

基于熵的配准测度的自动选取*

黎燕, 李刚, 黄芳

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410075)

摘要: 提出了基于熵的图像配准相似性测度的自动选取方法。基于熵的常用相似性测度, 根据图像配准的要求提出了几种评价相似性测度性能的准则, 即准确性、锐度性和快速性等。根据所提出的评价准则在 MATLAB 平台上对 MR、CT 和 PET 构成的单模态和多模态图像对自动选取适合的相似性测度, 在低分辨率或噪声污染的情况下也选取出适合的相似性测度。实验结果验证了评价准则的可行性和有效性, 避免了由于相似性测度选取不当引起的配准精度低。

关键词: 配准; 熵; 相似性测度; 刚体变换

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579(2010)01-0024-05

Automatic Selection of the Similarity Measure Based on Entropy

LI Yan, LI Gang, HUANG Fang

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: The protocols of automatic selecting the similarity measure based on entropy for image registration is presented. Some common similarity measures based on entropy are given firstly. The accuracy, the acutance and the celerity are put forwarded as rules to select the suit measure from these measures according to the requirement of image registration. The suit similarity measure is selected automatically based on our method for the unit-models and the multi-models of MR, CT and PET respectively in MATLAB, which is also obtained in low resolution or noise environment. The experiment results prove the feasible and validity of these protocols. The low precision of registration caused by the unsuitable similarity measure can be avoided.

Key words: registration; entropy; similarity measure; rigid transformation

图像配准是指通过定义合适的相似性度量, 采用较好的优化手段, 寻找相应的空间变换, 确定在相同或不同时间、通过相同或不同传感器拍摄的两幅或多幅图像之间最佳匹配关系的过程。在图像配准中, 常常需要将来源于不同成像设备的图像进行配准处理, 这些图像称为多模态图像。多模态图像提供了比单模态图像更加丰富和全面的信息, 如医学中的解剖结构成像(如: CT 和 MR)和功能成像(如: fMRI, PET, SPET 等)两大类。这两类成像方式各有优缺点, 解剖结构成像的空间分辨率高, 能够提供人体的解剖形态信息; 功能成像空间

分辨率较低, 但能够提供人体内部器官、大脑等的功能信息。多模态图像配准在图像配准中是一个非常困难的任务, 即便是同样场景下的同一物体, 在不同的成像模式下, 其灰度属性也常常存在非常大的差异^[1-6]。图像配准过程中, 最优变换参数的获取必须执行一个优化过程, 即在一定的搜索空间内应用优化算法对相似性测度进行多次迭代计算, 寻找相似性测度的极值^[7-8]。近年来, 出现了多种相似性测度, 特别是基于熵的统计型相似性测度。这些统计型相似性测度利用图像的灰度特征, 有利于实现自动图像配准。但是, 由于每一种相似性测度

* 收稿日期: 2009-01-16

基金项目: 基于高效仿生类算法的左心室三维形状恢复与运动重建技术研究资助项目(05JJ40130)

作者简介: 黎燕(1976年生), 女, 博士, 讲师; E-mail: liyanly@mail.csu.edu.cn

对图像的模态、分辨率、噪声以及几何形变等问题的敏感度不一样, 因此很难在配准算法中确定采用何种相似性测度是最合适的。

本文提出了一种自动选取相似性测度的方法, 使得选出的相似性测度对特定的配准任务是最适合的。这些测度包括基于 Shannon 熵的互信息、归一化互信息、相关系数熵测度和联合熵测度。本文将这种方法用于 MR 和 CT 图像相似性测度的选取, 在配准的模态、对噪声的容忍性以及分辨率等方面通过准确性、计算时间、锐度等指标对以上测度进行了比较和分析。

1 常用的基于熵的相似性测度

医学图像配准结果的精确度取决于许多因素, 包括相似性测度的性能, 插值算法的优劣与优化算法的性能等。其中, 相似性测度是衡量待配图像之间的相关程度, 所以对于配准结果的影响最为直接。熵是用来测量一个信息源所包含信息量的测度, 基于熵的相似性测度不需要对处理图像的灰度信息间的关系作任何假设, 也无须对配准过程进行人为干预, 对处理内容也没有限制, 十几年来得到了人们的广泛关注。基于熵的相似性测度主要有以下几种:

对图像 A 、 B , 它们各自的熵为

$$H(A) = - \sum_{i=1}^{L_A} p_A(i) \log p_A(i) \quad (1)$$

$$H(B) = - \sum_{i=1}^{L_B} p_B(i) \log p_B(i) \quad (2)$$

其中 $p(i)$ 是灰度值 i 的概率密度分布。联合熵为

$$H(A, B) = - \sum_{i=0}^{L_A} \sum_{j=0}^{L_B} p_{AB}(i, j) \log p_{AB}(i, j) \quad (3)$$

其中 $p(i, j)$ 为联合灰度概率密度分布^[9-11]。

(1) 互信息的测度:

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (4)$$

(2) 归一化互信息测度:

$$NMI(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)} = 1 + \frac{MI(A, B)}{H(A, B)} \quad (5)$$

(3) 相关系数熵测度:

$$ECC(A, B) = \frac{2MI(A, B)}{H(A) + H(B)} \quad (6)$$

(4) 联合熵测度:

$$JH(A, B) = H(A, B) \quad (7)$$

在多模态医学图像的匹配问题中, 虽然两幅图像的来源不同, 但是它们是基于人体同一个部位的

信息, 所以当两幅图像的空间位置完全一致时, 它们所共有的信息应该是最大的, 即两幅图像对应的互信息最大, 这就是用互信息最大化作为相似性测度的原理。而联合熵测度刚好相反, 当两幅图像的空间位置完全一致时, 熵越小, 含的信息量越大。

以上测度都是基于 Shannon 熵的, 近年来也出现了基于 Renyi 熵和 Tsallis 熵等广义熵的测度, 即只要将熵的形式换一下, 就能得到类似的基于 Renyi 熵或 Tsallis 熵的相似性测度, 由于篇幅关系, 不一一介绍。

2 相似性测度的自动选取

本文提出的相似性测度自动选取方法的主要思想为: 对各个类型的待配准图像对的浮动图像随机的取 N 批移位值 (刚体变换), 每一批 M 个, 即对每一种测度要计算 $N * M$ 个相似性测度值, 由于每一种测度的值的范围不同, 因此需要将相似性测度归一化; 每一种测度的值都要进行准确性、锐度性和运算时间快速性的定量评价, 从而得到相应类型待配准图像对的最优相似性测度。相似性测度归一化的公式如下:

$$GSM(x, y) = \frac{SM(x, y) - SM_{\min}}{SM_{\max} - SM_{\min}} \quad (8)$$

其中 $n \in (1, \dots, N)$, $m \in (0, 1, \dots, M - 1)$, $SM(x, y)$ 是当前的相似性测度值, SM_{\min} 是相似性测度值的最小值, SM_{\max} 是最大值, $GSM(x, y)$ 是当前的归一化相似性测度值。

由于基于熵的相似性测度在配准的过程中会出现局部极值, 因此评价准则就是针对这个特点而设立的。评价中用到的准确性、锐度性和运算时间快速性的定义如下。

(1) 准确性。由于局部极值的原因, 每一批移位值得到对应的相似性测度值, 与各自最大相似性测度值对应的移位值却不一定是最小的移位值。准确性是将每一批最大相似性测度值对应的移位值与原始值按下式进行比较

$$ACC = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{x=1}^N (X(x, \max) - X_0)^2} \quad (9)$$

其中 $X(x, \max)$ 表示最大相似性测度值对应的移位值, X_0 是指平移和旋转的值都为 0, ACC 的单位为像素。由此可见 ACC 的值越小越好。

(2) 锐度性。将每一次的归一化相似度值按移位值的大小重新排列, 然后按下式计算

$$DS = \left(\sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N GSM(x, y) - GSM(x - 1, y) \right) / (M * N) \quad (10)$$

DS 的值越大越好, 出现局部极值的可能性越小。

(3) 运算时间的快速性。每一种相似性测度值的计算时间, 运算时间越短越好, 单位为秒。

对锐度值取反, 这样就能统一各个评价指标的方向, 即都是越小越好。将这些指标的值进行相加, 即

$$DEC = ACC \times 0.6 + DS \times 0.3 + TIME \times 0.1 \quad (11)$$

对应 DEC 最小的相似性测度为最优。

3 实验结果及其分析

本文对 MR、CT 和 PET 图像进行了配准分类,

即 MR-MR、CT-CT 和 PET-PET 单模态配准, MR-CT、MR-PET 和 CT-PET 多模态配准, 这六种图像对在正常、低分辨率和噪声情况下的配准自动选择各自合适的相似性测度。本文是在 MATLAB 平台上作的仿真实验。低分辨率图像是通过函数 `imadjust` 获取, 噪声图像是通过函数 `imnoise` 获取。移位值的范围是从 -50 到 50 , 即同时平移和旋转的范围是 -50 到 50 像素或度。每次移位的值都是利用随机函数 `rand()` 随机选取的。 M 取值 100 , N 取值 50 。各图像如图 1 - 图 3 所示。



(a) 正常图像



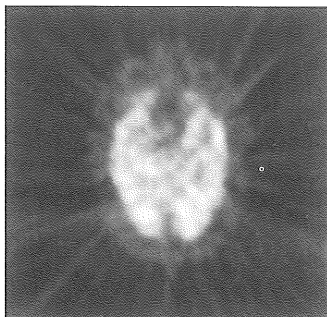
(b) 低分辨率图像



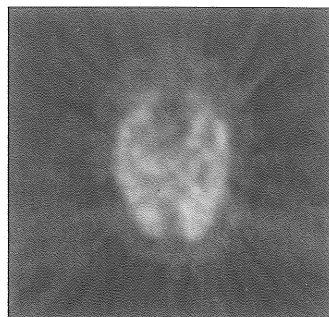
(c) 噪声图像

图 1 CT 图像

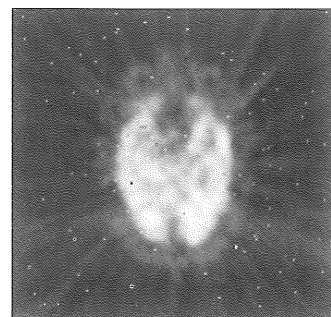
Fig. 1 CT image



(a) 正常图像



(b) 低分辨率图像



(c) 噪声图像

图 2 PET 图像

Fig. 2 PET image



(a) 正常图像



(b) 低分辨率图像



(c) 噪声图像

图 3 MRI 图像

Fig. 3 MR image

图 4 - 图 6 给出了相应的评价结果。在图 4 - 图 6 中, 深蓝、浅蓝、黄、褐色分别对应的相似性测度是互信息、归一化互信息、相关系数熵、联合熵。从各种评价指标可以看出, 无论是在正常情况

下, 还是低分辨率或噪声情况下, 归一化互信息的准确性最高, 相关系数熵的局部极值最少; 单模态的准确性要高于多模态。这四种测度的计算时间在低分辨率情况下比正常和噪声情况下的短, 各个测度的计算时间相差不大。

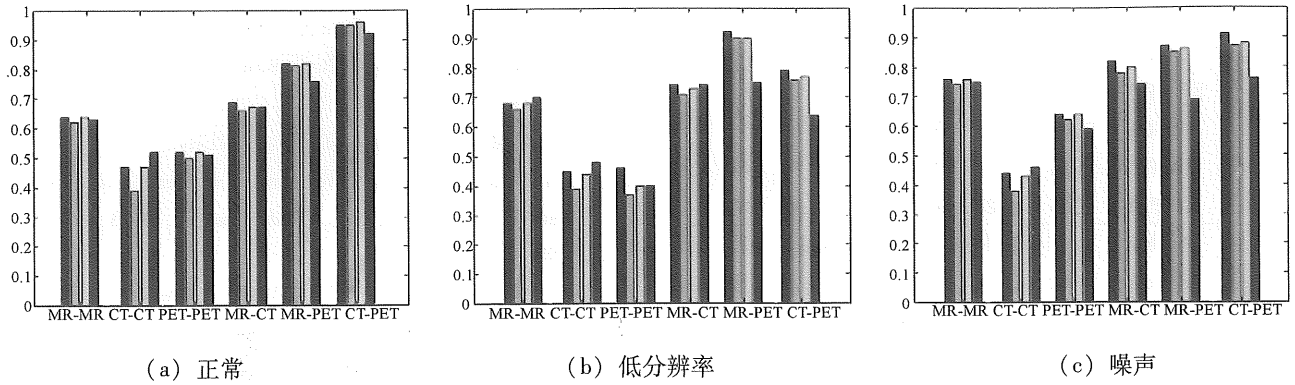


图 4 在正常、低分辨率和噪声情况下的准确性

Fig. 4 The accuracy under normal, low resolution and noise images

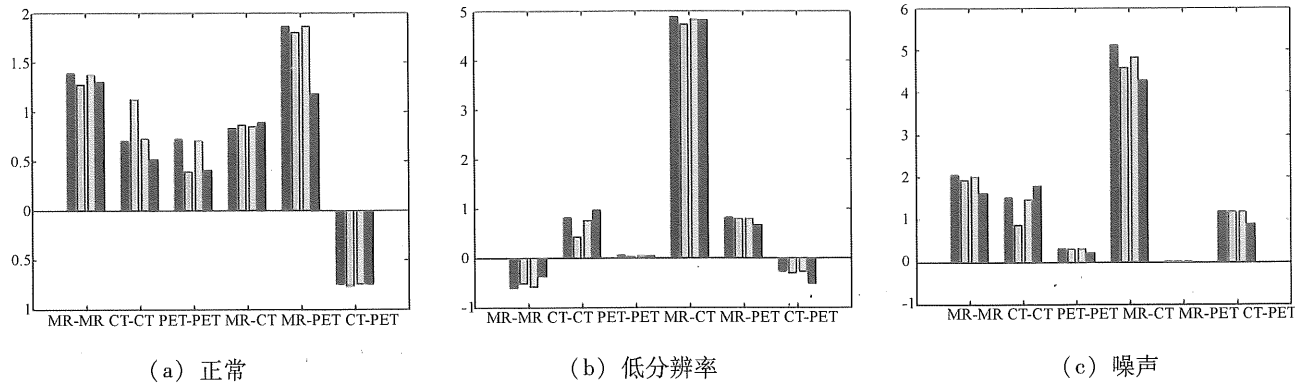


图 5 在正常、低分辨率和噪声情况下的锐度

Fig. 5 The acutance under normal, low resolution and noise images

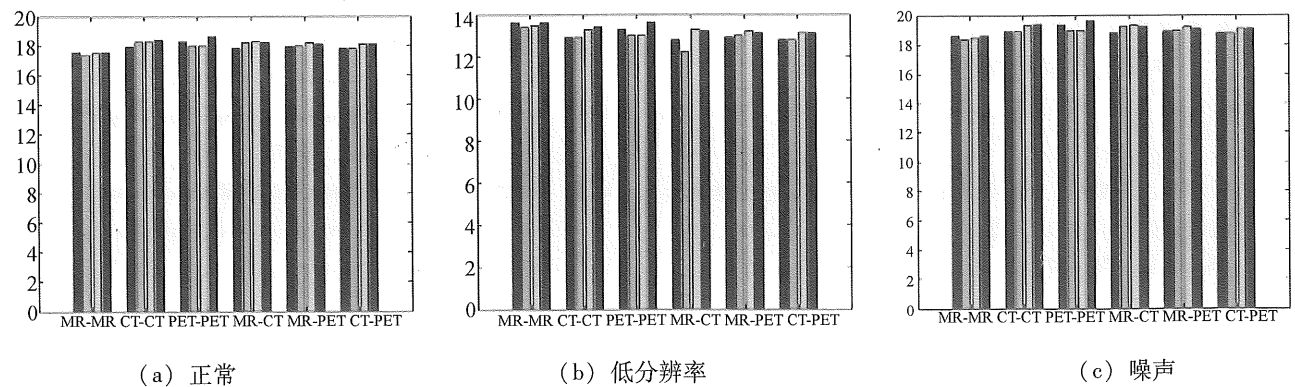


图 6 在正常、低分辨率和噪声情况下的快速性

Fig. 6 The computing celerity under normal, low resolution and noise images

表 1 给出了各个测度的决策值 DEC , 对应 DEC 最小的测度就是所选的测度。在决策值 DEC

中, 准确性占的比重最大, 归一化互信息测度的准确性最高, 因此对大部分图像来说, 最适合的测

度是归一化互信息测度。而 N 、 M 的取值越大, 结果越准确。

表1 选取的最优相似性测度

Table 1 The selecting suit similarity measures

		MI	NMI	ECC	JH	SELECTED
正常	MR-MR	3.21	3.19	3.20	3.23	NMI
	CT-CT	3.42	3.22	3.41	3.51	NMI
	PET-PET	3.53	3.44	3.52	3.64	NMI
	MR-CT	3.46	3.44	3.45	4.43	NMI
	MR-PET	3.14	3.16	3.13	3.39	ECC
	CT-PET	4.25	4.24	4.25	4.23	H
低分辨率	MR-MR	3.14	3.09	3.12	3.10	NMI
	CT-CT	2.42	2.35	2.44	2.37	NMI
	PET-PET	2.78	2.18	2.19	2.79	NMI
	MR-CT	0.98	1.03	1.00	1.01	MI
	MR-PET	2.67	2.66	2.67	2.67	NMI
	CT-PET	3.05	3.05	3.04	3.09	ECC
噪声	MR-MR	3.07	3.00	3.08	3.23	NMI
	CT-CT	3.09	2.93	3.11	2.99	NMI
	PET-PET	3.79	3.70	3.78	3.8	NMI
	MR-CT	1.86	2.06	1.97	2.16	MI
	MR-PET	3.98	3.97	3.88	3.92	ECC
	CT-PET	3.44	3.42	3.45	3.51	NMI

4 结论

本文提出了一种新的自动选取相似性测度的方法。这种方法利用一些定量的性能指标选择每一种图像对配准最适合的相似性测度, 可以有效的提高配准的准确性。除了基于熵的相似性测度, 还有许多其他类型的相似性测度, 同样也可以采用本文的方法来获得相应最适合的测度。寻优搜索算法也有多种^[12], 本文的自动选取思想也同样适用。

参考文献:

- [1] 黄镜荣, 李熙莹. 加快寻优的医学图像互信息配准算法的研究[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2005, 44 (Sup. 2): 174 - 177.
- [2] ZHANG H Y, ZHOU X Z, SUN J Z, et al. A novel medical image registration method based on mutual information and genetic algorithm[C]. Proceedings of the Computer Graphics, Imaging and Vision: New Trends, 2005, 26: 221 - 226.
- [3] 卢振泰, 陈武凡. 基于共生互信息量的医学图像配准[J]. 计算机学报, 2007, 30(6): 1022 - 1027.
- [4] KUIJPER A. Mutual information aspects of scale space images [J]. Pattern Recognition, 2004, 37: 2361 - 2373.
- [5] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Mutual information-based registration of medical images: a survey[J]. IEEE Trans. Med. Imaging, 2003, 22 (8): 986 - 1004.
- [6] XUE Z, SHEN D, DAVATZIKOS C. Determining correspondence in 3D MR brain images using attribute vectors as morphological signature of voxels [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(10): 1276 - 1291.
- [7] WU G, QI F, SHEN D. Learning-based deformable registration of MR brain images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9): 1145 - 1157.
- [8] WOODS R P, GRAFTON S T, WATSON J D G, et al. Automated image registration: II. Intersubject validation of linear and nonlinear models [J]. Journal of Computer Assisted Tomography, 1998, 22(1): 153 - 165.
- [9] LIU J, VEMURI B C, MARROQUIN J L. Local frequency representations for robust multimodal image registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21 (5): 462 - 469.
- [10] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187 - 198.
- [11] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. Automated three-dimensional registration of magnetic resonance and positron emission tomography brain images by multiresolution optimisation of voxel similarity measures [J]. Medical Physics, 1997, 24 (1): 25 - 35.
- [12] ZHANG B, KIM J. Comparison of selection methods for evolutionary optimization [J]. Evol Optimization, 2000, 2(1): 55 - 70.