

# 基于互信息的多模态医学图像配准技术研究

胡永祥, 蒋 鸿

(湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412008)

**摘要:** 分析了互信息配准的物理基础和配准原理, 提出了利用差图像熵的互信息测度, 对多种具有代表性的互信息测度进行了比较, 并用邻域信息对差图像互信息进行了改进。试验结果表明, 与空域信息相结合的互信息测度具有更好的抗噪性。

**关键词:** 互信息; 多模态图像; 医学图像配准; 相似性测度

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2007)03-0056-05

## Research on Multi-Modality Medical Image Registration Based on Mutual Information

Hu Yongxiang, Jiang Hong

(Department of Computer & Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

**Abstract:** After analyzing the principle of registration based on MI, it presents an adaptation of MI by using the entropy of different image and comparing several kinds of similarity measure. Results show that the combined MI with spatial information has better anti-interference.

**Key words:** mutual information; multi-modality image; medical image registration; similarity measure

## 0 引言

图像配准是指寻找联系两幅图像的几何变换, 使得两幅图像上的对应点达到空间上的一致。它是图像分析和处理的关键步骤, 在遥感图像处理、医学图像处理、计算机视觉和模式识别等领域得到了广泛应用。在医学上, 有多种获取人体解剖结构和功能结构图像的成像设备, 如MRI、CT、fMRI、PET图像等, 这些图像称为多模态图像。人体组织在不同模态的图像中差别很大, 如在CT图像中, 骨骼成像非常清晰, 但对软组织的显示就较差; 在MRI图像中, 骨骼显示不清晰, 而软组织却成像清晰。为了充分利用各种模态图像的优势, 获得更加全面和丰富的信息, 常常需要将多种模态的图像信息融合成一幅新的图像, 以便帮助医生更加准确地进行诊断。在图像融合前必须将多种模态的图像配准, 这就是多模态医学图像配准。

图像配准的关键问题是相似性测度, 它用来衡量两幅图像配准的程度。最常用的多模态图像相似性测

度是互信息, 在1995年由Viola<sup>[1]</sup>和Collignon<sup>[2]</sup>最先分别独立提出。在过去的10多年中, 众多学者对它进行了深入地研究, 使它成为了图像配准的标准测度。作为相似性测度, 它具有许多的优点: 它对图像之间的关系没有任何先验假设、不需要对图像进行预处理、自动化程度高、配准精度高等。但是, 作为一种统计型测度, 互信息测度没有充分利用图像的空间信息, 它只考虑了图像的全局统计关系而忽略了图像的局部信息。针对这些不足, 众多研究者提出了许多改进的方法, 如将梯度信息与互信息相结合的方法<sup>[3]</sup>、区域互信息<sup>[4]</sup>等。

本文选取有代表性的相似性测度, 对其目标函数的平滑性、抗噪性进行了比较性研究, 并利用邻域信息对互信息测度进行了改进, 以增强其抗噪性。

## 1 互信息相似性测度

互信息相似性测度利用图像的灰度统计信息进行

收稿日期: 2007-03-08

作者简介: 胡永祥(1973-), 男, 湖南安化人, 湖南工业大学讲师, 硕士, 主要研究方向为图像处理, 三维可视化和模式识别。

行图像配准, 在两幅图像的重叠区域, 根据像素的灰度值直接计算相似性测度函数, 免去了图像特征点提取或用户手工标记过程。互信息用熵来定义<sup>[5]</sup>, 熵有多种形式, 如 Shannon 熵、Renyi 熵、Tsallis 熵等, 其中基于 Shannon 熵的相似性测度是目前使用最广泛的多模态图像配准测度。

### 1.1 物理基础

互信息测度是基于直观的物理概念: 在医学图像中, 虽然人体组织在不同的成像方式下具有不同的灰度属性, 但是同一组织却表现出某种分布的一致性。例如: 骨骼在 CT 图像中以高灰度值出现, 看起来就非常清晰, 而在 MRI 图像中灰度值较低, 显示不清晰。但是, 表示骨骼的像素在各自图像中所占的比例应该是相同或相近的。Woods<sup>[6]</sup>最早利用这个概念, 他认为, 在一种模态中某个灰度值的像素, 在另一模态中呈现出以另一不同灰度值为中心分布, 在配准位置上分布的方差最小。表达式可表示为:

$$PIU = \sum_a \frac{n_a}{N} \frac{\sigma_B(a)}{\mu_B(a)} + \sum_b \frac{n_b}{N} \frac{\sigma_A(b)}{\mu_A(b)}, \quad (1)$$

其中:  $N$  是图像中全部像素的数目,  $n_a$ 、 $n_b$  分别是图像  $A$  和  $B$  重叠区域内灰度值为  $a$  和  $b$  的像素的数目。

$$\mu_B(a) = \frac{1}{n_a} \sum_{\Omega_a} B(x_A),$$

$$\mu_A(b) = \frac{1}{n_b} \sum_{\Omega_b} A(x_B),$$

$$\sigma_B(a) = \frac{1}{n_a} \sum_{\Omega_a} (B(x_A) - \mu_B(a))^2,$$

$$\sigma_A(b) = \frac{1}{n_b} \sum_{\Omega_b} (A(x_B) - \mu_A(b))^2,$$

其中,  $\sum_{\Omega_a} B(x_A)$  表示在图像  $A$  中灰度值为  $a$  的像素在图像  $B$  的对应位置处的像素灰度值之和,  $\sum_{\Omega_b} A(x_B)$  有相似的含义。

### 1.2 Shannon 熵互信息

用  $N$  表示图像的大小,  $N_i$  表示图像中灰度值为  $i$  的像素数目,  $N_{ij}$  表示图像  $A$  和  $B$  对应位置处灰度值分别为  $i$  和  $j$  的联合数目。图像的 Shannon 熵定义为:

$$H = \sum_i p_i \lg \frac{1}{p_i} = -\sum_i p_i \lg p_i, \quad (2)$$

其中  $p_i = N_i/N$ 。图像  $A$  和  $B$  的联合熵为:

$$H(A, B) = -\sum_{ij} p_{ij} \cdot \lg p_{ij}, \quad (3)$$

其中  $p_{ij} = N_{ij}/N$ 。用  $H(A)$ 、 $H(B)$  表示图像  $A$  和  $B$  的熵, 图像的互信息和归一化互信息 (normalized mutual

information, 简称 NMI)<sup>[7]</sup> 分别为:

$$I_1(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B), \quad (4)$$

$$NMI_1 = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}. \quad (5)$$

式 (4) 刻画了两幅图像的联合分布和独立分布之间的距离, 是两幅图像相关性的测度。当图像配准时联合熵的值最小, 互信息的值就最大。

为什么当图像配准时联合熵  $H(A, B)$  具有最小值呢? 这是因为, 当图像配准时, 图像  $A$  和  $B$  中的组织结构在空间位置上一一对应, 如果某一组织在图像  $A$  中的灰度值为  $a$ , 而在图像  $B$  中的灰度值为  $b$ , 由于它们刚好重合这两个灰度的联合数目  $N_{ab}$  取得最大值, 从而  $P_{ab}$  也取得最大值,  $H(A, B)$  取得最小值,  $I(A, B)$  取得最大值。反之, 图像越不匹配, 图像  $A$  中灰度值为  $a$  的像素与图像  $B$  中灰度值为  $b$  的像素重合越少,  $N_{ab}$  的值越小且会引入数量较少的灰度联合分布, 使得  $H(A, B)$  的值越大,  $I(A, B)$  的值越小。

### 1.3 差图像互信息

令  $C = |A - B|$  为图像  $A$  和  $B$  的差图像。根据上述分析结果, 当图像  $A$  和  $B$  配准时, 差图像  $C$  应该与图像  $A$  或  $B$  具有相同或相似的灰度分布, 此时  $H(C)$  的值最小, 图像越不匹配,  $H(C)$  的值越大。因此, 可以将互信息改写为:

$$I_2(A, B) = H(A) + H(B) - H(C). \quad (6)$$

同理, 也可以将归一化互信息改写为:

$$NMI_2 = \frac{H(A) + H(B)}{H(C)}. \quad (7)$$

### 1.4 与梯度信息相结合的互信息

Pluim<sup>[3]</sup> 利用梯度信息与互信息相结合的方法来改进互信息测度, 其中梯度信息包括梯度幅度和方向。用方差为  $\sigma$  的高斯函数的一阶导数计算出图像  $A$  和  $B$  的对应位置处的梯度向量  $\nabla A_{ij}(\sigma)$ 、 $\nabla B_{ij}(\sigma)$ , 它们之间的夹角为:

$$\alpha_{A_{ij}, B_{ij}}(\sigma) = \frac{\nabla A_{ij}(\sigma) \cdot \nabla B_{ij}(\sigma)}{|\nabla A_{ij}(\sigma)| |\nabla B_{ij}(\sigma)|}. \quad (8)$$

并利用下面的加权函数:

$$w(\alpha) = \frac{\cos(2\alpha) + 1}{2}, \quad (9)$$

与梯度信息相结合的互信息测度为:

$$I_3^k(A, B) = G(A, B) I_k(A, B), \quad k = 1, 2. \quad (10)$$

同理, 与梯度信息相结合的归一化互信息为:

$$NMI_3^k = G(A, B) NMI_k, \quad k = 1, 2. \quad (11)$$

其中:

$$G(A, B) = \sum w(\alpha_{A_{ij}, B_{ij}}(\sigma)) \min(|\nabla A_{ij}(\sigma)|, |\nabla B_{ij}(\sigma)|).$$

1.5 区域互信息

Raussakoff<sup>[4]</sup>指出, 互信息测度的主要缺点是它仅考虑了单个像素的一一对应关系, 没有利用像素的邻域信息。针对这个不足, 他通过扩展了互信息的维数来利用邻域信息, 称为区域互信息 (RMI regional mutual information)。其算法为:

1) 对于给定的图像  $A$  和  $B$  的每对像素  $[A_{ij}, B_{ij}]$ , 构造一个  $d$  维向量  $v_{ij}$ ,  $d=2(2r+1)^2$ ,  $r$  为邻域的半径。如: 当选择邻域大小为  $3 \times 3$  时,  $d$  的值为 18。忽略图像的边界, 大小为  $m \times n$  的图像的联合分布由  $N=(m-2r) \times (n-2r)$  个  $d$  维向量表示, 即:  $P = [P_1, P_2, \dots, P_N]$ 。

2) 计算  $P_0 = P - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i$ ;

3) 计算协方差  $C = \frac{1}{N} P_0 P_0^T$ ;

4) 计算联合熵  $H_g(C) = \lg \left[ (2\pi e)^{\frac{d}{2}} \det(C)^{\frac{1}{2}} \right]$ ;

5) 估计边缘分布  $H_g(C_A)$ ,  $H_g(C_B)$  其中  $C_A$  为矩阵  $C$  的左上角大小为  $\frac{d}{2} \times \frac{d}{2}$  的子矩阵, 是  $C_B$  矩阵  $C$  右下角大小为  $\frac{d}{2} \times \frac{d}{2}$  的子矩阵;

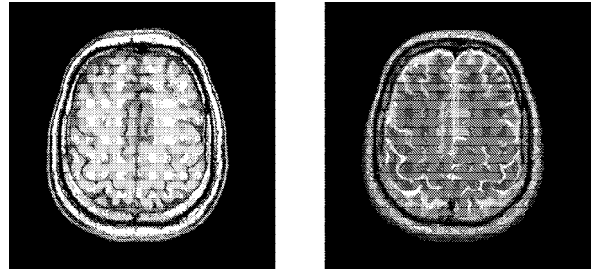
6)  $RMI = H_g(C_A) + H_g(C_B) - H_g(C)$ 。

2 相似性测度的比较

图像配准需要寻找相似性测度函数的全局最优

值。如果函数平滑且没有局部极值, 最优值很容易找到, 反之, 最优化过程很容易落入局部极值而造成误匹配。另外, 在图像获取过程中, 不可避免地受到噪声干扰, 使得配准函数出现许多局部极值而造成误匹配。因此, 相似性测度函数的特征及其抗噪性对配准结果有着至关重要的作用。

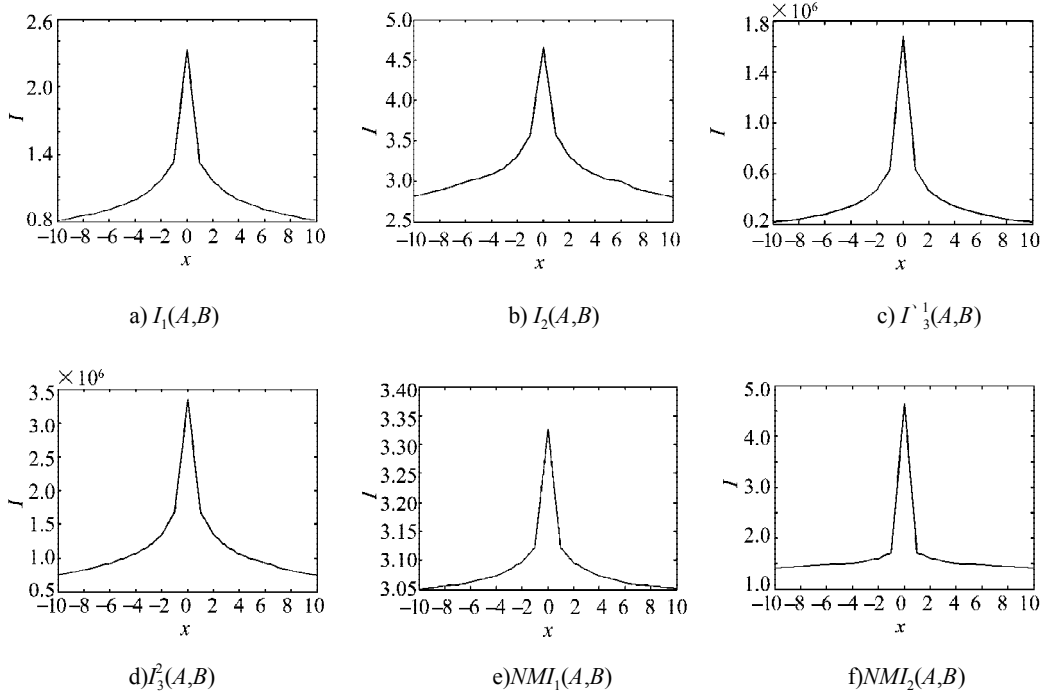
为了比较各种测度函数的性能, 我们用 MR-T<sub>1</sub> 与 MR-T<sub>2</sub> 图像之间的配准来进行试验, 试验图像如图 1 所示。



MR-T<sub>1</sub> MR-T<sub>2</sub>  
图 1 试验图像: MR-T<sub>1</sub> 与 MR-T<sub>2</sub>  
Fig. 1 Test image: MR-T<sub>1</sub> and MR-T<sub>2</sub>

2.1 相似性测度函数

图 2 显示了 MR-T<sub>1</sub> 与 MR-T<sub>2</sub> 图像进行配准时的互信息测度函数曲线图, 其中横坐标  $x$  表示图像旋转的角度为  $-10$  度到  $+10$  度, 纵坐标  $I$  表示各种互信息测度函数的值。从图中可以看出, 各种互信息测度在横坐标 0 处 (图像配准位置处) 都有一个全局最大值, 其他位置处没有局部极值, 因此各种互信息测度都能获得准确的配准结果, 其他的测度与  $I_1(A, B)$  相比难以观察到明显的改进。



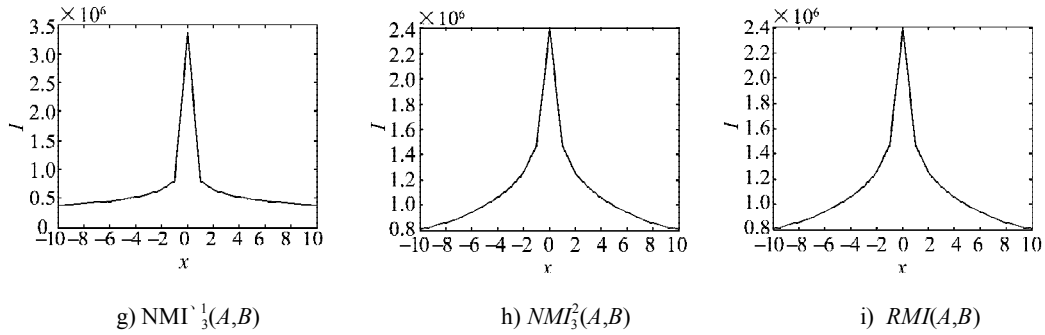


图2 MR-T<sub>1</sub>与MR-T<sub>2</sub>图像配准的互信息测度函数

Fig. 2 Mutual information function of MR-T<sub>1</sub> and MR-T<sub>2</sub> image

2.2 抗噪性能比较

图3为将图像加上方差为5的高斯白噪声后的互信息测度函数曲线图, 图像的排列顺序与图2相同。由图可见, 噪声对互信息测度函数影响很大, 各种测度函数不同程度地出现了局部极值。 $I_2(A,B)$ 在配准位置处出现了较

大的振荡,  $I_3^1(A,B)$ 、 $NMI_3^1(A,B)$ 、 $NMI_3^2(A,B)$ 、 $RMI(A,B)$ 的曲线比其他测度的曲线要好, 其中RMI(A,B)的曲线性能最好。这主要是由于RMI测度充分利用了图像的邻域信息, 抑制了噪声的影响。

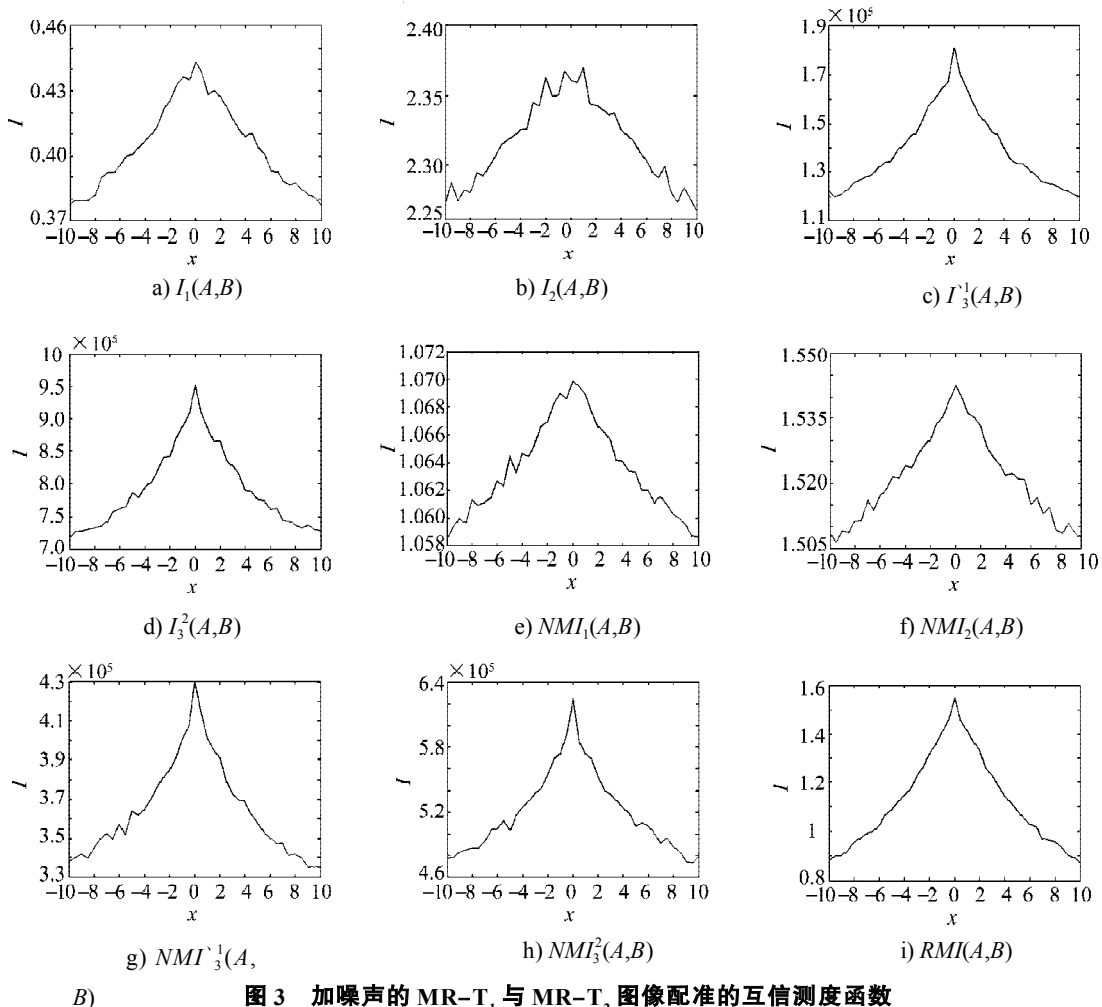


图3 加噪声的MR-T<sub>1</sub>与MR-T<sub>2</sub>图像配准的互信测度函数

Fig. 3 Mutual information function of MR-T<sub>1</sub> and MR-T<sub>2</sub> image with noise

2.3 改进的差图像互信息测度

利用像素的邻域信息能压制噪声的影响, 我们对互信息测度函数 $I_2(A,B)$ , 即差图像“互信息”引入邻域信息来提高它的抗噪性。

设图像A和B的对应位置像素为 $a_{ij}$ 和 $b_{ij}$ , 差图像

C的对应位置则为 $c_{ij}$ , 像素 $a_{ij}$ 的邻域为 $N_{ij}$ , 则利用邻域信息的差图像可表示为:

$$C_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{a_{ij}, b_{ij} \in N_{ij}} w_k (a_{ij} - b_{ij}), \quad k=1, \dots, N_0$$

其中:  $N$  为邻域中像素的个数,  $w_i$  为加权系数且满足  $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ 。图 4 显示了这个简单的改进后的抗噪效果, 邻域大小为  $3 \times 3$ , 第 1 行为原差图像互信息测度函数,

第 2 行为改进的利用邻域信息的差图像互信息测度, 第 1 至第 3 列所加的高斯白噪声方差  $\sigma$  分别为 2, 5, 10。可以看到, 改进的方法比原方法有更好的抗噪性, 所得到的函数具有较少的局部极值。

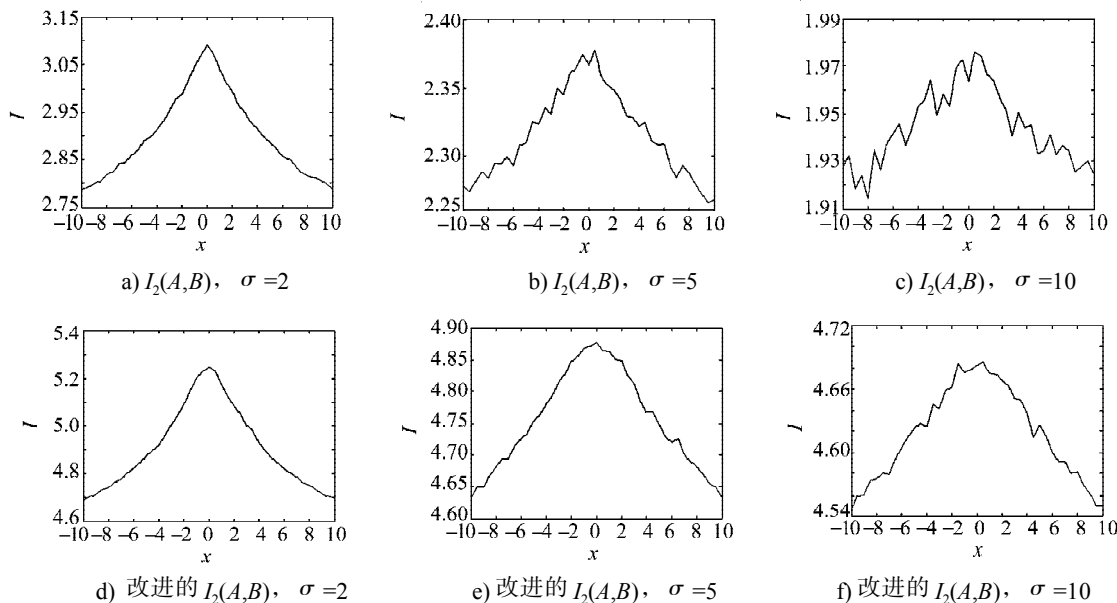


图 4 差图像互信息测度函数的比较

Fig. 4 Comparison of difference image mutual information function

### 3 结论

通过对基于互信息的多模态图像配准的物理基础和原理的分析, 引入了利用差图像的熵的互信息测度。采用  $MR-T_1$  和  $MR-T_2$  图像进行试验, 在不同噪声水平下对多种互信息测度进行了比较。结果表明, 在噪声干扰情况下, 利用邻域信息的 RMI 和改进的差图像互信息测度, 具有较强抗噪性。因此, 如何进一步有效地利用空域信息来提高互信息测度的性能是我们下一步研究的重点。

#### 参考文献:

- [1] Viola P, Wells W. Alignment by maximization of mutual information[C]// In: Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision. Boston: MA, 1995:16-23.
- [2] Collignon A, Maes F, Vandermeulen D, et al. Automated multimodality image registration using information theory[C]

// In: Proceedings of the Information Processing in Medical Imaging Conference. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1995: 263-274.

- [3] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information[J]. IEEE Trans. Med, Imaging, 2000, 19(8): 809-814.
- [4] Russakoff D B, Tomasi C, Rohlfing T C R, Maurer J. Image similarity using mutual information of regions[C]//In: Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision (ECCV). Prague: Springer, 2004: 596-607.
- [5] Thomas M Cover, Joy A Tomas. 信息论基础[M]. 阮吉寿, 张华译. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [6] Woods R P, Mazziotta J C, Cherry S R. MRI-PET registration with automated algorithm[J]. Journal of Computer Assisted Tomography, 1993, 17 (4): 536-546.
- [7] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant entropy measures of 3D medical image alignment[J]. Pattern Recognition, 1999, 32 (1): 71-86.