

自适应全局最优和声搜索的模型相似性计算

高雪瑶¹, 董欣然¹, 张春祥²

(1. 哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院 哈尔滨 150080;

2. 哈尔滨理工大学 软件与微电子学院 哈尔滨 150080)

摘 要: 为了度量模型之间的差异,提出了一种基于自适应全局最优和声搜索算法(self-adaptive global best harmony search algorithm, SGHS)的三维模型相似性计算方法。根据面的组成边数和面的邻接关系来构造 2 个模型之间的面相似度矩阵。从面相似度矩阵中,利用自适应全局最优和声搜索算法获得 2 个模型之间的最优面匹配序列。根据最优面匹配序列,累积源模型面与目标模型面之间的相似度来计算模型之间的相似性。实验结果表明:所提出方法更能准确地度量模型之间的差异。

关键词: 和声搜索; 面相似度矩阵; 面匹配; 粒子群

DOI: 10.15938/j.jhust.2020.06.022

中图分类号: TP391.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2020)06-0150-07

Model Similarity Calculation Based on Adaptive Global Optimal Harmony Search

GAO Xue-yao¹, DONG Xin-ran¹, ZHANG Chun-xiang²

(1. School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin, 150080, China;

2. School of Software and Microelectronics, Harbin University of Science and Technology, Harbin, 150080, China)

Abstract: In order to measure the difference of models, a method of computing three dimension model's similarity based on self-adaptive global best harmony search algorithm is proposed. Two models' face similarity matrix is constructed according to the number of face's edges and adjacency relationship of faces. Self-adaptive global best harmony search algorithm is used to find an optimal face matching sequence between source model and target one from face similarity matrix. Based on an optimal face matching sequence, similarities between source model faces and target ones are summed to compute two models' similarity. Experimental results show that the proposed method can measure two models' difference more accurately.

Keywords: harmony search; face similarity matrix; face matching; particle swarm

收稿日期: 2019-05-01

基金项目: 国家自然科学基金(61502124, 60903082); 中国博士后科学基金(2014M560249); 黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(LGYC2018JC014); 黑龙江省自然科学基金(F2015041, F201420)。

作者简介: 高雪瑶(1979—),女,博士,教授;

董欣然(1995—),女,硕士研究生。

通信作者: 张春祥(1974—),男,博士,教授, E-mail: zxc6x666@163.com。

0 引言

目前, 三维模型的数量正呈几何级的增长。从海量的模型中检索出满足用户设计要求的模型, 是一个重要的研究课题。其中, 模型相似性计算是影响三维模型检索的关键性因素。针对这一问题, 很多学者开展了相关的工作。

Tao 等^[1-2]分别建立了源模型和目标模型的面邻接图。构造 2 个面邻接图之间的顶点兼容矩阵和边兼容矩阵, 将三维 CAD 模型检索转换为图匹配问题。王洪申等^[3]提出了一种基于最优匹配的三维模型相似性评价方法。利用二分图寻找最优匹配方案, 计算加权最优匹配值, 以度量源模型与目标模型之间的相似度。石民等^[4]给出了一种基于特征邻接图的三维 CAD 模型检索算法。构造 CAD 模型特征邻接图的顶点积图, 利用蚁群算法搜索顶点积图中的最大团对, 并计算 CAD 模型的相似性。陶松桥等^[5]使用外环边循环码来表示模型面的几何边界。同时, 结合面特征属性来描述 CAD 模型的形状。根据模型面属性相似度来检索具有相似形状的 CAD 模型。An 和单强等^[6-7]提出了基于分层多特征融合的 CAD 模型和图像检索方法。皇甫中民等^[8]利用融合空间邻接关系的词袋模式来描述模型, 使用鱼群算法来实现三维模型的聚类与检索。李海生等^[9]引入深度图像来改进光场描述符, 提取离散小波变换特征和 Zernike 矩特征。对深度图像进行聚类去掉冗余信息, 利用随机游走算法来确定每一类的权重。给出了一种基于改进全景视图的相似距离计算方法。牟春倩等^[10]提出了一种融合全局信息和局部信息的三维模型检索方法。利用 Canny 算子提取边缘特征, 用于描述三维模型的全局信息。使用词袋模式提取词频向量特征, 用于描述三维模型的局部信息。刘志等^[11-12]使用自然图像作为输入, 以三维模型的较优视图集作为基础, 利用卷积神经网络对视图集进行训练, 以获取其中的深度特征并进行三维模型的检索。刘楠楠等^[13]提出了一种基于多模态的三维模型检索方法。从每个三维模型中抽取结构信息和视觉信息, 采用图匹配方法来度量不同模型之间的相似性。在这一过程中, 使用了简单的统计模型。李海生等^[14]给出了一种基于内二面角分布直方图的特征描述方法, 采用遗传算法来融合多特征以完成非刚性三维模型的检索任务。赵珊^[15]提出了一种基于离散余弦变换(DCT)压缩域

的图像检索算法, 采用 DCT 系数的复杂度直方图来表示原始图像中的纹理、边缘及能量分布。该方法充分地提取了图像中的纹理分布, 获取了较好的检索效果。张开兴和 Huang 等^[16-17]抽取了三维模型 B-Rep 表示中的相关特征, 构造模型的属性邻接图。同时, 以属性邻接图为基础来计算源模型与目标模型之间的相似度。周燕等^[18]以样本模型的查询结果分类信息熵为基础, 结合监督学习方法, 提出了一种多特征融合的加权系数估算方法, 给出了融合多特征的模型相似性度量方法, 并将其应用于模型检索过程之中。白柳等^[19]以三维模型的几何特征和拓扑特征为基础, 提取了三维模型的特征函数。根据检索过程中出现的平移、旋转和尺寸变化情况, 对特征函数进行不变矩处理。同时, 利用遗传算法来实现三维模型的最优相似性检索。

利用组成边数来计算两个面之间的形状相似度, 根据邻接关系来计算二者之间的结构相似度, 并构造源模型面与目标模型面之间的相似度矩阵。利用自适应全局最优和声搜索算法来寻找源模型与目标模型之间的最优面匹配序列, 并计算二者之间的模型相似性。

1 源模型面与目标模型面的相似性

三维模型的空间组织结构比较复杂。为了准确地检索三维模型, 需要找到合适的特征描述符。三维模型是由面围成的, 而面又是由边构成的。通过累积两个三维模型对应面之间的形状差异, 能够计算出二者之间的相似性。组成边数描述了面的形状。如果源模型面与目标模型面的组成边数越接近, 那么二者之间的相似度就越大。反之, 这两个面的相似度就越小。因此, 可以利用面的组成边数来计算源模型面 x 与目标模型面 y 之间的形状相似度, 其计算过程如公式(1)所示。

$$S_h(x, y) = 1 - \frac{|N(x) - N(y)|}{\max(N(x), N(y))} \quad (1)$$

其中: $N(x)$ 表示面 x 所包含的边数; $\max(a, b)$ 表示 a 与 b 中的最大值。由公式(1)可知, 若 x 和 y 两个面包含边数相差越小, 则 $|N(x) - N(y)|$ 的值就越小, $S(x, y)$ 的值就越大, 表明面 x 和面 y 的形状越相似。当 x 和 y 两个面所包含的边数相等时, $S(x, y)$ 的数值为 1, 表明二者之间的相似程度最大。

源模型 A 如图 1 所示, 目标模型 B 如图 2 所示。源模型 A 包括 9 个组成面: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7,$

x_8, x_9 。其中,面 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ 的边数均是 4, 面 x_8 和 x_9 的边数均为 7。目标模型 B 有 8 个面, 分别是 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8$ 。其中,面 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ 的边数均是 4, 面 y_7 和 y_8 的边数均为 6。

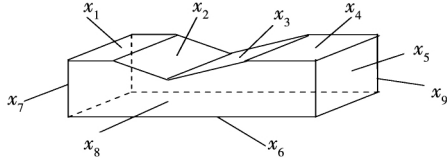


图1 源模型 A

Fig. 1 Source model A

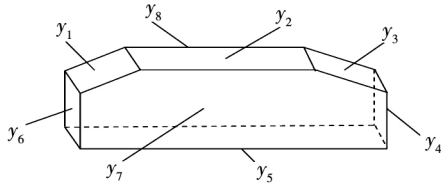


图2 目标模型 B

Fig. 2 Target model B

源模型面 x_1 有 4 条边, 目标模型面 y_1 也有 4 条边, 二者之间的形状相似度为 1。目标模型面 y_7 有 6 条边, 面 x_1 与 y_7 之间的形状相似度为 0.667。

在计算两个模型之间的相似性时, 仅考虑面的形状相似度是不够的。源模型面与目标模型面的形状相似度为 1, 但其各自的邻接关系不同, 也会导致这两个模型的整体形状不同。例如: 源模型面 x_2 有 4 条边, 目标模型面 y_2 也有 4 条边。面 x_2 的邻接面包括 x_1, x_3, x_8, x_9 。其中 x_1 和 x_3 分别有 4 条边, x_8 和 x_9 分别有 7 条边。面 y_2 的邻接面包括 y_1, y_3, y_7, y_8 。其中 y_1 和 y_3 分别有 4 条边, y_7 和 y_8 分别有 6 条边。虽然面 x_2 与 y_2 的形状相似度为 1, 但是二者的邻接面是不同的。面 x_2 的邻接面包括 2 个四边形和 2 个七边形, 面 y_2 的邻接面包括 2 个四边形和 2 个六边形。

在计算模型相似性时, 不但要考虑面的形状相似度, 而且要考虑面的邻接面的形状对应关系, 即源模型面和目标模型面的结构相似度。在计算源模型面与目标模型面的结构相似度时, 需要考虑二者之间所有邻接面的对应相似程度。为了便于计算面的结构相似度, 利用公式 (2) 来表示面 x_s 与 x_t 之间的邻接关系。

$$A(x_s, x_t) = \begin{cases} 1, & x_s \text{ 与 } x_t \text{ 邻接} \\ 0, & x_s \text{ 与 } x_t \text{ 不邻接} \end{cases} \quad (2)$$

其中 x_s 与 x_t 为同一个模型的 2 个不同面。

x_s 和 x_t 为源模型的 2 个面, y_u 和 y_v 为目标模型的 2 个面。源模型面 x_s, x_t 与目标模型面 y_u, y_v 之间的邻接对应相似度为

$$W(x_s, x_t, y_u, y_v) = \begin{cases} 1 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 2 \\ 0.5 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1 \\ 0 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

若 x_s 和 x_t 是源模型中的 2 个相邻面, y_u 和 y_v 是目标模型中的 2 个相邻面, 即满足 $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 2$, 则面 x_s, x_t 与 y_u, y_v 之间邻接对应相似的可能性最大。此时, $W(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值为 1。 x_s 和 x_t 是源模型中的 2 个相邻面, y_u 和 y_v 是目标模型中的 2 个不相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1$ 。 x_s 和 x_t 是源模型中的 2 个不相邻的面, y_u 和 y_v 是目标模型中的 2 个相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1$ 。此时, 面 x_s, x_t 与 y_u, y_v 之间邻接对应相似的可能性较小, $W(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值设置为 0.5。 x_s 和 x_t 是源模型中的 2 个不相邻的面, y_u 和 y_v 也是目标模型中的 2 个不相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 0$ 。此时, 面 x_s, x_t 与 y_u, y_v 之间不可能是邻接对应相似的, $W(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值为 0。

假设源模型 M 有 m 个面 x_1, x_2, \dots, x_m , 目标模型 N 有 n 个面 y_1, y_2, \dots, y_n 。在计算源模型面 x_s 与目标模型面 y_u 的结构相似度时, 需要累积 x_s 及其邻接面与 y_u 及其邻接面之间的邻接对应相似度与邻接面之间的形状相似度之积, 其计算过程为

$$S_t(x_s, y_u) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n W(x_s, x_i, y_u, y_j) * S(x_i, y_j)}{mn} \quad (4)$$

综合源模型面 x_s 与目标模型面 y_u 的形状相似度和结构相似度, 可以计算出二者之间的相似度, 即

$$S(x_s, y_u) = S_h(x_s, y_u) * S_t(x_s, y_u) \quad (5)$$

利用式 (5) 可以计算任意源模型面 x_s 与目标模型面 y_u 之间的相似度 ($s = 1, 2, \dots, m, u = 1, 2, \dots, n$)。构造出源模型 M 与目标模型 N 之间的面相似度矩阵 S , 如下所示。矩阵的行表示源模型面, 列表示目标模型面。

$$S = \begin{bmatrix} S(x_1, y_1) & \cdots & \cdots & S(x_1, y_n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & S(x_s, y_u) & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ S(x_m, y_1) & \cdots & \cdots & S(x_m, y_n) \end{bmatrix}$$

2 基于自适应全局最优和声搜索算法的面匹配

在面相似度矩阵 S 中, 利用自适应全局最优和声搜索算法找出一条最优路径, 即最优面匹配序列 $((h(1), 1), (h(2), 2), \dots, (h(n), n))$ 。其中 i 表示目标模型面 $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的标号。 $h(i)$ 表示与目标模型面 y_i 相匹配的源模型面 $x_{h(i)}$ 的标号。以最优面匹配序列为基础, 求出源模型与目标模型之间的相似性。

和声搜索算法模拟了音乐演奏的过程, 通过微调音调最终达到一个完美的和声。在和声搜索算法中, 使用和声记忆库 HM 来记录当前所找到的所有和声。和声搜索算法容易陷入局部最优解。在和声算法中, 微调概率 PAR 和微调带宽 BW 是两个重要的参数。SGHS 算法对参数 PAR 和 BW 进行自适应调整, 以获得一组更好的和声。在搜索初期, 保持较小的 PAR 和较大的 BW , 有利于在大范围内搜索较好的区域。在搜索后期, 保持较大的 PAR , 有利于将当前和声信息传递到下一代, 增强算法在当前和声周围的局部搜索能力; 保持较小的 BW , 有利于扩大搜索区域和增加和声库的多样性, 跳出局部最优。SGHS 算法根据式 (6) 和式 (7) 对参数 PAR 和 BW 分别进行调整。

$$PAR(t) = PAR_{\min} + \frac{PAR_{\max} - PAR_{\min}}{\max Itr} \times t \quad (6)$$

$$BW(t) = \begin{cases} BW_{\max} - \frac{BW_{\max} - BW_{\min}}{\max Itr} \times 2t, & t < \frac{\max Itr}{2} \\ BW_{\min}, & t \geq \frac{\max Itr}{2} \end{cases} \quad (7)$$

其中 t 为当前的迭代次数; $PAR(t)$ 为第 t 次迭代过程中的音符微调概率, PAR_{\max} 和 PAR_{\min} 分别为音符微调概率的最大值和最小值; $\max Itr$ 为最大迭代次数; $BW(t)$ 为第 t 次迭代过程中的微调带宽; BW_{\max} 和 BW_{\min} 分别为微调带宽的最大值和最小值。

在更新和声记忆库 HM 的过程中, 需要对新产生的和声进行评估。为了更好地评估新产生的和声, 定义了和声判别优化函数 $f(x)$, 其计算过程如公式 (8) 所示。

$$f(x) = \sum_{j=1}^m S[h(j), j] \quad (8)$$

基于自适应全局最优和声搜索 SGHS 算法的面

匹配过程如下:

1) 利用式 (5) 计算源模型 A 的面与目标模型 B 的面之间的相似度, 并构造模型 A 与 B 之间的相似度矩阵 S 。

2) 初始化和声库规模 HMS 、记忆库取值概率 $HMCR$ 、 $\max NI$ 、 PAR_{\max} 、 PAR_{\min} 、 BW_{\max} 、 BW_{\min} , 迭代次数 $t=1$, 搜索相似度矩阵 S , 利用公式 (8) 初始化和声记忆库 HM 如下所示, 其中 H^i 为和声 ($i = 1, 2, \dots, HMS$)。

$$HM = \begin{pmatrix} H^1 & f(H^1) \\ H^2 & f(H^2) \\ \vdots & \vdots \\ H^{HMS} & f(H^{HMS}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h^1(1) & h^1(2) & \dots & h^1(n) & f(H^1) \\ h^2(1) & h^2(2) & \dots & h^2(n) & f(H^2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ h^{HMS}(1) & h^{HMS}(2) & \dots & h^{HMS}(n) & f(H^{HMS}) \end{pmatrix}$$

3) 利用 rand 函数产生 $[0, 1]$ 区间上的两个随机数 rand_1 和 rand_2 。

4) 产生新和声 $H^{\text{new}} = (h^{\text{new}}(1), h^{\text{new}}(2), \dots, h^{\text{new}}(n))$; 若 $\text{rand}_1 < HMCR$, 则从 HM 中随机选取音符 $h^{\text{new}}(i)$, 否则从解空间 $X_i = \{h_1(i), h_2(i), \dots, h_N(i)\}$ 中随机选取音符 $h^{\text{new}}(i)$, 即

$$h^{\text{new}}(i) \in \begin{cases} \{h^j(i) | j = 1, 2, \dots, HMS\}, & \text{若 } \text{rand}_1 < HMCR \\ \text{其他}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

若音符 $h^{\text{new}}(i) \in HM$, 则利用式 (10) 对其进行微调。

$$h^{\text{new}}(i) = \begin{cases} h^{\text{new}}(i) + 2 * \text{rand}_2 * BW(t), & \text{若 } \text{rand}_2 < PAR(t) \\ h^{\text{new}}(i), & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

5) 利用式 (8) 计算 $f(H^{\text{new}})$, 若 $f(H^{\text{new}}) < f(H^{\text{worst}}) = \max\{f(H^i) | i = 1, 2, \dots, HMS\}$, 则 $HM = HM - \{(H^{\text{worst}})\}$, $HM = HM \cup \{(H^{\text{new}})\}$;

6) 若 $t < \max Itr$, 则 $t++$ 执行 3)。

7) 输出 $H^{\text{best}} = (h(1), h(2), \dots, h(n))$, 其 $f(H^{\text{best}}) = \min\{f(H^i) | i = 1, 2, \dots, HMS\}$ 。

在使用 SGHS 算法进行搜索之后, 得到一个最优解 $(h(1), h(2), \dots, h(n))$ 。此时, 源模型面 $x_{h(i)}$ 与目标模型面 y_i 匹配, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。从相似度矩阵 S 中提取第 $h(i)$ 行和第 i 列的数值, 其中, $i = 1, 2, \dots, n$ 。利用式 (11) 累积这 n 个数值计算出源模型与目标模型的相似性 $S_{\text{Model}}(A, B)$ 。

$$S_{Model}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n S(h(i), i)}{\min(m, n)} \quad (11)$$

其中 $h(i)$ 表示相似度矩阵 S 的 $h(i)$ 行 j 表示相似度矩阵 S 的 j 列; $S(h(i), i)$ 表示相似度矩阵 S 的第 $h(i)$ 行和第 i 列的数值, 即源模型面 $x_{h(i)}$ 与目标模型面 y_i 之间的相似度; m 为源模型 A 的面数, n 为目标模型 B 的面数; $\min(m, n)$ 表示 m 与 n 中的最小值。

3 实验分析

选取 12 个标准的 CAD 模型作为源模型来度量所提出方法的有效性。12 个源模型如图 3 所示。

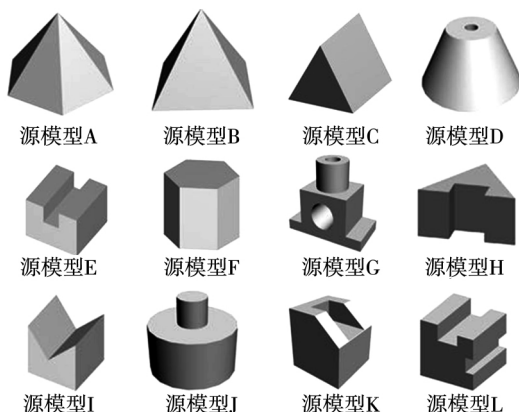


图3 源模型

Fig.3 Source model

目标模型如图 4 所示, 共有 7 个面 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ 和 y_7 。

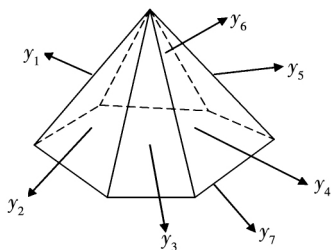


图4 目标模型

Fig.4 Target model

共进行了 4 组实验。在实验 1 中, 以面的形状相似度为基础, 使用粒子群算法来计算源模型与目标模型之间的相似性^[20]。在实验 2、3、4 中, 以面的形状与结构相似度为基础, 分别使用粒子群算法、蝙蝠算法以及所提出的方法来计算源模型与目标模型之间的相似性。4 组实验的相似性计算结果如表 1 所示。

表1 源模型与目标模型之间的相似性

Tab.1 Similarity between source model and target one

源模型	实验 1 粒子群算法 (形状)	实验 2 粒子群算法 (形状 + 结构)	实验 3 蝙蝠算法 (形状 + 结构)	实验 4 SGHS 算法 (形状 + 结构)
A	0.375 0	0.034 1	0.196 8	0.113 0
B	0.296 9	0.064 2	0.149 0	0.099 5
C	0.234 4	0.039 2	0.137 1	0.094 9
D	0.146 3	0.012 0	0.020 5	0.028 9
E	0.276 3	0.018 6	0.046 2	0.032 8
F	0.268 4	0.023 8	0.117 4	0.060 6
G	0.286 9	0.007 4	0.021 3	0.014 0
H	0.315 0	0.049 7	0.129 0	0.093 0
I	0.304 4	0.037 7	0.111 6	0.066 8
J	0.156 9	0.008 4	0.016 4	0.012 3
K	0.288 8	0.022 8	0.033 3	0.032 8
L	0.260 6	0.013 9	0.021 3	0.020 2

粒子群算法的时间复杂度为 $O(m * n)$, 其中, m 为粒子群规模, n 为迭代次数。蝙蝠算法的时间复杂度为 $O(m * n)$, 其中 m 为蝙蝠的数量, n 为迭代次数。和声搜索算法的时间复杂度为 $O(m * n)$, 其中 m 为和声库的规模, n 为迭代次数。3 种算法的时间复杂度一致。将 4 组实验中的模型按相似性数值由高到低进行排序。在实验 1 中, 模型 A 和模型 H 的相似性分别为 0.375 和 0.315, 排在最前面, 其次分别为模型 I、B、K、G、E、F、L、C、J、D。在实验 2 中, 源模型 B 与目标模型的相似性最高, 其数值为 0.064 2, 其次分别为模型 H、C、I、A、F、K、E、L、D、J、G。在实验 3 中, 源模型 A 和源模型 B 与目标模型更为相似。相似度数值分别为 0.196 8 和 0.149, 其次分别为模型 C、H、F、I、E、K、G、L、D、J。在实验 4 中, 源模型 A、B、C 与目标模型更为相似。相似性数值分别为 0.113、0.099 5 和 0.094 9, 其次分别为模型 H、I、F、E、K、D、L、G、J。

相对于源模型 H 和 I 而言, 源模型 B 更接近于目标模型。在实验 2、3、4 中, 源模型 H、I 均排在源模型 B 之后, 但在实验 1 中源模型 H、I 排在源模型 B 之前。相对于源模型 K、G、E 而言, 源模型 F 更接近于目标模型。在实验 2、3、4 中, 模型 F 排在模型 K、G、E 之前, 但在实验 1 中模型 F 却排在 K、G、E 之后。由此可见, 实验 2、3、4 的效果要好于实验 1。其原因是: 在实验 1 中, 只考虑了面的形状信息; 在

实验2、3、4中,考虑了面的形状信息和结构信息。

目标模型与源模型 A 的形状是一致的。实验3和实验4都将源模型 A 排在第一位,而实验2将源模型 A 排在第5位。因此,所提出方法的性能要好于粒子群算法。

在实验3中,源模型 G 、 L 与目标模型之间的相似性均为0.0213。此时,不能有效地区分模型 G 和 L 之间的形状差异。在实验4中,源模型 G 与目标模型之间的相似性为0.014,源模型 L 与目标模型之间的相似性为0.0202。因此,所提出方法能够更好地区分模型之间的差异。

实验结果表明:相对于粒子群算法和蝙蝠算法而言,所提出的方法更能准确地计算2个三维模型之间的相似性。其原因是:所提出的方法综合考虑了面的形状和邻接结构信息。通过对微调概率和微调带宽进行自适应调整,以提高算法的局部搜索能力,并跳出局部最优。

4 结 论

根据源模型面和目标模型面的边数差异来计算面的形状相似度。以源模型面的邻接关系和目标模型面的邻接关系为基础,计算面的结构相似度。综合形状相似度和结构相似度来计算源模型面与目标模型面之间的相似性。同时,构造面相似度矩阵。利用SGHS算法搜索面相似度矩阵获取最优面匹配序列。以此为基础来计算两个模型之间的相似性。实验结果表明:提出的方法更能有效地区分三维模型之间的差异。

参 考 文 献:

- [1] TAO Songqiao, Huang Zhengdong, Zheng Tanguang. 3D CAD Model Retrieval Based on Attributed Adjacency Graph Matching [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2011, 17(4): 680.
- [2] TAO Songqiao. 3D CAD Model Retrieval Based on the Softassign Quadratic Assignment Algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017(12): 1.
- [3] 王洪申,张树生,白晓亮,等. 基于最优匹配的三维CAD模型相似性评价算法[J]. 计算机集成制造系统, 2007(10): 1921.
WANG Hongshen, ZHANG Shusheng, BAI Xiaoliang, et al. Similarity Evaluation Algorithm for 3D CAD Model Based on Optimal Matching [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007(10): 1921.
- [4] 石民,张树生. 基于特征邻接图的三维CAD模型检索算法[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(4): 583.
SHI Min, ZHANG Shusheng. 3D CAD Model Retrieval Algorithm Based on Feature Adjacency Graph [J]. Mechanical Science and Technology, 2012, 31(4): 583.
- [5] 陶松桥,郭顺生. 基于面属性相似的CAD模型检索方法[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2015, 37(5): 399.
TAO Songqiao, GUO Shunsheng. A CAD Model Retrieval Method Based on Similarity of Surface Attributes [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2015, 37(5): 399.
- [6] AN Ran, WANG Qingwen. 3D CAD Model Retrieval Method Based on Hierarchical Multi-features [C] // The Seventh International Conference on Graphic and Image Processing. Singapore: SPIE, 2015: 202.
- [7] 单强,孙晓明. 多特征分层融合医疗设备图像检索方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(2): 135.
SHAN Qiang, SUN Xiaoming. Image Retrieval Method for Multi-featured Layered Fusion Medical Equipment [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(2): 135.
- [8] 皇甫中民,张树生,闫维恒. 鱼群启发的三维CAD模型聚类与检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(8): 1373.
HUANGFU Zhongmin, ZHANG Shusheng, YAN Luoheng. Clustering and Retrieval of 3D CAD Model Inspired by Fish Group [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(8): 1373.
- [9] 李海生,董水龙,赵天宇,等. 利用深度图像改进光场描述符的三维模型检索算法[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(4): 56.
LI Haisheng, DONG Shuilong, ZHAO Tianyu, et al. A 3D Model Retrieval Algorithm for Improving Light Field Descriptors Using Depth Images [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(4): 56.
- [10] 牟春倩,唐雁. 融合整体和局部信息的三维模型检索方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2016, 46(6): 48.
MOU Chunqian, TANG Yan. A 3D Model Retrieval Method Combining Global and Local Information [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2016, 46(6): 48.
- [11] 刘志,李江川. 基于深度卷积神经网络的三维模型检索[J]. 计算机科学, 2019, 46(1): 278.
LIU Zhi, LI Jiangchuan. 3D Model Retrieval Based on Deep Convolutional Neural Network [J]. Computer Science, 2019, 46(1): 278.
- [12] 刘志,尹世超,潘翔,等. 基于特征线条的三维模型检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(9): 1512.
LIU Zhi, YIN Shichao, PAN Xiang, et al. A 3D Model Retrieval Method Based on Feature Lines [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(9): 1512.
- [13] 刘楠楠,王洪涛,郭洪斌,等. 基于多模态信息的三维模型检索算法[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2017, 50(6): 59.
LIU Nannan, WANG Hongtao, GUO Hongbin, et al. 3D Model Retrieval Algorithm Based on Multimodal Information [J]. Journal

- of Nankai University(Natural Science) ,2017 ,50(6) : 59.
- [14] 李海生,孙莉,吴晓群,等. 基于模型内二面角分布直方图的非刚性三维模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017 ,29(6) : 1128.
- LI Haisheng ,SUN Li ,WU Xiaoqun ,et al. Non-rigid 3D Model Retrieval Based on Histogram of Dihedral Angle Distribution in Model[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics ,2017 ,29(6) : 1128.
- [15] 赵珊. DCT 压缩域的图像检索[J]. 北京邮电大学学报,2007 (6) : 107.
- ZHAO Shan. Image Retrieval in DCT Compressed Domain [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications , 2007(6) : 107.
- [16] 张开兴,杭晟煜,王金星,等. 基于模拟退火的三维模型典型结构挖掘与相似性评价[J]. 农业机械学报,2018 ,49 (3) : 402.
- ZHANG Kaixing ,HANG Shengyu ,WANG Jinxing ,et al. Typical Structure Mining and Similarity Evaluation of 3D Model Based on Simulated Annealing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery ,2018 ,49(3) : 402.
- [17] HUANG Mingcong ,ZHANG Shusheng ,BAI Xiaoliang ,et al. 3D CAD Model Retrieval Based on Blend Feature Recognition and Filtration[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics ,2014 ,26(1) : 93.
- [18] 周燕,曾凡智,杨跃武. 基于多特征融合的三维模型检索算法[J]. 计算机科学,2016 ,43(7) : 303.
- ZHOUYan ,ZENG Fanzhi ,YANG Yuewu. 3D Model Retrieval Algorithm Based on Multi-feature Fusion[J]. Computer Science , 2016 ,43(7) : 303.
- [19] 白柳,宋超超. 基于体素构造和遗传算法的三维模型检索[J]. 图学学报,2016 ,37(6) : 754.
- BAI Liu ,SONG Chaochao. 3D Model Retrieval Based on Voxel Structure and Genetic Algorithm[J]. Journal of Graphics ,2016 , 37(6) : 754.
- [20] 高雪瑶,陈育南,张春祥. 基于粒子群算法的三维 CAD 模型相似性计算[J]. 计算机应用研究,2019 ,36(3) : 954.
- GAO Xueyao ,CHEN Yunan ,ZHANG Chunxiang. Similarity Calculation of 3D CAD Model Based on Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Journal of Computer Applications , 2019 , 36 (3) : 954.

(编辑: 温泽宇)