

基于共生互信息量的医学图像配准

卢振泰 陈武凡

(南方医科大学医学图像处理重点实验室 广州 510515)

摘要 该文考虑对应点及其邻域内不同方向上的像素点,将图像的空间与方向信息引入到配准中,提出了一种新的相似性测度——共生互信息量(Co-MI),并在此基础上构造了一种新的配准算法——最大共生互信息量法.实验结果表明在图像空间分辨率较低,有噪声影响和图像部分缺损的情况下,该算法具有计算速度快、精度高、鲁棒性强的特点.作为一种一般性的配准方法,共生互信息量同互信息一样,不仅可以用于图像的刚性和弹性配准,还可以应用到图像配准以外的更广阔的领域,如经济学、运筹学、模式识别等.

关键词 图像配准;互信息量;共生矩阵;共生互信息量;空间信息

中图法分类号 TP391

Medical Image Registration Using Co-Occurrence Mutual Information

LU Zhen-Tai CHEN Wu-Fan

(Key Laboratory for Medical Imaging of Southern Medical University, Guangzhou 510515)

Abstract Mutual Information (MI) is calculated on a pixel by pixel basis. It takes into account only the relationship between corresponding individual pixels and not those of each pixel's respective neighborhood. It ignores the spatial information. This paper proposes a new measure—Co-occurrence mutual information (Co-MI). It is an extension to the mutual information framework which incorporates spatial information about image structure into the registration process and has the potential to improve the accuracy and robustness of image registration. The results indicate that co-occurrence mutual information is a more robust similarity measure for image registration than MI. It is more important that Co-MI can be used in other scope, such as economics, operational research and pattern recognition, just like MI.

Keywords image registration; mutual information; co-occurrence matrix; co-occurrence mutual information; spatial information

1 引言

医学图像可以提供有病变组织或器官的大小、形状、空间关系等详细信息,比如CT图像可以显示骨骼结构和组织密度分布情况;MR图像和超声(US)图像提供的则是软组织的信息;PET, SPECT能反映人体的功能和代谢信息.在实际临床应用中,

单一模态的图像往往不能提供医生所需要的足够的信息,通常需要将不同模态的图像融合在一起,得到更丰富的信息以便了解病变组织或器官的综合情况,从而做出准确的诊断或制订出合适的治疗方案,而配准则是进行融合的前提.

图像配准^[1-3]是指对一幅图像进行一定的几何变换而映射到另一幅图像中,使得两幅图像中的相关点达到空间上的一致.多模态医学图像配准是目前生

物医学工程中的一个热点问题,也是一个难点问题,对于临床诊断和治疗具有重要意义。互信息量^[4-6]技术是最近几年提出的进行多模态图像配准一种有效方法。互信息量源于信息论,用于度量两个随机变量之间的相似性。它是一种自动的,基于像素灰度的方法,它不需要选择标志点或提取图像特征,不需要假设图像中的灰度值存在某种线性关系,因而在世界范围内得到广泛应用,特别是医学图像处理领域^[6]。

但是,以互信息量作为相似性测度的方法也存在一定的缺点,因为互信息量对噪声、采样个数比较敏感,当图像空间分辨率比较低,有噪声影响和图像部分缺损时容易出现误配。为此很多学者进行了改进,Studholme^[7]提出了归一化的互信息量方法,可以消除对图像间覆盖程度较敏感的问题,但该方法仍然忽略了图像的空间与方向信息。荷兰学者Pluim^[8]提出了将互信息量与图像梯度相结合的方法,在一般情况下都能够达到较好的效果,但由于图像梯度本身就对噪声十分敏感,当图像中存在一定

的噪声时,该方法的配准成功率就变得比较低,而且求梯度的过程增加了计算时间,因而不能满足临床需要。本文考虑到像素点及其邻域内不同方向上的点的关系,将空间与方向信息引入到配准的过程中,并利用多元统计学中的方法进行快速计算,从而克服了前面提到的问题,达到了较好的配准效果。

2 基于互信息量的图像配准方法

图像 X 的熵^[6]可以度量图像的不确定性,其定义为

$$H(X) = - \sum_i p(i) \log p(i) \quad (1)$$

其中 $p(i)$ 为灰度值 i 出现的概率。当某一个灰度出现的概率为 0 时,有 $0 \log 0 = 0$ 。由熵的定义可知熵的大小并不依赖于灰度本身,而只依赖于这些灰度出现的概率。图 1(a) 是一幅 MR 图像,图 1(b), (c) 分别是对其旋转 90° 和置乱变换后的图像。

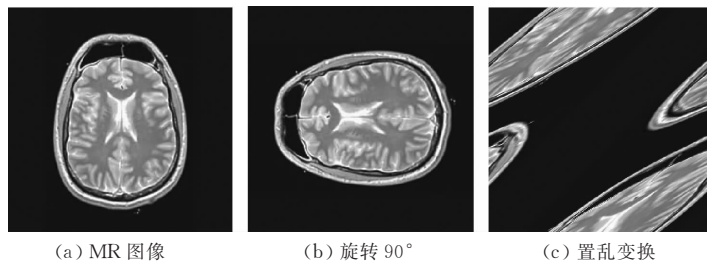


图 1 MR 图像及变换后图像

显然平移、旋转和置乱变换只是改变了像素点的空间位置,并没有改变像素点灰度值的大小,也就没有改变灰度值出现的概率。所以以上三幅图像具有相同的熵, $H=5.0875$ 。由此可见图像灰度值空间位置的改变对熵并没有影响。

在多模态医学图像配准问题中,虽然两幅图像来源于不同的成像设备,但是它们基于人体共同的解剖信息,所以当两幅图像的空间位置完全一致时,它们的对应像素的灰度互信息达到最大值,即一幅图像表达的关于另外一幅图像的信息最多。这个信息就是互信息量。标准互信息量和归一化的互信息量的定义分别为

$$MI = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (2)$$

和

$$NMI = \frac{H(X) + H(Y)}{H(X, Y)} \quad (3)$$

其中 $H(X, Y)$ 为图像 X, Y 的联合熵。基于互信息量的刚性配准可以表示为

$$T_0 = \arg \max_T MI(X, T(Y)) \quad (4)$$

即找到一个最优变换 T 使互信息量达到最大。

在配准过程中 $H(X), H(Y)$ 并没有发生太大的变化,变化较大的只是 $H(X, Y)$,也就是说配准过程中真正起作用的只是联合熵,并没有体现出图像 X, Y 的熵。为了充分利用它们的信息本文提出了共生熵和共生互信息量的概念。

3 基于共生互信息量的图像配准方法

对于一阶邻域系统(又称 4 邻域系统),每一个像素点都有 4 个相邻元素。如图 2(a)所示, x 表示像素点, y 表示不同方向的邻域。而对于二阶邻域系统(又称 8 邻域系统),每一个像素点都有 8 个相邻元素,如图 2(b)所示。

图 2(c)~(f) 为 4 种不同的邻域结构,即像素点 x 在不同方向的邻域关系。

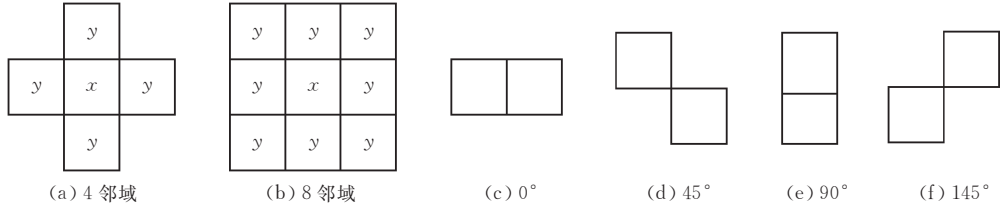


图 2 邻域系统

灰度共生矩阵 (Co-occurrence Matrix) 正是考虑了以上 4 种邻域结构. 如果一个像素的灰度值为 i , 其相邻像素灰度值为 j , 则这两个灰度像素对同时出现的概率记为 $p(i, j)$. 灰度共生矩阵不仅包含图像的灰度统计信息, 而且反映灰度分布的空间与方向信息, 即不同方向的一对相邻像素出现的概率. 由

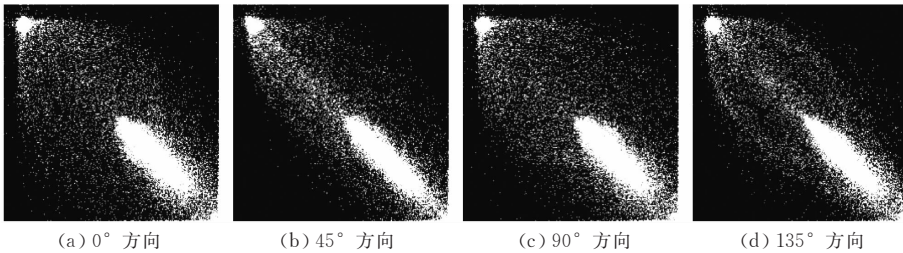


图 3 不同方向联合直方图

表 1 列出了 MR 图像及变换后图像在不同方向的共生熵.

表 1 MR 图像及变换后图像的熵

| | 共生熵 | | | |
|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 0° | 45° | 90° | 145° |
| 图 1(a) | 7.9380 | 8.0912 | 7.8789 | 8.0912 |
| 图 1(b) | 7.8789 | 8.0939 | 7.9380 | 8.0939 |
| 图 1(c) | 8.0498 | 8.3031 | 8.1582 | 8.3031 |

可见由于像素点位置的改变, 其相应的共生熵也发生改变.

两幅图像 X, Y 的联合共生熵可以定义为

$$H_{Co}(X, Y) = -\sum_i \sum_j \sum_k \sum_l p(i, j, k, l) \log p(i, j, k, l) \quad (6)$$

其中 $p(i, j, k, l)$ 表示图像 X 中一点灰度值为 i 、邻域灰度值为 j , 同时对应图像 Y 中的一点灰度值为 k 、邻域灰度值为 l 同时出现的概率. $p(i, j, k, l)$ 可以通过四维联合直方图计算得到, 但是对于一幅灰度值范围从 0~255, 256 个灰度级的图像来说, 四维联合直方图的大小为 $256 \times 256 \times 256 \times 256$, 在实际操作中是很难实现的. 下面从多元分布的角度考虑如何快速得到图像 X, Y 的联合共生熵.

n 维正态分布随机变量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 的联

合概率密度为

$$H_{Co}(X) = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (5)$$

它反映了区域内的随机程度, 包含了图像灰度关于方向、相邻元素及幅度变化的综合信息. 当所有 $p(i, j)$ 都相等时, 熵达到最大值. 图 3 为图 1 所示 MR 图像在不同方向的联合直方图.

合概率密度为

$$p(\mathbf{x}) = p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{C}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{u})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{u}) \right\} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$ 为变量 \mathbf{x} 的均值, \mathbf{C} 为协方差矩阵. 它的熵^[9]为

$$H(\mathbf{x}) = \log[(2\pi e)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{C}|^{\frac{1}{2}}] \quad (8)$$

由文献[10]可知, 对于图像 X, Y , 将 (i, j, k, l) 看作变量, 可以认为它近似服从正态分布, 从而可以求出 X, Y 的联合共生熵:

$$H_{Co}(X, Y) = \log[(2\pi e)^2 |\mathbf{C}|^{\frac{1}{2}}] \quad (9)$$

这样就得到了一种新的相似性准则——共生互信息量:

$$Co-MI = H_{Co}(X) + H_{Co}(Y) - H_{Co}(X, Y) \quad (10)$$

显然新的准则中不仅包含了图像灰度的统计信息, 而且包含了图像的空间与方向信息.

4 实验分析

为了验证本算法速度快、精度高、鲁棒性强的特点, 我们考虑二元邻域关系, 采用 Powell 优化算法.

用 Matlab7.0 在 PC 机(P4 3.0GHz CPU, 512MB 内存, WindowsXP 操作系统)上进行了实验, 并与传统的互信息量方法以及改进的与梯度信息相结合的 GMI^[8]方法进行了比较. 最后以 B 样条^[11]为变形函数, 以共生互信息量为相似性准则, 将该方法应用到医学图像的弹性配准中.

实验 1. 验证本文方法对图像大小的鲁棒性.

由于互信息量是对图像概率分布的计算, 在数据量减少时就容易出现误配. 下面是对大小为 64×64 的 MR 与 PET 图像进行配准的实验. 由于图像尺寸较小, 图像联合直方图的统计总数会大量减少, 这就像统计样本变小一样. 这样联合直方图就会成为一个稀疏矩阵, 对配准参数的变化变得极为敏感. 同时

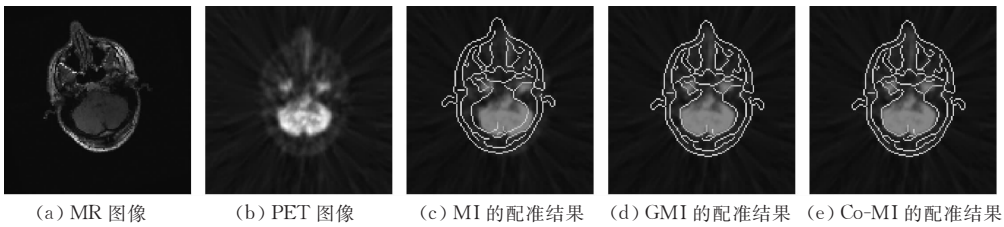


图 4 实验 1 的配准结果

实验 2. 验证本文方法对噪声的鲁棒性.

图 5(a)~(d) 是完全对准的磁共振 PD 加权和 T1 加权图像, 及分别加入方差为 0.01 和 0.02 的高斯噪声后的图像. 以含噪声的 T1 加权图像为浮动图像进行旋转, 计算旋转后图像与含噪声的 PD 加权图像的互信息量. 图 5(e) 为标准互信息量的变化曲线, 横坐标为旋转角度 ($\pm 30^\circ$), 纵坐标为互信息量大小. 由于图像噪声较大, 削弱了图像间的相关性, 得到的曲线波动较大. 图 5(f) 是 GMI 的变化曲

线, 正如前面分析到的, 由于图像梯度本身就对噪声十分敏感, 当图像中存在一定的噪声时, 梯度信息反而恶化了互信息的光滑性, 使目标函数波动变大, 出现了更多的局部极值点. 图 5(g) 是利用共生互信息量得到的曲线, 由于共生互信息量考虑的是相应灰度点及其邻域出现的概率, 从而抑制了噪声的影响, 增强了配准的准确性和鲁棒性. 可以看出利用本文方法求出的曲线比较平滑, 并保持了良好的凸性.

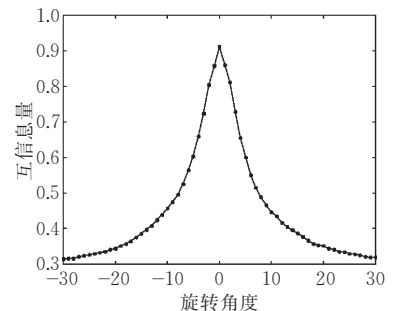
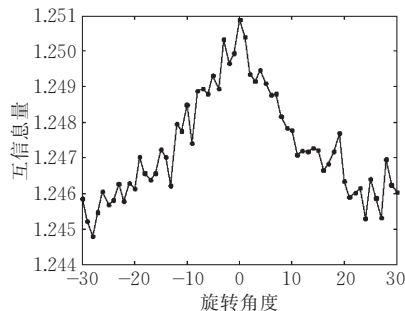
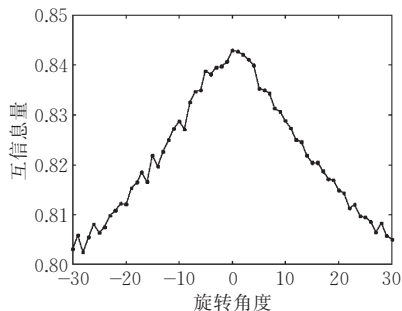
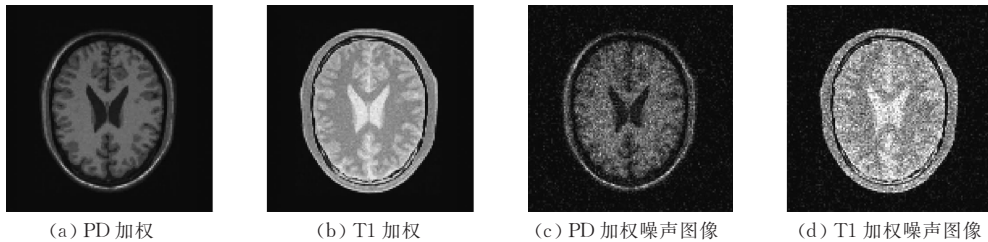


图 5 实验 2 的配准结果

实验 3. 验证本文方法对数据缺失的鲁棒性.

由于互信息量只依赖于图像灰度信息,当待配准图像本身包含的有效信息较少时,配准效果较差.图 6(a)所示的 CT 图像反映的主要是骨骼结构等硬组织的信息,灰度变化范围较小,与 MR 图像配准时主要是利用的边缘处信息.如果图像有较大缺损时,就容易出现误配.图 6(c)为利用标准互信息

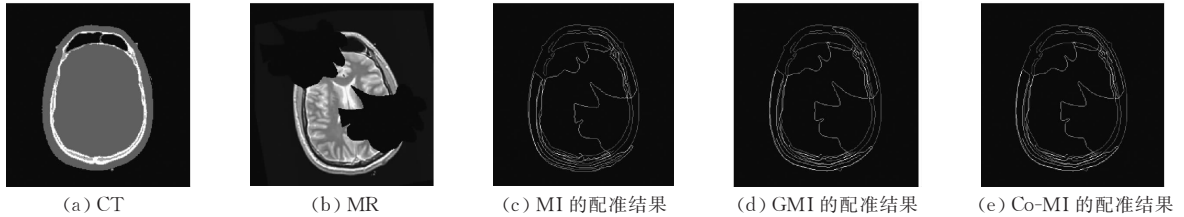


图 6 实验 3 的配准结果

实验 4. 共生互信息量在弹性配准中的应用.

本实验参考 Kybic 提出的基于 B 样条的弹性配准算法^[11],以 B 样条为变形函数,以共生互信息量为相似性准则,寻找最优变换 T.图 7(a)为一幅心脏灌注的 MR 图像,图 7(b)为变形后图像.图 7(c)为未



图 7 实验 4 的配准结果

量配准后的结果.可以看出两幅图像的边缘没有重合.求出的平移,旋转量为 $\Delta x=9, \Delta y=7, \Delta r=11$,与正确的 $\Delta x=10, \Delta y=7, \Delta r=10$ 存在一定偏差. GMI 和 Co-MI 不仅包含图像的灰度统计信息,而且反映灰度分布的空间信息,得到的参数与正确值相吻合,但 GMI 方法所需时间大约为 Co-MI 方法的两倍.

配准前两图直接相减的结果,图 7(d)为利用 Kybic 算法配准后图像相减的结果,明显地可以看出在头颈及心脏周围仍然没有配准,而利用 Co-MI 算法基本上可以配准,能够满足临床医生的需要.

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,提出了共生互信息量的概念,并引入多元统计的方法来计算图像的联合共生熵.实验结果表明,本方法充分利用了图像的灰度信息和空间信息,很好地解决了基于互信息量的图像配准中出现的鲁棒性问题.更为重要的是,作为一种一般性的配准算法,Co-MI 算法如同 MI 一样,可以应用到图像配准以外的更广阔的领域,如经济学、运筹学、模式识别等.

致 谢 感谢南方医科大学冯前进、颜刚、李彬、吕庆文、冯衍秋以及香港科技大学施鹏程等几位教授的帮助和讨论!感谢天津医科大学总院提供的大量医学图像资料!

参 考 文 献

- [1] Maintz J B A, Viergever M A. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1): 1-36
- [2] Brown L G. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325-376
- [3] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000
- [4] Maes F, Collignon A, Vandermeulen Dirk et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 189-198
- [5] Viola P, Wells W M. Alignment by maximization of mutual information//*Proceeding of the 5th International Conference on Computer Vision*. DC, USA, 1995: 16-23
- [6] Pluim J, Maintz J, Viergever M. Mutual information based registration of medical images: A survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 986-1004
- [7] Studholme C, Hill D L G, Hawkes D J. An overlap invariant

entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, 1999, 32: 71-86

- [8] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(8): 809-814
- [9] Shannon C. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 1948, 27: 379-423

- [10] Russakoff D B, Tomasi Carlo, Rohlfing Torsten et al. Image similarity using mutual information of regions//*Proceeding of the 8th European Conference on Computer Vision*. Prague, Czech, 2004: 596-607
- [11] Kybic J, Unser M. Fast parametric elastic image registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(11): 1427-1442



LU Zhen-Tai, born in 1981, Ph. D. candidate. His current research interests include medical image registration and fusion.

CHEN Wu-Fan, born in 1949, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include image processing, pattern recognition, Gibbs random field and generalized fuzzy set theory.

Background

This work is supported in part by the National Basic Research Program(973 Program) of China(No. 2003CB716103). In this project, medical images and electrophysiological signals are the main research focuses, which are also key problems in the current field of medical information processing. The research outcomes of the project not only enriches the content of life science and information science, and promote the development of these fields, but also become a kind of new knowledge economy in post-processing software of medical clinical information. Especially, it will provide new intellectual properties for independently development of medical

imaging equipments in China.

The research group's interests include image understanding and analysis, image segmentation, registration and medical image computing. The group has proposed some novel algorithms about image registration, such as elastic registration algorithm of medical image based on the apriori knowledge and Markov Random Field model, mixing rigid-elastic multiresolution algorithm for medical image registration, etc. And a new registration method based on co-occurrence mutual information is presented in the paper.