

基于稀疏编码的多模态 3D 检索系统研究

黄冰洋 张承乾

(天津大学电子信息工程学院 天津 300072)

摘要: 3D模型检索是当前国内外的一个研究热点。针对多模态数据集,提出了一种基于组稀疏编码方法的3D模型检索系统。首先,从表征三维模型的二维视图提取 SIFT 特征。在此基础上,利用 LDA(latent dirichlet allocation)模型生成3D模型的视图主题分布,并将此分布作为特征以表征三维模型。最后,采用组稀疏编码算法计算不同3D模型间的相似性,从而解决模型的检索问题。实验结果证明了所提出的检索算法的有效性。

关键词: 3D模型检索;LDA;稀疏编码

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Multi-model 3D retrieval system research via sparse coding

Huang Bingyang Zhang Chengqian

(Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: 3D model retrieval is a research focus at home and abroad. In this paper, we propose a novel 3D object retrieval system via group sparse coding based on multi-model dataset. First, we extract SIFT feature from a series of 2D model images which recorded from each 3D model. Then the visual topic distribution generated by LDA(latent dirichlet allocation) is selected to represent each 3D model. Finally, the sparse coding algorithm is utilized to compute the similarity between different 3D models as to solve the retrieval problem. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: 3D model retrieval; LDA; sparse coding

1 引言

近年来,随着3D模型重建、检索^[1-2]技术的飞速发展,三维模型广泛应用于社会生产的各大领域,例如计算机辅助设计、医学、娱乐等产业。工业上的快速发展使得三维模型的应用呈现出海量增长的趋势,准确且高效的3D模型检索方法可以扩大虚拟模型的应用范围并提高资源利用率。因此,如何提高3D模型检索^[3]方法的准确性和高效性成为业界一个亟待解决的问题。

3D模型检索方法按检索类型可以划分为两种:基于模型的检索^[4]和基于视图的检索^[5]。基于模型检索的方法中,3D模型的特征直接从虚拟3D模型中提取。早期研究中,3D模型检索主要是基于模型的算法研究,一般采用基于传统图像特征或基于空间结构的方法^[6]。而基于视图的检索方法是从每个3D目标中获取一组视图,进而从这组视图中提取特征。现有的基于视图的3D模型检索方法主要有:LFDs(light-field descriptors)^[7],EDs(elevation

descriptors)^[8],BoVF(bag of visual features)^[9],CMVDs(compact multiview descriptors)^[10]等。研究实验结果表明基于视图的方法可以有效地利用传统图像处理算法来实现3D模型的检索。近些年来,基于视图的3D模型检索逐渐成为一大研究热点。

随着数字采集设备的发展,数字图像呈现多模态化。例如,微软发布的Kinect摄像机产品可以方便地获取拍摄物体的深度信息,更好的描述了物体在立体空间的结构状态。由此可以看出,通过图像采集设备获得3D模型的多模态信息逐渐变得容易,这也使得研究人员提高3D模型的检索精度成为可能。

本文选取SIFT^[11-12]特征作为不同模态图像的特征。在此基础上,用LDA主题模型^[13]生成主题分布以表征3D模型。最后,采用组稀疏编码方法来计算待查询模型与候选模型间的相似性,从而实现3D模型检索。

本文的主要贡献有如下三点:1)首次利用LDA主题模型来提取三维模型的视觉主题,并利用主题分布来表征三

维模型;2)使用组稀疏编码方法,通过计算不同 3D 模型间的重建误差来计算两两模型之间的相似度;3)本文提出了一整套的 3D 模型检索系统,并利用 spring 框架和 php 语言分别搭建服务器和客户端。

文章结构如下:第 2 节主要介绍相关工作和现有方法;第 3 节主要详细介绍利用 LDA 模型和组稀疏编码的 3D 模型检索系统设计流程;第 4 节为实验结果和讨论部分;第 5 节为结论部分。

2 相关工作

随着 RGB-D 相机和机器视觉技术的快速发展,3D 模型的应用日益普遍,为 3D 模型检索的进一步发展打下了坚实的基础。总体来说,现有两种 3D 模型检索方法:基于模型检索方法和基于视图检索方法。

早期的大部分方法属于基于模型检索方法,它的主要特点是利用现有的虚拟 3D 模型信息。研究人员通过提取传统特征,例如几何矩、表面分布、体积描述符、表面几何学或者更复杂的空间结构特征来实现检索。但大量的计算和严格的精度要求限制了此类算法在实际应用中的发展。

基于视图的检索方法主要特点是从研究对象的一组不同角度的 2D 图像中提取特征描述符,并计算待查询 3D 模型与数据库中的 3D 模型间的相似度。现有许多算法主要关注于提取特征的方法,如 Sun 等人^[8]使用的 ED (elevation descriptors)。ED 在 3D 模型伸缩和平移时能够保持不变,且它对于旋转有较强的鲁棒性。首先,从 6 个不同的视图中获取 6 个 elevation 以描述 3D 模型幅度信息。每个 elevation 被分解成许多同心圆灰度图像。通过比较连续 2 个同心圆的幅度总和之差就能够得到 ED。然后用一种有效的相似匹配方法来查找最佳匹配。在文献^[9]中,BoVF (bag of visual features)方法被用于基于视图的 3D 目标检索。每一张 2D 图像用一组 SIFT 特征表征,为了减少距离计算和特征存储,利用 BOVF 方法将一组 3D 模型局部特征描述综合成为一个直方图。KL (kullback-leibler)散度测量用来测量两个 3D 模型间的距离。Daras 等人^[10]提出了 CMVDs (compact multiview descriptors),此算法通过引入一种新的基于视图的方法处理不同类型的多媒体数据,以支持多模态查询。更具体的说,它是通过获取一致分布视角的视图,自动地从 3D 目标中生成一组 2D 图像,且针对每幅图像产生一组 2D 旋转不变形状描述符。待查询 3D 模型与数据库中的 3D 模型间的全局形状相似性通过运用一组新的匹配机制获得,它有效地结合了从多视图中提取的代表信息。由于基于视图的检索方法仅通过几个视图就可以达到优秀的性能,因此它在 3D 模型检索中被广泛地应用。

3 3D 系统设计

3D 模型检索系统框架的实现包含三个步骤,如图 1 所

示。1)特征提取,从查询的 3D 模型中获取一系列 RGB 图像和深度图像,对不同模态的图像提取 SIFT 特征。2)主题模型,每个图像的 SIFT 特征可以看成是一个文档 (document),利用 LDA 模型生成视觉主题模型,并计算每张图片的主题分布。3)相似度测量,使用组稀疏编码方法计算不同 3D 模型间的相似度。SIFT 特征是传统的视觉特征,本文使用 VLFEAT 工具箱来提取视觉特征。在接下来的小节里,本文将对系统的每个步骤进行详细阐述。

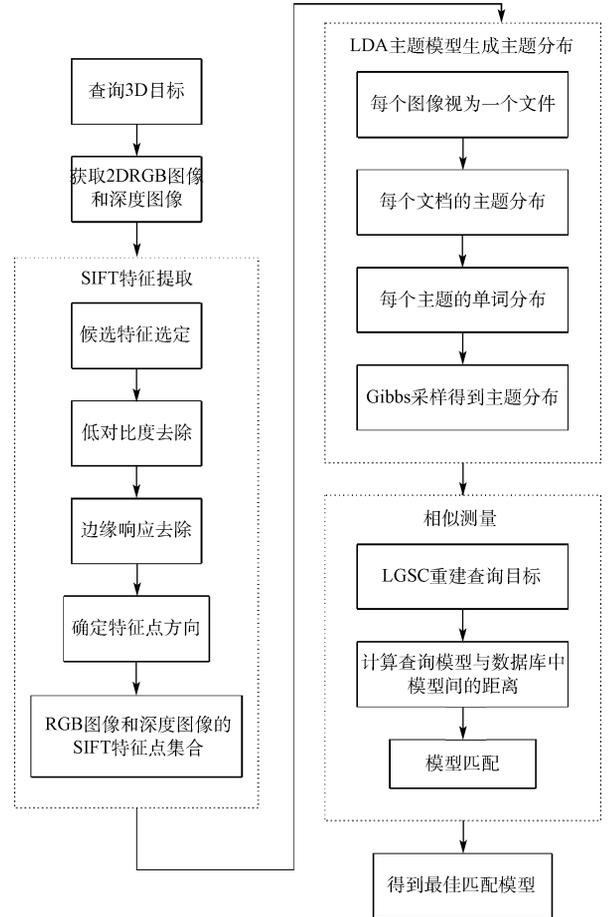


图 1 3D 检索系统框架流程

3.1 SIFT 特征提取

SIFT 特征是目前应用最广泛的特征描述子,它通过尺度空间中的极值点及其邻域的灰度信息提取特征点位置、尺度、旋转等不变量,具有尺度不变性和旋转不变性。

SIFT 使用了高斯差分 (DoG) 尺度空间,它由相邻尺度的高斯差分核与输入图像卷积而成。DoG 是通过构建图像金字塔来实现的。将图像金字塔分为 O 组 (Octave), 每组有 L 层 (Level), 下一组的图像由上一组图像按照隔点降采样的方法取得。比较每一个采样点和它所有的图像域与尺度域的相邻点的大小,若此采样点为最大值或最小值时就认为该点是图像在该尺度下的一个特征点,亦即特征点是 DoG 空间的局部极值点。当所有的候选特征点确定之

后,将进一步对候选特征点进行筛选。

首先,低对比度去除,式是对 DoG 函数进行泰勒展开:

$$D(x) = D(x_0) + \frac{\partial \mathbf{D}^T}{\partial \mathbf{x}}(x_0) + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 \mathbf{D}}{\partial \mathbf{x}^2}(x_0) \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x} = (x, y, \sigma)^T$ 为特征点附近的采样点, x_0 为原先得到的特征点。通过对式求导,并令导数为零,求得的极值点即为修正后的特征点值:

$$D(\hat{x}) = D(x_0) + \frac{1}{2} \frac{\partial \mathbf{D}^T}{\partial \mathbf{x}}(x_0) \hat{x} \quad (2)$$

对于所有极值点,如果 $|D(\hat{x})| < 0.03$,则剔除此极值点。

其次,边缘响应去除,由于噪声因子对 DoG 函数的影响很大,使得高斯差分算子的极值在横跨边缘的地方有较大的主曲率,而在垂直边缘的方向有较小的主曲率。主曲率通过一个 2×2 的 Hessian 矩阵 \mathbf{H} 求出,如式所示,导数由采样点相邻差估计可得。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\text{Tr}(\mathbf{H}) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (4)$$

$$\det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha - \beta \quad (5)$$

式中: α 为模最大特征值, β 为模最小特征值,令 $\alpha = \gamma\beta$,可得:

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\det(\mathbf{H})} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (6)$$

$(\gamma + 1)^2/\gamma$ 的值在 2 个特征值相等的时候最小,随着 γ 的增大而增大,因此只需检测是否满足式就能检测主曲率是否在某值域 γ 下。

$$\frac{\text{Tr}(\mathbf{H})^2}{\det(\mathbf{H})} < \frac{\gamma + 1}{\gamma} \quad (7)$$

特征点方向的确定是采用以关键点为中心的邻域窗口内采样的方法,并用直方图统计邻域像素的梯度方向。直方图的峰值代表了该关键点处邻域梯度的主方向,即作为该关键点的方向。

对于每幅 RGB 图像和深度图像经过以上步骤,便可以提取到 RGB 图像和深度图像的所有 SIFT 特征点集合。

3.2 基于 LDA 的特征矢量提取

每个图像的 SIFT 特征可以看成是一个文档。利用 LDA 主题模型生成以 SIFT 特征点为单词的视觉主题模型。本文假设在每个 3D 模型中共有 N 个文档,这 N 个文档即包含 RGB 图像的 SIFT 特征文档和深度图像的 SIFT 特征文档,每个文档里有 n 个单词,即 n 个关键点信息。 $w_{i,j}$ 是第 j 个文档第 i 个单词的值。所有的单词和文档最终将聚类成 k 个主题 T 和一个词汇表 VOC, VOC 中包含 m 个单词。产生 LDA 主题模型的具体步骤如下。

1) 对于主题 t , 多项式参数 $\varphi_t = \{p_1, \dots, p_m\}$ 服从于 Dirichlet 先验分布 $\varphi_t \sim \text{Dir}(\alpha)$, 表示主题 t 中的单词分布, p_i 表示主题 t 生成 VOC 中第 i 个单词的概率。

2) 对于文档 j , 主题向量为 $T = \{t_1, \dots, t_k\}$, 多项参

数 $\varphi_j = \{p_{j_1}, \dots, p_{j_k}\}$ 服从于 Dirichlet 先验分布 $\varphi_j \sim \text{Dir}(\beta)$, 表示文档 j 中的主题分布, p_{j_i} 表示第 i 个主题在文档 j 中出现的概率。

3) 对于文档 j 的单词 i , 一个主题标签 $z_{i,j}$ 服从于离散分布 $z_{i,j} \sim \text{Mult}(\varphi_j)$ 。

4) 第 j 个文档第 i 个词的 $w_{i,j}$ 值服从于主题 $z_{i,j}$ 的离散分布 $w_{i,j} \sim \text{Mult}(\varphi_{z_{i,j}})$ 。

5) α 和 β 是已知变量,在统计实验中也定义了, Gibbs 采样步骤被用于计算 φ_j 和 $\phi_{z_{i,j}}$ 。在这个过程中, α 和 β 是已知变量或先验变量。 z , ϕ 和 φ 是未知变量,需要从观察的数据中学习。

在检索过程中,当给出一个查询目标 Q , 通过 Gibbs 采样可以获取主题分布 ϕ_Q , $\phi_Q = \{\phi_Q^1, \phi_Q^2, \dots, \phi_Q^N\}$, 其中 N 是每个 3D 模型的视图数量。采样过程如下:

$$p(z_i = k | \alpha, \beta) \propto \frac{n_{Q,-i}^k + \alpha_k}{\sum_{k=1}^K (n_{Q,-i}^k + \alpha_k)} \cdot \frac{n_k + n_{k,-i}^i + \beta_i}{\sum_{i=1}^V (n_k + n_{k,-i}^i + \beta_i)} \quad (8)$$

式中: n_k 是分配给主题 k 的单词 w 的数量。 $n_{Q,-i}^k$ 代表在问题目标 Q 中分配给主题 k 的符号数,包含 x_i 。

3.3 相似性度量

本文使用组稀疏编码算法处理两两模型之间的相似度量问题。组稀疏编码算法主要分为两个步骤,首先是训练过程。来自同一类的 3D 模型间的视图被分成一组,假设总共有 G 类,写作 $X = \{X_1, \dots, X_G\}$, 每一类中包含若干个 3D 模型。其中, $\mathbf{X}_g = [\phi_g^1, \dots, \phi_g^{n_g}]$ 是一个由 n_g 个特征向量组成的矩阵,每一个特征向量代表一个 3D 模型的主题分布特征。通过训练学习,不断交替更改基与系数,最终可以得到一组基,即字典。

其次,当给定一个查询目标时,基于训练阶段得到的字典,可以重建查询视图特征向量 ϕ , 得到查询目标的稀疏表达式。通过采用局部约束组稀疏编码方法,在一些特殊组里使用查询视图的相似视图来实现查询视图的重建。

利用梯度投影法解决 LGSC 最优化问题,将得到的系数 β 用来表示视图 ϕ 。接着计算出查询视图特征向量 ϕ 和数据库中模型 M_i 之间的残差,利用该残差的倒数来表征两两模型之间的相似度。

根据以上步骤,可以选出查询模型的代表视图,且对应的权重为 $\mathbf{w} = [w_1, \dots, w_D]$ 。在稀疏编码步骤里,代表视图 \mathbf{v}_d 可通过模型 M_i 重建残差得到 $r_i(\mathbf{v}_d)$ 。问题模型 Q 和模型 M_i 之间的距离可以通过所有代表视图重建残差的加权 and 得到:

$$R(Q, M_i) = \sum_{d=1}^D w_d r_i(\mathbf{v}_d) \quad (9)$$

给出一个查询 3D 模型,就可以计算出所有查询 3D 模型和数据库里的其他 3D 模型间的距离。查询模型 Q 的匹配模型 M 是:

$$M = \arg \min_{M \in \mathcal{M}} R(Q, M) \quad (10)$$

其中 M 表示数据库中所有 3D 模型的集合。

4 实 验

4.1 数据集

本文实验创建了一个多模态视图的三维目标数据集：多视图 RGB-D 目标数据集 (multi-view RGB-D object dataset, MV-RED)^①。MV-RED 数据集由 505 个目标组成,分为 60 个种类,例如苹果、帽子、围巾、杯子、蘑菇、玩具等。用 3 个微软 Kinect 同时从 3 个方向记录 RGB 信息和深度信息。因此,对于每个目标,共有两种类型的图像数据,即 RGB 图像数据和深度图像数据。

此数据集所使用的 3 个微软 Kinect 录制方式如下: 202 个目标用第一个 Kinect 记录,其余 303 个目标用另外一个 Kinect 记录,Kinect3 自上而下只捕获一张 RGB 图片和一张深度图片。其中,Kinect1 和 Kinect2 通过相同的桌子旋转角度分别捕获 360 张 RGB 图像和深度图像(桌子旋转通过步进电动机控制)。应用这样的录制方式,对于每个目标可以获取 721 张 RGB 图片和 721 张深度图片。对于每张 RGB 图片和深度图片,图片分辨率为 640×480 。然后,均匀地从 Kinect1 和 Kinect2 所获取的图片序列中进行图片采样,每 10° 采一次,对每个目标生成一个由 73 张 RGB 图片和 73 张深度图片构成的数据集,同时对 RGB 图片进行前景分割。

实验选取包含不少于 10 个目标物体的种类作为查询数据,共有 311 个查询目标。721 个视图构成一个完整版数据集,采样后的 73 个视图构成一个紧凑版数据集。分别利用完整版数据集和紧凑版数据集进行 3D 检索任务,每个任务将查询数据里的 311 个目标作为查询目标,由此可以实现两个任务的对比。

4.2 评价标准

为了评价本文所提出的方法的有效性,现选取以下标准以比较检索性能。

最近邻(nearest neighbor, NN)。它是指相似度最高的匹配模型属于所查询目标的种类的百分比。

第一阶(first tier, FT)。它是指前 K 相关匹配样本的召回率,其中 K 为查询物体所在类的基数。

第二阶(second tier, ST)。它是指前 $2K$ 相关匹配样本的召回率,其中 K 为查询物体所在类的基数。

F-measure。它是对固定数量的检索结果的准确率和召回率的综合测量。

归一化累计增益(discounted cumulative gain, DCG)。它是一种统计方法,它会给排列在前面的相关结果分配更高的权重。

平均归一化修正检索排序(average normalized modified retrieval rank, ANMRR)。它根据相关物体的排列位置给出相应的权重来衡量方法的性能。

准确率召回率曲线 (precision-recall, PR)。它是展示准确度和召回之间关系的关键指标。

4.3 不同模态数据间的比较

本文提取不同模态的 2D 图像特征,以测试不同模态数据对检索结果的影响。“RGB”表示从 RGB 图片中提取的图片特征。“Depth”表示从深度图片中提取的图片特征。“RGB-Depth”表示 RGB 图片特征和深度图片特征相结合的特征。MV-RED 数据集作为评价数据集。实验结果如图 2 所示。

图 2(a)展示了 3 类不同特征在数据集上的 PR 曲线。图 2(b)显示了不同的评价方法在此三类数据集上的性能。实验结果表明,组合特征比单一模态特征表现更好,这是因为多模态数据使用更多的信息来表征 3D 模型,从而保证了更精确的相似度测量。

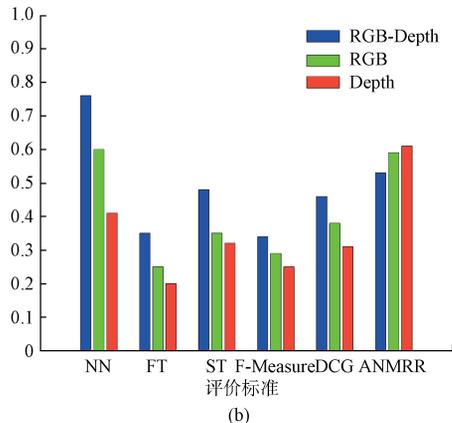
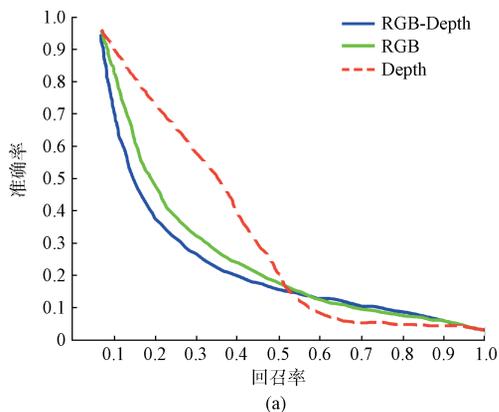


图 2 不同模态数据的实验结果

4.4 不同特征矢量间的比较

本节比较了本文所提出的特征和一些传统的图片特征,即 Zernike 矢量和 HoG 特征。MV-RED 数据集作为评价集。实验结果如图 3 所示。

图 3(a)展示了不同特征在 MV-RED 数据集上的 PR 曲线。图 3(b)展示了使用不同评价方法评价不同特征的

① <http://media.tju.edu.cn/mvred/>

性能。从实验结果可以看出,本文所提出的特征比其他基于传统特征的检索结果表现更好,从而有力地证明了多模态特征的有效性。

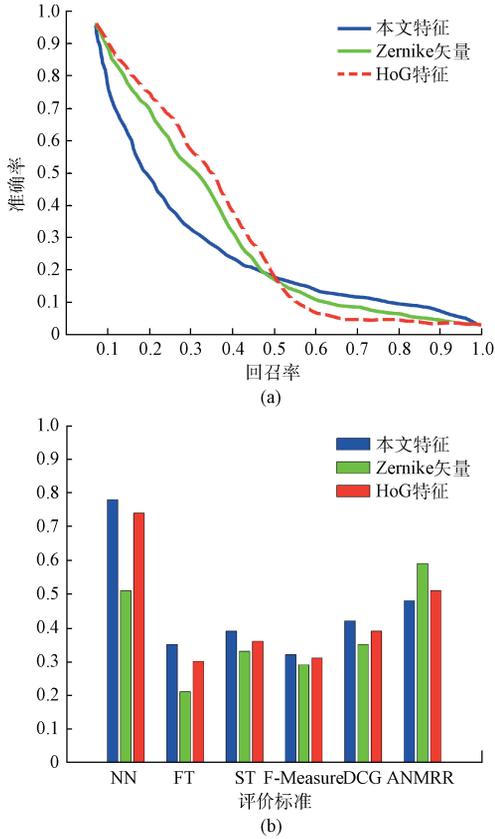


图3 不同特征矢量的实验结果

4.5 与现有方法的比较

为了评价本文所提出的算法的优越性,本文选取了一些经典算法进行比较:

自适应视图聚类(AVC)^[14]:自适应视图聚类方法提供了一种从3D模型中选取2D视图的最佳选择方法和一种基于Bayesian概率的3D模型检索的方法。特征视图选择算法是基于一种自适应聚类算法,并使用统计模型分布选取最佳视图数量。

基于自由视角下的无约束方法(CCFV)^[15]:在基于自由视角下的无约束方法中,每个目标用一个视图自由集合表示,这些视图可以从任何方向捕获,不受相机约束。对于每个查询目标,所有查询视图被

聚集起来生成一个视图群集,然后用于构建查询模型。为了得到一个更精确的3D目标对比,正匹配模型、负匹配模型模式分别单独用正、负匹配样本进行训练。CCFV是基于问题高斯模型产生的,并结合了正匹配模型和负匹配模型,它移除了静态相机捕捉视图阵列的约束,且可以应用于任何基于视图的3D目标数据库。

二分图匹配(WBGM)^[16]:在这个方法中,加权二分图

匹配用于两个3D模型间的比较。每个3D模型用一组2D视图表示。代表视图是从查询模型中选出的,且提供了相应的初始权重。这些初始权重基于代表视图之间的关系会在迭代中进一步更新。利用选定的2D代表视图构建加权二分图,两个图的匹配结果用来衡量两个3D物体之间的相似性。

超图(Hypergraph)^[17]:这种方法提出了通过避免估计目标间的距离以解决检索问题的超图分析方法。作者构建了基于2D图片的一组3D对象的多个超图。在超图里,每个定点都是一个对象,每个边缘都是一个视图聚类。

实验结果如图4所示。图4(a)展示了不同方法在MV-RED数据集上的PR曲线。图4(b)显示了分别使用不同评价体系评价各方法的性能。实验结果得出,本文所提出的方法优于其他对比方法,有力地证明了本文方法的优越性。

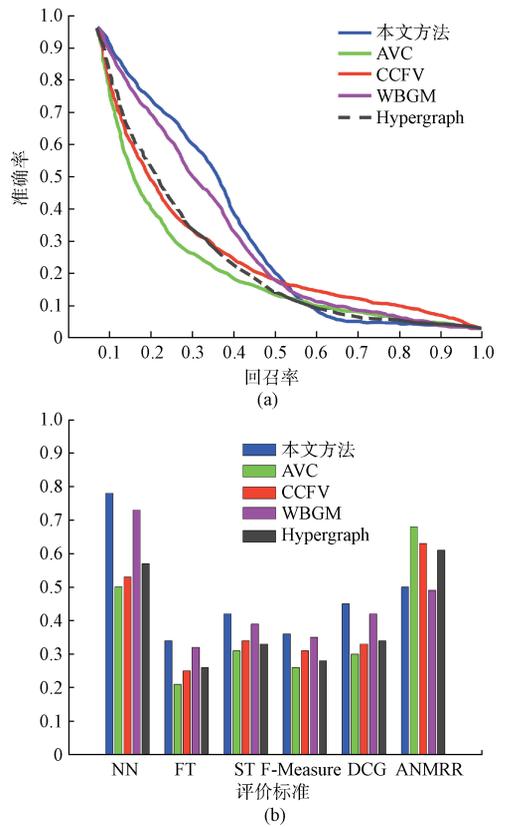


图4 不同方法的实验结果

5 结论

本文提出了一种基于多模态数据集的3D模型检索系统。首先从获取的2D图像中提取SIFT特征来表示视觉特征。然后,通过LDA模型生成主题分布,从而有效的描述了3D模型视图特征。最后,通过稀疏编码方法计算不同3D模型间的相似度以实现3D模型的检索。基于MV-

统的优越性。

参考文献

- [1] 成晓翁, 胡学龙, 尹翔. 一种基于形状的图像检索系统[J]. 国外电子测量技术, 2011, 30(10): 23-24.
- [2] 徐华璐, 韩立新. 图像检索系统关键技术的研究与应用[J]. 电子测量技术, 2014, 37(5): 33-37.
- [3] MADEMLIS, ATHANASIOS, DARAS, et al. 3D object retrieval using the 3D shape impact descriptor[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2447-2459.
- [4] GAO Y, DAI Q, ZHANG N Y. 3D model comparison using spatial structure circular descriptor[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 1142-1151.
- [5] LIU A A, NIE W Z, SU Y T, et al. Coupled hidden conditional random fields for RGB-D human action recognition[J]. Signal Processing, 2015, 112(7): 74-82.
- [6] LENG B, QIN Z, CAO X, et al. Mate: a visual based 3D shape descriptor[J]. 电子学报: 英文版, 2009, 18(2): 291-296.
- [7] FREJLICHOWSKI D. 3D shape description algorithms applied to the problem of model retrieval[J]. Open Engineering, 2011, 1(1): 117-121.
- [8] SUN T, GENG G H, ZHOU M Q. Feature extraction algorithm for 3D model based on elevation[J]. Computer Engineering, 2010, 36(4): 10-12.
- [9] LIAN Z, GODIL A, SUN X. Visual similarity based 3D shape retrieval using bag-of-features [C]. Proceedings of Shape Modeling International Conference, 2010: 25-36.
- [10] DARAS P, AXENOPOULOS A. A compact multi-view descriptor for 3D object retrieval [C]. Proceedings of Seventh International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing, 2009: 115-119.
- [11] 毋立芳, 侯亚希, 许晓, 等. 基于紧致全姿态二值 SIFT 的人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 736-742.
- [12] 许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 48-54.
- [13] 田璟, 郭智, 黄宇, 等. 一种基于多模态主题模型的图像自动标注方法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(5): 22-26.
- [14] NIE W Z, LIU A A, SU Y T. 3D object retrieval based on sparse coding in weak supervision [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015.
- [15] GAO Y, TANG J, HONG R, et al. Camera constraint-free view-based 3-d object retrieval [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2269-2281.
- [16] GAO Y, DAI Q, WANG M, et al. 3D model retrieval using weighted bipartite graph matching[J]. Signal Processing: Image Communication, 2011, 26(1): 39-47.
- [17] GAO Y, WANG M, TAO D, et al. 3-d object retrieval and recognition with hypergraph analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 4290-4303.

作者简介

黄冰洋, 天津大学电子信息工程学院信息与通信工程专业硕士研究生, 现主要从事数字图像处理方面的研究。

E-mail: huangbingyangtju@163.com

张承乾, 博士, 天津大学电子信息工程学院副教授, 现主要从事多媒体信息安全方面的研究。