

文章编号:1001-9081(2006)10-2351-03

基于混合互信息的医学图像配准

张红颖, 张加万, 孙济洲

(天津大学 计算机科学与技术学院, 天津 300072)

(carole_zhang0716@hotmail.com)

摘 要: 通常的互信息测度是基于 Shannon 熵的, 对 Renyi 熵进行分析, 根据某些参数下的 Renyi 熵可以消除局部极值、而 Shannon 熵对于局部极值具有很强吸引域的特点, 提出一种使用 Renyi 熵和 Shannon 熵的混合互信息测度, 将两种测度分别用于不同的搜索阶段, 首先使用全局搜索算法寻找基于 Renyi 熵的归一化互信息测度的局部极值, 再通过局部优化方法对当前的局部最优解进行局部寻优以找到全局最优解, 在局部优化阶段使用基于 Shannon 熵的归一化互信息测度作为目标函数。实验表明, 这种配准算法比单纯使用 Shannon 熵能够取得更准确的配准结果, 而且求解速度得到提高。

关键词: Renyi 熵; Shannon 熵; 互信息; 图像配准

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Medical image registration method based on mixed mutual information

ZHANG Hong-ying, ZHANG Jia-wan, SUN Ji-zhou

(School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Traditionally, the similarity metric is based on Shannon's entropy. Through the analysis of Renyi's entropy, it is found that Renyi's entropy can remove some unwanted local optimum, smooth out difficult optimization terrain accordingly; Shannon's entropy has the "depth" of the basin of attraction, making the registration function easier to be optimized. So a new similarity measure based on mixed mutual information was proposed. The measures based on different entropy were used in different searching phases, and global optimization algorithm and local one were used individually. At first, the global optimization algorithm was used to find the local extrema of generalized mutual information measure based on Renyi's entropy. Then, the local one was used to locate the global optimal solution by searching the current local optimal ones, and the generalized mutual information measure based on Shannon's entropy was taken as the objective function.

Key words: Renyi entropy; Shannon entropy; mutual information; image registration

0 引言

医学图像配准主要有两大类方法, 基于灰度的方法和基于特征的方法^[1,2]。基于灰度的方法直接利用图像的灰度数据进行配准, 从而避免了因分割而带来的误差, 具有精度较高、鲁棒性强、不需要预处理而能实现自动配准的特点。在基于灰度的配准方法中, 最大互信息的方法包括互信息和归一化互信息方法已经被广泛使用^[3,4]。

两幅图像 A 和 B 的互信息可以表示如下:

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (1)$$

其中(1)式中 $H(A)$ 、 $H(B)$ 表示图像 A 、 B 的熵, $H(A, B)$ 表示图像的联合熵, 通常我们所使用的互信息测度是基于 Shannon 熵的。其他形式的熵, 包括 Renyi 熵、Tsallis 熵等可以看成是 Shannon 熵的“边缘”形式, 因为它们的某一个参数取极限时就成为 Shannon 熵了, 因此对这些熵的研究甚少, 一些学者将二次 Renyi 熵用于图像配准中^[5,6]。

本文对 Renyi 熵进行分析, 研究基于 Renyi 熵的互信息测度的特点, 发现它在某些参数下, 可以消除目标函数的一些局

部极值, 使得函数更加平滑, 易于优化, 而基于 Shannon 熵的互信息在局部极值处有很深的吸引域。利用 Shannon 熵和 Renyi 熵各自作为相似测度的优势, 改变以往使用单一测度的方法, 将 Renyi 熵测度作为 Shannon 熵测度的辅助, 用于图像配准中, 避免搜索进程陷入局部极值, 以得到更加准确的配准结果。Renyi 熵和 Shannon 熵被应用在优化搜索的不同阶段, 光滑的配准函数在搜索的初期是非常有利的, 但是也许收敛得慢, 或者在向全局最优搜索过程中容易陷入局部极值, 在这种情况下, 具有较深吸引域的测度适合用于后期的局部搜索, 准确而快速地定位搜索范围, 得到最后的配准参数。

因此, 本文提出了一种基于 Shannon 熵和 Renyi 熵的混合互信息测度, 在每一次迭代时, 首先使用基于 Renyi 熵的互信息测度, 使用微粒群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 进行搜索, 并对当前得到的局部最优解使用 Powell 优化算法进行局部寻优, 此时使用 Shannon 熵计算互信息作为配准的相似测度。实验表明, 所提出的相似测度比单纯使用 Shannon 熵能够取得更加准确的配准结果, 而且加速了优化进程。

收稿日期: 2006-04-20; 修订日期: 2006-06-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60373061); 天津市科技攻关培育项目 (04310491R)

作者简介: 张红颖 (1978-), 女, 天津人, 博士研究生, 主要研究方向: 医学图像处理、科学计算可视化; 张加万 (1975-), 男, 山东人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 信息可视化、图像处理等; 孙济洲 (1949-), 男, 天津人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 计算机图形与图像、分布式与并行计算、计算机系统结构等。

1 Shannon 熵和 Renyi 熵

1948 年,文献[7]把 Boltzmann 关于熵的概念引入信息论中,把熵作为一个随机事件的不确定性的量度或信息量的量度,有效地促进了信息论的发展。熵已经在许多领域中得到广泛应用,包括数据压缩、经验数据描述、模式识别和信号与图像分析等等。

回顾 Shannon 熵的定义,对于概率分布为 p_i 的随机变量集 P ,其 Shannon 熵表示为 $H_S(P) = -\sum_{i=1}^N p_i \log p_i$ 。序 Renyi 熵,记作 R_q [8],表示为:

$$R_q = \frac{1}{1-q} \log \left(\sum_{i=1}^N p_i^q \right), q \in R$$

当 $q \rightarrow 1$ 时, R_q 就变成了 H_S (此处不再证明),因此 H_S 是 R_q 的极限形式。

类似于 Shannon 互信息,可以定义 Renyi 互信息, $I_R(A, B) = R(A) - R(A|B)$ 。但它不具有对称性,即: $R(A) - R(A|B) = R(B) - R(B|A)$ 不一定成立,而且 $R(A) - R(A|B)$ 有可能为负值。当 A, B 为独立变量时, $R(A, B) = R(A) + R(B)$ 。

基于 Shannon 熵定义的归一化互信息测度表示为 I_S :

$$I_S = I_S(A, B) = \frac{H_S(A) + H_S(B)}{H_S(A, B)} \quad (2)$$

假设 A 和 B 是独立的随机变量,则 $I_S = 1$, 如果 $A = B$, 则它们之间的互信息是最大的,此时 $I_S = 2$ 。

依此类推,因为 Renyi 熵的迭加性,基于它的互信息, I_q^R 可表示为:

$$I_q^R(A, B) = \frac{R_q(A) + R_q(B)}{R_q(A, B)} \quad (3)$$

按照同样的推理, I_q^R 的范围应该在区间 $[1, 2]$ 内。

首先选取一幅 MR 图像和一幅 PET 图像,分别采用 $q = 2, 1.5, 1.25, 1.1, 0.9, 0.5$ 和 0.25 时的 Renyi 熵和 Shannon 熵,计算两幅图像对于 X 轴平移变换的归一化互信息,得到的相似测度如图 1 所示。

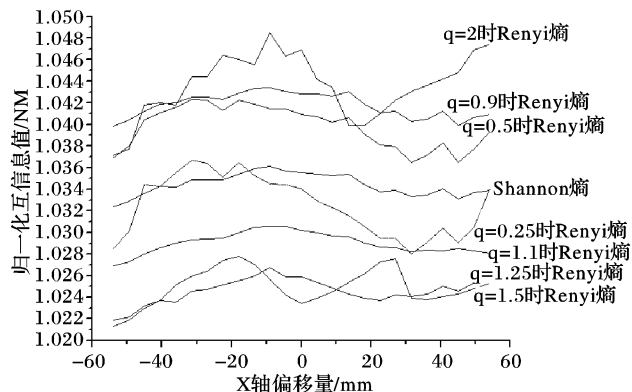


图1 基于不同熵的归一化互信息对平移的变化曲线

从图1可以看出,当 $q = 0.9$ 和 1.1 时的 Renyi 熵与 Shannon 熵很相似,但是 $q = 1.1$ 时的 Renyi 熵比 Shannon 熵在整个目标函数上的局部极值少,比较光滑,易于搜索,但是对于每一个局部极值,Shannon 熵表现出具有很深的吸引域。利用这两种熵的特点,本文提出一种用于图像配准的基于混合熵的相似测度。

2 基于混合熵相似测度的图像配准

由以上分析可知,虽然 Shannon 熵是 Renyi 熵在 $q \rightarrow 1$ 的极限形式,但是某些参数下的 Renyi 熵相对于 Shannon 熵来说,可以消除局部极值,使得目标函数变得光滑。本文根据

Renyi 熵和 Shannon 熵的特点,利用它们各自的优势,将基于不同熵的互信息作为不同搜索阶段的相似测度,对实验数据进行刚体配准。

由于基于 Renyi 熵的互信息比较光滑,应该用于搜索的初期,这样可以避免搜索算法陷入局部极值,而基于 Shannon 熵的互信息在局部极值处往往具有深吸引域,可以用于搜索的后期,由此可以加快目标函数的收敛、提高搜索速度。我们所采取的搜索策略是首先利用全局优化算法(PSO)进行初期搜索,继而使用 Powell 优化算法完成局部寻优。

PSO 算法使用一种基于群智能方法的演化计算技术,主要用来求全局最优解,是从模拟鸟类的飞行行为而发展起来的,其基本思想是,每一个优化问题的潜在解都是搜索空间中的一只鸟,称为“粒子”,所有的粒子都有一个被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度向量决定它们飞翔的方向和距离;然后粒子们就追随当前的最优解在解空间中的搜索。PSO 算法初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,第一个就是粒子本身到当前时刻为止找到的最好解,这个解为个体最优值,另一个极值就是整个种群到当前时刻找到的最好解,这个解是全局最优值。

以三维图像刚性配准为例,采用本文所提出的混合互信息测度解决图像配准的算法如下:

- 1) 对输入的浮动图像和参考图像计算重叠部分的基于 Renyi 熵的归一化互信息;
- 2) 初始化,由绕 X、Y 和 Z 轴的旋转角度以及沿 X、Y、Z 方向的平移分量构成解空间,根据所要解决的具体问题适当地选取粒子数、最大迭代步数,随机分配粒子在解空间的位置;
- 3) 进行一步迭代,计算每个粒子的速度和位置;
- 4) 对取得的全局最优解采用 Powell 算法进行局部寻优,此时相似测度变为以 Shannon 熵计算所得的归一化互信息目标函数,所取得的全局最优解若小于最小允许误差或者迭代步数超过最大允许步数,则结束迭代,全局最优解即是最终要求的解(三个旋转角度、三个方向平移分量),否则转向 3)。
- 5) 利用双线性插值求出图像空间变换后每像素的灰度值,得到配准后的图像。

经过第一轮搜索之后的搜索过程中,用上一轮搜索的结果作为本次搜索中 PSO 算法的初始最优值。这样使得算法充分利用上一次的计算结果,又降低了陷入局部极值的可能性,加快了算法收敛速度。

3 实验结果

我们的实验数据来源于 Vanderbilt^[9] 大学提供的一套用于研究人员独立进行算法初步评估的、具有配准标准结果的病人数据,称为 Practice,图 2 为一幅 MR_T1 加权体数据,该体数据的空间分辨率为 $256 \times 256 \times 26$,体素大小为 $1.25 \times 1.25 \times 4$ mm,经过平移和旋转,得到修改后的图像。

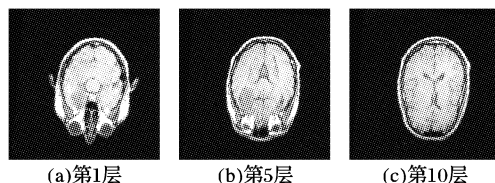


图2 MR_T1 体数据(从左至右分别为第1、5、10层)

图像平移的范围是 -10 mm \sim 10 mm,绕图像三个轴的旋转范围是 $-5^\circ \sim 5^\circ$ 。将原始图像与变换后的图像分别使用本

文提出的混合归一化互信息方法和单纯使用基于 Shannon 熵的归一化互信息方法进行 50 次配准,基于 Shannon 熵的归一化互信息方法分别使用 Powell 算法和 PSO-Powell 混合算法进行优化。为了检验算法的有效性,对修改后的图像与源图像进行了 50 次配准试验,当平均配准误差大于图像的体素大小时,认为该次配准失败,实验结果见表 1。从表 1 可以看出,本文所提出的配准方法的成功率比相同条件下的单纯使用 Shannon 熵的互信息要高。

表 1 单模态图像配准 50 次结果统计

配准方法	成功的次数
Shannon + Powell	8
Shannon + PSO - Powell	35
Shannon - Renyi + PSO - Powell	50

为了验证本文提出的算法在多模态医学图像配准应用中的有效性,取一幅 MR_PD 图像与一幅 PET 图像进行配准,同样比较上述三种算法的性能。由于最大互信息法是基于图像体素灰度直统计的,噪声的存在给互信息的计算带来了很大的影响。为此,首先对 PET 图像进行预处理,尽量消除放射状背景伪迹的影响。实验均在 Celeron2.4G,512M 内存微机上进行,如图 3 所示。Practice 数据中的 CT 与 MR 和 PET 与

MR 的配准数据结果见表 2 和表 3。可以看出,本文提出的算法可以有效地应用在三维多模态图像的配准中,并有效地克服了局部极值。

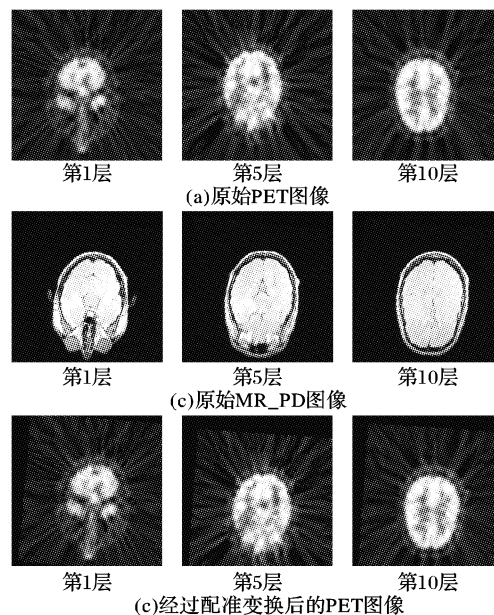


图 3 MR 与 PET 的配准结果

表 2 CT-MR 配准结果

配准算法	平均误差(mm)						平均运行时间(m)
	CT_PD	CT_T1	CT_T2	CT_PDrf	CT_T1rf	CT_T2rf	
Shannon + Powell	3.160 1	1.683 2	2.030 5	0.966 8	0.797 6	1.124 3	20.348
Shannon + PSO - Powell	1.988 1	1.525 9	1.676 3	0.876 2	0.685 2	1.032 5	22.591
Shannon - Renyi + PSO - Powell	0.753 1	0.618 7	1.039 2	0.620 8	0.439 7	0.765 2	15.528

表 3 PET-MR 配准结果

配准算法	平均误差(mm)						平均运行时间(m)
	PET_PD	PET_T1	PET_T2	PET_PDrf	PET_T1rf	PET_T2rf	
Shannon + Powell	4.821 6	3.210 8	3.167 8	2.097 3	2.067 9	0.853 2	11.536
Shannon + PSO - Powell	4.636 8	2.986 2	2.976 1	1.753 2	1.732 5	0.701 5	13.867
Shannon - Renyi + PSO - Powell	4.263 1	2.648 2	2.397 1	1.264 3	1.138 5	0.574 3	7.976

注:表中 rf 表示经过几何失真矫正的图像

另外,使用本文提出的配准算法比其他两种算法所需时间短。从表 2 和 3 可以看出,虽然 Shannon - Powell 算法比 Shannon + PSO - Powell 算法所用时间短,但它的计算结果的准确性极差。而 Shannon - Renyi + PSO - Powell 算法由于能够较准确地定位全局最优函数值,且在全局搜索后进行局部优化,从而兼备 Powell 优化算法局部收敛速度快和 PSO 算法全局搜索能力强的特点,因而所用时间要比前两种算法少。

4 结语

本文提出了一种基于混合互信息的医学图像配准方法。实验表明,该算法适用于多模态医学图像配准,与传统互信息算法相比,在配准过程中使得搜索算法不易陷入局部极值,得到了光滑程度高的目标函数,有效地提高了配准的正确率和准确率,达到亚体素级水平。

参考文献:

- [1] MAINTZ JBA, VIERGEVER MA. A survey of medical image registration[J]. Medical Image Analysis. 1998, 2(1):1.
- [2] GAO ZY, QIAN YX, LIN JR, et al. Current methods of multi-mo-

- dality image registration and their classification[J]. Foreign medical sciences - Biomedical Engineering, 2000, 23(4):1206.
- [3] VIOLA P, WELLS WM. Alignment by information[J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, maximization of mutual information. In: International 1997, 16(2): 187 - 198.
- [4] STUDHOLME C, HILL DLG, HAWKES DJ. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment [J]. Pattern Recognition, 1999, 32: 71 - 86.
- [5] MA B, HERO A, GORMAA J. Image Registration with minimal spanning tree algorithm[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing [C]. Vancouver, BC, Canada, 2000.
- [6] CAPEK M, MROZ L, WEGENKITT R. Robust and fast medical Registration of 3D-multi-modality data sets[A]. Proceedings of Medical and Biological Engineering and Computing [C]. 2001. 515 - 518.
- [7] SHANNON CE. A mathematical theory of communication [J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27: 379 - 423, 623 - 656.
- [8] RENYI A. Probability Theory[M]. North-Holland, 1970.
- [9] RREP[EB/OL]. url: http://www.vuse.vanderbilt.edu/~image/reg, 2006.