

基于一种新的非局部二次 MRF 先验模型的 Bayesian 图像重建

陈 阳¹, 严 勇², 吴 昊², 罗立民¹, 陈武凡³

- (1. 东南大学计算机科学与工程学院影像科学与技术实验室, 江苏南京 210096;
2. 中国人民解放军总医院医学工程保障中心, 北京 100853;
3. 南方医科大学生物医学工程学院, 广东广州 510515)

摘 要: Bayesian 方法或最大后验(maximum a posteriori, MAP)法被认为是解决图像重建中的病态问题的有效方法. 根据 Bayesian 理论, 目标图像的先验信息被加诸于图像重建中来抑制噪声. 然而, 大部分的先验模型提供的先验信息来自于一个较小的局部邻域内灰度值的简单加权差, 只能对 Bayesian 重建提供有限的先验信息. 本文提出一个新的非局部的且具有二次的先验能量方程的马尔可夫随机场(Markov Random Fields, MRF)先验, 该先验通过选择较大邻域和新的加权方式来充分利用图像的全局信息. 文章同时还提出使用该非局部先验的 Bayesian 重建的迭代算法. 最后给出了该先验在 PET (正电子发射成像) 重建中的应用. 实验结果以及同其他先验的比较证明该先验在降低噪声效果和保持边缘方面具有很好的表现.

关键词: Bayesian 重建; 正电子发射成像 (PET); 马尔可夫随机场 (Markov Random Fields, MRF)
中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 04-0744-06

Bayesian Image Reconstruction Algorithm Based on a Novel Nonlocal Quadratic MRF Prior Model

CHEN Yang¹, YAN Yong², WU Hao², LUO Lirmin¹, CHEN Wufan³

- (1. Laboratory of Image Science and Technology, Department of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;
2. Center of Medical Engineering Support, Chinese PLA (People's Liberation Army) General Hospital, Beijing 100853, China;
3. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou, Guangdong 510515, China)

Abstract: Bayesian approach, or MAP (maximum a posteriori) method, has been accepted as an effective solution to overcome the ill posed problem of image reconstruction. Based on Bayesian theory, a prior information of the objective image is imposed on image reconstruction to suppress noise. However, the information from most prior model is from a simple weighted differences of the pixel intensities in a small local neighborhood, thus can only provide limit prior information for Bayesian Reconstruction. In this article, a novel nonlocal MRF (Markov Random Fields) prior with convex prior energy function, which is able to exploit global information in image by choosing large neighborhood and a new weighting strategy. Iterative algorithm for Bayesian reconstruction using the proposed nonlocal prior is also given. Experiments about the proposed prior's application in PET (Positron Emission Tomography) reconstruction are illustrated. Experimental results and comparisons with other priors proved the proposed prior's good performance in both lowering noise effect and preserving edges.

Key words: bayesian reconstruction; PET (positron emission tomography); MRF (Markov Random Fields); local prior; nonlocal prior

1 引言

由于受到低计数率和噪声的影响, 从探测数据 g 到图像 f 的重建在很多情况下是一个病态的问题^[1, 2], 例如 PET (正电子发射成像) 重建. 最大似然——期望最

大 (Maximum Likelihood Expectation Maximization, ML-EM) 法能够针对探测数据和噪声的统计泊松特性建立数学模型, 其迭代重建的图像质量要优于传统的以 FBP (Filtered Back Projection) 方法为代表的解析重建法. 然而, ML-EM 方法在迭代过程中, 会产生图像质量退化而导

致的棋盘效应, 从而导致非收敛的迭代过程^[3].

作为解决图像重建中的病态问题的有效方法, Bayesian 方法或最大后验 (Maximum A Posteriori, MAP) 法已经被广泛的接受^[4, 5]. 基于 Bayesian 理论, 一个 Gibbs 先验假设或先验信息项被引入到图像重建中来抑制噪声效果. 我们可以构建以下的用于图像重建的后验概率:

$$P(f|g) \propto P(g|f)P(f) \quad (1)$$

$$P(f) = Z^{-1} \times e^{-\beta U(f)} = Z^{-1} \times e^{-\beta \sum_j U(f,j)} \quad (2)$$

其中 g 和 f 分别为测量观察数据和待重建的目标图像. $P(f)$ 代表马尔可夫随机场 (Markov Random Fields, MRF) 先验分布. Z 为正火常数或者配分函数, $P(g|f)$ 为似然分布, $U(f)$ 即为 MRF 先验能量或能量方程, $U(f, j)$ 为像素 j 点处的先验能量方程, 全局参数 β 控制 MRF 先验对重建图像正则化作用的程度. 可以根据式 (1) 和 (2) 建立相应的后验能量方程:

$$\phi_b(f) = \log P(f/g) = L(g, f) - \beta U(f) \quad (3)$$

其中 $L(g, f)$ 为似然能量方程, 在迭代重建中, 一般通过求解方程 $\phi_b(f)$ 的最小值来获得重建图像 f .

一般可以根据能量方程 $U(f)$ 的不同形式把先验 $P(f)$ 分为两类: 二次先验和非二次先验. 常用的二次先验或 QM (Quadratic Membrane) 先验比较简单且在理论上更加易于分析, 且不会影响整个能量方程整体的凹性; 另一方面, 很多具有边缘保持效果的 Bayesian 方法, 包括线位置 (line site) 模型^[5, 6] 和非连续自适应 (Discontinuity Adaptivity, DA) MRF 模型^[5], 能够通过非二次的先验能量函数实现保持边缘的图像重建. 在文献^[6], Black, M. J 和 Rangarajan A 给出了关于 line site 模型同 DA MRF 模型的等同性的证明. 然而由于目标图像 f 并不是整体平滑的, 图像中边缘和不可避免的噪声总是带来一些区域灰度的突变, 简单的 QM 平滑先验, 在消除噪声的同时也模糊了边缘细节, 从而给重建图像带来过平滑的负面效果. 在另一方面, 对于非二次先验, 如果待重建的图像 f 由一些简单的明显的边缘和一些均匀的区域组成, 使用非二次先验能产生相对较好的结果. 可是如果所要重建的图像性质比较复杂, 区域之间往往没有很明显的边界例如 PET 重建中的发射成像 (emission tomography), 由于非二次先验在发射成像可能产生易于被误诊为伪影的阶梯状均匀区域. 不仅如此, 使用非二次先验引进新的参数以及重建中经常需要的退火方法将增加求解后验能量方程的计算量和复杂度^[8~11], 一些非二次先验甚至还会影响能量方程整体的凹性^[3].

QM 平滑先验通过在一个局部区域内像素值的平均效应来平滑有噪声的重建图像, 具有边缘保持作用的非二次先验也需要根据局部邻域内像素值差的信息

来决定重建在目标图像 f 中每个像素点的先验能量的程度和形式^[12~14]. 为简化起见, 我们称以上只取决于局部邻域信息的先验为局部 (local) 先验.

2005 年, Buades 及其同事设计了一种新的非局部去噪的方法用于图像的去噪处理^[15]. 在他们的非局部的思想的启发下, 我们在本文中提出一个新的用于 Bayesian 图像重建的非局部二次先验模型, 该模型不仅使用目标图像 f 中的先验邻域中单个像素之间的灰度差信息, 而且能够利用图像中连接和连续的全局信息. 文章的第二部分首先回顾了旧的局部先验模型, 然后阐述了关于此非局部二次先验模型的理论. 在本文的第三部分, 我们将此非局部二次先验模型应用于 PET 图像的 Bayesian 重建, 试验中对重建图像的视觉及量化的比较表明: 对于含有噪声数据的图像重建, 本文所提出的非局部先验在降低噪声效果和保持边缘方面均具有非常好的表现.

2 新的非局部 MRF 先验模型

在介绍非局部先验模型之前, 我们将首先阐述所熟悉的局部先验模型.

2.1 局部先验模型

基于 MRF 理论, 当目标图像 f 满足先验假设时, 式 (2) 中的能量方程 $U(f)$ 具有最小值且相应的先验分布式 (2) 达到最大值. 而像素 j 点处的先验能量方程 $U(f, j)$ 通常等于以像素 j 与其邻域 N_j 内每个点的差分为自变量的势能函数 $v(\cdot)$ 的加权求和:

$$U(f, j) = \beta \sum_{b \in N_j} w_{bj} v(f_b - f_j) \quad (4)$$

可以通过选择不同的势能函数 v 来设计用于 Bayesian 重建的不同先验模型. 如果势能函数 v 为二次的 $v(t) = t^2$ 形式, 先验 $P(f)$ 即为简单的二次 QM 平滑先验. 我们也可通过使用选择一些非二次势能函数 v 来使用非二次先验^[3~10], 如 huber 先验的势能方程:

$$v(t) = \begin{cases} t^2/2, & |t| \leq \delta \\ \delta|t| - \delta^2/2, & |t| > \delta \end{cases} \quad (5)$$

其中, δ 为控制势能函数的阈值参数.

式 (4) 中的权值量 w_{bj} 为表示图像中像素 b 和像素 j 的相互关系的正常数. 通常设定 w_{bj} 的值同像素 b 和像素 j 之间距离成反比. 设定图像 f 的二维网格图中, 像素 b 和像素 j ($b \neq j$) 的位置对应于坐标 $(m1, n1)$ 和 $(m2, n2)$, 则 w_{bj} 的一个计算公式为 $1/\sqrt{(m1-m2)^2 + (n1-n2)^2}$. 下面即为广泛应用于图像重建和恢复中的普通局部先验的标准的归一化八邻域权值图和四邻域权值图^[9]:

$$\text{八邻域权值图: } (1/(4 \times 1 + 4 \times 1/\sqrt{2})) \times \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \\ 1 & 0 & 1 \\ 1/\sqrt{2} & 1 & 1/\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

$$\text{四邻域权值图: } (1/(4 \times 1)) \times \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 0 & \\ & & 1 \end{bmatrix}$$

以上的先验模型只能为图像重建提供固定的局部的先验信息. 上文所述的二次局部 QM 先验通过重建过程中的一个平均化的作用提供平滑的先验信息, 从而易于导致使得边缘细节和噪声同时平滑掉的过平滑效应. 具有边缘保持作用的局部非二次先验虽然能够通过选择随着相邻像素的灰度差异变大而降低增大速度的非二次的势能函数 $v(\cdot)$ 来保持边缘信息, 却会因为无法有效的区分噪声和一些较细微的细节而为重建带来不好的伪影效果.

2.2 非局部二次先验模型

在建立此非局部先验的过程中, 一方面需要选择一个较大的邻域来包含图像中的更多几何形态信息, 另一方面通过计算像素 b 的邻域和像素 j 的邻域的一个相似性测度而不是用以上 1.1 节所述的像素间二维空间距离的简单反比例量来计算权值 w_{bj} . 试验中设定此基于邻域的相似性测度为两个像素点邻域内所有像素点灰度值的加权欧几里得 (Euclidean) 距离的反比例函数. 根据 Bayesian 和以上的非局域先验设计思路, 我们可以设计新的非局部 MRF 先验, 相关的 Bayesian 图像重建算法如下:

$$f = \arg \max_f \phi_B(f) = \arg \max_f L(g, f) - \beta U_{NL}(f) \quad (6)$$

$$U_{NL}(f) = \sum_j U_{NL}(f, j) = \sum_j \sum_{b \in N_j} w_{bj_NL} (f_b - f_j)^2 \quad (7)$$

$$w_{bj_NL} = \frac{1}{Z(b)w_{bj}} \exp \left[- \frac{\| \kappa(n_b) - \kappa(n_j) \|^2}{h^2} \right] \quad (8)$$

$$Z(b) = \sum_j \exp \left[- \frac{\| \kappa(n_b) - \kappa(n_j) \|^2}{h^2} \right] \quad (9)$$

式中 $U_{NL}(f)$ 为非局部先验的能量函数, w_{bj_NL} 为像素 b 和像素 j 之间的权值, w_{bj} 即为上节中局部先验的像素 b 和像素 j 之间的权值, n_b 和 n_j 为设定的以像素 b 和像素 j 为中心的方形邻域, $\kappa(n_b)$ 和 $\kappa(n_j)$ 为此两个邻域中所有像素灰度值数组, $\|\cdot\|$ 代表此两个像素灰度值数组的加权欧几里得距离. $Z(b)$ 为正火常数或者配分函数. 参数 h 控制式(8)中计算像素间权值的指数函数同邻域相似性测度的反比例衰减关系.

在选择一个较大邻域的基础上, 此先验不仅比较图像中两个像素的灰度值, 而且通过比较此两个像素邻域的相似性来获得势能函数中的权值量. 我们使用文献[15]中的图示来说明本文提出非局部先验的势能

函数中权值的取值方法, 如图 1 所示, 在每组图中, 左边的图为原图, 右边的图描绘了左图中心点邻域中各点在非局部先验模型中权值的取值情况, 颜色越亮则相应的权值越大, 此邻域设定为覆盖整个图像的区域. 我们可以看出, 权值一般分布于比较相似的结构处, 两个像素点周围的结构越相似, 则此两个像素点在先验中的 w 就越大, 所以该非局部先验信息能够考虑到图像中的一些较大的几何结构形态的全局信息, 从而克服局部信息的先验信息量较少的缺点, 因此能够对图像重建的病态问题提供更为有效的正则化处理.

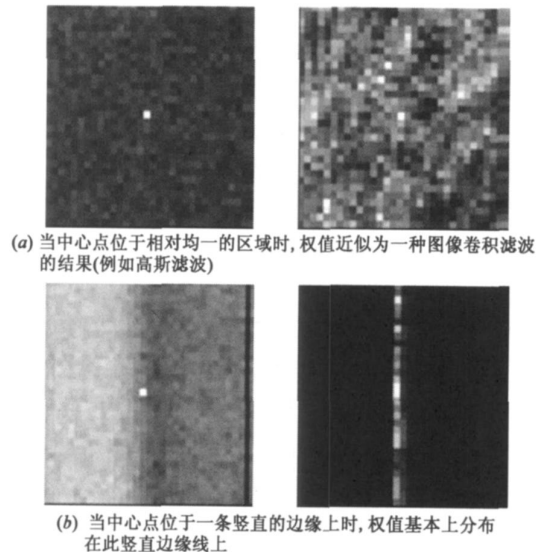


图1 在使用文中所述的非局部先验模型的情况下, 目标图(每组图中左图)中的中心点的邻域权值分布图(每组图中右图)

2.3 非局部先验模型的二次性及收敛的重建算法

为了设计用于 Bayesian 图像重建的收敛的迭代最小化算法, 需要保持后验能量函数 $\phi_B(f)$ 的凹性. 观察式(3)可知在似然能量方程 $L(g, f)$ 为凹函数的情况下, 先验能量函数 $U(f)$ 的凸性同后验能量函数 $\phi_B(f)$ 的凹性是等价的, 我们有必要选择具有严格凸性的势能函数 v 来设计相应的收敛重建算法. 式(7)中的势能函数 v 的二次形式确保了能量函数 $U_{NL}(f, j)$ 和 $U(f, j)$ 的凸性, 从而为建立基于非局部先验的 Bayesian 图像重建的收敛迭代算法提供了保证.

在图像的 Bayesian 重建中, 一般使用迭代算法来求解式(6)中的最大化问题. 从上文可知所提出的非局部先验在似然能量方程 $L(g, f)$ 为凹函数的情况下不会影响后验能量函数 $\phi_B(f)$ 的凹性, 所以我们可以根据 Fessler 与 Erdog˘an 提出的思想构建 $L(g, f)$ 为凹函数时的快速收敛的 paraboloidal surrogate coordinate ascent (PSCA) 迭代算法^[16, 17], PSCA 算法基于“优化转换 (optimization transfer)”的思想, 在每一步迭代中, 对于每一个

图像中的像素 f_j 或 $f_{xy}((x, y)$ 为 xy 在 j 二维目标图像数据坐标上的表达), 可以将求似然方程 $\phi_B(f, j; f^k, g)$ 最大值的问题转换为下面的较易于求最大值的替代方程。

3 实验与分析

3.1 PET 重建原理

PET 测量数据实际上是一个探测器的计数过程, 可以把这些测量值理解为服从独立泊松分布的随机变量。第 i 对探测器探测到的来自发射扫描的数值 g_i 可以认为是一个期望是 \bar{g}_i 的泊松随机数, 而这个 \bar{g}_i 是一个自变量为图像或同位素分布 f 的方程^[9]。似然方程 $P_L(g/f)$ 定义为在已知 f 的情况下, 得到测量数据 g 的概率。基于以上的说明, 可以得到以下各式:

$$g_i \propto \text{Poisson}\{\bar{g}_i(f)\}, \quad i = 1, \dots, N \quad (10)$$

$$\bar{g}_i(f) = \sum_j c_i a_{ij} f_j + r_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$P_L(g/f) = \prod_{i=1}^M \left[\frac{\bar{g}_i(f)^{g_i}}{g_i!} \exp(-\bar{g}_i(f)) \right] \quad (12)$$

这里 N 是探测器对的数目, M 是目标图像像素的数目, a_{ij} 是在理想条件下图像像素点 j 被探测器对 i 探测到的几何概率。 c_i 系数综合了扫描时间的校准系数、探测器的效率、衰减系数和死时间的校正系数。所以 $c_i a_{ij}$ 可以理解为第 j 个像素对第 i 个探测器探测值的贡献或作用。 r_i 表示总共探测到的随机计数和散射计数。 $P_L(g/f)$ 对应于式(1)中 $P(g/f)$, 其对数似然能量方程为:

$$L(g, f) = \log P_L(g/f) = \sum_i (g_i \log \bar{g}_i(f) - \bar{g}_i(f) - \log g_i!) \quad (13)$$

使用上文所述的 PSCA 算法能够保证其后验能量方程式(3)最小化迭代过程的收敛性。

3.2 模拟试验

在实验中, 我们使用如图 2 所示的两个 128×128 的模拟体模数据图像, 其中图 2(a)为体模数据图像 1, 表示一个 Zubal 腹部截面图, 图像像素点取值范围为 0 到 5, 模拟探测数据 sinogram 数量为 4×10^5 ; 体模数据图像 2 如图 2(b)所示, 包括一个均一的背景、一个方形亮区域、一个内嵌方形暗区域的模糊圆形亮区域, 图像像素点取值范围为 0 到 5, 模拟探测数据 sinogram 数量为 4×10^5 。实验中设定此两个体模图像的重建具有相同的重建环境, sinogram 数据中均加入了 10% 服从泊松分布的随机噪声。转换概率矩阵 A , 对应于一个平行带状积分几何模型, 此几何模型表示一个 180° 的均匀区域里的具有 128 个径向取样和 128 个角采样的系统, 由 Fessler 等人提供的 ASPIRE 软件系统生成^[18]。

据的 filtered back projection (FBP) 解析法重建和使用二次局部 QM 平滑先验, 非二次局部 huber 先验及非局域先验的 Bayesian 重建图像, 对于后面三种 Bayesian 重建, 选取第 150 次迭代的重建图(在实验中, 当迭代到第 150 次时, 和体模数据相比, 重建图像已趋于稳定, 几乎没有变化)。实验中采用上文所述的 PSCA 迭代算法。

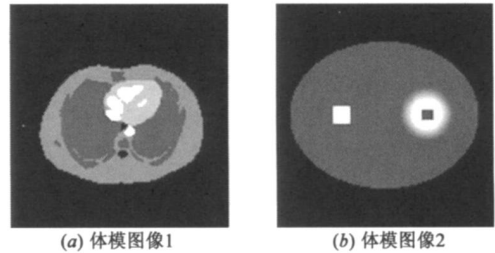
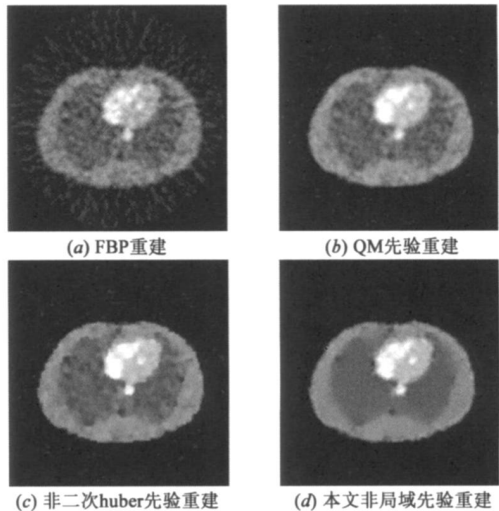
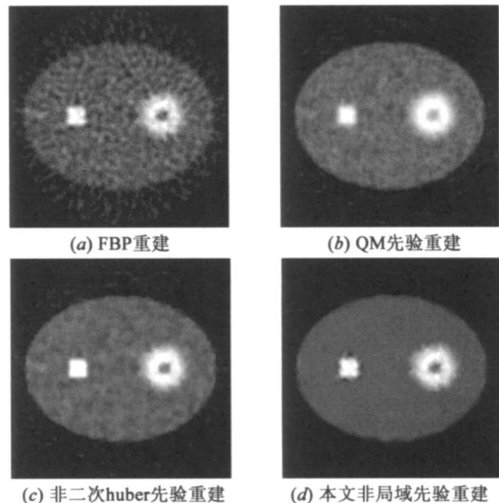


图2 实验中的模拟体模数据



(1) 使用体模数据1的重建结果



(2) 使用体模数据2的重建结果

图3 对以上两个模拟体模数据的使用四种不同重建方法的重建图像

在重建试验中, 不同的体模数据需要选择不同的参数, 对于三个体模数据, 依据产生最高信噪比 SNR/计

图 3 的 (1), (2) 图分别显示了使用以上三个体模数

算公式见(14))的原则手工设定先验全局参数 β , 设定 QM 先验能量全局参数 β 分别为 1.5、2.5; 设定非二次 huber 先验能量全局参数 β 分别为 1.5、2.5, 阈值参数 δ 均为 0.2; 设定二次非局域先验能量全局参数 β 分别为 0.55、0.82, 设定对于此三个体模数据式(7)中参数 h 均为 0.002, 式(6)中 N_j 为 11×11 的邻域, 式(7)中 n_b 和 n_j 为 7×7 的邻域. 为了节省计算时间, 在重建中对先验部分的更新每 10 次迭代进行一次.

由于两个体模数据大小相同, 而且重建中使用大小相同的系统矩阵, 所以对于不同体模数据, 使用相同先验重建所需的计算时间也相同. 表 1 给出了不同重建方法在 P4 1.6 GHz, 512Mb RAM 的硬件环境下, matlab7.0 的软件环境下运行得到重建结果所需的 cpu 时间.

从图 3 中可以看出, 在视觉上, 使用非局域先验的重建结果无论在抑制噪声还是保持边缘方面均明显优于其他三个重建结果. 使用该非局域先验的重建不仅能够克服 QM 平滑先验的过平滑效应, 而且能够在很大程度上解决非二次先验所导致的阶梯状伪影的问题.

表 2 给出了所有以上所有重建图像对于体模数据 1 和体模数据 2 的重建图像相对于真实图像的信噪比 SNR. 可以看出使用本文提出的非局域先验的重建图像具有更高的信噪比. 试验中, 信噪比 SNR 的计算公式为:

$$SNR=10\log_{10}\left[\frac{\sum_j(f_{phantom-j}-\bar{f}_{phantom})^2}{\sum_j(f_j-f_{phantom-j})^2}\right] \quad (14)$$

式中: $f(x, y)$ 为重建图像, \bar{f} 代表 f 中所有像素点灰度的均值, $f_{phantom}(x, y)$ 为真实图像数据.

表 1 重建中使用不同方法在 matlab 环境下所需 cpu 时间

	FBP 重建	QM 先验 重建	huber 非二次 先验重建	非局域先验 重建
所需 CPU 时间	10 秒	172 秒	250 秒	612 秒

表 2 以上重建图像对于图 2 中真实体模图像数据的信噪比

	FBP 重建	QM 先验 重建	huber 非二次 先验重建	非局域 先验重建
SNR_ 体模图像 1	11.34	13.16	13.50	14.78
SNR_ 体模图像 2	11.67	13.07	13.49	14.54

图 4 的 (a) 和 (b) 图描绘了真实图像和分别使用 QM 平滑先验, 非二次 huber 先验及非局域先验的 Bayesian 重建图像的侧面水平轮廓图, 从轮廓图中我们可以看出, 相对于 FBP 解析重建算法及使用二次局部 QM 先验, 非二次局部 huber 先验的 Bayesian 重建算法所重建的图像, 使用本文提出的新的非局域先验所重建的图像的侧面轮廓图无论在背景区域或者还是在边缘区域都更接近于真实图像的侧面轮廓图.

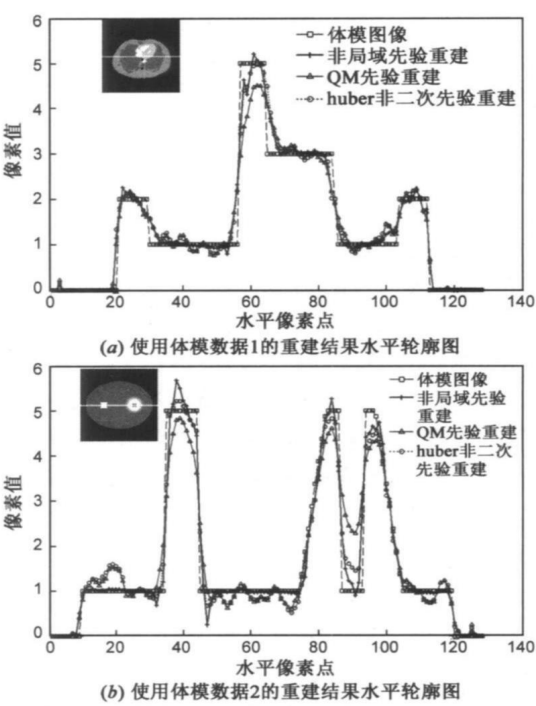


图4 图3中Bayesian重建图像的水平轮廓图

4 结论

相对于通常意义上的二次或者非二次的局部先验, 本文提出的新的非局部先验能够利用目标图像中更多形态结构的全局信息的来构建先验项, 引入了更多更全面的先验信息, 从而克服局部先验的一些缺点. 模拟实验证明: 相对于使用普通的二次平滑先验及非二次边缘保持先验的重建, 使用该混合先验的 PET 重建所产生的重建结果图像能够更好保持边缘信息, 消除背景噪声, 且具有更高的信噪比.

该非局部先验基于 MRF 和 Bayesian 理论, 在具有理论上的合理性, 同时此非局部先验的势能函数的二次形式避免了一些使用非二次先验的重建中目标后验能量函数的非凹性的问题. 不过, 新的非局部先验设计到较大邻域内像素点的计算问题, 同时引进了几个需要手工调节的参数, 这在一定程度上增加了计算量和重建的复杂度.

进一步的工作包括在实验中使用真实图像来测试先验的效果、减少使用非局域先验重建的计算量、对混合先验中引进的一些参数的估计、以及该类先验在图像恢复以及其他成像问题如透视图像重建中的应用.

参考文献:

[1] M Bertero, C De Mol, et al. Linear inverse problems with discrete data I: General formulation and singular system analysis [J]. Inverse Problems, 1985, 1(4): 301- 330.

- [2] M Bertero, T Poggio, et al. Ill posed problems in early vision [J]. Proceedings of IEEE, 1988, 76(8): 869– 889.
- [3] K Lange. Convergence of EM image reconstruction algorithms with Gibbs smoothness [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990, 9(4): 439– 446.
- [4] S Geman, D Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, PAMF 6 (2): 721– 741.
- [5] Stan Z Li. Markov Random Field Modeling in image Analysis [M]. Springer Verlag, Tokyo, 2001, 1– 40.
- [6] Black M J, Rangarajan A. On the unification of line process, outlier rejection, and robust statistics with application in early vision [J]. International journal of computer vision, 1996, 9(1): 57– 91.
- [7] Charbonnier P, Blanc F,raud L, et al. Deterministic edge preserving regularization in computer imaging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(2): 298– 311.
- [8] V Johnson, W H Wong, et al. Image restoration using Gibbs priors: Boundary modeling, treatment of blurring, and selection of hyperparameter [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(5): 413– 425.
- [9] C A Bouman, K Sauer. A generalized Gaussian image model for edge preserving MAP estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(3): 296– 310.
- [10] G Gindi, A Rangarajan, et al. Bayesian reconstruction for emission tomography via deterministic annealing [A]. In H Barrett, A Gmitro, editors. Information Processing in Medical Imaging [C]. Springer Verlag, 1993. 322– 338.
- [11] S J Lee, A Rangarajan, et al. Bayesian image reconstruction in SPECT using higher order mechanical models as priors [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, MF 14(4): 669 – 680.
- [12] Daniel F Yu, Jeffrey A Fessler. Edge preserving tomographic reconstruction with nonlocal regularization [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2): 159– 173.
- [13] V E Johnson. A model for segmentation and analysis of noisy images [J]. Journal of the American Statistical Association, 1994, 89(425): 230– 241.
- [14] J E Bowsher, V E Johnson, et al. Bayesian reconstruction and use of anatomical a priori information for emission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(5): 673– 86.
- [15] A Buades, B Coll, et al. A nonlocal algorithm for image denoising [A]. In Proceedings of IEEE International Conference Computer Vision Pattern Recognition [C]. 2005, 2: 60– 65.
- [16] J A Fessler, H Erdogan. A paraboloidal surrogates algorithm for convergent penalized likelihood emission reconstruction [A]. In Proceedings of IEEE Nuclear Science Symposium [C]. 1998, 2: 1132– 1135.
- [17] H Erdogan, J A Fessler. Monotonic algorithms for transmission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(9): 801– 14.
- [18] J A Fessler. Aspire 3.0 user's guide: A sparse reconstruction library, Communication & Signal Processing Laboratory Technical Report No. 293 [R]. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Michigan, Ann Arbor, 1998.

作者简介:



陈 阳 男. 1979 年 10 月出生于江苏南京. 2001 年本科毕业于第一军医大学生物医学工程系, 其后在中国人民解放军第 113 医院担任工程师, 2007 年博士毕业于第一军医大学, 现为东南大学计算机科学与技术学院讲师.

E mail: chen yang 20021979@163. com



严 勇 男. 工程师, 1996 年本科毕业于南京东南大学生物医学工程系, 现工作于北京解放军总医院医学工程中心, 负责全院大型影像诊断和治疗设备的质量管理工作.

E mail: yanyong- 228@sina. com



吴 昊 男. 工程师, 2001 年本科毕业于第一军医大学生物医学工程系, 现工作于北京解放军总医院医学工程保障中心计量测试研究室, 从事医疗设备的质量管理工作.

E mail: wmdwh@ 126. com