

8-13-2020

Heat Kernel Signature Extraction Algorithm Based on Mesh Simplification

Haisheng Li

1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;;2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China;

Sun Li

1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;;2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China;

Cai Qiang

1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;;2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China;

Cao Jian

1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;;2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Heat Kernel Signature Extraction Algorithm Based on Mesh Simplification

Abstract

Abstract: Heat kernel signature has been proposed for 3D model feature extraction in recent years. *However, the performance of heat kernel signature is inefficient, especially when the models have large number of vertices. Mesh simplification algorithm based on quadric error metrics was used to preprocess 3D model and the heat kernel signature was calculated based on the simplified model.* Experiments show that the feature extracting time of the simplified model is less than the original model. The more vertices of the original model, the more obvious of the improved efficiency. The heat kernel signature of simplified model is consistent with the original model, which can satisfy the requirement of 3D model retrieval.

Keywords

non-rigid 3D model, mesh simplification, heat kernel signature, feature extraction

Recommended Citation

Li Haisheng, Sun Li, Cai Qiang, Cao Jian. Heat Kernel Signature Extraction Algorithm Based on Mesh Simplification[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2546-2553.

一种基于网格模型简化的热核特征提取算法

李海生^{1,2}, 孙莉^{1,2}, 蔡强^{1,2}, 曹健^{1,2}

(1.北京工商大学计算机与信息工程学院, 北京 100048; 2. 食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048)

摘要: 热核特征提取算法是近几年出现的一种三维模型特征提取算法。针对热核特征计算效率低, 对顶点数目过多的三维模型处理时间过久甚至是无法处理的问题, 采用基于二次误差测度网格模型简化算法对三维模型进行预处理, 并对简化后的模型提取其热核特征。实验表明经过简化后的模型处理效率高, 比直接对原始模型提取热核特征耗时减少, 原始模型顶点数越多效率提升越明显。简化后模型的热核特征与原始模型结果基本一致, 满足模型匹配的要求。

关键词: 非刚性三维模型; 网格模型简化; 热核特征; 特征提取

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 10-2546-08

Heat Kernel Signature Extraction Algorithm Based on Mesh Simplification

Li Haisheng^{1,2}, Sun Li^{1,2}, Cai Qiang^{1,2}, Cao Jian^{1,2}

(1. School of Computer and Information Engineering, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China;

2. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing 100048, China)

Abstract: Heat kernel signature has been proposed for 3D model feature extraction in recent years. However, the performance of heat kernel signature is inefficient, especially when the models have large number of vertices. Mesh simplification algorithm based on quadric error metrics was used to preprocess 3D model and the heat kernel signature was calculated based on the simplified model. Experiments show that the feature extracting time of the simplified model is less than the original model. The more vertices of the original model, the more obvious of the improved efficiency. The heat kernel signature of simplified model is consistent with the original model, which can satisfy the requirement of 3D model retrieval.

Keywords: non-rigid 3D model; mesh simplification; heat kernel signature; feature extraction

引言

随着各种三维建模软件的广泛使用, 获得三维模型的渠道越来越丰富。如何提高三维模型的复用率是当前图形学领域的研究热点。由于三维模型在计算机中的保存是相对无序无结构的, 直接进行模型间的匹配几乎是不可能完成的。需要对模型进行

处理, 得到其特征描述符以作为该模型的标识, 进而进行模型间的匹配, 提高复用率。对模型进行特征提取与表示, 是当前三维模型检索领域研究的关键问题^[1]。

针对非刚性模型的检索, 目前很多学者提出了一系列的特征提取与描述算法, 如基于统计特征的提取方法^[2], 基于二维图像的特征提取方法^[3]以及基于拓扑结构特征的提取方法^[4]等。由于针对刚性模型设计的检索算法对有一定等距等容形变的非刚性模型方法失效, 因此学者们又提出了一系列针对非刚性三维模型的特征描述符^[5], 其中谱特征更



收稿日期: 2016-05-30 修回日期: 2016-07-14;
基金项目: 北京市自然科学基金(4162019), 北京市教委科研计划(QKM201610011010);
作者简介: 李海生(1974-), 男, 山东, 博士, 教授, 研究方向为计算机图形学、科学可视化; 孙莉(1992-), 女, 山东, 硕士生, 研究方向为计算机图形学。

<http://www.china-simulation.com>

• 2546 •

能表述非刚性模型的内蕴属性,如基于测地距离矩阵分解的特征描述符^[6],基于模型表面模拟热扩散的热核特征描述符(Heat Kernel Signature, HKS)^[7]等。

HKS 特征具有等距等容不变性^[8],而且对于模型表面的一些瑕疵点有很好的鲁棒性,因此目前在非刚性三维模型的处理中被广泛使用^[9],是目前效果最好的几种三维形状特征描述符之一^[10]。但是当模型的分辨率过高,即模型的顶点数目过多时,模型的处理效率会非常慢,甚至会出现模型无法处理的情况。本文采用基于二次误差测度网格模型简化算法,在尽可能保留原始模型更多有效信息的前提下,减少该模型的面片数、边数和顶点数,然后再针对简化后的模型,提取其 HKS 特征。

1 热核特征(HKS)

热核特征描述了热量在模型表面传递的过程。在实际的计算中,热核并没有明确的表达式,通常模型上点的热核特征是由通过计算得到的 Laplace-Beltrami 算子表示的^[11]。

在此基础之上, Sun 等人提出了 HKS 特征^[7]。对于图形上的任一点 x , HKS 被定义为:

$$k_i = \sum_{i=0}^m e^{-\lambda_i t} \varphi_i^2(x)$$

通常三维模型都是由三角面片近似表示的。因此,模型 HKS 特征的计算要考虑构造其 Laplace-Beltrami 算子。在图形图像领域中,最常用的是用余切法去近似 Laplace-Beltrami 算子。但是针对余切法存在一般情况下不收敛的问题,本文使用 Belkin 等人提出的一种对余切法的改进方法去近似表示该算子^[12]。

对于一个有 n 个顶点的模型 M ,其 Laplace-Beltrami 算子可以近似的表示为 $L = A^{-1}W$,其中 A 是 $n \times n$ 的对角矩阵,对角线上的元素分别对应着各个顶点的邻域三角面片的面积。 W 是基于余切定理的权值矩阵,如图 1 所示,顶点 i 和 j 之间的权值为:

$$w_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2}(\cot \alpha + \cot \beta), i \neq j \text{ 且 相邻} \\ 0, i, j \text{ 不相邻} \\ -\sum_{l=1, l \neq i}^n w_{il}, i = j \end{cases}$$

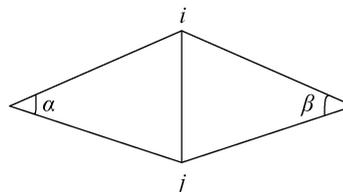


图 1 顶点 i 和 j 之间的权值的确定

然后对 L 进行特征分解求其特征值 λ_i 和相应的特征向量 φ_i 。通常只保留最小的 k 个特征值及其对应的特征向量,利用热核公式得到各个顶点在不同时刻的 HKS 值。

2 基于网格模型简化的 HKS 提取

直观上,在对模型进行特征提取时,模型越精细分辨率越高提取得到的特征就会越精确。但在日常实际应用中,处理程序经常会受限于高分辨率三维模型的过采样或者是硬件处理能力而出现处理速度过慢甚至是无法处理情况。为了解决这个问题,国内外涌现出来一大批的模型简化算法^[13],常见的有顶点删除法、顶点聚合法以及三角形折叠简化法等方法。考虑到简化效率与简化效果之间的均衡,本文采用基于二次误差测度的网格模型简化算法^[14]对三维模型进行预处理,再对简化之后的模型提取其 HKS 特征。

基于网格模型简化的 HKS 特征提取的流程分为以下 5 个步骤:

Step 1. 信息读取: 将三维模型的顶点及面片信息读入内存中。

Step 2. 模型简化: 基于二次误差测度的网格模型简化算法流程如下:

a. 对模型上的每一个顶点 $v = [v_x \ v_y \ v_z \ 1]^T$ 都赋一个 4×4 的对称矩阵 Q ,将顶点 v 的误差定义为二次型 $\Delta(v) = v^T Q v$ 。

b. 预设阈值 d , 对于模型上的任一点对, 判断其欧氏距离是否小于 d , 若小于 d , 该点对将作为备选的待折叠边的端点, 并计算其折叠代价。假设点对 (v_1, v_2) , 有 $\|v_1 - v_2\| < d$, 且 v_1 对应矩阵 Q_1 , v_2 对应矩阵 Q_2 , 定义矩阵 $\bar{Q} = Q_1 + Q_2$, 同时设立一个新的点 \bar{v} , 作为 (v_1, v_2) 之间的边折叠之后得到的新点, 并将最初与点 v_1 、 v_2 相邻接的点更新为与 \bar{v} 邻接, 形成新的三角面片, 如图 2 所示。 \bar{v} 的位置要保证新得到的 $\Delta(\bar{v})$ 取到最小值。其中, $\Delta(\bar{v}) = \sum (p^T \bar{v})^2, p \in \text{planes}(\bar{v})$, $\text{planes}(\bar{v})$ 表示模型上经过 \bar{v} 点的所有三角面片所在的平面, 对于每一个平面 $ax + by + cz + d = 0$, 都有一个 $p = [a \ b \ c \ d]^T$, 且 $a^2 + b^2 + c^2 = 1$ 。在实际的运算中, 因为 $\Delta(\bar{v})$ 是二次型, 可以通过对其求偏导得到使其取得最小值的 \bar{v} 点的坐标。在求得 \bar{v} 点的坐标之后, 保存 $\bar{v}^T \bar{Q} \bar{v}$ 的值作为点对 (v_1, v_2) 之间的边进行折叠的最小代价。

c. 计算模型上所有满足阈值的合法点对折叠的最小代价, 取代价最小的一点对进行边折叠操作, 生成新的顶点, 并更新该点的邻接关系和权值。重复上述操作, 直到满足预设的条件。

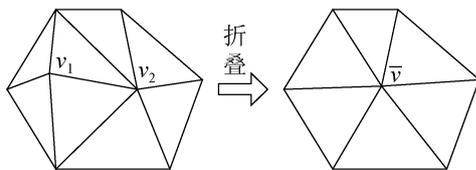


图 2 模型简化方法示意图

Step 3. 构造 L : 待模型简化完成之后, 根据简化模型的顶点和面片信息构造拉普拉斯贝尔特拉米算子近似 L 。

Step 4. 特征分解: 对 L 进行特征分解, 得到的特征值从小到大排列, 并只取前 k 个特征值 $(0 \leq \lambda_1 < \dots < \lambda_k)$ 及其对应的特征向量 ϕ_1, \dots, ϕ_k 。

Step 5. 计算预定时间区间内模型表面点的 HKS 信息: 预设热扩散的时间跨度为 $[4 \times \ln(10)/\lambda_k, 4 \times \ln(10)/\lambda_2]$, 然后将该区间均分为 m 个间隔, 不妨将其表示为 t_0, t_1, \dots, t_m 。由于 t_0 时

刻对应的各点的 HKS 值往往会过大, 对随后进行的模型间的相似度计算有一定影响, 因此在实际的处理过程中, 会除去 t_0 时刻的信息, 只保留 t_1, \dots, t_m 这 m 个时刻的 HKS 信息。

3 实验

本文实验是在 CPU 为 Intel 2.6 GHz 双核, 内存 2 GB, Windows 8 操作系统的 PC 机上完成的。

非刚性三维模型的常用数据集有 McGill 三维模型数据集, TOSCA 三维模型数据集以及 SHREC 的数据集等^[15]。三维模型检索竞赛(3D SHape REtrieval Contest, 简称 SHREC)是 Eurographics 举办的每年一届的三维模型检索大赛, 几乎每届 SHREC 竞赛都会给出新的非刚性三维模型的数据集。本文实验采用 SHREC2014 提供的非刚性三维模型数据集^[16], 并使用其对结果的评估标准^[17]对本文的算法进行评估。其评估标准包括最近邻方法(Nearest neighbor, 简称 NN)、第一层级(First-tier, 简称 1-T)和第二层级(Second-tier, 简称 2-T)、E-度量(E-Measure, 简称 2-M)、折扣的累积结果(Discounted Cumulative Gain, 简称 DCG)。

最近邻方法: 表示返回的检索结果中, 与待查询模型的同属于一类的模型所占的比例, 比例越高, 则说明检索出的相似结果越多。

第一层级和第二层级: 对于待查询模型来说, 可定义检索结果中有 K 个最相似模型(K 的大小与待查询模型所在类的规模相关), 第一层级和第二层级表示待查询模型类中的模型出现在 K 个最相似模型中的比例, 该比例越高, 说明检索出的相似结果越多。对于待查询模型的类别, 可定义该类别包含模型数 C , 则对于第一层级来说 $K=C$, 对于第二层级, $K=2C$ 。

E-度量: 是一种 Precision-Recall 的改进评价标准。对于检索结果, 用户可能更感兴趣的是前面页面的检索结果而不是后面页面的检索结果, 因此 E-Measure 只考虑前 32 个检索结果并计算 Precision-Recall。其最大值为 1.0, 数值越大则检

索结果越好。

折扣的累积结果: 加权的正确结果的列表。其中越靠前权重越大。

SHREC2014 非刚性三维模型的数据集共有两个子集, Real 数据集和 Synthetic 数据集。Real 数据集中的模型是直接扫描真实的人体构建的, 该数据集一共包含 400 个姿态各异的模型, 其中每个模型的顶点数范围在 14 996~15 000 之间, 面片数范围在 29 968~29 996 之间; Synthetic 数据集中的模型则是用三维模型建模软件生成的, 该数据集的模型数量为 300 个, 其中每个模型的顶点数范围在 60 086~60 277 之间, 面片数范围在 120 080~120 451 之间。图 3 是 SHREC2014 提供的两个非刚性数据集示例。

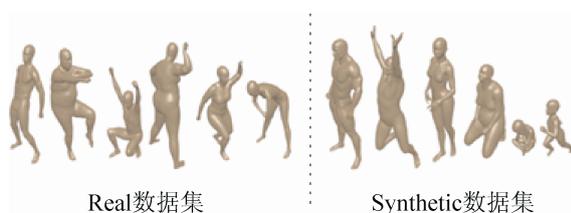
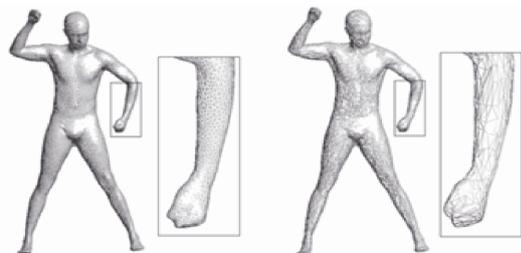


图 3 SHREC2014 非刚性三维模型数据集示例

3.1 预处理及特征提取

在数据集中随机选取一个模型, 对其原始模型和进行网格简化后的模型进行可视化, 如图 3 所示。从图 4 中可以看到顶点数从 14 996 降到 5 000 之后, 整个模型的信息保持的还是非常完整的。特别的, 对该模型手臂部分进行了放大处理, 可以清晰地看到手臂部的三角面片密度减少且单个三角面片面积变大了, 但是连通性等信息依旧保持的很完整。



(a) 原始模型, 顶点数为 14 996, 面片数为 29 996 (b) 简化模型, 顶点数为 5 000, 面片数为 9 996

图 4 原始模型与进行简化后的模型对比

通过使用本文介绍的 HKS 特征提取方法, 分别计算该模型的原始模型以及进行网格简化之后的模型在预设的 300 个时刻对应的 HKS 特征, 随机抽取其中的 15 个时刻, 并将这 15 个时刻对应的 HKS 特征在整个模型上的分布进行了可视化处理, 各个顶点的 HKS 的数值通过颜色反映出来, 如图 5 所示。每个方格中代表的是同一时刻下原始模型与简化模型之间的 HKS 特征分布的对比, 左侧是原始模型(顶点数为 14 996, 面片数为 29 988), 右侧的是简化之后的模型(顶点数为 5 000, 面片数为 9 996)。从图 5 中可以看出, 只有部分时刻模型左脚位置的颜色不相同(如第 3 行第 5 列的方格中的两个模型), 模型简化之后的 HKS 特征在模型上的分布与原始模型几乎完全相同。

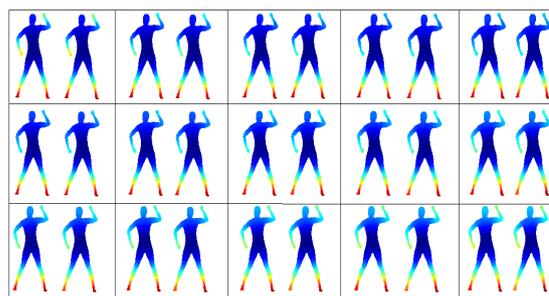


图 5 模型简化对 HKS 特征的影响

该模型处理过程中各个步骤所花费时间如图 6 所示。图 6 中, 如果没有执行该步骤(如没有进行 Step2 模型简化)则耗时为 0 秒。HKS-TS 表示对该模型的原始模型直接提取 HKS 特征处理; MS-HKS-TS 表示对原始模型进行网格简化后再提取 HKS 特征处理。从图 6 中, 可以明显的看到, 由于第一步是将三维模型信息读入内存, 这一部分的处理时间是没有办法改变的, 只与硬件配置有关, 而与如何读入内存没有关系。但是在进行了模型简化之后, 特征分解和代入公式这两步的耗时大大减少。

分别取 SHREC2014 非刚性三维模型两个数据集中编号前 10 的 10 个模型, 这 20 个模型的原始模型及其简化之后的模型如图 7 所示。图 7 中每个方格内左侧的模型都是原始模型, 右侧是对原始模

型进行简化之后得到的模型，其中模型简化之后，其顶点数都减少至 5 000，对于不同的模型，其简化后的面片数不同，但据统计，其数量大约都减少为原来的 10% 左右。

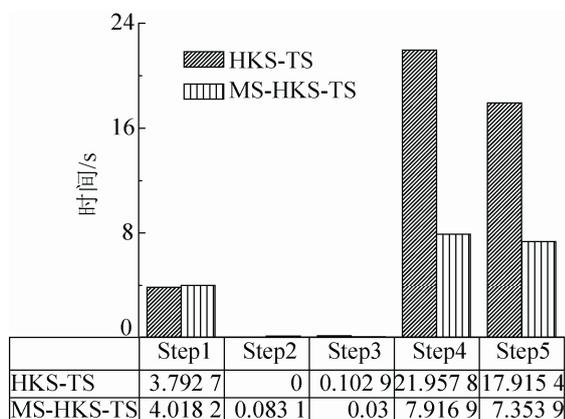
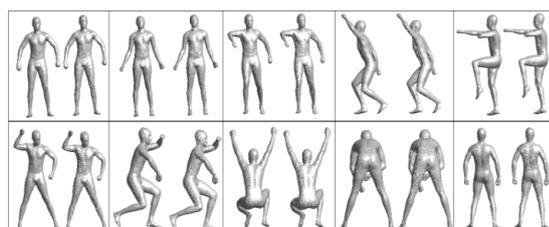
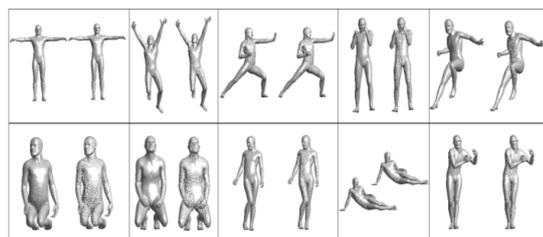


图 6 原始模型与简化后的模型 HKS 特征提取耗时对比



(a) Real 数据集中前 10 个模型及其简化后的模型



(b) Synthetic 数据集中前 10 个模型及其简化后的模型

图 7 原始模型与进行简化后的模型对比

对上述的 20 个模型按照前面介绍的 5 个步骤分别对每一个模型进行 HKS 特征提取，并统计处理过程中各个步骤所花费的时间，具体数据如表 1 所示，单位为 s。

表 1 各步骤处理时间统计

(a) Real 数据集

步骤	0	1	2	3	4
Step1	3.883 3	4.710 6	3.921 5	4.290 4	3.776 2
Step2	0.091 8	0.122 3	0.131 0	0.085 1	0.086 0
Step3	0.030 8	0.047 1	0.039 5	0.030 2	0.035 0
Step4	10.106 5	8.817 1	7.784 5	7.718 4	8.741 8
Step5	8.189 5	6.332 3	7.389 6	5.973 0	5.777 2

(b) Synthetic 数据集

步骤	0	1	2	3	4
Step1	33.333 6	28.339 5	30.933 6	29.451 3	32.853 8
Step2	0.757 9	0.512 7	0.540 1	0.513 3	0.545 8
Step3	0.323 5	0.034 5	0.063 6	0.030 1	0.035 8
Step4	9.481 7	8.076 5	7.732 2	7.960 2	8.581 9
Step5	5.867 9	6.018 8	6.024 7	6.995 1	6.394 6

3.2 实验结果分析

为了证明本文方法的普适性，对 SHREC2014 非刚性三维模型的两个数据集 Real 数据集和 Synthetic 数据集中每个模型都进行上述的 5 步处理，将每个模型的顶点数都简化到 5 000，并提取其 HKS 特征，使得每个模型用一个 300 个元素组成的向量作为其特征向量，然后两两模型之间计算特征向量的欧氏距离求得其相似度并构造相似度矩阵。将得到大小分别为和的对称矩阵，并用 SHREC2014 组织者提供的评估标准^[17]进行评估，得到的结果如表 2 所示。

表 2 模型简化之后基于 HKS 特征的检索结果评估

数据集	NN	1-T	2-T	E-M	DCG
Real 数据集	0.217 5	0.188 3	0.344 4	0.241 6	0.495 9
Synthetic 数据集	0.456 7	0.407	0.711 2	0.463 7	0.697

在不进行模型简化的情况下, 对 SHREC2014 的两个非刚性数据集中的模型进行 HKS 特征提取, 并对同一数据集中的模型两两之间计算其相似度, 同样得到大小分别为 400×400 和 300×300 的矩阵, 用 SHREC2014 组织者提供的评估标准^[17]进行评估, 得到的结果如表 3 所示。

表 3 原始模型基于 HKS 特征的检索结果评估

数据集	NN	1-T	2-T	E-M	DCG
Real 数据集	0.245	0.259	0.461	0.314	0.548
Synthetic 数据集	0.467	0.476	0.743	0.504	0.729

上述检索结果的对比如图 8 所示。在图 8 中, HKS-TS-Real 表示数据集为 Real 数据集对原始模型直接提取热核处理; MS-HKS-TS-Real 表示数据集为 Real 数据集对原始模型进行网格简化后再提取热核处理; HKS-TS-Synthetic 表示数据集为 Synthetic 数据集对原始模型直接提取热核处理; MS-HKS-TS-Synthetic 表示数据集为 Synthetic 数据集对原始模型进行网格简化后再提取热核处理。

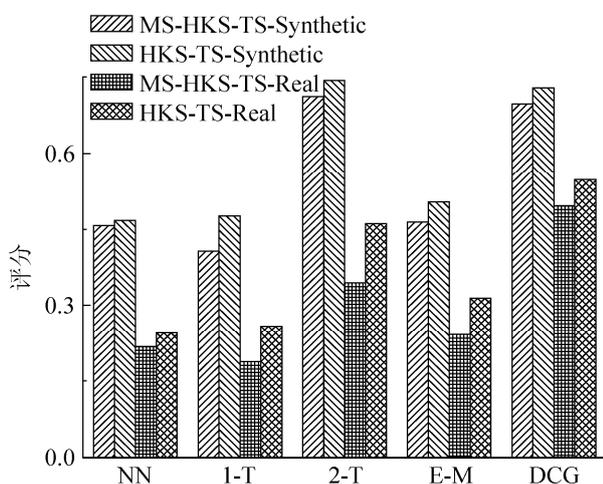


图 8 原始模型与简化模型基于 HKS 特征的检索结果对比

对 3.1 节中使用的 20 个模型, 直接对每个模型进行 HKS 特征提取, 为了便于对比, 依旧把其步骤分为 5 步, Step 2 模型简化的耗时将被记录为 0 s。该组实验的时间结果记录如表 4 所示, 单位为 s。

表 4 直接对原始模型特征提取的各步骤处理时间

(a) Real 数据集					
步骤	0	1	2	3	4
Step1	3.911 4	4.029	3.880 2	3.781 9	3.763 6
Step2	0	0	0	0	0
Step3	0.106 8	0.103 4	0.101 9	0.101 2	0.109 8
Step4	22.391 5	22.050 5	21.303 2	20.512	22.628 8
Step5	19.102	16.861 5	16.835 4	17.448 3	16.884
步骤	5	6	7	8	9
Step1	3.792 7	4.006 2	3.916	3.697 1	3.688 1
Step2	0	0	0	0	0
Step3	0.102 9	0.127	0.112 4	0.099 5	0.105 6
Step4	21.957 8	21.927 4	22.474 5	20.232 5	20.240 1
Step5	17.915 4	18.187 3	16.754	16.73	16.705 3

(b) Synthetic 数据集

步骤	0	1	2	3	4
Step1	32.356 4	31.124 6	33.267 8	28.781 7	31.431 4
Step2	0	0	0	0	0
Step3	0.465 3	0.466 5	0.582 6	0.456	0.644 5
Step4	90.508 5	89.748 7	94.069 9	92.552 1	85.549 2
Step5	77.446 8	77.289	80.451 4	80.243 4	74.928 3
步骤	5	6	7	8	9
Step1	31.594 2	27.951 3	29.366 3	29.901 6	28.402
Step2	0	0	0	0	0
Step3	0.512 1	0.490 4	0.479 9	0.4521	0.350 6
Step4	93.382 5	86.641 6	82.723 4	83.350 3	83.783 6
Step5	74.176 7	70.283 5	74.455 8	74.162 6	69.596 7

将本组实验和 3.1 中的实验所得到的各步骤处理时间统计表格(表 1 和表 4)中每个数据集中的 10 次实验的各步骤耗时统计计算得到每步的平均耗时。其结果如表 5 所示, 单位为 s。

表 5 各步骤的平均时间

步骤	原模型直接提取 HKS 特征		先进行模型简化, 再提取 HKS 特征	
	Real 数据集	Synthetic 数据集	Real 数据集	Synthetic 数据集
Step1	3.846 62	30.417 73	4.057 95	31.738 45
Step2	0	0	0.091 51	0.543 57
Step3	0.107 05	0.49	0.033 81	0.065 21
Step4	21.571 83	88.230 98	8.402 12	8.303 19
Step5	17.342 32	75.303 42	6.650 94	6.366 87

将表 5 转换为直方图可以更加清晰的看到模型简化对于时间效率的提高, 如图 9 所示。如果没

有执行该步骤(如没有进行 Step2 模型简化)则耗时为 0 s。HKS-TS-Real 表示数据集为 Real 数据集对原始模型直接提取热核处理; MS-HKS-TS-Real 表示数据集为 Real 数据集对原始模型进行网格简化后再提取热核处理; HKS-TS-Synthetic 表示数据集为 Synthetic 数据集对原始模型直接提取热核处理; MS-HKS-TS-Synthetic 表示数据集为 Synthetic 数据集对原始模型进行网格简化后再提取热核处理。

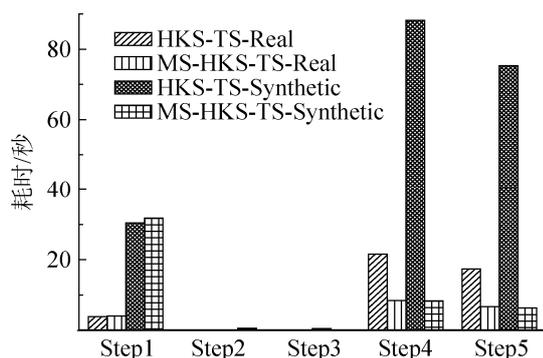


图 9 各步骤耗时对比直方图

根据图 8 的相似度结果评估, 几种评价指标的相似度矩阵的评分虽略有下降, 但完全能满足工程需要。从表 5 和图 9 中可以明显看到, 对于 Real 数据集的处理, 在经过模型简化之后, 特征分解和代入公式计算的这两个步骤所花费的时间大约是直接对原始模型处理的。而对于原始模型顶点数更多的 Synthetic 数据集, 模型简化之后再进行处理的时间效率提升的更为显著。简化之后的特征分解和代入公式计算的这两个步骤所花费的时间是直接对原始模型处理所花费时间的 1/10。

值得一提的是, 无论是 14 996 个顶点的 Real 数据集的模型还是 60 101 个顶点的 Synthetic 数据集的模型简化到 5 000 个顶点所需要花费的时间都不足一秒, 与其他步骤相比, 该步骤所花费的时间基本上是可以忽略不计的。

4 结论

HKS 热核特征是非刚性三维模型检索领域中最热门也是效果最好的几种特征之一。如何充分地

运用该特征进行模型之间的相似度计算一直是一个难点。本文针对顶点数目过多的三维模型处理时间过久甚至是无法处理的问题, 提出采用基于二次误差测度网格模型简化算法对三维模型进行预处理, 并对简化后的模型提取其热核特征。解决了模型的处理过程中, 特征值与特征向量的计算时, Laplace-Beltrami 算子对应的矩阵过于庞大, 计算耗时的问题。下一步工作将会尝试设计新的模型简化算法, 并与 HKS 特征提取进行融合, 在尽可能保持原模型信息的基础之上, 进一步提高模型的处理效率, 满足三维模型检索实时性的要求。

参考文献:

- [1] 杨育彬, 林琿, 朱庆. 基于内容的三维模型检索综述[J]. 计算机学报, 2004, 27(10): 1297-1310.
- [2] Zou K S, Ip W H, Wu C H, et al. A novel 3D model retrieval approach using combined shape distribution [J]. Multimedia Tools & Applications (S1380-7501), 2014, 69(3): 799-818.
- [3] Wang M, Gao Y, Lu K, et al. View-based discriminative probabilistic modeling for 3d object retrieval and recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2013, 22(4): 1395-1407.
- [4] Combining topological and view-based features for 3D model retrieval [J]. Multimedia Tools & Applications (S1380-7501), 2013, 65(3): 335-361.
- [5] Lian Z, Godil A, Bustos B, et al. A comparison of methods for non-rigid 3D shape retrieval [J]. Pattern Recognition (S0031-3203), 2013, 46(1): 449-461.
- [6] Jain V, Zhang H. A spectral approach to shape-based retrieval of articulated 3D models [J]. Computer-Aided Design (S0010-4485), 2007, 39(5): 398-407..
- [7] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas L. A Concise and Provably Informative Multi-Scale Signature Based on Heat Diffusion [C]// Computer Graphics Forum (S0167-7055). USA: Blackwell Publishing Ltd, 2009, 28(5): 1383-1392.
- [8] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition [C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. USA: IEEE, 2010: 1704-1711.
- [9] Raviv D, Bronstein M M, Bronstein A M, et al. Volumetric heat kernel signatures [C]// Proceedings of the ACM workshop on 3D object retrieval. USA: ACM, 2010: 39-44.

(下转第 2559 页)