

基于信息熵加权的三维模型特征融合算法

李海生¹ 张朝立¹ 蔡强¹ 毛典辉¹ 杜军平²

¹北京工商大学计算机与信息工程学院 北京 100048

²北京邮电大学计算机学院 北京 100876

(lihsh@th.btbu.edu.cn)

A 3D Model Feature Fusion Algorithm Based on Entropy Weights

Li Haisheng¹, Zhang Chaoli¹, Cai Qiang¹, Mao Dianhui¹, Du Junping²

¹(School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048)

²(School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract Feature fusion is an important tool to improve the retrieval effectiveness of 3D models, which is being concerned widely. To target at advancing the retrieval results and solving the problem of automatically adapting the weight for each fusion feature, a novel Multi-Feature Fusion algorithm of 3D model based on Information Entropy (MFF-EW) is proposed. **The main contribution of the algorithm is listed as follows.** Firstly, Cubic Spline Interpolation-Shape Distribution algorithm (CSI-SD) is put forward to characterize shape distribution histogram more precisely on the basis of traditional shape distribution algorithm; meanwhile, Simplified Shape Context algorithm (SSC) is designed to compensate for the hierarchy distribution information of a model, which lacks in CSI-SD algorithm. Afterwards, the information entropy, a method to measure uncertainty, is used to adaptively calculate the weights of two fusion features mentioned above, and then the fusion similarity distance for 3D model retrieval can be obtained. The large-scale comprehensive benchmark in SHREC2014 is used as testing. Experimental results show that the proposed MFF-EW algorithm outperforms the corresponding algorithms according to the general and weighted six evaluation metrics (PR/NN/FT/ST/E/DCG). And the algorithm is also time-efficient.

Key words feature fusion; information entropy; cubic spline interpolation; simplified shape context; 3D model retrieval

摘要 特征融合是提高三维模型检索有效性的一种重要手段,越来越受到广泛关注。为解决融合特征权重的自适应问题,提出了一种基于信息熵加权的三维模型多特征融合算法,以提升检索效果。**算法的主要贡献有:**首先为了精确地刻画形状分布直方图,针对传统形状分布算法提出了三次样条插值形状分布特征提取算法,同时由于形状分布算法本身缺少描述模型形状的层次分布信息,设计了简化的形状上下文特征提取算法;然后,采用衡量不确定性的信息熵来自适应计算上述两个欲融合特征的权值,进而得到融合后的相似距离用于三维模型检索。在 SHREC2014 的综合模型库上实验,结果表明:所提特征融合算法的通用和加权的六种评价指标 (PR/NN/FT/ST/E/DCG) 优于采用单一特征的检索算法,且运行效率较高。

关键词 特征融合; 信息熵; 三次样条插值; 简化的形状上下文; 三维模型检索

中图法分类号 TP391

1 引言

从上个世纪八十年代开始,随着计算机科学技术

术的发展,特别是互联网的飞速发展,信息检索的对象已经从单一的文本信息检索发展为二维图像等多媒体信息以及更为真实丰富的三维模型和三维场景等三维虚拟信息。其中,三维模型已在机械制造(如 CAD)、生物分子、考古、医学、游戏、计算

收稿日期: 2014-11-11

基金项目: 国家“九七三”重点基础研究发展计划项目(2012CB821206);国家自然科学基金(61320106006);北京市属高等学校教师队伍建设-青年英才计划资助项目(YETP1452).

机视觉等领域得到了广泛应用,而且由于三维模型数目近年来爆炸式的增长,在海量的模型中检索到需要的模型,提高模型的复用性已成为一个热点的研究领域;另外随着三维模型的采集方式越来越便捷,代价也越来越低(如通过微软的 Kinect 或者 Google Project Tango 项目开发的手机、平板等手持设备),使现今的三维模型库类别更加繁杂,涉及到生活的方方面面。源于此,基于大型综合模型库的三维模型检索逐渐成为一个亟待需要解决的工作,已引起了研究人员的重视。

为了改善对大型综合模型库的检索效果,考虑到该类模型库模型类别的复杂性(包括通用模型和专用模型等),而单一特征提取算法一般都具有其自身的特点和局限性,即特定算法提取的特征一般对特定模型库的检索效果比较好,在综合模型库上表现欠佳。因此本文采用了多特征融合的方法改善检索效果,但采用何种方式融合多个特征是一个具有挑战性的难题;由于信息熵可量化的衡量信息的不确定性,本文就是通过计算待融合特征检索结果的信息熵,并将其作为衡量该特征检索效果优劣的标准,进而确定各待融合特征的权值,得到了一种基于信息熵加权的特征融合算法(Multi-Feature Fusion based on Entropy Weights,简称 MFF-EW)。

在选择待融合特征时主要有两方面的考虑:一是拥有良好的检索效率,二是各待融合特征之间具有一定的特征互补性。所以,选取了本文提出的三次样条插值形状分布特征提取算法(Cubic Spline Interpolation-Shape Distribution,简称 CSI-SD)和简化的形状上下文特征提取算法(3D Simplified Shape Context,简称 SSC)提取的特征用于特征融合。实验数据集是今年(2014年)三维模型检索竞赛(3D SHape REtrieval Contest,简称 SHREC)^[1]最新的大型综合模型数据集 LSB(Large-Scale Benchmark)。

本文的主要贡献如下:

(1) 提出了 MFF-EW 算法,该算法可自适应的计算各待融合特征的权值,并将融合后的模型间的相似距离用于三维模型检索,提升了对综合模型库的检索效果。

(2) 为使融合的特征具有互补性,分别提出了 CSI-SD 算法和 SSC 算法。其中前者相较传统形状分布算法,可更精确地刻画形状分布直方图;后者作为补充特征,准确地描述了模型形状的层次分布信息。

本文的组织结构如下:第二节综述了三维模型检索算法的分类和近几年来在多特征融合算法方面最新的研究成果;第三节介绍了本文使用的综合模型库和评价标准;第四节详细介绍了用于特征融合

的三次样条插值形状分布特征和简化的形状上下文特征,进而得到本文提出的基于信息熵加权的特征融合算法;第五节利用评价标准对第四节中提出的算法做出分析与评估;第六节对本文的工作做出了总结与展望。

2 相关工作

三维模型的检索算法有很多种不同的分类:按照检索模型的属性,可分为基于刚性的检索算法和基于非刚性的检索算法;按照检索算法提取特征的属性,可分为基于局部特征的检索算法和基于全局特征的检索算法;按照检索时的匹配程度方式,可分为基于全局匹配的检索算法和基于部分匹配的检索算法;按照检索时输入的类型,可分为基于文本的检索算法、基于草图的检索算法、基于模型的检索算法和基于语义的检索算法。从更细分的角度,基于模型的检索算法又可分为基于形状的检索算法、基于图形的检索算法、基于视图的检索算法和基于特征融合的检索算法等。其中本文中提出的基于信息熵加权的特征融合算法属于特征融合检索算法,其他本文中提出或实现的算法均属于基于形状的检索算法。

基于形状的检索算法是通过获取模型几何形状信息的分布来实现模型检索,其中提取的几何形状特征的准则有两个:良好的区分度和对噪声的健壮性。模型的形状特征可分为全局特征和局部特征,全局特征如 Osada 等人^[2]提出的形状分布(Shape Distribution)算法,该算法将三维模型的几何特征映射为二维的形状分布,并将其用于模型间的相似距离计算,该算法虽然可得到不错的检索效果,但其不能描述模型的层次分布信息;Ankerst 等人^[3]提出的形状直方图(Shape Histogram)算法,该算法容易理解、较易实现,但检索效果相对较差;局部特征有 Frome 等人^[4]提出的形状上下文(Shape Context)算法,用于在三维场景中识别特定的对象;Pan 等人^[5]提出的泊松直方图描述子等算法。其中 2008 年以前的常用模型检索算法可参考文献[6]和文献[7]。近年来,Sipiran 等人^[8]利用数据感知的分类方法提升了传统 Bag-of-Feature(简称 BoF)框架,并将其用于提取模型的形状信息,取得了不错的效果;Zou 等人^[9]基于主面分析(Principal Plane Analysis)和群融合(Group Integration)提出了联合形状分布描述子,也明显地提升了原形状分布算法。

对于基于特征融合的检索算法,按照融合特征

的属性,可进一步分为基于局部特征的融合和基于全局特征的融合,前者一般出现在构造融合特征的阶段,后者一般出现在计算相似距离的阶段。其中基于局部特征的融合算法如:Aono等人^[1]提出的KVLAD特征,就是将局部特征KAZE特征^[10]通过VLAD^[11](BoF的一种变形)和特征向量拼接的方式得到的;Tatsuma等人^[1]提出的DBSVC算法则是将提取的局部特征SURF通过BoF的方式得到全局特征,该算法虽然检索效果较好,但检索效率太低;Tabia等人^[12]提出的协方差矩阵描述子(Covariance Matrices Descriptor)解决了多模态局部特征融合的问题,该算法在融合各局部特征前不但不需要做标准化处理,而且可获取特征之间的空间结构信息,但忽略了各融合特征之间的互补性等问题。基于全局特征的融合如:Bustos等人^[13]将在决策树中得到广泛应用的熵不纯度(Entropy Impurity)用于评估5个待融合特征的优劣,进而利用熵不纯度确定各待融合特征的权值实现特征融合,实验表明融合特征的检索效果优于单个特征的检索效果,但其用于检索的模型库的类别和数目相对较少(仅292个模型),之后Bustos又将纯度(Purity)^[14]用于评估6个待融合特征,得到了相对更好的检索结果,但仍存在模型库规模小的问题(仅472个模型);Aono等人^[15]提出的HSR-DE特征融合算法,是将模型的空洞特征、边特征、轮廓特征、线条特征、圆特征和表面变化特征等融合而来,实验表明该算法在具有空洞、表面粗糙的工业制造领域的三维模型库中有不错的检索效果,但其不适用于综合模型库的检索;Papadakis等人^[16]将三维模型的二维深度缓存特征(Depth Buffer)和三维球面调和特征(Spherical Harmonics)作为融合对象,提出了一种叫做DSH的特征融合算法,该算法可量化的调节两融合算法的紧密度,但同时也降低了其检索效率;Li等人^[17]则提出了一种基于形状特征和视图特征的名为CBR-ZFDR的特征融合算法,该算法将Zernike矩^[18]、傅里叶(Fourier)描述子^[19]、深度(Depth)信息特征^[20]和射线(Ray)特征^[20]融合,并在检索时利用模型的分类信息,使其在通用模型库和专用模型库上均有良好的检索效果,但其算法实现难度较大,不易推广应用。

相较上面介绍的特征融合算法,本文提出的MFF-EW算法主要针对大型综合模型库设计,在融合特征的互补性、检索效率、易于实现和推广性等方面均有一定的优势。

3 综合模型库和评价标准

3.1 综合模型库

本文使用的综合模型库是最新集成的SHREC2014大型综合三维模型库LSB,该模型库是参照Eitz等人^[21]的人工手绘草图库中的分类构建的,它包含171个类,共有8987个三维模型,平均每个类有53个模型,平均每个模型的顶点数为5233个;模型文件的存储格式均为“.OFF"格式的文本文件。图1简单列出了该模型库中的几类模型。



图1 LSB中的三维模型

LSB是基于常用的八个三维模型库综合得到的,其中Princeton Shape Benchmark(PSB)^[22]、SHREC'12 Generic Track Benchmark (SHREC12-GTB)^[23]、Toyohashi Shape Benchmark (TSB)^[24]和the Konstanz 3D Model Benchmark (CCCC)^[25]为通用模型库,Watertight Model Benchmark (WMB)^[26]、the McGill 3D Shape Benchmark (MSB)^[27]、Bonn's Architecture Benchmark (BAB)^[28]和Engineering Shape Benchmark (ESB)^[29]为专用模型库,同时WMB和MSB均为非刚性模型库。LSB和上述的八个模型库的类别信息如表1所示。

八个源模型库、模型类别及具体模型的选取都充分考虑了模型通用性、代表性和非重复性,使综合模型库LSB涵盖了人类日常生活中几乎所有的具有代表性的对象类,例如虽然在171个细分类中平均每类的模型数为53个,但具体到每类的数目则从1个(如Cake类、Penguin类、Parrot类、Lion类等非常用类别)到600多个(如椅子类和桌子类分别为632个和601个)不等。其中表2列出了LSB和其抽取的八个源模型库的对应关系。

3.2 评价标准

本文使用的评价标准包括通用评价标准和加权评价标准。

3.2.1 通用评价标准

为了对本文中提出或实现算法的检索效果做出

表1 LSB和八个通用或专用模型库的类别信息

模型库	类型	模型数目	类数目	平均每类的模型数
LSB	通用	8987	171	53
PSB	通用	907(训练)	90(训练)	10(训练)
		907(测试)	92(测试)	10(测试)
SHREC12GTB	通用	1,200	60	20
TSB	通用	10,000	352	28
CCCC	通用	473	55	9
WMB	不透水类 (Watertight)	400	20	20
MSB	含关节类	457	19	24
BAB	建筑类	2,257	183(基于功能)	12(基于功能)
			180(基于外形)	13(基于外形)
ESB	CAD	867	45	19

表2 八个通用或专用模型库在LSB中分别所占数目和比例

模型	通用模型库				非刚性模型库		专用模型库	
	PSB	SHREC12GTB	TSB	CCCC	WMB	MSB	BAB	ESB
使用的模型数	1,371	940	4,617	382	44	367	1,239	27
使用的比例	75.6%	78.3%	46.2%	80.8%	11.0%	80.3%	54.9%	3.1%
占 LSB 的比例	15.3%	10.5%	51.4%	4.3%	0.5%	4.1%	13.8%	0.3%
各类库所占比例	81.3%				4.6%		14.1%	

定量的评估,我们采用了六种^[22]已在信息检索领域得到广泛应用的评价标准: Precision-Recall (简称 **PR**)曲线、最近邻方法(Nearest neighbor, 简称 **NN**)、First-tier (简称 **FT**)和 Second-tier (简称 **ST**)、E-Measure (简称 **E**)、累积加权值(Discounted Cumulative Gain, 简称 **DCG**)。其中后五种评价指标 **NN/FT/ST/E/DCG** 本文用 m 统一表示。

- **PR** 曲线: 假设模型库中共有 n 个模型, 某检索模型所在模型类为 c , 在最相似的 K ($1 \leq K \leq n$) 个检索结果中: 查准率 P 表示 K 中和 c 为同类型的模型在 K 中的比例, 查全率 R 表示 K 中和 c 为同类型的模型在 c 中的比例。
- **NN**: 在检索结果中, 对应的最相似模型的准确度。
- **FT** 和 **ST**: **FT** 表示当 $K = C - 1$ 时的查全率, **ST** 表示当 $K = 2(C - 1)$ 时的查全率。
- **E**: 对于检索结果, 人们可能更感兴趣的是相似度排在前面的检索结果而不是所有的检索结果, 因此 **E** 只考虑前 32 个检索结果,

$$E = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} \quad (1)$$

其最大值为 1.0, 数值越大则检索结果越好。

- **DCG**: 在评价检索结果时, 正确结果所在结果序列中的具体位置是个重要评价指标, **DCG** 就是指所有正确模型位置信息标准化后的加权和, 其中位置越靠前, 则权重越大。首先将检索结果列表转化为向量 G , $G_i = 1$ 表示第 i 个位置为正确结果, 否则 $G_i = 0$, 进而可得到 **DCG** 的计算公式:

$$DCG_i = \begin{cases} G_1 & i = 1, \\ DCG_{i-1} + \frac{G_i}{\log_2 i} & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

然后, 将其标准化如下:

$$DCG = \frac{DCG_n}{1 + \sum_{j=2}^c \frac{1}{\log_2 j}} \quad (3)$$

3.2.2 加权评价标准

在得到通用评价标准的基础上, 本文还通过如

下两种加权评价标准对本文中的检索算法进行评价。两种加权评价标准基本思想为：根据每类模型的数目或其相反数，定义每类模型在用于计算评价指标 m ($m = \text{NN/FT/ST/E/DCG}$) 时的权重，具体为基于类比例的评价标准 m_p 和基于类数目相反数的评价

标准 m_r 。定义如下：

$$m_p = \frac{\sum_{i=1}^M n_i \cdot m_i}{\sum_{i=1}^M n_i} \quad (4)$$

$$m_r = \frac{\sum_{i=1}^M \frac{1}{n_i} \cdot m_i}{\sum_{i=1}^M \frac{1}{n_i}} \quad (5)$$

其中， M 表示模型库中的三维模型数目， n_i 表示第 i 次检索输入模型所属类在模型库中的模型数，

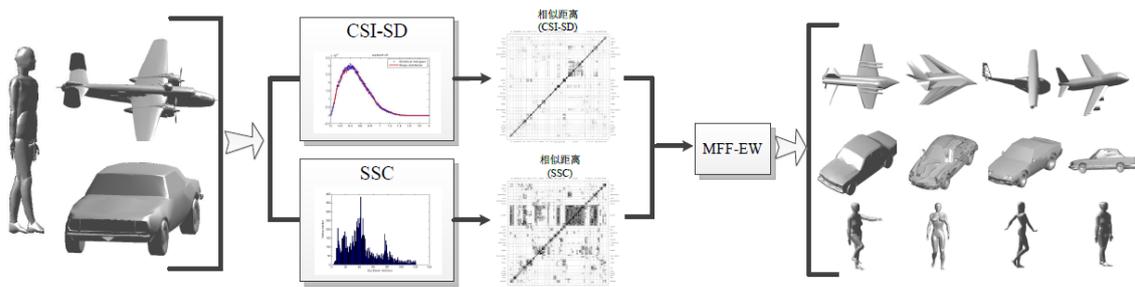


图2 MFF-EW 算法框架

4.1 三次样条插值形状分布特征提取算法

形状分布特征提取算法^[2]的本质是通过设计形状函数来描述三维模型的全局几何形状特征，进而将标准化后的三维模型映射为二维的形状分布（shape distribution）用于模型间的相似距离计算。

本文提出的CSI-SD算法对SD主要从如下两个方面做了改进：首先通过直接缩放三维模型实现对三维模型的标准化；然后利用三次样条插值曲线得到形状分布，以提升对形状分布直方图的描述能力。

4.1.1 三维模型的标准化和随机采样

从SD算法的自身属性来讲，它已具有平移和旋转不变性，但对三维模型的尺度属性是敏感的，故该算法通过如下三种方式标准化三维模型：（1）利用采样距离的最大值，（2）利用采样距离的平均值，

（3）以两比较形状分布之间的相似距离最小为目的，搜索其中一个形状分布的缩放尺度以实现标准化：首先，使两比较模型的采样距离平均值均为1；然后，通过公式 $\min_s D(f(x), sg(sx))$ 得到两模型

的相似距离，其中 s 为由 $\log s = -10, -9.8, \dots, 10$ 计算得到的100个不同的值。前两个标准化方式简单，时间复杂度小，但算法有一定的随机性，不够稳定；第三种方式虽然通过得到形状分布之间的最小相似距离来减弱尺度不匹配的影响，但复杂度较高，时间效率低。因此本文提出了如下标准化方式，使CSI-SD算法在实现尺度不变性的前提下，仍具有良好的时间效率。首先，通过计算每个三角面片的重心和面积，得到整个三维模型的重心；然后，将模型的重心平移至坐标系的原点；最后，在不改变模型几何特征的情况下，将其压缩到单位球内，使形状函数D2^[2]中计算的每个采样点间的距离均落在区间[0,2]内，进而使每个三维模型对应形状分布的区间均为[0,2]，实现了标准化操作。

4 基于信息熵加权的特征融合算法

本小节将首先描述由经典的形状分布特征提取算法^[2]（Shape Distribution，简称SD）改进得到的三次样条插值形状分布特征提取算法，然后介绍简化的形状上下文特征提取算法，最后详述将提取的特征在相似距离计算阶段融合，得到基于信息熵加权的多特征融合算法（MFF-EW）的过程。MFF-EW的算法框架见图2。

f 和 g 的相似距离，其中 s 为由 $\log s = -10, -9.8, \dots, 10$ 计算得到的100个不同的值。

前两个标准化方式简单，时间复杂度小，但算法有一定的随机性，不够稳定；第三种方式虽然通过得到形状分布之间的最小相似距离来减弱尺度不匹配的影响，但复杂度较高，时间效率低。因此本文提出了如下标准化方式，使CSI-SD算法在实现尺度不变性的前提下，仍具有良好的时间效率。首先，通过计算每个三角面片的重心和面积，得到整个三维模型的重心；然后，将模型的重心平移至坐标系的原点；最后，在不改变模型几何特征的情况下，将其压缩到单位球内，使形状函数D2^[2]中计算的每个采样点间的距离均落在区间[0,2]内，进而使每个三维模型对应形状分布的区间均为[0,2]，实现了标准化操作。

在CSI-SD算法标准化后的三维模型表面，采用伪随机算法随机取点^[2]，通过实验得到当随机点数为1024个时，这些随机点可以较好的保持原模型（标准化前）的形状特征，且具有较高的检索效率，说明了该标准化方式的有效性。如图3所示。

三维模型	蚂蚁	飞机	床	蜜蜂	椅子	杯子
原模型 顶点集						
标准化后随 机采样点集						

图3 标准化后各类模型随机采样点集实例展示

4.1.2 构造三次样条插值曲线

在描述形状分布直方图的统计属性刻画形状分布时，常用的方法是基于最小二乘法的多项式拟合。该方法构造思路简单，易于实现，但由于多项式本身表达曲线性质的局限性（如极值点的个数有限等），而直方图的形状和走势则是千变万化，故其不能很好的刻画形状分布直方图的特征。本文则提出了利用三次样条插值曲线^[30]来描述形状分布直方图，表示形状分布，其理论依据如下。

三次样条插值曲线为全局拟合算法的一种，其可以准确的描述形状分布的全局特征；同时又兼具插值性和拟合性，适应了模型采样点集随机性的特点。该曲线的构造方式简述如下：

假设由形状分布直方图得到的点集为 $\{q_k\}$ ， $k = 0, 1, \dots, n$ ，其中 n 为形状分布直方图的区间数，则

$$C(u) = \sum_{i=0}^{n+2} N_{i,p}(u)P_i \quad (6)$$

其中， $C(u)$ 表示 p 次样条插值曲线， $N_{i,p}(u)$ 表示第 i 个区间的 p 次样条基函数， P_i 表示第 i 个区间的控制点。当 $p = 3$ 时， $C(u)$ 就是 C^2 连续（区间端点2阶可导）的三次样条插值曲线。

其中多项式拟合曲线（多项式次数设置为3次）和三次样条插值曲线的对比效果如图4所示，由图可知，三次样条插值曲线可以更精确的描述形状分布直方图。

然而，CSI-SD 算法是基于统计模型表面上随机点间的欧氏距离分布得到的，虽其可准确地描述出随机采样点集的聚集程度和大致分布状况，但算法本身缺少模型形状的层次分布信息，而且出于检索效率（时间复杂度）的考虑，该算法随机点的选取个数是有限的，导致其对模型的形状描述具有一定的随机性；而本文提出的简化的形状上下文特征提取算法能很好的克服这些缺点，具体描述如下。

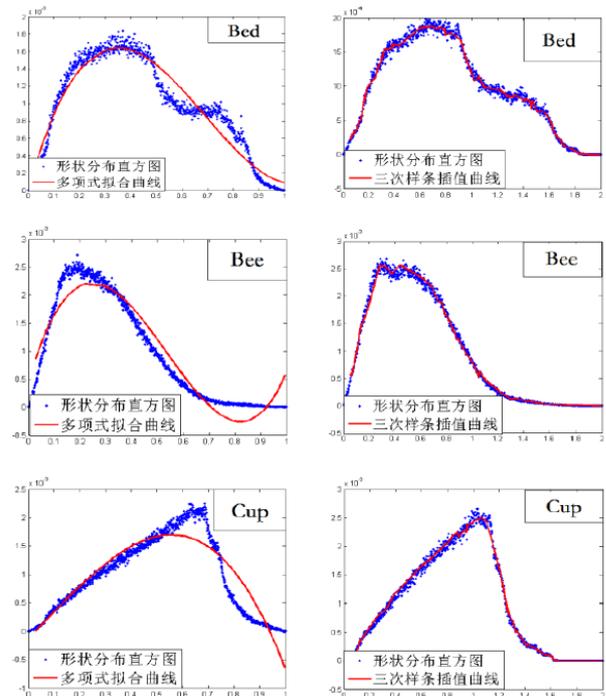


图4 基于多项式拟合和基于三次样条插值曲线构造形状分布直方图的对比

4.2 简化的形状上下文特征提取算法

形状上下文(3D Shape Context)算法^[4]是由Frome等人提出于机器视觉领域，主要应用于对复杂三维场景中特定对象的识别，而且该算法对噪声具有良好的鲁棒性。为将其应用到三维模型检索领域，适应对LSB检索，提高运行效率，本文对形状上下文算法在如下两个方面做了改进：简化了空间区域的划分方式和忽略了模型上顶点的权值计算。得到了SSC算法，其详细构造步骤如下。

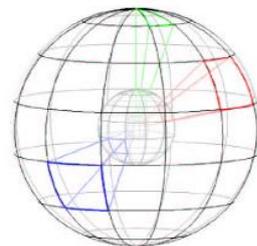


图5 将单位球分割成网格

(1) 利用4.1.1中介绍的方法对三维模型做标准化预处理,同时利用PCA使算法具有旋转不变性。

(2) 经过标准化处理后,已将三维模型(表面上的顶点集)映射到球心在原点的单位球内,进而对单位球做分割处理:参照极坐标确定三维空间上点的坐标的方式,将单位球在径向半径 R 、方向角 θ 和俯仰角 ϕ 三个维度上划分成局部网格(如图5)。具体

方法为:将 R 、 θ 和 ϕ 分别分割成 $J+1$ 、 $K+1$ 和 $L+1$ 等

份,各区间端点分别为 $\{R_0, R_1, \dots, R_J\}$ 、 $\{\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_K\}$

和 $\{\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_L\}$,其中 R_0 和 R_J 分别为模型顶点径向

半径集的最小值和最大值, θ_0 和 ϕ_0 均为0(弧度制),

θ_K 和 ϕ_L 分别为 π 和 2π 。由此我们将单位球内模型映

射的区域分成了 $J \times K \times L$ 个局部网格。

(3) 然后统计落在每个局部网格中的顶点数 $B(j, k, l)$,每个 $B(j, k, l)$ 对应 $J \times K \times L$ 维特征向量 V 的第 $j \times k \times l$ 维。

SSC算法通过对模型空间区域的精细划分,使其能很好的统计模型的形状分布信息,适合作为CSI-SD算法的补充,用于构造最终的MFF-EW算法。

4.3 基于信息熵加权的多特征融合

如前所述,由于LSB的复杂性,为提高检索效率和效果,参考文献[13,14],本文提出了利用信息熵确定权值的算法。该算法可分为以下三个步骤。

4.3.1. 基于特定检索结果的信息熵计算

此步的理论基础是利用信息熵来衡量待融合特征对不同三维模型的区分能力。其中信息熵的计算是以特定的检索结果为基础的,同时需要指出:由于此步是监督式学习,因此会用到LSB的分类信息作为每个模型的标签。具体计算步骤如下:

(1) 对每一个检索模型 $q \in U$, U 为综合模型库,采用特征 f ,计算得到相似度最高的前 k 个模型,组成结果集,记为 R_{qk}^f 。

(2) 统计 R_{qk}^f 中属于同一类别的数量,记为

R_{qki}^f ,其中 $i = 1, 2, \dots, n$, n 为模型库 U 中类别的数目。

(3) 计算 R_{qki}^f 的概率分布

$\{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\}$,其中:

$$p_i = \frac{R_{qki}^f}{R_{qk}^f} \quad (7)$$

(4) 由信息熵的定义,得到 R_{qk}^f 的信息熵:

$$E(R_{qk}^f) = -\sum_{i=1}^n p_i \cdot \log_2 p_i \quad (8)$$

4.3.2. 基于信息熵的特征权值的确定

在特定检索结果中,特征对应的熵值越小,则结果的不确定性越小;换言之,其对模型的描述能力也越强,故赋予的权重也应该越大,反之亦然。于是我们得到了权值计算公式,如下:

$$W_{qk}^f = \frac{1 - E(R_{qk}^f)}{m - \sum_{f=1}^m E(R_{qk}^f)} \quad (9)$$

其中, m 为待融合特征的数目,且 $\sum_{f=1}^m W_{qk}^f = 1$ 。

4.3.3. 计算特征融合的相似距离

为了使各融合特征按照4.3.2中计算的权值作用于特征融合的相似距离的计算,本文首先通过计算LSB中两两模型间基于待融合特征 f 的相似距离,得到待融合特征 f 的相似矩阵,再对其按行做归一化:

$$d^{f'}(i, j) = \frac{d^f(i, j) - \min_i}{\max_i - \min_i} \quad (10)$$

其中, $j = 1, 2, \dots, n$, $d^f(i, j)$ 和 $d^{f'}(i, j)$ 分别为模型库 U 中第 i 个模型和第 j 个模型归一化前后的相似距离, \max_i , \min_i 分别为相似矩阵第 i 行的最大值和最小值。

最后,特征融合相似距离的计算公式如下:

$$D_{fusion}(i, j) = \sum_{f=1}^m d^{f'}(i, j) \cdot W_{qk}^f \quad (11)$$

其中, $D_{fusion}(i, j)$ 为第 i 个模型和第 j 个模型的特征融合相似距离。

5 实验与评估

上面介绍的所有算法均由 Matlab 和 C++ 混合编程实现（具体为 Matlab 2012b 和 VS 2010），程序的 PC 运行环境为：CPU: Intel(R) Xeon(R) E5620 @ 2.40 GHz; 内存: 12.00 GB; 操作系统: Windows 7, 64 位。

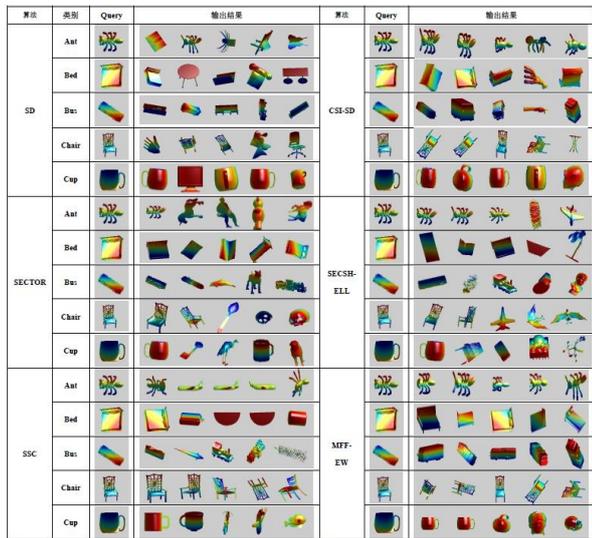


图 6 可视化每种算法相似度排名前 5 的检索结果

以日常生活中代表性较强的 Cup 类、Chair 类、Bus 类、Bed 类和 Ant 类中的模型为检索对象，本文中提出的 CSI-SD、SSC 和 MFF-EW 算法在 LSB 中的检索效果—相似度排在前 5 的三维模型，如图 6 所示。可直观得到，本文提出的算法相较 SD 算法^[2]或者原有经典算法（SECTOR、SECSHELL）^[3]有更好的检索效果。

下面根据 3.2 中介绍的通用和加权的五种评价指标（NN/FT/ST/E/DCG）做如下评估测试：首先，对 SD 算法和 CSI-SD 算法做对比分析；然后，相较融合前的 CSI-SD 和 SSC 算法，对 MFF-EW 算法做出分析与评价。正如 3.2 中的分析，通用评价指标 m 对检索模型库中的类赋予相同的权值，加权评价指标 m_p 对模型数目较多的类赋予更大的权值，而 m_r 则正好相反；所以 m_p 和 m_r 更加强调整模型库中所有不同的类在检索时的综合表现，尤其是 m_r ，而 m_p 则更易受模型数目较多的类的影响。但需要指出的是，实验表明：在评估算法时，三者的五种评价指标基本是一致的。

最后，给出所有算法的平均检索时间（包括平均提取特征时间和平均特征匹配时间）和 PR 图。

5.1 SD 算法和 CSI-SD 算法对比

在实现这两种算法时，本文均采用 $D2$ 作为形状函数，随机采样数 $N = 1024^2$ ，统计直方图区间个数 $B = 1024$ ，在形状分布曲线上随机采点的数目为 $V = 64$ ，并将其作为模型的特征用于计算相似距离。其中，关于 SD 算法的标准化处理本文将采用 4.1.1 中介绍的采样距离的最大值，同时用多项式拟合曲线（多项式次数设置为 3 次）构造形状分布。这两种算法检索效果对比见表 3。

表 3 SD 和 CSI-SD 算法的通用和加权的五种评价指标（NN/FT/ST/E/DCG）值

算法	指标类别	NN	FT	ST	E	DCG
SD	m	0.23	0.10	0.17	0.05	0.53
	m_p	56.10	27.74	46.67	7.50	126.03
	m_r	1.09	0.47	0.69	0.32	2.29
CSI-SD	m	0.50	0.13	0.20	0.07	0.56
	m_p	108.37	31.27	49.58	10.81	129.91
	m_r	2.68	0.84	1.07	0.48	2.72

分析表 3 可知，CSI-SD 算法在通用评价指标和两种加权评价指标上均优于 SD 算法。

5.2 MFF-EW 算法和各类检索算法间的对比

为了得到 4.3.1 节中最优的 k 值，通过参考文献 [13] 和大量实验，我们得到当 $k = 30$ 可得到最佳的检索效果。实验过程如下：分别得到当 $k = 5, 10, 20, 30, 50$ 时的 MFF-EW 算法的通用的五种评价指标值，见表 4。

由表 4 可知，当 $k \geq 30$ 时，评价指标 m 基本趋于稳定，而 k 值越小检索效率越高，故取 $k = 30$ ，进而得到当 $k = 30$ 时 MFF-EW 算法的加权的五种评价指标，见表 6 和表 7。

由表 5~7（后三行）可知，特征融合后的 MFF-EW 算法各项指标（通用和加权）均优于融合前的 CSI-SD 和 SSC 算法。

表 4 不同 k 值对应的通用的五种评价指标（NN/FT/ST/E/DCG）值

k 值	NN	FT	ST	E	DCG
5	0.45	0.11	0.16	0.06	0.54
10	0.45	0.11	0.16	0.06	0.54
20	0.51	0.12	0.18	0.07	0.55
30	0.53	0.12	0.18	0.07	0.56
50	0.53	0.12	0.18	0.07	0.56
80	0.53	0.12	0.18	0.07	0.55
100	0.53	0.12	0.18	0.07	0.55

此外,本文还实现了算法 SECTOR(划分了 120 个扇区)和 SECSHELL(划分了 20×6 个组合区域)在 LSB 上的检索,并做了评估测试,再结合 SD、CSI-SD、SSC 和 MFF-EW 算法,我们分别给出了上述六种算法的 m 、 m_p 和 m_r 评价指标,见表 5~7。由表 5~7 可知特征融合算法 MFF-EW 无论是在通用的还是在加权的各项评价指标上表现都是最好的。

表 5 六种算法的通用评价指标 m ,“R”表示六种算法的综合排名

算法	NN	FT	ST	E	DCG	R
SD	0.23	0.10	0.17	0.05	0.53	6
SECTOR	0.40	0.06	0.10	0.04	0.50	5
SECSHELL	0.47	0.08	0.12	0.05	0.51	4
CSI-SD	0.50	0.13	0.20	0.07	0.56	2
SSC	0.48	0.08	0.12	0.05	0.51	3
MFF-EW	0.53	0.12	0.18	0.07	0.56	1

表 6 六种算法的加权评价指标 m_p ,“R”表示六种算法的综合排名

算法	NN	FT	ST	E	DCG	R
SD	56.10	27.74	46.67	7.50	126.03	6
SECTOR	88.89	14.11	24.75	5.49	116.93	5
SECSHELL	100.35	18.18	29.91	6.80	119.79	3
CSI-SD	108.37	31.27	49.58	10.81	129.91	2
SSC	100.76	15.28	24.70	6.98	117.71	4
MFF-EW	116.03	31.63	50.31	11.19	130.40	1

表 7 六种算法的加权评价指标 m_r ,“R”表示六种算法的综合排名

算法	NN	FT	ST	E	DCG	R
SD	1.09	0.47	0.69	0.32	2.29	6
SECTOR	2.04	0.43	0.54	0.24	2.22	5
SECSHELL	2.56	0.65	0.76	0.32	2.43	3
CSI-SD	2.68	0.84	1.07	0.48	2.72	2
SSC	2.38	0.51	0.62	0.31	2.33	4
MFF-EW	3.03	0.94	1.17	0.53	2.84	1

六种检索算法的 PR 曲线见图 7,由图 7 可知,本文提出的算法 MFF-EW 和 CSI-SD 的 PR 值相较于其他算法有明显的优势。

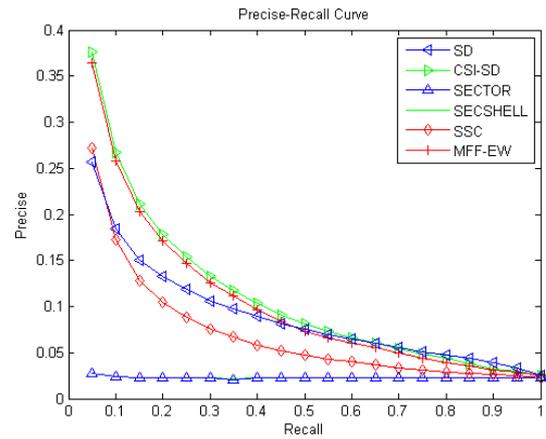


图 7 六种检索算法的 PR 曲线

5.3 平均检索时间

平均检索时间 (Mean Time, 简称 MT) 是由平均特征提取时间 (Mean Feature Extraction, 简称 MFE) 和平均特征匹配时间 (Mean Feature Match, 简称 MFM) 组成的,其中 MFE 和 MFM 计算过程为:用 LSB 中的每个模型分别对 LSB 库做一次检索,进而对得到的 8987 个 (LSB 总模型数) 特征提取时间和特征匹配时间取平均值。需要指出的是,为了做统一的比较,将 MFF-EW 算法的 MFE 定义为 CSI-SD 的 MFE 和 SSC 的 MFE 之和,将该算法的 MFM 定义为:CSI-SD、SSC、MFF-EW 先后计算相似矩阵的时间和相似距离排序的时间之和,再与 LSB 总模型数相除。各算法的 MT、MFE 和 MFM 如图 8 所示。

由图 8 可知,各算法的 MFE 各不相同,这与特定的特征提取算法有关,如 SSC 算法需要的时间相对高一些;而至于 MFM,其和算法得到特征向量的维度有关,维度越高效率越低,如 SSC 算法的特征向量维度为 $10 \times 6 \times 6$ (其中 $R=10, \theta=6, \phi=6$),故效率相对较低。

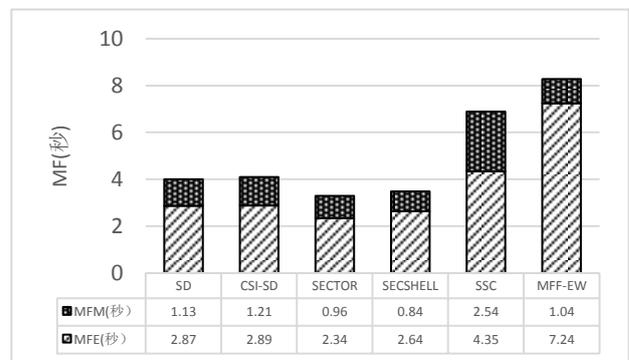


图 8 各个算法的平均提取特征时间 (MFT) 和平均特征匹配时间 (MFM)

由表 8 可知,本文提出的算法 CSI-SD、SSC 和 MFF-EW 算法虽然比经典算法 SD、SECTOR、

SECSHELL 算法的 MT 值略高,但仍在可接受的范围内。

表 8 各算法平均检索时间 (MT) 和排名 (R)

算法	编程语言	MT(秒)	R
SD	C++,Matlab	4.00	3
CSI-SD	C++,Matlab	4.10	4
SECTOR	C++,Matlab	3.29	1
SECSHELL	C++,Matlab	3.48	2
SSC	C++,Matlab	6.90	5
MFF-EW	C++,Matlab	8.28	6

6 总结与展望

本文的主要贡献提出了基于信息熵加权的多特征融合算法 MFF-EW,并将其成功应用于大型综合模型库 LSB 的模型检索,效果良好。

MFF-EW 算法主要思想是将衡量不确定性的信息熵用来得到多个欲融合特征的权值,进而确定融合后的相似距离用于检索。该算法提出的初衷是将其应用在大型综合模型库中,考虑到该类模型库的复杂性、检索的时间效率和融合特征的互补性等原因,本文又提出了基于形状的特征提取算法 CSI-SD 和 SSC。CSI-SD 算法:该算法对 SD 算法做了如下两点改进:(1)改善了算法的标准化方法,(2)利用三次样条差值曲线去构造形状分布;SSC 算法则是对形状上下文算法的简化,以提高其检索效率。和改进前的 SD 算法对比可知,CSI-SD 算法的检索效果亦有提高。

由于大型综合模型库 LSB 的模型数量众多且类别繁杂,本文提出的算法虽具有较高的时间效率,但检索效果还有一定的提升空间;在不失检索效率的前提下,SSC 算法在空间区域划分、区分模型顶点的权值等处理细节还有待改进;MFF-EW 算法在 PR 曲线上的表现仍有改善空间,且在融合的特征数目和融合特征的质量上都仍有优化之处。这些都是下一步需要研究的工作。

参 考 文 献

[1] Li B, Lu Y, Li C, Godil A, Schreck T, Aono M, et al. SHREC'14 Track: Large Scale Comprehensive 3D Shape Retrieval[C] // Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval 2014 (3DOR 2014)2014: 131-40.

[2] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, D. Dobkin, Matching 3D models with shape distributions//Proceedings of the Shape Modeling and Applications, Princeton, USA, 2001: 154-166.

[3] M. Ankerst, G. Kastenmüller, H.-P. Kriegel, T. Seidl. 3D shape

histograms for similarity search and classification in spatial databases. Lecture Notes in Computer Science, 1999, 1651: 207-226.

[4] A. Frome, D. Huber, R. Kolluri, T. Bulow, J. Malik. Recognizing objects in range data using regional point descriptors// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic, 2004: 224-237.

[5] X. Pan, Q. You, Z. Liu, Q. H. Chen. 3D shape retrieval by poisson histogram. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(6): 787-794.

[6] N. Iyer, S. Jayanti, K. Lou, Y. Kalyanaraman, K. Ramani. Three-dimensional shape searching: state-of-the-art review and future trends. Computer-Aided Design, 2005, 37(5): 509-530.

[7] J. W. H. Tangelder, R. C. Veltkamp. A survey of content based 3D shape retrieval methods. Multimedia Tools and Applications, 2008, 39(3): 441-471.

[8] I. Sipiran, B. Bustos, T. Schreck. Data-aware 3D partitioning for generic shape retrieval. Computers & Graphics, 2013, 37(5): 460-472.

[9] K. sheng Zou, W.-H. Ip, C.-H. Wu, Z. Chen, K.-L. Yung, C.-Y. Chan. A novel 3D model retrieval approach using combined shape distribution. Multimedia Tools and Applications, 2014, 69(3): 799-818.

[10] Alcantarilla PF, Bartoli A, Davison AJ. KAZE features[M]. Springer Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 214-227.

[11] Jégou H, Douze M, Schmid C. Aggregating local descriptors into a compact image representation[C] //Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010: 3304-3311.

[12] Tabia H, Laga H, Picard D, et al. Covariance descriptors for 3d shape matching and retrieval[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014 IEEE Conference on. IEEE, 2014: 4185-4192.

[13] B. Bustos, D. A. Keim, D. Saupe, T. Schreck, D. V. Vranic. Using entropy impurity for improved 3D object similarity search// Proceeding of the IEEE International Conference on Multimedia & Expo. Taipei, China, 2004: 1303-1306.

[14] Bustos B, Keim D, Saupe D, Schreck T, Vranic D. Automatic selection and combination of descriptors for effective 3D similarity search[J]. Multimedia Software Engineering, 2004 Proceedings IEEE Sixth International Symposium on. 2004: 514-521.

[15] Aono M, Koyanagi H, Tatsuma A. 3D shape retrieval focused on holes and surface roughness[C]//Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 2013 Asia-Pacific. IEEE, 2013: 1-8.

[16] P. Papadakis, I. Pratikakis, T. Theoharis, G. Passalis, S. J. Perantonis. 3D object retrieval using an efficient and compact hybrid shape descriptor// Proceeding of the Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval (3DOR 2008). Herakleion, Grèce, 2008: 9-16.

[17] B. Li, H. Johan. 3D model retrieval using hybrid features and class information[J]. Multimedia Tools and Applications, 2013, 62(3):

- 821–846.
- [18] Khotanzad A, Hong YH. Invariant image recognition by Zernike moments[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 1990, 12(5):489-97.
- [19] Zhang D., Luo G. A comparative study on shape retrieval using Fourier Descriptors with different shape signatures //In Proc. of International Conference on Intelligent Multimedia and Distance Education (ICIMADE01), 2001: 1–9.
- [20] Vranić DV. 3D model retrieval[D]. Germany: University of Leipzig, PhD thesis, 2004.
- [21] M. Eitz, J. Hays, M. Alexa. How do humans sketch objects. *ACM Trans. Graph*, 2012, 31(4): 44:1–44:10.
- [22] P. Shilane, P. Min, M. M. Kazhdan, T. A. Funkhouser. The princeton shape benchmark//Proceedings of the Shape Modeling International. Genova, Italy, 2004: 167–178.
- [23] B. Li, A. Godil, M. Aono, X. Bai, T. Furuya, L. Li, R. J. López-Sastre, H. Johan, R. Ohbuchi, C. Redondo-Cabrera, A. Tatsuma, T. Yanagi-machi, S. Zhang. SHREC'12 track: Generic 3D shape retrieval//Proceedings of the 5th Eurographics Conference on 3D Object Retrieval (3DOR 2012). Cagliari, Italy, 2012: 119–126.
- [24] A. Tatsuma, H. Koyanagi, M. Aono. A large-scale shape benchmark for 3D object retrieval: Toyohashi Shape Benchmark// Proceeding of the 2012 Asia Pacific Signal and Information Processing Association (APSIPA2012), 2012: 1-10.
- [25] D. Vranic. 3D Model Retrieval [PhD thesis]. Germany: University of Leipzig, 2004.
- [26] R. C. Veltkamp, F. B. ter Haar. SHREC 2007 3D retrieval contest. Utrecht University: Department of Information and Computing Sciences, Technical Report: UU-CS-2007-015, 2007.
- [27] K. Siddiqi, J. Zhang, D. Macrini, A. Shokoufandeh, S. Bouix, S. J. Dickinson. Retrieving articulated 3-D models using medial surfaces. *Machine Vision Application*, 2008, 19(4): 261–275.
- [28] R. Wessel, I. Blümel, R. Klein. A 3D shape benchmark for retrieval and automatic classification of architectural data// Proceedings of the Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval. Munich, Germany, 2009: 53–56.
- [29] S. Jayanti, Y. Kalyanaraman, N. Iyer, K. Ramani. Developing an engineering shape benchmark for CAD models. *Computer-Aided Design*, 2006, 38(9): 939–953.
- [30] Les Piegl. *The NURBS Book: Second Edition*. Germany: Springer Verlag, 1997.

维模型检索。

蔡强，男，1969年生，博士，教授，主要研究方向为科学可视化。

毛典辉，男，1979年生，博士，讲师，主要研究方向为大数据处理。

杜军平，女，1963年生，博士，教授，主要研究方向为人工智能与计算机应用。

李海生，男，1974年生，博士，教授，中国计算机学会 CCF 高级会员，主要研究领域计算机图形学，E-mail: lihsh@th.btbu.edu.cn。

张朝立，男，1989年生，硕士研究生，主要研究方向为三