

基于最大互信息的多模医学图象配准

罗述谦 李响

(首都医科大学生物医学工程系, 北京 100054)

摘要 介绍了一种基于最大互信息原理的图象配准技术. 并就实施最大互信息配准法的一些重要技术问题进行了研究, 其中包括不增加新数据点的格点采样子集、不产生分数灰度值的 PV 插值技术和出界点策略等. 该方法在搜索策略上采用了无需计算梯度的 Powell 算法. 由于计算互信息的关键技术与有效的搜索策略的结合, 使得该方法能快速、准确地实现多模医学图象的配准. 用该方法对 7 个病人的 41 套 CT-MR 和 35 套 MR-PET 3D 全脑数据进行了配准, 结果经美国 Vanderbilt 大学评估, 全部达到亚像素级配准精度. 该方法可以临床应用.

关键词 医学图象 配准 互信息 刚体变换 多模

中图法分类号: R445-39 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)07-0551-08

Multi-Modality Medical Image Registration Based on Maximization of Mutual Information

LUO Shu-qian, LI Xiang

(Dept. of Biomedical Engineering, Capital University of Medical Sciences, Beijing 100054)

Abstract In this paper a maximization of mutual information based multi-modality medical image registration method is described. The method presented in this paper applies mutual information to measure the information redundancy between the intensities of corresponding voxels in both images, which is assumed to be maximal if the images are geometrically aligned. MI is used as a measure of similarity of two images. There exist many important technical issues to be solved about the method such as how to compute MI more accurately and how to obtain the maximization of MI, which are seldom mentioned in published papers. In this paper we provide some implementation issues, for example, subsampling, PV interpolation, outlier strategy. Powell searching algorithm is used which does not compute gradients. The combination of these computation techniques and searching strategy leads to a fast and accurate multi-modality image registration. The registration results of 3D human brain volume data of 41 CT-MR and 35 PET-MR from seven patients are validated to be subvoxel. The registration method is promising in clinical use.

Keywords Medical image, Registration, Mutual information, Rigid body transformation, Multi-Modality.

0 引言

医学影像学的发展为临床诊断和治疗提供了有效的辅助手段. 临床上通常需要将同一个病人的多种模式成像结果结合起来进行分析, 以提高医学诊断和治疗的水平. 例如, 将来源于 CT 或 MR 图象的解剖信息, 与来源于 PET 或 SPECT 图象的功能信息结

合, 或者在 CT 图象上观察骨组织结构, 而在 MR 图象上对照软组织信息, 等等. 对几幅不同的图象作定量分析, 首先要解决这几幅图象的严格对齐问题. 所谓医学图象配准(Medical image registration), 即通过某种空间变换, 使两幅图象的对应点达到空间位置及解剖结构上的完全一致.

医学图象配准方法可分为前瞻性和回顾性两种. 如果在成像前, 在病人的颅骨附近固定标志点或

定位框架,而在成像后通过对齐标志点以使两幅图象配准的方法,称为前瞻性配准算法;如果成像时不采取任何措施,在成像后应用某种算法来寻找两幅图象的空间对应关系,则称为回顾性配准,例如特征点(面)法、不变矩配准法、相关配准法等^[1,2].

一般说来,前瞻性配准方法配准精度较高,但它是具有创意的,而且操作比较复杂.而回顾性配准的特征点(面)法虽原理简单,应用面广,但是需要较多的人工介入,且配准精度受特征点(面)提取精度的限制;不变矩配准法则要求首先计算待配准图象的主轴和重心,所以对有数据缺失的情况很敏感;相关配准法的缺点是配准精度与图象灰度的直接相关性有关,一般不适于多模医学图象的配准,且计算量大,难以应用于3D体积数据的配准.

由于图象像素灰度可以视为随机变量,人们曾试图用统计学和信息论的知识来解决图象的配准问题.1993年Woods应用条件熵,即将已知参考图时测试图象的熵,作为配准的测度,并开发了用于PET-MR图象配准的软件AIR^[3].该算法虽然快速、有效,但是依赖于对MR图象的预处理,还需要人工剔除图象中的非脑组织.Hill等在1994年阐述了“相似性测度”在医学图象配准中的应用^[4].相似性是一种统计概念,从广义上讲,互信息也是一种相似性测度.1995年Collignon描述了联合熵作为定量配准测度的应用价值^[5].几乎同时,Viola发表了互信息应用于多模配准的文章^[6].但是,互信息只是一个相似性测度,如何实现不同模式图象间互信息的最大化,尚存在许多重要的技术问题需要解决.本文就最大互信息配准法的实施技术进行了探讨,并加以实验验证.

1 方法

1.1 医学图象配准原理

对于在不同时间或/和不同条件下获取的两幅图象 $u(X)$ 和 $v(X)$ 配准,就是要定义一个相似性测度,并寻找一个空间变换关系,使得经过该空间变换后,两幅图象间的相似性达到最大.即使图象 u 上的每一个点在图象 v 上都有唯一的点与之相对应.并且这两点应对应同一解剖位置,如

$$S(T) = S(u(X), v(T(X))) \quad (1)$$

式中 S 是相似性测度, T 为空间变换.配准的过程可归结为寻求最佳空间变换

$$\hat{T} = \arg \max_T S(T) \quad (2)$$

由于空间变换包含多个参数,可见这是一个多参数最优化问题,一般由迭代过程实现

$$T' = T + \Delta T \quad (3)$$

增量 ΔT 可以用计算梯度的方法计算

$$\Delta T = \lambda \frac{dS(T)}{dT} \quad (4)$$

也可以用不计算梯度的方法求得(见1.3节).常用的空间几何变换有刚体变换(Rigid body transformation)、仿射变换(Affine transformation)、投影变换(Projective transformation)和非线性变换(Nonlinear transformation).

1.2 以互信息为相似性测度

互信息是信息理论中的一个基本概念,通常用于描述两个系统间的统计相关性,或者是一个系统中所包含的另一个系统中信息的多少,它可以用熵来描述.熵表达的是一个系统的复杂性或者是不确定性.

系统 A 的熵定义为

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \log p_A(a) \quad (5)$$

两个系统的联合熵为

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} p_{AB}(a, b) \log p_{AB}(a, b) \quad (6)$$

其中 $a \in A, b \in B$.如果 $H(A|B)$ 表示已知系统 B 时 A 的条件熵,那么 $H(A)$ 与 $H(A|B)$ 的差值,就代表了在系统 B 中所包含的 A 的信息,即互信息.因此两个系统间的互信息可以用下式描述

$$\begin{aligned} I(A, B) &= H(A) + H(B) - H(A, B) \\ &= H(A) - H(A|B) \\ &= H(B) - H(B|A) \end{aligned} \quad (7)$$

在多模医学图象配准问题中,虽然两幅图象来源于不同的成像设备,但是它们基于共同的人体解剖信息,所以当两幅图象的空间位置完全一致时,其中一幅图象表达的关于另一幅图象的信息,也就是对像素灰度的互信息应为最大.一般用联合概率分布 $p_{AB}(a, b)$ 和完全独立时的概率分布 $p_A(a) \cdot p_B(b)$ 间的广义距离来估计互信息^[7]

$$I(A, B) = \sum_{a,b} p_{AB}(a, b) \log \frac{p_{AB}(a, b)}{p_A(a) \cdot p_B(b)} \quad (8)$$

对于离散的数字图象,联合概率分布 $p_{AB}(a, b)$ 可以用归一化的联合直方图表示

$$p_{AB}(i, j) = \frac{h(i, j)}{\sum_{i,j} h(i, j)} \quad (9)$$

边缘概率分布 $p_A(a)$ 表示为

$$p_A(i) = \sum_j p_{AB}(i, j) \quad (10)$$

边缘概率分布 $p_B(b)$ 表示为

$$p_B(j) = \sum_i p_{AB}(i, j) \quad (11)$$

$$I(A, B) = \sum_{i, j} p_{AB}(i, j) \log \frac{p_{AB}(i, j)}{p_A(i) \cdot p_B(j)} \quad (12)$$

至此, 已有了由互信息表示的相似性测度. 但是, 用图象的直方图代替概率分布本身就是一个近似. 所以如何计算公式(12), 含有很多关键的技术问题, 关系到配准方法的精度与成败. 下面就我们的体会作些简介.

(1) 采样子集(Subsampling)

公式(12)中, 关于待配准的两幅图象(可以是二维或三维的)的定义域是整幅图象大小. 对于两幅图象的联合直方图及每幅图象的独立直方图的计算应使用图象的全部数据点灰度值. 理论上, 也可以使用任一幅图象的子集或超集(Supersampling). 但是, 对于大多数断层扫描医学图象来说, 3D 体积数据集所包含的数百万、乃至上千万的数据点极大地增加了计算的负担, 就目前的计算机速度来说, 会使 3D 体积图象的配准无法实时实现和临床应用. 因此, 实用中都是只采用部分数据点来计算图象的直方图, 称为采样子集. 如何选取部分采样点也有两种方法: 一个是随机采样法; 二是从原有数据格点中有规律的每隔几点选取一点. 采样子集技术固然能几十倍、甚至几百倍的加快计算速度. 但是因过少的数据点, 会使本来用直方图来近似的概率分布, 误差进一步扩大. 实验表明, 对于在 XY 平面上的分辨率为 512×512 , 在 Z 轴方向采样 28~34 层的 CT 图象, 和在 XY 平面上的分辨率为 256×256 , 在 Z 轴方向采样 20~26 层的 MR 图象, 若采样因子 $f_x = f_y = 4, f_z = 2$ 会取得满意的配准结果.

为进一步减少计算量, 我们将人脑图象 XY 平面上的采样范围限制在人脑图象灰度重心 (C_x, C_y) 附近一定的区域内, 例如 $200 \times 200\text{mm}$. 对于 CT-MR 配准, 这种策略还可以明显减少图象背景伪迹对互信息计算的影响.

(2) 插值技术

一些学者首先通过再采样(resampling)使两幅待配准图象具有相同的空间分辨率, 然后进行配准. 但是在再采样过程中必然要应用插值技术, 即引入新的数据点. 常用的三线性插值法是按新采样点到

其各邻点的距离来产生相应的权重, 新采样点的灰度值则由各邻点的灰度值按相应权重进行插值的结果. 但插值产生的非整数灰度值给直方图的计算带来很大的问题. 即一般数字化的医学图象的灰度值均为整数, 例如 0~256. 而将插值结果整数化的过程必然引入误差. 而且由于配准过程中, 浮动图 f 中的样本在空间变换下对应的参考图 r 的象素通常落在非整数坐标上, 因此需要再次使用插值运算. 显然, 两次插值对于完全依赖灰度计算的互信息而言, 将产生较大的误差. 因此, 我们必须直接应用原始浮动图的 X, Y, Z 三个方向上的等间隔的采样子集, 由于这样不产生新的数据点, 从而避免了一次插值. 在配准过程中, 浮动图 f 的样本 a 在某种空间变换下对应的参考图 r 的象素为 b , 通常 b 的空间坐标与任意一个实际的参考图象素并不重叠, 此时可采用不引入新采样点的三线性 PV (trilinear partial volume distribution) 插值算法. 因为该算法不是通过邻居点确定 b 点的灰度, 而是按照周围 8 个象素与 b 点的空间距离来分配权重, 以使周围 8 个象素点贡献于联合灰度分布统计, 即

$$\forall i: h(f, r(i)) + = w_i$$

$$\text{且} \quad \sum_i w_i = 1, i = 1, 2, \dots, 8 \quad (15)$$

其中, $r(i)$ 是 8 个邻居点的灰度, w_i 是权重.

这样就又避免了一次插值. 与按象素灰度值逐次加 1 的普通三线性统计方法不同, 由于这种 PV 插值算法在各灰度统计结果上每次增加的是分数权值, 因此这不仅使互信息的计算更为精确, 而且对于小的空间变换, 增量 δT , 互信息的变化 δS 会更平滑, 同时对于优化过程中的局部极值问题也会有所缓解.

(3) 出界点(outlier)策略

当浮动图 f 中的某样本点 P_f 经过一定的空间变换 T 后的对应点 P_r 落在参考图 r 之外时, 则称 P_r 点为出界点. 对于整幅图象来说, 经空间变换后的浮动图 f' 由两部分组成

$$f' = f_o \cup f_n \quad (14)$$

$$\text{其中,} \quad f_o = r \cap Tf \quad (15)$$

$$f_n = \{a, b, c, d\} \quad (16)$$

这里, f_o 是 f' 与参考图相互重叠的部分. f_n 是出界点区. 显然, 互信息的计算必须考虑出界点. 有的学者将出界点忽略, 即在不同的迭代周期内, 使用不同个数采样点来计算互信息; 或将这些出界点的灰度近

似为零,实验结果表明,这对配准精度都有不良影响。

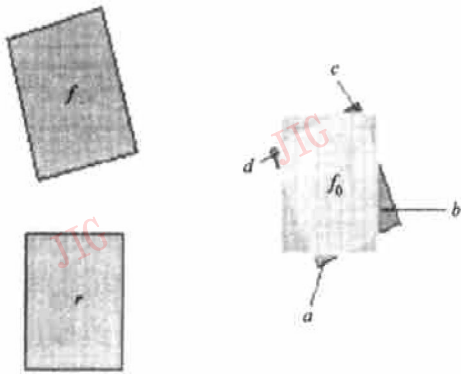


图1 配准过程中的出界点问题

我们的做法是令出界点的灰度等于距其最近的边界象素点的灰度.这样做相当于扩大了参考图的背景,同时保持优化过程中的样本数不变,因而计算的互信息值更为准确.此外,如果浮动图的个别扫描层面不在参考图的扫描范围内,则可以不对这几层数据进行采样.这样不仅进一步减少了计算量,而且可减少出界点的数目.如果将采样点有限地取在感兴趣区(ROI)附近,例如图2中的 S ,则经空间变换后的 S' 不产生出界点。

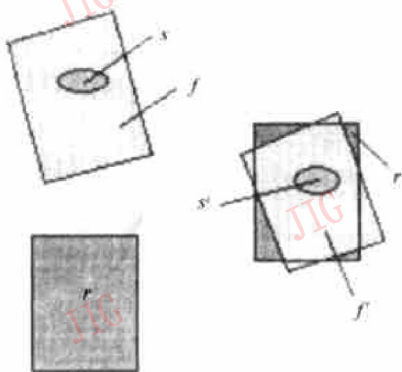


图2 将采样点限制在感兴趣区附近可以消除出界点

1.3 多参数最优化算法

基于最大互信息的配准过程实际上是一个多参数的最优化过程,因此,如何选择合适的优化策略,将直接关系到配准结果的精度和速度.图象空间变换的形式通常可分为刚体变换、仿射变换、投影变换和曲线变换4种.若扫描设备和几何失真经过仔细地矫正,并慎重地选取成像参数,则不同的扫描操作使病人头部在成像过程中的变化(如剪切或尺度变换等)可以被忽略.这时人脑可以近似为刚体.通过6个空间变换参数(包括沿着3个坐标轴的平移量和分别围绕着3个坐标轴的旋转角度),即可确定两幅图象间的空间位置关系,一经确定了刚体变换的形式,配准过程就转化为寻找6个空间变化参数的

优化过程了。

对于每两幅待配准的图象,首先定义一个统一的立体坐标系: X 轴沿着行扫描方向(对病人而言是从右到左), Y 轴沿着列扫描方向(从前到后), Z 轴沿着层扫描的方向(从颅底到颅顶),坐标原点定义在图象的灰度重心,即

$$C_x = \frac{\sum_x x g(x, y, z)}{\sum_x g(x, y, z)}$$

$$C_y = \frac{\sum_y y g(x, y, z)}{\sum_y g(x, y, z)} \quad (17)$$

$$C_z = \frac{\sum_z z g(x, y, z)}{\sum_z g(x, y, z)}$$

其中, $g(x, y, z)$ 是位于坐标 (x, y, z) 象素点的灰度.这样做,相当于将两幅图象进行了粗配准,它有利于减少后续的优化步骤,而且可以避免那些远离全局最优点的局部极值。

若选择其中一幅图象作为浮动图 F ,另一幅图象作为参考图 R ,则从浮动图的空间坐标 P_F 到参考图的空间坐标 P_R 的刚体变换可以用下式描述^[7]

$$V_R \cdot (P_R - C_R) = R_x(\Phi_x) \cdot R_y(\Phi_y) \cdot R_z(\Phi_z) \cdot V_F \cdot (P_F - C_F) + t(t_x, t_y, t_z) \quad (18)$$

其中, V_F 和 V_R 为 3×3 的对角阵,分别代表图象 F 和 R 的象素大小; C_F 和 C_R 分别是两幅图象的中心, $R = R_x \cdot R_y \cdot R_z$ 是 3×3 的旋转矩阵, t 是平移向量。

本文采用Powell多参数优化算法.该算法由于无需计算梯度,因而可以加快搜索最大互信息的速度.在每一维内使用Brent算法迭代搜索和估计配准参数,从而使互信息不断增加.在Powell算法中,令6个参数的初值为零,则初始搜索方向为共轭的单位向量.考虑到成像过程中,病人在 XY 平面的平移和旋转,比其它方向的平移和旋转更明显,因此令优化过程的搜索顺序为 $(t_x, t_y, \Phi_x, \Phi_y, \Phi_z, t_z)$.经验证,这种搜索顺序效率最高,精度最高.应当指出, Powell算法容易受到局部极值的干扰.而多分辨的金字塔方式可以较好的解决这一问题.在配准过程的初始阶段试用较粗的图象分辨,以提高程序运行的速度,而后通过提高采样率来提高配准精度,该方法可以较好地避免局部极值。

1.4 配准结果的评估

在医学图象配准问题中,其配准精度通常没有

所谓的“金标准”, 但是通过前瞻性的、基于标志点的配准方法可以得到一个近似的标准结果. 如在 Vanderbilt 大学医疗中心进行神经外科手术的一些病人, 颅骨上被固定定位标记, 并接受多模医学图象 (CT、MR、PET) 数据采集. 其成像后通过配准定位标记点就得到用于回顾性算法评估的“金标准”^[7].

一般配准算法的研究人员使用的是已经擦掉标志点的 3D 多模图象数据, 当完成配准工作后, 将所得结果提交给 Vanderbilt 大学进行评估. 评估之前, 由医学专家给出一些感兴趣区 (Volume of Interest, 一般为 10 个), 这些区域通常就是神经外科手术中的敏感区. 评估时, 每个感兴趣区被定义在 MR 图象中, 同时计算其中心 c ; 而后应用前瞻性配准算法得到的“金标准”来确定其在 CT 图象上的对应点 c' , $c' = G^{-1}(c)$; 再用待评估算法的配准结果来确定 MR 图象中对应 c' 的点 c'' , $c'' = R(c')$; 再通过计算每一个原点 c 与对应点 c'' 的距离 d , 作为目标配准误差 (Target Registration Error, 简称 TRE), 并由此统计出相应配准算法的精度.

图 3 为该过程的示意图. 回顾性图象配准算法评估项目是一种“双盲”性的研究过程. 所谓“双盲”, 即评估人员不知道被评估的具体算法, 而算法的研究人员也不知道“金标准”, 直到提交所有的配准结果. 这样就使得对算法的评估更加真实、可靠, 并且更符合临床实际.

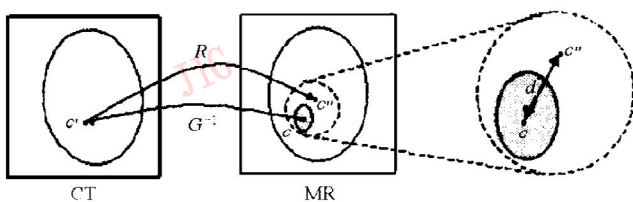


图 3 回顾性配准算法的精度评估方法
(阴影区域为在 MR 图象中定义的感兴趣区)

2 实验结果

本文所采用的所有图象数据来源于美国田纳西州的 Vanderbilt 大学的“回顾性图象配准算法评估”项目, 本文实验是利用 Vanderbilt 大学提供的 7 个病人的全套 CT 和 MR 图象的 3D 体积数据. 采用 ANSI C 语言编程, 在 HP KAYAK XU/Pentium II 266 上实现配准. 配准结果送 Vanderbilt 大学评估.

每个病人有 1 套 CT 数据和 6 套 MR 数据, 包

括 PD、T1、T2 和分别矫正过几何失真的 PD-rectified、T1-rectified、T2-rectified 图象 (代号 Patient-006 的病人没有 T1-rectified 数据). CT 图象在 XY 平面上的分辨率为 512×512 , 在 Z 轴方向采样 28~34 层, 在 X、Y、Z 三个方向上的象素大小分别为 $0.653\ 595\text{mm}$ 、 $0.653\ 595\text{mm}$ 、 4.0mm . MR 图象在 XY 平面上的分辨率为 256×256 , 在 Z 轴方向采样 20~26 层, 其在 X、Y 方向的象素大小为 $1.25\sim 1.28\text{mm}$, Z 方向的象素大小为 4.0mm ^[8]. 以 MR 图象中的象素对角距作为一个象素大小, 即

$$\sqrt{1.25^2 + 1.25^2 + 4.0^2} \approx 4.373(\text{mm})$$

本文应用了来自 7 个病人的 CT-MR 共 41 套数据, 经 Vanderbilt 大学评估, 所有配准结果与“金标准”相比的误差都小于 4mm, 全部达到了亚象素级的配准精度.

图 4 为一个病人的多模图象及其配准结果. 对比图 4(a)、(b) 可知两幅图象的原始空间位置相差很远. 为了便于目测检验, 通过提取经过配准后的 CT 图象的边缘, 并加到 MR 图象上, 如图 4(d) 所见, 在所有层面的边缘处, 两幅图象都达到了很好的配准结果.

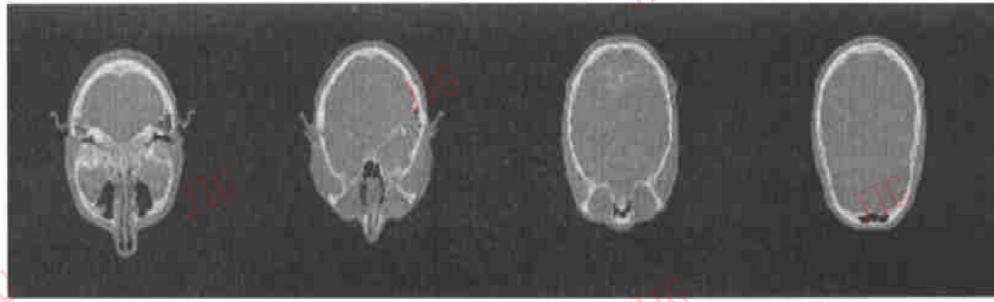
表 1 是 Vanderbilt 大学用目标配准误差的均值、中位数和最大值给出的评估结果. 表中的每一行代表一种模式对, 例如, CT 到 T1 象的配准用 CT-T1 表示. 在对一种算法进行评估时, 首先对各个模式对, 分别计算 7 个病人的 10 个感兴趣区的 TRE, 而后按照模式对分别统计相应的误差均值、中位数和最大值以作为对该算法的评估结果. 之所以在列出均值的同时给出中位数, 是为了减少少数超界点的影响.

表 1 本文的配准结果与“金标准”相比的误差 单位: mm

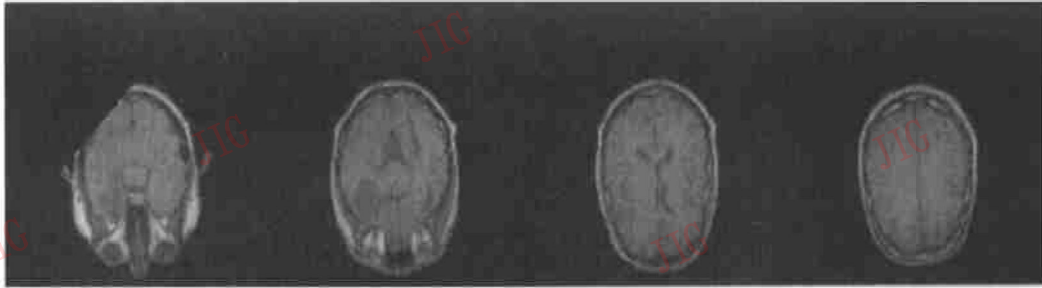
模式	均值	中位数	最大值
CT-PD	1.76	1.71	3.56
CT-T1	1.22	1.10	2.99
CT-T2	1.69	1.71	3.05
CT-PD rect.	1.08	0.97	2.66
CT-T1 rect.	1.15	1.03	2.81
CT-T2 rect.	1.52	1.35	3.72

表中 rect. 表示所用 MR 数据在配准前已经经过了几何失真的矫正.

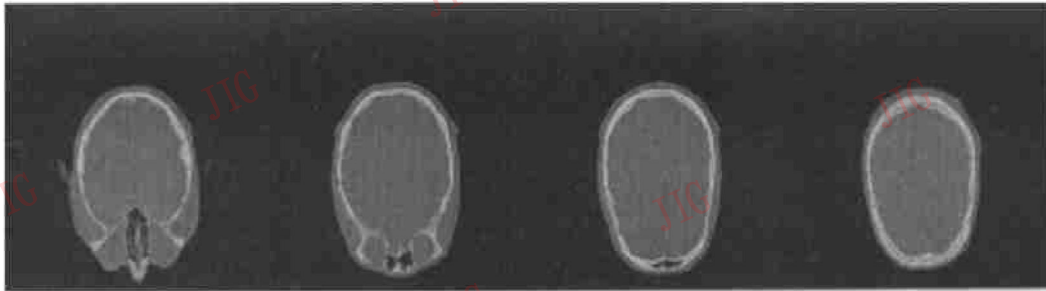
由于本文出界点灰度取距其最近的参考图边界象素点的灰度, 从而使互信息的计算更准确. 表 2 为分别应用三种不同的出界点策略, 而得到的 CT-MR 目标配准误差的均值, 通过对比可见, 本文所采用的策略是有效的.



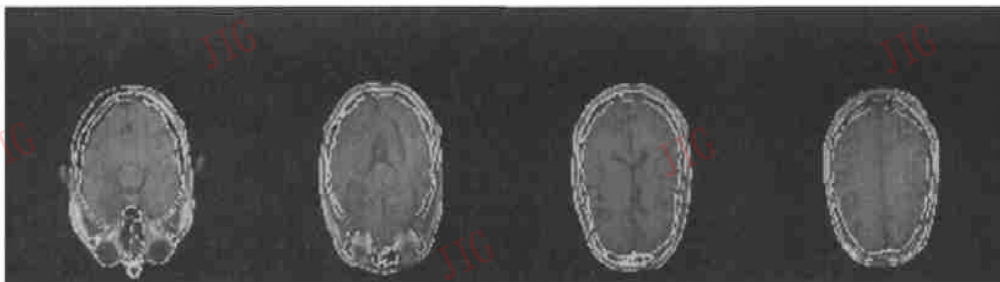
(a) 原始 CT 图象(为方便起见,显示比例为 50%)



(b) MR 图象



(c) 经过配准变换后的 CT 图象



(d) 从(c)中提取 CT 图象的边缘,并加到(b)所示的 MR 图象的结果

图 4 CT 与 MR 的配准结果

(从左至右分别为第 1 层、第 5 层、第 10 层和第 15 层的图象)

表 2 不同的出界点策略下,应用最大互信息法得到的目标配准误差的均值

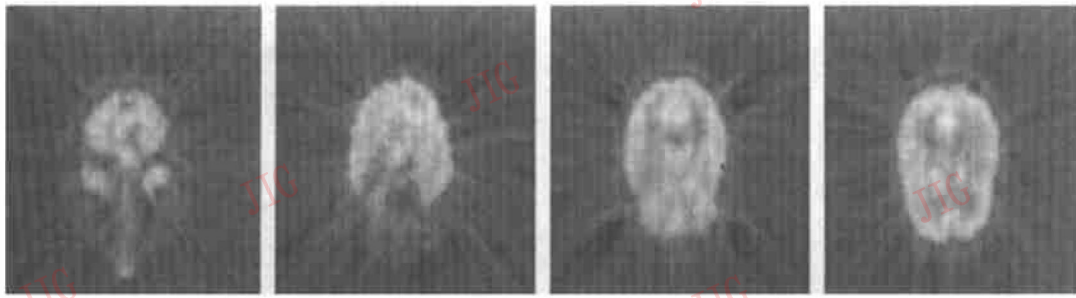
单位:mm

模式	将出界点不计入互信息的计算中	出界点灰度=0	出界点灰度=距其最近的参考图边界像素点灰度
CT-PD	2.870 4	9.625 5	2.930 9
CT-T1	1.468 8	3.071 0	1.476 6
CT-T2	4.364 0	6.419 6	3.745 5
CT-PD-r	3.994 3	5.169 1	3.237 8
CT-T1-r	2.731 3	2.966 5	1.794 4
CT-T2-r	3.304 6	5.076 0	3.199 1

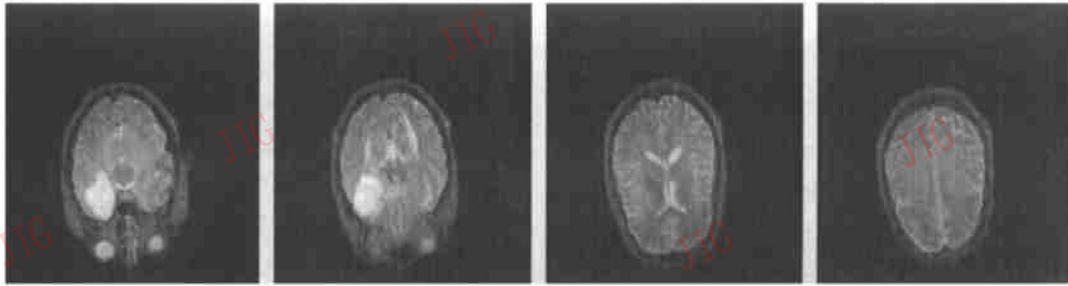
考虑到 PET 图象的像素大小为 $2.590\ 723 \times 2.590\ 723 \times 8.0\text{mm}^3$, MR 图象的像素大小为 $1.25 \times 1.25 \times 4.0\text{mm}^3$ 左右,我们以 PET 图象中的像素对角距作为一个像素大小,即

$$\sqrt{2.590\ 723^2 + 2.590\ 723^2 + 8.0^2} \approx 8.799(\text{mm})$$

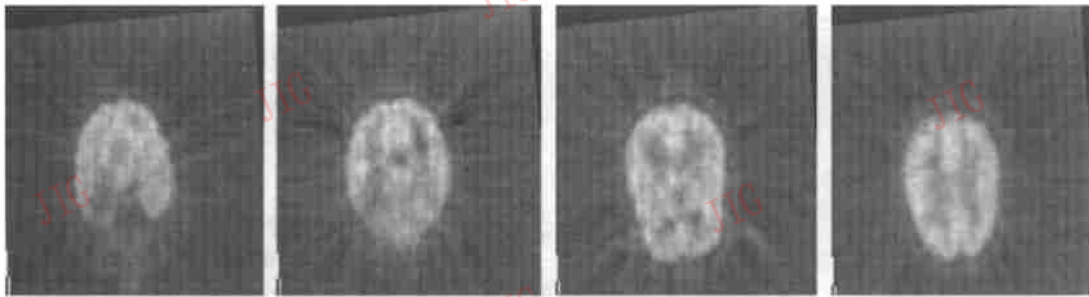
Vanderbilt 大学提供的 PET-MR 3D 体积配准数据共 35 套,本文的配准结果经评估,与“金标准”相比的误差均值在 2~5mm 内,达到了亚像素级的配准精度(表 3).图 5 为一个病人的 PET-MR 图象



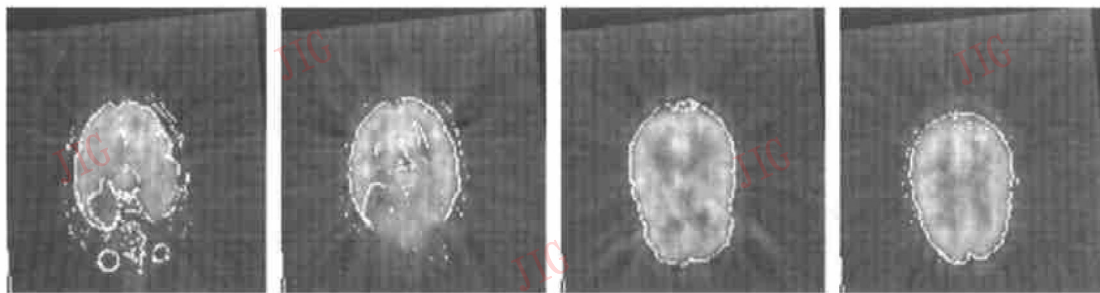
(a) 原始 PET 图象(显示比例为 MR 图象的 200%)



(b) MR 图象



(c) 经过配准变换的 PET 图象



(d) 将从(b)中提取的 MR 边缘像加到(c)所示的 PET 图象的结果

图 5 PET 与 MR 的配准结果

(从左至右分别为第 1 层、第 5 层、第 10 层和第 15 层)

表 3 本文配准结果与“金标准”相比的误差(PET-MR)

单位: mm

模式	均值	中位数	最大值
PET - PD	4.99	4.74	10.61
PET-T1	3.85	3.59	7.45
PET-T2	4.15	4.08	8.57
PET-PD-r	3.78	3.33	8.90
PET-T1-r	2.82	2.29	6.07
PET-T2-r	3.24	2.47	8.37

的配准结果.对比图 5(a)、(b)可知两幅图象的空间位置相差很远.为了便于目测检验,提取经过配准 MR 图象的边缘,并加到 PET 图象上(如图 5(d)所示),由图 5 可见在所有层面的边缘处,两幅图象都达到了很好的配准结果.

一个算法的可靠性决定了其应用价值.医学图象配准算法的可靠性,体现在临床实际应用中,就是要根据当图象质量变差时,该算法对预处理和人工干预的需求是否增加、可能达到的配准精度是否下

降、所需时间是否延长,以及这些变化是否在可以接受的范围内,等等来进行评价。

(1) 数据缺失问题

临床采集 CT 图象时,根据病人所受的放射剂量应尽量小的原则,医生通常会减少扫描层数,和/或加大层间距;而当采集 MR 数据时,为减少采样时间,医生也会尽量将扫描范围缩至感兴趣区附近较小的范围内。因此,配准算法能否在只有部分体积数据重叠的情况下工作,就成为临床上关心的问题之一。

由于图 4(b) 所示的 MR 数据的采样起始层高于图 4(a) 所示的 CT 数据,因此其属于只有部分体积数据重叠采样的情况;而且 MR 的第一层仍有缺失,这是由于 Vanderbilt 大学将原始采样数据经过人为的、较大的平移和旋转操作后形成的 3D 图象所致。本文在算法中没有采用任何附加的、未在前文中提及的操作,经过 24.5min 使两幅图象达到配准,通过上述方法评估,该套数据的 TRE 均值为 1.54mm,中位数为 1.55mm,最大值为 1.69mm。仍取得较好配准效果。

(2) 图象的几何失真问题

由于磁场空间的不均匀性,通常会造成 MR 图象出现几何失真现象。Vanderbilt 大学采用改变磁场方向并两次采集数据,而后通过图象合成技术得到矫正过几何失真的 MR-rectified 图象。一般临床上很少采用这种技术,由此可见,要求配准算法更加可靠。

从表 1、2 中可以看出,未经矫正的 MR 数据也可以达到亚像素级的配准精度。因此,最大互信息算法对几何失真问题不敏感。

综上所述,最大互信息配准法具有如下优点:

① 人工干预少,只依赖于图象本身的信息,不需要任何假设或先验医学知识,也不需要对象进行特征点提取、组织分类等预处理,是一种自动而有效的配准算法;

② 精度高,可以达到亚像素级;

③ 可靠性高,对图象中的几何失真不敏感;

④ 不依赖于成像设备,且可应用于多模医学图象配准。

多模医学图象配准具有非常广泛的临床应用价值,将多模图象结合起来进行分析,可以为临床诊断和治疗提供更加全面而互补的信息。例如,本文所涉及的 CT 与 MR 图象的配准,可以应用于放射治疗计划中,医生通过 CT 图象计算放射剂量,而从相应的 MR 图象中得到肿瘤的形态及位置。

本文研究的是如何通过刚体变换配准多模人脑图象。如果选择更复杂的变换形式,如弹性变换,则适用范围会更广些,例如手术后颅内发生局部形变的情况。

致谢 北京市宣武医院影像部主任李坤成教授多次参与课题讨论,提供了很多有益的帮助,在此表示感谢。

参考文献

- 1 Maurer C R, Fitzpatrick J M. A review of medical image registration. In: Maciunas R J (Ed). *Interactive Image-Guided Neurosurgery*. Park Ridge, IL: American Association of Neurological Surgeons, 1993, 17~ 44.
- 2 罗述谦. 医学图象配准技术. 国外医学生物医学工程分册, 1999, 22(1): 1~ 8,
- 3 Woods R P, Mazziotta J C, Cherry S R. MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography*. 1993, 17(4): 536~ 546.
- 4 Hill D L, Studholme C, Hawkes D J. Voxel similarity measures for automated image registration. In: *Proc. Visualization in Biomedical Computing*. 1994, SPIE 2359, 205~ 216.
- 5 Collignon A, Maes F, Delaere D *et al.* Automated multi-modality image registration based on information theory. In: *Proc. Information Processing in Medical Imaging Conf.* Dordrecht, 1995, 263~ 274.
- 6 Viola P, Wells I, William M. Alignment by maximization of mutual information. In: *Proc. Int'l Conf. on Computer Vision*. Cambridge, MA, 1995, 16~ 23.
- 7 Maes F, Collignon A, Vandermeulen D *et al.* Multi-modality image registration by maximization of mutual information. In: *Proc. IEEE Workshop Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*. San Francisco, CA, 1996, 14~ 22.
- 8 West J, Fitzpatrick J M, Wang M Y *et al.* Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques. *Journal of Computer Assisted Tomography*. 1997, 21(4): 554~ 566.



罗述谦 1943年生,首都医科大学生物医学工程系教授。主要研究领域为医学图象处理、模式识别及智能化医疗仪器。

李响 1973年生,1999年于首都医科大学生物医学工程系获硕士学位。现为安捷伦科技有限公司项目经理。