文章编号：1000-8608(2009)03-0387-04

基于互信息与梯度相似性相结合的医学图像配准方法

陈伟卿[1,2]， 欧宗瑛*[1,2]， 李冠华[1,2]， 韩 军[3]， 赵德伟[4]， 王卫明[4]

（1.大连理工大学 机械工程学院 CAD&CG 研究所，辽宁 大连 116024；
2.大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室，辽宁 大连 116024；
3.大连现代高技术发展有限公司，辽宁 大连 116021；
4.大连大学附属中山医院，辽宁 大连 116001）

摘要： 针对传统互信息配准方法未利用图像空间信息的缺点，提出一种将互信息与梯度相似性结合的医学图像配准方法.待配准图像的每组对应点的梯度相似性包括方向相似性和模值相似性.待配准图像整体梯度相似性系数由各对应点对的梯度相似性之和决定，该系数与传统互信息的乘积作为图像配准的测度.利用2D多模图像分别进行平移、旋转、采样，得到配准函数曲线，并给出具体的配准实例.实验结果表明，该方法比传统互信息有更高的鲁棒性和精度.

关键词： 图像配准；互信息；梯度相似性
中图分类号： TP391 **文献标志码：** A

0 引 言

图像配准是指将一幅图像（浮动图像）中的像素点进行坐标变换映射到另外一幅图像（参考图像）中，从而使得两幅图像的相关像素点在空间位置上达到一致.医学图像配准技术是目前医学图像处理中的研究热点之一，将患者同一部位相关的多模态图像（如CT、MRI、fMRI）等配准后进行分析，对于临床诊断和治疗有重要意义.近年来，基于互信息（mutual information，简称MI）的配准方法，由于不需要待配准图像其他有关先验知识，能适用不同物理量分布之间的匹配，已被广泛应用.

然而，互信息方法还有一定的局限性.例如，仅利用了对应点对的信息，没有挖掘和引用图像中像素之间的内在联系；此外，当图像分辨率较低，图像中包含信息较少，或两图像的重叠区域较小时，互信息方法将导致错误的匹配[1].自从Wells等[2]和Maes等[3]提出互信息方法以来，很多学者都对互信息做了改进.值得一提的是Studholme等[4]提出了正则化互信息（normalized MI）作为两幅图像之间互信息的度量，降低了传统互信息计算中对重叠区大小的敏感程度.近年来，又有学者提出在互信息配准计算中引入梯度、共生矩阵等相关反映灰度在图中分布的信息，使得互信息配准的精度和鲁棒性得到增强[1,5,6]，显示了将图像之间互信息与图像内部空间信息结合的重要性.本文提出一种将互信息和梯度相似性相结合的新配准方法.

1 互信息的基本原理

互信息是信息统计学中一个重要概念，用来描述两个系统之间的统计相关性，或一个系统包含另一个系统的信息的多少，一般用熵来表示.熵是信息分布散度即信息不确定性的测度.系统 A 的熵为

$$H(A) = -\sum_a p_A(a)\log\, p_A(a) \qquad (1)$$

其中 $a \in A$，若 $H(A \mid B)$ 表示已知系统 B 时 A 的条件熵，那么 $H(A)$ 与 $H(A \mid B)$ 的差值代表系统 B 中包含 A 的信息，即互信息

$$I(A,B) = H(A) - H(A \mid B) = H(A) + H(B) - H(A,B) \qquad (2)$$

其中 $H(A,B)$ 为两系统的联合熵.

在基于互信息的图像配准中，一幅图像的熵反映了该图像中像素灰度的分布情况，可由其灰度概率分布计算.两幅图像的联合熵由其灰度联合概率分布计算得到.图像 A、B 完全配准时，其

收稿日期： 2007-06-20； **修回日期：** 2009-03-27.
基金项目： “八六三”国家高技术研究发展计划资助项目（863-306-ZD13-03-6）；大连市科技局科技计划资助项目（2005E21SF134）.
作者简介： 陈伟卿（1976-），女，博士生；欧宗瑛*（1936-），男，教授，博士生导师.

相互包含的信息总量最大，此时互信息值达到最大. 基于互信息的图像配准的过程就是寻找一个最优坐标变换

$$T_0 = \arg\max_T I(A, TB) \tag{3}$$

使得浮动图像 B 经过此变换后与参考图像 A 的互信息最大. 其中 TB 为图像 B 经变换 T 后生成的图像.

自从互信息作为图像配准准则被引入以来，就被多数研究者认可. 它的优点有：不需要任何预处理，可以利用图像灰度直接进行配准；相对于基于特征的图像配准方法而言，其精确性和鲁棒性较好. 互信息测度对两图像的重叠区域大小比较敏感，因而 Studholme 等[4]又提出了正则化互信息

$$NMI = (H(A) + H(B))/H(A,B) \tag{4}$$

作为配准准则. 研究表明，正则化互信息有更好的鲁棒性，所以本文中采用上式计算互信息值.

2 结合梯度相似性的互信息方法

互信息计算中并未涉及图像内部的空间信息(除了图像变换时灰度的插值). 对于多模态图像配准，尽管不同的成像模式得到的同一器官图像会有不同的灰度，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，待配准图像之间的梯度存在一定的相似性. 因此，本文提出了将互信息与梯度相似性相结合的配准方法. 两幅图像所有对应点对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(简称 GSMI).

2.1 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 $\boldsymbol{x}$，其在浮动图像 B 中的对应点为 $\boldsymbol{y}$，则这组对应点对 $(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ 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.

2.1.1 *方向相似性* 点 $\boldsymbol{x}$ 与点 $\boldsymbol{y}$ 的梯度矢量分别记为 $\nabla \boldsymbol{x}$ 和 $\nabla \boldsymbol{y}$，其夹角为

$$\alpha_{x,y} = \arccos \frac{\nabla \boldsymbol{x} \cdot \nabla \boldsymbol{y}}{|\nabla \boldsymbol{x}||\nabla \boldsymbol{y}|} \tag{5}$$

其中 $|\cdot|$ 表示模值. 对多模医学图像而言，不同的成像技术可能导致同一组织在不同模态图像中具有不同的灰度，对应点的梯度矢量将会指向相同或者相反的方向，因此，无论两梯度矢量夹角为 0 或 π，均认为此时两梯度方向相似. 为此，引入下面的函数计算对应点对的方向相似性：

$$\omega(\alpha_{x,y}) = \frac{\cos(2\alpha_{x,y}) + 1}{2} \tag{6}$$

该函数的走势如图 1 所示.

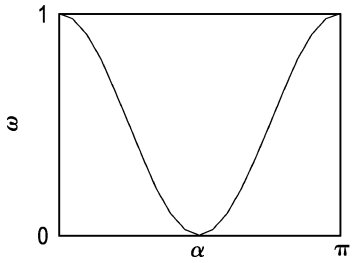


图 1 方向相似性函数

Fig. 1 Function for gradient directions similarity

2.1.2 *模值相似性* 由于不同模态图像的成像原理及过程不同，一种模态的图像中某些点处的较强梯度值在另一模态图像中可能消失或者并不显著. 本文认为，若一组对应点对的梯度矢量的模值相近，则认为该点对在模值上更相似. 因此，用对应点对的梯度模值的比值(小于 1)作为该点对的模值相似性测度.

$$g_{x,y} = \begin{cases} \dfrac{\min(|\nabla \boldsymbol{x}|, |\nabla \boldsymbol{y}|)}{\max(|\nabla \boldsymbol{x}|, |\nabla \boldsymbol{y}|)}; \\ \quad \max(|\nabla \boldsymbol{x}|, |\nabla \boldsymbol{y}|) \neq 0 \\ 1; \quad \max(|\nabla \boldsymbol{x}|, |\nabla \boldsymbol{y}|) = 0 \end{cases} \tag{7}$$

2.2 梯度相似性与互信息结合的联合配准测度

对待配准图像 A 和 B，分别计算各对应点对的梯度相似性后，两幅图像的整体梯度相似性可由下式计算：

$$GS(A,B) = \sum_{(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) \in (A \cap B)} \omega(\alpha_{x,y}) g_{x,y} \tag{8}$$

与正则化互信息通过如下方式结合：

$$GSMI = GS(A,B)NMI(A,B) \tag{9}$$

将 $GSMI$ 作为图像配准相似性测度.

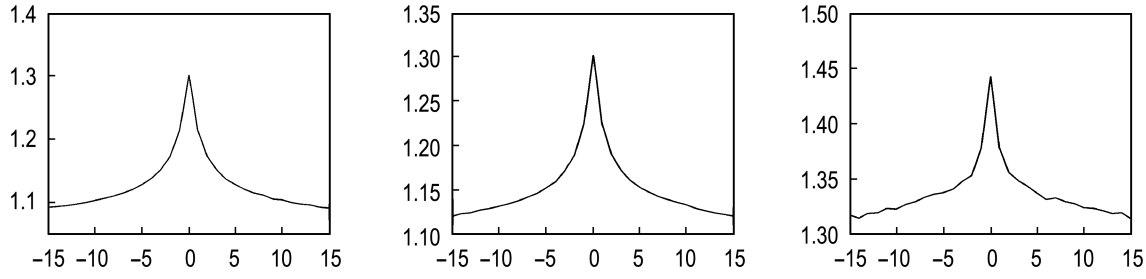
3 实 验

为了验证配准方法的性能，本文进行了如下 2D 图像配准实验：MR-T1 与 MR-T2、MR-T1 与 MR-PD. 实验数据来自文献[7]. 计算图像梯度时采用 Sobel 算子.

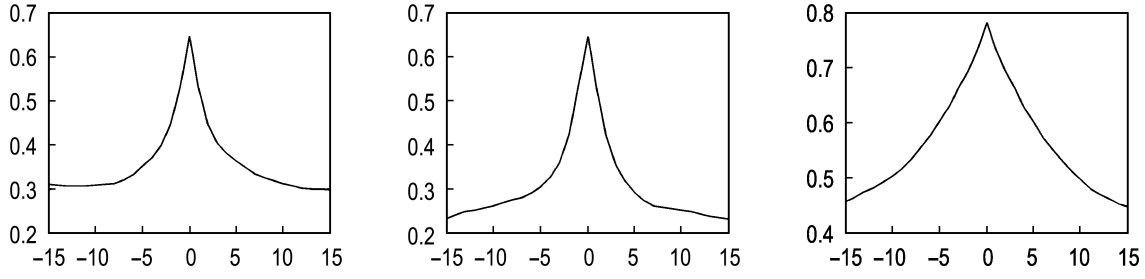
3.1 配准函数曲线

本实验中，参考图像为 MR-T1 模态，浮动图像为 MR-T2 模态. 就图像的平移、旋转、亚采样后旋转 3 种情况，分别对正则化互信息 NMI 和本文提出的 GSMI 方法的函数曲线进行了比较.

由图 2 可见，就全分辨率而言，平移和旋转两种情况下二者函数曲线相差不大. 但 GSMI 方法曲线更尖锐，最优值更加突出. 亚采样时，由于图像灰度级仍保留为[0,256]，而图像的大小缩小为原图的 1/16，联合直方图成为相对稀疏的矩阵，传统互信息 NMI 曲线出现锯齿；这种情况下，GSMI



(a) 浮动图像平移，NMI　　(b) 浮动图像旋转，NMI　　(c) 浮动图像采样加旋转（采样因子 4），NMI



(d) 浮动图像平移，GSMI　　(e) 浮动图像旋转，GSMI　　(f) 浮动图像采样加旋转（采样因子 4），GSMI

图 2　MR-T1 与 MR-T2 的配准函数曲线

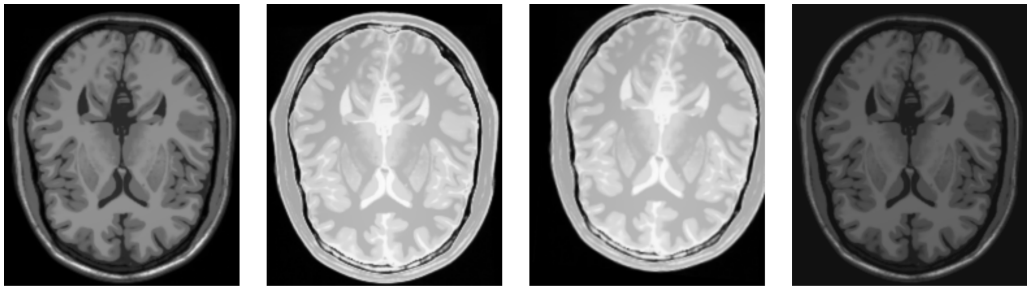
Fig. 2　Registration functions for MR-T1 and MR-T2 matching

仍能保持比 NMI 相对平滑的曲线.

3.2　准确性分析

为了验证配准方法的准确性，进行了具体的配准实验. 参考图像和浮动图像如图 3 所示. 图 3(a)为 MR-T1 参考图，其对应的 MR-PD 图如图 3(b)所示，即二者为严格对准图像. 将图 3(b)施以一定的空间变换，旋转角度为 5°，X、Y 方向的平移量均为 10 pixel，得到浮动图像，如图 3(c)所示.

配准过程中采用 Powell 优化算法. 图像变换采用的插值方法为三线性插值. 分别采用正则化互信息 NMI、本文方法 GSMI 作为配准测度，得到的配准结果如表 1 所示. 从结果可以看出，GSMI 方法在平移方面与 NMI 方法结果相近，而在旋转角度上精度比 NMI 方法要高.



(a)参考图MR-T1　　(b)图(a)的MR-PD图　　(c)图(b)的变换图　　(d)图(a)的变换图

图 3　配准图像

Fig. 3　Registration images

表 1　NMI、GSMI 配准结果比较

Tab. 1　Registration results comparison of NMI, GSMI

	旋转角度/(°)	X 方向平移量/pixel	Y 方向平移量/pixel
精确值	5	10	10
NMI	4.529 8	9.999 2	9.189 0
GSMI	4.828 4	9.999 2	9.056 0

若将图 3(a)的亮度和对比度调低，得到图 3(d)，仍作为参考图，得到的配准结果见表 2. 由于 GSMI 方法加入了梯度信息，无论在旋转角度还是平移方面，精度都比 NMI 方法明显高得多.

表 2 图像亮度及对比度对配准结果的影响

Tab. 2 Effect of illumination and contrast on registration results

	旋转角度/(°)	X 方向平移量/pixel	Y 方向平移量/pixel
精确值	5	10	10
NMI	4.410 1	9.998 8	8.963 4
GSMI	4.988 3	9.998 3	9.083 4

4 结 论

本文提出了梯度相似性的概念,研究了传统互信息与梯度相似性相结合的图像配准方法,并就图像平移、旋转和亚采样等不同情况下的性能进行了分析.具体的配准实验结果表明,由于加入了图像的梯度信息,本文方法对多模态医学图像配准有更高的配准精度和鲁棒性.

参考文献:

[1] PLUIM J P W, MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information [J]. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 2000, **19**(8): 809-815

[2] 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

[3] 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

[4] 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

[5] 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: SPIE Press, 2000

[6] WANG X X, TIAN J. Image registration based on maximization of gradient code mutual information [J]. **Image Analysis and Stereology**, 2005, **24**: 1-7

[7] McConnell Brain Imaging Centre Montreal Neurological Institute. BrainWeb: Simulated Brain Database [DB/OL]. [2007-04-12]. http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/

Medical image registration based on mutual information combined with gradient similarity

CHEN Wei-qing[1,2], OU Zong-ying*[1,2], LI Guan-hua[1,2], HAN Jun[3], ZHAO De-wei[4], WANG Wei-ming[4]

(1. CAD & CG Laboratory, School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Key Laboratory for Precision & Non-traditional Machining Technology of Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
3. Dalian Modern High Technology Development Cooperation Limited, Dalian 116021, China;
4. Affiliated Zhongshan Hospital of Dalian University, Dalian 116001, China)

Abstract: To solve the drawback that typical mutual information-based registration neglects the spatial information of images, a new medical image registration method is developed by combining mutual information with gradient similarity. The gradient similarity of each pair of corresponding points includes direction similarity and module similarity. The summation of the similarity term for all sample pairs gives the gradient similarity of two registration images, which is multiplied by the mutual information to form the final registration metric. Registration functions are analyzed and compared, applying in different transform such as translation, rotation and sub-sampling of 2D multi-modal images, respectively. Experimental results show that the new method performs better than typical mutual information in robustness and precision.

Key words: image registration; mutual information; gradient similarity