

三维旋转估计及其在医学影像配准中的应用

张文妙韵^{1,2}, 周 武², 戴培山¹

1. 中南大学地球科学与信息物理学院, 湖南 长沙 410083; 2. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055

【摘要】目的:针对基于迭代优化的影像配准方法在迭代初始值离目标值较远的情况下普遍需要消耗较多的时间或者易陷入局部极值的问题,提出了一种基于局部梯度信息统计相关的三维旋转估计方法。**方法:**首先通过构建三维高斯梯度滤波器求出影像的局部梯度,然后根据局部梯度计算出影像的方向分布直方图,最后由两幅影像对应的方向分布直方图相关匹配的结果估计旋转差异。将该方法应用于基于优化的医学影像刚体配准中,比较在没有初始值估计和由该方法提供初始值估计的两种不同情况下配准迭代所需的时间以及配准后的效果。**结果:**经过测试,当虚拟旋转的角度不是很大时(比如在 20° 以内),该方法估计的结果与虚拟变换设定值之间的偏差通常不会超过 3° ,一般在 2° 以内。同时,该方法在医学影像配准中的应用明显减少了迭代所需的时间,且相比较由于不了解迭代初始值的信息而将其假设为零的情况,通过应用该方法来估计初始值有效降低了优化在迭代过程中陷入局部极值的可能。**结论:**当影像之间的旋转差异不是太大时(比如不超过 20°),可以采用本文提出的方法来估计旋转,并且能获得较为理想的估计结果。此外,该方法在医学影像刚体配准中的应用提高了迭代优化的效率,也有助于进一步避免局部最优的问题。

【关键词】三维旋转估计;梯度方向;直方图匹配;医学影像配准;迭代优化

【中图分类号】R312;TP391.41

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2015)04-0542-08

Three dimensional rotation estimation and its application in medical image registration

ZHANG Wen-miaoyun^{1,2}, ZHOU Wu², DAI Pei-shan¹

1. School of Geosciences and Infophysics, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China

Abstract: Objective To propose a three dimensional (3D) rotation estimation method based on statistical correlation of local gradient information, because the image registration based on iterative optimization generally consumes much time or easily fall into the local extrema when the iterative initial values are far away from the target values. **Methods** A 3D Gaussian gradient filter was constructed to obtain the local gradients of images. And the orientation distribution histograms were calculated based on the obtained local gradients. Finally, the rational differences were estimated by the relevant matching results of the corresponding orientation distribution histograms of these two images. This method was applied into rigid medical image registration based on iterative optimization to provide estimated initial values, and then the time needed for registration iteration and the registration effects under different condition with or without estimated initial values were compared. **Results** When the angle of virtual rotation between the two images was not too large, such as within 20° , the deviation between the results estimated by this method and virtual transformation set value was less than 3° , and it was always in the range of 2° . Furthermore, this method obviously reduced the time needed for the iteration in the medical image registration, and effectively reduced the possibility of falling into the local extrema during the iteration, compared with the situation of just assuming iterative initial values to be zero. **Conclusion** When the rotation angle between the two images is not too large, such as within 20° , the proposed method can obtain satisfactory estimated results and its application in rigid medical image registration improves the efficiency of iterative optimization and reduces the appearance of local extrema.

Key words: three dimensional rotation estimation; gradient orientation; histogram matching; medical image registration; iterative optimization

【收稿日期】2015-02-22

【作者简介】张文妙韵(1987-),硕士研究生,主要研究方向:三维医学影像的配准。Tel: 15717490601; E-mail: 1172862618@qq.com。

【通信作者】周 武(1984-),博士,助理研究员,主要研究方向:图像分割、多模图像的非刚性配准。Tel: 15814646010; E-mail: wu.zhou@siat.ac.cn。

戴培山(1975-),博士,副教授,主要研究方向:医学图像处理、医学仿真建模。Tel: 13787096016; E-mail: daipeishan@163.com。

前言

在医学影像分析中,配准技术被用来为不同时刻或者通过不同成像模式获得的医学影像之间建立有意义的空间对应关系,已被广泛应用于计算机辅助诊断和介入治疗。传统的三维影像配准方法大多是基于优化某一相似性度量如平方差之和^[1]、互信息^[2-3]或归一化的互信息^[4]来实现。在传统的迭代优化过程中,由于不知道真实值,一般将迭代的初始值默认设置为零,这样当初始值远离真实值时,优化过程往往需要较多的迭代次数,或者因陷入局部极值而停止迭代^[5]。为了克服这些问题,学者们进行了大量的研究,有些从优化方面加以改进,比如采用将不同优化方法结合的混合优化算法^[6-9],或者根据实际情况对优化搜索的空间加以约束^[10];也有些通过由粗及精的多分辨率方式来提高配准的效率和鲁棒性^[11-13]。但是如果能够预先估计迭代优化的真实值,使优化迭代的初始值设定为接近目标值,降低优化的搜索空间,那么配准的性能将显著提升。

在医学影像配准的临床应用中,通常先通过刚体或仿射变换来模拟影像之间的全局形变,之后再根据情况用非刚体变换优化影像之间的局部形变^[14]。其中刚体变换由旋转和平移组成,快速且准确地通过优化搜索到刚体变换的参数(在三维空间中是由3个旋转参数和3个平移参数组成)是图像配准中非常普遍且关键的一步。在刚体配准实现的过程中,影像之间的平移通常可通过质心对齐来消除,如果能估计出旋转参数的真实值,那么刚体配准优化迭代的初始值就可以设定为接近目标值。

目前在三维医学影像自动配准中,被用来估计旋转差异的方法有基于傅里叶变换的方法^[15]和基于图像矩的方法^[16]等,其中基于傅里叶变换的方法利用平移不变的频谱幅值估计旋转,当两幅影像不是同一种模态时,它们的频谱之间很可能不再符合幅值平移不变的特征,那么用这种方法就会比较困难;而基于矩的方法通过二阶中心矩来确定图像的旋转,需要预分割图像来计算矩,这个步骤往往会使配准的过程复杂化。在不同模态的医学影像之间,梯度信息的分布通常具有相当高的对应性,于是基于影像梯度信息的统计相关提出了一种新的三维旋转估计方法。将该方法应用于基于优化的医学影像刚体配准中,通过预先估计待配准影像之间的旋转差异使得优化迭代的初始值尽量接近真实值,由此提高优化的效率和配准的性能。

1 材料与方法

在二维空间中,将一幅影像相对自身旋转某一角度,转动的值等同于这两幅影像的方向分布直方图之间的平移量,所以影像之间的旋转差异可以通过求方向分布直方图的相关匹配来估计^[17]。二维旋转估计的流程如图1所示。本文采用高斯梯度计算影像的局部梯度方向,然后依据局部梯度方向计算影像的梯度方向分布直方图。于是两幅图像之间的旋转估计被转化为它们对应的梯度方向分布直方图之间的平移量检测。

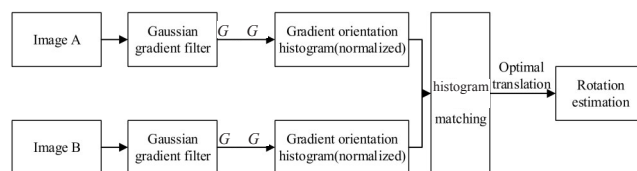


图1 二维旋转估计流程图

Fig.1 Flowchart of two dimensional rotation estimation

而在三维空间中,旋转的定义除了需要指定旋转角度以外还需指定旋转轴。根据欧拉旋转定理^[18],按照右手螺旋法则绕 x 、 y 、 z 3个坐标轴旋转的矩阵如下:

(1)

其中 α 、 β 和 γ 分别代表绕 x 、 y 和 z 轴旋转的角度,任何三维旋转矩阵都可以用这3个旋转矩阵的乘积来表示:

(2)

为了便于表达三维空间中的旋转,本文采用欧拉角 α 、 β 和 γ 来描述两幅三维影像之间的旋转差异,其中 z 轴从右至左垂直于影像的矢状面, y 轴从前至后垂直于影像的冠状面, x 轴由下至上垂直于影像的横截面。三维旋转差异估计的具体流程如图2所示。首先,通过三维高斯梯度滤波获得影像在 x 、 y 和 z 3个坐标轴方向的局部梯度(本文分别计作 G_x 、 G_y 和 G_z)。然后,分别统计3个坐标轴对应的局部梯度之间的夹角(局部梯度方向)的分布直方图(本文分别为 H_x 、 H_y 和 H_z ,其中是 H_x 由 G_x 和 G_y 计算得到, H_y 由 G_y 和 G_z 计算得到, H_z 由 G_z 和 G_x 计算得到)。

计算得到, 是由 与 计算得到, 是由 和 计算得到)。为了减少影像之间尺度差异的影响,统计得到的直方图在匹配之前均经过归一化处理。最后,由参考图像的 和浮动图像的 匹配的结果估计影像之间绕 轴的旋转差异 ,由 和 匹配的结果估计绕 轴的旋转差异 。后文将从局部梯度的计算、方向分布直方图的统计、直方图的匹配和旋转角度的确定这4个方面详细介绍本文提出的方法。

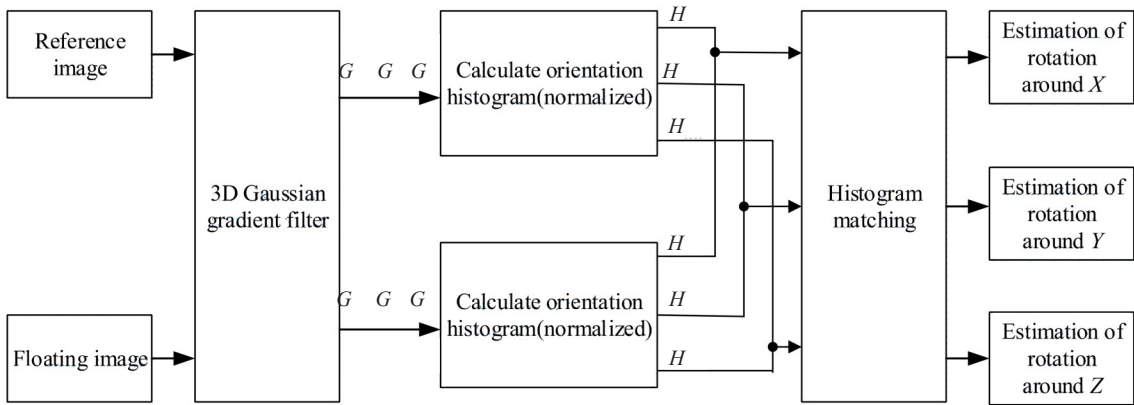


图2 三维旋转估计流程图

Fig.2 Flowchart of three dimensional rotation estimation

1.1 局部梯度的计算

在三维影像中,局部梯度可以通过体素在3个坐标轴方向的一阶偏导数得出:

(3)

其中, 是沿 轴方向的局部梯度, 是沿 轴方向的局部梯度, 是沿 轴方向的局部梯度,三维影像中的局部梯度方向定义如下:

(4)

三维体局部梯度的具体计算可以通过 、 、 3个坐标轴方向的梯度核函数分别与图像卷积运算来实现。为了减少噪声方向的影响,本文采用高斯梯度核函数作为梯度滤波器的卷积核:首先,对各向同性的三维高斯函数

(5)

分别求关于 、 、 的一阶偏导数,得到对应于3个坐标轴方向的高斯梯度函数 、 与 :

其中, σ 是高斯函数的标准偏差。将 、 和 分别离散至一个特定大小的三维矩阵然后各自归一化,得到对应于3个坐标轴方向的高斯梯度核函数[这里分别计作 、 和]。将三维影像与这3个方向的高斯梯度核函数分别做卷积运算的过程即为三维高斯梯度滤波,输出为影像的三维局部梯度 、 和 [其中 是由影像与 卷积运算获得, 是由影像与 卷积运算获得, 是由影像与 卷积运算获得]。

1.2 方向分布直方图的统计

获得三维影像的局部梯度 、 和 以后,按照公式(4)计算局部梯度方向 、 和 ,之后通过累计每个体素的梯度方向值构建分布直方图,针对 、 和 统计的直方图本文分别计作 、 和 。虽然将直方图的角度分辨率适当设定的较小可以提高角度估计的精度,但是为了折中匹配的效率与估计的精度,本文角度分辨率设为1°,直方图的角度范围一般都默认是360°。由于两幅待配准

的影像所覆盖的解剖结构的部分可能不完全相同,为最大化影像之间的重叠区域,直方图的统计范围被限制在三维体所包含的最大球体之内。此外,为了降低三维体数据之间尺度差异的影响,统计的直方图在匹配之前均通过归一化处理。

1.3 方向分布直方图的匹配

本文采用 范数来度量两幅直方图的相关性。所谓直方图匹配就是将一幅直方图在另一幅直方图上循环滑动来寻找 范数的最小值。假设直方图中的角度分块数为 ,待匹配的是参考图像的直方图 与浮动图像的直方图 ,那么该过程就是在 的范围内寻找

(9)

的最小值。由于滑动是循环进行的,所以当 时, 用 来代替。此外,为了提高匹配结果的可靠性,本文也测试了 范数,即在 与 匹配的过程中也记录了

(10)

的值,并将该值作为参考值。

1.4 旋转角度的确定

在直方图匹配的过程中,如果 $F_c(j)=\min(F_c(j))$,那么该平移量 就被用于估计两幅影像之间的旋转差异,角度确定公式为:

(11)

其中, 是直方图的角度范围, 是直方图中的角度分块数。

2 结果与讨论

为验证本文方法估计三维旋转差异的有效性,实验测试了在真实值已知的情况下该方法的表现,即将一幅影像相对另一幅影像虚拟旋转某一角度,然后用本文提出的方法估计虚拟变换得到的浮动图像与参考图像之间的旋转差异。此外,为了测试该方法在医学影像配准中的作用,本文测试并比较了在没有优化迭代初始值(即将变换参数的迭代初始值都默认设置为零)和该方法提供旋转初始估计值的两种情况下优化的效率及配准的性能。本文基于的实验平台是:CPU 3.30 GHz, RAM 2.00 GB。

2.1 三维旋转差异估计测试

(1)同模影像旋转差异估计测试:图3所示的 T_2 加权磁共振影像(利用西门子 3.0T MRI Sonata 采集的一位志愿者大脑数据,其体素尺寸: ,物理尺寸:202.5 mm×240 mm×136.5 mm,体素间隔:0.062 5 mm×0.062 5 mm×6.499 98 mm)被用来测试本文方法估计同模影像旋转差异的表现。实验将 T_2 影像作为参考图像,并将 T_2 影像对自身虚拟变换得到浮动图像,在测试的10组实验中,绕着3个坐标轴虚拟旋转的角度在 $0^\circ\sim 20^\circ$ 范围内随意设置。同模旋转差异估计测试的结果如表1所示。

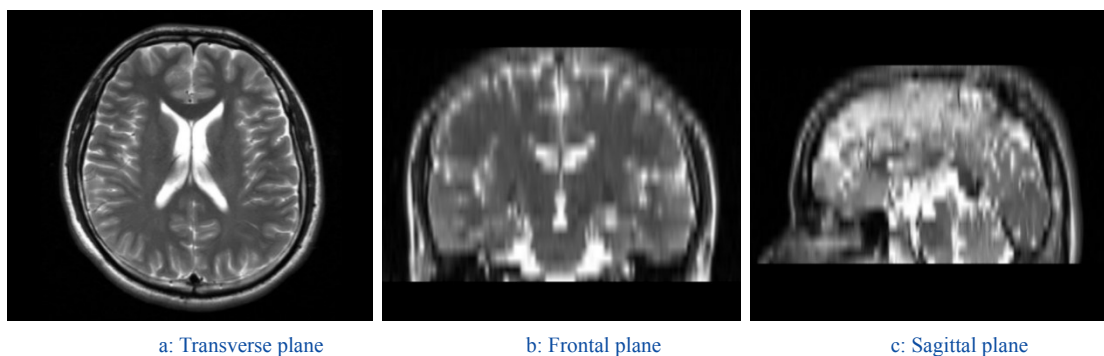


图3 用于同模旋转差异估计测试的大脑 T_2 加权磁共振影像

Fig.3 Brain T_2 weighted MRI for mono-modality rotation estimation test

(2)多模影像旋转差异估计测试:不同模态的医学影像中灰度的变化方向可能刚好相反,比如图4所示的 T_1 加权磁共振影像和 T_2 加权磁共振影像(T_1 加权影像的体素尺寸:416×512×19,物理尺寸:186.875 mm×230 mm×123.5 mm,体素间隔:0.449 219 mm×0.449 219 mm×6.499 99 mm; T_2 加权影像的体素尺

寸: ,物理尺寸:186.875 mm×230 mm×123.5 mm,体素间隔:0.299 479 mm×0.299 479 mm×6.499 99 mm),在 T_1 影像中由黑变白的位置可能刚好与 T_2 影像中由白变黑的位置对应,那么,在这样的像素点梯度方向会有 180° 的偏差。所以,利用本文方法测试类似这样的不同模态影像之间的旋转差异的

表 1 同模影像旋转估计测试 (°)
Tab.1 Rotation estimation test between mono-modality images (°)

Case	Synthetic rotation			Estimation			Deviation		
(1)	1	1	1	1	1	1	0	0	0
(2)	8	7	9	7	8	9	1	1	0
(3)	3	9	17	5	10	17	2	1	0
(4)	10	15	18	11	16	18	1	1	0
(5)	20	20	20	20	21	21	0	1	1
(6)	11	12	13	11	13	13	0	1	0
(7)	10	10	10	11	11	10	1	1	0
(8)	16	4	5	16	5	6	0	1	1
(9)	6	3	9	7	3	9	1	0	0
(10)	7	5	12	8	6	12	1	1	0

时候,直方图的分布范围要设定在0°~180°之间。实验以T₁影像为参考图像,将T₂影像相对自身虚拟变换得到浮动图像,然后用方法估计浮动图像与参考图像之间的旋转差异。原始T₁影像与T₂影像之间绕3个坐标轴方向的旋转差异为0°,在测试的10组实验中虚拟旋转的角度取0°~20°范围内的任意值。多模旋转差异估计测试的结果如表2所示。

在表1和表2中,旋转角度 α 、 β 和 γ 分别指虚拟变换时绕 x 、 y 、 z 这3个坐标轴旋转的角度,估计角度 α' 、 β' 和 γ' 表示本文方法估计的旋转差异,

估计偏差 $\Delta\alpha$ 、 $\Delta\beta$ 和 $\Delta\gamma$ 是设定值与估计值之差的绝对值。从两张表中可以看出,当虚拟变换绕3个坐标轴旋转的角度取0°~20°之间的任意值时,方法估计的偏差往往不会超过3°,通常在2°以内,而且关于绕 z 轴的旋转估计的偏差相对更小,这与文献^[19]中的结论达成一致。

同时可以发现,在同模测试的第3组实验中,当虚拟变换的参数设为(α , β , γ)时,方法估计的值为(α' , β' , γ');在多模测试的第5组实验中,当虚拟变换的参数设为(α ,

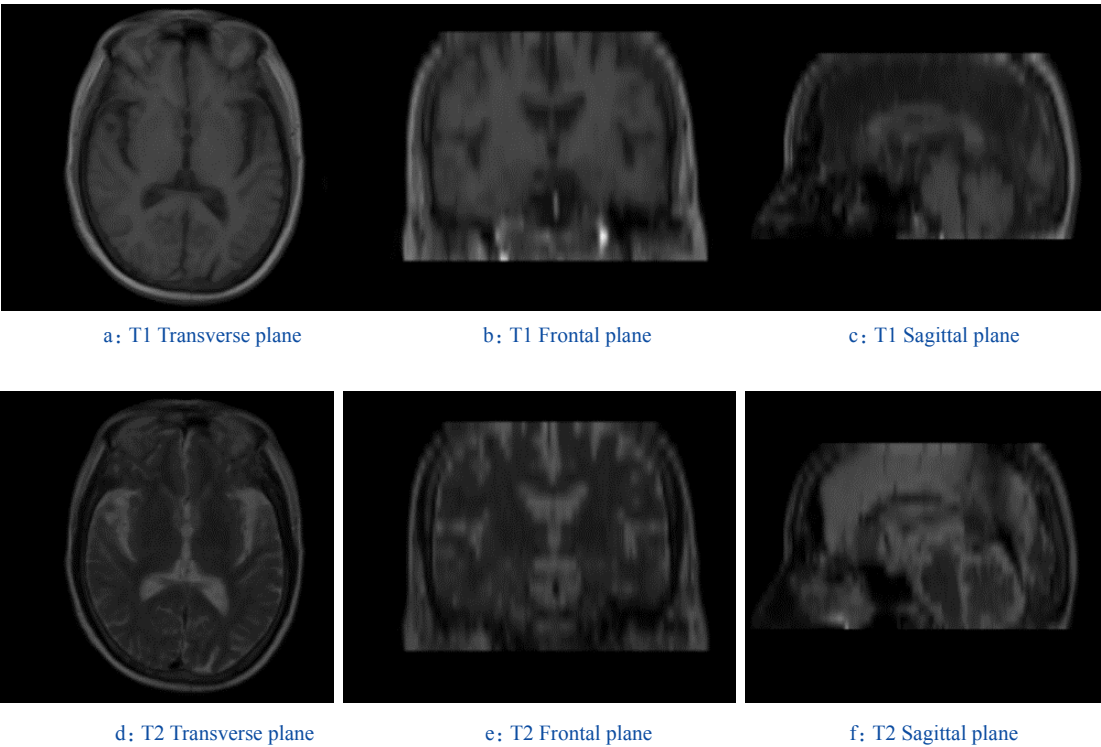


图 4 用于多模旋转差异估计的临床大脑T₁与T₂加权磁共振影像
Fig.4 Clinical brain T₁ and T₂ weighted MRI for multi-modality rotation estimation test

表2 多模影像之间的旋转估计测试 (°)
Tab.2 Rotation estimation test between multi-modality images (°)

Case	Synthetic rotation			Estimation			Deviation		
(1)	7	6	9	6	7	9	1	1	0
(2)	3	7	6	4	7	6	1	0	0
(3)	10	9	8	10	10	8	0	1	0
(4)	12	9	18	11	9	18	1	0	0
(5)	3	6	12	1	7	12	2	1	0
(6)	20	18	18	23	18	19	3	0	1
(7)	10	10	10	11	11	11	1	1	1
(8)	18	15	16	20	15	17	2	0	1
(9)	0	20	0	0	21	1	0	1	1
(10)	17	10	7	17	11	7	0	1	0

，)时,方法估计的值为(, ,)。在这两组测试中,虚拟变换时绕轴旋转的角度设置的相对较小,但是估计的偏差相对较大。这是因为,在三维旋转的过程中绕着3个坐标轴的旋转相互耦合,彼此之间产生干扰,当某一方向旋转的角度明显较小时,对于另外方向较大的旋转比较敏感,但是当3个方向旋转的角度比较接近的时候,这种干扰相对不明显。比如在多模测试的第7组实验中,虚拟旋转的参数设为(, ,)时,方法估计的结果为(, ,)。

在临床采集数据的过程中,由于使用头套等固定装置,获取的影像之间的旋转差异一般不会太大(比如在10°以内),从同模测试的第1、2、9组实验以及多模测试的第1、2、3、7组实验可以看出,当绕着3个坐标轴旋转的角度都在10°以内时,本文方法可以获得比较理想的估计结果。可见,该方法适用于这样的临床数据。因为本文方法在配准中是用来为优化提供接近目标值的迭代初始值,估计存在的偏差可通过后续的迭代优化得到进一步更正。此外,对于本实验所测试的体数据,同模旋转估计需要的时间在1.5 s以内,多模旋转测试也在3.5 s以内,可见本方法同时具有较高的效率。

2.2 医学影像配准测试

为测试本文方法在基于优化的医学影像配准中的作用,实验以图4所示的T₁加权磁共振影像为参考图像,将T₂影像相对自身虚拟变换得到浮动图像,然后用本文方法估计两幅待配准影像之间的旋转差异,并将该估计值用于设定优化迭代的初始值。虚拟变换的旋转角度被设定在-20°~20°之间随机分布。本实验优化器采用BFGS方法来实现,影像间的相似性度量采

用Mattes 互信息^[20]。已知互信息的概念来源于信息理论,在图像配准中被用来度量一幅图像所包含的关于另一幅图像的信息量,当两幅图像准确对齐的时候该值达到最大。配准测试的结果如表3所示。

表3展示了10组无迭代初始值估计(即将变换参数的迭代初始值都默认设置为零)和由本文方法提供初始值估计的两种不同情况下配准的测试结果。其中配准前的互信息是指虚拟变换得到的浮动图像与参考图像之间的互信息;互信息01指无初始值估计得到的配准图像与参考图像之间的互信息;互信息02指有初始值估计得到的配准图像与参考图像之间的互信息。同时表中也记录了两种不同情况下优化迭代的次数和时间。从表中可以看出,在有初值估计的情况下优化迭代的次数明显降低,收敛所需的时间明显缩短。比如第7组实验,在有初值估计的情况下优化消耗的时间较没有初值估计的情况缩短了约19 s。这是由于本方法使得迭代初始值距离目标值较近,缩小了优化的搜索空间,提高了迭代优化收敛的速度。

在第4组实验中,当没有初始值估计时优化迭代两次之后便陷入局部极值0.307 228,而在提供初值估计的情况下优化收敛于0.824 703。这是因为本方法提供的迭代初始值本身接近真实值,减少了优化在迭代的过程中陷入局部极值的可能。该组实验中的浮动图像是由原始T₂加权磁共振影像相对自身虚拟旋转 , , 所得,浮动图像与参考图像直接融合的效果如图5所示,两种不同迭代情况下得到的配准图像分别与参考图像融合后如图6和图7所示。从直接融合的效果可以看出,较没有初值估计时优化陷入局部极值的情况,本文方法通过估计迭代初始值使得配准的性能得到了明显提升。

表 3 医学影像配准测试结果
Tab.3 Results of medical image registration test

Case	MI	No initial values estimation			With initial values estimation		
		Iterations	Ttime/(s)	MI_0	Iterations	Time/(s)	MI_1
(1)	0.589 820	5	27.241 5	0.837 589	4	13.701 4	0.833 387
(2)	0.311 322	16	22.385 9	0.828 579	3	13.687 3	0.824 756
(3)	0.269 621	13	20.329 4	0.864 068	7	16.304 0	0.860 914
(4)	0.307 025	2	13.672 4	0.307 228	8	9.707 7	0.824 703
(5)	0.445 137	16	22.387 9	0.837 254	7	9.922 5	0.836 901
(6)	0.339 038	17	14.700 0	0.808 061	9	18.329 8	0.803 944
(7)	0.290 091	20	30.237 9	0.828 614	10	11.228 6	0.822 269
(8)	0.351 047	14	20.927 3	0.837 668	4	6.101 5	0.833 318
(9)	0.425 287	7	17.549 4	0.846 344	2	15.701 5	0.841 925
(10)	0.391 951	13	24.357 1	0.837 762	9	9.998 3	0.833 799

Notes: MI in this table means mutual information between reference image and floating image before registration; MI_0 means mutual information after registration without estimation of the initial values (all set to be zero artificially); MI_1 means mutual information after registration with estimation of the initial values by the proposed method

不过,从表3中也可以发现,存在加入初始值估计后优化所需的时间反而增加的情况(如第6组实验),究其原因主要是方法提供的初始值被放置于一个开放

的优化搜索环境,存在迭代的过程没有直接向目标值靠近(或暂时偏离目标值)的可能,这也是本文后续研究需要进一步克服的问题。

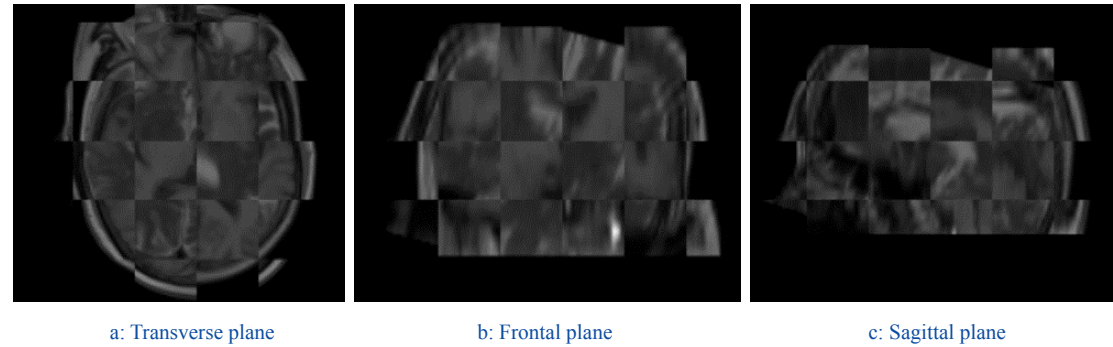


图5 浮动图像与参考图像直接融合图
Fig.5 Direct fused images of the floating image and reference image

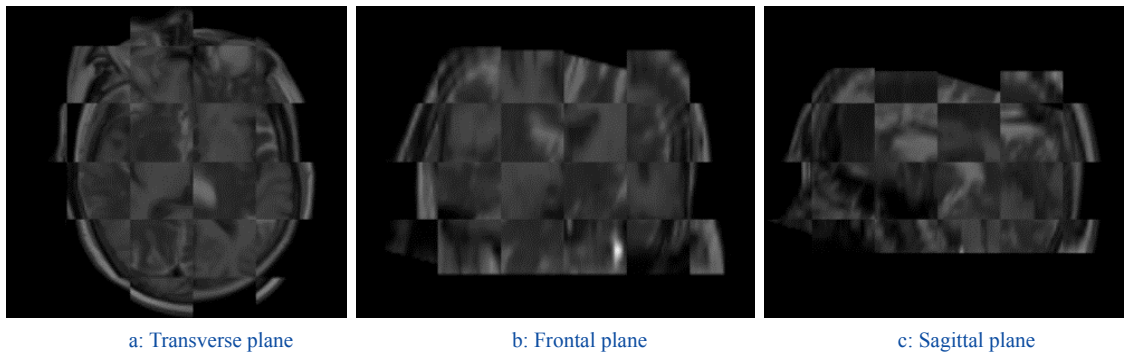


图6 无初值估计得到的配准图像与参考图像融合图
Fig.6 Fused images of the reference image and registered image without the estimated initial values

3 结束语

本文提出了一种新的三维旋转估计方法,并将该方法应用到基于优化的医学影像刚体配准中来估

计优化迭代的初始值。通过实验证明,本文提出的方法能够在较小的偏差范围内估计出两幅待配准三维影像之间的旋转差异,基本符合临床数据的实际

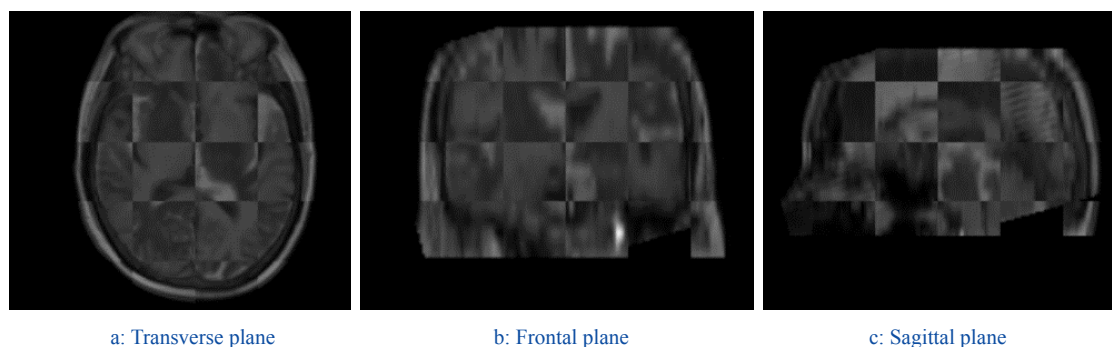


图7 本文方法提供初值估计得到的配准图像与参考图像融合图

Fig.7 Fused images of the reference image and registered image with the initial values estimated by the proposed method

需求,而且该方法在医学影像配准中的应用缩小了迭代优化的搜索空间,提高了优化的效率,同时还进一步避免了局部最优的问题。对于实验结果所反映的情况,即优化迭代的初始值被放置于开放的搜索环境后,可能会出现优化没有直接向目标值靠近的现象,本课题组后续的研究将会对此作深入的探讨,尽量将优化的搜索空间限制在一个合适的范围之内,使得在迭代初始值距离目标值较近的情况下,配准的性能可以得到最大程度的提高。

【参考文献】

- [1] Rueckert D, Sonoda LI, Hayes C, et al. Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1999, 18(8): 712-721.
- [2] Maes F, Vandermeulen D, Suetens P. Medical image registration using mutual information[J]. Proc IEEE, 2003, 91(10): 1699-1722.
- [3] Pluim JP, Maintz JB, Viergever MA. Mutual information based registration of medical images: A survey[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(8): 986-1004.
- [4] Studholme C, Hill DL, Hawkes DJ. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment[J]. Pattern Recogn, 1999, 32(1): 71-86.
- [5] Damas S, Cordon O, Santamaria J. Medical image registration using evolutionary computation: An experimental survey[J]. IEEE Comput Intell Mag, 2011, 6(4): 26-42.
- [6] 赵于前, 刘彬旭, 李桂源. 基于粒子群优化与梯度下降法的多模图像配准[J]. 光电子·激光, 2011, 22(6): 940-944.
Zhao YQ, Liu BX, Li GY. Multimodal image registration based on PSO and gradient descent method[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2011, 22(6): 940-944.
- [7] Ohnishi T, Suzuki M, Kobayashi T, et al. Robust 2D/3D registration for fast-flexion motion of the knee joint using hybrid optimization [J]. Radiol Phys Technol, 2013, 6(1): 170-179.
- [8] 赵海峰, 姚丽莎, 罗斌. 改进的人工鱼群算法和Powell法结合的医学图像配准[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(4): 46-52.
Zhao HF, Yao LS, Luo B. Registration of multi-resolution medical images using a modified artificial fish-swarm algorithm combined with Powell's method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(4): 46-52.
- [9] 李超, 李光耀, 谭云兰, 等. 基于Powell算法与改进遗传算法的医学图像配准方法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 640-644.
Li C, Li GY, Tan YL, et al. Medical image registration based on Powell algorithm and improved generic algorithm[J]. Journal of Computer Application, 2013, 33(3): 640-644.
- [10] Zhu YM. Mutual information-based registration of temporal and stereo retinal images using constrained optimization[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2007, 86(3): 210-215.
- [11] Dmitriev ID, Loo CE, Vogel WV, et al. Fully automated deformable registration of breast DCE-MRI and PET/CT[J]. Phys Med Biol, 2013, 58(4): 1221-1233.
- [12] Nejati M, Pourghassem H. Multiresolution image registration in digital X-Ray angiography with intensity variation modeling[J]. J Med Syst, 2014, 38(2): 10.
- [13] 凌志刚, 潘泉, 程咏梅, 等. 一种结合梯度方向互信息和多分辨率混合优化的多模图像配准方法[J]. 光子学报, 2010, 39(8): 1359-1366.
Ling ZG, Pan Q, Cheng YM, et al. A multimodal image registration method combining gradient orientation mutual information with multi-resolution hybrid optimization algorithm[J]. Acta Photonica Sinica, 2010, 39(8): 1359-1366.
- [14] Glocker B, Sotiras A, Komodakis N, et al. Deformable medical image registration: Setting the state of the art with discrete methods [J]. Annu Rev Biomed Eng, 2011, 13: 219-244.
- [15] Keller Y, Shkolnisky Y, Averbuch A. Volume registration using the 3-D pseudopolar fourier transform[J]. IEEE Trans Signal Proces, 2006, 54(11): 4323-4331.
- [16] 卢振泰, 陈武凡. 基于主成分分析的三维医学图像快速配准算法[J]. 南方医科大学学报, 2008, 28(9): 1591-1593.
Lu ZT, Chen WF. A fast 3-D medical image registration algorithm using principal component analysis[J]. Journal of Southern Medical University, 2008, 28(9): 1591-1593.
- [17] Zhou W, Zhang LJ, Xie YQ, et al. A novel technique for prealignment in multimodality medical image registration[J]. Biomed Res Int, 2014: 726852. doi: 10.1155/2014/726852.
- [18] Weisstein EW. Euler angles [EB/OL]. [2014- 3- 10]. <http://mathworld.wolfram.com/EulerAngles.html>.
- [19] Tehrani JN, O'Brien RT, Poulsen PR, et al. Real-time estimation of prostate tumor rotation and translation with a kV imaging system based on an iterative closest point algorithm[J]. Phys Med Biol, 2013, 58(23): 8517-8533.
- [20] Mattes D, Haynor DR, Vesselle H, et al. PET-CT image registration in the chest using free-form deformations[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2003, 22(1): 120-128.