



文章编号:1001-9081(2018)08-2381-05

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2018020374

基于分层策略的三维非刚性模型配准算法

王旭鹏*, 雷航, 刘燕, 桑楠

(电子科技大学 信息与软件工程学院, 成都 261400)

(*通信作者电子邮箱 201211220104@std.uestc.edu.cn)

摘要:在三维非刚性模型分析中,通常需要对不同姿态下的模型进行配准。针对传统配准算法存在复杂度高、计算量大、精确度低等问题,提出一种新的基于分层策略的三维非刚性模型配准算法。首先,定义热核签名函数为模型的标量域,使用同源聚类算法提取模型的特征点和特征区域,进而提出三维几何模型的树形表示方法:它的根节点为三维几何模型,内部节点为模型的特征区域,叶节点为包含在相应区域的特征点。然后,根据三维几何模型的树形表示提出模型的分层配准算法。在SHREC 2010模型配准数据集上对比分析了分层配准算法、推广的多维尺度变换算法(GMDS)和博弈论方法在等距变换、孔洞、小孔洞、尺度变换、局部尺度变换、重采样、噪声、散粒噪声以及拓扑变换等情况下的性能。实验结果表明,在以上三维几何模型数据受干扰的情况下,分层配准算法的准确性明显优于GMDS方法和博弈论方法,同时具有较低的计算复杂度。

关键词:三维非刚性模型;等距变换;模型配准;特征区域;特征点

中图分类号: TP391 **文献标志码:**A

Hierarchical approach for 3D non-rigid shape registration

WANG Xupeng*, LEI Hang, LIU Yan, SANG Nan

(School of Information and Software Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 261400, China)

Abstract: Shape registration is a common task in non-rigid 3D shape analysis. In order to solve the problems of high complexity, large computation cost and low accuracy of the traditional algorithms, a new hierarchical shape registration method was proposed. Firstly, the heat kernel signature function was defined as the scalar field for a model, and persistence-based clustering was used to extract feature points and salient regions of the model. Then, a novel tree-based shape representation was proposed, whose root node, internal nodes and leaf nodes were defined as the model, the salient regions and the corresponding feature points, respectively. Finally, a new hierarchical shape registration method was designed to make full use of the tree-based shape representation. The hierarchical shape registration algorithm was tested on the SHREC 2010 correspondence dataset and compared with the Generalized Multi-Dimensional Scaling (GMDS) and game theory algorithms. Experimental results show that the proposed hierarchical shape registration method achieves higher accuracy than GMDS and game theory under various shape transformations, including isometric transformation, holes, micro holes, scaling, local scaling, resampling, noise, shot noise and topological transformation; in addition, the computational complexity is reduced significantly.

Key words: 3D non-rigid shape; isometric transformation; shape registration; salient region; feature point

0 引言

近年来,随着三维成像技术的快速发展,出现了大量的3D图形数据。三维传感器采集的数据是物体的三维几何形状信息,能够使智能设备更好地感知和理解现实场景,在人机交互、虚拟现实、增强现实以及机器人等领域有广泛的应用。

计算三维几何模型配准,就是拟合模型之间的映射关系,尤其是满足结构约束的两个模型之间的匹配,是计算机视觉和计算机图形学的基本任务,在三维重建、三维目标识别和三维模型检索等任务中得到了广泛的应用^[1]。一个常见的映射关系是等距映射,在该映射下,两点之间的测地线距离保持不变。现实世界中存在着大量的非刚性变换(即近似的等距

变换),例如人体关节的运动等,因此,计算三维非刚性模型的配准具有非常重要的实际意义^[2]。

三维几何模型的刚性变换可以使用一个矩阵来表示,而模型的非刚性变换只能通过点的匹配来描述,因此,三维非刚性模型配准本质上为组合优化问题,复杂度较高^[3]。同时,在现实场景中,三维几何模型数据可能会受到各种干扰,例如等距变换、孔洞、小孔洞、尺度变换、局部尺度变换、重采样、噪声、散粒噪声以及拓扑变换等,这就要求配准算法具有很强的鲁棒性。

现有的方法主要利用特征点的匹配来解决三维非刚性模型的配准,并将其抽象描述为最小失真问题。文献[4]基于模型在度量空间的表示,提出了推广的多维尺度变换算法

收稿日期:2018-02-11;修回日期:2018-03-30;录用日期:2018-03-31。 基金项目:国家留学基金委 CSC 奖学金资助项目(201406070059)。

作者简介:王旭鹏(1986—),男,山东烟台人,博士研究生,主要研究方向:计算机视觉、模式识别; 雷航(1960—),男,四川自贡人,教授,博士,主要研究方向:嵌入式软件、可信软件测试; 刘燕(1994—),女,四川广安人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像处理; 桑楠(1964—),男,四川营山人,教授,硕士,主要研究方向:嵌入式实时高可信技术、嵌入式软件、中间件。



(Generalized Multi-Dimensional Scaling, GMDS)。首先将模型投影到基于测地线距离的度量空间中,然后通过计算模型之间失真最小的映射来完成模型的配准。文献[5]基于模型的等角变换,提出了莫比斯投票算法。首先对三维网格模型上点的三元组做莫比斯变换,并计算每个点的形变能量函数,通过计算并统计每个匹配点对的投票数来完成模型的配准。文献[6]首先利用热核映射特征计算稳定的匹配点对,然后使用热核映射最优化的方法迭代地增加匹配点的数目。文献[7]首先计算模型的特征点,然后生成一系列的匹配点对,最后通过采用随机采样一致性方法(RANdom SAmple Consensus, RANSAC)计算点的匹配。文献[8]引入了概率的方法,迭代地寻找匹配点对。为了解决最小失真问题,文献[9~12]引入了贪婪算法。文献[9]将模型投影到基于测地线距离的度量空间,选取极大值为特征点,然后使用贪婪算法计算匹配点对。文献[10]首先使用高斯函数的差分和高斯函数直方图来提取并描述模型的特征点,然后根据特征点之间的欧氏距离计算匹配点对。文献[11]将点的匹配抽象描述为图问题,首先利用双向图计算初始的匹配点对,然后使用贪婪算法增加并更新匹配点对。文献[12]首先基于贪婪算法计算少量点的匹配,然后通过概率的方法将其推广到整个模型。由于三维非刚性模型的配准本质上为组合优化问题,以上算法具有计算的复杂度高、精度较低、容易受噪声干扰等缺点。

为了解决以上问题,本文提出了一个新的基于分层策略的三维非刚性模型配准算法。算法的主要思想是:对于两个非刚性变换的模型,特征区域能够稳定地提取、描述并匹配,从而有效地缩小特征点匹配的搜索空间。据此,本文首先提出了一个三维几何模型的树形表示方法,其中,根节点为三维几何模型,内部节点为特征区域,叶节点为包含在相应区域的特征点;然后,利用三维几何模型的树形表示,提出了一个新的基于分层策略的模型配准算法;最后在 SHREC 2010 模型配准数据集^[13]上进行实验,并对结果进行了详细的分析和讨论。

1 三维几何模型的树形表示

算法的主要思想是定义了三维几何模型 S 的树形结构 $\text{Tree}(S)$,该结构描述了模型的递归分解过程。

1.1 扩散几何

将三维几何模型 S 抽象定义为紧致的黎曼流形 M ,热传导方程描述了热量在 M 上随时间的变化过程,其定义为:

$$\left(\Delta_M + \frac{\partial}{\partial t} \right) u(x, t) = 0 \quad (1)$$

其中: $u(x, t)$ 表示 t 时刻 M 上的热量分布函数, Δ_M 表示 M 的拉普拉斯贝尔特拉米算子, Δ_M 是拉普拉斯算子在黎曼流形上的推广。

式(1)的基础解 $K(x, y, t): M \times M \times \mathbf{R}_0^+ \rightarrow \mathbf{R}$ 称为热核函数,描述了初始单位热源位于点 x 的情况下,在经历时间 t 之后由 x 传递到 y 的热量。根据谱分解理论^[15],热核函数可以定义为:

$$K(x, y, t) = \sum_{l=0}^{\infty} e^{-\lambda_l t} \Phi_l(x) \Phi_l(y) \quad (2)$$

其中: λ_l 和 Φ_l 分别表示 Δ_M 的第 l 个特征值和特征函数。

热核函数具有许多相关的特性,适用于三维非刚性模型

的分析^[15]。首先,热核函数对模型的等距变换具有鲁棒性,可以应用于模型在不同姿态下的配准;其次,热核函数对模型的局部扰动保持稳定,因此,对模型一定程度的噪声保持鲁棒;最后,热核函数能够多尺度地描述一个特征点。当 t 的取值较小时, $K(x, y, t)$ 描述了以点 x 为中心、尺度较小的局部曲面的几何特征;局部曲面的尺度随着 t 的增大而增加, $K(x, y, t)$ 描述点 x 的邻域更加全局的几何信息。

将热核函数仅定义在时域 t ,得到 $K(x, x, t)$,称为热核签名函数 $ADF(x, t)$ ^[15~16],它描述了初始单位热源位于点 x ,在经历时间 t 之后点 x 保留的热量。热核签名函数继承了热核函数适用于三维非刚性模型分析的特性,被广泛应用于三维模型的局部特征描述、点的匹配^[15]以及模型的全局描述^[1]。

1.2 特征区域和特征点提取

对于黎曼流形 M ,首先使用热核签名函数 $ADF(x, t)$ 计算其标量域 $f: M \rightarrow \mathbf{R}$,然后使用同源聚类算法(persistence-based clustering)^[17] 提取三维几何模型 S 的特征区域 R 和特征点 P 。

1.2.1 同源聚类

定义函数 f 的水平集为 $X_\alpha = f[\alpha, \infty), \alpha \in (-\infty, +\infty)$ 。在 α 由 $+\infty$ 减小到 $-\infty$ 的过程中,会产生新的连通域 $C(x_i)$ 。 $C(x_i)$ 对应着函数 f 的一个局部极大值 x_i ,在连通域 $C(x_i)$ 出现时生成。对于某个 α 值 ($\alpha = \alpha_i$),当在两个极大值点之间存在一条 M 上的路径,路径上所有的点满足 $f(x) \geq \alpha_i$,则会发生连通域的合并。当两个分别对应局部极大值为 x_1 和 x_2 ($x_1 < x_2$) 的连通域 $C(x_1)$ 和 $C(x_2)$ 发生合并时, $C(x_1)$ 融合到 $C(x_2)$ 中:因此,可以说连通域 $C(x_1)$ 生成于 x_1 ,消亡于 α_i 。

同源持久图将 M 在同源聚类过程中生成的连通域映射到二维平面中,横坐标为其消亡值 α_i ,纵坐标为其生成值 x_i 。连通域的持久值 Γ 定义为 $\Gamma = x_i - \alpha_i$,是其映射在同源持久图中的点 (α_i, x_i) 到直线 $x = y$ 的竖直距离。每个连通域都与函数 f 的一个局部极大值相关,持久值 Γ 越大,其在同源一致图中的映射点距离直线 $x = y$ 越远,区域的特征性越强;如果距离直线 $x = y$ 较近,区域的显著性较弱,则可视为拓扑噪声,因此,可以使用平行于 $x = y$ 的直线将特征区域和拓扑噪声分离,它到直线 $x = y$ 的距离称为合并参数 γ 。

1.2.2 特征区域和特征点的提取

同源聚类算法通过分析函数 f 的水平集,提取三维几何模型 S 的拓扑特征,获得了 S 持久值较大的连通域 $C = \bigcup_{i=1}^n C(x_i)$,其显著性较强,因此, C 可以作为 S 的特征区域 R 。

同时,每一个连通域都包含一个或者多个函数的局部极大值,含有丰富的几何信息。因此,局部极大值 $X = \bigcup_{j=1}^m x_j (m \geq n)$ 可以作为三维几何模型 S 的特征点 P 。

1.3 三维几何模型的树形表示

对于三维几何模型 S ,计算其特征区域 R 和特征点 P ,然后定义其树形结构 $\text{Tree}(S)$ 。

令三维几何模型 S 为树的根节点;树的内部节点为 S 的特征区域 $R = \bigcup_{i=1}^n r_i$, n 为提取到的 S 的特征区域的数目,满足约束条件 $r_i \subset S$;定义叶节点为包含在特征区域 r_i 的特征点 $P_i = \bigcup_{j=1}^{m_i} p_i^j$, m_i 为特征区域 r_i 包含的特征点的数目,满足约束条件 $\sum_{i=1}^n m_i = m, m \geq n$, 并且 $p_i^j \in r_i$ 。图 1 为 TOSCA 数据



集^[18]中“猫”的三维几何模型及其树形表示。

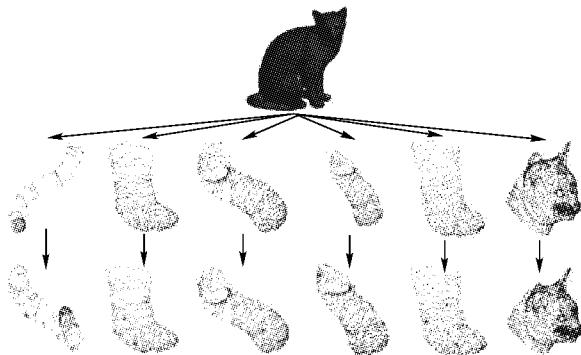


图1 三维几何模型的树形表示

Fig. 1 3D shape represented as a tree structure

2 三维模型的分层配准算法

2.1 内部节点的匹配

令 $R(S_1) = \bigcup_{i=1}^n t_i$ 和 $R(S_2) = \bigcup_{j=1}^m s_j$ 分别表示三维几何模型

S_1 和 S_2 的内部节点, 即其特征区域。定义指示函数 $I(i, j)$, 如下:

$$I(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } t_i \text{ 与 } s_j \text{ 匹配} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

定义内部节点匹配的优化表达式为二次函数, 如下:

$$F(I) = \alpha \sum_{i, j, i', j'} |d_R(t_i, t_{i'}) - d_R(s_j, s_{j'})| I(i, j) I(i', j') + \beta \sum_{i, j} \|f_R(t_i) - f_R(s_j)\|_2 I(i, j) + \gamma \sum_{i, j} |area(t_i) - area(s_j)| I(i, j) \quad (4)$$

其中: α 、 β 和 γ 分别表示权重; $d_R(\cdot, \cdot)$ 计算与特征区域对应的局部极大值点之间的测地线距离; $area(\cdot)$ 计算特征区域的面积; $f_R(\cdot)$ 表示内部节点的特征描述, 其定义如式(5)。

$$f_R(C(x_i)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n HKS(p_i) \quad (5)$$

其中: p_i 为特征区域上 $C(x_i)$ 的点, $HKS(\cdot)$ 计算点 p_i 的热核签名值。

定义内部节点匹配的目标函数, 如下:

$$x^* = \arg \min F(I) \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \sum_i x(i, j) = 1, \forall j$$

$$\sum_j x(i, j) \leq 1, \forall i$$

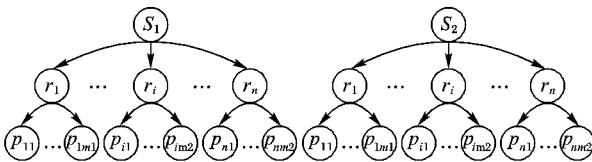


图2 三维几何模型的分层配准算法

Fig. 2 Hierarchical registration algorithm for 3D shapes

2.2 叶节点的匹配

令 $P(S_1) = \bigcup_{i=1}^n t_i$ 和 $P(S_2) = \bigcup_{j=1}^m s_j$ 分别表示三维几何模型

S_1 和 S_2 的叶节点, 即特征点。定义叶节点匹配的优化函数, 如下:

$$L(I) = \alpha \sum_{i, j, i', j'} |d_p(t_i, t_{i'}) - d_p(s_j, s_{j'})| I(i, j) I(i', j') + \beta \sum_{i, j} \|f_p(t_i) - f_p(s_j)\|_2 I(i, j) \quad (7)$$

其中: α 和 β 表示权重; $d_p(\cdot, \cdot)$ 计算两个特征点之间的测地线距离; $f_p(\cdot)$ 表示叶节点的特征描述, 其定义如式(8)。

$$f_p(p_i) = WKS(p_i) \quad (8)$$

其中, $WKS(\cdot)$ 计算特征点 p_i 的波动核签名值^[19]。

定义叶节点匹配的目标函数, 如下:

$$x^* = \arg \min L(I) \quad (9)$$

$$\text{s. t. } \sum_i x(i, j) = 1, \forall j$$

$$\sum_j x(i, j) \leq 1, \forall i$$

2.3 三维模型的分层配准

对于两个三维几何模型 S_1 和 S_2 , 分别计算其树形结构 $Tree(S_1)$ 和 $Tree(S_2)$ 。分层配准算法的主要思想是:对三维几何模型的树形结构采用广度优先的匹配策略,从而降低了计算的复杂度,提高了匹配的效率。

首先根据目标函数(6)计算内部节点的匹配,得到特征区域的匹配对 $M_R = \bigcup_{l=1}^k (t_i, s_j)$, k 为匹配的特征区域的个数。

叶节点的匹配在相应的特征区域空间中搜索,减小了搜索空间。对于特征区域匹配对 (t_i, s_j) , 根据目标函数(9)计算其内部特征点的匹配。

3 实验结果和分析

3.1 数据集

将本文提出的三维非刚性模型分层配准(Hierarchical Shape Registration, HSR)算法在SHREC 2010配准数据集上做测试。数据集包含三类模型,每一类模型由一个空模型(null shape)及其经过一系列变换得到的形变模型(transformed shape)组成。模型的变换包括:等距变换、孔洞、小孔洞、尺度变换、局部尺度变换、噪声、重采样、拓扑变化和散粒噪声。每一种变换有五种等级,为每类空模型生成了45个形变模型。

采用文献[13]中的方法对算法在数据集上的性能作定量分析。定义模型配准为形变模型 T 与空模型 N 之间点的匹配,如下:

$$C = \bigcup_{i=1}^K (y_i, x_i) \quad (10)$$

其中: K 为点的匹配数目, y_i, x_i 分别代表形变模型和空模型上的特征点。模型配准的真实值包含在数据集中,因为空模型是对称的,所以配准的真实值由两部分组成:形变模型与空模型之间的匹配 C_1 , 形变模型与经过对称变换后的空模型之间的匹配 C_2 。其定义如下:

$$C_1 = \bigcup_{i=1}^M (y_i, x'_i) \quad (11)$$

$$C_2 = \bigcup_{i=1}^M (y_i, x''_i) \quad (12)$$

其中: M 为形变模型 T 上顶点的数目, $x'_i, x''_i \in \mathbb{N}$ 。

定义模型配准优劣的度量函数,如下:

$$D(C) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \min(d_g(x_i, x'_i), d_g(x_i, x''_i)) \quad (13)$$

其中: $(x_i, x'_i) \in C_1$, $(x_i, x''_i) \in C_2$, $d_g(\cdot, \cdot)$ 计算两个特征点



之间的测地线距离, $\min(\cdot, \cdot)$ 计算两个测地线距离中的较小值。

采用文献[13]中的方法, 对 SHREC2010 数据集中的形变模型进行重采样, 每个模型具有 10000 个顶点, 模型配准将点映射到空模型上, 算法性能的度量在空模型上进行计算。采用文献[20]中的方法, 计算拉普拉斯贝尔特拉米算子, 使用 300 个特征值和相应的特征函数来计算热核签名函数, 设置时间参数 t 为 0.1。采用集合搜索算法^[21]计算同源聚类, 合并参数 γ 设为 0.05, 用以提取三维几何模型的特征区域和特征点。设置节点匹配的目标函数(4)、(7) 参数值分别为 $\alpha = 5 \times 10^{-4}$, $\beta = 5 \times 10^{-2}$, $\gamma = 1$, 并使用分支定界法寻找其最优解。

3.2 定性分析

图 3 展示了基于分层策略的三维非刚性模型配准算法在 SHREC 2010 数据集上的配准结果。

如图 3(a) 所示, 本文提出的分层配准算法能够准确地提取并匹配模型的特征点。这是因为热核签名函数对模型的非刚性变换具有鲁棒性, 同源聚类算法提取出的点和区域具有较大的持久值, 含有丰富的几何特征; 同时, 分层配准算法借助模型的树形表示减小了特征点匹配的搜索空间, 提高了配准的准确性。

如图 3(b)、(e) 所示, 算法对模型的噪声和小的孔洞保持稳定, 这是因为热核签名函数对施加于模型一定程度的噪声保持鲁棒。

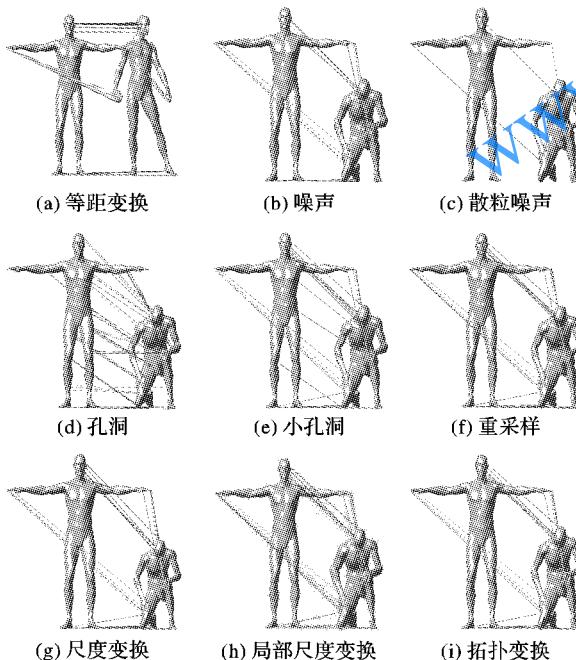


图 3 SHREC 2010 数据集上三维几何模型的配准

Fig. 3 3D shape registration on SHREC 2010 dataset

如图 3(f) 所示, 对三维几何模型进行重采样, 分层配准算法能够准确地完成非刚性模型的配准。这是因为重采样不会影响热核函数和同源聚类的计算, 算法能够稳定地提取模型的特征点和特征区域, 对模型进行树形表示。

如图 3(g)、(h) 所示, 模型的尺度变换和局部尺度变换不会影响分层配准算法的性能, 这是因为热核函数具有尺度不变的特性。

如图 3(i) 所示, 在模型的拓扑变换下, 三维非刚性模型

分层配准算法的性能未受影响, 这是因为模型拓扑的变换并未影响模型特征点和特征区域的提取。

如图 3(c)、(d) 所示, 对模型施加散粒噪声或者孔洞, 模型的配准失败。这是因为散粒噪声或孔洞的施加改变了模型的几何特性, 导致特征点和特征区域的提取失败。

3.3 定量分析

将本文提出的分层配准算法与 GMDS 方法、博弈论方法进行对比分析, 采用式(11) 中的测地线距离误差作为算法性能优劣的判别准则, 并对结果进行讨论。如文献[14] 所述, 博弈论方法能够提取并匹配平均 50 个特征点, 类似地, 本文提出的分层配准方法能够匹配大约 65 个特征点。

表 1 列出了本文提出的分层配准方法和博弈论方法、GMDS 算法在不同的模型变换等级下, 特征点匹配的平均测地线距离误差。如表 1 所示, 分层配准算法能够显著地减小特征点匹配的误差, 并且随着等级的增加, 三维非刚性模型配准的精度提升越发明显。尤其值得指出的是, 当模型变换的等级大于 4 时, GMDS 算法的误差将近 40, 而分层配准算法的误差低于 8, 是博弈论方法误差的一半。

表 2 分别列出了本文提出的分层配准算法在 SHREC 2010 数据集上的平均测地线距离误差。如表 2 所示, 本文算法在所有的模型变换下都具有较小的误差。

表 1 三种算法在 SHREC 2010 数据集上的平均测地线距离误差

Tab. 1 Average geodesic error achieved by three algorithms on SHREC 2010 dataset

方法	等级				
	1	≤ 2	≤ 3	≤ 4	≤ 5
GMDS	39.92	36.77	35.24	37.40	39.10
博弈论方法	10.28	12.51	11.73	14.35	18.26
分层配准算法	6.75	7.14	8.10	7.68	8.47

表 2 分层配准算法在 SHREC 2010 数据集上

不同模型变换下的平均测地线距离误差

Tab. 2 Average geodesic error achieved by HSR algorithm on SHREC 2010 dataset under different shape transformations

变换	等级				
	1	≤ 2	≤ 3	≤ 4	≤ 5
等距变换	4.73	4.24	3.47	4.98	5.27
拓扑变换	6.07	7.32	7.04	8.27	8.45
孔洞	7.13	6.35	6.78	8.47	8.31
小孔洞	4.12	5.78	6.07	6.78	7.01
尺度变换	4.72	4.24	4.38	4.54	5.34
局部尺度变换	4.47	4.76	5.28	5.37	5.40
重采样	7.78	8.24	10.65	8.21	7.61
噪声	5.56	7.24	7.79	8.20	8.85
散粒噪声	10.08	10.50	11.39	11.57	12.03
平均	6.47	7.23	8.61	8.84	8.21

在模型的等距变换、尺度变换、局部尺度变换、小孔洞和噪声等情况下, 特征点匹配的误差在 5 左右, 这是由热核函数的特性决定的。热核函数对模型的等距变换保持鲁棒, 具有尺度不变的特性, 并对模型的局部扰动保持稳定。

在对模型进行重采样或者增加孔洞, 算法的误差增加, 平均误差在 8 左右, 这是由特征点的缺失所造成的。

对模型施加散粒噪声, 本文提出的分层配准算法的误差显著增大, 均大于 10; 同时, 变换等级越大, 误差越高, 由 10



增加到12。这是因为散粒噪声为模型增加了很多大的突起,改变了模型的几何特征。

在模型的拓扑变换下,算法的特征点匹配误差均大于6,并且随着变换等级的增加由6增大到8.45。这是因为分层匹配算法使用测地线距离计算模型配准的目标函数,而模型的拓扑变换会影响测地线距离的计算。

3.4 运行时间分析

在64位Windows操作系统下,使用CPU为Intel Core-i7(3.40GHz),内存为32GB的计算机,分别测试GMDS方法、博弈论方法和本文提出的分层配准算法在shrec 2010数据集上的平均时间消耗,可知本文算法需要0.1s来计算两个三维模型之间的配准,与博弈论方法的35s和GMDS方法的260s相比,本文提出的方法大幅度地节省了模型配准的时间开销。

4 结语

本文针对三维非刚性模型的配准问题,首先提出了三维模型树形表示方法,并据此提出了一种新的基于分层策略的配准算法。实验结果表明,本文所提出的方法计算复杂度低、精确度高,而且能够对多种模型数据的扰动保持鲁棒,因此具有较高的推广价值。

参考文献 (References)

- [1] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, GUIBAS L J, et al. Shape google: geometric words and expressions for invariant shape retrieval [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(1): Article No. 1.
- [2] BIASOTTI S, CERRI A, BRONSTEIN A, et al. Recent trends, applications, and perspectives in 3D shape similarity assessment [J]. Computer Graphics Forum, 2016, 35(6): 87–119.
- [3] OVSJANIKOV M, BEN-CHEN M, SOLOMON J, et al. Functional maps: a flexible representation of maps between shapes [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(4): Article No. 30.
- [4] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, KIMMEL R. Generalized multidimensional scaling: a framework for isometry-invariant partial surface matching [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2006, 103(5): 1168–1172.
- [5] LIPMAN Y, FUNKHOUSER T. Möbius voting for surface correspondence [J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): Article No. 72.
- [6] OVSJANIKOV M, MERIGOT Q, MEMOLI F, et al. One point isometric matching with the heat kernel [J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(5): 1555–1564.
- [7] TEVS A, BOKELOH M, WAND M, et al. Isometric registration of ambiguous and partial data [C]// Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1185–1192.
- [8] TEVS A, BERNER A, WAND M, et al. Intrinsic shape matching by planned landmark sampling [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(2): 543–552.
- [9] ZHANG H, SHEFFER A, COHEN-OR D, et al. Deformation-driven shape correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(5): 1431–1439.
- [10] ZAHARESCU A, BOYER E, VARANASI K, et al. Surface feature detection and description with applications to mesh matching [C]// Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2009: 373–380.
- [11] SAHILLIOGLU Y, YEMEZ Y. 3D shape correspondence by isometry-driven greedy optimization [C]// Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 453–458.
- [12] SHARMA A, HORAUD R, CECH J, et al. Topologically-robust 3D shape matching based on diffusion geometry and seed growing [C]// Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 2481–2488.
- [13] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, BUSTOS B, et al. SHREC 2010: robust feature detection and description benchmark [C]// Proceedings of the 3rd Eurographics Conference on 3D Object Retrieval. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2010: 79–86.
- [14] TORSELLO A, BERGAMASCO F, ALBARELLI A, et al. A game-theoretic approach to deformable shape matching [C]// Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 182–189.
- [15] SUN J, OVSJANIKOV M, GUIBAS L. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion [J]// SGP '09: Proceedings of the Symposium on Geometry Processing. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2009: 1383–1392.
- [16] GEBAL K, BAERENTZEN J A, AANAES H, et al. Shape analysis using the auto diffusion function [J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(5): 1405–1413.
- [17] CHAZAL F, GUIBAS L J, OUDOT S Y, et al. Persistence-based clustering in Riemannian manifolds [J]. Journal of the ACM, 2013, 60(6): Article No. 41.
- [18] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, KIMMEL R. Numerical Geometry of Non-rigid Shapes [M]. New York: Springer, 2009: 86–112.
- [19] AUBRY M, SCHLICKEWEI U, CREMERS D. The wave kernel signature: a quantum mechanical approach to shape analysis [C]// Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011: 1626–1633.
- [20] RUSTAMOV R M. Laplace-Beltrami eigenfunctions for deformation invariant shape representation [C]// Proceedings of the Fifth Eurographics Symposium on Geometry Processing. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2007: 225–233.
- [21] CORMEN T H, LEISERSON C E, RIVEST R L, et al. Introduction to Algorithms [M]. 3th ed. Cambridge: MIT Press, 2009: 246–263.

This work is partially supported by the China Scholarship Council (201406070059).

WANG Xupeng, born in 1986, Ph. D. candidate. His research interests include computer vision, pattern recognition.

LEI Hang, born in 1960, Ph. D., professor. His research interests include embedded software, reliable software testing.

LIU Yan, born in 1994, M. S. candidate. Her research interests include computer vision, image processing.

SANG Nan, born in 1964, M. S., professor. His research interests include real-time embedded highly reliable technique, embedded software, middleware.