

# 基于灰度互信息和梯度相似性的 医学图像配准及其加速处理

陈伟卿<sup>1</sup>, 李冠华<sup>1</sup>, 欧宗瑛<sup>1</sup>, 韩 军<sup>2</sup>

(1. 大连理工大学 CAD & CG 研究所, 辽宁 大连 116024; 2. 大连现代高技术公司, 辽宁 大连 116021)

**摘要:**研究基于归一化互信息的医学图像刚性配准算法, 提出改进配准速度和改善配准精度的相应措施. 配准处理包含3项主要计算处理, 即空间变换、互信息计算以及优化搜索. 针对不同计算处理分别研究了相应加速策略, 提高其计算速度, 实现三维体数据的快速配准. 并且, 针对传统基于互信息测度配准方法未利用图像灰度空间分布信息, 提出将灰度变化梯度相似性与互信息相结合的配准方法, 从而进一步提高了配准算法的精度和鲁棒性. 实验结果表明了算法的有效性.

**关键词:**医学图像配准; 互信息; 加速方法; 梯度相似性

**中图分类号:**TP791.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2008)06-0498-06

## Medical image registration based on grey mutual information and gradient similarity with an accelerated processing method

CHEN Wei-qing<sup>1</sup>, LI Guan-hua<sup>1</sup>, OU Zong-ying<sup>1</sup>, HAN Jun<sup>2</sup>

(1. CAD & CG Lab., Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Dalian Modern High-Tech Development Co., Ltd., Dalian 116021, China)

**Abstract:** This paper presents new methods that have been developed for rigid registration of medical images. These methods are based on normalized mutual information and improve registration speed and precision. The whole registration process includes three main steps: space transformation, mutual information calculation, and optimal search. Some acceleration strategies for fast registration of 3D volume data were investigated. Conventional registration approaches, based on mutual information, neglect the spatial distribution information of images. In view of this drawback, a new method was developed, combining data based on gradient similarity and mutual information. This improves the precision and robustness of the registration algorithm. Experimental results proved the validity of the proposed methods.

**Keywords:** medical image registration; mutual information; acceleration solutions; gradient similarity

各种医学影像设备如计算机断层成像(computed tomography, CT)、核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)等已在临床治疗中得到广泛应用, 它们依据不同成像原理所提供的图像信息具有互补性, 通过信息融合可为临床诊断和治疗带来更加丰富的解剖和功能信息. 但在实际应用中遇到的一个重要问题是多模态医学图像之间的配准问题, 也即是如何通过空间变换使两幅不同成像原理所得

图像的对应点位置一致, 以使两者融合后能够准确地表达相应组织结构. 因此, 高效、高质量的配准处理是现代医疗图像处理系统的一个重要组成部分.

近年来, 基于互信息(mutual information, MI)的配准方法由于不需要待配准图像的其他有关先验知识, 无需人工干预, 而且适合多模态医学图像配准, 算法具有鲁棒性好、配准精度高等优点, 因此得到了广泛重视. 基于互信息的配准方法最早由 Wells 等<sup>[1]</sup>和 Maes 等<sup>[2]</sup>分别提出, 随后得到了广大学者的研究改进, 其中 Studholme 等<sup>[3]</sup>提出以归一化互信息值作为配准相似度准则, 使得配准算法更加具

收稿日期: 2008-07-02.

基金项目: 国家 863 计划资助项目(863-306-ZD13-03-6).

通信作者: 陈伟卿. E-mail: cwqcgx\_chen@163.com.

有鲁棒性.然而这种配准方法当前还存在两方面不足,一是配准速度较慢,特别是当应用于三维图像配准时,由于三维数据包含体素个数巨大,对空间变换和互信息计算都带来较大的计算强度;二是仅直接利用两图像灰度之间的互信息相关性进行配准,其配准精度有时不够高,特别是当重叠区域较小时,应考虑增加配准特征.因此,本文针对这两点不足提出相应改进,首先采用一系列优化措施改进三维体数据的配准速度,然后在互信息计算中引入梯度相关信息,进一步提高配准算法的精度.

## 1 互信息测度

互信息是信息学中的一个重要概念,用来描述两个系统之间的统计相关性,或一个系统中包含另一个系统的信息的多少,一般用熵来表示.对于待配准的两幅离散图像  $A$  和  $B$ ,其单独熵和联合熵可分别表示为

$$H(A) = - \sum_{a \in A} p(a) \lg p(a), \quad (1)$$

$$H(A, B) = - \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} p(a, b) \lg p(a, b). \quad (2)$$

其中:  $p(A)$  表示图像  $A$  的灰度值概率分布,  $p(A, B)$  表示图像  $A$  和  $B$  的联合概率分布.由公式(1)可知,熵  $H(A)$  反映了图像  $A$  中包含信息量的多少,当图像  $A$  中所有体素的灰度值几乎相同时,图像包含了较少信息,其直方图分布具有陡峭尖峰,熵值较小;而当图像包含不同数量的多种灰度值时,则反映了较多信息,其直方图均匀散布,此时熵值较大.由公式(2)可知联合熵  $H(A, B)$  反映了图像  $A$  和  $B$  的联合直方图的散布状态.同一组织在图像  $A$  中形成一个灰度值相近的区域,在图像  $B$  中也会形成一个灰度值近似的区域.虽然两幅图像中的灰度值大小并不相同,但当  $A$  和  $B$  完全配准时,该区域相互重叠,对应位置的体素灰度值在联合直方图中将形成一个束状分布,此时联合熵  $H(A, B)$  的值较小;而当  $A$  和  $B$  的对齐度差时,联合直方图将会呈现更加散布的状态,联合熵  $H(A, B)$  的值也会增大.

互信息  $I(A, B)$  在熵及联合熵的基础上发展而来,可以表示为

$$I(A, B) = H(A) - H(A|B) = H(A) + H(B) - H(A, B). \quad (3)$$

式(3)表示图像  $B$  中包含图像  $A$  的信息量.当两幅图像完全配准时,一幅图像包含另一幅图像的信息量最大,互信息值  $I(A, B)$  达到最大. Studholme 等<sup>[3]</sup>所提出的归一化互信息(normalized mutual information, NMI)计算方法对公式(3)进行了相应改进,表

示为

$$I_{\text{NMI}}(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}. \quad (4)$$

本文将采用公式(4)所确定的归一化互信息值作为配准算法的相似度准则.

基于互信息的配准方法可以视为一个寻优过程,其基本思想为通过寻找一组空间变换参数,使得其中一幅图像经过空间变换后与另一幅图像达到空间一致,此时互信息值达到最大,数学表达为

$$\tilde{T} = \arg \max_T I_{\text{NMI}}(A, T(B)). \quad (5)$$

上式含义表示首先对浮动图像  $B$  进行空间变换  $T(B)$ ,然后计算参考图像  $A$  和变换后图像  $T(B)$  之间的归一化互信息值  $I_{\text{NMI}}$ ,通过优化算法寻找变换矩阵  $\tilde{T}$  使得此时的互信息值  $I_{\text{NMI}}(A, T(B))$  达到最大,也即实现了配准图像  $A$  和  $B$  的目的.

## 2 配准算法的加速策略

基于互信息的配准方法是一个耗时的计算过程,尤其对于三维图像的配准,由于数据量较大导致配准速度很慢,不能适应实际应用的要求.本文对配准过程进行研究,将其分为3个主要计算部分.第1部分是浮动图像的空间变换,包括绕3个坐标轴的旋转和沿3个坐标轴的平移共6个参数,这也是互信息计算过程中耗时最多的一个步骤.第2部分为基于熵的互信息计算.第3部分是优化过程,寻找最优的空间变换参数.本文分别对3个部分进行分析,并提出相应加速措施.

### 2.1 加速空间变换

三维图像的刚性空间变换通过矩阵相乘实现,包括绕3个坐标的旋转矩阵  $R_x, R_y$  和  $R_z$ ,以及沿3个坐标轴的平移矩阵  $T_{xyz}$ .对于离散图像,每个体素位置乘以空间变换矩阵后被变换到新的位置,往往与原有采样点不相互重合,因此需要进行插值重采样得到新位置的体素值.三线性插值是经常被采用的插值方法,能满足亚像素级的配准要求.本文主要采用3种方法加速空间变换和三线性插值计算过程.

矩阵相乘是一个相对复杂的数学运算,体数据执行空间变换时,如果对每个体素均执行一次矩阵相乘,则将消耗大量的 CPU 计算能力.由于在刚性变换时,各体素之间的相对位置关系保持不变;因此当一个体素点进行空间变换后,其余体素的变换后位置可以根据他们之间的相对位置关系来确定,而不必重新乘以变换矩阵.以图1所示的二维刚性变换为例,  $A$  点坐标乘以空间变换矩阵后被变换到  $A'(x_{A'}, y_{A'})$  点位置,  $B$  点相对  $A$  点的位置为  $(i, j)$ ,则

变换后位置  $B'$  点的坐标可以表示为

$$\begin{cases} x_{B'} = x_{A'} + i \cos \theta - j \sin \theta, \\ y_{B'} = y_{A'} + i \sin \theta + j \cos \theta. \end{cases}$$

其中  $\theta$  为空间变换的旋转角度. 通过相对位置关系确定其余体素点的变换位置能够简化计算复杂度, 提高空间变换的速度.

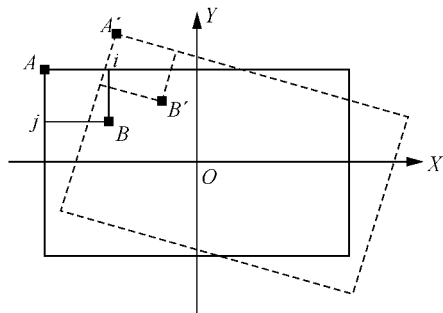


图1 二维变换的相对坐标计算

Fig. 1 Relative coordinates in 2-D transformation

亚采样是提高空间变换效率的另一个重要方法, 已经被广泛采用, 文献[4-5]研究了不同亚采样方法对最终配准结果的影响. 秦斌杰等<sup>[6]</sup>利用该方法提出了加速的配准系统设计. 亚采样方法降低了图像分辨率, 减小参与运算的体素个数, 因此能够较大幅度地提高空间变换速度. 但是, 亚采样方法在提高配准速度的同时也因为降低了图像分辨率而导致配准精度的下降; 因此, 需要综合考虑配准精度和速度两者的相互关系, 确定合理的采样系数.

由于当前多核处理器的普及, 可以采用多线程并行计算的方法加速空间变换和三线性插值过程, 以充分发挥 CPU 的计算性能. 本文采用双核处理器, 当执行空间变换时将浮动图像分为 2 个部分, 分别在 2 个线程中并行运算, 包括位置变换和三线性插值, 最后再将两个线程的运算结果合并为一个完整的体数据, 计算与参考图像之间的互信息值. 根据本文测试, 双线程并行计算能够将空间变换的效率提高将近一倍. 而且随着当前处理器的发展, 三核、四核、八核甚至更多核的处理器将越来越普及, 因此采用并行计算的方法提高空间变换的运行效率将成为加速配准过程的一个有效方法.

## 2.2 加速互信息计算

浮动图像经空间变换后, 需进一步计算与参考图像之间的互信息值. 计算方法为首先统计两幅图像之间的联合直方图, 并根据联合直方图计算边缘熵和联合熵, 最后根据式(4)计算归一化互信息值. 根据测试, 该计算过程所消耗的时间约是空间变换所消耗时间的 15%, 因此该过程的加速计算对最终

配准速度的提高并无太大贡献.

文献[7-8]中提出, 统计联合直方图时所采用的灰度级数对最终配准精度会产生不同程度的影响. 当采用全额的 256 个灰度级数计算互信息值时, 会造成最优配准位置的摆动, 级数太少又使得图像过于平滑而转移了配准位置. 他们最终提出采用 64 个灰度级数作为两者的折中, 即将待配准两幅图像的灰度范围从  $[0, 255]$  缩减到  $[0, 63]$ . 本文采用了该思想将灰度级数缩减为 64, 这样保证配准精度的同时也提高了互信息计算的速度.

## 2.3 加速优化过程

基于互信息的配准算法可以视为一个寻优过程, 搜寻最优空间变换参数使两幅图像之间的互信息值达到最大, 因此, 优化方法的选择对配准速度和配准精度都有较大影响. 全局搜索方法如模拟退火、遗传算法等能够找出全局最优解, 但速度很慢; 具有寻优能力较强、收敛速度较快的 Powell 搜索方法, 该方法在相互正交的方向依次对变换参数进行优化, 在每个方向上采用 Brent 一维搜索方法. 该方法的主要缺点是易受局部极值的影响, 得到错误的配准结果. 本文采用粗配准和精配准相结合的方法来改进 Powell 方法, 在获得较快配准速度的同时也保证配准精度.

Powell 搜索方法的初始值选择是决定搜索结果的一个关键因素, 当初始值位于最优值附近时, 搜索方法将很快收敛于该最优值, 而当初始值远离最优值时, 则搜索方法很可能会收敛于局部最优值. 因此本文首先根据待配准两幅图像的质心进行粗配准, 并将配准结果作为 Powell 方法的初始值进一步进行精确搜索, 这样能够加快 Powell 搜索方法的收敛速度, 也能保证搜索得到最优解. 设体素灰度值表示为  $f(x, y, z)$ ,  $(x, y, z)$  为该体素在体数据中的位置坐标, 则体数据的质心  $(g_x, g_y, g_z)$  可以通过式(6)计算获得:

$$m_{ijk} = \sum_{x,y,z} x^i y^j z^k f(x, y, z),$$

$$g_x = \frac{m_{100}}{m_{000}}, g_y = \frac{m_{010}}{m_{000}}, g_z = \frac{m_{001}}{m_{000}}. \quad (6)$$

分别计算两幅图像的质心, 然后将两个质心对齐, 则可以求得粗配准结果. 因为受图像噪声、数据不完备等影响, 对齐质心得到的配准结果是不准确的, 是一个粗略的估计值, 但该值是接近于最优值的; 因此可以将其作为 Powell 搜索的初始值, 进一步进行精确搜索.

## 2.4 配准算法流程

综合以上 3 个方面的加速内容, 可以将整个算

法流程表示为图2所示的结构. 首先对数据进行亚采样,降低图像分辨率,然后进行粗配准获取初始配准参数. 根据初始配准参数对浮动图像进行加速的空间变换和三线性插值,该过程通过双线程执行,然后统计变换后浮动图像与参考图像之间的联合直方图并计算互信息值. 再由 Powell 优化方法对空间变换参数进行调整并判断是否达到最优配准,是则终止循环输出参数,否则按照调整后的空间变换参数重新进行计算.

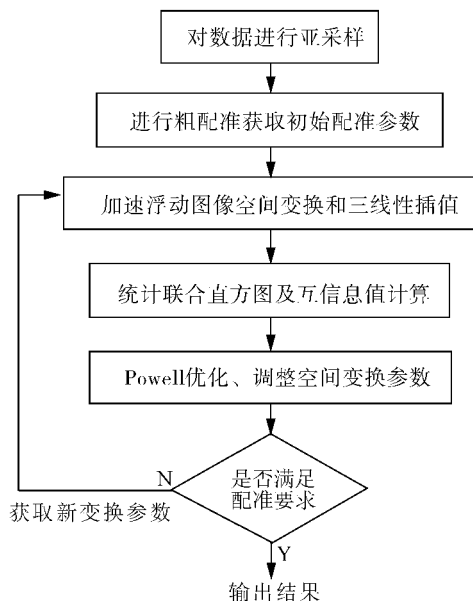


图2 加速配准算法流程

Fig. 2 Flowchart of accelerating method for registration

### 3 结合梯度相似性的互信息方法

由于空间梯度信息也是图像配准时的一个重要相似特征,而互信息计算并没有考虑这些特征的作用;因此文献[9-10]在互信息配准算法中引入了梯度、共生矩阵等信息,使得互信息配准的精度和鲁棒性得到了提高. 本文进一步对其进行研究,将两幅图像所有对应点的梯度经过组合生成一个梯度相似性系数,该系数与互信息相乘作为最终的配准测度.

#### 3.1 梯度相似性

图像每个像素点处的梯度包括两方面的信息:梯度方向和梯度模值. 给定参考图像  $A$  中一点  $x$ ,其在浮动图像  $B$  中的对应点为  $y$ ,则这组对应点对  $(x,y)$  之间的梯度相似性也包括两方面的内容:方向相似性和模值相似性.

设  $x$  点与  $y$  点的梯度矢量分别记为  $\text{grad}x$  和  $\text{grad}y$ ,则两者之间的夹角可表示为

$$\alpha_{x,y} = \arccos \frac{\text{grad}x \cdot \text{grad}y}{|\text{grad}x| |\text{grad}y|}$$

其中  $|\cdot|$  表示模值. 由于不同成像技术导致同一组

织在不同模态图像中具有不同的灰度值,对应点的梯度矢量将会指向相同或相反的方向;因此,当两个梯度矢量之间的夹角为  $0$  或  $\pi$  时,均认为它们的方向相似. 为此,引入下面的函数计算对应点对的方向相似性:

$$\omega(\alpha_{x,y}) = \frac{\cos(2\alpha_{x,y}) + 1}{2}.$$

该函数的走势如图3所示.

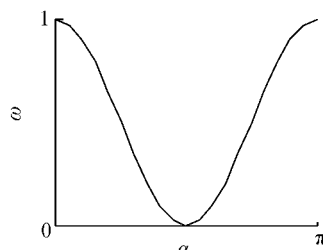


图3 方向目标相似性函数

Fig. 3 Function for gradient directions similarity

将点对的梯度模值的比值作为该点对的模值相似性测度:

$$g_{x,y} = \begin{cases} \frac{\min(|\text{grad}x|, |\text{grad}y|)}{\max(|\text{grad}x|, |\text{grad}y|)}, & \max(|\text{grad}x|, |\text{grad}y|) \neq 0; \\ 1, & \max(|\text{grad}x|, |\text{grad}y|) = 0 \end{cases}$$

#### 3.2 梯度相似性与互信息结合的联合配准测度

分别计算待配准图像  $A$  和  $B$  各对应点对的梯度相似性,则两幅图像的整体梯度相似性  $S$  可表示为

$$S(A,B) = \sum_{(x,y) \in (A \cap B)} \omega(\alpha_{x,y}) g_{x,y},$$

结合归一化互信息计算公式(4),可以得到具有梯度相似性权重的互信息 (gradient similarity mutual information, GSMI) 测度,其值为

$$I_{\text{GSMI}} = S(A,B) I_{\text{NMI}}(A,B).$$

以 GSMI 作为配准算法的相似性测度,结合了梯度信息和互信息的优点,梯度信息能够有效标识图像中不同组织之间的边缘特征. 对于多模态图像配准,尽管不同成像模式会将同一组织成像为不同的灰度值,但该器官的边界是确定的,不因成像模式不同而有明显变化,梯度相似性正是对该边界特征的标识. 而互信息是一种统计相关性,反映了同一组织在两幅图像中所形成的像素对的重叠情况. 因此,将互信息与梯度信息相结合作为配准测度,将会使配准算法更加鲁棒.

## 4 实验

#### 4.1 加速三维配准

首先利用第2节所述的加速方法对三维体数据

进行加速配准,实验数据是分辨率为 $256 \times 256 \times 224$ 的人类头部 CT 扫描数据. 首先将该体数据按照某一参数 $(\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z)$ 进行空间变换. 然后用本文的配准方法配准原数据与空间变换后的数据,将所得配准参数与原空间变换参数相减,则得到了配准结果的误差,记为 $|\alpha_T - \alpha_T^*|$ . 其中: $\alpha_T$ 为配准结果, $\alpha_T^*$ 为原空间变换参数. 经过多次不同变换参数的反复实验后,表1给出了平均配准误差,其中旋转参数的单位为度,平移参数的单位为体素个数. 配准算法采用了双核并行计算,采样因子为4,而且优化方法采用粗配准和精配准相结合的搜索策略,经过一系列的加速方法,本文配准算法的平均时间为8.1 s,而在无任何加速的情况下,配准时间约为3 min. 可以看出本文加速配准方法在获得较好配准结果的同时,也加快了配准速度.

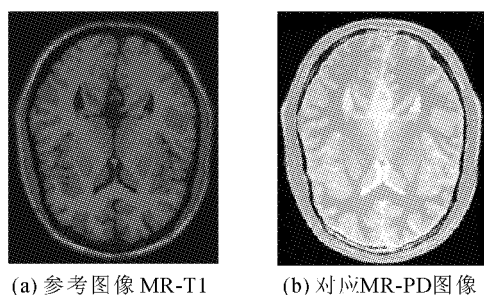
表1 平均配准误差

Table 1 Mean error of registration

$\theta_x/(\circ)$	$\theta_y/(\circ)$	$\theta_z/(\circ)$	$t_x$	$t_y$	$t_z$
0.51	0.64	0.81	0.34	0.45	0.36

#### 4.2 梯度相似与互信息相结合

对 MR-T1 图像和 MR-PD 图像进行 2D 配准实验,实验数据来自 Brainweb<sup>[11]</sup>,如图4所示. 其中:图4(a)所示为 MR-T1 图像,图4(b)为对应的 MR-PD 图像,此时两幅图像是完全配准的. 将 MR-T1 图像作为参考图像,即空间位置不变,首先对 MR-PD 图像进行某一参数的变换(旋转 $5^\circ$ ,x、y 方向各平移10个像素),然后将其与 MR-T1 图像进行配准.



(a) 参考图像 MR-T1 (b) 对应MR-PD图像

图4 配准图像

Fig. 4 Registration images

首先分别采用 NMI 和 GSI 测度绘制两者的配准函数曲线,以旋转角度为参数的配准函数曲线如图5~6所示,从图中可以看出,在亚采样情况下,以 NMI 为测度的曲线出现许多锯齿,这对配准算法的收敛会产生不利影响,而以 GSI 测度的曲线则比较光滑,更加适合配准算法的需求.

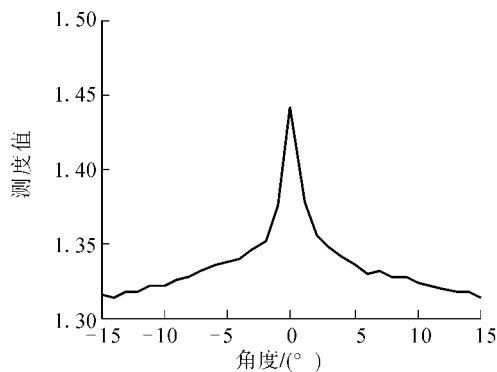


图5 以 NMI 为测度的配准函数曲线(采样加旋转)

Fig.5 Registration function curve of NMI (sample and rotation)

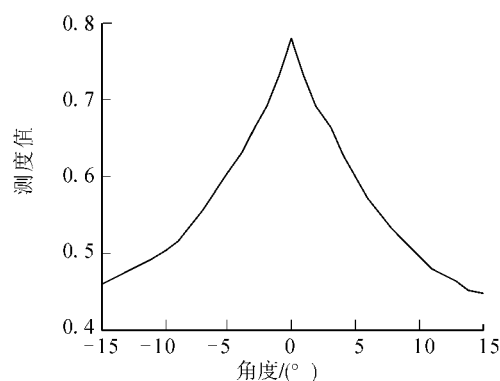


图6 以 GSI 为测度的配准函数曲线(采样加旋转)

Fig.6 Registration function curve of GSI (sample and rotation)

表2 分别以 NMI 和 GSI 为测度的配准结果对比

Table 2 Registration results comparison of NMI &amp; GSI

	精确值	NMI	GSI
旋转/ $(^\circ)$	5	4.410 1	4.988 3
X 方向	10	9.998 3	9.998 8
Y 方向	10	8.963 4	9.083 4

分别以 NMI 和 GSI 作为配准算法的相似性测度,与 MR-T1 图像进行配准,两者的配准结果如表2所示. 其中精确值是指 MR-PD 图像的空间变换参数,可以看出两者的配准结果都非常接近于精确值;但以 GSI 为相似性测度的配准方法要更加精确一些,这是因为其中包含了梯度信息的作用.

## 5 结束语

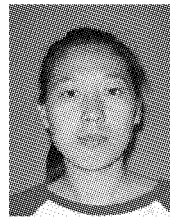
基于归一化互信息的配准方法适应多模态医学图像之间的自动配准,具有无需先验知识、配准精度高等优点;但是其主要瓶颈在于配准速度较慢. 本文针对 3D 图像配准的 3 项主要计算处理,研究了相应的加速策略,在保证配准精度的同时提高了配准效率. 并且,针对常规互信息计算中只考虑灰度相关信息的缺点,本文将灰度变化梯度相似性与互信息

相结合作为配准算法的相似性测度,从而进一步提高了配准算法的精度和鲁棒性。

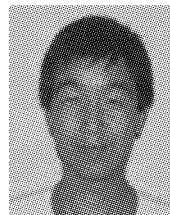
## 参考文献:

- [1] WELLS III W M, VIOLA P, ATSUMI H, et al. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information[J]. Medical Image Analysis, 1996, 1(1): 35-51.
- [2] 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.
- [3] STUDHOLME C, HILL D L G, HAWKES D J. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1): 71-86.
- [4] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Mutual information matching in multiresolution contexts[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(1/2): 45-52.
- [5] ZHU Y M, COCHOFFS M. Influence of implementation parameters on registration of MR SPECT brain images by maximization of mutual information[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2002, 43(2): 160-166.
- [6] 秦斌杰, 庄天戈. 三维多模态医学图像配准系统的设计[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(2): 228-231.  
QIN Binjie, ZHUANG Tiange. Multi resolution registration system design for 3D multi-modal medical images[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37(2): 228-231.
- [7] WACHOWIAK M P, PETERS T M. High performance medical image registration using new optimization techniques[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006, 10(2): 344-352.
- [8] WACHOWIAK M P, SMOLIKOVA R, PETERS T M. Multiresolution biomedical image registration using generalized information measures//[C]. Proc MICCAI 2003. New York, USA, 2003: 846-853.
- [9] RUECKERT D, CLARKSON M J, HILL D L J, et al. Non-rigid registration using higher-order mutual information [C]//Proceedings of SPIE Medical Imaging. San Diego, USA, 2000: 438-447.
- [10] WANG X X, TIAN J. Image registration based on maximization of gradient code mutual information[J]. Image Anal Stereol, 2005, 24: 1-7.
- [11] COCOSCO C A, KOLLOKIAN V, KWAN R K S. Brainweb: Online interface to a 3D MRI simulated brain database [EB/OL]. (2006-06-12) [2008-06-18]. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.

## 作者简介:



陈伟卿,女,1976年生,博士研究生,主要研究方向为图像处理分析与理解。



李冠华,男,1979年生,博士研究生,主要研究方向为图像处理与三维可视化。



欧宗瑛,男,1936年生,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机辅助设计、计算机图像学与图像处理。获省级科技一等奖1项,三等奖2项及参编科技图书二等奖、教材二等奖各1项。发表的学术论文被SCI检索12篇,被EI检索100余篇。