

# 一种基于 ROI 的自适应 3 维医学图像插值方法

马建林 崔志明 龚声蓉 吴健 叶峰

(苏州大学智能信息处理及应用研究所 江苏 215006)

**摘要** 断层间插值是医学图像 3 维重建的一个重要环节。为克服现有算法带来插值图像边界模糊和计算量大等问题,提出了一种新的适合医学图像处理的自适应插值算法。该算法充分利用组织相关性和体素相关性等特点,先判断待插值点是否属于感兴趣区域,再根据曲面相似性原理确定最佳点对进行插值。实验结果表明,插值出的新图像不仅在灰度值上,而且在组织形状上更符合实际需求。此外,该算法在计算时间上比现有的同类插值算法有了很大的改善,能有效地应用于 3 维重建。

**关键词** 断层图像 相关性 对应点对 自适应

中图法分类号:TP391.4 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)08-1525-07

## A Novel Adaptive 3D Medical Image Interpolation Method Using ROI

MA Jian-Lin, CUI Zhi-Ming, GONG Sheng-Rong, WU Jian, YE Feng

(The Institute of Intelligent Information Processing and Application, Soochow University, Suzhou 215006)

**Abstract** Interpolation of cross-sectional medical images is an important procedure in 3D reconstruction. To overcome the shortcomings, which are brought by current algorithms, such as ambiguity of objects' boundary, high cost of computing. In this paper we propose a novel adaptive image interpolation algorithm that is suitable to medical image processing. This algorithm makes good use of characteristics of anatomical structures and volume relativity and uses the following strategies: firstly to judge whether the interpolation point belongs to ROI, then to get the best point-pair according to quality of curve. The experimental results show that the novel method produces new image that is in better accord with the practical demand not only in gray but anatomical structures as well. Moreover, this algorithm is more efficient than current algorithms. Therefore, our algorithm is more suitable to 3D reconstruction.

**Keywords** cross-sectional image, relativity, corresponding points, adaptive

## 1 引言

随着 CT (computerized tomography)、MRI (magnetic resonance imaging)、激光共焦扫描和超声波等成像技术的发展,断层图像生成和人体 3 维解剖结构提取成为可能。然而由于 CT 和 MRI 等断层扫描受设备硬件条件、安全性以及经济性等方面因素的限制,图像数据是各向异性的,即相邻两断层图像间的距离远大于同一张断层图像中相邻两像素的

距离,这使得直接重建出的 3 维实体与真实物体差异较大,显示效果不佳<sup>[1,2]</sup>。因此,如何由一系列 2 维断层图像获得人体组织的 3 维数据,关键在于层间插值,即在两断层图片之间插值出多张图片,从而更好地进行 3 维重建。只有得到 3 维数据所表征物体的完整描述,建立虚拟的组织 and 器官,才有利于医学分析、诊断和在放射治疗计划中的 3 维剂量场的计算<sup>[3]</sup>。

目前,常用的断层图像插值方法可以分为基于灰度的插值方法、基于形状的插值方法和基于小波

基金项目:国家自然科学基金项目(60673092);江苏高校科研成果产业推进工程项目(JHB06-26)

收稿日期:2006-12-21;改回日期:2007-03-13

第一作者简介:马建林(1982~),男。苏州大学计算机应用技术硕士研究生。主要研究方向为医学图像处理及网络应用。E-mail:jlma\_1225@163.com

的插值方法。基于灰度的插值方法假设灰度值在  $Z$  轴方向呈线性变化,利用两个源断层图像像素的灰度值来估计其层间体素的灰度值。此类方法计算量小,易于实现,但这类方法都是用一光滑曲线来拟合已知数据,本质上相当于一种低通处理,而对象的边界主要由高频部分决定,因此,插值结果必然带来边界模糊<sup>[4]</sup>。基于形状插值方法隐含假定原始图像可以被分割成只包含感兴趣区域(region of interest, ROI)的二值图像,因此,首先提取对象的形状特征,然后再根据此特征利用数学形态学的腐蚀与膨胀进行层间插值。这类方法较好地解决了 3 维目标边界模糊等问题,但数学形态学运算复杂,不易实现,且二值化易丢失信息,不适合灰度级为 4 096 的医学图像层间插值。基于小波的插值方法是通过改变边缘点对应小波系数的位置和强度,对灰度和形状同时插值。这类方法能克服灰度插值带来边界模糊的缺点,也能克服形状插值需二值化的缺点,但计算量却是非常庞大的。针对上述方法的不足,文献[5~7]提出了基于匹配点的图像插值方法。该方法依据设定的条件找到上下断层图像的最佳匹配点对,利用最佳匹配点对的灰度值插值出新图像,该方法虽然有效,但是,由于这种方法没有考虑到 ROI 以外的重要特征(如人体以外的空气部分),因而,该方法在非感兴趣区域(region of notinterest, RONI)选取最佳匹配点对时浪费大量的时间,计算量比较大。文献[8]、[9]用形态学方法将 2 维灰度图像转化为 3 维二值图像,然后进行形状插值,从而克服了不同种密度物质边界模糊问题,但这种插值方法只能对指定的对象进行插值,而不能得到整幅图像的插值。文献[10]通过对源图进行小波变换,在断层图像的相应小波系数之间进行强度和位置插值,从而克服边界模糊和需二值化等缺点,但该方法的计算时间约为线性插值算法的 2 000 倍,这就使得该方法很难应用于 3 维重建。针对上述方法的不足,本文提出一种基于 ROI 的自适应插值算法并运用于 3 维医学图像插值中。该方法充分利用源图像中点的灰度值及其差值,自动判断待插体素是否属于 ROI,再根据曲面相似性原理选取最佳点对进行插值,这样就避免了在 RONI 中选取最佳匹配点对时浪费的时间。该算法利用灰度值进行插值的同时,充分考虑到 ROI 的特征和它们的相关性,在不降低图像质量的前提下,计算量大大下降,取得较好的实验效果。

## 2 医学图像特性分析

CT 或 MRI 设备采集的医学数据都是断层图像,本文用  $I_k$  表示第  $k$  层图像, $V(x, y, k)$  表示第  $k$  层图像中位于  $(x, y)$  的像素, $f_{ijk}$  表示第  $k$  层图像中位于  $(i, j)$  的像素的灰度值, $\Delta z$  为相邻源断层图像的间距。

### 2.1 组织相关性

在 CT 图像或 MRI 图像中,对应于不同密度的组织器官,就有不同的 CT 或 MRI 值,表现为不同的灰度值。医学灰度分布图可以清楚地表示不同组织共存的情况。根据林德贝尔格-勒维中心极限定理,可以证明,当体素无限多的时候,该组织灰度分布为正态分布<sup>[11]</sup>。灰度值由低到高分别表示空气,脂肪,软组织和骨骼。如图 1 所示:

图 1(a),图 1(b)和图 1(c)分别表示人体头颅、腹部和盆骨的 CT 图像灰度值分布图,从 3 张图

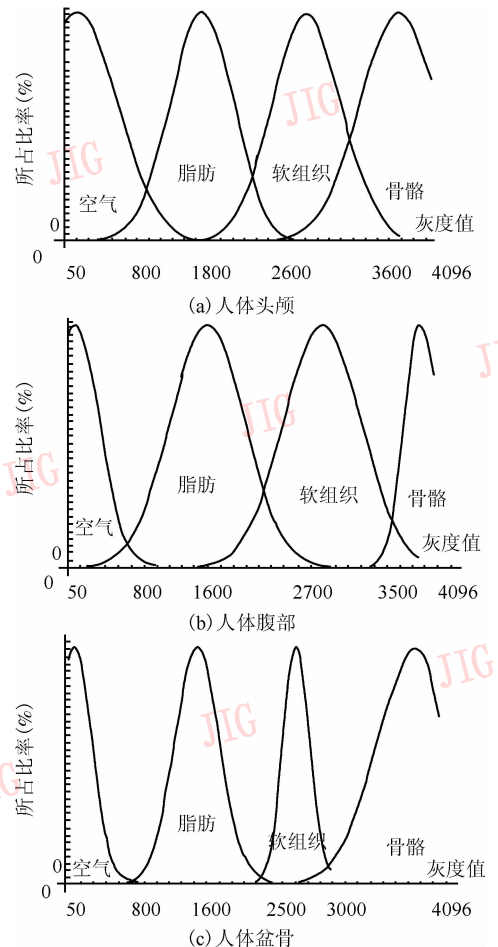


图 1 人体部分部位 CT 图像灰度值分布图

Fig. 1 Gray distribution of CT image of some parts of the human body

可以看出,不同密度的组织器官,就有不同的 CT 或 MRI 值,表现为不同的灰度值。根据这种灰度差异,在进行相关性计算前先判断待插值体素  $V(i, j, d)$  属于 RONI(如空气),还是属于 ROI(如人体组织)。属于 ROI 时,还要判断上下断层图像中像素点  $(i, j)$  所在的两块区域是否属于相同的组织。为了确定对应区域是否属于相同组织,本文分别在上下断层图像中以像素点  $(i, j)$  为中心选取两块  $W \times W$  的待处理区域。

2.1.1 定义区域宽度  $W$

为了能更好地进行三线性插值<sup>[11]</sup>和确定最佳对应点对,  $W$  可以有两种选取的方法:

(1) 取一个定值:为保证对称,一般选择奇数窗宽,如  $3 \times 3, 5 \times 5$  等;

(2)  $W$  由  $\Delta z$  和  $\Delta$  来确定:  $W = 2 \cdot \lfloor \frac{\Delta z}{\Delta} \rfloor + 1$ ,

其中,  $\Delta z$  和  $\Delta$  分别为相邻断层图片间的距离和一张图片中任意两个相邻像素间的距离。

2.1.2 组织相关性计算

定义  $\rho$  为两块  $W \times W$  的待处理区域  $A_k, A_{k+1}$  的自相关系数<sup>[5]</sup>:

$$\rho(A_k, A_{k+1}) = \frac{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (f_{ijk} - \bar{f}_k)(f_{ij(k+1)} - \bar{f}_{(k+1)})}{\sqrt{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (f_{ijk} - \bar{f}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (f_{ij(k+1)} - \bar{f}_{(k+1)})^2}} \quad (1)$$

式中,  $f_{ijk}, f_{ij(k+1)} (i, j = 0, 1, \dots, W - 1)$  为两块待处理的区域  $A_k$  和  $A_{k+1}$  中点  $(i, j)$  的灰度值。 $\bar{f}_k, \bar{f}_{(k+1)}$  为灰度平均值,  $\rho$  的取值为  $[-1, 1]$ 。 $\rho$  的取值越大,表明所对应的两块待处理区域越相似,即属于同一组织的可能性就越大。反之,  $\rho$  的取值越小,表明对应区域越不相似,属于同一组织的可能性就越小。通过比较  $\rho$  与设定的阈值的关系来判断两块区域是否属于同一组织。

2.2 体素相关性

根据组织相关性区分是否为 ROI 后,对医学图像插值就意味着由各组织部分采样信息来恢复和重建几何形状的过程。为了能同时恢复不同的组织形态信息,本算法充分利用上下断层图像本身的特征来插值出新的断层图像。通常,在人体某一组织中,一体素与它周围体素具有某种相关性,与体素最紧密相关的是该体素的相邻体素。

2.2.1 体素相关性的引出

因为与体素最紧密相关的是该体素的相邻体素,所以,为了描述体素相关性,本文采用曲面相似性原理。根据张量积原理<sup>[11]</sup>将断层图片以灰度值为  $Z$  的值拟合出曲面,分别用  $P_k, P_{k+1}$  表示。本实验取相邻两张头颅切片拟合出曲面,如图 2(a) 和图 2(c),为了更清楚地说明问题,再取出对应的一块区域(耳垂)放大,并以网格显示,如图 2(b) 和图 2(d)。

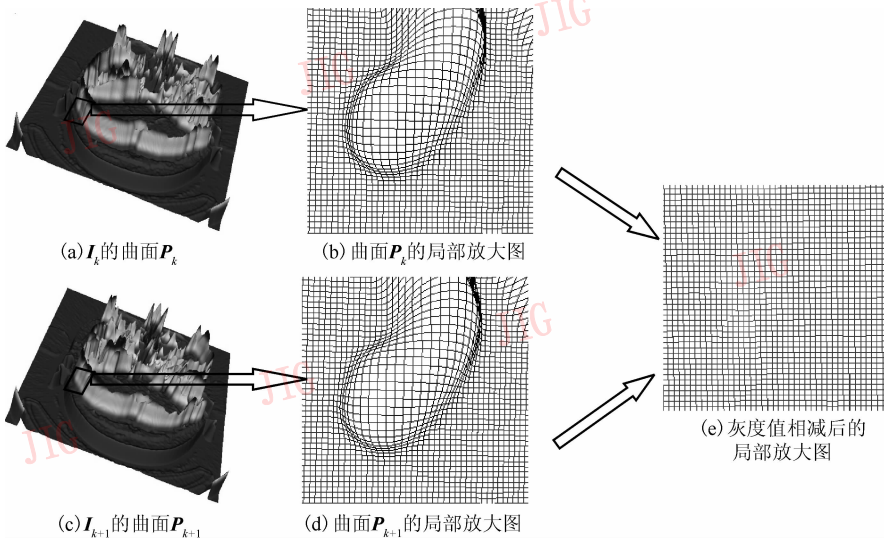


图 2 体素相关性示意图

Fig. 2 Illustration of volume relativity

图 2(e) 为两张相邻断层图片  $I_k$  和  $I_{k+1}$  以灰度值相减、放大后以网格显示与图 2(b)、图 2(d) 位置相同,大小相等的区域。由图 2(e) 几乎水平的形状及相减后的图片所形成的曲面  $P$  趋于 0, 说明曲面  $P_k, P_{k+1}$  是极其相似的。从而可以得出, 网格上面的点及其周围点的灰度值  $Z$  在曲面上的变化方向和变化率是一致或基本一致的。又由于采样图像可以是任意方向的, 所以, 体素在各个方向上都应该满足这个曲面相似性原理, 即体素之间是存在一定关系的。基于这个关系, 下面来阐述怎样确定最佳点对。

### 2.2.2 确定最佳点对

ROI 中某对象边缘并不总是沿  $Z$  轴方向, 即人体中同一组织并不一定是竖直的, 所以在  $Z$  轴方向上体素的灰度值并不是线性变化, 医学人体解剖结构图可以充分说明这点。因此, 要插值出符合要求的点, 关键是从上下两块  $W \times W$  区域中的众多点对中确定一对连线过待插值的最佳点对。在  $K$  层断层图像中, 匹配点的坐标为<sup>[5]</sup>

$$\begin{aligned} x_m(k) &= x_i + \frac{2m+1-W}{2} \\ y_n(k) &= y_i + \frac{2n+1-W}{2} \quad m, n = 0, 1, 2, \dots, W-1 \end{aligned} \quad (2)$$

相对于  $K$  层的匹配点, 在  $K+1$  层断层图像中, 匹配点对的对应坐标为

$$\begin{aligned} x_m(k+1) &= x_i + \left\lfloor \frac{d_2}{d_1} (x_{w-1-m}(k) - x_i) \right\rfloor \\ y_n(k+1) &= y_i + \left\lfloor \frac{d_2}{d_1} (y_{w-1-n}(k) - y_i) \right\rfloor \\ m, n &= 0, 1, 2, \dots, W-1 \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $d_1 = z - z_k$  为待插值点  $V(x_i, y_j, z)$  到  $V(x_i, y_j, z_k)$  的距离,  $d_2 = z_{k+1} - z$  为  $V(x_i, y_j, z)$  到  $V(x_i, y_j, z_{k+1})$  的距离。匹配点对的一个点有可能超出本文选取的区域, 因此, 首先选离插值点远的区域内的点, 再计算与之匹配的点的坐标。

基于对上述体素相关性的分析, 可认为最佳点对应满足以下条件:

- (1) 匹配点对的灰度值应该相近;
- (2) 匹配点对及周围点的灰度变化率应该相近;
- (3) 匹配点对及周围点的灰度变化方向应该相近;
- (4) 匹配点对的距离应该较小。

基于以上分析, 构造函数(如式(4)所示)表示匹配点对的匹配程度:

$$\begin{aligned} Q(V_{ki}, V_{(k+1)i}) &= \alpha \cdot \Delta f + \beta \cdot \Delta K + \gamma \cdot \Delta \theta \\ &= \alpha \cdot |f_{ki} - f_{(k+1)i}| + \beta \cdot |K_{ki} - K_{(k+1)i}| + \gamma \cdot \Delta \theta_i \\ &\quad (i = 0, 1, \dots, W^2 - 1) \end{aligned} \quad (4)$$

式中,  $\alpha, \beta, \gamma$  为加权系数,  $f_{ji}$  ( $j = k, k+1$ ) 为第  $i$  对匹配点的灰度值,  $K_{ji}$  ( $j = k, k+1$ ) 为第  $i$  对匹配点周围变化的最大斜率,  $\Delta \theta_i$  为  $K_{ki}$  与  $K_{(k+1)i}$  的夹角, 它们都可以由差分计算得到。又因为匹配点的距离应该较小, 所以取指数分布加权<sup>[12]</sup>:

$$\begin{aligned} E(V_{ki}, V_{(k+1)i}) &= \frac{1}{\lambda} \cdot \\ &\quad \exp(\lambda \sqrt{[(x_{ki} - x_{(k+1)i})^2 + (y_{ki} - y_{(k+1)i})^2]}) \end{aligned} \quad (5)$$

那么, 新的表示匹配点对匹配程度的函数为

$$\begin{aligned} R(V_{ki}, V_{(k+1)i}) &= Q(V_{ki}, V_{(k+1)i}) \cdot E(V_{ki}, V_{(k+1)i}) \\ &\quad i = 0, 1, \dots, W^2 - 1 \end{aligned} \quad (6)$$

在两块对应区域内选取使  $R(V_{ki}, V_{(k+1)i})$  最小的一对点, 即

$$\begin{aligned} R &= \min_{0 \leq i \leq W^2-1} \{R(V_{ki}, V_{(k+1)i})\} \\ &= \min_{0 \leq i \leq W^2-1} \{Q(V_{ki}, V_{(k+1)i}) \cdot E(V_{ki}, V_{(k+1)i})\} \end{aligned} \quad (7)$$

为选取的最佳点对, 再利用其灰度值进行线性插值。

## 3 算法的提出

根据以上分析, 本文提出基于 ROI 的自适应的插值算法。该算法充分利用源图像中点的灰度值及其差值, 自动判断待插体素是否属于 ROI, 再根据曲面相似性原理选取最佳点对进行插值。

设  $I_k$  和  $I_{k+1}$  为相邻的两个断层图像,  $I_d$  为待插值图片。提出的算法具体步骤如下

(1) 利用循环程序设计获取待插值点  $V(x, y, d)$  的位置, 位于图片周围的点  $(x, y = 0, N-1)$  直接采用基于灰度值  $f_{xyk}, f_{xy(k+1)}$  进行线性插值;

(2) 若待插值点不是周围点, 则利用上下层对应点  $V(i, j, k)$  和  $V(i, j, k+1)$  的灰度值  $f_{xyk}, f_{xy(k+1)}$  及其差值, 根据组织相关性判断待插值点是否属于 RONI, 如果属于 RONI, 则采用基于灰度值  $f_{xyk}, f_{xy(k+1)}$  进行线性插值, 否则转到步骤(3);

(3) 分别以  $V(i, j, k)$  和  $V(i, j, k+1)$  为中心, 选取两个  $W \times W$  的区域  $A_k$  和  $A_{k+1}$ 。根据式(1)计

算这两个区域的组织自相关系数,若相关系数大于某一阈值,说明两个区域整体比较相似,则采用基于区域  $A_k$  和  $A_{k+1}$  进行三线插值,否则转到步骤(4);

(4) 根据式(7)在上下层对应区域  $A_k$  和  $A_{k+1}$  中选取最佳对应点对,利用对应点对的灰度值进行线性插值。

$V(i, j, k)$  和  $V(i, j, k + 1)$  为与待插值点  $x, y$  值相等的点,  $f_{ijk}, f_{ij(k+1)}$  是点  $V(i, j, k)$  和  $V(i, j, k + 1)$  的灰度值,  $A_k, A_{k+1}$  是以这两点为中心的待处理区域。此外,将线性插值公式:  $f_A = rf_1 + (1 - r)f_2$ , ( $r = d_1 / (d_1 + d_2)$ ,  $d_1, d_2$  意义同式(3)) 改为:  $f_A = f_2 + r(f_1 - f_2)$ , 其余做同样的操作,这样乘法次数减少到原来的一半,大大减少了计算量。

本文充分利用图片本身的特征(组织相关性和体素相关性)来选择和设计不同的插值算法,这样不仅考虑了灰度的变化,也兼顾了解剖结构轮廓的变化,从而更好地解决了现有同类插值方法的不足,使新插值出的图片更符合实际需求。

### 4 实验与分析

实验中所用的硬件环境为 CPU 为 P(R) 4 2.8GHz;内存为 512M;显卡为 128M;实验环境为 Visual Studio 2003。实验数据是由苏州大学第一附属医院提供的 CT 人脑系列断层图像,图像格式符合 DICOM 3.0 标准。

为了验证新算法的有效性,采用下面几个判别标准来衡量算法的优劣:

(1) 计算时间  $t(I_d)$

程序实际运行的时间;

(2) 均方差

$$\sigma(I_d) = \frac{1}{M} \sum |f_d(V) - f_{\text{image}}(V)|^2$$

(3) 灰度值不等点的总数

$$\beta(I_d) = \sum \tau(f_d(V) - f_{\text{image}}(V)), \tau(x) = \begin{cases} 1 & \text{若 } x = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

(4) 所有灰度值差的绝对值之和

$$\lambda(I_d) = \sum |f_d(V) - f_{\text{image}}(V)|$$

式中,  $f_d(V)$  和  $f_{\text{image}}(V)$  分别为两张图片中对应点的灰度值,  $M$  为  $I_d$  中像素的总数。

本文采用人体头颅和臀部的 CT 切片进行实验。选取 3 组  $512 \times 512$  的 256 级灰度的 CT 图

片(因为显示器只能显示 256 级灰度,所以把原 4 096 级断层图片按一定的窗位窗宽转化成 256 级的切片)。

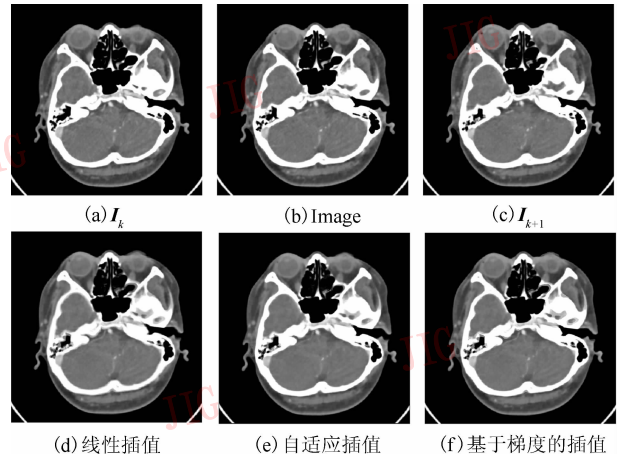


图 3 人头断层源图片及插值出的图片 ( $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $2\Delta z$ )

Fig. 3 Original cross-sectional images and interpolated images (spacing:  $2\Delta z$ )

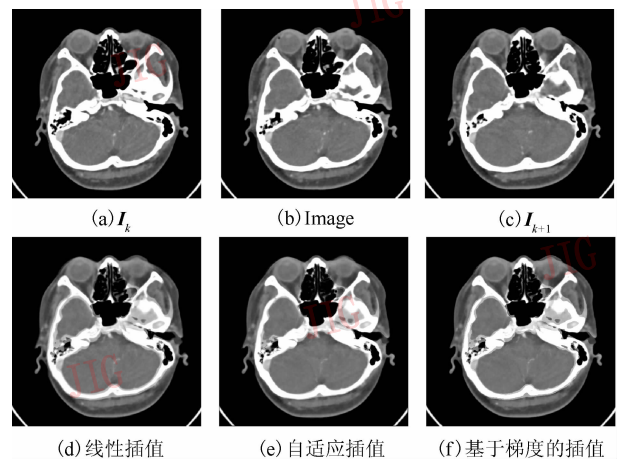


图 4 人头断层源图片及插值出的图片 ( $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $4\Delta z$ )

Fig. 4 Original cross-sectional images and interpolated images (spacing:  $4\Delta z$ )

其中,  $\Delta z$  为相邻源断层图像的间距,层间插值是由图 3(a)  $I_k$  到图 3(c)  $I_{k+1}$  插值出新图片。参数  $\alpha = 8$ ,  $\beta = 1$ ,  $\gamma = 0.5$ ,  $\lambda = 1$ 。由线性插值算法 (linear interpolation algorithm, LIA), 本文自适应插值算法 (adaptive interpolation algorithm, AIA) 和现有基于梯度的插值算法 (gradient interpolation algorithm, GIA) 插值出的图像(如图 4(d)、图 4(e)、图 4(f)所示)与实际帧(图 4(b)所示) Image 比较的结果见表 1、表 2。

表 1  $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $2\Delta z$   
Tab. 1 Spacing of  $I_k$  and  $I_{k+1}$ :  $2\Delta z$

	$t(I_d)$	$\sigma(I_d)$	$\beta(I_d)$	$\lambda(I_d)$
线性插值	1.06s	93.42	118 088	861 304
自适应插值	26.39s	76.91	113 209	718 877
基于梯度的插值	143.3s	81.84	113 411	731 063

表 2  $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $4\Delta z$   
Tab. 2 Spacing of  $I_k$  and  $I_{k+1}$ :  $4\Delta z$

	$t(I_d)$	$\sigma(I_d)$	$\beta(I_d)$	$\lambda(I_d)$
线性插值	1.07s	385.93	126 454	1 854 278
自适应插值	26.09s	321.09	120 882	1 499 532
基于梯度的插值	167.09s	383.27	120 631	1 656 615

由表 1、2 得图 5: 图 5 中, 实线为相距  $2\Delta z$  的曲线图, 虚线为相距  $4\Delta z$  的曲线图。横轴 1、2 和 3 分别表示线性插值算法 (LIA), 自适应插值算法 (AIA) 和现有基于梯度的插值算法 (GIA)。为了便于显示和比较, 图 5(b) 中虚线向下平移了 200 个单位, 图 5(d) 中虚线向下平移了 600 000 个单位。

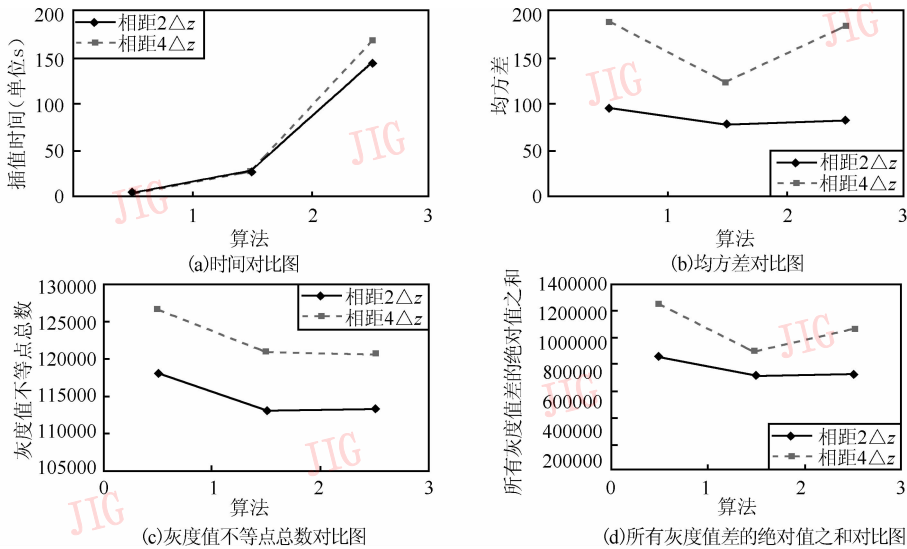


图 5 实例数据对比图

Fig. 5 Contradistinctive graph of experimentation data

参数  $\alpha = 8, \beta = 1, \gamma = 0.5, \lambda = 1$ 。由线性插值算法, 本文自适应插值算法现有基于梯度的插值算法插值出的图像 (如图 6(d)、图 6(e)、图 6(f) 所示) 与实际帧 Image (如图 6(b) 所示) 比较的结果如表 3 所示。

第一组实验相隔  $2\Delta z$  的两张源断层图像  $I_k$  和  $I_{k+1}$  (如图 3 所示) 灰度值不等点的总数  $\beta(I_d)$  和所有灰度值差的绝对值之和  $\lambda(I_d)$  分别为 122 802、

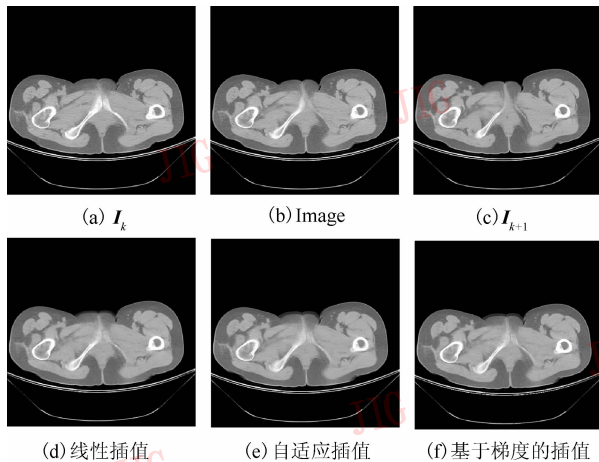
由图 5 及表 1 可见, 当间距取相距  $2\Delta z$  时, 本文算法除时间比线性插值算法大外, 任何一个指标均强于其他两个算法。由于源图像  $I_k$  和  $I_{k+1}$  的距离较小, 从上图中可以看出, 用线性插值算法得到的插值图像, 其在各项指标与本文算法相差不大, 但图片轮廓比本文算法得到的图片轮廓模糊, 并且有重影, 而现有基于梯度的插值算法没有充分利用相关性原理, 其计算量比本算法大得多。

由图 5 及表 2 可看出, 随源图像  $I_k$  和  $I_{k+1}$  的距离增大, 线性插值算法和现有基于梯度的插值算法已经远不如本文算法, 方差  $\sigma(I_d)$  分别相差 64.84 和 61.28, 从图 5(b) 可以看出, 虚线斜率要比实线斜率大得多, 而所有灰度值差的绝对值之和  $\lambda(I_d)$  分别相差 354 746 和 157 083, 图 5(d) 中虚线斜率也比实线斜率大得多, 并且本文计算时间比现有基于梯度的算法少很多, 从而说明本文算法在源断层图像距离增大时更优于其他两个算法。

2 544 590, 而这组实验两张源断层图像  $I_k$  和  $I_{k+1}$  (如图 6 所示) 灰度值不等点的总数  $\beta(I_d)$  和所有灰度值差的绝对值之和  $\lambda(I_d)$  分别为 101 798、1 604 081, 结合图 6 及表 3 可看出, 随源断层图像接近程度的增加, 线性插值算法的效果逐渐变好, 而基于梯度的插值算法插值出的效果已经远远不如线性插值算法和本文算法, 本算法的均方差和所有灰度值差的绝对值之和都是最小的。

表 3  $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $2\Delta z$ Tab. 3 Spacing of  $I_k$  and  $I_{k+1}$ :  $2\Delta z$ 

	$t(I_d)$	$\sigma(I_d)$	$\beta(I_d)$	$\lambda(I_d)$
线性插值	1.16s	76.499	100 888	935 495
自适应插值	20.31s	55.52	100 701	816 819
基于梯度的插值	144.34s	95.73	997 87	964 803

图 6 臀部断层源图片及插值出的图片  
( $I_k$  和  $I_{k+1}$  相隔  $2\Delta z$ )Fig. 6 Original cross-sectional images and interpolated images (spacing:  $2\Delta z$ )

综上所述,线性插值图片的轮廓模糊,并且有重影,现有基于梯度的插值算法计算时间太长,且随断层图像间距的增大,插值出的图像质量急剧下降,而基于本文提出的自适应插值算法插值出的图片,图像轮廓清晰、噪声较小、不再有双重轮廓,提高了插值的质量,更重要的是计算时间大大减少,从而充分证明了本算法的优越性。

## 5 结 论

医学图像断层图像间插值是 3 维重建工作中的一个重要环节,且插值结果的好坏直接影响到重建工作的进行。本文针对其他现有插值算法的不足,提出一种新的基于 ROI 的自适应插值方法。该算法利用了人体解剖结构相关性和体素相关性原理对医学图像进行了插值,算法不仅考虑了灰度的变化,也兼顾了解剖结构轮廓的变化,从而更好地解决了传统插值方法的不足,使新插值出的图片更接近于实际情况。实验结果表明,新算法的视觉效果和图像质量有了较大的改进,且计算量大大减少,得到令人满意的插值结果,能有效地提高 3 维重建效果,有较高的实用价

值。今后将逐步研究物体形状差异很大的灰度图像插值,希望同样能得到较好的插值效果。

## 参考文献 (References)

- Erik H W Meijering, Wiro J Niessen, Max A Viergever. Quantitative evaluation of convolution-based methods for medical image interpolation [J]. *Medical Image Analysis*, 2001, **5**(2):111 ~ 126.
- Gill Barequet, Michael T Goodrich, Aya Levi-Steiner, et al. Contour interpolation by straight skeletons [J]. *Graphical Models*, 2004, **66**(4): 245 ~ 260.
- Huang Tzung-Chi, Zhang Geoffrey, Thomas Guerrero, et al. Semi-automated CT segmentation using optic flow and Fourier interpolation techniques [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, **84**(2):124 ~ 134.
- Xu Wei-hua, Yin Xue-song. Interpolation Algorithms of Medical Images [J]. *Computer Simulation*, 2006, **23**(1): 111 ~ 114. [许为华, 尹学松. 医学图像插值算法的研究[J]. 计算机仿真, 2006, **23**(1):111 ~ 114.]
- Yin Xue-song, Qi You-ju, Chen Xiao-dong, et al. Relativity interpolation of 3-D medical images based on corresponding points [J]. *Journal of System Simulation*, 2005, **17**(9):2183 ~ 2186. [尹学松, 齐幼菊, 陈小冬等. 基于对应点的 3 维图像相关性插值[J]. 系统仿真学报, 2005, **17**(9):2183 ~ 2186.]
- Jia Chun-Guang, Tan Ou, Duan Hui Long, et al. Medical image registration based on deformable contour [J]. *Journal of computer Aided Design & Computer Graphics*, 1999, **11**(2):115 ~ 119. [贾春光, 谭欧, 段会龙等. 基于变形轮廓的医学图像匹配方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1999, **11**(2):115 ~ 119.]
- Miao Bin-he, Deng Yuan-mu, Huang Fei-zeng, et al. Interpolation of 3-D images based on point matching [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2000, **17**(1):14 ~ 16. [缪斌和, 邓元木, 黄斐增等. 基于对应点匹配的断层图像三维插值方法[J]. 中国医学物理杂志, 2000, **17**(1):14 ~ 16.]
- Grevera G J, Udupa J K. Shape-based interpolation of multidimensional gray-level images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, **15**(6):881 ~ 892.
- Bor A G, Kechagias L, Pitas I. Binary morphological shape-based interpolation applied to 3-D with reconstruction [J]. *IEEE Transactions Medical Imaging*, 2002, **21**(2):100 ~ 108.
- Huang Hai-yun, Qi Fei-hu, Chen Jian, et al. A wavelet-based interpolation of medical images [J]. *Acta Automata Ticasinica*, 2002, **28**(5):722 ~ 728. [黄海赞, 戚飞虎, 陈剑等. 基于小波的医学图像插值[J]. 自动化学报, 2002, **28**(5):722 ~ 728.]
- Luo Shu-qian, Zhou Guo-hong. Medical image processing and analysis [M]. Beijing: Science Press, 2003:23 ~ 25, 93 ~ 94. [罗述谦, 周果宏. 医学图像处理与分析[M]. 北京:科学出版社, 2003:23 ~ 25, 93 ~ 94.]
- Wang Guo-rong. Numerical analysis [M]. Beijing: China Machine Press, 2005:333 ~ 337. [王国荣. 数值分析[M]. 北京:机械工业出版社, 2005:333 ~ 337.]