

基于相关性的医学图像插值算法

周悦¹, 陈家新²

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘要: 鉴于医学图像层间插值是图像三维重建的关键环节, 它直接影响人体组织器官三维重建结果的准确性; 为克服以往医学图像插值方法低效率, 边缘模糊的缺陷, 提出了一种新的医学图像插值算法; 该方法利用人体断层扫描数据中体素相关性和组织相关性, 对人体组织进行分类, 采用以不同的方式对不同类别的点进行插值, 并对这些点进行校验; 实验结果表明, 该算法在插值图像的精度以及时间上比现有的同类插值算法有了很大的改善, 图像边缘更加清晰, 能有效地应用于三维重建。

关键词: 断层图像; 插值; 相关性; 匹配点对; 三维重建

Medical Image Interpolation Algorithm Based on Correlation

Zhou Yue¹, Chen Jiaxin²

(College of Electronic Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: Considering the interpolation of cross-sectional medical images is one of the key steps of 3D medical image reconstruction and it directly affects the accuracy of the results on the three-dimensional reconstruction of human tissues and organs. To overcome the shortcomings such as blurred border of images and lower efficiency caused by present interpolation methods, an interslice interpolation in view of the relativity for medical images is presented in this paper. This algorithm which makes good use of voxel relativity and structure relativity can classify human tissue, and then the different methods are adopted to interpolate the different points. In addition, error checkout is introduced to check the mismatching points. And the experimental validation and analysis indicate that our proposed algorithm has less computational complexity and improves the quality of image, and the edge of these images will be clearer. The result can be used to 3D reconstruction effectively.

Keywords: faulted images; interpolation; relativity; matching points; three-dimensional reconstruction

0 引言

医学图像的三维重建技术是利用二维医学图像序列来重建出物体的三维形状, 为医生提供更加准确、全面的人体组织信息。对于医学成像设备得到的切片, 任意两切片之间的距离均大于切片上任意两相邻像素之间的距离。因此用这些数据来重建物体三维结构时, 往往由于层片数的不足使得重建图像产生严重的变形, 失去三维的意义^[1]。我们可以通过插值算法产生一些新的切片信息, 以便精确地描述物体的细节并为提高三维重建的质量做准备。

传统的图像层间插值方法存在插值精度低且插值速度缓慢等缺点^[2], 其主要分为基于灰度的、基于形状的以及基于小波的插值方法。现有的基于灰度的插值方法计算量很小, 易于实现。这类方法使得图像在不同密度边缘的灰度值变得相近, 即插值出来的图像的边缘会变得模糊不清^[3]。为了克服这些边缘模糊的问题, 基于形状的插值方法被提出。文献[4]就是利用了形态学的插值方法, 它成功克服了灰度插值方法的不足。但是这种插值方法只能针对某一组织进行插值, 而一幅CT图像往往具有不同的组织结构, 因此这种方法具有很大的局限性。为了克服这种局限性, 基于小波的图像插值方法^[5]被提出。但是该方法因为它的计算量非常庞大, 插值的效率很低,

从而没有得到广泛的应用。基于此, 陈灵娜等人^[6]提出了一种基于匹配的插值方法。这种方法就是从相邻两断层图像中找出最佳匹配点, 然后这些匹配点利用基于灰度的插值方法来插值出新的图像。该插值方法虽然在一定程度上提高了图像的质量, 但最佳匹配点对的选取是一个非常耗时的过程, 且图像在不同密度交界处也会有一定的模糊问题出现。因此, 本文提出一种基于相关性的医学图像插值算法, 该算法充分考虑人体组织结构本身特征信息, 利用体素相关性以及组织相关性进行插值, 在减少计算量的同时也能改进插值图像的质量, 使得插值后的图像有更好的视觉效果。

1 医学图像的特征分析

超声、磁共振等医学成像设备采集到的都是断层图像切片, 本文用 I_k 来代表一系列断层图像中的第 k 层图像, 对任一断层图像, 定义该图像为 $I_k = \{(x, y, z) | z = k\}$, 其中 (x, y, z) 为该点的三维坐标, z 的值为所在层的编号, $f(x, y, z)$ 的值为在第 k 层图像中点 (x, y) 的灰度值, Δz 表示两相邻断层图像的层间距。

1.1 医学图像的组织相关性

在医学CT图像中, 不同的CT值对应不同密度的组织器官, 也就对应了不同的灰度值。不同组织共存的灰度值情况可以由医学灰度分布图清晰的呈现出来。由林德贝尔格中心极限定理可知, 当体素个数无限多时, 该组织灰度呈正态分布^[7]。如图1所示, 人体大腿CT图像的灰度值从高到低分别表示骨骼、软组织、脂肪和空气。

从图1可以看出, 在人体CT图像中, 有多种物质共存, 相同组织结构可以具有不同的灰度值, 而拥有相同灰度值的体

收稿日期:2014-04-25; 修回日期:2014-05-28。

基金项目:河南省科技厅自然科学基金(112102310313)。

作者简介:周悦(1989-), 女, 河南洛阳人, 硕士研究生, 主要从事数字图像处理方向的研究。

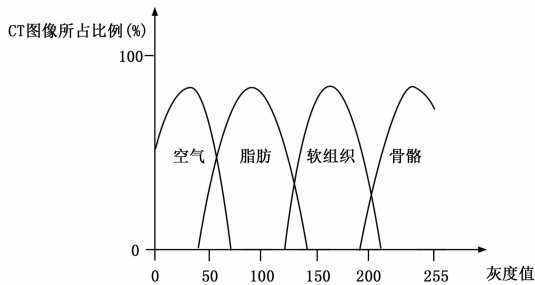


图1 人体大腿CT图像灰度值分布图

素又可能属于不同的组织结构。针对此问题,本文利用组织的相关性,根据灰度值的这种共存特性,将医学图像按组织分割成图1这4个部分,并对他们进行标记。

1.2 医学图像的体素相关性

根据组织相关性区分体素的灰度值后,对医学图像的插值就是一个由各个组织的部分信息来一步步重建出图像形状的过程。为了能在同一时间恢复和重建出不同组织的信息,本文充分利用相邻两断层图像本身的特征来插值。通常情况下,与一体素最紧密相关的是该体素周围的相邻体素,因此,在人体的某一组织中,一体素与它周围体素具有某种相关性。

为此,本文分别以 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 为中心在上下相邻两断层图像中取宽为 $W \times W$ 的匹配窗 C_k 和 C_{k+1} , 利用其相关性判断上下两层图像中对应体素 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 是否属于同一组织结构。其中匹配窗口 w 由 Δz 和 Δ 来确定: $W = 2 \cdot \left\lceil \frac{\Delta z}{\Delta} \right\rceil + 1$, 其中, Δz 表示任意两相邻断层图像的层间距, Δ 表示一层图片中任意两相邻像素之间的距离。则上下相邻两断层图像中某一对应体素的相关性可以做如下定义,其相关性系数 r 为:

$$r(C_k, C_{k+1}) =$$

$$\frac{\sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{W-1} (f(x_m, y_n, z_k) - f_k)(f(x_m, y_n, z_{k+1}) - f_{k+1})}{\sqrt{\sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{W-1} (f(x_m, y_n, z_k) - f_k)^2} \sqrt{\sum_{m=0}^{W-1} \sum_{n=0}^{W-1} (f(x_m, y_n, z_{k+1}) - f_{k+1})^2}} \quad (1)$$

其中: $f(x_m, y_n, z_i), (i = k, k+1)$ 表示为上下两断层图像中对应匹配窗口中像素的灰度值, f_i 表示匹配窗中的灰度均值。 $r(C_k, C_{k+1})$ 的取值范围为 $(-1, 1)$ 。 $r(C_k, C_{k+1})$ 越大, 表示表明在插值区域越相似, 对应的体素在同一组织结构中可能性就越大。 $r(C_k, C_{k+1})$ 越小, 表明插值区域相似性越小, 对应体素在同一组织结构中的可能性就越小。

2 基于相关性的插值方法

对于待插值图像上的每一个像素点 (x_m, y_n, z) , 可根据上下两断层图像中对应体素 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 的相关性系数 r 的大小可以确定点 (x_m, y_n, z) 的插值方式。先通过一维搜索算法算出最优阈值 T 为 0.37, 确定了这个阈值后再判断体素是否相似。当 $r(C_k, C_{k+1}) < T$ 时, 则认为上下两断层图像中的体素不相似, 此时在上下两断层图像中分别以 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 为中心取宽为 $W \times W$ 的匹配窗, 其中窗口宽度根据 $W = 2 \cdot \left\lceil \frac{\Delta z}{\Delta} \right\rceil + 1$ 获得。通过点 $(x_m, y_n,$

$z)$ 画线, 其中部分线分别在上下两断层图像的窗口中经过。我们从这一对一对的交点中选取最佳的一对匹配点, 并对其进行基于灰度的线性插值。从这些点对中选取的匹配点对有可能是误匹配的点对, 因此本文对选取好的匹配点对进行一次校验。而当 $r(C_k, C_{k+1}) \geq T$ 时, 则采用基于 Cubic 卷积插值方法对相邻的多层图像进行层间插值, 以便计算出待插图像的所有像素点。

2.1 不在同一组织中像素的灰度估计

2.1.1 确定候选匹配点的位置

当上下两断层图像中对应体素点相关性系数小于设定的阈值时, 说明上下两相邻断层图像中对应像素 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 在同一组织结构中的可能性很小, 即对应像素灰度变化较大。为此, 想要插值出符合人体结构特征变化的像素灰度, 需要从对应的 $W \times W$ 区域内的众多交点中确定初始匹配点对进行插值, 图2显示了其初始候选匹配点的位置该如何确定。

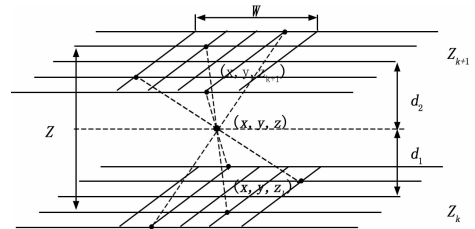


图2 初始对应匹配点

设在 k 层图像中, 像素点的坐标为^[8]:

$$x_m(k) = x_i + \frac{2m+1-W}{2}$$

$$y_n(k) = y_j + \frac{2n+1-W}{2}$$

$$m, n = 0, 1, 2, \dots, W-1 \quad (2)$$

其中: W 是窗口宽度。则对应点在 $k+1$ 层图像的对应坐标为:

$$x_m(k+1) = x_i + \left| \frac{d_2}{d_1} (x_{W-1-m}(k) - x_i) \right|$$

$$y_n(k+1) = y_j + \left| \frac{d_2}{d_1} (y_{W-1-n}(k) - y_j) \right|$$

$$m, n = 0, 1, 2, \dots, W-1 \quad (3)$$

其中: d_1 为插值图像 $I(\cdot, \cdot, z_k)$ 到断层图像 $I(\cdot, \cdot, z)$ 的距离, d_2 为断层图像 $I(\cdot, \cdot, z_{k+1})$ 到插值图像 $I(\cdot, \cdot, z)$ 的距离。

2.1.2 确定初始最佳匹配点的位置

在众多匹配点对中选择最佳匹配点对进行插值, 基于对断层图像的组织结构特征分析, 认为最佳匹配点对的灰度值相近, 灰度变化率、变化方向相近, 且与它们之间的距离成反比。因此, 本文采用了以下函数来确定初始的最佳匹配点, 即:

$$R(x_m, y_n, z_k; x_m, y_n, z_{k+1}) = u_1 [f(x_m, y_n, z_k) - f(x_m, y_n, z_{k+1})] i + u_2 [D(x_m, y_n, z_k) - D(x_m, y_n, z_{k+1})] j + u_3 [\theta(x_m, y_n, z_k) - \theta(x_m, y_n, z_{k+1})] k + u_4 [(x_m(k) - x_m(k+1))^2 + (y_n(k) - y_n(k+1))^2]^{1/2} l \quad (4)$$

其中: i, j, k, l 表示 4 个方向的单位向量, $f(x_m, y_n,$

z_i), $D(x_m, y_n, z_i)$ 和 $\theta(x_m, y_n, z_i)$ 分别表示 z_i 层上点 (x_m, y_n, z_i) 的灰度值, 灰度值的梯度大小和梯度方向; $[(x_m(k) - x_m(k+1))^2 + (y_n(k) - y_n(k+1))^2]^{1/2}$ 表示点 (x_m, y_n, z_k) 和点 (x_m, y_n, z_{k+1}) 在水平面上投影间的距离, u_1, u_2, u_3, u_4 为加权系数。

如果点 (x_m, y_n, z_k) 和点 (x_m, y_n, z_{k+1}) 构成最佳匹配点对, 则此匹配点对应满足:

$$R(x_m, y_n, z_k; x_m, y_n, z_{k+1}) = \min_{m, n=0, 1, 2, \dots, w-1} R(x_m, y_n, z_k; x_m, y_n, z_{k+1}) \quad (5)$$

通过公式 (5) 得到的初始匹配点对有可能不是最佳的匹配点对, 因此要对得到的初始匹配点对进行进一步的校验。

2.1.3 匹配点对的校验

为了检测之前得到的匹配点对是否是最佳匹配点对, 本文将图像 $I(\cdot, \cdot, z_k)$ 与 $I(\cdot, \cdot, z_{k+1})$ 交换位置, 重新通过公式 (5) 计算初始匹配点对, 并将两次计算一致的点对作为最佳匹配点对, 可由线性插值出待插值点 (x_m, y_n, z) 的灰度值。 $f(x_m, y_n, z) = rf(x_m, y_n, z_{k-1}) + (1-r)f(x_m, y_n, z_{k+1})$, ($r = \frac{d_1}{d_1 + d_2}$)。而两次匹配不一致的点, 我们比较式 (5) R 的大小, 选取 R 值小的作为最佳匹配点。

2.2 在同一组织中像素的灰度估计

当上下两断层图像对应像素点相关性系数大于设定的阈值时, 可以认为断层图像中对应像素点在同一组织结构中, 即上下两相邻断层图像中对应像素的灰度值变化比较小, 本文采用 Cubic 卷积插值方法估计待插值像素点灰度值。该方法具有很好的收敛性和平滑性, 不仅可以在不改变原始数据的条件下, 拟合出更准确的数据, 并且与医学图像图像中人体各组织器官的平滑性相一致, 从而导致视觉效果好。本文所采用的插值函数为:

$$f(x_m, y_n, z) = -0.075f(x_m, y_n, z_{k-3}) + 0.575f(x_m, y_n, z_{k-1}) + 0.575f(x_m, y_n, z_{k+1}) - 0.075f(x_m, y_n, z_{k+1}) \quad (6)$$

式中, $f(x_m, y_n, z)$ 为待插值图像的像素灰度, $f(x_m, y_n, z_i)$ 表示已知图像的像素灰度。

2.3 本文算法描述

设 $I(\cdot, \cdot, z)$ 为待插值图像, $I(\cdot, \cdot, z_k)$ 和 $I(\cdot, \cdot, z_{k+1})$ 为相邻的两幅原始断层图像。本文算法的具体步骤如下:

(1) 首先对原断层图像 $I(\cdot, \cdot, z_k)$ 和 $I(\cdot, \cdot, z_{k+1})$ 进行门限分割, 分割出空气和其他组织, 并对其标记。

(2) 利用循环程序设计获取待插值像素 (x_m, y_n, z) 的位置, 若待插值像素在空气区域内, 则采用基于灰度的插值算法。

(3) 若待插值像素不在空气区域内时, 则计算上下相邻断层图像中对应像素 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 的相关系数 r , 当 $r(C_k, C_{k+1}) \geq T$ 时, 表示待插值像素在同一组织结构中则转到步骤 (4), 否则待插值像素不在同一组织结构中, 转到步骤 (5)。

(4) 对获得的断层切片进行统一编号, 根据图像的编号采用 Cubic 卷积插值方法进行灰度插值。

(5) 在上下相邻两断层图像中分别以 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 为中心, 根据式 (5) 在上下相邻断层图像的对应区域中选取一组初始最佳匹配点对。

(6) 对初始最佳匹配点对进行校验。将上下相邻断层图像 (x_m, y_n, z_k) 和 (x_m, y_n, z_{k+1}) 对调, 重新通过公式 (5) 计算初始匹配点对, 并将两次计算一致的点对作为最佳匹配点对, 并且对其进行基于灰度的线性插值。不一致的点比较式 (5) R 的大小, 选取 R 值小的作为最佳匹配点。

3 实验结果

本文的实验平台为 Visual Studio2010, 硬件环境: CPU 为 Intel (R) Core (TM) 3.103 GHz, 内存为 4 GB。实验数据是由河南科技大学第三附属医院提供的符合 DICOM 3.0 标准的高精度股骨 CT 超薄扫描图像。

3.1 图像插值效果

为了验证本算法的有效性, 本文采用符合 DICOM 标准的 CT 图像进行实验, 实验时, 采用层间距为 5.87 mm 的一组人体股骨断层图像进行试验。随机抽取 3 幅连续的 CT 图像。对前后两幅进行插值, 插值结果与原始的中间图像进行比较, 3 幅连续图像分别记为 I_1 、 I_2 和 I_3 , 与插值出的图像如图 3 所示。进行实验时, 依据最小均方差确定出最优的模拟参数为 $w=5$, $u_1=4$, $u_2=1$, $u_3=0.5$, $u_4=1$ 。

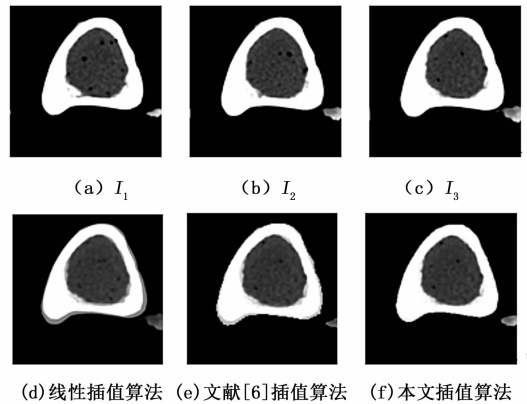


图 3 人体股骨断层源图像及插值出的图像

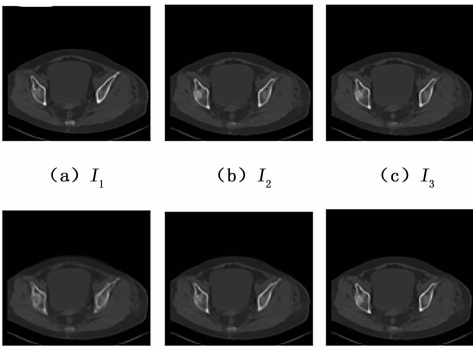
如图 3 所示, 在实验中文献 [6] 匹配插值算法插值出的图像虽然比线性插值算法效果好, 但在不同密度的人体组织器官的交界处还是有模糊区域, 并且组织器官的轮廓有重影, 股骨的边界处比较模糊并有少量的噪声。本文算法插值结果更符合人体生理图像, 轮廓清晰, 视觉效果好。

为了进一步说明本算法的优越性, 我们进行了第二组实验, 采用一组层间距为 2.63 mm 的 512×512 的人体髌部横截面图像进行试验。连续的三幅髌部原始断层图像及插值出的图像如图 4 所示。

通过实验可以看出, 通过线性插值算法得到的图像在肌肉组织与骨头的交界处有明显的重影, 图像的细节与边缘都模糊不清。文献 [6] 提出的插值算法得到的插值图像较清晰, 但是仍然有轻微的双重轮廓, 并且伴有少量的随机噪声点。本文提出的插值算法插值出的图像则更加的清晰, 基本没有噪声点, 图像质量得到了进一步的提高。

为了更好地比较插值图像, 本文还从以下几个度量指标: 不一致的像素点数、均方差值、最大偏差, 计算时间分别作为依据, 以判断本文算法的优劣。其计算公式如下。

(1) 不一致的像素点数:



(d) 线性插值算法 (e) 文献[6]插值算法 (f) 本文插值算法

图 4 人体髋部断层源图像及插值出的图像

$$F_1(S) = \sum_{i,j} \tau[|f(I_d(i,j)) - f(I_2(i,j))|], \tau(x) = \begin{cases} 1, & \text{若 } x > 10 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

(2) 均方差值:

$$F_2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{i,j} [f(I_d(i,j)) - f(I_2(i,j))]^2$$

(3) 最大偏差:

$$F_3 = \sum_{i,j} [|f(I_d(i,j)) - f(I_2(i,j))|]$$

(4) 计算时间 $T(s)$:

程序实际运行时间;

式中 $f(I_d(i,j))$ 为插值图像中像素的灰度值, $f(I_2(i,j))$ 为原图像中像素的灰度值。由线性插值算法, 文献 [6] 的匹配插值算法, 第一组实验中, 本文的插值算法插值出的图像与原图像比较的结果如表 1 所示。

表 1 人体股骨 CT 图像各种插值算法的实验数据

算法	F_1	F_2	F_3	$T(s)$
线性插值	97423	309.05	1548594	1.15
文献[6]算法	80956	229.56	1395843	89.83
本文算法	54870	184.26	1028473	34.95

第二组实验中, 本文的插值算法插值出的图像与原图像比较的结果如表 2 所示。

表 2 人体髋部 CT 图像各种插值算法的实验数据

算法	F_1	F_2	F_3	$T(s)$
线性插值	67848	142.15	1135486	1.05
文献[6]算法	53474	114.46	974897	69.5
本文算法	36434	84.26	758493	26.35

通过两个实验可以看出, 本文算法除时间比线性插值算法长之外, 其他的指标均优于线性插值。文献 [6] 插值算法表现出来的性能与本文算法相似, 但本算法在均方差、不符合的像素点数、最大偏差上都稍微优于文献 [6]。而且文献 [6] 中最佳匹配点对的选取是一个相当耗时的过程, 本文利用体素的相关性进行分类插值, 有效地减少了在相似体素中间选取最佳匹配点对所消耗的时间, 从而提高了算法的插值效率, 并且增加了校验机制, 使得算法的准确性有了进一步的提高。进一

步地验证了本文算法是有效可行的。

3.2 插值后三维重建效果

三维重建实验的原始数据是河南科技大学第三附属医院提供的高精度大小为 512×512 的连续 CT 图像。用本文插值算法进行层间插值。然后使用 MIMICS 进行三维重建^[9], 效果如图 5 所示。可以看出, 直接对股骨 CT 断层图像进行三维重建会使重建出的三维图形出现轮廓粗糙、呈阶梯状的问题^[10], 而采用本文插值算法重建的效果比较完善, 这主要是因为本算法利用人体组织与体素的相关性, 使图像表面更加平滑, 图形更加清晰。



(a) 原图片直接三维重建 (b) 插值后图片三维重建
图 5 股骨三维重建模型

4 结论

断层图像插值在医学图像三维可视化工作中的起着不可替代的重要作用, 插值的结果可以直接影响下一步三维重建的效果。本文针对以往层间插值算法的缺陷提出了一种新的插值算法。该算法充分考虑到了人体组织结构特征, 并且利用医学图像组织和体素的相关性对医学图像进行插值。该算法通过对组织分类插值提高了效率, 并且引入校验机制, 提高了插值的准确性。不仅使得插值结果能更好地服务于三维重建, 而且使得重建后的三维图形更加贴近人体组织, 为医生对病患病情的治疗以及后期的康复都提供了很大的帮助。

参考文献:

[1] 陈家新. 医学图像处理及三维重建技术研究 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.

[2] 李靖宇, 张淑丽. 一种改进的医学图像配准插值算法研究 [J]. 电子技术应用, 2011, 37 (9): 129-131.

[3] Grevera G J, Udupa J K. An objective comparison of 3D images interpolation method [J]. IEEE Trans. Med. Imag. 1998, 17 (4): 642-652.

[4] Bor G, Kechagias L, Pitas I. Binary morphological shape-based interpolation applied to 3-D tooth reconstruction [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2002. 21 (2): 100-108.

[5] 黄海赞, 戚飞虎等. 基于小波的医学图像插值 [J]. 自动化学报, 2002, 28 (5): 722-728.

[6] 陈灵娜, 陈增科. CT 断层图像匹配插值算法的研究与实现 [J]. 南华大学学报, 2005, 19 (1): 73-75.

[7] 罗述谦, 周果宏. 医学图像处理与分析 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[8] 马建林, 崔志明, 龚声蓉. 一种基于 ROI 的自适应 3 维医学图像插值方法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13 (8): 1525-1531.

[9] 张军文, 邓双成, 郑海洋. 人体股骨有限元模型的建立及静力学分析 [J]. 北京石油化工学院学报, 2012, 20 (3): 45-47.

[10] 孟齐文, 赵卫东, 王志成. 医学图像快速插值算法的设计与实现 [J]. 计算机仿真, 2011, 28 (2): 325-332.