

# 基于粘滞流体 B 样条模型的快速非刚体配准方法

荣成城<sup>1)</sup> 周 健<sup>2)</sup> 曹国刚<sup>1)</sup> 罗立民<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(东南大学影像科学与技术实验室, 南京 210096) <sup>2)</sup>(法国国家健康研究院, 信号与图像处理实验室, 法国雷恩 35000)

**摘 要** 基于粘滞流体模型的非刚体配准算法是一种适合个体差异较大配准场合的方法。其关键步骤为求解偏微分运动方程组,但原始算法中采用直接离散结合同步超松弛(SOR)的方法相当耗时。为了缩短求解时间,提出一种基于粘滞流体 B 样条模型的快速方法。首先利用 B 样条对速度场进行建模,将方程组未知量转为 B 样条系数,减小计算负担;接着利用 B 样条的一些重要性质,推导出基于快速傅里叶变换(FFT)的 B 样条系数求解方法,进一步加快求解速度。实验结果表明,新算法在保持原始算法相同配准精度的同时,具有很快的计算速度。

**关键词** 非刚体配准 粘滞流体模型 B 样条 FFT 大尺度形变

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)04-0712-06

## Fast Non-rigid Image Registration Using Viscous Fluid B-spline Model

RONG Cheng-cheng<sup>1)</sup>, ZHOU Jian<sup>2)</sup>, CAO Guo-gang<sup>1)</sup>, LUO Li-min<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing 210096)

<sup>2)</sup>(U642 INSERM, Laboratoire Traitement du Signalet de l'Image(LTISI), Rennes, France 35000)

**Abstract** Non-rigid image registration algorithm based on viscous fluid model is an appropriate method for registering objects with large difference. The critical part of the model is the viscous fluid kinematical partial differential equations (PDEs), which are very time-consuming to be solved by direct discretization combined with successive over-relaxation method(SOR). In order to reduce the time cost, a fast method based on viscous fluid B-spline model is developed. Firstly, B-spline is used to model the vector fields in the PDEs, changing the unknowns to the coefficients of B-spline. Secondly, by using of fast Fourier Transform (FFT) and some special attributes of B-spline, formulas of directly calculating the coefficients are deduced. Experimental results show that new method is a fast non-rigid registration method without precision loss.

**Keywords** non-rigid registration, viscous fluid model, B-spline, FFT large deformation

## 1 引言

在医学图像分析领域,配准技术是多模态医学图像融合、器官组织形变估计以及医学图谱系统等应用的重要辅助手段。常用的配准方法可以分为刚体配准和非刚体配准两大类。非刚体配准是目前研

究的热点之一,在形变估计、图像与图谱配准等应用中<sup>[1-3]</sup>有着显著的优越性。

基于物理模型的方法是非刚体配准方法中的一个重要分支。该类方法从基本的物理原理出发,用图像像素粒子的运动轨迹来描述空间变换,利用物理定律约束粒子的运动,通过解运动方程获得粒子的位移(即形变场),最终实现配准。常用的物理模型有流体映射模型<sup>[4]</sup>、线性弹性模型以及粘滞流体

收稿日期:2007-10-30;改回日期:2007-12-27

第一作者简介:荣成城(1981~),男,东南大学生物医学工程专业博士研究生。主要研究方向为医学图像处理,图像分析与配准。

E-mail: chch. rong@gmail.com

模型<sup>[5]</sup>等。其中的粘滞流体模型可以满足大尺度形变的要求,因而较为适合个体差异较大配准的场合。

基于粘滞流体模型的非刚体配准方法首先由 Christensen 等人<sup>[5]</sup>提出。他们采用流体粒子对单个图像像素的运动进行建模。借助流体粒子的流动自由性,所以该方法理论上能够使图像产生任意尺度的形变。其关键可以归结为求解粘滞流体运动方程的数值解问题。Christensen 等人<sup>[5]</sup>提出了直接离散化并结合同步超松弛的求解方法,然而流体运动方程本身较为复杂,因此使用该方法求解运动方程的运算复杂度很高,尤其是在图像尺寸较大的情况下。为了降低运算复杂度,本文将物理模型与插值函数相结合,提出一种基于粘滞流体 B 样条模型的快速方法。利用 B 样条插值函数来对物理模型进行建模,将原运动方程组中的未知量替换成较少的 B 样条系数,有效地降低了计算复杂度;此外,利用 B 样条本身的一些重要性质<sup>[6]</sup>,本文推导了基于快速傅里叶变换(FFT)的 B 样条系数求解方法,进一步缩短了流体方程的求解时间,提升了算法的性能。

## 2 方法

### 2.1 配准目标

不失一般性,本文考虑 2 维图像的配准。设  $I_1(\mathbf{x}), I_2(\mathbf{x})$  分别为待配准的源图像和目标图像函数,其中  $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T \in \mathbf{R}^2$  表示像素空间坐标。用  $h: \mathbf{R}^2 \mapsto \mathbf{R}^2$  表示从源图像到目标图像的空间变换,则任意一点的空间变换可以由如下的映射关系来表示

$$\Phi: \mathbf{x} \mapsto \mathbf{x} - [u_1(\mathbf{x}), u_2(\mathbf{x})]^T = \mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中,  $u_1(\mathbf{x}), u_2(\mathbf{x})$  均为关于坐标  $\mathbf{x}$  的函数。记  $I_1(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}))$  表示形变后的源图像,  $\mathbf{u}(\mathbf{x})$  为形变位移场。

配准的目的是期望形变的源图像和目标图像之间的相似度尽可能达到最大。通常情况下,相似度可用如下能量泛函度量:

$$J(\mathbf{u}(\mathbf{x})) = \frac{1}{2} \int (I_1(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x})) - I_2(\mathbf{x}))^2 dx \quad (2)$$

这样配准的目标可以描述为,求使上述能量泛函达到极小的  $\mathbf{u}(\mathbf{x})$ :

$$\hat{\mathbf{u}}(\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{u}(\mathbf{x})} J(\mathbf{u}(\mathbf{x})) \quad (3)$$

### 2.2 基于粘滞流体模型的非刚体配准

下面简要介绍基于粘滞流体模型的配准方法的思想。假设图像由流体粒子构成,在特定外力场的作用下,粒子可以发生任意程度的移动。设位于  $\mathbf{x}$  处的粒子  $t$  时刻所受外力为  $\kappa(\mathbf{x}; \mathbf{u}(\mathbf{x}; t))$ ,它是关于当前位置和位移的函数。设该粒子受力而产生的瞬时速度为  $\mathbf{v}(\mathbf{x}; \mathbf{u}(\mathbf{x}; t))$ ,则根据粘滞流体运动学原理,速度场、外力场以及位移场之间随时间变化的关系可以通过如下偏微分方程描述<sup>[7]</sup>:

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbf{u}(\mathbf{x}; t)}{\partial t} = \mathbf{v}(\mathbf{x}; t) - \nabla \mathbf{u}(\mathbf{x}; t) \mathbf{v}(\mathbf{x}; t) \\ \mu \nabla^2 \mathbf{v}(\mathbf{x}; t) + (\mu + \lambda) \nabla (\nabla \cdot \mathbf{v}(\mathbf{x}; t)) + \kappa(\mathbf{x}; \mathbf{u}(\mathbf{x}; t)) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\nabla^2$  为拉普拉斯算子,  $\nabla$  为梯度算子,  $\nabla \cdot$  为散度运算,  $\mu, \lambda$  为粘滞系数,本文考虑一般情况,取  $\mu = 1, \lambda = 0$ 。

外力场可根据式(2)中的目标函数来构造,例如取能量的势函数:

$$\kappa(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) = \frac{\partial J(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} = -(\tilde{I}_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) - I_2(\mathbf{x})) \nabla \tilde{I}_1(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \quad (5)$$

式(4)的求解是整个模型的关键。Christensen 等人给出的求解方法是将式(4)中的速度和位移场进行时间和空间的离散化,并将所有算子展开,从而得到如下形式

$$\begin{cases} 2 \frac{\partial^2 v_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2 v_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_2^2} + \frac{\partial^2 v_2^k(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_2} = -\kappa_1(\mathbf{x}; \mathbf{u}^k(\mathbf{x})) \\ \frac{\partial^2 v_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_2} + \frac{\partial^2 v_2^k(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} + 2 \frac{\partial^2 v_2^k(\mathbf{x})}{\partial x_2^2} = -\kappa_2(\mathbf{x}; \mathbf{u}^k(\mathbf{x})) \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{u}^{k+1}(\mathbf{x}) = \mathbf{u}^k(\mathbf{x}) + \Delta \cdot (\mathbf{v}^k(\mathbf{x}) - \nabla \mathbf{u}^k(\mathbf{x}) \mathbf{v}^k(\mathbf{x})) \quad (7)$$

式中,  $k$  表示第  $k$  个离散时间点,  $v_1^k(\mathbf{x}), v_2^k(\mathbf{x}), \kappa_1^k(\mathbf{x}), \kappa_2^k(\mathbf{x})$  分别表示  $\mathbf{v}^k(\mathbf{x}), \kappa^k(\mathbf{x})$  的各维度分量,  $\Delta$  表示时间步长。基于上述展开形式, Christensen 等人采用有限差分方法来近似偏导数,接着使用同步超松弛方法(SOR)来获得式(6)的解。通过将各离散时间点上的位移场累加,即可获得最终的形变位移场。为了形变有效性(要求映射满足同胚映射的性质),累加位移场的过程中需要适当选取  $\Delta$ ,使得所有位置上的映射  $\mathbf{x} \mapsto \mathbf{x} - \mathbf{u}^k(\mathbf{x})$  的雅可比行列式不等零(即保证映射为连续的双射,并且它的逆映射也连续)。

这个配准算法由若干步迭代构成,可简要描述为<sup>[7]</sup>:令  $\mathbf{u}^k(\mathbf{x}) = \mathbf{u}(\mathbf{x}; t_k)$ ,  $\mathbf{v}^k(\mathbf{x}) = \mathbf{v}(\mathbf{x}; t_k)$  表示  $t_k$  ( $k=0, 1, \dots$ ) 时刻的位移场及速度场。定义  $\kappa_{\min}$  为外力阈值。记  $t_k$  时刻形变的源图像为  $\tilde{I}_1^k = I_1(\mathbf{x} - \mathbf{u}^k(\mathbf{x}))$ 。

(1) 初始化  $\mathbf{u}^0(\mathbf{x})$  和  $\mathbf{v}^0(\mathbf{x})$ , 设置合适的  $\kappa_{\min}$ , 令  $k=0$ ;

(2) 使用式(5)计算  $\kappa(\mathbf{x}; \mathbf{u}^k(\mathbf{x}; t))$ , 如果力场的最大值小于  $\kappa_{\min}$ , 设此时  $k = k + 1$ , 转(4); 否则转(3)

(3) 解式(6)和式(7)得到位移场  $\mathbf{u}^{k+1}(\mathbf{x})$ , 令  $k = k + 1$ ; 转(2);

(4) 利用  $\mathbf{u}^k(\mathbf{x})$  计算  $\tilde{I}_1^k$ , 算法结束。

### 3 基于粘滞流体 B 样条模型配准方法

上节中的方程组解法存在以下不足:一是直接离散化是一种近似方法,会给方程求解引入误差;二是使用同步超松弛方法求解式(6)的算法复杂度为  $O(M^3)$  ( $M$  为图像尺寸),当图像尺寸很大时,计算相当耗时。为了消除上述缺点,考虑使用速度场的分片光滑描述,即假设速度场可由若干个光滑紧支的插值基函数的线性组合得到。这样各阶导数可以直接通过对插值基求导来获取而避免了直接离散化步骤。B 样条插值函数具有很多优良的性质<sup>[6]</sup>,合理地安放 B 样条的控制顶点,可以减少描述速度场的未知变量(即 B 样条系数)的数量,因此本文中选取它作为插值基函数。

#### 3.1 基于 B 样条的速度场描述

$t_k$  时刻的 2 维连续速度场  $\mathbf{v}^k(\mathbf{x})$  的 B 样条描述如下

$$\mathbf{v}_1^k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^p \beta_i(\mathbf{x}) c_{1,i}^k, \mathbf{v}_2^k(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^q \beta_j(\mathbf{x}) c_{2,j}^k \quad (8)$$

式中,  $\beta_i, \beta_j$  分别为第  $i, j$  个 2 维 B 样条基函数,  $c_{1,i}^k, c_{2,j}^k$  为对应的控制顶点系数,  $p$  和  $q$  分别为两个维度的速度场所使用的基函数个数。

根据式(8),作用在速度场上的偏导数可转移作用在 B 样条的插值基函数上,既而可以转化为插值过程(此时插值基函数使用相应的导数形式):

(这里以  $\mathbf{v}_1^k(\mathbf{x})$  为例来说明)

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \mathbf{v}_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} &= \sum_{i=1}^p \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} c_{1,i}^k, \\ \frac{\partial^2 \mathbf{v}_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_2^2} &= \sum_{i=1}^p \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x})}{\partial x_2^2} c_{1,i}^k \frac{\partial^2 \mathbf{v}_1^k(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_2} \\ &= \sum_{i=1}^p \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_2} c_{1,i}^k \end{aligned} \quad (9)$$

现考虑离散图像情况,其像素位置由一系列坐标:  $\{\mathbf{x}_n | [x_{1,n}, x_{2,n}]^T, n = 1, \dots, N\}$  ( $N$  为像素总数)确定。相应的离散速度场记为  $\{v_1^k, v_2^k\}$ , 其中  $v_d^k = [v_d^k(x_1), \dots, v_d^k(x_N)]^T, d = 1, 2$ 。本文中使用相同的控制点排布(即取  $p = q$ )来描述两个维度上的速度场,控制点等间距安放,间距取整数值。

定义矩阵  $[B_0]_{ni} = \beta_i(\mathbf{x}_n), n = 1, \dots, N, i = 1, \dots, p$ , 以及向量  $\mathbf{c}_d^k = [c_{d,1}^k, \dots, c_{d,p}^k]^T, d = 1, 2$ , 则式(8)可表达为

$$\mathbf{v}_d^k = B_0 \mathbf{c}_d^k, d = 1, 2 \quad (10)$$

若类似得定义

$$\begin{aligned} [B_{20}]_{ni} &= \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x}_n)}{\partial x_1^2}, [B_{02}]_{ni} = \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x}_n)}{\partial x_2^2} \\ [B_{11}]_{ni} &= \frac{\partial^2 \beta_i(\mathbf{x}_n)}{\partial x_1 \partial x_2} \end{aligned} \quad (11)$$

则式(6)可转化为以 B 样条系数为待求未知量的形式:

$$\begin{cases} (2B_{20} + B_{02}) \mathbf{c}_1^k + B_{11} \mathbf{c}_2^k = -\boldsymbol{\kappa}_1^k \\ B_{11} \mathbf{c}_1^k + (B_{20} + 2B_{02}) \mathbf{c}_2^k = -\boldsymbol{\kappa}_2^k \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $\boldsymbol{\kappa}_d^k = [\kappa_d(\mathbf{x}_1; \mathbf{u}^k(\mathbf{x}_1)), \dots, \kappa_d(\mathbf{x}_N; \mathbf{u}^k(\mathbf{x}_1))]^T, d = 1, 2$  为  $t_k$  时刻的外力场向量。

#### 3.2 基于 FFT 的速度场快速解法

令

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 2B_{20} + B_{02} & B_{11} \\ B_{11} & B_{20} + 2B_{02} \end{bmatrix}, \mathbf{c}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1^k \\ \mathbf{c}_2^k \end{bmatrix}, \boldsymbol{\kappa}^k = \begin{bmatrix} -\boldsymbol{\kappa}_1^k \\ -\boldsymbol{\kappa}_2^k \end{bmatrix}$$

则式(12)可以表示为

$$\mathbf{B} \mathbf{c}^k = \boldsymbol{\kappa}^k \quad (13)$$

由于式(13)通常是超定的,所以求其最小二乘意义下的解。构造正规方程,并采用分块阵的形式来描述,可以得到

$$\mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{c}^k = \mathbf{B}^T \boldsymbol{\kappa}^k \Rightarrow \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1^k \\ \mathbf{c}_2^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1^k \\ \mathbf{d}_2^k \end{bmatrix} \quad (14)$$

如果求解式(14)使用同步超松弛算法等传统解法,计算复杂度为  $O(p^3)$ ,如果  $p$  取值较大,计算负担依然很重。事实上,根据 Unser 的离散 B 样条理论<sup>[6]</sup>,不难发现  $B_{20}, B_{02}, B_{11}$  均可用卷积结合降采

样运算来快速获得。若考虑信号的循环扩展,则它们均为循环卷积矩阵。此外  $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$  本身是分块的循环 Toeplitz 矩阵,即其中各块,  $\mathbf{M}_{ml}, \forall m, l=1, 2$  为循环 Toeplitz 矩阵。因此,利用 Toeplitz 矩阵的特殊性质,式(14)可以利用离散傅里叶变换来快速求解,此时算法复杂降为  $O(p \log_2 p)$ ,计算负担大大降低。

记  $\mathbf{Q}$  为 2 维傅里叶变换复矩阵。根据 Toeplitz 矩阵的性质,  $\mathbf{M}_{ml}$  可以表示为

$$\mathbf{M}_{ml} = \mathbf{Q}^H \text{diag} \{ \lambda_{ml} \} \mathbf{Q}, \forall m, l=1, 2 \quad (15)$$

式中,  $\mathbf{Q}^H$  表示共轭转置矩阵,  $\text{diag} \{ \lambda_{ml} \}$  为对角阵,其对角元素由向量  $\lambda_{ml}$  中的元素构成。  $\lambda_{ml}$  为矩阵  $\mathbf{M}_{ml}$  的特征值构成的向量。将式(15)代入式(14)并整理,得到

$$\begin{cases} \lambda_{11} \cdot \mathbf{Q}c_1^k + \lambda_{12} \cdot \mathbf{Q}c_2^k = \mathbf{Q}d_1^k \\ \lambda_{21} \cdot \mathbf{Q}c_1^k + \lambda_{22} \cdot \mathbf{Q}c_2^k = \mathbf{Q}d_2^k \end{cases} \quad (16)$$

这里  $\cdot$  表示向量间对应元素相乘。显然,方程组解的直接计算公式为

$$\begin{aligned} \hat{c}_1^k &= \mathbf{Q}^H \left\{ \frac{\lambda_{22} \cdot \mathbf{Q}d_1^k - \lambda_{12} \cdot \mathbf{Q}d_2^k}{\lambda_{11} \cdot \lambda_{22} - \lambda_{12} \cdot \lambda_{21}} \right\} \\ \hat{c}_2^k &= \mathbf{Q}^H \left\{ \frac{\lambda_{11} \cdot \mathbf{Q}d_2^k - \lambda_{21} \cdot \mathbf{Q}d_1^k}{\lambda_{11} \cdot \lambda_{22} - \lambda_{12} \cdot \lambda_{21}} \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)中的除法是向量间对应元素相除。实际计算中,2 维离散傅里叶变换及其反变换均可以利用 FFT 来实现,因此求解的运算量将大大降低。一旦得到  $\hat{c}_1^k, \hat{c}_2^k$ ,则可代入式(10)计算出  $v_1^k, v_2^k$ 。由于所有的  $\lambda_{ml}$  均与图像无关,因此可以提前计算并保存起来,进一步提高求解效率。

## 4 实验结果

为了验证本文提出的算法在差异尺度较大场合的有效性以及快速性,分别针对人造图像和真实人脑 MR 图像进行配准实验。

首先给出大尺寸形变场合中的对比实验结果。这里选取基于 B 样条插值函数的参数模型配准算法<sup>[8]</sup>作为对比算法,其中 B 样条插值函数使用分布均匀、间距为 2 倍像素间距的控制点,最优化方法使用最速下降法;本文算法中也使用相同分布情况的 B 样条控制点。源图像取‘C’字符的一小部分,目标图像取整个‘C’字符,图像尺寸均为  $128 \times 128$  (如

图 1 所示)。结果如图 2 所示,其中,(a) ~ (c) 共耗时 12.3 s, (d) ~ (f) 共耗时 14.9 s。

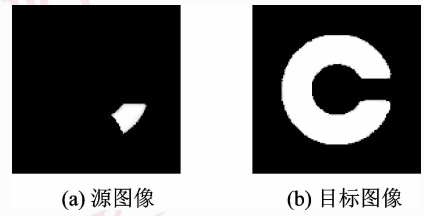


图 1 ‘C’字符形变实验

Fig. 1 ‘C’ deformation experiment

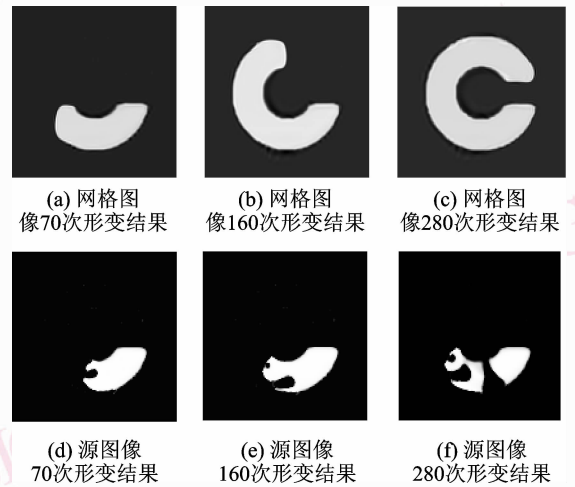


图 2 ‘C’字符形变实验中间结果

Fig. 2 Interim result of ‘C’ deformation experiment

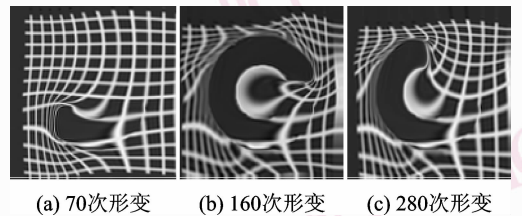


图 3 ‘C’字符形变实验网格形变中间结果

Fig. 3 ‘C’ deformation experiment; grid deformation procedure

由图 2 可以看出,对比算法没有得到满意的结果,且中间结果图像出现缺失现象,这说明基于插值函数的参数模型配准方法并不能适应大尺度形变的场合;而本文提出的算法最终得到较好的形变结果,且结果图像平滑连续。图 3 给出了本文方法背景网格的形变过程。

下面给出真实人脑 MR 图像数据的配准实验结果。共选取 3 组。第 1 组取自不同患者的相近断层,内外部差异均十分明显;第 2,3 组图像取自同一

患者的不同断层,图像差异主要体现在内部区域;所有图像尺寸均为  $256 \times 256$ 。实验结果见图 4。

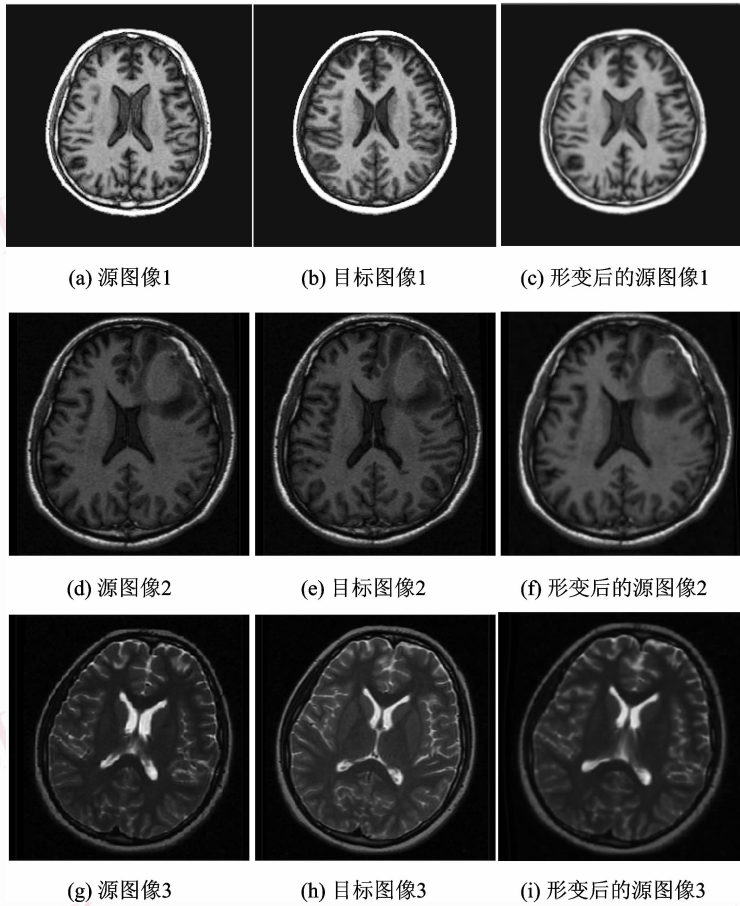


图 4 人脑 MR 图像配准实验

Fig. 4 Human brain MR image registration

使用源与目标图像的 SSD (sum of squared difference), 以及相关系数 CC (correlation coefficient) 来作为相似性的评价指标<sup>[9]</sup>, SSD 值越小表明相似度越高, CC 值越大说明相似度越大, 计算公式如下:

$$SSD = \frac{\| \tilde{I}_1(\mathbf{x}) - I_2(\mathbf{x}) \|_2}{N} \quad (18)$$

$$CC = \frac{\sum_x (I_2(\mathbf{x}) - \bar{I}_2(\mathbf{x})) (\tilde{I}_1(\mathbf{x}) - \bar{\tilde{I}}_1(\mathbf{x}))}{\sqrt{\sum_x (I_2(\mathbf{x}) - \bar{I}_2(\mathbf{x}))^2 \sum_x (\tilde{I}_1(\mathbf{x}) - \bar{\tilde{I}}_1(\mathbf{x}))^2}} \quad (19)$$

式中,  $\tilde{I}_1(\mathbf{x}) = I_1(\mathbf{x} - \mathbf{u})$ ,  $\bar{\tilde{I}}_1(\mathbf{x})$ ,  $\bar{I}_2(\mathbf{x})$  表示各自的均值,  $N$  为像素总数。表 1 给出了相关的实验结果统计。

表 1 算法耗时及评价

Tab. 1 Time cost and result evaluation

	迭代次数	迭代耗时	SSD		CC	
			初始值	结果值	初始值	结果值
实验 1	100	27 s	0.188 8	0.102 4	0.73	0.92
实验 2	110	25 s	0.111 4	0.046	0.65	0.94
实验 3	100	21 s	0.125 3	0.065 7	0.57	0.91

由表 1 中可以看出, 变形后的源图像与目标图像的相似度大大增加, 相关度系数也大大提高。

为了检验本文算法的计算快速性, 将其与 Christensen 等所使用的 SOR 方法<sup>[5]</sup> 进行比较。实验使用图 4 中的第 2 组数据进行配准, 两种方法各迭代 30 次, 使用 SSD 和 CC 作为评价指标, 对比结果见表 2。

表2 对比实验结果

Tab. 2 Result of contrast between tow methods

	迭代 次数	迭代 耗时	SSD		CC	
			初始值	结果值	初始值	结果值
本文算法	30	2 s	0.111 4	0.044 7	0.65	0.85
SOR方法	30	495 s	0.111 4	0.040 9	0.65	0.88

由表2看出,本文算法的计算速度大大快于使用SOR的方法,并且能够在迭代相同次数的前提下,达到相同的误差精度。综合上述实验结果,可以说本文算法既可以保持原有算法的精度,又具有相当快的计算速度。以上实验均在PC机上基于Windows环境下的matlab7.0编程完成,硬件配置为:Pentium 4 3.06GHz处理器,512M内存。

## 5 结论

基于粘滞流体模型的非刚体配准方法,能够适应个体间差异较大的配准场合,满足形变估计以及图谱与图像配准的需求。在此基础上,将B样条引入到原有算法中,并推导出基于FFT的B样条插值系数求解公式,使得算法的计算速度大大提升。一系列实验结果证明,该方法是一种适合个体差异较大场合的快速非刚体配准方法,配准结果的精度不亚于原有算法。需要指出的是,新算法仍需要相当多的迭代次数才能收敛。本文认为这是因为迭代过程中选取的时间步长过小而导致。如何在保持同胚

映射的前提下求取最优最大步长,并尽量不影响整体计算速度,将是后续工作的重点。

## 参考文献 (References)

- 1 Crum R, Hartkens T, Hill D. Non-rigid image registration: theory and practice [J]. *British Journal of Radiology*, 2004, **77** (2): 140-153.
- 2 Zitova B, Flusser J. Image registration methods; a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21** (11): 977-1000.
- 3 Lester H, Arridge S R. Survey of hierarchical non-linear image registration [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32** (1): 129-149.
- 4 Joshi S C, Miller M I. Landmark matching via large deformation diffeomorphisms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **9** (8): 1357-1370.
- 5 Christensen G E, Rabbitt R D, Miller M I. Deformable templates using large deformation kinematics [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5** (10): 1435-1447.
- 6 Unser M, Aldroubi A, Eden M. Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, **13** (3): 277-285.
- 7 Christensen G E. *Deformable Shape Models for Anatomy* [D]. Saint Louis, Missouri, USA: Washington University, 1994: 59-63.
- 8 Xie Z, Farin G E. Image registration using hierarchical B-splines [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2004, **10** (1): 85-94.
- 9 Rueckert D, Sonoda L I, Hayer C, et al. Non-rigid registration using free-form deformation: application to breast MR images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, **18** (8): 712-721.