

基于广义 Gibbs 先验的优质 PET 成像

黄 静,马建华,路利军,毕一鸣,陈武凡

(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)

摘 要: 最大后验方法(Maximum A Posteriori, MAP)已经广泛应用于解决图像重建中的病态问题,正电子发射成像(Positron Emission Tomography, PET)便是其中之一.本文基于 MAP 方法,针对 PET 成像提出一新的基于图像相似结构信息的广义 Gibbs 先验形式,新先验能在有效地抑制噪声的同时,鲁棒地保持锐利的边缘信息.但由于新先验的引入,使得重建模型的求解趋于复杂.为解决模型解的收敛性问题,我们提出两步式的局部线性化优化迭代重建策略,并结合抛物线替代坐标上升(Paraboloidal Surrogate Coordinate Ascent, PSCA)算法进行求解.新算法分别对 PET 模拟数据和真实数据进行重建实验,结果表明本文提出的基于广义 Gibbs 先验的 PET 成像可以获得优质的重建图像.

关键词: 正电子发射成像;最大后验重建;传统 Gibbs 先验;广义 Gibbs 先验

中图分类号: R391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 04-0899-05

Generalized Gibbs Priors in Positron Emission Tomography

HUANG Jing, MA Jian-hua, LU Li-jun, BI Yi-ming, CHEN Wu-fan

(Institute of Medical Information & Technology, School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou, 510515)

Abstract: Maximum A Posteriori (MAP) methods have been widely applied to the ill-posed problem of image reconstruction, such as Positron Emission Tomography (PET) imaging. In this paper, a family of new generalized Gibbs priors based on MAP method, which exploits the basic affinity structure information in an image, is proposed. The generalized Gibbs priors can suppress noise effectively while capturing sharp edges without oscillations. A binary optimal reconstruction strategy is established using a locally linearized scheme in the framework of a standard Paraboloidal Surrogate Coordinate Ascent (PSCA) algorithm. The proposed generalized Gibbs priors based MAP reconstruction algorithm has been tested on simulated and real phantom PET data. Comparisons of the new priors model with other classical methods clearly demonstrate that the proposed generalized Gibbs priors perform better in lowering the noise, and preserving the edge and detail in the image.

Key words: positron emission tomography (PET); maximum a posteriori (MAP) reconstruction; traditional Gibbs prior; generalized Gibbs priors

1 引言

由于探测电子的低计数率和有限的获取时间,临床正电子发射成像(Positron Emission Tomography, PET)数据通常受泊松噪声的影响显著,使得 PET 图像重建实质上是一个病态问题^[1,2].迄今为止,多种 PET 重建方法相继被提出用于解决此问题.常见的重建策略有最大似然期望最大(Maximum Likelihood Expectation Maximization, ML-EM)方法,滤波反投影(Filtered Back-Projection, FBP)方法以及基于 Bayesian 理论的最大后验(Maximum A Posteriori, MAP)方法.其中,ML-EM 可以有效地将 PET 成像系统的物理特性和探测数据的统计特征构建于统一的数学模型中,基于该模型的 PET 迭代重建算法可以获得较好的重建图像质量.然而,基于 ML-EM 的相关 PET 重建算法往往收敛速度缓慢,且在迭代过程中伴随

着图像质量退化而导致的棋盘效应,难以保证全局迭代收敛性^[3].FBP 重建方法则可以由探测数据直接进行快速 PET 图像重建,但 PET 数据的噪声含量大,使得重建后图像质量难以满足实用要求.基于 Bayesian 理论的 MAP 方法,通过对一个随机场的先验分布选择,加入先验信息,已成为解决病态 PET 重建问题的有效方法^[3~5].本文也将从 Bayesian 理论出发,进一步研究基于 MAP 方法的 PET 重建问题.

基于 Bayesian 理论,重建图像的部分先验信息可以被有效地引入到图像重建中,对重建中的病态问题起到正则化作用,以达到抑制噪声的效果. Bayesian 先验能量常采用如下 Gibbs 分布形式^[5],

$$P(\lambda) = \frac{1}{Z} \exp(-\beta U(\lambda)) = \frac{1}{Z} \exp(-\beta \sum_j U(\lambda, j)) \quad (1)$$

其中, Z 为正火常数, $U(\lambda)$ 为起到正则化作用的先验能

量, $U(\lambda, j)$ 为像素点 j 处局部邻域内的先验能量方程. β 为全局常数, 用于刻画先验信息对重建图像正则化作用的程度. PET 重建的先验分布 $P(\lambda)$ 的选取对整个基于 Bayesian 理论的 MAP PET 重建而言, 将起到至关重要的作用.

先验能量方程 $U(\lambda, j)$ 通常具有平移不变性, 用于惩罚相邻像素点间的差异. 然而, MAP 重建算法中与先验能量方程相对应的似然函数则并不满足此性质, 使得 MAP 重建出的图像并不满意. 此外, 真实世界的图像不可能全局平滑, 噪声边缘强度时常变化很大, 也使得 MAP 全局最优解的寻找变得更加困难.

受近来通过非局部平均研究图像降噪和分割的启发^[6~8], 本文提出一种新的非传统 Gibbs 先验形式用于 PET 重建, 新先验称之为广义 Gibbs 先验, 以示与传统 Gibbs 先验的区分. 广义 Gibbs 先验不仅利用目标图像中邻域内单个像素间的灰度差量信息, 还蕴涵更为丰富的区域连通和连续的全局信息. 大量实验证明, 本文提出的广义 Gibbs 先验可获得优质的 PET 重建图像.

2 PET 统计模型

由于本文志在研究新先验在 PET 重建中的效果, 故 PET 重建将采用已被广泛应用于正电子发射计算机断层成像技术的线性 Poisson 统计模型, 即在测量数据服从 Poisson 分布的假设下, PET 统计模型可描述如下^[9],

$$y_i \sim \text{Poisson} \left\{ c_i \sum_j^M a_{ij} \lambda_j + r_i \right\}, i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, y_i 表示第 i 对探测器探测到的光子数据, N 为探测器对的数目; λ_j 表示第 j 个重建像素点处的同位素分布, M 为待重建图像像素的总个数; r_i 表示在发射扫描中第 i 对探测器总共探测到的随机计数和散射计数; $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$ 是系统概率矩阵, a_{ij} 定义为在理想条件下图像像素 j 被探测器对 i 探测到的几何概率; c_i 表示扫描时间、探测器的效率、衰减系数和可能的死时间的校正系数的综合值.

PET 重建的目标即为在已知测量数据 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]'$, 系统概率矩阵 \mathbf{A} 和 $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_N]'$ 的情况下, 重建出未知的同位素分布图像 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M]'$, 其中 $(\cdot)'$ 表示矩阵的转置.

依上所述, 对应于式(2)的对数似然函数为,

$$L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}) = \sum_i^N h_i([\mathbf{A}\boldsymbol{\lambda}]_i) \quad (3)$$

其中 $h_i(l) = y_i \log(c_i l + r_i) - (c_i l + r_i)$ 且 $l_i(\boldsymbol{\lambda}) = [\mathbf{A}\boldsymbol{\lambda}]_i = \sum_j^M a_{ij} \lambda_j$, 已略去与 $\boldsymbol{\lambda}$ 无关的项.

诚然, PET 重建图像可通过对数似然函数(3)的最大化获得,

$$\max_{\boldsymbol{\lambda}} L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}) \quad (4)$$

然而, 由于 PET 的探测数据 \mathbf{y} 较为稀疏, 使得式(4)的求解是个病态问题, 需要引入其它先验信息, 以保证解的存在性.

3 广义 Gibbs 先验

在文献[6~8]关于图像去噪和图像分割的非局部平均思想的启发下, 我们提出如下的广义 Gibbs 先验形式, 用来实现基于式(4)的 PET 图像重建, 其定义如下,

$$U_{GC}(\boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \sum_j \sum_{k \in N_j} \omega_{kj} \phi_{\alpha}(\lambda_k - \lambda_j) \quad (5)$$

$$\omega_{kj} = \exp\left(\frac{-|k-j|^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(\frac{-D(k, j)}{h^2}\right) \quad (6)$$

$$D(k, j) = \|\lambda(\nu_k) - \lambda(\nu_j)\|_2^2 \quad (7)$$

$$\lambda(\nu_k) = \{\lambda(l) : l \in \nu_k\} \quad (8)$$

$$\lambda(\nu_j) = \{\lambda(l) : l \in \nu_j\} \quad (9)$$

其中 N_j 表示像素点 j 处一个包含图像几何结构信息的较大邻域(称之为搜索邻域); 权值量 ω_{kj} 用于刻画像素 k 和像素 j 之间的相似性程度, 用分别以像素 k 和像素 j 为中心的邻域 ν_k 和 ν_j (称之为相似邻域)间的相似性函数计算; 参数 h 控制着相似邻域间相似度惩罚度, 参数 σ 则控制着网格点上像素间距离的惩罚度.

在式(6)中权值量 ω_{kj} 和相似性函数 $D(k, j)$ 的选择有多种形式^[8]. 在本文实验中, 我们并没有采用像文献[8]那样进行 L_2 距离计算前的高斯平滑, 仅简单地计算两相似邻域间的 L_2 距离, 以期计算时间的大量节省, 实验表明直接的 L_2 距离计算依然可获得优质的重建结果. 对于式(5)中函数 ϕ_{α} 的选择需满足两条性质, 即 (i) $\phi_{\alpha} \in C^1$; (ii) ϕ_{α} 在任何有界区域内均是严格凸的, 现将两个即满足上述性质又可保持边缘的 ϕ_{α} 形式罗列如下,

$$\phi_{\alpha} = |t|^{\alpha}, 1 \leq \alpha \leq 2 \quad (10)$$

$$\phi_{\alpha} = \sqrt{\alpha + t^2}, \alpha > 0 \quad (11)$$

在本文实验中, 我们仅关注基于式(10)的 $\alpha = 1$ 和 $\alpha = 2$ 时的两种情形. 若 $\alpha = 2$, 即 $\phi_2(s) = s^2$ 时, 广义 Gibbs 先验将与文献[11]中的非局部先验形式相似.

4 基于广义 Gibbs 先验的二步式重建算法

通过第 3 部分分析, 完成广义 Gibbs 先验设计后, 基于 Bayesian 理论的 MAP PET 图像重建可以通过如下目标函数 $\Phi(\boldsymbol{\lambda})$ 的最大化获得,

$$\hat{\boldsymbol{\lambda}} = \arg \max_{\boldsymbol{\lambda} \geq 0} \Phi(\boldsymbol{\lambda}) \quad (12)$$

$$\Phi(\boldsymbol{\lambda}) = L(\mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda}) - \beta U_{GC}(\boldsymbol{\lambda}) \quad (13)$$

由式(6)~(9)可看出权值量 ω_{kj} 是待重建图像 $\boldsymbol{\lambda}$ 的函数, 使得式(5)中 U_{GC} 在 $\Phi(\boldsymbol{\lambda})$ 的最大化求解过程中其凸

性难以保证. 如此一来, 一般的最优化方法对式(12)的求解将失去效力. 因此, 结合广义 Gibbs 先验的特点, 本文提出如下两步式迭代优化算法, 以期对式(12)的最优化求解.

首先为重建图像置一个初始值 $\hat{\lambda}$ 作为第一步迭代图像, 其后, 我们采用下述二步式策略完成重建图像 λ 和权值量 ω_{ij} 的交替迭代计算, 直至收敛.

Step1: 权值量 ω_{ij} 更新. 当 $\hat{\lambda}$ 固定, 基于式(6)~(9)计算 ω_{ij} ;

Step2: 图像 λ 更新. 固定 Step1 得到的 ω_{ij} , 经式(12)计算 $\Phi(\lambda)$ 的最大化, 得到重建图像 λ .

因为 $L(\mathbf{y}, \lambda)$ 的 Hessian 矩阵是严格负定的^[9], 同时经式(6)~(9)有下式成立,

$$0 < \omega_{kj}(\hat{\lambda}) = \exp\left(-\frac{|k-j|^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{D(k,j)}{h^2}\right) \leq 1 \quad (14)$$

考虑到式(5)中 ϕ_α 函数的凸性及惩罚参数 β 值的非负性, 易见, 在给定权值量 $\omega_{ij}(\hat{\lambda})$ 的条件下, 式(13)中 $\Phi(\lambda)$ 的二阶导数在任一迭代步中均可保持其凸性. 因此, 基于局部线性方法^[12], 本文采用改进的抛物线替代坐标上升 (Paraboloidal Surrogate Coordinate Ascent, PSCA) 算法进行重建图像 λ 的迭代求解^[13], 使 $\Phi(\lambda)$ 达到最大, 其算法流程如图 1 所示.

Initialize

$\hat{\lambda} = \text{FBP}\{\mathbf{y}\}$

For Each pixel

Compute $\{\omega_{kj}, k \in N_j\}_{j=1}^N$ using (5) - (7) with current estimate $\hat{\lambda}$

End

$$\hat{l}_i = \sum_j a_{ij} \hat{\lambda}_j, \forall i = 1, \dots, N$$

$$d_i = \hat{h}_i \hat{l} = c_i \left[\frac{y_i}{c_i \hat{l} + r_i} \right], \text{ for } i = 0, \dots, N$$

$$n_i = -\hat{h}_i \hat{l} = c_i^2 \frac{y_i}{(c_i \hat{l} + r_i)^2}, \text{ for } i = 0, \dots, N$$

Repeat one or more times

For $j = 1, \dots, M$

$$\hat{Q}_j = \sum_i a_{ij} d_i, p_j = \sum_i a_{ij}^2 n_i$$

For a couple sub-iterations

$$\hat{\lambda}_j := \left[\hat{\lambda}_j + \frac{\hat{Q}_j + \beta \sum_{k \in N_{ij}^{CP}} (\hat{\lambda}_j - \hat{\lambda}_k)}{p_j + \beta \sum_{k \in N_{ij}^{CP}} \omega_{kj}^{CP}} \right]$$

$$\hat{\lambda}_j := \max(0, \hat{\lambda}_j)$$

End

End

End

图 1 修定的 PSCA 算法流程图

上述改进的 PSCA 算法, 可以看作 OSL (One Step Late, OSL) 算法的一种, 其算法的收敛性难以给出严格

的证明^[3]. 虽然本文算法未给出其全局收敛性的证明, 但在整个迭代过程中至少可以收敛到某局部最优值, 其讨论类似于文献[15], 本文不再累述.

5 实验和分析

为验证本文提出的广义 Gibbs 先验在 PET 重建中的有效性, 我们分别对模拟的体模探测数据和真实的体模探测数据进行重建实验.

5.1 模拟探测数据重建

在本模拟实验中, 采用大小为 128×128 像素的 Shepp-Logan 头部体模生成 PET 探测数据, 体模图像如图 2 所示. Shepp-Logan 体模中像素点的取值范围从 0 到 8, PET 探测数据模拟中, 光子总计数为 3.00×10^6 , 探测数据服从泊松分布, 其中模拟延迟随机计数 r_i 占总计数量的 10% (忽略散射作用), 同时设定校正系数 c_i 为服从标准差为 0.3 的 log-normal 随机变量. 转换概率矩阵 \mathbf{A} 对应于平行束成像几何, 由 ASPIRE 软件系统产生^[16], 其中 180° 范围内径向采样 128, 角度采样 128. 所有程序均在 Intel(R) Pentium(R)4 3.16GHz 3.00GHz 双核处理器, 1GB 内存的 PC 机上实现.

为了实验比较, 我们分别采用 FBP 算法和基于 Huber 先验的 MAP 算法与基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 算法对探测数据进行重建. 对于 FBP 重建, 其 Ramp 滤波的截止频率等于 Nyquist 频率. 实验中, 本文不考虑惩罚参数 β 、控制参数 h 和 σ 的自适应选择方法, 而是依据产生重建图像最高信噪比 (SNR) 的原则, 进行手工设定. 信噪比计算公式如下,

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i,j} (\lambda(i,j) - \bar{\lambda})^2}{\sum_{i,j} (\lambda(i,j) - \lambda_{\text{phantom}}(i,j))^2} \right) \quad (15)$$

其中, $\lambda(i,j)$ 表示像素点 (i,j) 处的重建图像灰度值, $\bar{\lambda}$ 表示 λ 中所有像素点灰度的平均值; $\lambda_{\text{phantom}}(i,j)$ 表示真实图像像素点 (i,j) 处的灰度值.

图 3 分别给出采用 FBP 算法、基于 Huber 先验的 MAP 算法和基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 算法对 Shepp-Logan 体模 PET 探测数据重建的图像, 其中迭代重建中 FBP 重建图像为其初始值. 对于本文算法, 实验中搜索邻域 N_j 大小设为 21×21 , 相似邻域 v_k 和 v_j 大小均设为 7×7 , 参数值 β , h 和 σ 分别设定为 1.40, 0.80 和 0.20. 图 3(a)(b)(c)(d) 分别对应于 FBP 重建图像, 基于 Huber 先验的 MAP 重建图像, $\phi_2 = t^2$ 时基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 重建图像和 $\phi_1 = |t|$ 时基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 重建图像.



图 2 Shepp-Logan 体模

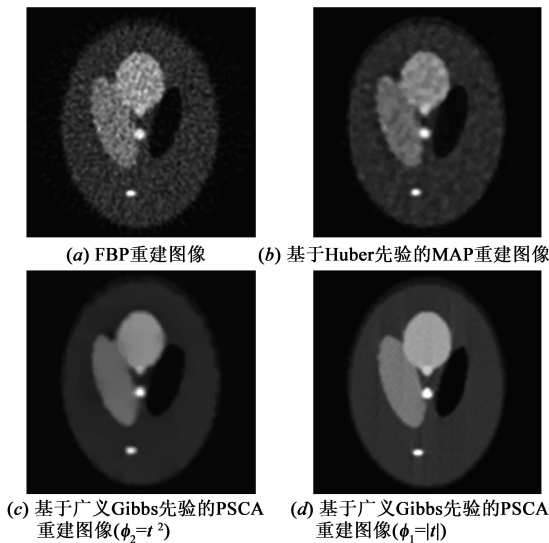


图3 Shepp-Logan体模重建图像

表 1 列出图 3 中所示各 Shepp-Logan 体模重建图像的信噪比. 可看出, 使用基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 重建图像较 FBP 重建和基于 Huber 先验的 MAP 重建图像, 均具有更高的信噪比, 且能保持良好的图像边缘信息.

表 1 图 3 所示重建图像的信噪比

Method	SNRs (dB)
FBP	11.63
Huber prior	15.14
Generalized Gibbs prior ($\phi_2 = t^2$)	16.33
Generalized Gibbs Prior ($\phi_1 = t $)	16.91

5.2 真实体模探测数据重建

本实验数据由 Omer Demirkaya 教授提供^[16]. 探测数据获取仍采用平行束几何, 共九个切片, 单切片在 180° 范围内径向采样 192 个, 角度采样 192 个, 光子总数为 4.40×10^6 , c_i 和 r_i 分别为 1 和 0. 实验中, 抽取第五个切片数据用于重建, 成像前数据已做过相关预校正处理, 如散射、衰减和几何摆幅校正. 待重建目标图像由 128×128 个像素点组成, 单个像素的分辨率为 0.3560cm .

FBP 重建图像将作为所有迭代重建算法的初始值. 为了验证基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 算法对真实体模探测数据的重建效果, 我们仍采用与 FBP 算法和基于 Huber 先验的 MAP 算法进行比较. 其中, 各迭代算法中迭代次数均设为 50 次.

图 4 给出不同重建方法下的重建结果. 对于参数 β , h 和 σ 的选择, 我们仍采用手工设定, 其中图 4(a) 为 FBP 重建图像; 图 4(b) 为基于 Huber 先验的 MAP 重建图像; 图 4(c) 为 $\phi_2 = t^2$ 时基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 重建图像; 图 4(d) 为 $\phi_1 = |t|$ 时基于广义 Gibbs 先验的 PSCA 重建图像. 从重建图像来看, 当选取合适的参数时, 本文算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, 可获得优质的图像质量.

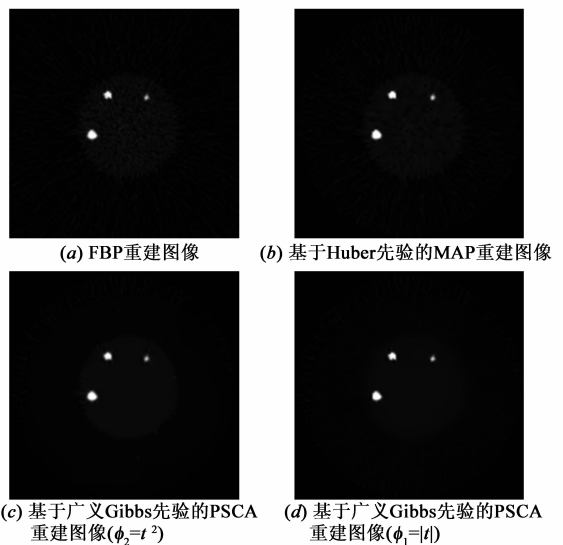


图4 真实体模探测数据的重建

6 结论和展望

本文提出一种新的 Gibbs 先验形式, 称之为广义 Gibbs 先验, 以示与传统 Gibbs 先验的区分. 广义 Gibbs 先验充分利用图像全局范围内的相似结构信息, 巧妙计算 Gibbs 先验中的权值量, 并成功应用于 PET 成像中, 可获得优质重建图像. 实验证明, 广义 Gibbs 先验在抑制图像噪声和保持图像边缘方面均有不错的表现. 但是由于广义 Gibbs 先验的引入, 也使得 PET 重建模型的求解趋于复杂, 其原因于权值量此时已是重建图像的函数, 一般的优化算法将难以胜任. 为此, 我们提出基于局部线化的二步式优化迭代重建策略, 通过改进的 PSCA 算法进行求解.

此外, 本文提出的二步式 PSCA 算法亦可看作 OSL 算法的一种形式, 优点是容易应用, 缺点是难以证明解的全部最优性, 也使得对其全局收敛性问题的研究成为一个公开问题. 再者, 尽管重建图像的噪声和分辨率可以通过参数调整进行平衡控制, 但就目前国内外 MAP 方法的研究现状来看, 还没有找到一种有效的参数选择方式, 使得数据处理和先验信息的自适应调整达到最佳状态.

有关基于广义 Gibbs 先验 PSCA 重建算法的全局收敛性证明和相关参数的自适应调整将是我们今后研究的重点内容.

参考文献:

- [1] Bertero M, Mol C De and 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 and Torre V. Ill posed problems in early vision[J]. Proc. IEEE, 1988, 76(8): 869 - 889.

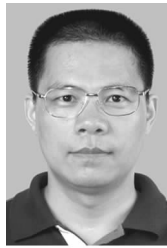
- [3] Lange K. Convergence of EM image reconstruction algorithms with Gibbs smoothness [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990, 9(4): 439 – 446.
- [4] Geman S and Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721 – 741.
- [5] Stan Z Li. Markov Random Field Modeling in Image Analysis [M]. Springer-Verlag, Tokyo, 2001.
- [6] Buades A, Coll B and Morel J M. A nonlocal algorithm for image denoising[J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 60 – 65.
- [7] Buades A, Coll B and Morel J M. A review of image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling and Simulation (SIAM interdisciplinary journal), 2005, 4(2): 490 – 530.
- [8] Gilboa G and Osher S. Nonlocal linear image regularization and supervised segmentation[OL]. ftp://ftp.math.ucla.edu/pub/camreport/cam06-47.pdf, UCLA CAM Report, 2006:47.
- [9] Shepp L A and Vardi Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1982, 1: 113 – 121
- [10] Chan R H and Ho C. Convergence of Newton's method for a minimization problem in impulse noise removal[J]. Journal of Computational Mathematics, 2004, 22(2): 168 – 177.
- [11] Chen Yang, Ma Jian-hua, Feng Qian-jin, Chen Wu-fan, Shi Peng-cheng. Nonlocal prior Bayesian tomographic reconstruction[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2008, 30(2): 133 – 146.
- [12] Chen Wu-fan, Chen Ming, Zhou Jie. Adaptively regularized constrained total least-squares Image Restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4): 588 – 596.
- [13] Fessler J A and Erdogan H. A paraboloidal surrogates algorithm for convergent penalized-likelihood emission reconstruction[J]. IEEE Nuclear Science Symposium, 1998, 2: 1132 – 1135.
- [14] Daniel F Yu, Fessler J A. Edge-preserving tomographic reconstruction with nonlocal regularization [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2): 159 – 173.
- [15] Fessler J A. Aspire 3.0 user's guide: A sparse reconstruction library [OL]. www.eecs.umich.edu/~fessler/papers/files/tr/95_293_aspire3.pdf, Communication & Signal Processing Laboratory Technical Report, 1998.
- [16] Demirkaya Omer's homepage web [OL]. http://rc.kfshrc.edu.sa/bmp/staff/Demirkaya

作者简介:



黄 静 女, 1977 年生于湖北嘉鱼, 南方医科大学讲师、博士, 研究方向: 医学信号处理与优化方法研究。

E-mail: hjing@fimmu.com



马建华(通讯作者) 男, 1975 年生于山东济宁, 南方医科大学生物医学工程学院副教授, 博士, 研究方向: 医用 CT/PET 成像。

E-mail: jhma@fimmu.com