

基于配准的肺 4D-CT 图像超分辨率重建

吴秀秀,肖 珊,张 煜

(南方医科大学生物医学工程学院,广东广州,510515)

摘 要: 肺 4D-CT 数据在肺癌治疗中有重要意义.但肺 4D-CT 数据纵向(Z 方向)分辨率低,为显示正确比例图像需进行插值运算,由此带来图像的模糊.本文提出了一种基于 Active Demons 配准的超分辨率重建技术来提高肺 4D-CT 图像分辨率.我们将不同相位同一位置的低分辨率图像视为不同“帧”图像.首先采用 Active Demons 配准方法得到不同“帧”图像之间的运动估计;而后采用凸集投影(Projection Onto Convex Set, POCS)超分辨率算法重建高分辨率肺图像.实验结果表明,与三次样条插值和反投影方法相比较,我们的方法能得到更清晰的肺图像,明显增强图像结构.

关键词: 肺 4D-CT 数据;超分辨率重建;Active Demons 配准;projection onto convex set (POCS) 算法

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)02-0383-04

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.02.027

Registration Based Super-Resolution Reconstruction for Lung 4D-CT Image

WU Xiu-xiu, XIAO Shan, ZHANG Yu

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou, Guangdong 510515, China)

Abstract: Lung 4D-CT plays an important role in lung cancer radiotherapy. However, due to the great inter-slice thickness, the fuzzy images will be induced because of interpolation operation during the multi-plane display. In this paper, we take the low-resolution images of different phases in the corresponding position as different “frame” images, and propose a registration based super-resolution reconstruction method to improve the resolution of lung 4D-CT images. First, we employ the Active Demons registration to estimate the motion field between different “frames”. Then, the projection onto convex set (POCS) approach is employed to reconstruction high-resolution lung images. The experimental results show that our method can get more clear lung images and significantly enhance image structure, compared with the cubic spline interpolation and back projection method.

Key words: lung 4D-CT data; super-resolution reconstruction; Active Demons registration; POCS algorithm

1 引言

肺癌是对人群健康和生命威胁最大的恶性肿瘤之一.在肺癌的治疗中,放射治疗是一种有效手段.肺自由呼吸三维计算机断层摄影(Three Dimensional Computed Tomography, 3D-CT)图像能够指导放射治疗计划,但是由于缺少呼吸运动信息,这会导致治疗过程中肿瘤靶区过剂量或欠剂量,或使正常组织受到不必要的照射^[1].

四维计算机断层摄影(Four Dimensional Computed Tomography, 4D-CT)把时间因素纳入 CT 图像的扫描和重建过程,再现整个呼吸周期器官和肿瘤的空间结构和运动情况^[1].这些数据在放射治疗过程中可以精确定位靶区,有助于病人的个体化放疗.因此 4D-CT 在肺肿瘤精确放射治疗中发挥着越来越重要的作用.然而,CT 照射具有固有的高剂量特性^[2,3],故往往只能降低沿纵向(Z

轴方向)的采样来减少 4D-CT 扫描时间以求降低辐射量,从而导致肺 4D-CT 图像层间分辨率远低于层内分辨率.这使得对数据进行多平面观察(冠状面等)时,需进行插值运算以获得正确的显示,这一操作易导致图像的模糊.

本文的主要目的是提高肺 4D-CT 数据多平面显示图像的质量.肺 4D-CT 数据提供随呼吸运动变化的肺部低分辨率图像序列,故多平面间不同相位对应图像可以认为是一系列低分辨率图像“帧”,这些图像间信息是互补的,根据这个特征我们采用超分辨率算法重建清晰的高分辨率图像.本文方法分为两个步骤.在第一步骤中,对待重建相位图像作初始估计,采用 Active Demons 算法获取其他相位图像与初始估计间精确的运动估计.在第二步骤中,利用其他相位图像的互补信息,采用 POCS 算法不断修正初始估计得到最终重建结果.我们从视觉

效果和定量评估两方面对我们的方法进行了评估,实验结果表明我们的方法优于传统的三次样条插值方法和反投影算法,它能重建出结构显著清晰,细节信息增强的图像.

2 本文方法

2.1 基于 Active Demons 配准的肺 4D-CT 序列图像间运动估计

Demons 算法是 Thirion 等人^[4]基于光流场,将经典的 Maxwell's demons 热力学原理应用到图像配准上提出的一种非刚性图像配准方法,它将配准过程看作是浮动图像和它的像素受驱动向参考图像逐步偏移、扩散的过程. Demons 算法对随时间扩散的图像序列中的细小形变有效,肺 4D-CT 图像序列可以看做某一时刻的肺部图像 F 随时间形变而生成的序列.

光流场理论的前提假设是呼吸运动过程中肺部图像各点的灰度值不随时间而改变即:

$$F(x(t), y(t), t) = C \quad (1)$$

经过微分处理,得到的驱动力形式如下:

$$v = \frac{(M(x, y) - F(x, y)) \nabla F(x, y)}{\nabla F(x, y)^2 + (M(x, y) - F(x, y))^2} \quad (2)$$

式中 v 表示坐标 (x, y) 从 M 到 F 所需的偏移量, $F(x, y)$ 和 $M(x, y)$ 分别代表参考图像和浮动图像在坐标 (x, y) 处的灰度值, $\nabla F(x, y)$ 是参考图像在 (x, y) 处的灰度梯度. 具体推导过程可参考文献^[4].

考虑到参考图像梯度信息小的这一情况, Wang he 等^[5]提出 Active Demons 算法. 该算法假设扩散是双向的,参考图像的灰度梯度信息 ∇F 使浮动图形向参考图像扩散的同时,浮动图像的灰度梯度信息 ∇M 也驱使参考图像向浮动图像扩散. 故 Active Demons 算法的驱动力可如下表示:

$$v = \frac{(M - F) \nabla F}{\nabla F^2 + \alpha^2(M - F)^2} - \frac{(F - M) \nabla M}{\nabla M^2 + \alpha^2(F - M)^2} \\ = (M - F) \left(\frac{\nabla F}{\nabla F^2 + \alpha^2(M - F)^2} + \frac{\nabla M}{\nabla M^2 + \alpha^2(F - M)^2} \right) \quad (3)$$

本文采用上述方法估计肺 4D-CT 某一相位待重建图像与其他相位图像之间的运动变形场. 达到亚像素精度的运动估计结果有助于下一步超分辨率重建算法^[6,7].

2.2 凸集投影 (POCS) 超分辨率重建

凸集投影 (POCS)^[8]算法主要思想是将先验知识作为重建图像的约束条件,每个约束条件定义为整个成像空间的含有理想高分辨率图像的一个凸集 ϕ ,所有凸集的交集中任一个点都可作为重建后的结果. POCS 就是指从成像空间中任意一点 F 开始投影定位到凸集的交集上的过程.

POCS 是一种采用迭代的超分辨率方法,每次迭代过程可以表示为:

$$F_{n+1} = P_m P_{m-1} \cdots P_1 F_n \quad (4)$$

其中, P_i 表示将成像空间中的任何一点投影到凸集 ϕ_i 上的投影算子. F_n 为第 n 次迭代结果.

根据噪声的先验知识,可以定义一个凸约束:

$$\phi_1 = \{ F | R^{(i)}(a, b) \leq \eta^{(i)}(a, b) \}, i = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

其中 $\eta^{(i)}(a, b)$ 为一确定阈值; $R^{(i)}(a, b)$ 为残差, 定义为:

$$R^{(i)}(a, b) = M^{(i)}(a, b) - \sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} \sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} \quad (6)$$

$$\cdot F(x, y) H'(x, y; a', b'), i = 1, 2, \dots, L$$

$M^{(i)}(a, b)$ 是第 i 幅低分辨率图像上 (a, b) 处的灰度值; $H'(x, y; a', b')$ 是点扩散函数 $H(x, y; a', b')$ 经过归一化而得到,点扩散函数 $H(x, y; a', b')$ 为常用的 Gauss 模型. 其中, (a', b') 、 (c, d) 是当前估计 F 中与低分辨率图像 $M(i)$ 中 (a, b) 相对应的点(经过运动估计而得到).

设 P_1 是与凸集 ϕ_1 相对应的凸投影算子,可以按下式对当前估计 F 进行投影:

$$P_1 F(x, y)$$

$$= F(x, y) + \begin{cases} \frac{(R^{(i)}(a, b) - \eta^{(i)}(a, b)) H'(x, y; a', b')}{\sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} \sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} H'(x, y; a', b')}, & R^{(i)}(a, b) > \eta^{(i)}(a, b); \\ 0, & -\eta^{(i)}(a, b) \leq R^{(i)}(a, b) \leq \eta^{(i)}(a, b); \\ \frac{(R^{(i)}(a, b) + \eta^{(i)}(a, b)) H'(x, y; a', b')}{\sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} \sum_{x=c-2y=d-2}^{x=c+2y=d+2} H'(x, y; a', b')}, & R^{(i)}(a, b) < -\eta^{(i)}(a, b); \end{cases} \quad (7)$$

另外,本文实验数据均为 8bit 数据(灰度值范围为 $[0, 255]$)故加入另一凸约束 ϕ_2 :

$$\phi_2 = \{ F | 0 \leq F(x, y) \leq 255 \} \quad (8)$$

3 实验结果

本文实验数据来源一套公共可用的肺 4D-CT 数据集^[9],该数据集由 10 组肺 4D-CT 数据组成. 每组数据包含 10 个相位,包括极端的吸气和呼气时段. 数据层内的体素尺寸范围从 (0.97×0.97) 到 $(1.16 \times 1.16) \text{mm}^2$,层间间距为 2.5mm.

3.1 基于 Active Demons 配准的运动估计

图 1 显示了不同相位的两幅冠状面图像使用 Active Demons 配准方法进行运动估计的实例. 首先,从肺 4D-CT 数据中,选取两个相位冠状面图像 (a) 和 (b) , (a) 作为浮动图像, (b) 作为参考图像;采用 Active Demons 配准方法

得到(b)到(a)的运动矢量场图(d).从(d)图中可以看见肺的整体向下运动趋势.图(c)为用估计的运动场(d)对图像(a)进行运动补偿后得到的图像.图(e)为图像(b)与(a)之间的差值图像.图(f)为(b)与(c)之间的差

值图像.结果可见,(c)图与(b)图之间的差异微小,说明 Active Demons 方法能准确估计图像之间的运动形变,有助于更好地超分辨率重建.

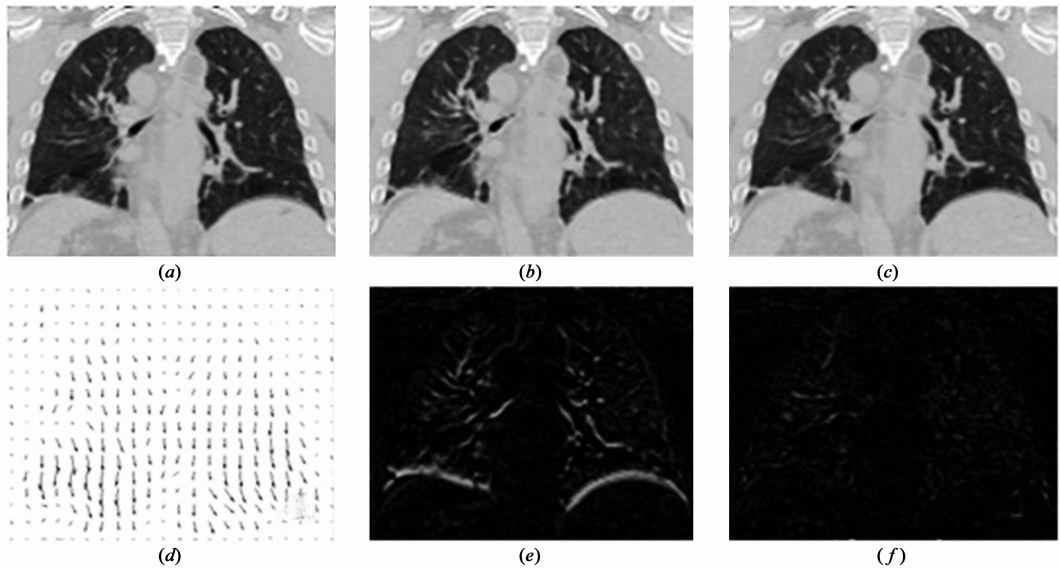


图1 不同相位冠状面图像根据Active Demons配准方法配准的结果.(a)和(b)是不同相位冠状面图像,(a)作为浮动图像,(b)作为参考图像;(d)是(b)到(a)的运动矢量场;(c)为用估计的运动场(d)对图像(a)进行运动补偿后得到的图像;(e)为(b)和(a)之间差值图;(f)为(b)和(c)之间差值图

3.2 多平面超分辨率重建结果

3.2.1 视觉评价

图2给出了典型的冠矢状面图像重建结果.从左往右,分别为三次样条插值、反投影(BP)算法,和本文方法的结果.为了更好进行视觉比较,图中也给出红色方框区域对应的放大图.从图中可看出,相较三次样条插值和BP的结果,我们的方法得到更清晰的结构信息,图像边缘和细节也得到增强.

3.2.2 量化评价

本节中,我们采用图像平均梯度^[10]来评价重建结果.

平均梯度能反映图像微小细节反差变化的速率,能表征图像的相对清晰程度.值越大清晰度就越高,可用公式表示为:

$$\nabla f = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\nabla_x^2 f(i,j) + \nabla_y^2 f(i,j)}{2}} \quad (9)$$

其中, $f(i,j)$, $\nabla_x f(i,j)$ 和 $\nabla_y f(i,j)$ 分别是像素点灰度以及其在行、列方向上的梯度; M 和 N 分别为图像的行数和列数.

表1给出了针对10组肺4D-CT图像,在每组图像上选择不同平面进行重建,然后计算出的图像平均梯度值.我们的方法较三次样条插值和BP算法,图像平均梯

度显著提高($P < 0.05$),图像清晰度明显增强.

表1 10组数据下由三次样条插值,BP算法和本文方法得到的平均梯度值

数据	三次样条插值	BP算法	本文算法
数据1	5.3081	6.3044	7.6397
数据2	5.1971	6.1750	7.0079
数据3	5.4527	6.4474	7.6648
数据4	5.7054	6.7702	7.8280
数据5	4.8754	5.7801	6.7415
数据6	5.7553	6.9095	7.7825
数据7	5.3143	6.4388	7.3936
数据8	6.8799	8.2125	9.1269
数据9	5.3644	6.4329	7.5658
数据10	6.8006	8.0442	9.0234
总平均值	5.6653	6.7515	7.7774

根据 Levene 方差齐性检验($F = 0.091$, $P = 0.914$)结果显示,三组数据方差齐;按 $P = 0.05$ 的检验水准,单向方差分析结果($F = 20.259$, $P < 0.001$)说明差异有显著性意义;再对三组数据进行 Bonferroni 多重比较,结果如表2所示.我们可认为本文算法的平均梯度值最大,BP算法的平均梯度值次之,三次样条插值的平均梯度值最小.

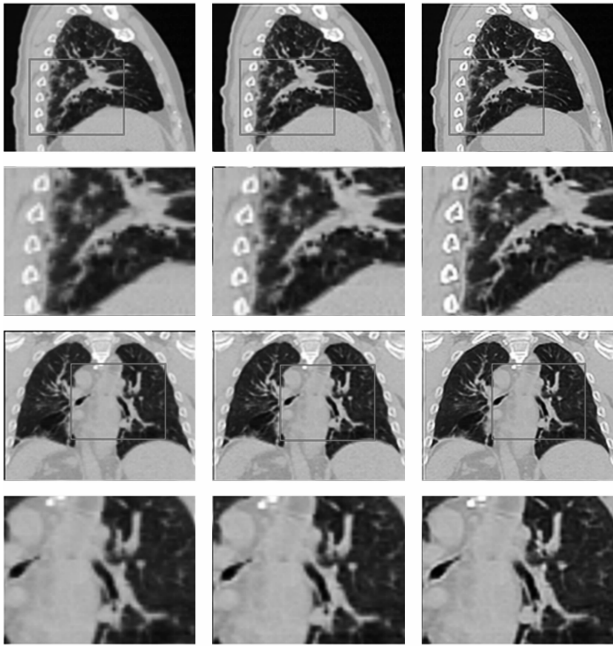


图2 多平面图像超分辨率重建后结果图. 从左往右,分别为三次样条插值、BP算法和本文方法重建的结果图

表2 平均梯度值 Bonferroni 多重比较结果

变量	均数的差值	标准误差	<i>P</i>
三次样条插值 BP 算法	-1.0862	0.3319	0.009
BP 算法 本文算法	-1.0259	0.3319	0.014
三次样条插值 本文算法	-2.1121	0.3319	0.000

4 总结

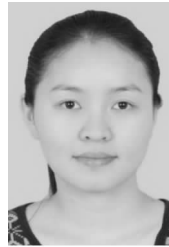
本文中,我们提出了一种提高肺 4D-CT 图像分辨率的新方法,其基本思想是充分利用其他相位的图像互补信息来不断修正需重建的相位图像的结构信息,从而有效改进图像显示效果.我们将不同相位的对应图像视为不同“帧”图像,采用基于 Active Demons 配准的方法估计图像之间的运动场,再利用凸集投影(POCS)超分辨率重建算法重构出清晰的高分辨率图像.实验结果表明,本文提出的算法在视觉评价和定量评估方面都要优于传统的三次样条插值法和反投影算法.

参考文献

- [1] 张书旭,周凌宏,陈光杰,林生趣,沈国辉. 4D-CT 重建及其在肺癌放疗中的应用研究进展[J]. 中国辐射卫生, 2008, 17(3): 375 - 377.
- [2] Khan F, Bell G, Antony J, Palmer M, Balter P, Bucci K, Chapman M J. The use of 4DCT to reduce lung dose: A dosimetric analysis [J]. Medical Dosimetry, 2010, 34(4): 273 - 278.
- [3] Li T, Schreiber E, Thorndyke B, Tillman G, Boyer A, Koong A, Goodman K, Xing L. Radiation dose reduction in four-dimensional computed tomography [J]. Medical Physics, 2005, 32(12): 3650 - 3660.

- [4] Thirion J P. Image matching as diffusion process: an analogy with Maxwell's demons [J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(3): 243 - 260.
- [5] Wang He, Dong Lei. Validation of an accelerated "demons" algorithm for deformable image registration in radiation therapy [J]. Physics in Medicine Biology, 2005, 50(12): 2887 - 2905.
- [6] 韩玉斌, 陈小蕾, 吴乐南. 一种视频序列的超分辨率重建算法[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 126 - 130.
Han Yu-bing, Chen Xiao-qiang, WU Le-nan. A superresolution reconstruction algorithm of video sequence [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 126 - 130. (in Chinese)
- [7] 邵文泽, 韦志辉. 基于各向异性 MRF 建模的多帧图像变分超分辨率重建[J]. 电子学报, 2009, 36(6): 1256 - 1263.
Shao Wen-ze, Wei Zhi-hui. Multi-frame super-resolution reconstruction based on anisotropic markov random field modeling [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 36(6): 1256 - 1263. (in Chinese)
- [8] 李丹萍, 俞文静. 基于边缘优化的 POCS 改进算法[J]. 现代计算机(专业版), 2013, 18: 21 - 26.
Li Dan-ping, Yu Wen-jing. The improved POCS algorithm based on edge optimization [J]. Modern Computer (Professional edition), 2013, 18: 21 - 26. (in Chinese)
- [9] Castillo R, Castillo E, Guerra R, Johnson V E, McPhail T, Garg A K, Guerrero T. A framework for evaluation of deformable image registration spatial accuracy using large landmark point sets [J]. Physics in Medicine and Biology, 2009, 54(7): 1849 - 1870.
- [10] 徐美芳, 刘晶红. 基于边缘保持的航拍图像凸集投影超分辨率重建算法[J]. 液晶与显示, 2010, 25(6): 873 - 878.
Xu Mei-fang, Liu Jing-hong. Super-resolution image reconstruction of aerial photography based on projection onto convex sets [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2010, 25(6): 873 - 878. (in Chinese)

作者简介



吴秀秀 女, 1990 年生于安徽桐城, 现为南方医科大学生物医学工程专业研究生, 目前研究方向为图像处理.

E-mail: wx90217@163.com



张焜(通信作者) 男, 博士, 南方医科大学生物医学工程学院教授, 目前研究方向为医学图像处理与分析.

E-mail: yuzhang@smu.edu.cn