in C^{\text{model}} \Rightarrow \{I_1^{(A)}, I_1^{(B)}\} \in C_1^{\text{view}} \wedge \{I_2^{(A)}, I_2^{(B)}\} \in C_2^{\text{view}} \wedge \{I_3^{(A)}, I_3^{(B)}\} \in C_3^{\text{view}} \quad (2)$$

其中, C^{model} 表示模型类, $C_1^{\text{view}}, C_2^{\text{view}}$ 和 C_3^{view} 分别为该类别的 3 个视图类。

视图分类后,视图类的总数为原模型类总数的 3 倍。

本文实验中采用区域的 Zernike 矩^[14]作为图像特征,以欧氏距离作为距离度量。图 4 中给出了部分视图的分类结果。实验结果进一步证明了类别内调整的准确性。可见,视图分类的结果符合人对图像的理解,即每个视图类中对象的形状相似。



(a) 人的三视图类

(b) 飞机的三视图类

图 4 视图分类结果(每个虚线框表示一个视图类)

Fig. 4 Results of view classification

(one view class in one line frame)

4 基于加权距离的相似性度量

4.1 特征分量权重的计算

特征选择是模式识别中的一个关键问题,其基本任务是如何从许多特征中找出那些最有效的特征,但是常用的特征选择方法并未利用人的主观认知,而是仅在特征空间中计算,如主成分分析方法。

本文在计算特征分量的权重时,引入了人的知识,首先用类别相似度和特征相似度分别从主客观角度来度量视图的相似性,并由此给出联合相似度的公式;然后采用文献[15, 16]中的方法来求解在

联合相似度的度量标准下,使类内距离的总和达到最小时的特征权重,以便获得更好的聚类效果。

设训练集为 K 个视图的集合,表示为 $T = \{I_1, \dots, I_K\}$, I_k 表示第 k 幅视图, $k = 1, \dots, K$ 。规定同一视图类的图像序号是连续的。

定义2 类别相似度由视图分类决定,表明两幅图像是否属于同一视图类。

设 $S_{i,j}^{\text{class}}$ 为视图 I_i 和 I_j 的类别相似度。

$$S_{i,j}^{\text{class}} = \begin{cases} 1 & I_i \text{ 和 } I_j \text{ 属于同一视图类} \\ 0 & \text{反之} \end{cases} \quad (3)$$

由于视图分类由3维模型的分类信息推导而来,而3维模型的分类符合人的认知,因此类别相似度是从人的主观角度来对图像中内容的相似性进行度量。

定义3 特征相似度表明两幅图像的特征向量的接近程度。

设 $S_{i,j}^{\text{feature}}$ 为视图 I_i 和 I_j 的特征相似度。

$$S_{i,j}^{\text{feature}} = \begin{cases} 1 - d_{i,j}^2 / \bar{D}^2 & d_{i,j} \leq \bar{D} \\ 0 & d_{i,j} > \bar{D} \end{cases} \quad (4)$$

$$\bar{D} = \sum_{j=1}^K \max_{I_i \in T} d_{i,j} / K$$

其中, $d_{i,j}$ 是 I_i 和 I_j 的特征向量间的欧氏距离, \bar{D} 为类间距离的平均值。

由于图像的特征向量是通过指定区域或轮廓内的所有像素的统计分析得到的,因此可以认为特征相似度是从客观角度对图像相似程度的评价。特征相似度的变换区间为 $[0, 1]$, $d_{i,j}$ 越小, $S_{i,j}^{\text{feature}}$ 越大(越接近1),表明两幅图像的特征向量越接近;当 $d_{i,j}$ 超过 \bar{D} 时,即 $S_{i,j}^{\text{feature}} = 0$,则认为两幅图像的特征向量差距很大。

为了综合考虑主客观因素,设 $S_{i,j}^{\text{join}}$ 为视图 I_i 和 I_j 的联合相似度,其计算公式如下:

$$S_{i,j}^{\text{join}} = w_1^S \times S_{i,j}^{\text{feature}} + w_2^S \times S_{i,j}^{\text{class}} \quad (5)$$

其中, $w_1^S + w_2^S = 1$ 。

若联合相似度越大,则认为视图越相似。通常可通过调整相似度权重 w_1^S 和 w_2^S (上角 S 代表 similar) 来改变类别相似度和形状特征相似度对联合相似度的影响程度。当 $w_1^S = 1$ 时,仅考虑特征相似度;当 $w_2^S = 1$ 时,仅考虑类别相似度。可见,对于两幅视图,如果它们属于同一视图类,则特征相似度越大,联合相似度也越大;如果它们属于不同的视图类,即使它们的特征相似度较大,其联合相似度的值

也会适中。

对于训练集中的视图,基于联合相似度计算特征分量权重的具体步骤如下:

(1) 计算所有视图的图像特征。本文的图像特征采用5阶 Zernike 矩,设视图 I_k 的特征向量为 $F_k = (F_{k,1}, \dots, F_{k,N})$,特征向量的维数为 $N = 10$ 。对于连续函数 $f(x, y)$,规范化后的 Zernike 矩具有平移、旋转、比例变换不变性,且具有比其他矩表示法更好的抗噪性、抗冗余性和识别能力^[14]。更重要的是,由于2维 Zernike 矩是一种正交矩,因此各个矩分量互不关联。

(2) 构造类别相似度矩阵 M^{class} 和特征相似度矩阵 M^{feature} 。 M^{class} 和 M^{feature} 是同型的,均为 K 阶方阵,其中第 i 行第 j 列的元素表示 I_i 和 I_j 的相似度。由于同一视图类中图像的序号连续,因而 M^{class} 为准对角矩阵,主对角线上是一些元素全为1的小方阵,其余元素均为零。当每类模型的数目相等时,每个视图类中的图像数也相等,设每个视图类中有 L 幅图像,则类别相似度矩阵可简化为

$$M^{\text{class}} = \begin{bmatrix} \mathbf{1}_L & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{1}_L \end{bmatrix} \quad (6)$$

(3) 计算联合相似度。本文取 $w_1^S = w_2^S = 0.5$,则由联合相似度的计算公式即可得到任意两幅视图的联合相似度。

(4) 计算特征分量的权重。设特征向量的第 n 个分量对视图分类的有效性以 w_n^{feature} 来度量,则由文献[15]可以推出式(7):

$$w_n^{\text{feature}} = \frac{N}{\sum_{i=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{j \neq i}^K (F_{i,n} - F_{j,n})^2 (1 - 2 \times S_{i,j}^{\text{join}})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^K (F_{i,j} - F_{j,j})^2 (1 - 2 \times S_{i,j}^{\text{join}})}} \quad (7)$$

$\sum_{n=1}^N w_n^{\text{feature}} = N$, w_n^{feature} 越大,表示第 n 个特征分量对视图分类的贡献越大。

4.2 基于加权距离的相似性度量

得到特征分量的权重后,在计算2维草图与测试集中视图的相似度时,采用加权的欧氏距离来强调主要特征和弱化次要特征。查询时,可将用户草图与所有视图的加权距离,采用快速排序法按升序排列来得到排序靠前的若干个视图,它们所对应的

3 维模型即为检索结果。

值得注意的是,由于本文采用的 Zernike 矩为正交矩,因此对其特征分量的加权不会产生交叉影响。本文计算特征分量权重和加权的方法也适用于其他图像特征,但当特征的各分量非正交时,则需要先进行正交变换,以使得各特征分量互不影响,再按步骤(2)~步骤(4)操作。

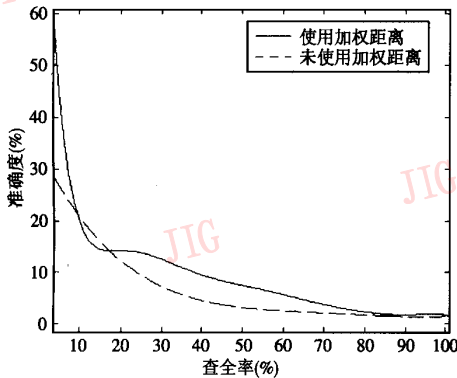
5 实验结果

为评价本文算法的检索效果,采用普林斯顿大学的模型数据库^[1]进行了实验,在每次查询时要求用户提交 1 幅 2 维草图作为搜索请求。这些草图是以区域表示搜索目标的平面图,对于 2 维草图也要采取如 3.1 节中的图像处理方法,其中包括图像二值化和闭操作。实验用的 3 维模型数据的训练集中包含 4 类模型,它们是客机、手枪、人和小汽车,每一类中包含 10 个模型。测试集中包含 1 575 个未分类

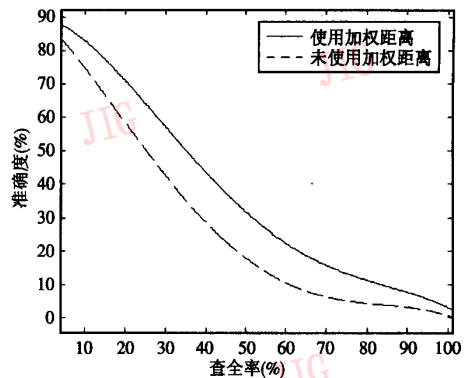
模型,形状特征采用 5 阶 Zernike 矩。

实验时,首先测试算法的检索有效性。大家知道衡量检索有效性的指标有多种^[1],本文是采用准确度-查全率曲线的方法来进行定量分析,简称 PR (precision-recall) 曲线。PR 曲线表现了准确度和查全率之间的函数关系。横轴查全率表示正确的检索结果占有所有有关联结果的百分比,纵轴准确度表示正确的检索结果占有所有检索到的结果的百分比。位置靠上的 PR 曲线代表较好的检索结果。实验中,分别以用户绘制的飞机、手枪、人和小汽车的 2 维草图作为输入,实验得到的使用加权距离前后的 PR 曲线如图 5 所示,其中实线表示使用特征向量的加权欧氏距离的准确度-查全率曲线,虚线表示使用未加权的欧氏距离的准确度-查全率曲线,可见,对于这 4 类 2 维草图,使用加权距离的检索有效性都较未使用加权距离的高。

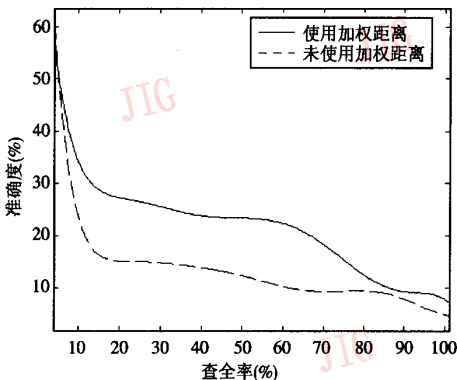
然后分析算法的时间开销。数据库中模型的三视图必须预先获取和处理,并将其结果保存在视图



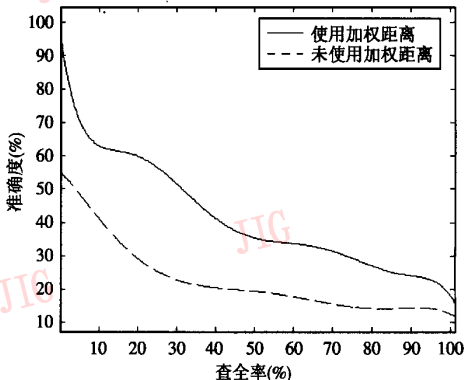
(a) 对飞机的 2 维草图



(b) 对手枪的 2 维草图



(c) 对小汽车的 2 维草图



(d) 对人的 2 维草图

图 5 准确度-查全率曲线比较

Fig. 5 Comparson precision-recall curves

数据库中;对于训练集中模型的视图分类和特征分量权重的计算可以预先完成,这些处理都不会影响用户查询时的响应速度。用户查询时的时间开销主要以下有两部分:一是用户绘制2维草图的处理和特征提取的时间;二是计算2维草图与所有视图之间的相似度,并将相似度排序的时间。前一部分的时间开销由图像特征的提取方法决定,与是否使用加权距离无关;后一部分的时间开销主要由数据库中的视图总数决定,虽然使用加权距离会增加少量时间开销,但是,无论是否使用加权距离,这部分的时间复杂度均为 $O(NlN)$, N 为视图总数。

6 结 论

如何在基于2维草图的3维模型检索中加入人的知识,以提高检索精度是本文要解决的主要问题。本文提出了一种基于视图分类的3维模型检索方法,该方法通过视图分类将人对3维模型的认知转换为对2维视图的理解,以便在度量2维草图和视图之间的相似性时,使用加权距离来引入人的知识。但是,如果以2维草图表示的搜索目标所属的类别在训练集中不存在,则这种方法对检索结果的影响尚无法判断,需要进一步研究。

参考文献(References)

- Shilane P, Min P, Kazhdan M, *et al.* The Princeton shape benchmark[A]. In: Proceedings of the Shape Modeling International 2004[C], Genova, Italy, 2004:167~178.
- Min P, Kazhdan M, Funkhouser T. A comparison of text and shape matching for retrieval of online 3D models[A]. In: Proceedings of European Conference on Digital Libraries 2004[C], Bath, UK, 2004:209~220.
- Min P. A 3D model search engine[D]. Department of Computer Science, Princeton University, USA, 2004.
- Loffler J. Content-based retrieval of 3D models in distributed web databases by visual shape information[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Information Visualization 2000[C], London, UK, 2000:82~87.
- Mori G, Belongie S, Malik J. Shape contexts enable efficient retrieval of similar shapes[A]. In: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Kauai, HI, USA, 2001, 1:723~730.
- Mahmoudi S, Daoudi M. 3D models retrieval by using characteristic views[A]. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition[C], Quebec, Canada, 2002, 2: 457~460.
- Okada Y. 3D model database system by hand sketch query[A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo 2002[C], Lausanne, Switzerland, 2002:889~892.
- Min P, Chen J, Funkhouser T. A 2D sketch interface for a 3D model search engine[A]. In: Proceedings of SIGGRAPH 2002 Sketches & Applications[C], San Antonio, Texas, USA, 2002: 138.
- Song J J, Golshani F. Shape-based 3D model retrieval[A]. In: Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence[C], Sacramento, California, USA, 2003: 636~640.
- Chen D Y, Tian X P, Shen Y T, *et al.* On visual similarity based 3D model retrieval[J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 223~232.
- Pu J T, Liu Y, Xin G Y, *et al.* A 3D model retrieval method based on the similarity between 2D polygon sets[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(12):1437~1442. [普建涛,刘一,辛谷雨等.一种基于2维多边形集相似性的3维模型检索方法[J].中国图象图形学报,2004,9(12):1437~1442.]
- Zhang Y J. Content-based visual information retrieval[M]. Beijing: Science Press, 2003:429~434. [章毓晋.基于内容的视觉信息检索[M].北京:科学出版社,2003:429~434.]
- Zhang Y J. Image engineering volume one: image processing and analysis[M]. Beijing:Tsinghua University Press, 2003: 261~265. [章毓晋.图象工程上册——图象处理和分析[M].北京:清华大学出版社,2003:261~265.]
- Khotanzad A, Hong Y H. Invariant image recognition by Zernike moments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5):489~497.
- Lazzerini B, Marcelloni F. Feature selection based on similarity[J]. Electronics Letters, 2002, 38(3):121~122.
- Basak J, De R K, Pal S K. Unsupervised feature selection using a neuro-fuzzy approach [J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(11):997~1006.