

结合热核信号和测地距离的三维模型紧密对齐

阮义彰¹ 童伟淮² 潘翔² 章国栋²

(浙江工业大学国际学院 杭州 310023)¹ (浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)²

摘要 针对测地距离所导致的错误紧密匹配问题,提出了一种结合热核信号和测地距离的三维模型紧密对齐新方法,它可以有效提高对齐准确性。该方法提取特征点的多尺度热核信号,然后以特征点之间的测地距离作为相容性条件,得到可靠稳定的三角匹配。最后在三角匹配的基础上,采用多分辨率方法实现紧密对齐。实验比较分析表明,该方法通过局部几何特征去除误匹配,能够得到更好的对齐结果。

关键词 紧密对齐,热核信号,测地距离,三角匹配

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

3D Shape Dense Correspondence by Combining Heat Kernel and Geodesic Distance

RUAN Yi-zhang¹ TONG Wei-huai² PAN Xiang² ZHANG Guo-dong²

(International College, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(College Computer Science & Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)²

Abstract This paper addressed the problem about dense correspondence between two 3D deformable shapes. It proposed a new algorithm by combining heat kernel and geodesic distance. It can effectively improve the accuracy of correspondence by taking pose-insensitive character of the kernel signature. The whole algorithm mainly consists of three steps. Firstly, it extracts multi-scale heat kernel for each feature point. Secondly, it finds the triple matching by considering two factors since it builds a triple matching by combining similarity that the algorithm detects the external feature points from input 3D meshes. Secondly, the algorithm uses HKS to define the local feature for external points. Finally, the algorithm searches the best three-point matching by combining local feature descriptor and geodesic distance of external points. In experiment, the proposed algorithm is proven to be very robust in sparse matching for 3D deformable shapes.

Keywords Dense correspondence, Heat kernel, Geodesic distance, Triple matching

1 引言

在计算机三维动画领域,物体运动会导致姿态变化,形成一系列不同姿态的三维模型序列。为了能够分析各个关节点的运动变化,重建出非接触式运动捕获所需的参数方程,需要对齐不同姿态下的三维模型。因此,三维数据对齐技术成为当前计算机动画领域的一个研究热点^[1,2]。

三维模型对齐主要包括两种方法:1)特征点匹配方法。这类方法首先建立特征点匹配关系,然后以特征点匹配为约束条件对其中一个三维数据通过迭代求解去逼近另外一个三维数据,从而使两个三维数据之间的欧氏距离最小。最为典型的无疑是最近迭代点(Iterative Closest Point, ICP)方法以及各种改进方法^[3-5]。对于ICP的改进方法,关键问题是如何构造特征点匹配关系。研究人员提出了一系列方法,这些方法包括主向量分析^[6]、曲率点匹配^[7]、SIFT特征点匹配^[8]、RANSAC算法^[9,10]。如果能够保证特征点匹配的准确性,这

类方法算法能够得到比较好的对齐效果。但是,如何构造正确的特征点匹配关系本身就是个难题。对于特征点误匹配问题,Sahillioglu等人考虑采用特征点之间的测地距离作为相容性条件进行全局搜索,得到5对距离相容性最好的特征点匹配对用于紧密对齐^[11]。但是,只考虑距离相容性并不能保证匹配的准确性,错误匹配对同样满足距离相容性条件。2)在变换空间中进行三维数据对齐。这类全局变换主要包括多维尺度变换、谱变换、保角变换和热核映射。Bronstein等人提出的多维尺度变换对齐框架主要计算从一个三维数据到另外一个三维数据所需要的最小形变误差^[12]。谱变换是通过测地距离构造仿射变换,然后在变换空间里面进行对齐。Sahillioglu等人在谱变换构造初始化对齐,采用贪婪算法根据等距性(Isometry)进行局部搜索,优化对齐结果^[13]。Santa等人则是采用薄板样条函数进行非线性优化对齐,以提高匹配准确率^[14]。Ruggeri等人在谱变换基础上,增加三维形状的局部特征相似性来提高对齐结果^[15]。采用保角变换对齐

本文受国家自然科学基金(61272304),浙江省文物局项目(2014014)资助。

阮义彰(1994—),男,主要研究方向为计算机图形学,E-mail:565185438@qq.com;童伟淮(1992—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学,E-mail:76238540@qq.com;潘翔(1977—),男,教授,主要研究方向为计算机图形学;章国栋(1990—),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学。

三维数据的概念最先由 Lipann 等人提出^[16]。在此基础上, 研究人员提出了很多改进模型。例如, Zeng 等人在保角变换基础上, 通过高阶图匹配融入三维局部几何和外观特征来构造密集映射; Kim 等人提出的 Blended Intrinsic Maps 则是考虑把不同的变换进行加权组合, 以得到最优对齐结果^[17]。热核映射则是在把三维数据映射到高维空间。可以证明, 如果两个三维数据完全满足等距性, 则这种映射具有唯一性。而对于不完全等距的两个三维数据, 通过近邻搜索和区域增长建立对齐关系^[18]。类似地, 这种映射关系可以采用 Laplace-Beltrami 的特征函数^[19,20]或是稀疏编码方法^[21]构造。

本文工作受 Sahillioğlu 等人的启发, 考虑采用测地距离度量特征点匹配之间的相容性。但是与他们的工作相比较, 本文算法针对每个特征点提取热核信号。由于热核信号特征能够有效地描述三维模型的局部几何特征, 而且在姿态变换下具有稳定性, 因此通过热核信号可以避免只采用测地距离所导致的错误匹配, 能够有效地提高对齐正确性。实验分析进一步验证了算法的有效性。

2 算法框架

与已有对齐算法类似, 本文算法主要包括稀疏匹配和紧密对齐两部分, 整个算法框架如图 1 所示。对于稀疏匹配, 算法只考虑 3 点之间的匹配, 主要是考虑到只要有 3 对正确的匹配点, 就可以通过逐步缩小采样半径, 增加采样点, 实现从粗到细的多层次紧密对齐。



图 1 算法流程

3 结合热核特征和测地距离的稀疏匹配

对于稀疏匹配, 算法首先采用突出点方法提取三维模型特征点^[22], 主要是因为三维可变形物体通常由一个中心部分(例如人的身体)和其它子部分(例如手臂和头)组成, 对于这类模型, 采用测地距离可以有效地检测出外部特征点。部分模型提取得到的特征点如图 2 所示。

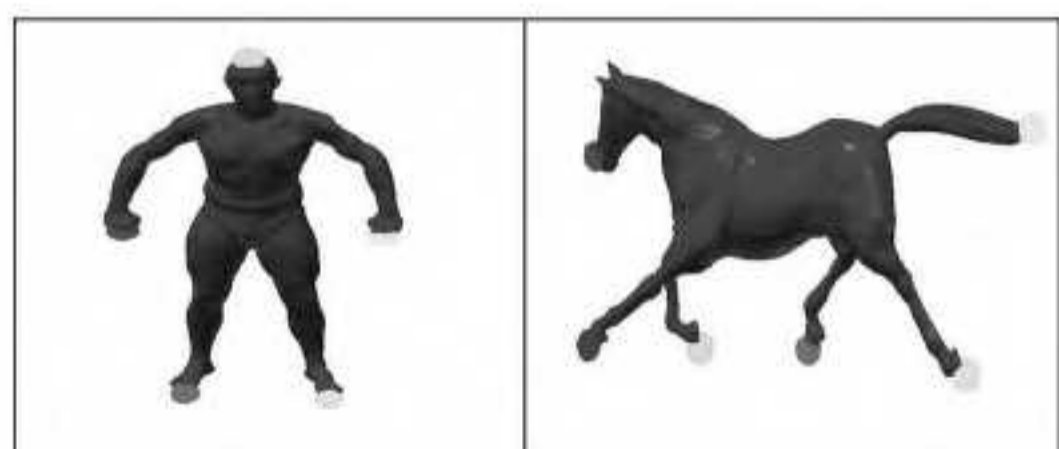


图 2 不同模型提取得到的特征点

对于提取得到的特征点, 由于不同姿态下提取出来的特征点具有差异性, 难以保证源模型的任意一个特征点都能够在目标模型上找到一个匹配的特征点, 因此, 算法只考虑最为稳定可靠的 3 对匹配, 避免错误匹配对导致后续紧密对齐的失败。对于稀疏匹配, 算法考虑两部分特征, 一部分是特征点的热核信息, 用于度量特征点之间的局部几何相似性; 另外一部分是特征点之间的测地距离, 用于度量特征点对之间的距离相容性。定义如下的最优匹配函数:

$$\begin{cases} F = \text{Min} \sum_{\substack{s_i \in S \\ t_j \in T}}^3 Iso + Hk(s_i, t_p) + Hk(s_j, t_k) \\ Iso = w_1 \times (|d(s_i, s_j) - d(t_p, t_k)|) \\ Hk(s_i, t_p) = w_2 \times |Fea(s_i) - Fea(t_p)| \\ w_1 + 2 * w_2 = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, w_1 和 w_2 代表权重; s_i 和 t_p 分别代表其中的一个特征点; $d(s_i, s_j)$ 代表两个特征点之间的测地距离, 可以采用最短路径计算得到; Fea 代表特征点的热核信号(HKS)^[18]。热核信号是提供了三维模型局部特征的多尺度分析。与曲率特征相比较, 热核信号更加稳定, 并且区分度更高。热核信号通过对时间 t 的积分来得到三维模型局部和全局几何形状特征。对任意一个特征点 s_i , 采用热核信号定义其多尺度特征:

$$Fea(s_i) = \{h_{t_1}, h_{t_2}, \dots, h_{t_j}, \dots, h_{t_m}\} \quad (2)$$

来表示。这里 $\{1, 2, \dots, j, \dots, m\}$ 代表热核信号的积分时间尺度, 取值为 $[0, 1, 14]$ 。对给定的积分时间 t_j , 其热核信号可以由如下公式得到:

$$h_{t_j} = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\lambda_i t} \phi_i^2 \quad (3)$$

其中, λ_i 和 ϕ_i 代表顶点 v_i 所对应的特征值和特征函数, 可以采用三维模型顶点的拉普拉斯方程求解得到。因此, 热核信号特征是对三维模型的特征的多尺度分析。当时间 t 很小时, 只是对局部区域进行几何特征分析, 当 t 增大时, 热核信号则表明全局形状特征分布。图 3 示出了人体模型的热核信号特征效果, 其采用颜色代表几何信号的聚类性。可以发现, 手臂、脚等部位的几何特征非常相似, 但是与头部具有明显的差异。此外, 对于两个不同姿态的三维模型, 其热核信号具有很好的稳定性。



图 3 热核特征在姿态变化下具有稳定性

此外, 式(1)不仅考虑了特征点之间的局部相似性, 而且考虑了特征点之间的距离相容性, 从而能够有效地改进匹配结果。注意到算法只得到 3 对最优匹配, 因此在求解最优匹配函数时, 直接采用穷举搜索得到代价最小的匹配对。图 4 示出了不同模型搜索得到的最优匹配对, 可以发现, 算法在不同姿态下能够有效地找到匹配对。



图4 不同模型的特征点稀疏匹配结果

4 多层次紧密对齐

在上述稀疏匹配的基础上,对源模型和目标模型采用多层次方法实现紧密对齐。多层次方法以稀疏匹配对为采样中心,对两个输入模型进行迭代采样。随着采样层次的递增,采样区域半径减小,采样点逐渐增多,从而形成最终的紧密对齐。设采样层次为 $k = 1, 2, \dots, K$; 采样半径为 $r^{(k)} = 0.6 \sqrt{A^{(k-1)}/\pi}$, 且 $r^{(k)} > r^{(k+1)}$, 设在 k 层采样得到的基点集合表示为 $S^{(k)}$, 有 $S^{(k)} \subset S^{(k+1)}$ 。对于第 k 层的采样过程, 以上一次匹配点为中心点, 在以 $r^{(k)}$ 为半径的局部区域圆中进行标记, 在未标记的顶点中任意选择一个顶点作为下一个基点。迭代该步骤, 直到局部中所有的顶点都已标记。层次采样过程如图 5 所示。可以发现, 整个采样数目随着层次的增加, 逐渐细化。

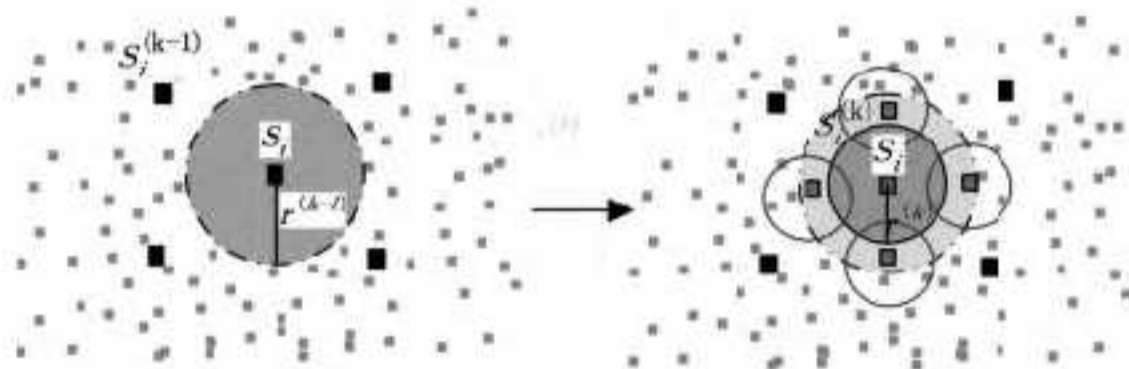


图5 层次基点采样效果

通过这种层次匹配方法, 直接把一个全局优化问题转化为一个局部优化问题。对于每层采样的最优匹配结果, 只需考虑其局部区域内新产生的采样点之间的匹配关系。由于在局部区域内采样点之间的几何特征非常类似, 因此只要考虑匹配结果的距离相容性, 然后根据局部空间的测地距离对个局部区域的子基点进行最优匹配。当两个需要匹配的子区域中心点数量不统一或交叉匹配时, 根据最优欧氏空间距离进行优化。可以发现, 错误匹配对会导致 I_{SO} 距离增大, 只有当且仅当匹配正确时, 该距离值达到最小。因此, 在局部区域内, 采用贪婪算法进行距离相容性测试, 直到匹配对的 I_{SO} 距离之和最小。

5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 此节对本文算法进行实验分析。实验数据采用普林斯顿大学和麻省理工大学的三维图形数据库, 包括人体、马、狮子以及猫₄类可变形三维模型。实验首先验证不同姿态模型之间的紧密匹配精度, 并对部分实验结果进行可视化分析, 用以说明紧密匹配结果基本符合人类的认知。最后, 对本文算法和文献中的算法进行比较分析, 进一步验证算法的有效性。

5.1 紧密匹配结果分析

图 6 显示了不同可变形物体模型(包括了人体、马、狮子、猫等₄类模型)对提取得到的外部特征点进行稀疏匹配的结果。可以发现, 这些特征点的匹配结果在语义上是相关的。从图 6 中可以发现, 这些同类模型之间的外部特征点能被准确地匹配出来。

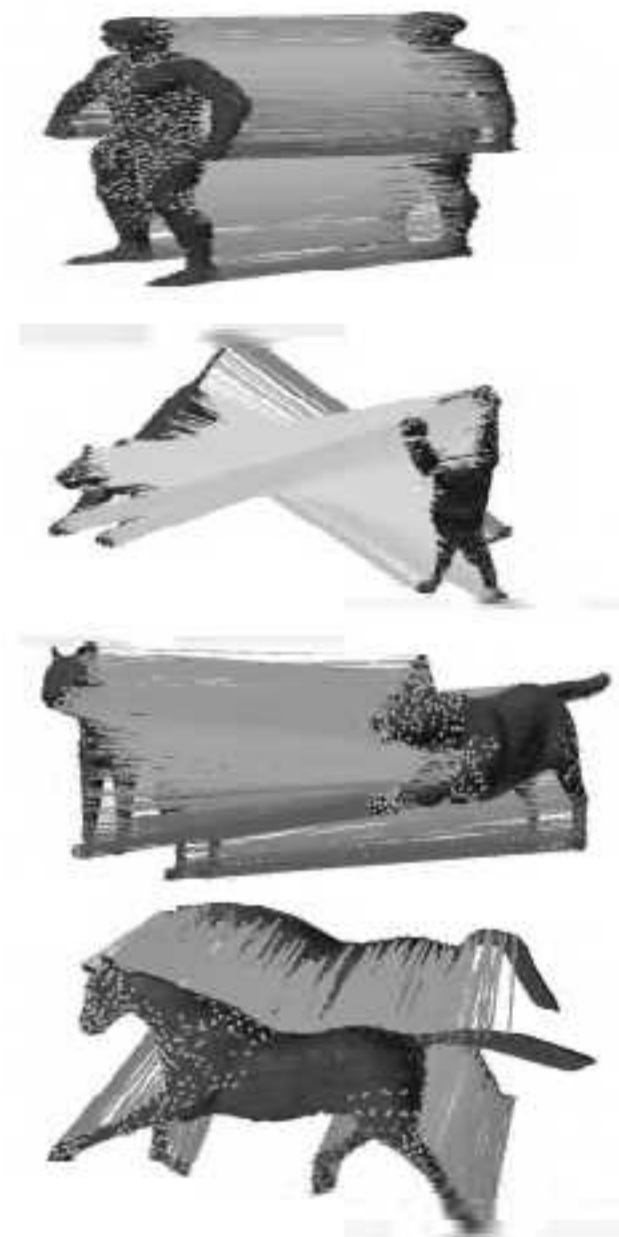


图6 4类模型紧密匹配效果

5.2 比较分析

最后, 与文献[11]的紧密匹配算法进行比较分析, 结果如图 7 所示, 图 7(a)是文献算法得到的匹配结果, 图 7(b)是本文算法得到的匹配结果。在第一组数据中, 马的头部匹配到腿部, 形成非常明显的错误匹配, 主要原因是文献[11]只采用测地距离进行特征点匹配。由于测地距离的二义性, 导致得到不正确的匹配结果。而本文算法将热核信号用于度量特征点的局部几何相似性, 由于马的头部和腿部在局部特征上非常不相似, 因此有效地避免了稀疏匹配的错误。



(a) 文献[11]算法匹配效果



(b) 本文算法匹配结果

图7 本文算法与文献[11]算法效果对比

结束语 针对已有方法由于测地距离二义性所导致的错误匹配问题, 结合热核信号和测地距离初始化匹配, 然后通过多层次方法实现局部优化, 形成紧密对齐结果。这种方法通过热核信号在姿态变化下的稳定性来保证特征点匹配的正确性, 而通过将特征点对之间的测地距离作为约束条件, 有效避免了错误匹配对。实验比较分析表明, 算法能够有效地提高匹配准确性。但是, 由于热核信号特征无法区分两个对称的特征点, 算法还存在对齐对称性问题, 因此, 在后续工作中, 需要研究如何解决对齐中的对称性问题。

参 考 文 献

- [1] Van Kaick O, Zhang H, Hamarneh G, et al. A survey on shape correspondence[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2011, 30(6):1681-1707
- [2] Tam G K L, Cheng Z Q, Lai Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: A survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7):1199-1217
- [3] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes [C] // Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics, 1992:586-606
- [4] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C] // Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001. IEEE, 2001:145-152
- [5] 杨琴, 齐越, 沈旭昆, 等. 一种快速的三维扫描数据自动配准方法[J]. 软件学报, 2010, 21(6):1438-1450
- [6] 戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3):517-521
- [7] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4):475-481
- [8] Smeets D, Keustermans J, Vandermeulen D, et al. meshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2):158-169
- [9] Tevs A, Bokeloh M, Wand M, et al. Isometric registration of ambiguous and partial data [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009:1185-1192
- [10] 李俊, 程志全, 李宏华, 等. 一种面向大尺度变形的非刚性注册算法[J]. 计算机学报, 2011, 34(3):539-547
- [11] Sahillioglu Y, Yemez Y. Scale normalization for isometric shape matching[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2012, 31(7):2233-2240
- [12] 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
- [13] Sahillioglu Y, Yemez Y. Minimum-distortion isometric shape correspondence using EM algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11):2203-2215
- [14] Sánta Z, Kato Z. Correspondence-Less Non-Rigid Registration of Triangular Surface Meshes [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2013:2275-2282
- [15] Ruggeri M R, Patanè G, Spagnuolo M, et al. Spectral-driven isometry-invariant matching of 3D shapes [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 89(2/3):248-265
- [16] Lipman Y, Funkhouser T. Möbius voting for surface correspondence[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), ACM, 2009, 28(3):72
- [17] Kim V G, Lipman Y, Funkhouser T. Blended intrinsic maps[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), ACM, 2011, 30(4):79
- [18] Ovsjanikov M, Mérigot Q, Mémoli F, et al. One point isometric matching with the heat kernel[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2010, 29(5):1555-1564
- [19] Ovsjanikov M, Ben-Chen M, Solomon J, et al. Functional maps: a flexible representation of maps between shapes[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2012, 31(4):30
- [20] Wu H Y, Zha H. Robust consistent correspondence between 3D non-rigid shapes based on "Dual Shape-DNA" [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2011:587-594
- [21] Pokrass J, Bronstein A M, Bronstein M M, et al. Sparse modeling of intrinsic correspondences[J]. Computer Graphics Forum, Blackwell Publishing Ltd, 2013, 32(2pt4):459-468
- [22] Agathos A, Pratikakis I, Perantonis S, et al. Protrusion-oriented 3D mesh segmentation[J]. The Visual Computer, 2010, 26(1):63-81
- [23] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2002, 21(3):193-199
- [24] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2004, 34(4):1907-1916
- [25] Chuang K S, Tzeng H L, Chen S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1):9-15
- [26] Yang Y, Huang S Y. Image Segmentation by fuzzy C-means clustering algorithm with a novel penalty term[J]. Computing and Informatics, 2007, 26(1):17-31
- [27] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE Trans on image Processing, 2010, 19(5):1328-1337
- [28] Xiang D L, Tang T, Hu C B, et al. A Kernel Clustering Algorithm With Fuzzy Factor: Application to SAR Image Segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing letters, 2014, 11(7):1290-1294
- [29] Murugeswari M, Gayathri M. Tumor detection in MRI brain image segmentation using phase congruency modified fuzzy C-mean algorithm [J]. International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology, 2014, 1(2):190-194
- [30] Celik T, Lee H K. Comments on "A Robust Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm" [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(3):1258-1261
- [31] Bensaid A M, Hall L O, Bezdek J C, et al. Validity-Guided (Re) Clustering with Applications to Image Segmentation [J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 1996, 4(2):112-122
- [32] 吴成茂, 范九伦. 数据分类效果[J]. 模糊系统与数学, 2002, 16(增刊):200-203

(上接第 194 页)