

# 基于互信息量和模糊梯度相似性的医学图像配准

陈 明, 陈武凡, 冯前进, 杨 丰

(第一军医大学生物医学工程系, 广州 510515)

**摘 要:** 本文分析了基于互信息量的医学图像配准算法中存在的鲁棒性问题, 提出创建图像的模糊梯度场及建立模糊梯度相似性测度, 并将其结合到互信息量配准算法当中。实验证明, 本方法很好的解决了传统基于互信息量的方法中存在的鲁棒性问题, 能够快速稳定地实现医学图像配准。

**关键词:** 医学图像配准; 互信息量; 模糊梯度场; 鲁棒性

**中图分类号:** R318. 4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12-1835-04

## Medical Image Registration Based on Mutual Information and Fuzzy Gradient Similarity

CHEN Ming, CHEN Wu-fan, FENG Qian-jin, YANG Feng

(Dept. of Bio-Medical Engineering, First Military Medical Univ., GuangZhou 510515, China)

**Abstract:** In this paper, the robustness problem in medical image registration algorithm based on mutual information is analyzed. A new method is proposed, which establishes image fuzzy gradient field and sets up the measurement of fuzzy gradient similarity. Then it is combined into the algorithm based on mutual information. Our experiments illustrate that this method can efficiently solve the robustness problem in the traditional algorithm based on mutual information and match medical images quickly and stably.

**Key words:** medical image registration; mutual information; fuzzy gradient field; robustness

## 1 引言

医学图像融合是近年来医学图像处理领域内的一个研究热点, 在医学临床中具有迫切的需求, 而医学图像配准是其中一个有待解决的关键问题。对于同一病人的不同设备成像或者不同病人的相同部位成像的对比等很多方面研究, 都需要医学图像配准技术的支持。

医学图像配准是将两组不同空间位置的图像通过获得一个最优变换而对应起来, 使得两组图像之间的信息能够在同一空间坐标下同时表达。假设两组待配准图像分别为  $A$ 、 $B$ , 以图像  $A$  的空间坐标为基准, 在测度  $S$  下的图像配准即为寻找一个最优变换  $f$ , 使得测度  $S$  最大。可表示为:

$$f = \operatorname{argmax}_f S(A, f(B)) \quad (1)$$

目前采用的配准方法主要有基于几何特征<sup>[1,2]</sup>和基于像素<sup>[3,4]</sup>相似性这两种方法。后一种方法中采用最多的是基于互信息量的方法<sup>[5,6]</sup>。该方法在配准前不需要任何特征提取预处理, 而且对于图像之间的像素灰度值并不要求具有某种特定的相关性, 因此可以适用于多种不同图像的全自动配准。近年来, 基于互信息量的图像配准算法得到越来越多的应用。

但是通过大量实验研究表明, 基于互信息量的图像配准

也存在问题<sup>[7][8]</sup>, 主要表现为配准的鲁棒性问题, 即在搜索最优变换的过程中存在着大量局部最大值的干扰, 使得配准过程总是陷入到局部最大值而导致图像误配。本文通过分析问题存在的原因, 提出将图像高频梯度信息结合到互信息量配准算法中, 很好的解决了问题。

## 2 基于互信息量的图像配准

### 2.1 基于互信息量的图像配准原理

假设两组图像  $A$ 、 $B$  为两个随机变量, 它们的灰度概率密度分布分别为  $p_A(a)$  和  $p_B(b)$ , 灰度联合概率密度分布为  $p_{AB}(a, b)$ , 这些概率密度分布可通过图像的直方图和联合直方图来获得。如果  $A$ 、 $B$  独立不相关, 则有  $p_{AB}(a, b) = p_A(a)p_B(b)$ ; 如果  $A$ 、 $B$  完全相关, 则有  $p_{AB}(a, b) = p_A(a) = p_B(b)$ 。互信息量就是用来衡量这两个随机变量  $A$ 、 $B$  之间的相关性与独立不相关时的差距。在 Kullback-Leibler 测度下, 互信息量  $I(A, B)$  可表示为:

$$I(A, B) = \sum_{a,b} p_{AB}(a, b) \log \frac{p_{AB}(a, b)}{p_A(a)p_B(b)} \quad (2)$$

式(2)经过变换, 可引入熵的概念来更明确地表达互信息量的意义, 如下:

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

其中熵为:

$$H(X) = - \sum_x p_X(x) \log p_X(x) \quad (4)$$

$$\text{联合熵为: } H(X, Y) = - \sum_{x, y} p_{XY}(x, y) \log p_{XY}(x, y) \quad (5)$$

当两组图像的空间位置达到一致的时候,也就是配准的时候,由于图像之间存在的相关性最大,灰度联合概率密度分布  $p_{AB}(a, b)$  最集中,图像之间的联合信息量  $H(A, B)$  最小,即联合熵最小,互信息量将最大.因此基于互信息量测度下的图像配准可以表示为:

$$f = \operatorname{argmax}_f I(A, f(B)) \quad (6)$$

本文仅仅考虑刚性变换的情况,即变换  $f$  仅仅包括旋转和平移,同时配准可以用于二维和三维图像当中.为了分析方便,文章以二维图像为例.

## 2.2 基于互信息量的图像配准中存在的鲁棒性问题

通过上面分析可以看到,互信息量很好的反映了当前位置下待配准图像之间的相关性,已经有大量文献表明基于互

信息量的图像配准算法的有效性<sup>[5,6]</sup>.但也有相当文献表明这种方法存在着配准的鲁棒性问题,当配准的初始变换选择不合适时,总是导致严重的误配出现.

分析鲁棒性问题产生的原因,主要有以下几点:

(1) 待配准图像本身包含有效信息较少.比如头颅顶部图像的配准,如图 1(a) 所示;

(2) 图像发生较大形变.比如在腹部 MR 与 PET 图像配准时,由于腹部 PET 图像出现较大形变,而且图像中包含的信息较少,引起严重的误配出现.如图 1(b) 所示;

(3) 由于在基于互信息量的图像配准中,往往需要低采样图像来减小数据量,然而这样降低了图像空间分辨率和图像的信息含量,也会导致鲁棒性问题,如图 1(c) 所示;

(4) 图像噪声较大,削弱了图像间的相关性.如图 1(d) 所示.

为了显示配准中的鲁棒性问题,我们通过互信息量曲线来分析之.该曲线计算出不同变换下的互信息量,可清楚地看到局部极值的情况.

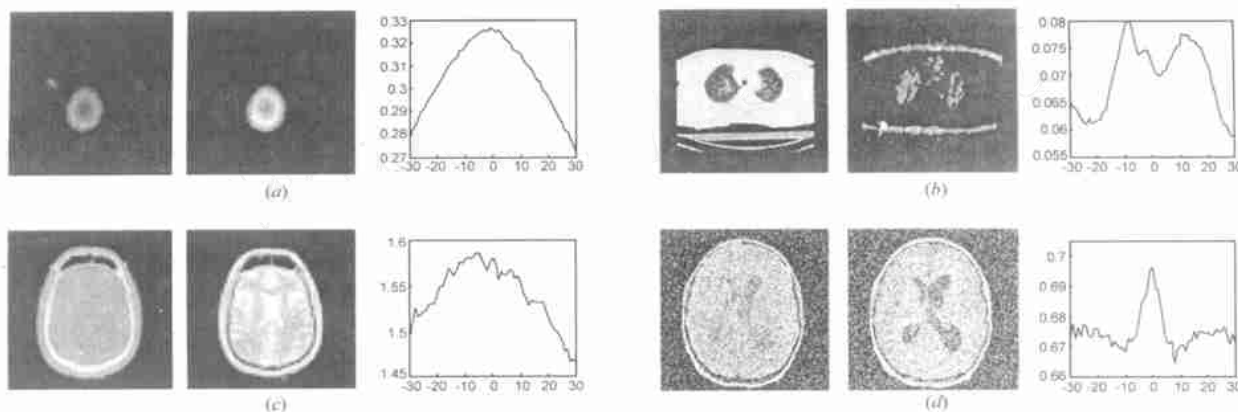


图 1 基于互信息量的医学图像配准算法中鲁棒性问题

(a) 头颅顶部 MR-T1 与 MR-PD 图像的配准; (b) 腹部 MR 与 PET 图像的配准; (c) 低分辨率 CT 与 MR 图像的配准(间隔点低采样);

(d) 噪声 MR-T1 与 MR-PD 图像的配准. 互信息量  $I(A, B)$  曲线图中横坐标为旋转角度  $(-30^\circ \sim 30^\circ)$ , 纵坐标为互信息量大小.

## 3 基于互信息量和模糊梯度相似性的图像配准

无论是哪一种原因导致的鲁棒性问题,根本都在于图像之间的相关性信息减少,导致互信息量在配准过程中变化不稳定,产生大量局部极值,而引起误配.这样就必须寻找图像间更加稳定的相似性测度来改善互信息量的稳定性,从而克服鲁棒性问题.

从互信息量配准的原理来看,图像中的每一对象素点的灰度组合都对互信息量赋予了相同的贡献作用.然而,在图像配准中,在灰度变化剧烈的高频位置应该起更大的作用.对于待配准的图像,它们不仅具有相似的灰度分布,而且具有相似的灰度变化.互信息量忽略了图像当中的高频信息的特殊作用.因此,本文提出在互信息量的基础上,结合图像高频梯度信息来进行图像配准.

### 3.1 图像梯度的获取和模糊梯度场的建立

图像梯度是图像灰度的一阶导数,为了获取图像的梯度

信息,传统的算法有 Sobel, Roberts 等.但是由于这些算法在复杂情况下,如含有噪声,往往受到严重影响,更重要的在于用这些算法获取的梯度信息,在数值上并不具有直接的相关性,不利于衡量梯度间的相似性,如图 2(b) 所示.因此本文提出

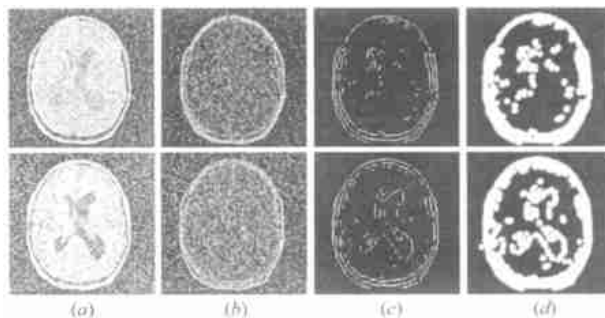


图 2 图像梯度的获取和模糊梯度场的建立

(a) 配准原图像; (b) Sobel 梯度检测的梯度图像; (c) Marr 边缘检测的边缘图像; (d) Gaussian 型模糊梯度场图像  $(\sigma = 3)$

采用 Marr 边缘提取的方法首先获得图像的边缘信息,然后引入模糊数学中的模糊隶属度概念,来定义图像中各点属于梯度的模糊隶属度,从而建立图像的模糊梯度场,并通过它来计算图像间梯度的相似性。

**3.1.1 Marr 边缘提取<sup>[9]</sup>** Marr 边缘提取算法首先将图像进行 Gaussian 滤波,然后获取图像的二阶导数过零点,很好的检测出图像的边缘,如图 2(c) 所示。Marr 边缘检测算法可表示为:

$$f_g(i, j) = \nabla^2 [G(i, j) * f(i, j)] = [\nabla^2 G(i, j)] * f(i, j) \quad (7)$$

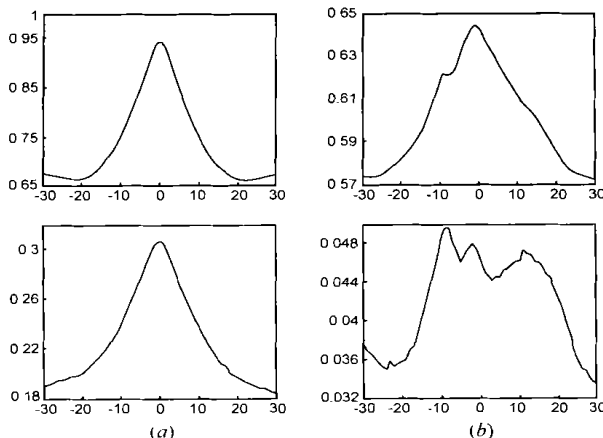
$$\text{其中: } \nabla^2 G(i, j) = - \left[ 2 - \frac{i^2 + j^2}{2} \right] \exp \left[ - \frac{i^2 + j^2}{2} \right]$$

**3.1.2 模糊梯度场的建立** 尽管待配准图像的边缘已经具有一定的相似性,然而图像的边缘毕竟仅包含图像的极少数点的信息,这些信息不足以用来进行图像配准。因此,必须进一步获取图像的梯度信息。我们通过设定图像梯度的模糊隶属度来建立图像的模糊梯度场。

对于 Marr 边缘检测出来的点,设定其梯度隶属度为 1。以其中每一点为中心,离这些点越近的点,梯度隶属度越大。可以设定隶属度函数为 Gaussian 型,如下:

$$A(x) = \begin{cases} e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2}} & |x-x_0| < \\ 0 & |x-x_0| > \end{cases} \quad (8)$$

为有效梯度范围,一般设为 3。图 2(d) 显示了图像 Gaussian 型模糊梯度场的分布情况,从图中可以看到,图像的梯度模糊场不仅有效的表达了图像的梯度信息,而且图像之间像素点的模糊梯度隶属度在数值上也是完全相关的。



当方差 越大时,具有非零模糊梯度隶属度的点越多,图像的相似性越大,配准的鲁棒性就越好。但是这样也会带来配准精度的下降。因此,需要选择合适的方差。

### 3.2 模糊梯度相似性测度的建立及用于医学图像配准

**3.2.1 模糊梯度相似性测度的建立** 我们引入模糊数学中的贴近度概念来建立模糊梯度相似性测度。贴近度是对两个  $F$  集接近程度的一种度量。常用的贴近度有海明贴近度,欧几里得贴近度,最大最小贴近度和最小平均贴近度<sup>[10]</sup>。本文采用最大最小贴近度来作为待配准图像的模糊梯度场之间的相似性测度。其定义如下:

$$N(A, B) = \frac{\min_u (A(u) - B(u))}{\max_u (A(u) - B(u))} \quad (9)$$

其中,“ $\min$ ”为取小操作,“ $\max$ ”为取大操作。

**3.2.2 基于互信息量和模糊梯度相似性的图像配准** 为了将梯度模糊相似性结合到互信息量的配准中,我们修改式(6)中的互信息量相似性测度为:

$$IN(A, f(B)) = I(A, f(B)) \times N(A, f(B)) \quad (10)$$

因此,基于互信息量和模糊梯度相似性的医学图像配准准则为:

$$f = \arg\max_f IN(A, f(B)) \quad (11)$$

## 4 实验及结果分析

为了验证基于互信息量和模糊梯度相似性的图像配准算法的鲁棒性,我们针对文章第二部分中基于互信息量的图像配准算法出现问题的情况进行实验,其结果如图 3 所示。

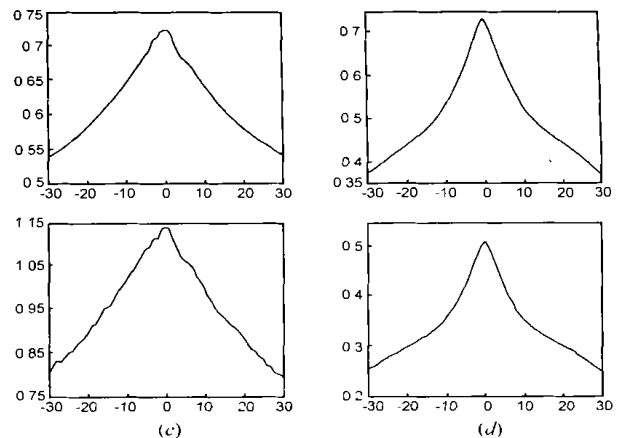


图 3 基于互信息量和模糊梯度相似性的医学图像配准

(a) (b) (c) (d) 分别对应于图 1 当中的待配准图像。第一行显示了  $N(A, B)$  曲线图,第二行显示了  $IN(A, B)$  曲线图。横坐标为旋转角度  $(-30^\circ \sim 30^\circ)$

从图 3 中看到, (a) (c) (d) 三种情况下,由于模糊梯度相似性测度良好的鲁棒性,使得  $IN(A, B)$  曲线图与图 1 中的  $I(A, B)$  曲线图相比,局部极值得到消除,很好的解决了图像配准的鲁棒性问题。而在 (b) 情况下,  $IN(A, B)$  曲线图中的局部极值仍然没有得到消除,这是因为在腹部 MR 与 PET 图像配准中,由于 PET 图像存在着明显的变形,使得图像之间的梯度相似性仍然较弱,无法利用梯度相似性来校正互信息量曲线

中出现的局部极值。

除了上述实验外,我们针对大量临床图像进行了配准实验,实验结果表明,基于互信息量和模糊梯度相似性的图像配准算法在图像无明显形变的情况下,图像配准算法的鲁棒性非常好,没有出现图像误配现象,能够快速有效的实现医学图像配准。

## 5 结论

本文详细分析了基于互信息量的图像配准算法中出现的鲁棒性问题,提出了建立图像模糊梯度场概念,并引入模糊贴近度的概念来计算模糊梯度的相似性.实验结果表明,在图像没有明显形变的情况下,很好的解决了基于互信息量的图像配准算法中出现的鲁棒性问题.该算法不能用于具有较大形变的图像之间的配准,另外,对于 Gaussian 型模糊梯度隶属函数中方差,还不能提供一个自适应选择的方法.我们将在以后的工作中进一步改进.

### 参考文献:

- [1] C R Maurer, GB Aboutanos. Registration of 3-D Images Using Weighted Geometrical Features[J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 1996, 15 (6): 836 - 850.
- [2] 陈明,陈武凡.基于轮廓的多设备医学图像的刚性配准[J].中国图像图形学报. 1998, 3(10): 34 - 43.
- [3] M Holden, D L Hill et al. Voxel Similarity Measures for 3-D Serial MR Brain Image Registration[J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 2000, 19 (2): 94 - 102.
- [4] J West, J M Fitzpatrick et al. Retrospective Intermodality Registration Techniques for Images of the Head: Surface-Based Versus Volume-Based. IEEE Trans on Med. Imaging[J], 1999, 18(2): 144 - 150.
- [5] P Viola, W M Wells. Alignment by Maximization of Mutual Information [A]. In Proc. 5<sup>th</sup> Int. Conf. Computer Vision [C]. MA, USA: IEEE, 1995, 16 - 23.
- [6] F Maes, A Collignon et al. Multimodality Image Registration by Maximization of Mutual Information[J]. IEEE Trans. on Med. Imaging, 1997, 16(2): 189 - 198.
- [7] G P Penney, J Weese et al. A Comparison of Similarity Measures for Use in 2D-3D Medical Image Registration [J]. IEEE Trans on Med Imaging, 1998, 17(4): 586 - 595.
- [8] C Studholme, D L Hill et al. An Overlap Invariant Entropy Measures of 3D Medical Image Alignment[J]. Pattern Recognit, 1999, 32(1): 71 - 86.
- [9] 荆仁杰,叶秀清,等.《计算机图像处理》[M]. 杭州:浙江大学出版社.
- [10] 杨伦标,高英仪.《模糊数学-原理及应用》[M]. 广州:华南理工大学出版社.

### 作者简介:



陈明男, 1974 年生于江西, 于 1999 年广州第一军医大学获硕士学位, 现为第一军医大学博士生, 研究方向包括医学图像配准融合、医学图像分割以及医学图像三维重建.

陈武凡男, 1949 年生于湖南, 博士生导师、教授, 研究方向包括模糊数学理论、Markov 随机场、医学图像处理等领域.

冯前进男, 1974 年生于河南, 现为第一军医大学博士生, 研究方向包括医学图像压缩、重建.