

基于全变分 α 散度最小化的 PET 优质重建

田玲玲¹, 黄 静¹, 马建华¹, 路利军¹, 边兆英¹, 张 华¹, 高 杨¹, 喻高航², 陈武凡¹

(1. 南方医科大学生物医学工程学院医学信息研究所, 广东广州 510515;

2. 赣南师范学院数学与计算机科学学院, 江西赣州 341000)

摘 要: 为了获得优质的 PET 成像, 本文提出一种基于全变分阿尔法散度最小化的 PET 重建新方法. 新方法通过引入阿尔法散度量投影数据和估计值之间的偏差; 通过增加全变分正则化修正阿尔法散度最小化解的一致性. 针对新构建的 PET 重建目标函数的求解, 本文提出一种基于次梯度理论的交替式迭代策略, 期间运用自适应非单调线性搜索来保证算法的收敛性. 仿真和临床 PET 数据实验表明, 本文方法在噪声抑制和边缘保持方面均优于传统的 PET 重建方法.

关键词: 正电子发射成像; 阿尔法散度; 全变分; 自适应非单调线性搜索

中图分类号: R391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 06-1263-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.033

Total Variation Based α -Divergence Minimization Reconstruction for Positron Emission Tomography

TIAN Ling-ling¹, HUANG Jing¹, MA Jian-hua¹, LU Li-jun¹

BIAN Zhao-ying¹, ZHANG Hua¹, GAO Yang¹, YU Gao-hang², CHEN Wu-fan¹

(1. School of Biomedical Engineering, Institute of Medical Information & Technology, Southern Medical University, Guangzhou,

Guangdong 510515, China; 2. School of Mathematics and Computer Science, Gannan Normal University, Ganzhou, Jiangxi 341000, China)

Abstract: To achieve high diagnostic PET imaging, we propose a novel total variation (TV) based alpha-divergence minimization reconstruction algorithm. The presented cost function uses the alpha-divergence to measure the discrepancy between the measured and the estimated emission projection data and utilizes the TV regularization to regularize the consistency of solution. A semi-implicit iteration scheme is used in the proposed algorithm by adapting the subgradient theory; and then an adaptive nonmonotone line search scheme is taken to guarantee the algorithm convergence. The experiments from the simulated phantom data and the real emission data show that the presented algorithm performs better than the other classical PET reconstruction methods in the noise suppressing and the edge details preserving.

Key words: positron emission tomography (PET); alpha-divergence; total variation; adaptive nonmonotone line search

1 引言

正电子发射成像 (Positron Emission Tomography, PET) 利用影像技术可反映人体分子水平上的心脑血管和代谢功能, 在肿瘤学, 心血管疾病学和神经系统疾病学研究中得到广泛应用. 然而, 因受低计数率和物理噪声的影响, PET 重建是一个典型的病态 (Ill-Posed) 逆问题^[1,2].

当前, 统计迭代重建算法相比于解析重建算法可以获得优质的图像重建质量^[3], 其原因在于将 PET 成像系统的物理特性和探测数据的统计特征纳入重建模型中. 然而, 该类方法往往收敛速度慢且在迭代过程中伴有图

像质量退化现象, 并难以保证解的全局收敛性^[4,5]. 具体而言, 最大似然期望最大 (Maximum Likelihood Expectation Maximization, ML-EM) 方法和加权最小二乘 (Weighted Least-Squares, WLS) 方法重建图像质量有较大的提升, 但是随着迭代次数的增加会产生质量退化而导致的棋盘效应. 滤波反投影 (Filtered Back-Projection, FBP) 方法可以由探测数据直接进行快速 PET 图像重建, 缺点是因 PET 数据的低信噪比特征, 使得直接重建图像质量难以满足临床要求. 大量研究表明, 基于 Bayesian 理论的最大后验 (Maximum A Posteriori, MAP) 方法, 通过正则化约束引入目标同位素密度数据的先验信息, 能够明显改善

收稿日期: 2011-5-29; 修回日期: 2011-12-29

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 81101046, No. 81000613, No. 11001060); 国家“九七三”重点基础研究发展计划项目 (No. 2010CB732503); 国家科技支撑计划项目 (No. 2011BAH2B03); 国家重大仪器专项 (No. 2011YQ03011404); 广东省科技计划项目 (No. 2011A030300005); 江西省青年科学家培养对象计划项目 (No. 20112BCB23027)

PET 重建图像质量且能够保证求解算法的收敛性,其有效性和正确性已被证明^[6].

通常,基于 MAP 的 PET 重建目标函数中包含两项,分别为数据保真项和正则化项.数据保真项用于描述探测数据的统计特性;正则化项用于修正保真项解的一致性.常见的数据保真项主要包括:最大似然(ML)^[3]和加权最小二乘(WLS)^[5,7].近来,Teng 等提出一种基于 α 散度的 PET 重建算法^[8],获得了较为理想的重建结果,其中 α 散度主要用于度量两数据分布 $p(x)$ 和 $q(x)$ 之间的偏差^[9].大量研究表明,由于 PET 投影数据不满足单纯的独立泊松分布或者独立高斯分布,而是介于泊松分布和高斯分布的一种复杂分布.鉴于此,若不考虑 PET 投影数据准确统计特征的情况下,运用 α 散度来测定真实的和估计的投影数据之间的偏差,具有其独有的优越性.本课题组在低剂量 CT 成像的研究中^[10],亦印证了 α 散度在病态的图像重建问题中的卓越表现.

合理正则化项的构建是优质 PET 图像重建的另一关键.在诸多正则化项的设计中,二次(Quadratic)平滑正则化因其计算简单而得到广泛的应用,但是由于其形式的非边缘保持特征,常导致重建图像模糊.作为边缘保持正则化的典型代表,非二次的 Huber 正则化项在一定程度上能够保持图像的边缘信息^[11].在图像分段光滑的假设下,Rudin 等首次提出的全变分图像恢复思想(Total Variation Image Restoration)^[12],可以实现图像降噪的同时保持图像的边缘和纹理结构信息,更为重要的是,全变分图像恢复思想为病态的图像重建问题求解中正则化项的设计提供了新思路^[13].若给定图像 $\mathbf{u} \in L^1(R^J)$,全变分(Total Variation, TV)的精确定义^[14]为:

$$\|\mathbf{u}\|_{BV} = \sup_{\mathbf{w} \in C_0^\infty(R^J), \|\mathbf{w}\|_\infty \leq 1} \int_{R^J} \mathbf{u} \operatorname{div}(\mathbf{w}) \quad (1)$$

其中 $BV(R^J)$ 表示有界全变分(Bounded Total Variation)的函数空间, div 为散度算子, $\mathbf{w} = (\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2)$ 是作为梯度下降算子的二元变量. TV 的形式定义为: $\|\mathbf{u}\|_{BV} = \int_{R^J} |\nabla \mathbf{u}|$.

基于 α 散度在度量数据间统计分布距离上的卓越性能和 TV 正则化项的边缘保持特征的考虑,为获得优质的 PET 成像,本文提出一种基于全变分 α 散度最小化的 PET 重建新方法(α D-TV).针对新构建的 PET 重建目标函数的求解,本文提出一种基于次梯度理论的交替式迭代策略,期间运用自适应非单调线性搜索来保证算法的收敛性.仿真和临床 PET 数据实验表明,本文方法在噪声抑制和边缘保持方面均优于传统的 PET 重建方法.

2 模型与方法

2.1 PET 测量模型

不失一般性, PET 的测量方程描述如下^[15]:

$$\mathbf{f} = \mathbf{K}\mathbf{u} + \mathbf{n} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_J]^T \in R^J$ 表示待估计的发射图像; $\mathbf{f} = [f_1, f_2, \dots, f_I]^T \in R^I$ 和 $\mathbf{K}\mathbf{u}$ 分别表示真实的和估计的投影数据; $\mathbf{K} = \{K_{i,j}\}$ 为系统矩阵, $K_{i,j}$ 表示第 j 个像素发射的光子对被第 i 个探测器探测到的概率; \mathbf{n} 为系统噪声.

2.2 α 散度

α 散度由 S. Amari 提出^[16],是诸多信息散度族中的一种,用于测量两个数据分布 $p(x)$ 和 $q(x)$ 之间的偏差,其定义为:

$$D_\alpha(p, q) = \frac{1}{\alpha(1-\alpha)} \sum_i (\alpha p_i + (1-\alpha)q_i - p_i^\alpha q_i^{1-\alpha}), \quad \alpha \in R \quad (3)$$

α 散度具有如下两大特性:

- (1) $D_\alpha(p, q)$ 关于 p 和 q 是凹函数;
 - (2) $D_\alpha(p, q) \geq 0$, 当且仅当 $p = q$ 时, $D_\alpha(p, q) = 0$.
- 特别的, KL 散度和 χ^2 散度是 α 散度的特例^[9].

2.3 PET 重建目标函数

结合信息散度的特点,在不考虑 PET 测量数据准确统计特征的情况下,运用 α 散度来测定投影数据 \mathbf{f} 和估计值 $\mathbf{K}\mathbf{u}$ 之间的偏差,较其它度量具有优越性^[8,10].由式(2)、(3)有:

$$D_\alpha(\mathbf{f}, \mathbf{K}\mathbf{u}) = \frac{1}{\alpha(1-\alpha)} \cdot \sum_{i=1}^I [\alpha f_i + (1-\alpha)(\mathbf{K}\mathbf{u})_i - f_i^\alpha (\mathbf{K}\mathbf{u})_i^{1-\alpha}] \quad (4)$$

为获得优质的 PET 重建,本文提出如下基于全变分 α 散度最小化的 PET 图像重建(α D-TV)目标函数:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u} \in BV(R^J)} D_\alpha(\mathbf{f}, \mathbf{K}\mathbf{u}) + \lambda \|\mathbf{u}\|_{BV} \\ \text{subject to } \mathbf{u} \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\lambda > 0$ 为正则化参数,用于刻画 TV 正则化的强度.

2.4 α D-TV PET 重建

由于目标函数式(5)不可以直接求其微分,使得传统的优化方法难以适用.值得庆幸的是, α 散度和 TV 项均具有凹性特性,对于目标函数式(5)的求解,可采用次梯度理论,即:

$$\partial(D_\alpha(\mathbf{f}, \mathbf{K}\mathbf{u}) + \lambda \|\mathbf{u}\|_{BV}) = \partial_{\mathbf{u}} D_\alpha(\mathbf{f}, \mathbf{K}\mathbf{u}) + \lambda \partial_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_{BV} \quad (6)$$

继而, \mathbf{u} 的一阶优化条件为:

$$1 - \left(\sum_i K_{i,j} \left(\frac{f_i}{(\mathbf{K}\mathbf{u})_i} \right)^\alpha \right) / \sum_i K_{i,j} + \alpha \lambda p = 0 \quad (7)$$

其中, $\mathbf{p} \in \partial_{\mathbf{u}} \|\mathbf{u}\|_{\text{BV}}$, $\tilde{\lambda} = \lambda / \sum_i K_{i,j}$, 对式(7)两边同乘以 \mathbf{u}^α , 整理可得半隐式迭代格式如下:

$$\mathbf{u}_{k+1}^\alpha - \mathbf{u}_k^\alpha \left(\sum_i K_{i,j} \left(\frac{f_i}{(\mathbf{K}\mathbf{u}_k)_i} \right)^\alpha \right) / \sum_i K_{i,j} + \alpha \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \mathbf{p} = 0 \quad (8)$$

进而, 对变分问题式(6)的求解, 转化为式(8)的优化求解. 根据文献[15]提出的两步式迭代策略, 有:

$$\mathbf{u}_{k+.5}^\alpha = \mathbf{u}_k^\alpha \sum_i K_{i,j} \left(\frac{f_i}{(\mathbf{K}\mathbf{u}_k)_i} \right)^\alpha / \sum_i K_{i,j} \quad (9)$$

$$\mathbf{u}_{k+1}^\alpha = \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha - \alpha \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \mathbf{p} \quad (10)$$

易见, 通过式(9)和式(10)交替迭代, 即最小化 α 散度和全变分图像恢复方可得到式(5)的解.

针对式(10)的迭代, 在 \mathbf{u}_k^α 和 $\mathbf{u}_{k+.5}^\alpha$ 已知的条件下, 其迭代更新等价于如下变分问题的求解

$$\mathbf{u}_{k+1}^\alpha = \arg \min_{\mathbf{u} \in \text{BV}(R')} \left\{ \frac{1}{2} \int_{R'} \frac{(\mathbf{u}^\alpha - \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha)^2}{\alpha \mathbf{u}_k^{2\alpha-1}} + \alpha \tilde{\lambda} \|\mathbf{u}\|_{\text{BV}} \right\} \quad (11)$$

其中, 式(11)是权重为 $\alpha \mathbf{u}_k^{2\alpha-1}$ 的全变分图像恢复模型的变形, \mathbf{u} 是待求解的迭代更新图像 \mathbf{u}_{k+1} . 运用 TV 的精确定义式(1), 式(11)的最小化问题可以写成一个关于 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 的鞍点问题[15], 即

$$\inf_{\mathbf{u}, \mathbf{w}, \|\mathbf{w}\|_\infty \leq 1} \left\{ \frac{1}{2} \int_{R'} \frac{(\mathbf{u}^\alpha - \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha)^2}{\alpha \mathbf{u}_k^{2\alpha-1}} + \alpha \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^{1-\alpha} \int_{R'} \mathbf{u}^\alpha \text{div}(\mathbf{w}) \right\} \quad (12)$$

此时, 对应于式(10)的求解, 有:

$$\mathbf{u}_{k+1}^\alpha = \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha - \alpha \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \text{div}(\mathbf{w}) \quad (13)$$

对于式(13), 若最优的 \mathbf{w} 已知, 则由式(13)即可获得式(10)的更新解 \mathbf{u}_{k+1}^α . 若最优的 \mathbf{w} 未知, 则把式(13)代入式(12), 可以得到一个仅依赖于 \mathbf{w} 的对偶问题, 即 $\mathbf{w} =$

$$\arg \min_{\mathbf{w}, \|\mathbf{w}\|_\infty \leq 1} \int_{R'} \frac{\left(\alpha \sqrt{2\alpha-1} \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \text{div}(\mathbf{w}) - \frac{\alpha}{\sqrt{2\alpha-1}} \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha \right)^2}{2\alpha \mathbf{u}_k^{2\alpha-1}} \quad (14)$$

上述对偶问题是具有非线性约束的二次优化问题. 利用投影梯度下降算法[17], 设初始化 \mathbf{w}^0 为 0, 对于任意的 $n \geq 0$, 有:

$$\mathbf{w}^{n+1} = \frac{\mathbf{w}^n + t \nabla \left(\alpha \sqrt{2\alpha-1} \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \text{div}(\mathbf{w}) - \frac{\alpha}{\sqrt{2\alpha-1}} \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha \right)}{1 + t \left\| \nabla \left(\alpha \sqrt{2\alpha-1} \tilde{\lambda} \mathbf{u}_k^\alpha \text{div}(\mathbf{w}) - \frac{\alpha}{\sqrt{2\alpha-1}} \mathbf{u}_{k+.5}^\alpha \right) \right\|} \quad (15)$$

为加速 \mathbf{w} 的收敛, 基于我们先前的工作[18], 利用非单调的 Chambolle 梯度投影算法自适应估计时间步长 t .

3 实验与分析

为了验证本文方法的有效性, 分别对 PET 数字仿真

数据和真实测量数据进行实验. 对比算法分别采用 ML-EM 算法和基于 Huber 先验的 MAP 算法(MAP-Huber).

3.1 仿真数据

在仿真实验中, 采用如图 1 所示的两个大小分别为 128×128 像素的数字体模生成 PET 测量数据, 其中图 1(a)为 Zubal 体模; 图 1(b)为性能体模. 测量数据仿真中, 光子总计数设为 1×10^6 ; 模拟延迟随机计数占总计数数量的 10% (忽略散射); 校正系数为服从标准差为 0.3 的 Log-Normal 随机变量; 系统矩阵 K 对应于平行束成像几何, 由 ASPIRE 软件系统产生[19], 其中 180° 范围内径向采样 128, 角度采样 128. 所有程序均在 Intel(R) Core(TM) 2.53GHz, 2.53GHz 双核处理器, 1GB 内存的 PC 机上实现. 所有迭代算法均未考虑各参数的自适应选择方法, 依据最佳视觉评价和重建图像信噪比(SNR)的原则[20], 进行手工设定, 总迭代次数设为 150 次.

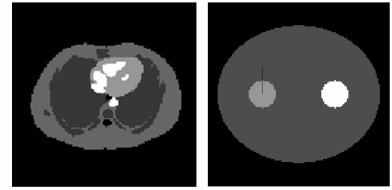


图 1 实验体模图像

图 2 分别给出采用 ML-EM 算法、MAP-Huber 算法及本文方法对 Zubal 体模 PET 探测数据重建的图像.

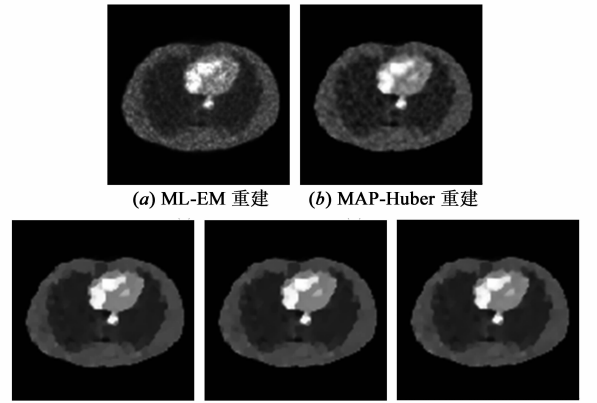


图 2 Zubal 体模重建图像

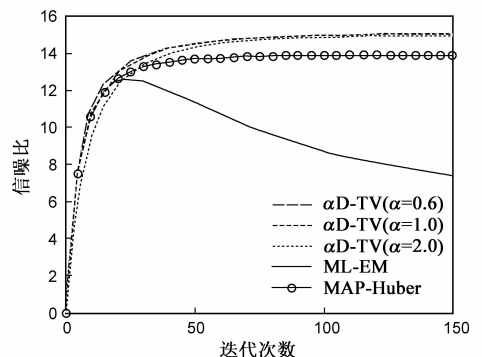


图 3 Zubal 体模图像重建随迭代次数变化的信噪比曲线

图3中绘出随迭代次数变化的图像信噪比曲线(对应于图2中的Zubal体模重建).可以看出,本文方法重建图像较ML-EM重建图像和MAP-Huber重建图像,均具有较高的信噪比,且随着迭代次数的增加,稳定收敛于高信噪比图像.由于先验信息的引入,MAP-Huber算法相对于ML-EM算法,能够明显改善PET重建图像质量^[11].所以下面对本文方法的定量和定性分析,我们仅与MAP-Huber算法进行了对比.

图4分别对应于图2中(b)、(c)、(d)、(f)重建图像的水平轮廓图(Profile).相对于MAP-Huber重建,本文方法所得轮廓图无论在背景区域还是在边缘区域都更接近于理想体模图像的轮廓图,继而说明本文方法能够实现更为优质的PET重建.

为了进一步比较分析本文提出的重建方法,我们

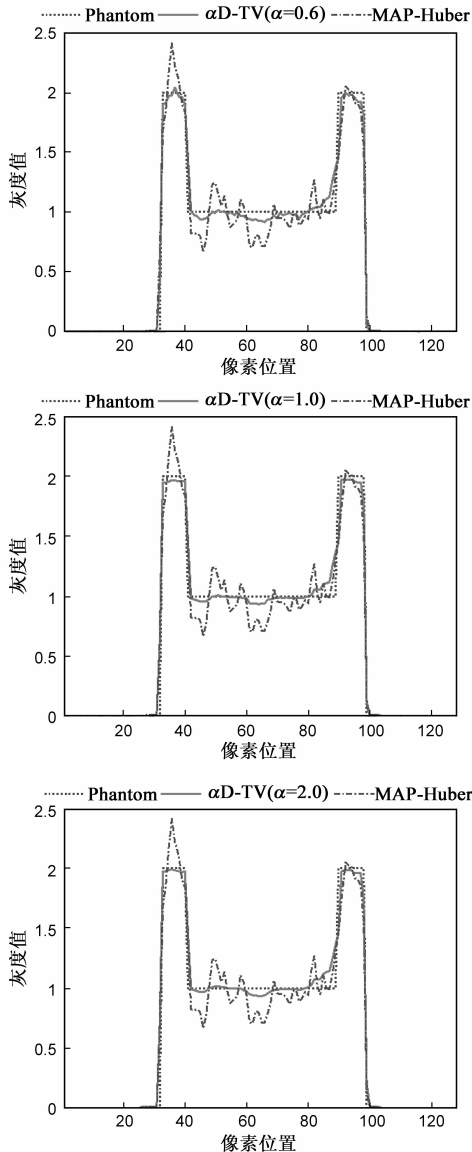


图4 图2中重建图像的水平轮廓图

对 α D-TV和MAP-Huber重建方法在抑制噪声及保持分辨率方面的性能进行定量分析.实验选择的体模数据如图1(b)所示,主要目的是研究图中实线所示的轮廓线位置附近的噪声抑制及分辨率保持情况.

对分辨率保持的性能通过边缘扩展函数并采用高斯核描述^[21].对噪声的抑制性能则通过计算轮廓线附近灰度均匀区域内的均方差来测量.

通过改变 α D-TV和MAP-Huber重建算法中的超参数 λ 所获得的噪声-分辨率曲线如图5所示.由图可见,在高分辨率(<2.5)情况下,本文方法在 $\alpha=2.0$ 时取得较好图像,而在低分辨率(>2.5)情况下, $\alpha=0.6$ 和 $\alpha=1.0$ 取得较好的图像质量,其原因由于在高分辨率情况下,投影数据趋于Gaussian分布,而在低分辨率情况下,投影数据趋于Poisson分布.在所有分辨率范围下, α D-TV算法均优于MAP-Huber重建算法,即本文方法在噪声抑制及边缘保护方面具有较好的性能.

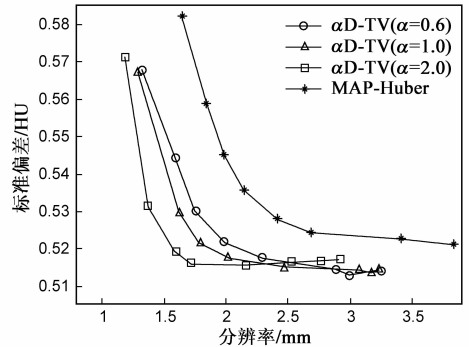


图5 α D-TV和MAP-Huber重建算法的噪声-分辨率曲线

3.2 临床胸部PET数据实验

临床胸部实验数据由J. Fessler教授提供^[19],数据采用CTI 921 ECAT平行射线束扫描,共47个切片.单片在 180° 范围内径向采样160个,角度采样192个.实验中,抽取第9个切片数据用于重建,成像前数据已做过预校正处理,如散射,衰减和几何摆幅校正等.待重建目标图像由 128×128 个像素点组成,单个像素的分辨

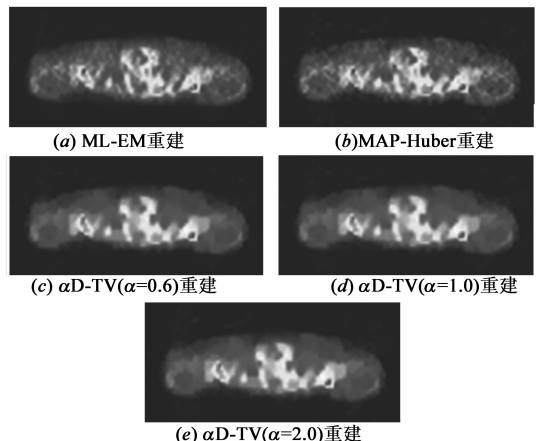


图6 临床胸部PET数据重建图像

率为 4.22mm.

为了验证本文方法重建效果,仍采用与 ML-EM 算法和 MAP-Huber 算法进行比较,其中总迭代次数均设为 100 次.图 6 给出不同方法的重建结果,其中图 6(a)为 ML-EM 重建图像;图 6(b)为 MAP-Huber 重建图像;图 6(c)为本文方法($\alpha = 0.6$)重建图像;图 6(d)为本文方法($\alpha = 1.0$)重建图像;图 6(e)为本文方法($\alpha = 2.0$)重建图像.从重建图像来看,本文方法重建图像在抑制噪声和保持边缘方面均明显优于其它算法.

4 讨论与结论

为实现优质的 PET 成像,本文提出一种基于全变分 α 散度最小化的 PET 重建方法.由于 PET 测量数据不是单纯的独立 Poisson 分布或者独立 Gaussian 分布,而是介于 Poisson 分布和 Gaussian 分布的一种复杂分布,传统的模型尚未能对测量数据进行准确的建模.本文通过引入 α 散度来测定投影数据和估计值之间的偏差,并利用 TV 正则化来修正 α 散度解的一致性.本文提出的 α D-TV 方法利用目标函数的凹性,得到最小化 α 散度和 TV 图像恢复步的交替迭代格式;优化过程中,运用自适应非单调线性搜索来保证算法的收敛性.新算法对仿真和临床 PET 数据实验,结果表明本文方法在噪声抑制和边缘保持方面均有上佳表现.

此外,通过实验发现,不同的参数 α 具有不同的重建图像质量,本文尚未对参数 α 进行准确的自适应选择方案设计,但在将来获得大样本的临床 PET 测量数据的条件下,通过统计学分析确定准确的 α 值将是很有意义的研究方向.另外,由于重建图像的噪声和分辨率可以通过超参数调整进行平衡控制,若能找到一种有效的超参数选择方法,使得目标函数中数据保真项和正则化项之间能够自适应调整以达到最佳平衡,亦是一个很有意义研究方向.在本文研究工作的基础上,本课题组将致力于 α 优选值和超参数选择的研究,以期提出适应于临床 PET 图像优质重建的新方法.最后,本课题组还将致力于本文方法在抑制金属伪影和低剂量 CT 重建等方面的应用^[22,23].

参考文献

[1] Bertero M, Mol C D, Pike E R. Linear inverse problems with discrete data I: General formulation and singular system analysis[J]. Inverse Problem, 1985, 1(4): 301 – 330.

[2] Bertero M, Poggio T A, Torre V. Ill posed problems in early vision[J]. Proc IEEE, 1988, 76(8): 869 – 889.

[3] Shepp L A, Vardi Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1982, 1(2): 113 – 122.

[4] Lange K. Convergence of EM image reconstruction algorithms with Gibbs smoothness[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990, 9(4): 439 – 446.

[5] Anderson J M, Mair B A, Rao M, Wu C H. Weighted least-squares reconstruction algorithms for positron emission tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 159 – 165.

[6] Leahy R M, Qi J Y. Statistical approaches in quantitative positron emission tomography[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(2): 147 – 165.

[7] Fessler J A. Penalized weighted least-squares image reconstruction for positron emission tomography[J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 1994, 13(2): 290 – 300.

[8] Teng Y, Zhang T. Iterative reconstruction algorithms with α -divergence for PET imaging[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2011, 35(4): 294 – 301.

[9] Cichocki A, Lee H, et al. Non-negative matrix factorization with α -divergence[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(9): 1433 – 1440.

[10] Ma J H, Tian L L, Huang J, et al. Low-dose computed tomography image reconstruction by α -divergence constrained total variation minimization[A]. Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine Conference Record[C]. Potsdam: IEEE Press, 2011. 439 – 442.

[11] Nuyts J, Beque D, Dupont P, Mortelmans L. A concave prior penalizing relative differences for maximum-a-posteriori in emission tomography[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2002, 49(1): 56 – 60.

[12] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(27): 259 – 268.

[13] Sidky E Y, Kao C, Pan X. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT[J]. X-Ray SciTech, 2006, 14(2): 119 – 39.

[14] Acar R, Vogel C R. Analysis of bounded variation penalty methods for ill-posed problems[J]. Inverse Problem, 1994, 10(6): 1217 – 1229.

[15] Sawatzky A, et al. Accurate EM-TV algorithm in PET with low SNR[A]. Nuclear Science Symposium Conference Record[C]. Dresden: IEEE Press, 2008. 5133 – 5137.

[16] Amari S. Differential-Geometrical Methods in Statistics[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1985. 580 – 650.

[17] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1-2): 89 – 97.

[18] Yu G H, Qi L Q, Dai Y H. On nonmonotone Chambolle gradient projection algorithms for total variation image restoration[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2009, 35(2): 143 – 154.

- [19] Fessler J A. Image reconstruction toolbox[OL]. <http://www.eecs.umich.edu/~fessler/code/index.html>, 2011-04-18.
- [20] 黄静, 马建华, 等. 基于广义 Gibbs 先验的优质 PET 成像[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 899 - 903.
Huang J, Ma J H, et al. Generalized Gibbs priors in positron emission tomography[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 899 - 903. (in Chinese)
- [21] Patrick J, La Riciere. Penalized-likelihood sinogram smoothing for low-dose CT[J]. Medical Physics, 2005, 32(6): 1676 - 83.
- [22] 马建华, 陈武凡, 等. 基于最大互信息量熵差分割的 CT 金属伪影消除[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1779 - 1783.
Ma J H, Chen W F, et al. Metal artifact reduction in CT based on maximized the difference of mutual information segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1779 - 1783. (in Chinese)
- [23] 毕一鸣, 马建华, 等. 基于标准剂量 CT 图像非局部权值先验的低剂量图像恢复[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1143 - 1151.
Bi Y M, Ma J H, et al. Low-dose CT image restoration using

a non-local weights prior from previous normal-dose scan image[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1143 - 1151. (in Chinese)

作者简介



田玲玲 女, 1987 年 6 月出生于河南睢县, 目前在南方医科大学生物医学工程学院攻读医学图像处理方向硕士学位, 主要研究方向为医用 PET 成像技术.

E-mail: tian7515@fimmu.com



黄静(通信作者) 女, 1977 年生于湖北嘉鱼, 南方医科大学生物医学工程学院讲师, 博士, 研究方向: 低剂量 CT 成像技术.

E-mail: hjing@fimmu.com