

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003784

基于轮廓形状的肺部电阻抗成像三维插值方法^{*}

李秀艳^{1,2} 马会梅^{1,2} 王 琦^{1,2} 尉 蕾^{1,2} 陆纪璇^{1,2} 汪剑鸣^{1,2} 王化祥³

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院 天津 300387; 2. 天津市光电检测技术与系统重点实验室 天津 300387;
3. 天津大学 电气与自动化工程学院 天津 300072)

摘 要:肺部三维信息利于医生做出更快更准确的诊断,但肺部三维重建的图像都是源自二维断层图像的叠加。二维图像的数量制约三维成像的效果,增加电极层数可获取更多层的二维图像,但同时也会增加计算量,减缓成像速度。虽然采取层间插值的方法可以解决这个问题,但是由于人体几何结构的特异性,肺部电阻抗图像(electrical impedance tomography, EIT)边界不规则,传统的规则图像插值方法不适合直接应用于肺部 EIT 三维插值。为此,提出适用于肺部电阻抗的插值算法,先获得插值图像轮廓,再用对应点插值像素值。通过仿真和实验验证新插值算法成像的相对误差比线性插值、样条插值成像的相对误差分别降低 5.69%、3.3%。基于轮廓形状的肺部电阻抗三维插值方法,能在测量数据量有限的条件下,进一步提高三维电阻抗成像质量,更好地反映肺部的真实形态。

关键词:电阻抗成像;层间插值;图像轮廓与像素值;阈值分割;三维重建

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Three dimensional interpolation method of pulmonary electrical impedance tomography based on contour shape

Li Xiuyan^{1,2} Ma Huimei^{1,2} Wang Qi^{1,2} Yv Lei^{1,2} Lu Jixuan^{1,2} Wang Jianming^{1,2} Wang Huaxiang³

(1. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
2. School Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and Systems, Tianjin 300387, China;
3. School of Electrical and Automation Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract:3D lung information can help doctors making faster and more accurate diagnosis. However, 3D lung reconstruction is derived from stacking of two-dimensional tomographic images. The quantity of two-dimensional images restricts the quality of 3D reconstruction. Increasing the number of electrode layers could achieve more two-dimensional images. However, the calculation complexity is increased and imaging speed is down. The inter-layer interpolation can solve this problem, however, the specificity and irregularity of human body geometry make electrical impedance tomography (EIT) lung images irregular. As a result, the traditional interpolation algorithm suitable only for regular images which cannot be directly applied to EIT images. Thus, a three-dimensional interlayer interpolation algorithm suitable for pulmonary electrical impedance is proposed. Firstly, the contour of the interpolated image is obtained, and then the pixel value is interpolated with the corresponding point. Simulation and experiment verify that the relative error of the new interpolation algorithm is 5.69%, 3.3% lower than that of linear interpolation and spline interpolation respectively. The three-dimensional interpolation method based on contour shape can further improve the quality of three-dimensional electrical impedance imaging and better reflect the real shape of the lung under the condition of limited measurement data.

Keywords: electrical impedance tomography; inter-layer interpolation; image outline and pixel; value threshold segmentation; 3D reconstruction

0 引言

电阻抗断层成像 (electrical impedance tomography, EIT) 是最近几十年发展起来的新一代无损伤图像重建技术, 国外许多研究团队相继开发出了肺部 EIT 实验系统, 肺部 EIT 技术的发展突飞猛进。相对于国外的研究, 我国 EIT 领域研究时间较短, 近年来我国的 EIT 技术得到了快速的发展。EIT 具有高速、低成本、无创^[1]的特点, 这些优点使得其被广泛应用于医学诊断。目前用于肺部的电阻抗成像技术, 多为二维成像^[2-3]。但肺部三维图像能够提供更丰富的肺部信息, 肺部三维成像已经成为一种趋势。三维成像多采用二维断层图像堆叠的方法^[4], 采用增加电极层数获取更多的二维断层图像, 使得计算过程变得复杂, 同时成像的时间变长。所以, 可以采用图像层间插值的方法替代增加电极层数, 得到足够数量的二维断层图像。

传统的插值方法有基于灰度的插值、基于形状的插值、基于小波变换的插值。基于灰度的插值方法计算简单, 本质上只是对上下断层图像像素值的线性处理, 所以当上下断层图像对应点的物质密度相差过大时, 容易引发严重误差, 如出现锯齿边缘与马赛克现象等问题。基于形状的插值方法则完全不同于灰度插值, 主要是对层间图像轮廓的插值, 插值出来的图像边缘轮廓效果比灰度插值好。尽管基于形状的插值方法插值出的边界清晰, 但仍然忽略对对应点的考虑。基于小波的插值算法的插值时间近乎线性插值的千倍, 在实际应用中存在困难。同时这些传统的插值方法主要针对规则图像, 如方形、圆形图像等, 而 EIT 图像的形状由成像体形状决定, 由于人体几何形状的特异性和不规则性, 三维 EIT 图像边界不规则, 导致二维断层图像也不规则, 这给图像插值带来一定困难。这些传统的插值方法, 对于非规则图像, 一般要先填充为规则图像后进行插值, 再图像分割, 会造成边界模糊, 不能够比较好地保持图像的边缘, 为此文中提出能够应用于不规则 EIT 图像的层间插值方法, 首先利用距离变换来获取插值图像中胸部的轮廓, 再利用断层图像间的相似性, 确定插值图像中胸部轮廓内像素点的对应点, 最终依据对应像素点之间的欧氏距离运用线性插值确定胸部的像素值。

1 EIT 的原理

在电阻抗断层扫描中, 用无害的电流通过表面电极进入导电体, 然后在电极上测量产生的电压。目的是从这些表面电压测量值中恢复体内的电导率分布。胸部 EIT 问题的研究包括两个问题: 正问题与逆问题, 利用胸

部模型内部的阻抗分布与边界激励信号, 计算出胸部模型表面的电势分布, 是胸部 EIT 的正问题^[5]。有限元法和边界元法等可用于 EIT 正问题的求解。应用于逆问题的灵敏度矩阵是胸部模型的边界测量值与阻抗分布的映射, 它的构建依赖于正问题的求解。胸部 EIT 逆问题是利用胸部模型表面的电势分布和边界激励信号, 求被测物场内电导率分布, 即图像重建的过程^[6]。逆问题的求解有两类。胸部 EIT 逆问题是利用胸部模型边界的激励信号以及表面电势分布, 计算被测物场内部电导率分布的过程, 这个过程为图像重建。逆问题的求解有两类: 1) 非迭代算法, 其中有截断奇异值分解法 (truncated singular value decomposition, TSVD), 投影法等; 2) 迭代算法, 其中有共轭梯度算法 (conjugate gradient, CG)^[7], Landweber 迭代^[8], 牛顿-拉斐逊方法等。Tikhonov 正则化方法^[9]是最常用的电阻抗成像方法, 可以明显地减轻反问题的病态性, 因此文中使用该方法求解 EIT 反问题。Tikhonov 正则化的目标函数是通过求解以下问题, 估算未知电导率最小二乘法问题:

$$\min \{ \|S\sigma - b\|^2 + \lambda \|\sigma\|^2 \} \quad (1)$$

式中: S 为灵敏度矩阵; σ 为电导率矢量; b 为目标场与参考场的差值; λ 为正则化参数。上面的问题转化为求最小二乘解:

$$\sigma = (S^T S + \lambda I)^{-1} - S^T b \quad (2)$$

2 三维胸部 EIT 模型

本文用 CT 序列图像, 将其堆叠获得 Mimics 中的胸腔初步模型。再使用 SolidWorks 对 3D 模型进行平滑处理, 最后, 用 COMSOL Multiphysics 建立三维胸腔仿真模型^[10] (图 1)。基于多层电极测量结果, 重建多个体素层图像, 并将其沿 Z 轴方向罗列, 形成三维图像。采用 Tikhonov 正则化方法进行反问题的图像重建, 考虑到内存限制和速度要求, 共有 111 个重建层用于重建 3D 图像, 重建层间距为 0.25 cm (图 2), 开发了用于反问题的 3D 网格, 其中将图示的感应域纵向分为 111 层, 每层的分辨率为 32×32 。求解反问题重建的 EIT 图像 (图 3), 用于后期进行三维重建。

3 插值算法

基于轮廓的 EIT 重建图像的插值过程如下。

1) 实现对插值图像的轮廓插值, 对插值图像相邻上下两张 EIT 断层图像分别进行距离变换, 得到距离图像, 采用轮廓加权的思想确定插值图像的距离图像, 进而确定插值图像的轮廓。

2) 实现插值图像的像素插值, 确定插值图像轮廓内

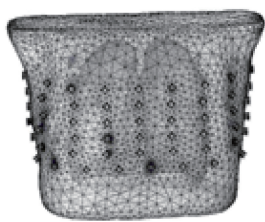


图 1 带有多层电极阵列的三维胸部仿真模型

Fig. 1 Three-dimensional chest simulation model with multilayer electrode array

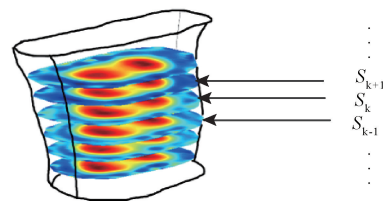


图 4 多层 EIT 图像的胸部效果

Fig. 4 Breast renderings of multi-layer EIT images

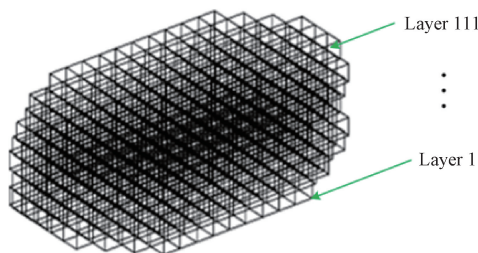


图 2 用于反问题计算的体素网格

Fig. 2 Voxel grid for inverse problem calculation

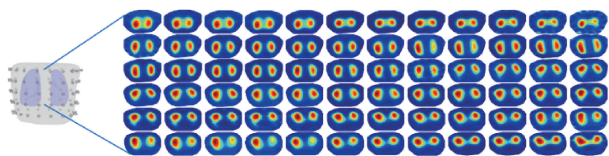


图 3 基于 Tikhonov 正则化方法重建的 EIT 图像

Fig. 3 EIT image reconstructed based on Tikhonov regularization method

的像素点在上下两层相邻图像上的对应匹配点,进一步确定插值图像轮廓内的像素值。

如图 4 所示,某一幅断层扫描 EIT 图像 S_k 为序列图像中的第 k 层图像, S_{k+1} 为序列图像 S_k 相邻的上层图像, S_{k-1} 为序列图像 S_k 相邻的下层图像,依次类推。采用基于轮廓形状的 EIT 断层图像插值方法,实现在每两层序列图像间插值 n 张图像,定义 S_k 图像为 $s_k \{ (x, y, z, m) | z=k \}$, 其中 (x, y, z) 为体素的三维坐标, z 的值即为所在层的编号, m 为灰度值。

3.1 插值图像的轮廓插值

轮廓图像的插值过程分为将两幅断层图像处理为距离图像和采用轮廓加权思想,获取插值图像的距离图像,基于距离图像确定插值图像轮廓两步。

为了获取插值图像的距离图像,先对插值图像相邻的 EIT 重建图像 S_k, S_{k+1} 进行距离变换。人体器官和组织在空间上的变化具有连续性,距离是衡量变化的重要准则。通过 Raya-UduaPa 等的有向距离变换的方法实现

在两层图像间的插值。以重建图像 S_k 为例,处理过程如图 5 所示。

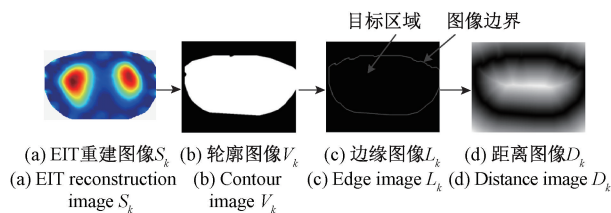


图 5 距离图像的处理过程

Fig. 5 Distance image processing

首先,对重建图像 S_k 进行阈值分割得到二值轮廓图 V_k , 然后对二值轮廓图像使用形态学处理^[11]得到边缘图像 L_k ^[12]。以图像的边界为特征元素,按式(3)通过距离变换,确定重建图像的距离图像 D_k 。

$$D_k(x, y, z) = \begin{cases} 0, & \text{边缘点} \\ d(x, y, z), & \text{轮廓内} \\ -d(x, y, z), & \text{轮廓外} \end{cases} \quad (3)$$

距离图像 D_k 中像素值为边缘图像中像素点到图像边界的最小欧氏距离 $d(x, y, z)$, 距离图像中像素值是正值,表示该点位于目标区域内,距离图像中像素值是零值,表示该点位于图像边界上,距离图像中像素值是负值,表示该点位于目标区域外同理,得到图像 S_{k+1} 的距离图像。

实现在每两层相邻重建图像间插值 n 层距离图像,以在第 $k, k+1$ 层重建图像间插值第 i 层距离图像为例,插值图像的轮廓获取过程如图 6 所示。

为了获得第 i 层插值图像的轮廓图像,根据式(4)~(7),对得到的距离图像 $D_k(x, y, z)$ 、 $D_{k+1}(x, y, z)$ 采用轮廓加权,求出第 i 层插值图像的距离图像。

$$D_{k,k+1}^i(x, y, z) = (1 - \lambda_{k,k+1}^i) D_{k+1}(x, y, z) + \lambda_{k,k+1}^i D_k(x, y, z) \quad (4)$$

$$d_{(k,k+1),1}^i = \frac{d_{k,k+1}^i}{n} \times i \quad (5)$$

$$d_{(k,k+1),2}^i = d_{k,k+1}^i - d_{(k,k+1),1}^i \quad (6)$$

$$\lambda_{k,k+1}^i = \frac{d_{(k,k+1),1}^i}{d_{(k,k+1),1}^i + d_{(k,k+1),2}^i} \quad (7)$$

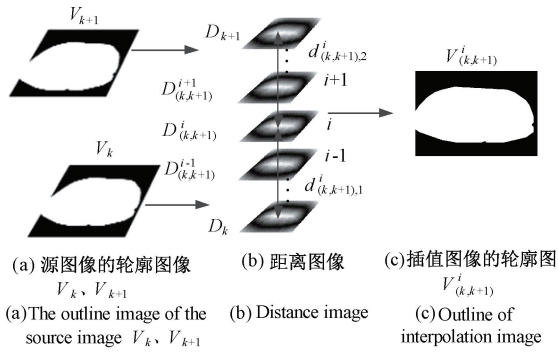


图 6 插值图像的轮廓插值过程

Fig. 6 Contour interpolation process of interpolated image

式中: V_k, V_{k+1} 分别是与插值图像相邻的 EIT 断层图像 (插值前) 的上层、下层轮廓图像; $V_{(k,k+1)}^i$ 表示第 $k, k+1$ 层重建图像间第 i 层插值图像的轮廓图像; $D_k, D_{k+1}, D_{(k,k+1)}^{i-1}, D_{(k,k+1)}^i, D_{(k,k+1)}^{i+1}$ 分别为 V_k, V_{k+1} 的距离图像、第 $i-1, i, i+1$ 层插值图像的距离图像; $d_{(k,k+1)}^i, d_{(k,k+1),1}^i$ 和 $d_{(k,k+1),2}^i$ 分别是第 k 层 EIT 重建图像到第 $k+1$ 层 EIT 重建图像的层间距离, 第 i 层插值图像到第 k 层 EIT 重建图像的层间距离, 第 i 层插值图像到第 $k+1$ 层 EIT 重建图像的层间距离。

得到每两层相邻 EIT 图像间插值的 n 层距离图像后, 根据式 (8) 可求得每两层相邻 EIT 图像间的 n 层轮廓图像。

$$V_{k,k+1}^i(x, y, z) = \begin{cases} 1, D_{k,k+1}^i(x, y, z) \geq 0 \\ 0, D_{k,k+1}^i(x, y, z) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $V_{(k,k+1)}^i$ 表示第 $k, k+1$ 层 EIT 图像间的第 i 层插值图像的轮廓图像, $D_{(k,k+1)}^i(x, y, z) \geq 0$ 表示该像素点处于目标区域内, 轮廓图像中值是 1。

$D_{(k,k+1)}^i(x, y, z) < 0$ 表示像素点在目标区域外, 是插值图像的背景, 轮廓图像中值是 0。

3.2 图像像素值的插值过程

根据 3.1 节获得的 n 张轮廓图像, 利用第 $k, k+1$ 层 EIT 重建图像的像素值, 进一步在第 $k, k+1$ 层重建图像间第 i 层插值图像轮廓内部实现像素点插值。本文采用插值图像轮廓内像素点匹配的方法实现像素插值, 分为匹配插值图像在上下两层重建图像中对应点和根据这两组对应点的灰度值分别计算插值图像像素灰度值两步。

断层图像之间具有相似性, 根据相似性文中使用匹配对应点的方法, 利用图像中像素点与图像原点之间的相对位置确定在上下两层的对应点。如图 7 所示, 以第 $k, k+1$ 层 EIT 重建图像间第 i 层插值图像轮廓内部的任意一点 $p_{k,k+1}^i(p_{(k,k+1),x}^i, p_{(k,k+1),y}^i)$ 为例, 为了确定 $p_{k,k+1}^i$ 和图像中心的位置关系, 把轮廓图像 $V_{(k,k+1)}^i$ 的中心 $O_{(k,k+1)}^i$

($O_{(k,k+1),x}^i, O_{(k,k+1),y}^i$) 作为坐标系的原点, x 轴与 y 轴跟图像边界的相交点为 $a_{(k,k+1),1}^i, a_{(k,k+1),2}^i, a_{(k,k+1),3}^i, a_{(k,k+1),4}^i$, 这 4 点到 $O_{(k,k+1)}^i$ 的距离 $d_{(k,k+1),1}^i, d_{(k,k+1),2}^i, d_{(k,k+1),3}^i, d_{(k,k+1),4}^i, p_{k,k+1}^i$ 到 x 轴、 y 轴距离 $d_{(k,k+1),x}^i, d_{(k,k+1),y}^i$ 以相同的方式得到第 k 层重建图像的轮廓图像 V_k 中的变量 $p_k(p_{k,x}, p_{k,y}), O_k(O_{k,x}, O_{k,y}), a_{k,1}, a_{k,2}, a_{k,3}, a_{k,4}, d_{k,1}, d_{k,2}, d_{k,3}, d_{k,4}$ 。

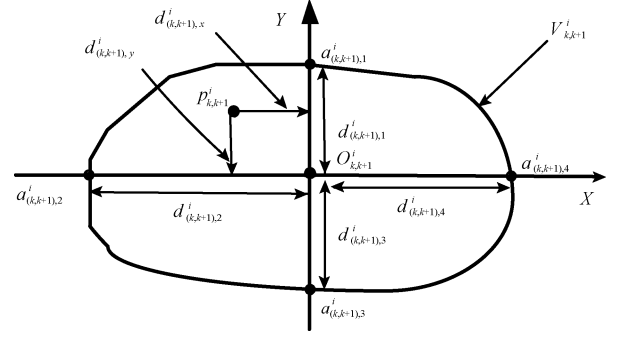


图 7 插值图像轮廓图像的变量定义

Fig. 7 Variable definition of contour image of interpolation image

根据式 (9) ~ (10) 求出 $p_{k,k+1}^i$ 相对于中心 $O_{(k,k+1)}^i$ 的位置关系 ($r_{(k,k+1),x}^i, r_{(k,k+1),y}^i$)。

$$r_{(k,k+1),x}^i = \begin{cases} \frac{d_{(k,k+1),x}^i}{d_{(k,k+1),2}^i}, p_{(k,k+1),x}^i < O_{(k,k+1),x}^i \\ \frac{d_{(k,k+1),x}^i}{d_{(k,k+1),4}^i}, \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$r_{(k,k+1),y}^i = \begin{cases} \frac{d_{(k,k+1),y}^i}{d_{(k,k+1),1}^i}, p_{(k,k+1),y}^i < O_{(k,k+1),y}^i \\ \frac{d_{(k,k+1),y}^i}{d_{(k,k+1),3}^i}, \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $r_{(k,k+1),x}^i, r_{(k,k+1),y}^i$ 分别表示 $r_{k,k+1}^i$ 的 x 坐标值、 y 坐标值, 其他变量采用相同的方式定义。

为了确定 $p_{k,k+1}^i$ 像素值, 先确定该点在插值前相邻上下两层轮廓图像 V_k, V_{k+1} 上的对应匹配点 p_k, p_{k+1} , 再根据这两点的像素值插值出 $p_{k,k+1}^i$ 像素值。以匹配 p_k 为例, 进行说明。运用式 (11) 和 (12) 可求得点 $p_{k,k+1}^i$ 在 S_k 上的对应点 p_k 。

$$p_{k,x} = \begin{cases} O_{k,x} - r_{(k,k+1),x}^i d_{k,2}, p_{(k,k+1),x}^i < O_{(k,k+1),x}^i \\ O_{k,x} + r_{(k,k+1),x}^i d_{k,4}, \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

$$p_{k,y} = \begin{cases} O_{k,y} - r_{(k,k+1),y}^i d_{k,1}, p_{(k,k+1),y}^i < O_{(k,k+1),y}^i \\ O_{k,y} + r_{(k,k+1),y}^i d_{k,3}, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

在图像 S_{k+1} 上的对应点 p_{k+1} 可用同样的方法求得, 匹配的过程如图 8 所示。

根据求得的对应该匹配点, 使用式 (13) ~ (16), 确定

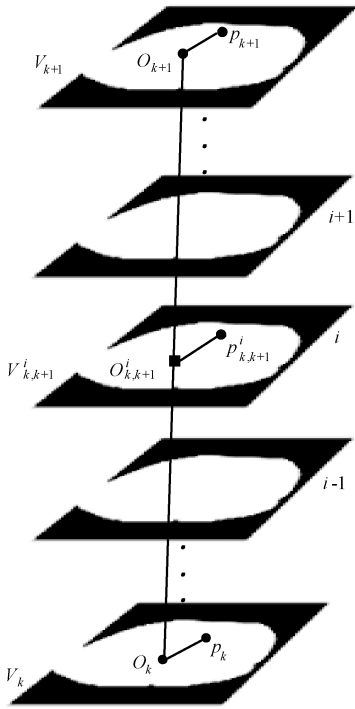


图 8 对应点的匹配过程

Fig. 8 Corresponding point matching process

第 i 层插值图像的像素值^[13]。

$$m(p_{k,k+1}^i) = \frac{L_2}{L} m(p_k) + \frac{L_1}{L} m(p_{k+1}) \quad (13)$$

$$(L_1)^2 = (p_{k+1,x} - p_{(k,k+1),x}^i)^2 + (p_{k+1,y} - p_{(k,k+1),y}^i)^2 + (p_{k+1,z} - p_{(k,k+1),z}^i)^2 \quad (14)$$

$$(L_2)^2 = (p_{k,x} - p_{(k,k+1),x}^i)^2 + (p_{k,y} - p_{(k,k+1),y}^i)^2 + (p_{k,z} - p_{(k,k+1),z}^i)^2 \quad (15)$$

$$L = L_1 + L_2 \quad (16)$$

式中: $m(p_k)$ 、 $m(p_{k+1})$ 、 $m(p_{k,k+1}^i)$ 分别表示在重建图像 S_K 、重建图像 S_{K+1} 、第 i 层插值图像 $S_{k,k+1}^i$ 灰度值; $p_{(k,k+1),x}^i$ 、 $p_{(k,k+1),y}^i$ 、 $p_{(k,k+1),z}^i$ 分别表示点 $p_{k,k+1}^i$ 的 x 坐标值、 y 坐标值、 z 坐标值。 L_1 、 L_2 、 L 分别表示像素点 $p_{k,k+1}^i$ 与 p_{k+1} 、 $p_{k,k+1}^i$ 与 p_k 、 p_{k+1} 与 p_k 之间的欧氏距离。

综上所述,本文插值方法的基本流程如图 9 所示。

4 阈值分割^[14]

为了清晰呈现感兴趣区域,进行肺部的直接观察,同时提高三维重建的效率。最大类间距离法算法^[15]是假设存在阈值 TH ,图像的像素可分为 C_1 和 C_2 两类, C_1 像素值小于 TH , C_2 像素值大于 TH ,这两类像素均值分别是 m_1 、 m_2 , mG 是图像的全局均值。并且像素是 C_1 与 C_2 类的概率依次是 p_1 、 p_2 。所以:

$$p_1 \cdot m_1 + p_2 \cdot m_2 = mG \quad (17)$$

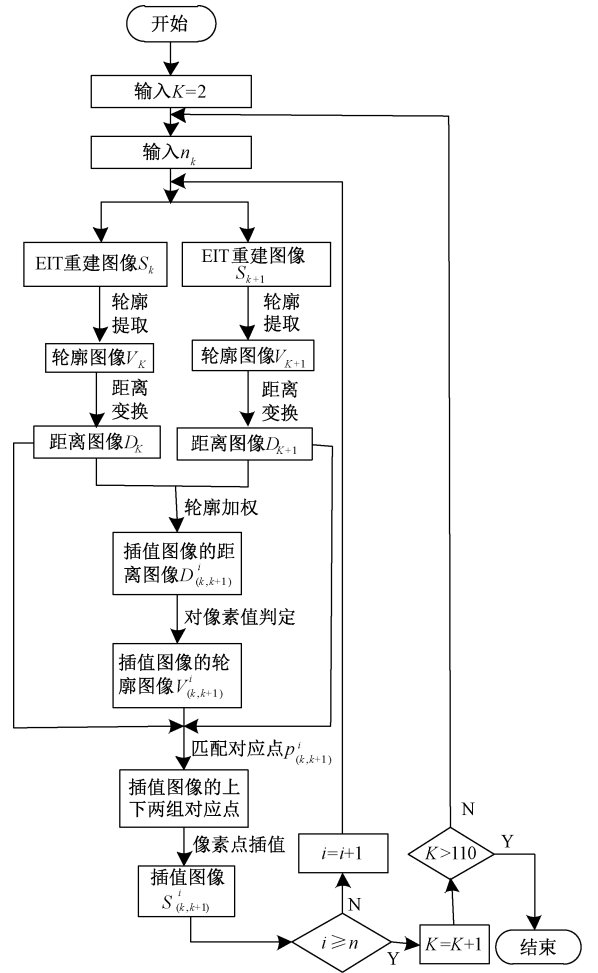


图 9 插值过程流程

Fig. 9 Flow chart of interpolation process

$$p_1 + p_2 = 1 \quad (18)$$

依照方差的概念,可将类间方差表述为:

$$\delta^2 = p_1(m_1 - mG)^2 + p_2(m_2 - mG)^2 \quad (19)$$

把式(17)代入(19),得:

$$\delta^2 = p_1 p_2 (m_1 - m_2)^2 \quad (20)$$

求能使得式(20)最大化的灰度级 k 就是 OTSU 阈值,其中:

$$p_1 = \sum_{i=0}^k p_i \quad (21)$$

$$m_1 = 1/p_1 * \sum_{i=0}^k i p_i \quad (22)$$

$$m_2 = 1/p_2 * \sum_{i=k+1}^{L-1} i p_i \quad (23)$$

5 实验结果与分析

本文所有的实验都是在 PC CPU @ 2.60 GHz, 4 GRAM, Intel(R) Core(TM) i5-4210M 显卡的计算机上,

根据第 2 节构建的三维胸部模型及重建图像在 MATLAB R2016a 上进行。Z 轴坐标表示二维图像所处的截面位置,采集的全部数据为 Z 轴 -9.5 ~ -72 cm,数据在 Z 轴的采集间隔为 0.25 cm,共 111 组。为了表述方便,对 EIT 断层图像以从下到上的顺序进行编号,依次为 1 ~ 111。分别采用成像相对误差和结构相似度进行定量评估。

5.1 成像相对误差定量评估

通过相对误差 (relative error, RE) 定量评估不同插值算法的效果^[16],成像相对误差定义如式 (24) 所示,计算出不同插值算法的相对误差。

RE = \frac{\| \sum_{i=1}^N (\sigma_i - \sigma_i^*) \|}{\sum_{i=1}^M \sigma_i^*} \tag{24}

式中:σ_i 表示插值图像的电导率;σ_i^{*} 表示肺部真实电导率。

为了验证文中插值算法的有效性,以奇数层的 EIT 重建图像为源图像,用不同插值方法对第 43 ~ 85 层断层图像进行插值,插值出的图像与偶数层的 EIT 重建图像进行对比分析。为了便于定量比较,将不同插值算法得到的图像分别进行归一化至 [1, 3] 范围 (归一化的电导率范围平均分为 20 份),再分别计算基于不同插值方法的插值图像 RE,与基于 EIT 重建图像的 RE 进行比较,用来评价文中提出的插值算法的有效性。图 10 所示为在不同层的三种插值算法插值图像的 RE 变化曲线,其中横坐标为层数,纵坐标为 3 种插值算法的 RE。

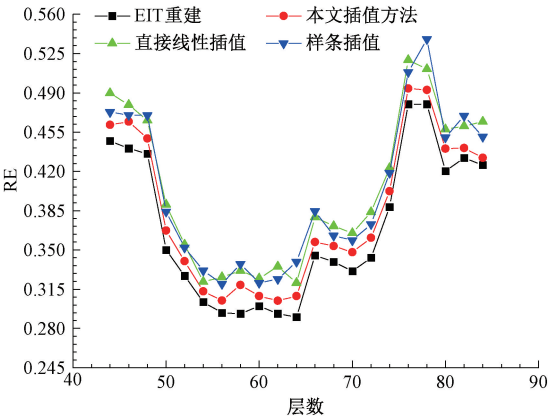


图 10 不同层不同插值算法的成像相对误差
Fig. 10 Relative imaging errors of different interpolation algorithms in different layers

由图 10 可看出,本文插值算法比直接线性插值和样条插值算法的误差曲线更接近 EIT 重建图像的误差曲线,因此本文插值算法与 EIT 重建图像更为接近,本文插值算法拟合效果是优于另两种插值方法。计算不同插值

算法的平均相对误差,如表 1 所示。

表 1 不同插值算法的平均成像相对误差
Table 1 Average imaging relative error of different interpolation algorithms

不同重建算法	EIT 算法	插值算法	直接线性插值	样条插值
平均成像相对误差	0.356 6	0.368 7	0.399 6	0.381 3

从表 1 可看出,本文插值算法的平均相对误差与基于 EIT 技术重建的平均相对误差最为接近,并且在 3 种插值算法中,平均相对误差最低。这是由于 EIT 重建图像为不规则图像,直接线性插值、样条插值只适用于插值规则图像,对不规则图形插值时,先把图像填充为规则图像,进行插值,最后进行图像分割,导致图像的相对误差较大。

5.2 结构相似度定量评估

成像相对误差能够评估插值数据的准确性,但不能反映插值图像与真实图像结构上相似程度。为了对文中插值算法的有效性进行进一步的评估,采用结构相似度 (structure similarity, SSIM)^[17-18] 参数,以对应层的真实图像为参考图像,来比较不同插值算法的效果。其定义式如下:

SSIM(I,K) = \frac{(2\mu_{\mu_K} + C_1)(2\sigma_{\sigma_K} + C_2)}{(\mu_i^2 + \mu_K^2 + C_1)(\sigma_i^2 + \sigma_K^2 + C_2)} \tag{25}

式中:μ_i、μ_K 分别表示原图像与重建图像 K 的均值;σ_i²、σ_K² 分别表示为原图像和重建图像的方差;σ_{IK} 是原图像与重建图像之间的协方差;C₁、C₂ 是两个常数,目的是避免分母为 0 的情况发生,通常设置很小的数值。SSIM 取值范围为 0 ~ 1,SSIM 值越接近 1,说明重建图像与原图像的结构越相似。不同层不同插值方法的 SSIM 变化曲线如图 11 所示。

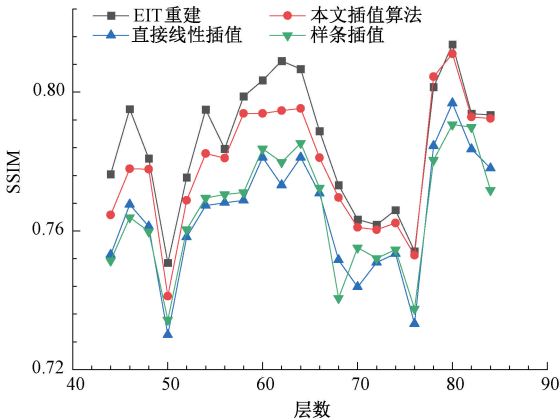


图 11 在不同层不同插值算法的 SSIM 曲线
Fig. 11 SSIM curves of different interpolation algorithms at different layers

由图 11 可看出,EIT 重建图像的 SSIM 值最高,本文插值算法的 SSIM 值次之与 EIT 重建图像的曲线接近,其他两种插值方法接近且低于本文插值算法。本文插值算法插值的图像与 EIT 重建的图像结构相似,在 3 种插值方法中与真实图像的结构信息的相似性最强。本文插值算法在成像相对误差以及结构相似性都优于直接线性插值和样条插值算法,因此文中插值算法插值的图像能更好拟合出真实的层间图像,为后续三维重建提供更准确的二维图像。

为了评估不同分割方法分割的肺部图像与人体肺部真实结构的差异,对分割后的图像 SSIM 进行分析。本文采用最大类间距离法、最大熵法^[19]及基于遗传算法的 KSW 熵法的双阈值图像分割方法^[20]对第 44~84 层的 EIT 断层图像进行实验。将分割得到的图像分别根据电导率的真实值进行归一化至[1,3](归一化的电导率范围平均分为 20 份)。由于存在分割后肺部像素数量跟肺部真值像素数量不一致的问题,这里保留肺部的像素值,肺部以外的像素值设置为 0。分别计算不同层不同分割方法的 SSIM,变化曲线如图 12 所示,横坐标表示层数,纵坐标为 3 种分割算法的成像误差。max_class、GA、max_entropy 分别表示用类间最大距离法、最佳直方图熵法(KSW 熵法)及传统遗传算法、最大熵法分割得到的图像。

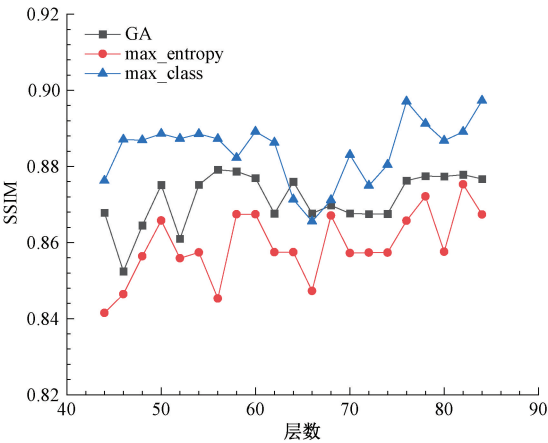


图 12 在不同层不同分割算法的 SSIM 曲线
Fig. 12 SSIM curves of different segmentation algorithms at different layers

由图 12 可看出,类间最大距离算法的 SSIM 曲线明显比另两种算法的 SSIM 曲线高,并且类间最大距离法的 SSIM 曲线相对比较稳定,所以类间最大距离法分割效果更好且稳定。分别采用 3 种不同分割算法对第 56、66、72 层图像进行分割,分割图像效果如图 13 所示,真值图像表示肺部的真实图像,EIT 图像表示使用测量数据基于 EIT 技术重建的图像。

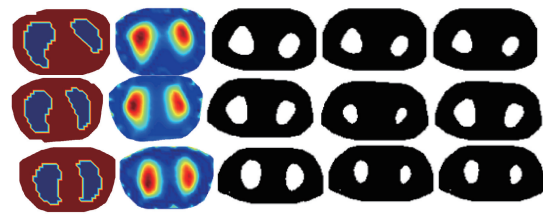


图 13 不同分割算法的分割效果
Fig. 13 Segmentation effect diagram of different segmentation algorithms

由图 13 可以看出,类间最大距离法分割得到的肺部图像效果明显好于其他两种方法,肺部图像与真值图像更为接近。由此证明,与另两种算法相比,类间最大距离法分割效果更好,能有效降低成像误差,提高成像效果。

6 三维重建^[21]

以第 2 节中的三维胸部 EIT 模型为实验模型,在每两张 EIT 图像之间插值三张插值图像,将分割得到二维 EIT 肺部图像采用基于等值面的体三维重建方法进行重建如图 14 所示。为了比较好的对插值效果进行主观评价,在图 14(b)中选择了—个区域(如图像中圆框所示)进行放大,插值前后肺部三维效果如图 14(c)所示。图 14(a)为胸部三维重建图像,图 14(b)为肺部三维重建图像,图 14(c)为肺部局部三维重建图像。

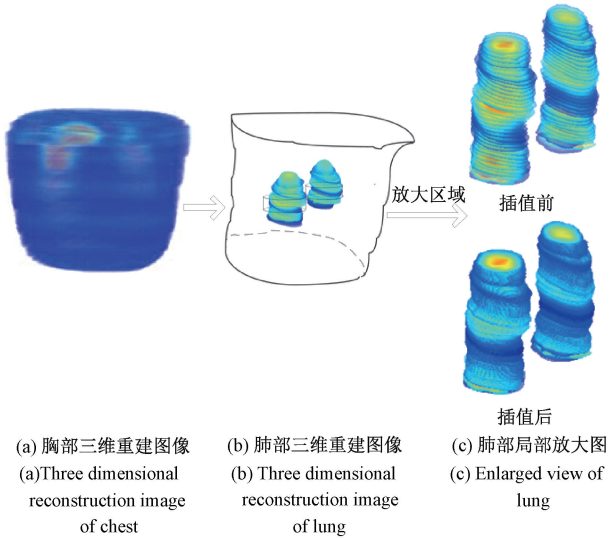


图 14 三维重建效果
Fig. 14 3D reconstruction renderings

由图 14 可以明显看出,插值前的肺部图像,边缘不光滑。经过插值之后的肺部形状具有平滑、清晰的边界,更加接近真实肺部情况。

7 结 论

为了提高三维肺部 EIT 成像质量,本文提出一种基于轮廓形状的 EIT 重建图像的插值算法,通过距离变换获取插值图像的轮廓,再利用断层图像间的相似性,确定插值图像的轮廓内像素点的对应点,最终依据对应像素点之间的欧式距离确定像素值。通过对线性插值、样条插值、基于轮廓形状的 EIT 断层图像插值的评价参数对比分析,证明了本文插值方法的有效性。使三维重建图像更接近真实情况,改善了肺部三维重建的成像效果。本文算法得到了令人满意的结果,不过还存在需要改进的地方,本文虽然构建了三维 EIT 电极阵列,但仍采用逐层重建图像的方法构建三维图像,在下一步工作中,将基于多层电极测量结果直接三维成像,研究直接三维成像的插值方法。同时对文中算法的程序进行优化,提升三维成像速度,以满足实际应用。

参考文献

- [1] SZYMON B, COPIK M, RYBCZYK K, et al. Electrical impedance tomography for diagnosis and monitoring of pulmonary function disorders in the intensive care unit—case report and review of literature[J]. *Anesthesiology Intensive Therapy*, 2017, 49(3): 222-226.
- [2] FRERICH S I, AMATO M B P, KAAM A H, et al. Chest electrical impedance tomography examination, data analysis, terminology, clinical use and recommendations: consensus statement of the Translational EIT development study group[J]. *Thorax: The Journal of the British Thoracic Society*, 2017, 72(1): 83-93.
- [3] INEZ F, PULLETT S, ELKE G, et al. Electrical impedance tomography in acute respiratory distress syndrome[J]. *Open Nuclear Medicine Journal*, 2010, 2(1): 110-118.
- [4] 张永弟,岳彦芳,杨光,等.提高 CT 图像手骨模型重建精度的方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2017, 29(10): 1802-1806.
ZHANG Y D, YUE Y F, YANG G, et al. A method of increasing precision for hand bone models reconstruction of CT images[J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2017, 29(10): 1802-1806.
- [5] 邓娟,王磊,李福生,等.实用化 EIT 条件下不同激励模式成像效果仿真研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2015, 34(4): 413-420.
DENG J, WANG L, LI F SH, et al. Study on imaging effect of different excitation patterns under practical electrical impedance tomography conditions[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2015, 34(4): 413-420.
- [6] GONG B, SCHULLCKE B, KRUEGER-ZIOLEK S, et al. EIT reconstruction using higher order TV regularization[J]. *Ifac Papersonline*, 2017, 50(1): 9943-9947.
- [7] PACHAJOA C, LEVONYAK M, GANSTERER W N. Extending and evaluating fault-tolerant preconditioned conjugate gradient methods [C]. *IEEE/ACM 8th Workshop on Fault Tolerance for HPC at extreme Scale (FTXS)*, 2018.
- [8] DESMAL A, BAGCI H. Sparse nonlinear electromagnetic imaging accelerated with projected steepest descent algorithm[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 1(3): 1-13.
- [9] 范文茹,王化祥,郝魁红,等.基于 TWISL-TV 正则化的肺萎缩电阻抗成像仿真研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2013, 32(1): 1-6.
FAN W R, WANG H X, HAO K H, et al. Simulation study on electrical impedance tomography of collapsed lung based on TWIST-TV regularization algorithm[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2013, 32(1): 1-6.
- [10] 李章勇,刘兆宇,冉鹏,等.胃区 3 层 EIT 模型构建和仿真[J]. *中国生物医学工程学报*, 2019, 38(5): 590-598.
LI ZH Y, LIU ZH Y, RAN P, et al. Construction and simulation of three-layer EIT model in gastric [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 38(5): 590-598.
- [11] 董默,刘博强,李洪义,等.医学图像分割方法研究[J]. *信息记录材料*, 2020, 21(1): 8-10.
DONG M, LIU B Q, LI H Y, et al. Research on medical image segmentation [J]. *Information Recording Materials*, 2021, 21(1): 8-10.
- [12] 谭艳,王宇俊,李飞龙,等.几种典型的图像边缘检测算法的分析比较[J]. *电脑知识与技术*, 2012, 8(7): 1604-1608.
TAN Y, WANG Y J, LI F L, GE G Y. Analysis and comparison for several of typical image edge detection algorithms[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2012, 8(7): 1604-1608.
- [13] SASAN R A, Ali Z, et al. Three-Dimensional Electromagnetic Torso Scanner [J]. *Sensors*, 2019, 2(19): 1015-1019.
- [14] 周友行,刘汉江,赵哈斌,等.基于像元相互关系的 FCM 聚类分割算法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(9): 127-134.
ZHOU Y X, LIU H J, ZHAO H Y. FCM clustering

- segmentation algorithm based on pixel mutual relationship[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 127-134.
- [15] 于洋,孔琳,虞闯. 自适应粒子群集优化二维 OSTU 的图像阈值分割算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6):827-832.
- YV Y, KONG L, YU CH. Image threshold segmentation algorithm based on adaptive particle swarm optimization of two-dimensional OSTU [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(6):827-832.
- [16] 王琦,陈晓静,汪剑鸣,等. 基于人体结构先验信息的胸部电阻抗成像方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2019, 38(1):35-43.
- WANG Q, CHEN X J, WANG J M, et al. Chest electrical impedance tomography method based on priori information of human body structure [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2019, 38(1):35-43.
- [17] SUN Y S. Variational Bayesian blind restoration reconstruction based on shear wave transform for low-dose medical CT image [J]. Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2017, 7(1):1-10.
- [18] ZHANG J, SUN Y, ZHANG Y, et al. Double regularization medical CT image blind restoration reconstruction based on proximal alternating direction method of multipliers[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2017, 7(1):70-73.
- [19] 韩涛,辛欣. 基于最大熵的目标分割和检测[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(4):820-822.
- HAN T, XIN X. Image segmentation and detecting based on maximum entropy [J]. Computer and Digital Engineering, 2019, 47(4):820-822.
- [20] 姚立平,潘中良. 使用遗传算法和 KSW 熵法相结合的 CT 图像分割[J]. 电视技术, 2018, 42(11):1-6.
- YAO L P, PAN ZH L. CT lung segmentation based on genetic algorithm KSW method[J]. Video Engineering, 2018, 42(11):1-6.
- [21] 胡高芮,何毅斌,陈宇晨,等. 基于二维图像的三维重

建技术研究[J]. 机械, 2019, 46(8):27-31.

HU G R, HE Y B, CHEN Y CH, et al. Research on 3D reconstruction technology based on 2D image [J]. Machinery, 2019, 46(8):27-31.

作者简介



李秀艳, 2007 年于河北工业大学获得硕士学位, 2010 年于天津大学获得博士学位, 现为天津工业大学副教授, 主要研究方向为机器学习、图像处理与模式识别、电学成像技术研究。

E-mail: lixiuyan@tjpu.edu.cn

Li Xiuyan received M. Sc. from Hebei University of Technology in 2007, Ph. D. from Tianjin University in 2010. She is currently an associate professor at Tiangong University. Her main research interests include image processing and pattern recognition, machine learning and research on electrical imaging technology.



马会梅, 2017 年于河南城建学院获得学士学位, 现为天津工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电学成像技术研究。

Email: 2969654721@qq.com

Ma Huimei received B. Sc. from Henan University of Urban Construction in 2017. Now she is a M. Sc. Candidate at Tiangong University. Her main research interest includes electrical imaging technology.



王琦(通信作者), 2009 年于天津大学获得硕士学位, 2012 年于天津大学获得博士学位, 现为天津工业大学副教授, 主要研究方向为智能信息处理、电学成像技术研究。

E-mail: wangqitjpu@163.com

Wang Qi (Corresponding author) received M. Sc. from Tianjin University in 2009, Ph. D. from Tianjin University in 2012. She is now an associate professor at Tiangong University. Her main research interests include intelligent information processing and research on electrical imaging technology.