

一种非特征的 3D 图像快速刚性配准方法

周光兵, 宋华军, 吴玉兴, 任 鹏

(中国石油大学(华东)信息与控制工程学院, 山东青岛 266580)

摘 要: 3D 图像刚性配准旨在将一个图像映射到另一个具有相同场景的图像上, 已经在医学诊断和其它领域中得到了广泛的应用. 已有的方法大都基于特征点和针对特定的约束条件, 带来了特征选择耗时多, 随机性强, 而且约束条件使用不灵活等问题. 针对这些问题, 提出直接使用图像灰度值的无特征 3D 刚性配准方法. 该方法使用泰勒展开式和最小二乘法直接计算待配准图像的变换参数, 并且使用较少的数据点完成快速的配准. 实验结果表明, 提出的算法获得较高的精度, 并且使用少量的数据仍可以有效计算, 这一特性使得它在大数据 3D 图像应用中更有吸引力.

关键词: 3D 图像配准; 图像变换; 泰勒展开式

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2018)10-2384-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.10.011

A Non-Feature Fast 3D Rigid-Body Image Registration Method

ZHOU Guang-bing, SONG Hua-jun, WU Yu-xing, REN Peng

(College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum (East China), Qingdao, Shandong 266580, China)

Abstract: 3D image registration (IR) aims to map one image to another image of a same scene, widely used in medical diagnosis and other applications. The existing methods mostly use feature to registration and have specific constraint condition which have many problems such as time-consuming, strong random in feature extraction and not flexible under constraint condition. For those problems, an intensity-based method for non-feature 3D rigid IR is proposed in this paper. The method uses Taylor expansion and the least squares (LS) to directly get the transformation parameters and has advantage of high processing speed with less processed data. It is shown by numerous experiments that the proposed IR method has high accuracy and only uses very small proportion data to process.

Key words: 3D image registration; image transformation; Taylor expansion

1 引言

3D 图像在应用中越来越受欢迎. 例如在 MRI (磁共振成像) 中, 人们习惯于从 3D 物体中获取一组 3D 图像来研究 3D 物体 (如: 患者的头部) 的生物机制. 为了合理地去比较同一个对象在不同时刻两个 3D 图像的差异, 需要事先对其进行配准 (IR). 图像配准技术广泛的应用在医疗成像^[1], 目标跟踪^[2], 遥感技术^[3], 指纹和脸部识别^[4], 图像压缩^[5] 和视频增强^[6] 等场合. 文献中存在的大部分的 2D 图像配准方法大致可以分为基于特征和基于灰度方法两类. 基于特征的方法首先要考

虑选取两张图像的两个特征集, 然后去寻找能够很好的匹配两个特征集的几何变换 $T^{[7,8]}$. 常用的特征包括角点、LBP^[2]、SURF、质心或模板^[9], 还有图像灰度函数得到的退化体素^[8]. 由于特征提取通常是一个耗时多、随意性强且具有挑战性的任务, 最近基于灰度配准方法 IR (IBIR) 研究更多关注直接对两幅图像灰度值的变换 T , 包括基于参数的转换^[10], 和更灵活的非参数的转换^[11-14]. 本文重点研究不强加或假设任何具体参数形式的非参数化方法. 先后有很多刚性配准的文献提出, 比如, 基于分数阶傅里叶变换的配准方法^[15], 只针对平移和旋转的图像, 提高了精度, 与之前所存在的互

信息图像配准方法相比,抗噪性更好;基于非迭代的图像配准方法^[16],可以实现全局优化搜索,但没有达到最优;基于学习的非相似性度量配准方法^[17],优于现有的技术度量(MI)和相关度量(KLD).然而,上述方法都是用差分全局平滑方法估计几何变换 T . 全局平滑方法容易实现,但是只有当假定的参数模型或者其他全局正则项满足的条件下才有效. 并且这种假定的参数模型要根据不同的应用而设定. 本文提出的方法不强加任何限制、不用提取图像的特征完成 3D 图像的高效刚性配准.

一些 2D 图像配准方法被引入到 3D Slicer 软件包 (<http://slicer.org/>) 中从而推广到 3D 情况下. 最近比较流行的 ICP 算法^[18]是基于点云数据集,点云数据是 3D 扫描设备产生的,主要用来代表物体的外表面形状,而现实中很多的 3D 图像是存放整个图像的各个位置的灰度信息(比如 MRI 图像),基于点云的配准算法不适用这些情况. 本文提出了一种新的 3D 图像配准方法,这种方法适用于某一图像到另一图像间的几何刚性变换的情况,即同一幅图中的任意两个体素间的欧氏距离变换后不变. 本文研究的刚体变换在实践中最常见.

2 非特征的 3D 图像刚性配准方法

2.1 配准模型

在数学上,3D 图像配准问题描述如下:参考 3D 图像设为 $f_R(x, y, z)$, 移动 3D 图像设为 $f_M(x, y, z)$. 3D 图像配准的主要目的是为了找到一个令 $f_M(T(x, y, z))$ 尽可能逼近 $f_R(x, y, z)$ 的几何变换 $T(x, y, z) = (T_1(x, y, z), T_2(x, y, z), T_3(x, y, z))$. 对刚性变换来说,几何变换核心参数包括 3D 旋转和 3D 平移和尺度缩放^[19]. 论文中假设没有尺度缩放,即尺度缩放系数为 1,这也与大部分实际应用相符合.

假设 α, β, γ , 分别表示沿着 x 轴、 y 轴和 z 轴的旋转角. $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 是沿着三个轴的平移参数,那么 3D 刚体变换便可用下面的表达式来描述

$$\begin{aligned} T_1(x, y, z) &= x(\cos\alpha\cos\beta) + y(\sin\alpha\cos\beta) \\ &\quad - z(\sin\beta) + \Delta x \\ T_2(x, y, z) &= x(\cos\alpha\sin\beta\sin\gamma - \sin\alpha\cos\gamma) \\ &\quad + y(\sin\alpha\sin\beta\sin\gamma + \cos\alpha\cos\gamma) \\ &\quad + z(\cos\beta\sin\gamma) + \Delta y \\ T_3(x, y, z) &= x(\cos\alpha\sin\beta\cos\gamma + \sin\alpha\sin\gamma) \\ &\quad + y(\sin\alpha\sin\beta\cos\gamma - \cos\alpha\sin\gamma) \\ &\quad + z(\cos\beta\cos\gamma) + \Delta z \end{aligned} \quad (1)$$

实际上,真实的图像 $f_R(x, y, z)$ 和 $f_M(x, y, z)$ 通常是不存在的. 实际采集的图像含有噪声,由此建立模型如下

$$\begin{aligned} Z_M(x_i, y_j, z_k) &= f_M(x_i, y_j, z_k) + \varepsilon_M(x_i, y_j, z_k), \\ Z_R(x_i, y_j, z_k) &= f_R(x_i, y_j, z_k) + \varepsilon_R(x_i, y_j, z_k), \\ \text{For } i, j, k &= 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

其中的 $(x_i, y_j, z_k) \in \Omega$ 表示的是对应位置的体素, $Z_M(x_i, y_j, z_k)$ 和 $Z_R(x_i, y_j, z_k)$ 表示的是实际的参考图像和移动图像, $\{\varepsilon_M(x_i, y_j, z_k)\}$ 和 $\{\varepsilon_R(x_i, y_j, z_k)\}$ 表示的是噪声. 因此,为了解决图像的配准问题,需要从实际图像 $Z_M(x_i, y_j, z_k)$ 和 $Z_R(x_i, y_j, z_k)$ 中,估计出式(1)中的 (α, β, γ) 和 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 这六个参数值,以确保 $Z_M(T(x_i, y_j, z_k))$ 尽可能地逼近 $Z_R(x_i, y_j, z_k)$.

2.2 模型估计

首先,修改变换 $T(x, y, z) = (T_1(x, y, z), T_2(x, y, z), T_3(x, y, z))$ 为如下表达形式

$$\begin{pmatrix} T_1(x, y, z) \\ T_2(x, y, z) \\ T_3(x, y, z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b(x, y, z) \\ c(x, y, z) \\ d(x, y, z) \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{其中, } b(x, y, z) &= T_1(x, y, z) - x \\ c(x, y, z) &= T_2(x, y, z) - y \\ d(x, y, z) &= T_3(x, y, z) - z \end{aligned}$$

它们分别表示在 x 轴、 y 轴和 z 轴上的变化量. 显然,对 $T(x, y, z)$ 估计,就相当于对 $(b(x, y, z), c(x, y, z), d(x, y, z))$ 估计. 假若 $(b(x, y, z), c(x, y, z), d(x, y, z))$ 很小,而且 $f_M(x, y, z)$ 有在 (x, y, z) 上的一阶偏导数. 由泰勒展开式,可以得到

$$\begin{aligned} f_M(T_1(x, y, z), T_2(x, y, z), T_3(x, y, z)) \\ = f_M(x, y, z) + f'_{M_x}(x, y, z)b(x, y, z) \\ + f'_{M_y}(x, y, z)c(x, y, z) \\ + f'_{M_z}(x, y, z)d(x, y, z) \\ + o(\|T(x, y, z) - (x, y, z)\|) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中, $f'_{M_x}(x, y, z)$, $f'_{M_y}(x, y, z)$ 和 $f'_{M_z}(x, y, z)$ 表示的是 $f_M(x, y, z)$ 分别对 (x, y, z) 的一阶偏导数, $\|\cdot\|$ 表示的是欧几里得范数.

为了计算 $(b(x, y, z), c(x, y, z), d(x, y, z))$ 的估计 $(\hat{b}(x, y, z), \hat{c}(x, y, z), \hat{d}(x, y, z))$, 需要让下式的计算误差尽可能小

$$\begin{aligned} f_R(x, y, z) - [f_M(x, y, z) + f'_{M_x}(x, y, z)b(x, y, z) \\ + f'_{M_y}(x, y, z)c(x, y, z) + f'_{M_z}(x, y, z)d(x, y, z)] \end{aligned}$$

然而,事实上, $f_R(x, y, z)$, $f_M(x, y, z)$, $f'_{M_x}(x, y, z)$, $f'_{M_y}(x, y, z)$, $f'_{M_z}(x, y, z)$ 都是不存在的. 只有式(2)中定义的有噪声的 3D 图像 $\{Z_R(x_i, y_j, z_k)\}$ 和 $\{Z_M(x_i, y_j, z_k)\}$ 是可以得到的.

使用统计回归分析中的最小二乘法(LS)对上述变换中的六个参数进行估计,具体如下:首先,假设 $f'_{M_x}(x, y, z)$, $f'_{M_y}(x, y, z)$ 和 $f'_{M_z}(x, y, z)$ 事先已经由对应的估计函数 $\hat{f}'_{M_x}(x, y, z)$, $\hat{f}'_{M_y}(x, y, z)$ 和 $\hat{f}'_{M_z}(x, y, z)$ 估计出来,具

体估计方法见式(6). 那么, $b(x, y, z), c(x, y, z), d(x, y, z)$ 中的参数 $\Theta = (\alpha, \beta, \gamma, \Delta x, \Delta y, \Delta z)'$ 便可由最小化问题的解决方案来估计近似

$$\min_{\Theta} \sum_{i,j,k=1}^n [Z_M(x_i, y_j, z_k) - Z_R(x_i, y_j, z_k) - \hat{f}'_{M_x}(x, y, z)b(x, y, z) - \hat{f}'_{M_y}(x, y, z)c(x, y, z) - \hat{f}'_{M_z}(x, y, z)d(x, y, z)]^2 K_h \quad (4)$$

其中, K_h 是一个以单位圆支撑的核函数, $h > 0$ 是一个带宽参数. 假设参数 α, β 和 γ 都很小, 得到 $\sin\alpha \approx \alpha, \sin\beta \approx \beta, \sin\gamma \approx \gamma, \cos\alpha \approx 1, \cos\beta \approx 1, \cos\gamma \approx 1$. 在这种条件下, 由式(4)得出的 Θ 的最小二乘法估计值由下式计算

$$\Theta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (5)$$

其中 X 是一个 $n^3 \times 6$ 设计矩阵, 它的第 $[(i-1)n^2 + (j-1)n + k]$ 行元素是由下式组成

$$\begin{aligned} & (-\hat{f}'_{M_x}(x_i, y_j, z_k)y_j + \hat{f}'_{M_y}(x_i, y_j, z_k)x_i \\ & \hat{f}'_{M_x}(x_i, y_j, z_k)z_k - \hat{f}'_{M_z}(x_i, y_j, z_k)x_i, \\ & -\hat{f}'_{M_y}(x_i, y_j, z_k)z_k + \hat{f}'_{M_z}(x_i, y_j, z_k)y_j, \\ & \hat{f}'_{M_x}(x_i, y_j, z_k), \hat{f}'_{M_y}(x_i, y_j, z_k), \hat{f}'_{M_z}(x_i, y_j, z_k) \end{aligned}$$

Y 是一个 n^3 维向量, 它的第 $[(i-1)n^2 + (j-1)n + k]$ 个元素由 $Z_R(x_i, y_j, z_k) - Z_M(x_i, y_j, z_k)$ 确定.

为了计算式(4)和式(5)所定义参数估计值, 需要得到 $\hat{f}'_{M_x}(x, y, z), \hat{f}'_{M_y}(x, y, z)$ 和 $\hat{f}'_{M_z}(x, y, z)$ 的估计值. 为此, 使用非参数回归分析中的局部线性核 (LLK) 估计方法^[20], LLK 估计方法如式(6)所示

$$\begin{aligned} \hat{f}'_{M_x} &= \frac{\sum_{i,j,k} (x_i - x) Z_M(x_i, y_j, z_k) K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)}{\sum_{i,j,k} (x_i - x)^2 K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)} \\ \hat{f}'_{M_y} &= \frac{\sum_{i,j,k} (y_j - y) Z_M(x_i, y_j, z_k) K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)}{\sum_{i,j,k} (y_j - y)^2 K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)} \\ \hat{f}'_{M_z} &= \frac{\sum_{i,j,k} (z_k - z) Z_M(x_i, y_j, z_k) K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)}{\sum_{i,j,k} (z_k - z)^2 K_h\left(\frac{x_i - x}{h}, \frac{y_j - y}{h}, \frac{z_k - z}{h}\right)} \end{aligned} \quad (6)$$

算法选取具有良好理论性能的 Epanechnikov 核函数 $K_h(x, y, z) = (1 - x^2)(1 - y^2)(1 - z^2)$.

2.3 提出的 3D 图像配准算法

上述 $\Theta = (\alpha, \beta, \gamma, \Delta x, \Delta y, \Delta z)'$ 中的所有参数都在值很小的假设下推导出的. 所以, 这种算法只适用于该

假设成立的前提下. 对于 3D 移动图像比参考图像变换较大的时候, 使用迭代运算, 整个过程为

步骤 1 用式(6)估计 $\hat{f}'_{M_x}(x, y, z), \hat{f}'_{M_y}(x, y, z)$ 和 $\hat{f}'_{M_z}(x, y, z)$.

步骤 2 由式(5)获取初始参数估计值. 相应地, 可将 T 的初始估计值记为 $T^{(0)}$.

步骤 3 此时, 相关参数的估计值可以表示为 $\Theta = (\hat{\alpha}^{(0)}, \hat{\beta}^{(0)}, \hat{\gamma}^{(0)}, \Delta \hat{x}^{(0)}, \Delta \hat{y}^{(0)}, \Delta \hat{z}^{(0)})$. 当 $\max(\hat{\alpha}^{(0)}, \hat{\beta}^{(0)}, \hat{\gamma}^{(0)}) \leq \varepsilon_1$ 和 $\max(\Delta \hat{x}^{(0)}, \Delta \hat{y}^{(0)}, \Delta \hat{z}^{(0)}) \leq \varepsilon_2$ 成立时, 算法结束. 若不成立, 则执行步骤 4. 其中, 不等式中的 $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$ 是两个较小的数, 根据实验测试本文实验中选取 $\varepsilon_1, \varepsilon_2 = 0.25$, 过大会带来精度低的问题, 过小会产生过配准, 造成配准失败.

步骤 4 更新 $Z_M^{(v+1)}(x_i, y_j, z_k) = Z_M(T^{(v)}(x_i, y_j, z_k))$. ($v = 0, 1, 2, 3, \dots, n$). 重复执行步骤 1 和步骤 2. 相应的, T 的估计值记为 $T^{(v)}$, 相关参数的估计值可以表示为 $\Theta = (\hat{\alpha}^{(v)}, \hat{\beta}^{(v)}, \hat{\gamma}^{(v)}, \Delta \hat{x}^{(v)}, \Delta \hat{y}^{(v)}, \Delta \hat{z}^{(v)})$. 直到满足 $\max(\hat{\alpha}^{(v)}, \hat{\beta}^{(v)}, \hat{\gamma}^{(v)}) \leq \varepsilon_1$ 和 $\max(\Delta \hat{x}^{(v)}, \Delta \hat{y}^{(v)}, \Delta \hat{z}^{(v)}) \leq \varepsilon_2$ 时, 算法结束.

2.4 算法的计算复杂度

对于所提出的 3D 刚性配准算法, 由式(6)做一阶导数运算, 再求解式(5)中的设计矩阵 X , 并通过迭代运算找出最优参数值. 式(6)占用整个算法的大部分时间. 重点分析式(6)的计算复杂度. 设在三轴采样的体素点数分别为 W, H, D (算法实际处理的体素), 式(6)共有 $11 \times WHD$ 个加法和 $13 \times WHD$ 个乘法.

设电脑的时钟周期为 T . 那么, 电脑的主频 $f = 1/T$. 令加法的时钟周期为 aT , 乘法的时钟周期为 bT , 那么当有 n 个 CPU 核时, 所耗费的时间应当为

$$t = \frac{(WHD)^2(11a + 13b)}{nf}$$

其中, 参数 f, a, b 与计算机的性能有关, 可以从 CPU 的手册中得到.

所以, 对于算法的计算速度来说, 三轴采样的点数越少, 运算量越小, 但是精度也会有影响, 具体精度分析, 见下节的实验分析.

3 实验和性能分析

使用 10 多组不同的 3D 测试图像来评估所提出的图像配准方法的实验性能. 因为这些实验结果都差不多, 所以重点分析其中两个有代表性的实验.

为了评估这个方法的实验性能, 采用了三种流行的测试指标^[21], 分别是均方差根 (RRMS), 相关系数 (CC) 和图像熵差 (EID). RRMS 和 EID 的值越小, 配准效果则会越好. 而 CC 值越大, 配准效果越好.

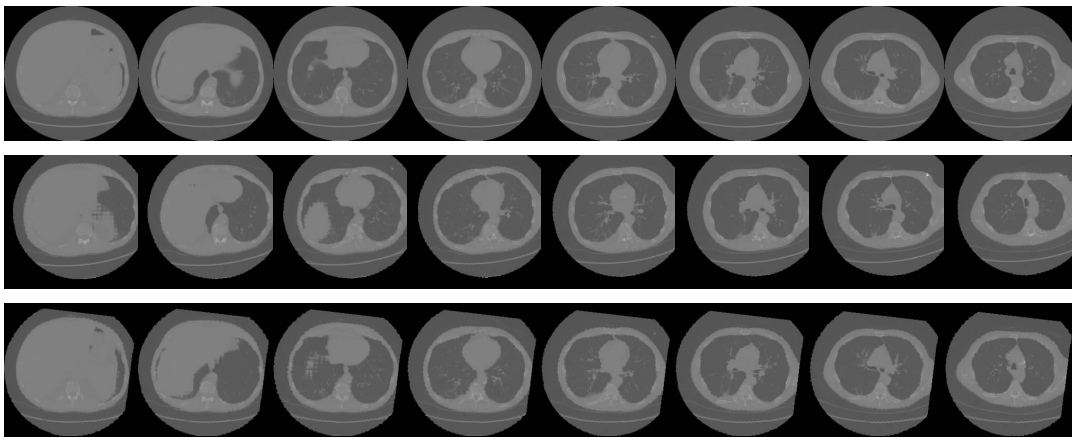
3.1 实验一

第一个例子中, 3D 参考图像是从 <http://www.slicer.org/slicerWiki/images/3/31/CT-chest.nrrd> 下载的. 它是一张患者胸部的 3D MRI 图像, 尺寸是 $256 \times 256 \times 139$, 如图 1 所示.

图 1 中的第一行分别是沿着 z 轴所切出的第 30, 40, \dots , 100 个图片. 为了对所提出的图像配准方法的性能评估, 对参考图像分别在 x 轴、 y 轴和 z 轴按照步进方式偏移和旋转, 得到一系列的移动图像. 使用设计的算法对移动图像配准. 图 2 是实验结果, 图中 m 指体素平移的数目, s 是沿着单一轴线的旋转角度.

从图 2(a) ~ (c) 可见, 当偏移体素 m 值从 1 变到 15 个体素时, 我们所提出的 IR 方法表现得很好, 但大

于 15 之后, 它的表现开始变差. 图 2(d) ~ (f) 只考虑旋转变换, 把参考图像的左上角作为旋转中心, 分别沿着 x 轴、 y 轴和 z 轴旋转 s 度. s 值从 1° 变至 10° , RRMS、CC 和 EID 所检测出的相应结果. 当 $s < 7^\circ$ 时, 我们可以看出, 检测出的结果是很好的. $s = 7.1^\circ$ 时移动图像的切片如图 1 第二行所示. 经所提出的 IR 方法恢复后的图像 $Z_M(\hat{T}(x, y, z))$ 的相应图片如图 1 最后一行所示. 通过比较图 1 中的第一行和最后一行, 可以得出, 本文提出的方法配准效果很好. 参考图像同时平移旋转后所得到的结果, 如图 2(g) ~ (i) 所示, 在这种情况下, 三个轴上的平移和旋转都是相同的, 令 $s = 0.3m^\circ$. 从中可以看出当 $s \leq 3$ ($m \leq 10$) 时, 得到很好的配准结果.



第一行图像是参考图像沿着 z 轴第 30, 40, \dots , 100 次所切出的 8 个图片; 第二行图像是移动图像相应的图片; 第三行则是经所提出的图像配准方法恢复后的参考图像 $Z_M(\hat{T}(x_i, y_j, z_k))$ 的相应图片。

图 1 胸部图像实例

为了节省运算时间, 上述实验对整幅图像等间隔采样 $32 \times 32 \times 20$ 个体素点作为处理的体素, 该体素个数仅占有所有体素点的 0.22%, 减少了处理的运算量, 提高了算法速度.

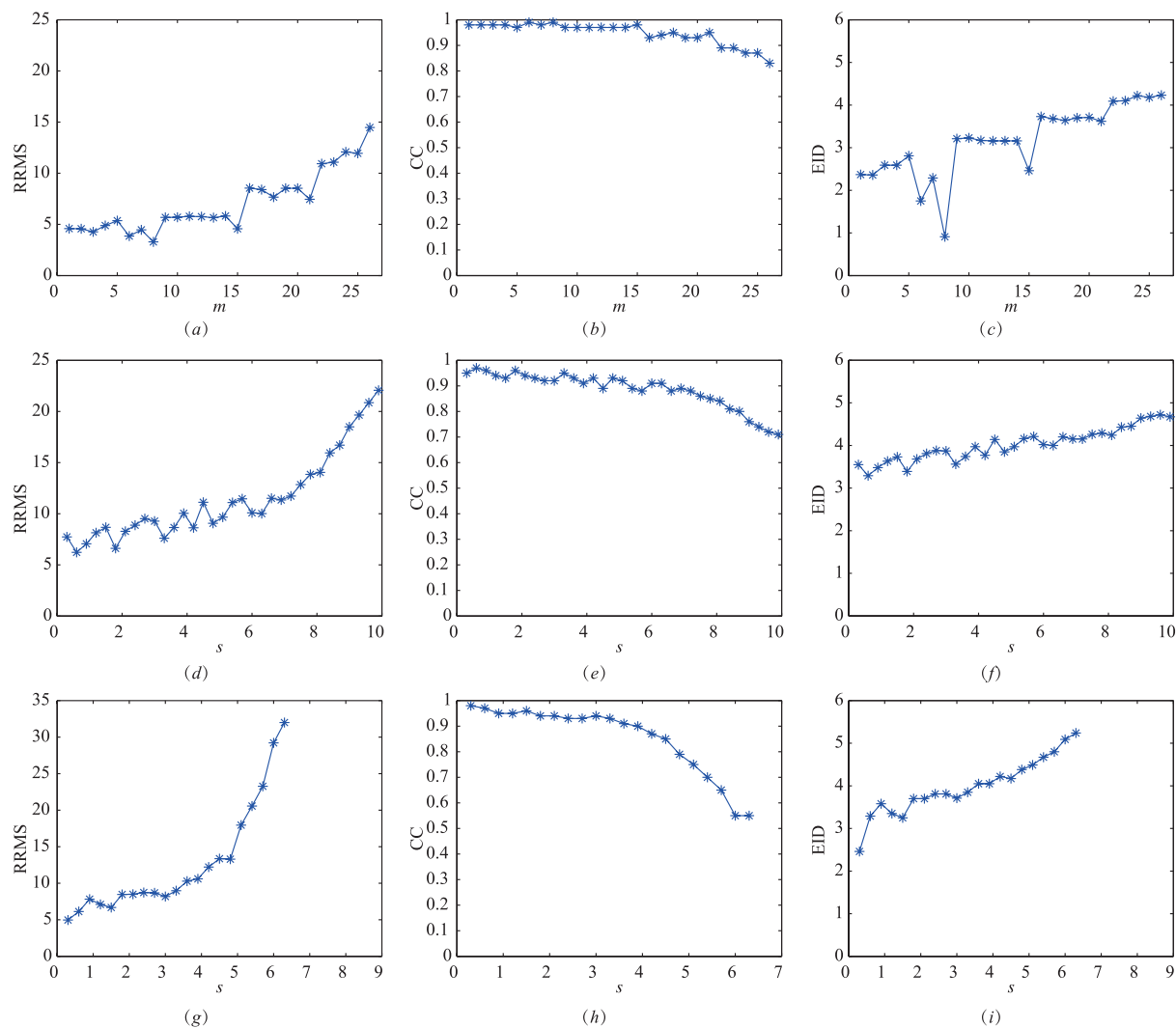
实验结果中, 配准结果明显变差的临界点是不同的(比如, 只偏移情况下, 偏移 15 个体素开始变差), 这与提出的算法使用泰勒展开的微小变化条件相对应的, 在推导出式(5)的时候, 假定参数 α , β 和 γ 都很小, 尽管使用迭代方法, 但是提出的算法的限制就是移动图像相对参考图像不能变化太大.

3.2 实验二

接下来, 考虑一个实际图像配准问题, 即某位艾滋病患者治疗前后的 3D MRI 图像, 治疗之前的图像可以用作参考图像, 治疗之后的图像则作为移动图像. 图像尺寸为 $177 \times 257 \times 256$ 个体素. 参考图像沿 z 轴所切出的第 20, 40, \dots , 200 个切片如图 3 第一行所示, 移动图像相应的切片如图 3 第二行所示. 可以看出, 这两幅 3D 图像的切片是完全不一样的.

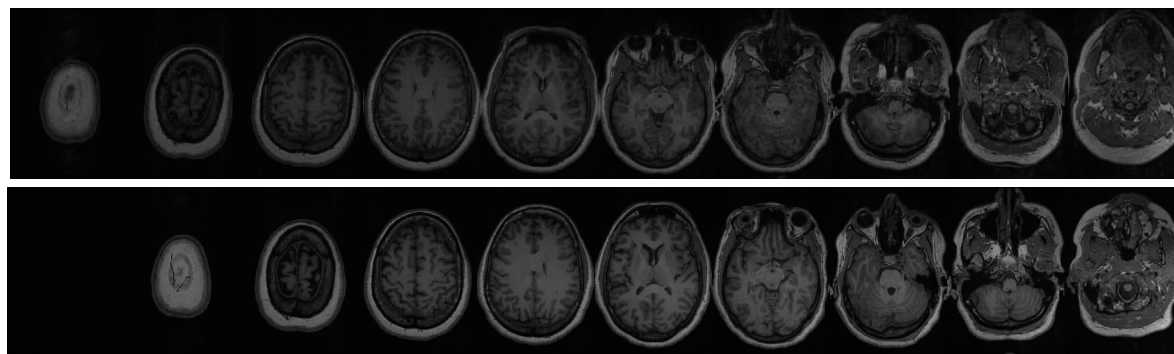
在这个例子中, 除了上文所提出的方法外, 还需要比较当前流行的集合多种 3D 图像配准方法的软件 3DSlicer 自带的 3D 图像刚体配准方法. 当前有很多 3D 图像配准的方法提出来, 但是大部分方法都是针对图像局部配准. 3DSlicer 软件的刚性配准是公认算法效果下, 两种方法配准的结果. 对比实验结果如图 4 所示, 其中 p 等于处理体素数/总体素数.

由图 4 中曲线的变化趋势可见: ①当 p 比较大时, 这两种方法都表现得很好; ② $p \geq 0.15\%$ 时, 3DSlicer 中的方法表现得略好, 但它在 $p \leq 0.15\%$ 时精度退化得非常快; ③即使 p 小至 0.0087% 时, 我们所提出的 IR 方法仍是稳定的. 当 $p = 0.1\%$ 时, 配准后的图像 $Z_M(\hat{T}(x, y, z))$ 的第 20, 40, \dots , 200 个切片及由 3DSlicer 中的方法得到的差分图像 $Z_R(T(x, y, z)) - Z_M(\hat{T}(x, y, z))$ 如图 5 所示. 所提方法相应的结果如图 6 所示. 通过比较图 5 和图 6 的最后一行的差值后的图像, 可以看出所提出的方法比起 3DSlicer 中的方法在该比例下效果更好.



(a) ~ (c) 分别是参考图像沿着x轴、y轴和z轴平移 m 个体素后得出的RRMS, CC和EID的值;
 (d) ~ (f) 分别是参考图像沿着x轴、y轴和z轴旋转 s° 后得出的RRMS, CC和EID的值;
 (g) ~ (i) 分别是参考图像沿着x轴、y轴和z轴平移 m 个体素和旋转 s° 后得出的RRMS, CC和EID, $s = 0.3m$ 。

图2



艾滋病患者参考图像的第20, 40, …… , 200个切片 (第一行) 和移动图像相应的切片 (第二行)。

图3

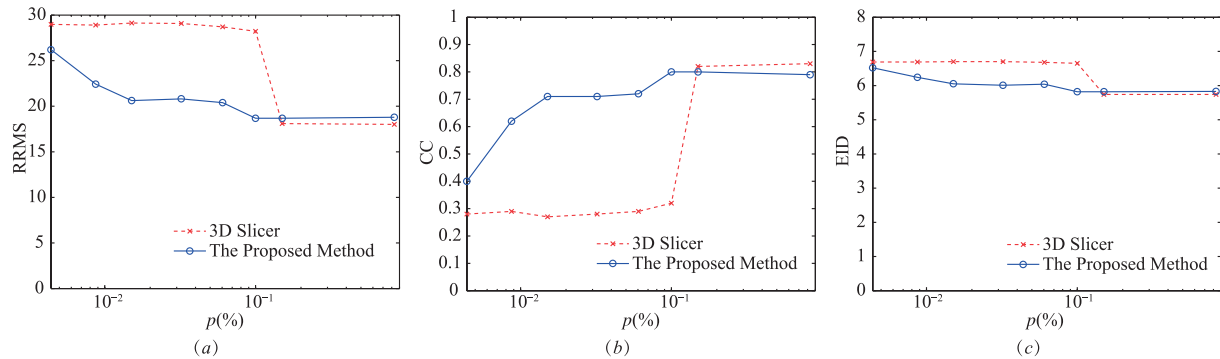


图4 提出的图像配准方法和3DSlicer软件包里自带的图像刚体配准方法所得出的RRMS, CC和EID的实验

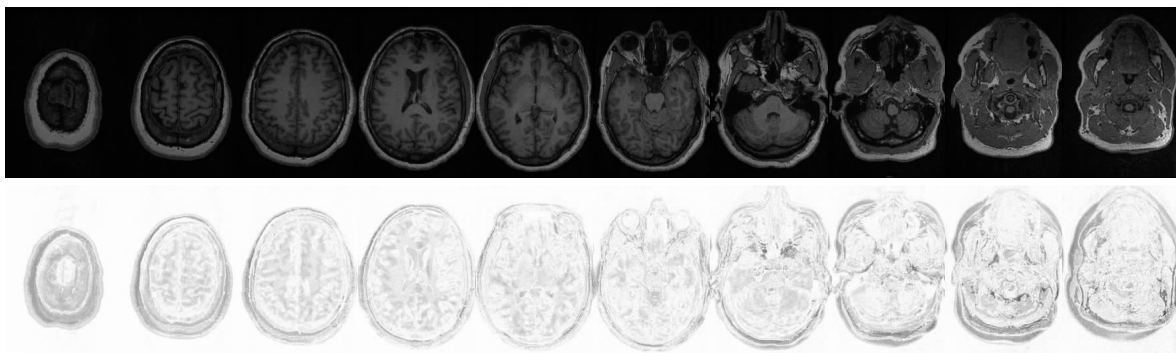


图5 3DSlicer配准后的3D图像的第20, 40, ..., 200个切片(第一行)和它的差分图像(第二行)

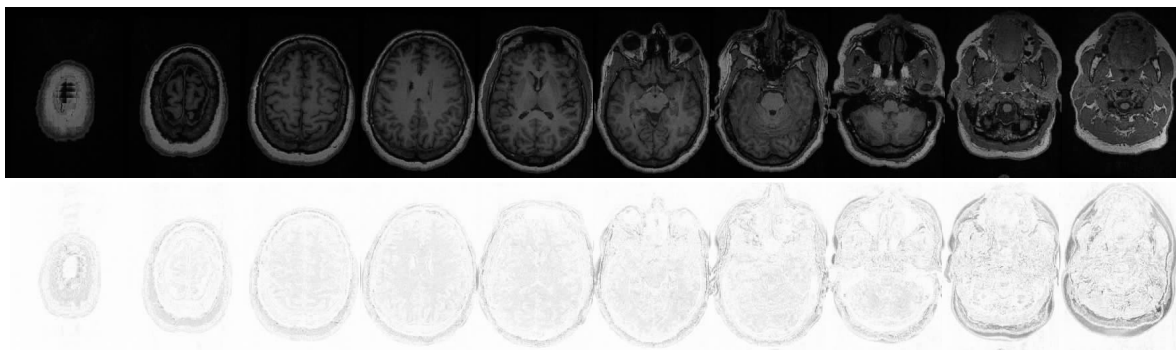


图6 所提出的方法配准后的3D图像的第20, 40, ..., 200个切片(第一行)和它的差分图像(第二行)

4 结论

本文中,描述了为分析 3D 图像而提出的 IR 方法,这种方法适合处理刚性变换.算法建立了非参数统计模型,并且不用依赖图像的特征.结果也表明,该方法在需要使用数据压缩的应用里是非常实用的,适合于应用在当数据量较大或者需要快速进行图像配准场合.在某些应用中,几何变换需要尺度参数来描述的,除非几何变换根本就是无参数的^[22].在这种情况下,还没有研究如何推导计算尺度参数,需要后面进一步研究.

参考文献

- [1] BOLTCHIEVA D, YVINEC M, BOISSONNAT J D. Evaluation of 14 nonlinear deformation algorithms applied to human brain MRI registration [J]. Neuroimage, 2009, 46 (3): 786.
- [2] SONG Hua-jun, XIAO Bo-tao, HU Qin-zhen, et al. Integrating local binary patterns into normalized moment of inertia for updating tracking templates [J]. Chinese Journal of Electronics, 2016, 25(4): 706 - 710.
- [3] 宋婉莹, 李明, 张鹏, 等. 基于加权合成核与三重 Markov 场的极化 SAR 图像分类方法 [J]. 电子学报, 2016, 44

- (3):520 – 526.
SONG Wan-ying, LI Ming, ZHANG Peng, et al. A classification method of polSAR image based on weighted composite kernel and triplet Markov field[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3):520 – 526. (in Chinese)
- [4] LIU L, JIANG T, YANG J, et al. Fingerprint registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2006, 15(5):1100 – 1110.
- [5] DUFAUX F, KONRAD J. Efficient, robust, and fast global motion estimation for video coding[J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2000, 9(3):497 – 501.
- [6] 杨媛, 高勇, 房继军, 等. 一种改进的视频画质增强算法及 VLSI 设计[J]. 电子学报, 2012, 40(8):1655 – 1658.
YANG Yuan, GAO Yong, FANG Ji-jun, et al. An improved video quality enhancement algorithm and VLSI design[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8):1655 – 1658. (in Chinese)
- [7] DAVIS M H, KHOTANZAD A, FLAMIG D P, et al. A physics-based coordinate transformation for 3-D image matching[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(3):317.
- [8] QIU Pei-hua, XING Chen. Feature based image registration using non-degenerate pixels[J]. Signal Processing, 2013, 93(4):706 – 720.
- [9] SAEED N. Magnetic resonance image segmentation using pattern recognition, and applied to image registration and quantitation[J]. Nmr in Biomedicine, 1998, 11(4 – 5):157.
- [10] DENTON E R, SONODA L I, RUECKERT D, et al. Comparison and evaluation of rigid, affine, and non-rigid registration of breast MR images[J]. J Comput Assist Tomogr, 1999, 3661(5):800 – 805.
- [11] AVANTS B B, GROSSMAN M, GEE J C. Symmetric diffeomorphic image registration; evaluating automated labeling of elderly and neurodegenerative cortex and frontal lobe[A]. Proceedings of International Conference on Biomedical Image Registration[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 50 – 57.
- [12] QIU Pei-hua, XING Chen. On nonparametric image registration[J]. Techno Metrics, 2013, 55(2):174 – 188.
- [13] TUSTISON N J, AVANTS B B, GEE J C. Directly manipulated free-form deformation image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(3):624 – 635.
- [14] Xing Chen, Qiu Pei-hua. Intensity-based image registration by nonparametric local smoothing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(10):2081 – 2092.
- [15] 牛慧贤. 基于分数阶傅里叶变换的刚性图像配准技术[D]. 郑州: 郑州大学, 2015.
NIU Hui-xian. Rigid Image Registration Technology Based on Fractional Fourier Transform[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2015. (in Chinese)
- [16] KHOO Y, KAPOOR A. Non-iterative rigid 2D/3D point-set registration using semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(7):2956 – 2970.
- [17] SO R W K, CHUNG A C S. A novel learning-based dissimilarity metric for rigid and non-rigid medical image registration by using Bhattacharyya Distances[J]. Pattern Recognition, 2017, 62(C):161 – 174.
- [18] YANG J, LI H, JIA Y. Go-ICP: Solving 3D registration efficiently and globally optimally[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision[C]. USA: IEEE, 2013. 1457 – 1464.
- [19] EGGERT D W, LORUSSO A, FISHER R B. Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms[J]. Machine Vision and Applications, 1997, 9(5):272 – 290.
- [20] WANG Y. Image Processing and Jump Regression Analysis[M]. USA: John Wiley, 2006.
- [21] QIU Pei-hua, NGUYEN T. On image registration in magnetic resonance imaging[A]. Proceedings of International Conference on Biomedical Engineering and Informatics[C]. USA: IEEE, 2008. 753 – 757.
- [22] WU G, QI F, SHEN D. Learning-based deformable registration of MR brain images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9):1145.

作者简介



周光兵 男. 1992 年生, 山东泰安人. 硕士研究生, 现主要从事机器视觉方面的研究.
E-mail: zgbupc@163.com



宋华军 (通讯作者) 男. 1978 年生, 山东威海人. 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为实时目标跟踪算法及无线通信信号处理.
E-mail: huajun.song@upc.edu.cn