

文章编号 1004-924X(2016)05-1224-08

## 结合多分辨率修正曲率配准的层间插值

王新征, 卜雄洙\*, 于 靖

(南京理工大学 机械工程学院, 江苏 南京 210094)

**摘要:** 针对体数据各坐标轴分辨率不一致, 导致医学及工业三维图像重建时出现边界台阶状结构、细节断裂或缺失等问题, 提出了基于多分辨率修正曲率配准的层间插值方法。该方法采用反投影重建形式增强图像细节, 解决配准图像清晰度和对比度弱的问题; 利用三次卷积插值构造切片的低分辨率图像以保留图像细微结构, 提高配准精度。采取从低分辨率粗配准到高分辨率精细配准的策略减少计算时间, 提高计算效率。利用切片图像对应像素间存在对称形变结构的特征, 建立了修正曲率模型估计形变场, 解决了配准时单向形变不一致的问题。最后, 通过离散余弦变换(DCT)的数值解析方案对构建的形变场估计函数进行优化, 利用最终形变场数据对切片进行线性插值, 计算出层间图像。实验结果表明, 提出的算法能够消除现有方法插值图像的边缘模糊现象。与线性插值算法相比, 提出方法的均方差(MSD)减小了 40%, 高于对称曲率模型, 且耗时仅为该模型的 20% 左右, 满足应用要求。

**关键词:** 图像重建; 体数据重建; 层间插值; 曲率配准; 图像配准

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162405.1224

## Slice interpolation on multilevel modified curvature-based registration

WANG Xin-zheng, BU Xiong-zhu\*, YU Jing

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of  
Science and Technology, Nanjing 210094, China)

\* Corresponding author, E-mail: buxul05@mail.njust.edu.cn

**Abstract:** When 3D medical and industrial images are reconstructed, the differences of volume data resolution in three directions often lead to detail missing and surface discontinuous. Therefore, a slice interpolation algorithm was proposed based on multilevel modified curvature-based registration. With the method, a back projection method was used to enhance the image details and to improve the definition and contrast of the matched images. Then, the cubic convolution interpolation was used to construct a low resolution image for preserving image detail and to improve the matching accuracy. A new scheme from low resolution coarse registration to high resolution fine registration was proposed to reduce the calculation time to improve the calculation efficiency. Furthermore, a modified curvature-based registration model was built based on the symmetric transformation between the pixels in the slice images to resolve the problem of transformation inconsistency in image matching. Finally, the Discrete Cosine Transform, (DCT) was used to minimize and optimize the joint criterion of a deformation field and the deformation field data were used to perform the linear interpolation for the slice to obtain the slice image. Experiment results show the proposed method eliminates the

收稿日期: 2016-01-11; 修订日期: 2016-03-04.

基金项目: 江苏省科研创新计划资助项目(No. CXLX12\_0189)

blurred edges of the slice interpolation image. As compared with the linear interpolation method, the Mean Square Deviation(MSD) of the proposed method has reduced by 40%, which is higher than that of the classical curvature mode and the time consuming also is 20% that of the classical one.

**Key words:** image reconstruction; volume data reconstruction; slice interpolation; curvature-based registration; image registration

## 1 引言

计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)、核磁共振(Magnetic Resonance Imaging, MRI)等技术在现代医学及工业领域中应用广泛<sup>[1,2]</sup>,但是受设备硬件性能、采集时间等因素的影响,切片层间的间距往往远大于同层图像相邻像素间的间距,如CT同层图像像素间距为0.5~2 mm,而层间间距却达1~15 mm,若直接以此类体数据进行重建会导致结果出现台阶状边缘、表面不连续、细节断裂等现象,因此需对层间图像进行插值,以获得高分辨率的体数据<sup>[3]</sup>。

目前层间插值方法主要分为两类:基于灰度的方法及基于对象的方法,前者忽略了物体结构带来的像素变化,直接根据像素灰度进行插值,如线性插值与三次样条插值。此类方法原理简单、计算复杂性低、易于实现,应用较广,但是插值精度非常低,插值结果的模糊与伪影现象严重,视觉真实性差。基于特征的层间插值方法则是提取输入图像信息,获得待插值图像各像素点所对应的形变数据,从而计算像素值得到精确结果。此类方法首先由Goshtasby等人提出<sup>[4]</sup>,利用梯度级寻求连续切片间对应点,以获取丢失数据,之后很多研究者对此类方法进行了研究,如刚性变换<sup>[5-7]</sup>,Penny等提出的基于非刚性配准的方法<sup>[8-10]</sup>、Frakes提出的修正网格控制插值法<sup>[11]</sup>以及Xu提出的多分辨率配准方法等<sup>[12]</sup>,此类方法要求连续切片结构差异要小,使用受到限制。

非刚性、非参数自适应的配准算法能够找到具有相似结构特征切片间的映射关系,成为层间插值研究的一个重要方向<sup>[13]</sup>。该类算法模型涉及到能量最小化问题,需通过合适的正则化项及插值约束求取形变场。形变迭代初始值通常是刚性的或者是通过仿射线性变换预估的,若不严格对准则收敛位置不佳。文献<sup>[14]</sup>提出的曲率配准算法不依赖于配准初始位置,可避免仿射线性预

配准不可靠带来的影响,适用范围广。因此本文在曲率配准的基础上提出了多分辨率修正曲率配准的层间插值方法,该方法首先采用反投影重建的形式对图像细节进行增强,提高配准精度,利用三次卷积插值对切片图像进行多分辨率,保留图像信息,避免配准陷入局部最优。采取低分辨率粗配准配像与高分辨率精细配准相结合的策略,以减少计算时间,提高计算效率。利用切片图像间存在对称形变结构的特征,建立修正曲率模型估计形变场,解决配准时单向形变不一致的问题。通过离散余弦变换的数值解析方案对构建的形变场估计函数进行优化,直接利用最终的形变数据对切片进行线性插值即可计算出层间图像。

## 2 曲率配准模型

曲率模型属于非参数图像配准模型,该模型既不需要提取特定特征点,也不需要指定参数模型变换,其问题可以描述为:假设参考图像为 $R$ 、浮动图像为 $T$ ,理想情况下二者之间存在形变场 $\mathbf{u}: \Omega_T \rightarrow \Omega_R$ ,使得 $T(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x})) = R(\mathbf{x})$ ,  $T(\mathbf{x})$ 、 $R(\mathbf{x})$ 代表图像在点 $\mathbf{x}$ 处的灰度值,  $\mathbf{x} \in \Omega \subset \mathbb{R}^2$ ,则配准任务就转变为了求解:

$$E[\mathbf{u}] = D[R, T; \mathbf{u}] + \alpha S. \quad (1)$$

寻找最优的形变场 $\mathbf{u} = (u_1, u_2)$ 。式(1)中, $D$ 为相似性度量,正则化项 $S$ 表示平滑速度, $\alpha$ 为相似性度量与平滑的平衡因子。正则化项 $S$ 用于避免直接最小化 $D$ 不定时所出现的病态配准问题,排除不连续次优的解。图像配准一般采用的正则化项 $S$ 形式如下:

$$S[\mathbf{u}] := \frac{1}{2} a[\mathbf{u}, \mathbf{u}] = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \langle B[\mathbf{u}], B[\mathbf{u}] \rangle_{\mathbb{R}^2} d\mathbf{x} = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \langle A[\mathbf{u}], \mathbf{u} \rangle_{\mathbb{R}^2} d\mathbf{x}, \quad (2)$$

式中: $a[\mathbf{u}, \mathbf{u}]$ 为双线性形式, $B, A$ 为偏微分方程算子, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积,基于形变场曲率最小化

能量也即二阶空间导数进行曲率配准,使得正则化项在对仿射变换施加合适边界以保持中立的同时,不需其他额外预配准步骤,其形式如下:

$$S^{\text{curv}}[\mathbf{u}] := \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 \int_{\Omega} (\Delta \mathbf{u}_l)^2 d\mathbf{x}, \quad (3)$$

其中:  $\Delta_l := \nabla^2 = \nabla^T \nabla$  为拉普拉斯算子,  $l$  表示维度。然而采用曲率配准模型进行层间插值时存在两个问题,其一为配准方向不同时所获取到的插值形变场不一致,其二为配准时运行速度较慢。基于此,本文提出了基于多分辨率曲率配准模型的层间插值算法,具体内容见下节。

### 3 多分辨率曲率配准的层间插值

#### 3.1 曲率配准模型优化

建立曲率配准模型的目的是为了寻找切片间的位移形变场,然而如上所述曲率模型(1)为单向配准的非对称曲率模型,配准所获得的形变场不一致,即固定参考图像  $R$ , 只改变浮动图像  $T$  求取的形变场与改变配准方向将  $T$  固定,  $R$  浮动所获得的结果不同,为避免该现象,本文将图像  $T$ 、 $R$  互为参考,修正曲率配准模型,形式如下:

$$E[\mathbf{u}] = D[R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u}), R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}); \mathbf{u}] + \alpha S, \quad (4)$$

式中:  $R_1, R_2$  为原模型中参考图像  $R$  与浮动图像  $T$  互为参考之后的表示方式,  $r_1 = d_1 / (d_1 + d_2)$ ,

$$E[\mathbf{u}] = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u}(\mathbf{x})) - R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}(\mathbf{x})))^2 d\mathbf{x} + \frac{\alpha}{2} \sum_{l=1}^2 \int_{\Omega} (\Delta \mathbf{u}_l)^2 d\mathbf{x}. \quad (6)$$

为了最小化能量函数  $E$  以求取  $\mathbf{u}$ , 需对相似性度量及正则化项分别求 Gateaux 导数, 设定其边界条件, 即:

$$\Delta \mathbf{u}_l = \nabla \Delta \mathbf{u}_l = 0, \in \partial \Omega. \quad (7)$$

使得  $\mathbf{u}$  在子空间  $C^4(\mathbb{R}^2)^2$  内可微, 从而可将能量函数  $E$  设置为 0, 快速稳定地对构建模型求解<sup>[14]</sup>。最小化能量函数在边界条件(7)下求得满足 Euler-Lagrange 偏微分方程, 如下:

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x})) + \alpha \Delta^2 \mathbf{u}(\mathbf{x}) = 0, \mathbf{x} \in \Omega, \quad (8)$$

其中,

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x})) = (R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}) - R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u})) \cdot (\nabla R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}) + \nabla R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u})).$$

该偏微分方程时间步长迭代形式如下:

$$\partial_t \mathbf{u}^{k+1}(\mathbf{x}, t) - \alpha \Delta^2 \mathbf{u}^{k+1}(\mathbf{x}, t) = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}^k(\mathbf{x}, t)), k=1, 2, \dots. \quad (9)$$

$r_2 = 1 - r_1$ ,  $d_1, d_2$  分别为待插值图像  $R_3$  到给定图像  $R_1, R_2$  的距离。不同于模型(1)的单向配准, 修正曲率模型(4)同时令待插值图像  $R_1, R_2$  发生形变, 也即是使图像中对应像素同时进行平移, 较单向配准只平移一幅图像的时间有所减少, 且在图像间差异较大即存在大形变场时, 对应像素同时形变色可防止算法陷入局部最小, 从而提高配准精度。另外, 模型中集成的线性位移  $\mathbf{ru}$  使得最终插值步骤仅需将两幅形变后的图像简单求平均即可, 避免了额外的线性插值步骤。

式(4)中寻找  $\mathbf{u}$  的方法为最小化相似性度量  $D$ , 其形式有多种, 如差值平方和 (Sum-of-Squared Differences, SSD)、互信息、归一化梯度场等, 本文根据相似性度量必须设计严格且符合特定情况的准则<sup>[15]</sup>, 以及 SSD 适应序列图片灰度相似的情况且便于优化的特点, 选择 SSD 作为度量, 描述如下:

$$D^{\text{ssd}}[R, T; \mathbf{u}] = \frac{1}{2} \| R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u}) - R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}) \|_{L_2}^2 = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (R_1(\mathbf{x} - r_1 \mathbf{u}(\mathbf{x})) - R_2(\mathbf{x} + r_2 \mathbf{u}(\mathbf{x})))^2 d\mathbf{x}. \quad (5)$$

将公式(3)、公式(5)代入公式(4)得到修正曲率配准模型, 如下:

$\mathbf{u}^0$  为初始形变场, 一般设  $\mathbf{u}^0 = \mathbf{0}$ , 采用有限差分迭代形式获得关于上式的线性系统方程  $\mathbf{A}\mathbf{U}^{k+1} = \mathbf{B}^k$ , 这里  $\mathbf{U}^k$  和  $\mathbf{B}^k$  分别代表各点形变场以及  $b = u + \tau f$ ,  $\tau$  为时间步长, 迭代后得到式(9)的离散形式:

$$(I_N + \alpha \tau \mathbf{A}^2) \mathbf{U}_l^{k+1} = \mathbf{U}^k + \tau \mathbf{F}_l^k, l=1, 2, \quad (10)$$

式中:  $N$  为像素个数,  $I_N$  为单位矩阵, 采用离散余弦解析方案即可对式(10)进行解析<sup>[14]</sup>。

#### 3.2 多分辨率优化策略

曲率模型最小化采用迭代方式处理每个像素的形变, 其形变场传播速度通常较慢, 导致算法耗时较长。多分辨率图像配准是将低分辨率图像配准后的形变场传递到上级分辨率层, 作为其优化初始值, 逐层配准至最高分辨率图像。该方法可有效减少计算量, 并且低分辨率层图像间相对形

变量较小,可处理较大的变形<sup>[16]</sup>。因此本文算法将多分辨率优化方法集成到曲率配准模型中。金字塔作为多分辨率常用结构,通常是对图像进行下采样或者是预测下采样后的残差而获得,其结果势必会丢失原图像中的很多重要信息。若低分辨率图像不能提供足够的细节与特征,则容易出现误配准现象,通常配准原始图像也存在边缘不清晰等问题,因此本文根据单帧反投影图像重建算法原理,对原始图像进行细节与边缘增强,充分体现原始图像特征,提高配准准确性,并采用三次卷积插值方式获取各分辨率图像,步骤如下:

(1)对给定图像  $R$  采用反投影图像重建算法增强边缘与细节信息,其模型如下:

$$\hat{R}(i, j) = R_c(i, j) + W^{-1}(R(i, j) - R_c(i, j)), \quad (11)$$

式中:  $\hat{R}(i, j)$ 、 $R_c(i, j)$  分别表示给定图像  $R(i, j)$  重建与中值滤波后的图像,  $W^{-1}$  为反投影矩阵可由高斯模糊实现。式(11)主要利用中值滤波保边缘及过滤高频细节的特性,在保护图像纹理的同时突出其所过滤掉的点、线、尖顶等细节特征。

(2)对增强后的图像进行三次卷积插值形成多级低分辨率图像,一般级数为 2,该插值法可使所形成的低分辨率图像能够较好地保持图像细微结构。

至此,各分辨率图像均具有原给定图像的结构信息及整体内容,之后采取从低分辨率到高分辨率配准方法可加快形变速度,从而减少计算时间。与此同时,多分辨率策略也可视为配准模型的一个额外项,两幅图像各级多分辨率图像也能显示原始图像间差异分级,在形变场较大即两幅图像差异较大时,各级分辨率均可呈现,形变场较小时则仅在高分辨率图像中能呈现图像差异,因此在配准中应用该现象可提高形变精确性,即低分辨率时只需较少的时间和迭代即可完成较大的变形,高分辨率用于完成细节形变及进一步优化所获得的大形变场。

### 3.3 优化算法的具体设计与实现

多分辨率方法可提高形变速度,减少计算时间,修正曲率配准模型,从而使参考图像与浮动图像同时形变,该方法改变了原模型单向配准的模式,避免了配准不一致现象,加快配准进程,通过

结合二者优点,本文提出了多分辨率修正曲率配准的层间插值算法:

(1)根据 3.2 节中方法构建切片图像的多分辨率形式,  $l$  根据待配准纹理信息选定分辨率级数。为了保留更多细节,一般采用二级分辨率形式,若图像细节较少,如工业 CT 图像,可适当增大  $l$  值,只选取最低与最高分辨率图像参与插值计算即可;

(2)按照 3.1 节的修正对称形变结构曲率配准模型,对步骤(1)构建的最低级多分辨率图像进行配准,迭代停止条件一般设定为具体的迭代次数,或者为能量减小量小于等于 0.1%;

(3)步骤(2)中低分辨率图像获得的配准形变场较小,由于形变场为像素位移变化量,因此可将低级分辨率所获得的结果用于估计高分辨率初始形变场,即将形变场按照高低分辨率的相应比例延拓,作为高分辨率图像的起始点;

(4)采用步骤(2)中的配准方法以及步骤(3)中的配准起始点,对  $l-1$  级图像的形变场进行估计,如此重复直到配准结束,最高级分辨率图像迭代条件为步骤(2)中的第二种;

(5)根据所获得的形变场结果直接进行线性插值即可获取丢失切片。

## 4 实验结果与分析

为了验证层间插值算法的可行性,本节进行了相关实验测试,实验测试均在 MATLAB 中执行,无任何代码优化。评估指标以视觉效果和客观评价为主,主观视觉可观察插值效果及边缘模糊现象,客观评价指标包括时间  $t$ 、均方差 MSD。均方差 MSD 越大,表示插值后的层间图像与原图像偏离越严重。

### 4.1 模拟图像实验

模拟实验采用图 1 所示的第一列与第五列图像来描述椭圆的形变过程,椭圆大小、形状、位置均不同,分别采用线性插值、文献[13]的对称曲率模型方法及本文算法 ( $l=2$ ) 来估计中间形变结果。如图 1(a)、1(b)、1(c) 所示,各列从左至右依次为椭圆参考图像 1、 $d_1=1/3$ 、 $1/2$ 、 $2/3$  处切片、参考图像 2。通过对比图 1(a)与图 1(b)、图 1(c)

中可以看出,线性插值只是简单地进行像素平均,边缘模糊现象严重,不能反映形变过程,层间插值结果不真实;图 1(b)与图 1(c)结果均能表示椭圆形变过程,表明对称曲率模型及本文算法均可获得图像间形变场,找到相应的变换关系,正确地估计目标对象的变化轨迹,但本文算法边缘及变化效果较好。为了便于比较,引入椭圆度来定量分析算法的形变效果,对于对称曲率模型方法,椭圆度变化平均的为 0.006 8。本文算法的误差为 0.005 6,这说明本文算法可较准确地模拟椭圆的变化过程。在效率方面以  $d_1 = 1/2$  为例进行说明,见图 2,对称曲率模型方法的迭代次数为 12,迭代采用离散余弦变换,因此每次迭代的计算复杂度为  $O(N \log N)$ ,总计算复杂度约为  $O(12N \log N)$ , $N$  为图像像素个数即  $256^2$ ,时间消耗量为 12.55 s。本文算法设定  $l=2$  时的迭代停止条件为优化算法的第二种,即实验获得的迭代次数为 8 次( $l=2$  时),2 次( $l=1$  时),虚线为两级分辨率界限,虚线处值为形变传递至高分辨率图像的能量初始值,其计算复杂度为  $O(8 * (N/4) \log(N/4) + 2N \log N)$ ,即  $O(4N \log N - 2N \log 4)$ ,时间消耗量为 3.97 s,不到对比方法的 1/3,符合复杂度关系。为便于观察能量变化趋势,将能量值取对数显示于图 2(b)中,本文算法较对比方法具有更好的最小化效果。

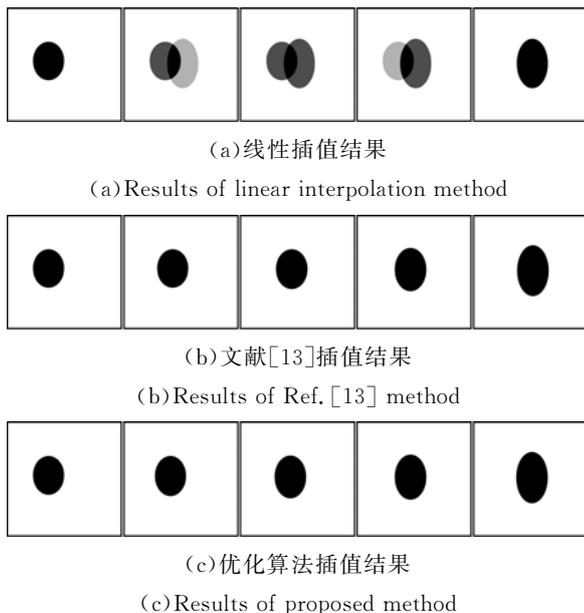


图 1 模拟图像插值结果

Fig. 1 Interpolation results of two simulated images

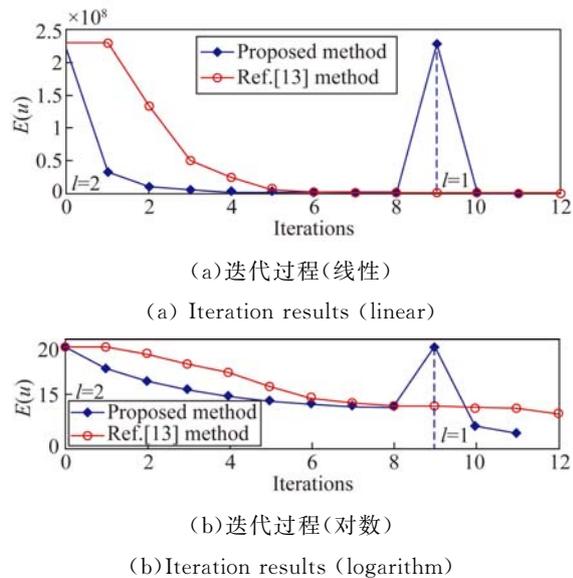


图 2 本文与文献[13]模拟迭代过程

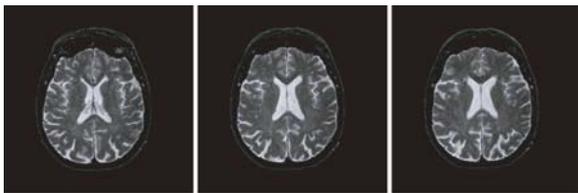
Fig. 2 Iteration results of Ref. [13] and proposed methods

### 4.2 实际应用效果分析

为了验证本文算法的应用效果,采用 atlas 图库集中的 MR-T2 正常大脑结构进行测试<sup>[17]</sup>,首先截取其中 3 幅连续切片,第一、三幅作为参考图像,中间图像作为插值效果的评定图像,见图 3(a)。依然采用线性插值、文献[13]及本文算法( $l=2, l=2$  时迭代次数为 3 时停止)估计插值结果,如图 3(b),其客观评价指标见表 1。图 3(c)为 3 种方法插值结果与实际切片的差异。由图 3 可知,切片间差异主要在于图像中心位置侧脑室及沟回的形态变化。图 3(b)显示了线性方法未捕捉到该形态变化,像素平均后导致层间插值结果各区域边缘存在模糊现象,切片间差异较大时尤为明显,如图 3(b)中的侧脑室边缘部分,上矢状窦部分以及沟回的叠加。

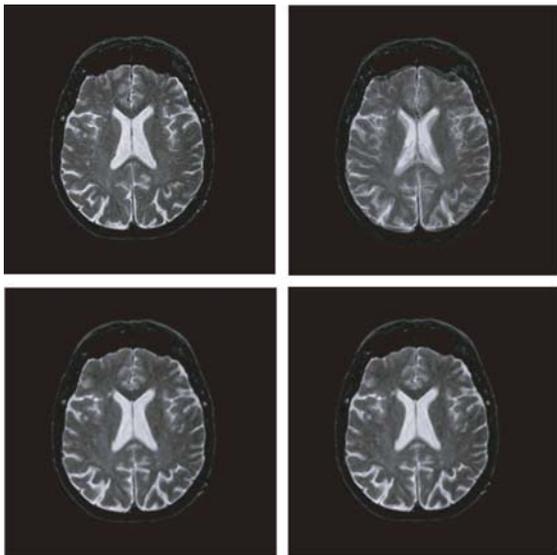
通过比较实际图片与算法插值结果可以发现,两种算法插值图像在主观视觉上与实际图片非常接近,边缘模糊现象改善显著,本文算法可达到对称曲率模型效果,见图 3(b)。本文算法在轮廓部分处理效果略优于对称曲率模型,如图 3(c)中侧脑室右下额角,体现了反投影重建图像增强对图像清晰度及边缘突出的作用。对称曲率模型及本文算法插值结果均方差与线性插值相比显著减小,减小量分别为 42.71%,44.75%。为了进一步评价插值质量,引入了基于边缘结构相似度

(Edge Strength Similarity Image Metric, ESSIM)的质量评估方法<sup>[18]</sup>,线性插值 ESSIM 为 0.999 0,对称模型及本文算法均为 0.999 1,但对于局部来讲,以侧脑室区域即 slice(93:165,93:153)为例,3 种算法的 ESSIM 结果分别为 0.997 6,0.998 1,0.998 3,本文算法边缘效果最优。这是由于采用公式(12)对图像进行细节增强以及多分辨率能够有效避免剧烈变化区域陷入局部最优。



(a)3 幅连续 MR-T2 大脑切片图像

(a) Three MR-T2 brain consecutive slices



(b)实际切片、线性插值、文献[13]及优化算法的插值结果

(b) Given image and corresponding interpolation results



(c)线性插值、文献[13]、优化算法插值与实际切片差异

(c) Difference between interpolation results and actual slice

图 3 MR-T2 大脑结构层间插值结果对比分析

Fig. 3 Comparison of 3 MR-T2 brain structure interpolation results of different methods

表 1 客观指标评价结果

Tab. 1 Comparison of average MSDs and consuming times

方法	线性插值	文献[13]	本文方法
MSD	220.38	126.25	121.76
时间/s	0.051	46.40	10.51

在时间消耗方面,本文算法进行层间插值时,以低分辨率图像形变场作为高分辨率图像的优化起始点,使得参与插值计算的像素点与迭代次数大大降低,如图 4 所示。对称模型方法迭代次数为 44 次,其计算复杂度为  $O(44N\log N)$ ,本文算法的复杂度为  $O(9N\log N + 3(N/4 * \log(N/4)))$ ,即  $O(9.75N\log N - 0.75N\log 4)$ ,约为对称曲率模型方法的 1/5,计算时间大幅减少,结果显示本文算法耗时仅为对称方法的 22.65%,与理论推导的结果相符。

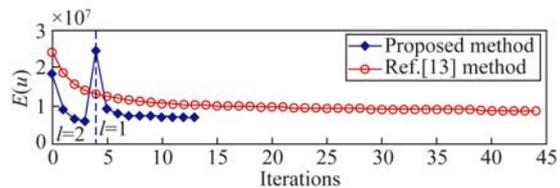


图 4 本文与文献[13]迭代过程

Fig. 4 Iteration results of Ref. [13] and proposed methods

为了进一步验证本文算法的应用效果及可靠性,采用文献[13]中所使用的一组 MR 大脑切片进行插值,见图 5(a)。同样采用第一、三幅图像作为参考图像,中间图像用于评定插值效果。线性插值、对称曲率模型及本文算法插值结果及其与实际切片差异分别如图 5(b)、5(c)所示。从图中可以看出,曲率模型及本文算法的模糊现象较线性插值方法改善明显,与原切片差异明显减小,各方法的均方差分别为 71.65、42.79、41.63,对称曲率模型及本文算法比线性插值分别减小了 40.27%、41.89%。从图中还可看出本文算法对侧脑室边缘的处理效果也同样比对称模型显著,本文算法在该区域 ESSIM 及算法消耗时间分别为 0.999 1、9.62 s,优于曲率模型的 0.998 3、39.13 s。实验表明曲率模型方法在层间插值的表现优于线性插值,本文多分辨率方法对大形变的处理能力较强。另外需要说明的是,曲率模型插值可以捕捉到目标变化,但若给定的待配准图像一幅含有目标结构,另一幅目标丢失,则无法捕捉变化。



(a)文献[13]中连续切片图像

(a) Three consecutive slices in Ref. [13]



(b)3种算法插值结果

(b) Interpolation results for three methods



(c)图(b)中图像与实际切片差异

(c) Difference images between Fig. (b) and actual slice

图 5 层间插值可靠性对比实验

Fig. 5 Reliability experiments of interpolation results of different methods

## 参考文献:

- [1] 张晓梦, 张涛. 基于 FPGA 实现 CT 图像重建加速的设计[J]. 液晶与显示, 2014, 29(3):455-460.  
ZHANG X M, ZHANG T. Design of CT image reconstruction acceleration based on FPGA [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(3):455-460. (in Chinese)
- [2] 李铭, 张涛, 郑健, 等. 基于切线反投影的 CT 金属位置和形状标定[J]. 液晶与显示, 2013, 28(2):295-299.  
LI M, ZHANG T, ZHENG J, et al.. Determination of location and shape of metallic object in CT based on tangent back-projection[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(2):295-299. (in Chinese)
- [3] BAGHAIE A, YU Z. An optimization method for slice interpolation of medical images[J]. *Journal of Physiology*, 2014, 591(6):1447-1461.
- [4] GOSHTASBY A, TUMER D A, ACKERMAN L V. Matching of tomographic slices for interpolation [J]. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1992, 11(4), 507-516.
- [5] 王雷, 高欣, 崔学理, 等. 基于灰度距离融合的 2D/3D 刚性配准[J]. 光学精密工程, 2014, 22(10):2815-2824.  
WANG L, GAO X, CUI X L, et al.. 2D/3D rigid registration by integrating intensity distance [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(10):2815-2824. (in Chinese)
- [6] 王健博, 朱明. 基于字典描述向量的实时图像配准[J]. 光学精密工程, 2014, 22(6):1613-1621.  
WANG J B, ZHU M. Real time image registration based on dictionary feature descriptor[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6):1613-1621. (in Chinese)
- [7] 何林阳, 刘晶红, 李刚, 等. 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(8):2722-2727.  
HE L Y, LIU J H, LI G, et al.. Fast image registration approach based on improved BRISK [J]. *In-*

- frared and Laser Engineering*, 2014,43(8):2722-2727. (in Chinese)
- [8] PENNEY G P, SCHNABEL J A, RUECKERT D, *et al.*. Registration based interpolation[J]. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2004, 23 (7), 922-926.
- [9] 周志勇, 薛维琴, 郑健, 等. 基于 t 分布混合模型的点集非刚性配准算法[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(9):2405-2420.  
ZHOU ZH Y, XUE W Q, ZHENG J, *et al.*. Point set non-rigid registration using t-distribution mixture model[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9):2405-2420. (in Chinese)
- [10] 季尔优, 顾国华, 栢连发, 等. 前景重配准的改进帧间误差最小化非均匀性校正算法[J]. *红外与激光工程*, 2014,43(5):1672-1678.  
JI E Y, GU G H, BAI L F, *et al.*. Improved interframe registration based least-mean-square-error non-uniformity correction algorithm by foreground re-registration[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014,43(5):1672-1678. (in Chinese)
- [11] FRAKES D H, DASIL P, PEKKAN K, *et al.*. A new method for registration-based medical image interpolation[J]. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2008;27(3), 370-377.
- [12] LENG J, XU G L, ZHANG Y. Medical image interpolation based on multi-resolution registration [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2013,66(1) :1-18.
- [13] BAGHAIE A, YU Z. Curvature-based registration for slice interpolation of medical images[J]. *Computational Modeling of Objects Presented in Images, Fundamentals, Methods, and Applications Springer International Publishing*, 2014: 69-80.
- [14] FISCHER B, MODERSITZKI J. A unified approach to fast image registration and a new curvature based registration technique[J]. *Linear Algebra and its Applications*, 2004,380:107-124.
- [15] MODERSITZKI J. FAIR: flexible algorithms for image registration, vol. 6. SIAM (2009)
- [16] HELLIER P, BARILLOT C, MEMIN E, *et al.*. Hierarchical estimation of a dense deformation field for 3-d robust registration [J]. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2001, 20(5):388-402.
- [17] Courtesy of Harvard Medical School, Normal aging: structure and function [OL]. <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>.
- [18] ZHANG X, FENG X, WANG W, *et al.*. Edge strength similarity for image quality assessment [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(4):319-322.

## 作者简介:



王新征(1986—),女,河南周口人,博士研究生,2008年、2011年于河南科技大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像处理、机器视觉及无损检测方面的研究。E-mail:wxinzheng@163.com

## 导师简介:



卜雄洙(1966—),男,吉林延吉人,博士,教授,博士生导师,1993年于南京理工大学获得博士学位,主要从事智能测控技术与系统、动态测试与虚拟仪器技术、机器视觉等方面的研究。E-mail:buxu105@mail.njust.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)