

# 一种新的结构正割法在时间序列图像配准中应用

孙少燕<sup>\*1</sup>, 唐焕文<sup>1</sup>, 唐一源<sup>2</sup>

(1.大连理工大学 计算生物学和生物信息学研究所, 辽宁 大连 116024;

2.大连理工大学 神经信息学研究所, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 脑功能成像是进行神经科学研究的一项重要技术. 在脑功能图像的数据分析中, 时间序列图像的配准精度是对脑功能图像进行统计分析成功与否的关键. 针对一种典型的非线性最小二乘形式的配准测度, 引进一种新的结构正割法来计算其极小值. 该方法给出了目标函数海森阵二阶信息项的一种新的较佳近似, 而非像高斯-牛顿法那样将其直接舍去, 从而提高了计算精度; 并且在近似的过程中, 校正矩阵始终保持对称正定, 所以在搜索下降方向的时候, 总会找到一个解. 模拟计算结果表明该方法配准精度高, 计算时间较短, 可以较好地解决图像配准问题.

**关键词:** 图像配准; 测度; 结构正割法; 拟牛顿方程; BFGS校正; fMRI  
**中图分类号:** O224; R44 **文献标识码:** A

## 0 引言

认知神经科学兴起于 20 世纪 90 年代, 是认知科学和神经科学相结合产生的一门新兴交叉学科. 其研究任务在于阐明认知活动的脑机制.

目前, 人们可以通过正电子发射断层成像 (PET)、单光子发射断层成像 (SPECT) 和功能磁共振成像 (fMRI) 等一系列功能成像技术, 无损伤地观测与脑神经活动增加位置相关联的脑血流灌注、脑代谢以及脑部皮质血容积和血氧合的变化, 进而能对大脑的认知活动进行研究. 功能测试要求受试者做出某种反应, 在测试中难免会引起头部的移动, 产生伪像. 尽管对被试的头部已经采取了一些固定措施, 但有些头动譬如物理头部运动 (轻微的左右摆动或点头、吞咽动作等) 和生理头部运动 (心跳呼吸等) 就无法避免, 因此, 对脑功能时间序列图像进行配准是极为重要的<sup>[1, 2]</sup>.

近年来, 国内外研究者针对时间序列脑功能图像的配准提出了多种配准测度, 其中计算两幅图像之间残差平方和的极小值测度得到了广泛认可. 本文对该测度的形式进行适当有效的改进,

并引进一种能很好地求解该测度的优化方法, 以使时间序列图像的配准能高精度地、快速地进行.

## 1 图像配准模型的建立

### 1.1 配准参数

假设  $A, B$  为某被试的两幅需要配准的图像, 其中  $B$  为参考图像,  $A$  为待配准图像, 在计算机中, 它们可以分别用一个离散量组成的矩阵  $A, B$  来表示, 设其均为  $m \times n$  矩阵.

由于大脑有颅骨做保护, 内部无相对运动, 可将大脑的运动视为刚体运动, 在图像配准过程中, 只需要不断地对待配准图像  $A$  进行旋转和平移即可. 用矩阵  $A'$  表示变换后的图像  $A$ . 反映在二维断层图像上, 图像的旋转和平移可以表示为<sup>[3]</sup>

$$(x' \ y')^T = R(x \ y)^T + (\Delta x \ \Delta y)^T$$

式中:  $(x' \ y')^T$ 、 $(x \ y)^T$  和  $(\Delta x \ \Delta y)^T$  分别为需要配准图像新旧坐标和平移参数;  $R$  为一个  $2 \times 2$  的旋转矩阵,

$$R = \begin{pmatrix} \cos\Delta T & \sin\Delta T \\ -\sin\Delta T & \cos\Delta T \end{pmatrix}$$

收稿日期: 2005-08-17; 修回日期: 2007-01-20.

基金项目: 国家科技部“九七三”前期专项资助项目 (2001CCA00700); 国家自然科学基金资助项目 (10571018).

作者简介: 孙少燕<sup>\*</sup> (1979-), 女, 博士生; 唐焕文 (1936-2006), 男, 教授, 博士生导师; 唐一源 (1966-), 男, 教授, 博士生导师.

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$\Delta T$  为图像旋转角度.

## 1.2 配准测度

在建立配准测度前,先将矩阵  $A'$  和  $B$  改写成列向量形式,向量的维数均为  $m \times n$ ,图像的对应像素灰度值可以分别表示成  $A'(i)$   $B(i)$ ,其中  $i = 1, 2, \dots, m \times n$ . 于是,图像  $A'$   $B$  的对应像素的残差平方和为

$$f(t) = \frac{1}{2} R^T(t) R(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m \times n} r_i^2(t) \quad (1)$$

其中  $R(t) = (r_1(t) \ r_2(t) \ \dots \ r_{m \times n}(t))^T$ ,  $r_i(t) = A'_i(t) - B_i$ ,  $A'_i(t)$  表示对图像  $A$  进行空间变换  $t(t = (\Delta T \ \Delta x \ \Delta y))$  后第  $i$  个像素的灰度值. 由于经过变换后的图像坐标一般不再在原网格点上,需要对变换后图像进行重新取样,以取得非网格点像素的灰度值. 取样计算为一图像插值过程,本文采用双线性插值,因为它不仅保持了像素灰度值的连续性,而且计算量适中,编程简单.

由于两幅图像是同一模式的,当达到配准时,两幅图像的灰度值信号应该是很相似的,也就是说,当两幅图像完全对齐时,目标函数  $f(t)$  的函数值应该接近于 0. 所以图像的配准问题归结为求解如下的无约束优化问题:

$$\min f(t) \quad (2)$$

其中  $f(t)$  由式 (1) 确定,求得的极小点即是最佳配准参数<sup>[4]</sup>.

## 2 优化方法

上述问题 (2) 是一典型的非线性最小二乘问题. 目标函数的梯度为  $\nabla f(t) = J^T(t) R(t)$ , 这里  $J(t)$  是  $R(t)$  在  $t$  点的雅可比阵 (Jacobian); 目标函数的海森阵 (Hessian) 为  $\nabla^2 f(t) = C(t) + S(t)$ , 其中  $C(t) = J^T(t) J(t)$ ,  $S(t) = \sum_{i=1}^{m \times n} r_i(t) \nabla^2 r_i(t)$ .

解决这类问题的传统算法是高斯-牛顿法及它的各种改进. 这类方法的一个共同特点是忽略目标函数海森阵 (Hessian) 的二阶信息项  $S(t)$ , 只用  $C(t)$  来近似代替  $\nabla^2 f(t)$ <sup>[5-6]</sup>. 如果是大残量问题,这样的近似将影响高斯-牛顿法的收敛速度和精度,是不可取的. 因此人们考虑对高斯-牛顿法进行拟牛顿修正,譬如文献 [7] 中的拟牛顿修正: 设  $B = C(t) + A$ ,  $A$  是在点  $t$  处对  $S(t)$  的近似,而在下一个迭代点  $t_+$  处便有  $B_+ = C(t_+) + A$ , 其中  $A$  是通过将  $A$  进行 BFGS 校正得到的,即

$$A = A - \frac{Ass^T A}{s^T A s} + \frac{y^{\#} (y^{\#})^T}{(y^{\#})^T s}$$

其中  $s = t_+ - t$ ,  $y^{\#} = J^T(t_+) R(t_+) - J(t) R(t)$  是  $S(t_+) s$  的近似. 这样,  $B_+ = C(t_+) + A$  大大改善了  $B_+ = C(t_+)$  对目标函数海森阵  $\nabla^2 f(t_+)$  的近似. 本文采用的拟牛顿修正公式是建立在以下三方面工作基础上的:

(1) 文献 [8] 对 [7] 进行了改进,提出了一种乘积结构,分别设  $B = C(t) + \|R(t)\| A$ ,  $B_+ = C(t_+) + \|R(t_+)\| A$ , 并用  $\hat{y}^{\#} = \frac{y^{\#}}{\|R(t)\|}$  代替 BFGS 校正的  $y^{\#}$ , 文献 [8] 证明这样得到的校正公式具有很好的性质,对非零残量问题的收敛速度是超线性的,而对零残量问题则是以平方速度收敛的.

(2) 传统的拟牛顿方程是  $B_+ s = y$ , 其中  $s = t_+ - t$ ,  $y = g_+ - g$ ,  $g = \nabla f(t)$ . 文献 [9] 对其进行了改进,提出了一个新的拟牛顿方程,用  $\tilde{y} = y + \frac{\gamma}{\|s\|^2} s$  代替  $y$ , 其中  $\gamma = 3(g_+ + g)^T s - 6(f(t_+) - f(t))$ , 并且证明了  $\tilde{y}$  对  $\nabla^2 f(t_+) s$  的近似程度要比  $y$  的好.

(3) 与产生新拟牛顿方程的思想类似,文献 [10] 用下式对文献 [8] 中的  $\hat{y}^{\#}$  进行了改进:

$$\tilde{y}^{\#} = \hat{y}^{\#} + \frac{3R^T(t_+)}{\|R(t_+)\| \cdot \|s\|^2} [(J(t_+) + J(t))s - 2(R(t_+) - R(t))s]$$

在上面工作的基础上,文献 [10] 提出了一种新的结构正割法 (NSSTM), 为防止陷入局部极小点,在寻找下一个迭代点时,采用 Armijo 一维搜索,算法的具体步骤如下:

- ① 给出初始点  $t$ , 初始矩阵  $A = A_0$ .
- ② 令  $B = J^T(t) J(t) + \theta A$ , 通过解方程  $Bd = -\nabla f(t)$  找到下降方向  $d$ , 其中  $\theta = \|R(t)\|$ .
- ③ 如果  $\|\nabla f(t)\| < W_1$  或者  $\|d\| < W_2$ , 则停止迭代; 否则, 转到 ④.
- ④ 令  $T = 1$ . 如果式  $f(t + Td) < f(t) + ZT \nabla f^T(t) d$  (3) 成立, 转到 ⑤; 否则, 令  $T = T/2$ , 重复上述计算, 直到式 (3) 成立.

$$\text{⑤ 置 } s = Td, t_+ = t + s, A_+ = A - \frac{Ass^T A}{s^T A s} + \frac{\tilde{y}^{\#} (\tilde{y}^{\#})^T}{(\tilde{y}^{\#})^T s}.$$

- ⑥ 令  $t = t_+$ ,  $A = A_+$ , 返回 ②.

文献 [10] 指出, 该算法有很好的收敛性质,

对于零残量问题,它具有  $q$ -阶二次收敛性质;而对于非零残量问题,它是超线性收敛的.下面的模拟计算表明该算法能在较短时间找到最优解(在模拟计算中,本文取  $A_0 = 10^{-4}I, Z = 0.01, W = 10^{-7}, W_2 = 10^{-5}$ ).

### 3 模拟计算

为检验上述算法的有效性,本文任意选取两

幅大小不同的脑功能图像(大小分别为  $78 \times 105, 181 \times 181$ )进行配准的模拟计算.先分别对两幅图像进行一定量的旋转和平移,然后对变换后的图像进行重新取样,如图 1 所示(图中表示的皆是对原图像进行了  $t = (\Delta T \ \Delta x \ \Delta y) = (0.069 \ 78 \ 3 \ - \ 3)$  的旋转和平移,其中  $\Delta T$  的单位是 rad,  $(\Delta x, \Delta y)$  的单位是像素).

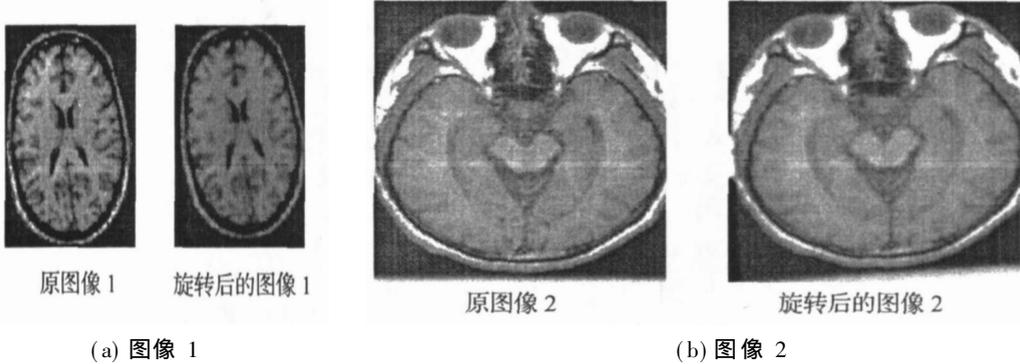


图 1 图像配准的模拟计算  
Fig. 1 Simulation registration of images

在进行图像配准前,首先要对图像进行平滑,目的是降低图像的噪声水平,提高配准精度,避免最优化迭代陷入局部极小点<sup>[2]</sup>,本文是用高斯滤波函数对图像进行平滑的.在图像的旋转过程中,建议以图像的灰度重心为旋转中心,这样做相当于先将两幅图像进行了粗配准,减少了后续

的优化步骤,而且可以避免那些远离全局最优解的局部极小点<sup>[11]</sup>.

采用 Matlab 6.5 对 NSSTM 算法编程,对上面两幅图像进行了多次配准模拟计算,变换参数的选取范围为  $(-0.087 \sim 0.087 \ - \ 5 \sim 5 \ - \ 5 \sim 5)$ , 计算结果见表 1.

表 1 图像配准的模拟计算结果  
Tab. 1 Results of simulation image registration

图像	实际旋转参数	迭代初值	计算结果	$t_{qu} / s$	目标函数值
图 像 1	(0.069 78 3 - 3)	(0.015 1.015 - 1.015)	(0.069 8 3.000 0 - 3.000 0)	87.515 0	$1.128 \ 1 \times 10^{-9}$
	(0.069 78 3 - 3)	(0 0 0)	(0.069 8 3.000 0 - 3.000 0)	120.813 0	$1.149 \ 5 \times 10^{-5}$
	(0.069 78 3 - 3)	(-0.011 - 1.11 - 1.11)	(0.069 8 3.000 0 - 3.000 0)	115.750 0	$8.101 \ 3 \times 10^{-12}$
	(-0.018 - 2 - 2)	(-0.105 - 1.115 - 1.115)	(-0.018 0 - 2.000 0 - 2.000 0)	51.984 0	$3.827 \ 6 \times 10^{-8}$
	(-0.018 - 2 - 2)	(0 0 0)	(-0.018 0 - 2.000 0 - 2.000 0)	93.844 0	$1.205 \ 8 \times 10^{-8}$
	(-0.018 - 2 - 2)	(0.005 0.115 0.115)	(-0.018 0 - 2.000 0 - 2.000 0)	144.797 0	$1.320 \ 0 \times 10^{-9}$
图 像 2	(0.069 78 3 - 3)	(0.025 0.15 - 0.15)	(0.069 8 3.000 0 - 3.000 0)	185.297 0	$1.263 \ 2 \times 10^{-7}$
	(-0.018 - 2 - 2)	(0.015 - 0.05 0.05)	(-0.018 0 - 2.000 0 - 2.000 0)	143.828 0	$5.735 \ 2 \times 10^{-8}$

从计算结果可以看出,该算法受初始点选取的影响不大,计算稳定,且精度高,计算时间较短.

### 4 结 语

本文通过把图像灰度值矩阵改写为列向量的形式,使得目标函数形式成为严格的非线性最小

二乘形式,并针对目标函数特殊结构,引进了一种新算法(NSSTM)来寻找目标函数的极小点.该算法对目标函数海森阵的二阶信息项采取了割线近似的办法,而不是直接舍去,从而提高了高斯-牛顿法对目标函数海森阵的近似程度;且校正矩阵在计算过程中始终保持正定,避免了高斯-牛

顿法中因为矩阵不可逆而找不到下降方向的问题。最后的模拟计算结果表明,应用上述模型及优化方法对图像进行配准,不需要人工干预,算法稳定,精度高,能较好地解决时间序列脑功能图像的配准问题,对其他的同模图像配准问题也同样适用。

### 参考文献:

- [1] 罗述谦. 医学图像配准技术 [J]. 国外医学生物医学工程分册, 1999, 22(1): 1-7
- [2] FRISTON K J, ASHBURNER J, POLINE J B, *et al.* Spatial registration and normalization of images [J]. **Human Brain Mapping**, 1995, 3(3): 165-189
- [3] 赵书俊. 时间序列脑功能成象中的图象配准 [J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(5): 416-419
- [4] WELLS III W M, VIOLA P, ATSUMI H, *et al.* Multi-modal volume registration by maximization of mutual information [J]. **Med Image Anal**, 1996, 1(1): 35-51
- [5] 徐成贤, 陈志平, 李乃成. 近代优化方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2002
- [6] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2001
- [7] DENNIS J E JR, SCHNABLER R B. Least change secant updates for quasi-Newton methods [J]. **SIAM Rev**, 1979, 21(4): 443-459
- [8] HUSCHENS J. On the use of product structure in secant methods for nonlinear least squares problems [J]. **SIAM J Optim**, 1994, 4(1): 108-129
- [9] ZHANG J Z, DENG N Y, CHEN L H. A new quasi-Newton equation and related methods for unconstrained optimization [J]. **J Optim Theory Appl**, 1999, 102(1): 147-167
- [10] ZHANG J Z, XUE Y, ZHANG K. A structured secant method based on a new quasi-Newton equation for nonlinear least squares problems [J]. **BIT Numer Math**, 2003, 43(1): 217-229
- [11] 罗述谦, 李响. 基于最大互信息的多模医学图象配准 [J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(7): 551-558

## Application of new totally structured secant method to registration of time series images

SUN Shao-yan<sup>\*1</sup>, TANG Huan-wen<sup>1</sup>, TANG Yi-yuan<sup>2</sup>

( 1. Inst. of Comput. Biol. and Bioinf., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China;  
2. Inst. of Neuroinf., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China )

**Abstract** Brain functional imaging is an important tool in the study of neural science, and it is necessary to register time series images. The new totally structured secant method is adopted to optimize the nonlinear least squares registration criteria, which gets a better approximation to the Hessian of the criteria by secant update, while the conventional method—Gauss-Newton algorithm directly gets rid of the second-order information of the Hessian. At the same time, the update matrix is always symmetrical and positive which makes it reversible, so a descent direction can be found in each step. The simulation registration results show that the algorithm can quickly obtain the best registration parameters with high precision.

**Key words** image registration; criteria; structured secant method; quasi-Newton equation; BFGS-update; fMRI