

# 基于投影数据非单调性全变分恢复的低剂量 CT 重建

钱姗姗, 黄 静, 马建华, 张 华, 刘 楠, 张喜乐, 冯前进, 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:** 为获取低剂量 CT 图像的优质重建, 本文提出一种基于投影数据非单调性全变分恢复的低剂量 CT 重建方法. 新方法首先通过非线性 Anscombe 变换将满足 Poisson 分布的投影数据转化为近似 Gaussian 分布, 其后对变换后的 Gaussian 型数据进行非单调性全变分最小化算法 (Nonmonotone Total Variation Minimization, NTVM) 滤波, 最后对 Anscombe 逆变换数据实现传统的滤波反投影 (Filtered Back Projection, FBP) CT 重建. 仿真和临床低剂量 CT 重建实验表明, 本文方法在噪声清除、伪影抑制和缩短重建时间等方面均有上佳表现.

**关键词:** 低剂量 CT; 非单调性全变分; Anscombe 变换; 投影数据恢复

**中图分类号:** R391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2011) 07-1702-06

## Nonmonotone Total Variation Minimization Based Projection Restoration for Low-Dose CT Reconstruction

QIAN Shan-shan, HUANG Jing, MA Jian-hua, ZHANG Hua, LIU Nan,  
ZHANG Xi-le, FENG Qian-jin, CHEN Wu-fan

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

**Abstract:** In order to improve the reconstruction quality of low-dose CT image, a new approach is proposed based on low-dose CT projection restoration in this paper. First, projection data is transformed from Poisson distribution to Gaussian distribution using nonlinear Anscombe transform. Then, the Anscombe transformed data is filtered by an efficient nonmonotone total variation minimization denoising algorithm. Last, the reconstruction is achieved by inverse Anscombe transform and filtered back projection (FBP) method. Simulated and clinical low-dose CT data experimental results demonstrate that a high-quality CT image can be reconstructed.

**Key words:** low-dose CT; nonmonotone total variation; Anscombe transform; projection restoration

## 1 引言

自 20 世纪 70 年代 CT 问世以来, 已在医学影像诊断领域取得了巨大成就, 而偏高的 X 射线照射剂量则对人体有重大危害. 当前, 临床采用的低剂量 CT 扫描方案虽然一定程度上降低了 X 射线照射剂量, 但常常导致所采集的投影数据噪声偏高, 以致重建图像质量的下降, 直接影响影像诊断的准确性<sup>[1]</sup>. 针对此问题, 许多有关低剂量投影数据的恢复方法相继被提出<sup>[2-5]</sup>. 与传统的解析重建算法相比, 统计重建算法也成为解决此问题的一种有效方法, 但由于其需要精确的统计模型刻画整个物理系统, 包括 X 射源、探测器、成像物体等, 且计算效率较解析重建算法处于劣势, 目前相关工作仍处在

探讨阶段.

近来, Elbakri El 等认为 CT 探测器探测到的光子数满足背景噪声为零均值高斯噪声的 Poisson 分布, 并基于惩罚 Poisson 似然函数的最大化在图像域进行低剂量 CT 目标图像重建<sup>[5]</sup>. Manduca 等提出了一种基于双边滤波的投影数据去噪算法<sup>[6]</sup>, 此方法将服从 Poisson 分布的投影数据转化为近似 Gaussian 分布, 然后使用双边滤波滤除变换后数据的噪声. 这种方法在有效的去除低剂量图像噪声的同时可很好地保留图像边缘. 然而, 双边滤波涉及到多个参数的调整, 不具有自适应特性. 同时, 这些参数的选择均与要处理的投影数据密切相关, 即对不同的投影数据需要通过繁杂的人工参数调整以达到最佳的滤波效果, 大大限制了更为广泛的临床应用.

全变分(Total Variation, TV)模型在图像处理中已获得极大成功,被广泛应用于图像重建,图像去模糊,图像修补等方面<sup>[7,8]</sup>.本文采用改进的 TV 方法——非单调性全变分最小化算法(Nonmonotone Total Variation Minimization, NTVM)<sup>[9]</sup>,在投影域对噪声模型建立目标函数,对低剂量投影数据进行统计迭代估计,以期得到更接近于理想的投影数据,再通过 FBP 算法将低剂量 CT 图像重建.这样不仅避免了图像域 CT 统计迭代重建方法在计算速度上的劣势,而且充分利用了投影数据的统计分布信息.且相较于其他算法,NTVM 方法具有很好的快速收敛性和非单调性,在取得较好重建图像质量的同时使重建时间大大减少,对于临床有着更实际的应用意义;仅涉及一个调整参数,节省了参数调整时间,对复杂度高的 CT 图像重建具有良好的鲁棒性.

## 2 方法

### 2.1 噪声模型

关于投影数据的噪声统计特性已经得到广泛的研究<sup>[2,5]</sup>.在临床 CT 系统中,CT 探测数据可描述为  $N = N_0 \exp(-r)$ ,其中  $N_0$  表示入射 X 射线光子数目,  $N$  服从 Poisson 分布<sup>[10]</sup>.  $r$  为对数变换后的投影数据,即 Sinogram.

Anscombe 于 1948 年提出了一种从 Poisson 分布变换为近似 Gaussian 分布的变换方法<sup>[11]</sup>.假设  $z$  服从 Poisson 分布,通过如下变换

$$f(z) = 2\sqrt{z + \frac{3}{8}} \quad (1)$$

则得到的  $f(z)$  近似服从方差为 1 的 Gaussian 分布.可以使用针对 Gaussian 噪声模型的滤波方法对变换后的投影数据进行滤波.

假定得到的低剂量投影数据每个像素间是互相独立的,且经 Anscombe 变换后都服从方差为 1 的 Gaussian 分布.令  $\boldsymbol{\mu} = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}'$  表示待恢复理想数据( $n$  是投影数据的像素总数,符号“ $'$ ”表示转置算子),  $X$  为实测投影数据,  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}'$ ,那么该数据的条件概率公式可以表达为:

$$P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \mu_i) = \prod_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_i)^2}{2}\right) \quad (2)$$

对  $P(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X})$  取自然对数运算,则有:

$$\log p(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X}) \propto \log p(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}) p(\boldsymbol{\mu}) = \log P(\mathbf{X} | \boldsymbol{\mu}) + \log p(\boldsymbol{\mu}) \quad (3)$$

用符号  $\|\cdot\|_2$  表示 2 范数,将式(2)代入式(3),可得:

$$\log p(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X}) \propto -\frac{1}{2} \|x_i - \mu_i\|_2^2 + \log p(\boldsymbol{\mu}) + \log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \quad (4)$$

去除式(4)中的无关项常量  $\log\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n$ ,取常量  $\lambda > 0$ ,式(4)可表达为:

$$\log p(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X}) \propto -\frac{\lambda}{2} \|x_i - \mu_i\|_2^2 + \lambda \log p(\boldsymbol{\mu}) \quad (5)$$

由文献[2]可知,对理想数据的求解问题可以转化为求解以下最大化问题:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}} &= \arg \max_{\mu \geq 0} \{P(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X})\} \\ &= \arg \min_{\mu \geq 0} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|x_i - \mu_i\|_2^2 - \lambda \log p(\boldsymbol{\mu}) \right\} \end{aligned} \quad (6)$$

由于 TV 模型是一种行之有效的在滤除 Gaussian 噪声的同时又能很好地保持图像边缘的滤波方法,因此本文考虑用 TV 正则化的方法来代替式(6)中的正则化项  $\lambda \log p(\boldsymbol{\mu})$ ,即:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}} &= \arg \max_{\mu \geq 0} \{P(\boldsymbol{\mu} | \mathbf{X})\} \\ &= \arg \min_{\mu \geq 0} \left\{ \frac{\lambda}{2} \|x_i - \mu_i\|_2^2 + TV \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

由此,本文的研究问题可以归结为对式(7)的求解问题.针对这一问题,我们使用了 NTVM 滤波方法<sup>[9]</sup>.

### 2.2 基于 NTVM 算法的低剂量 CT 重建

TV 模型首次由 Rudin, Osher 和 Fatemi (ROF) 提出<sup>[12]</sup>.2004 年,Chambolle 在 ROF 方法的基础上,提出了一种基于最小化全变分模型的算法并证明了其收敛性<sup>[13]</sup>.由于此方法的简便和快速收敛性而得到广泛应用,但是在某些病态的逆问题求解中,Chambolle 算法的收敛率较慢.文献[9]的作者提出了 NTVM 的滤波方法,作者使用已知的 Barzilai-Borwein 步长代替已知的固定时间步长<sup>[14]</sup>,采用由 Dai 和 Fletcher 提出的自适应非单调性线性搜索流程来确保算法整体收敛性<sup>[15]</sup>.求解式(7)的最小化问题可由以下 NTVM 算法的离散化公式精确表达:

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbf{x} + \frac{1}{\beta} \nabla \cdot \mathbf{w} \quad (8)$$

其中,  $\boldsymbol{\mu}$  是待恢复的理想数据,  $\mathbf{x}$  为实测数据,  $\beta$  是控制去噪量的调控参数,  $(\nabla \cdot \mathbf{w})_{i,j}$  则为散度算子,  $\mathbf{w} = (w^1, w^2)$  是二元变量,在最小化全变分模型中作为梯度下降算子,假设图像尺寸大小为  $N \times N$ ,  $\chi$  表示欧几里得空间  $\mathfrak{R}^{(N \times N)}$ ,  $\mathbf{y} = \chi \times \chi$ , 并且  $\langle s, t \rangle_\chi = \sum_{1 \leq i, j \leq N} s_{i,j} t_{i,j}$ ,  $s, t \in \chi$ ,  $\langle p, q \rangle_y = \sum_{1 \leq i, j \leq N} p_{i,j}^1 q_{i,j}^1 + p_{i,j}^2 q_{i,j}^2$ ,  $p = (p^1, p^2)$ ,  $q = (q^1, q^2) \in \mathbf{y}$ , 则  $\mathbf{w}$  的离散化表达为:

$$\begin{aligned} w_{i,j}^1 &= \begin{cases} w_{i+1,j} - w_{i,j} & , \text{if } i < N \\ 0 & , \text{if } i = N \end{cases} \\ w_{i,j}^2 &= \begin{cases} w_{i,j+1} - w_{i,j} & , \text{if } j < N \\ 0 & , \text{if } j = N \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

$$(\nabla \cdot w)_{i,j} = \begin{cases} w_{i,j}^1 - w_{i-1,j}^1, & \text{if } 1 < i < N \\ w_{i,j}^1, & \text{if } i = 1 \\ -w_{i-1,j}^1, & \text{if } i = N \end{cases} + \begin{cases} w_{i,j}^2 - w_{i,j-1}^2, & \text{if } 1 < j < N \\ w_{i,j}^2, & \text{if } j = 1 \\ -w_{i,j-1}^2, & \text{if } j = N \end{cases} \quad (10)$$

$$w_{i,j}^{k+1} = \frac{w_{i,j}^k + \tau^k (\nabla \cdot w^k + \beta x)_{i,j}}{1 + \tau^k |(\nabla \cdot w^k + \beta x)_{i,j}|}, \quad \forall i, j \quad (11)$$

$$\tau^k = \frac{\|w^k - w^{k-1}\|_y^2}{\|\nabla \cdot (w^k - w^{k-1})\|_x^2} \quad (12)$$

算法公式(9)~(12)完整地表达了对式(8)的迭代求解过程。 $\tau$ 为 Barzilai-Borwein 时间步长。若令

$$g^k := -\nabla(\nabla \cdot w^k + \beta x)$$

则可以得到

$$w_{i,j}^{k+1}(w^k, \tau^k, g^k) := \frac{w_{i,j}^k - \tau^k g_{i,j}^k}{1 + \tau^k |g_{i,j}^k|},$$

$$p(g^k) = w^{k+1}(w^k, 1, g^k) - w^k$$

NTVM 算法流程首先设置各参数初始值,令散度算子  $\nabla \cdot w = 0$ , 时间步长  $\tau = 1/\|-\nabla(\beta x)\|$ ; 如果迭代控制条件  $\|p(g^k)\| = 0$ , 则迭代结束; 否则通过式(11)和(12)不断更新  $w_{i,j}^{k+1}$  和  $\tau^k$ ; 然后根据式(10)得到更新的  $\nabla \cdot w$ , 最终迭代结束后根据公式(8)得到待恢复的理想数据  $\mu$ 。

由于通过 Anscombe 变换可将服从 Poisson 分布的投影域噪声转化为近似 Gaussian 分布, 因此我们可以运用针对 Gaussian 噪声模型的 NTVM 算法, 去噪低剂量 CT Ancombe 变换后的投影数据。最后通过 FBP 算法将恢复后的投影数据实现重建低剂量 CT 图像。

基于 NTVM 算法的低剂量 CT 重建步骤描述如下:

**步骤 1** 获取低 mAs 条件下 CT 的投影数据, 使用 Anscombe 变换将服从 Poisson 分布的投影数据转化为近似 Gaussian 分布数据。

**步骤 2** 采用 NTVM 滤波对步骤 1 得到的数据进行去噪:

(1) 初始值设置: 设散度算子  $\nabla \cdot w = 0$ , 时间步长  $\tau = 1/\|-\nabla(\beta x)\|$ ;

(2) 对数据进行 NTVM 迭代恢复:

(a) 如果迭代判别式  $\|p(g^k)\| = 0$ , 则迭代结束;

(b) 运用自适应非单调性线性搜索算法求解。

**步骤 3** 经步骤 2 滤波后的数据通过 Anscombe 逆变换得到恢复后的投影数据。

**步骤 4** 通过 FBP 算法将步骤 3 得到的投影数据重建出 CT 图像。

步骤 2(a) 给出的迭代终止条件理想情况下是  $\|p(g^k)\| = 0$ , 但是为了能够用尽可能少的迭代次数

得到较好的实验结果, 实际迭代终止条件是  $\|p(g^k)\| \leq 10^{-3} \|p(g^0)\|$ 。当以上参数值确定后, 针对不同图像需要调整的参数仅有  $\beta$ , 经验表明, 对于 Shepp-Logan 体模图像, 当  $\beta = 0.1$  的时候, 迭代次数在 20 步左右就可以得到比较理想的重建效果。

### 3 实验与分析

本节分别通过修定的 Shepp-Logan 体模模拟生成的基于圆形轨道的扇形束投影数据和临床人体腹部低剂量投影数据验证本文方法的有效性。

#### 3.1 Shepp-Logan 体模数据实验

在本实验中, 选择修定的 Shepp-Logan 体模模拟生成基于圆形轨道的扇形束投影数据。Shepp-Logan 体模大小为  $512 \times 512$ , 射源到旋转中心和探测器的距离分别为 408 和 949, 旋转角在  $[0, 2\pi]$  间采样值为 984, 探测器个数为 888。低剂量 CT 的投影数据由 ASPIRE 软件生成<sup>[16]</sup>, 光子总计数设为  $2.5 \times 10^5$ , 滤波过程采用 Hanning 窗进行。计算平台为 Intel(R) Pentium(R) 4, 3.16GHz 3.00GHz 双核处理器, 1GB 内存的 PC 机。

重建结果如图 1 所示。图 1(a) 为理想体模图像; 图 1(b) 为低剂量数据采用滤波反投影算法直接重建图像; 图 1(c) 是低剂量数据采用双边滤波反投影算法重建图像, 其中距离惩罚参数  $d = 1$ , 灰度值惩罚参数  $s = 12$ , 像素块半径  $t = 2$  (相关参数的定义请参考文献[17]), 是多次调整滤波参数后得到的最好结果; 图 1(d) 显示了双边滤波中不恰当的参数选取得到的最终重建图像 ( $d = 0.5, s = 10, t = 4$ ), 可见重建图像残留大量伪影, 说明了该方法对参数的选择的敏感性; 图 1(e) 为低剂量数据采用本文方法重建图像。由图 1 可以看

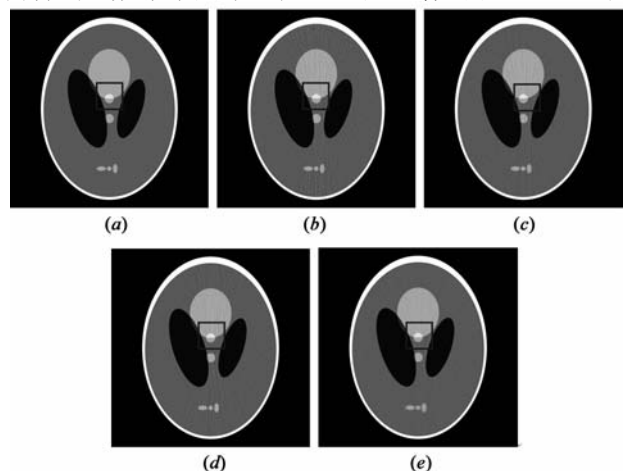


图 1 Shepp-Logan 体模图像和不同方法重建图像。(a) 理想体模图像; (b) 滤波反投影算法直接重建图像; (c) 投影数据采用双边滤波后的滤波反投影重建图像 (恰当参数); (d) 投影数据采用双边滤波后的滤波反投影重建图像 (不恰当参数); (e) 采用本文方法重建图像。(所有滤波图像均在同一窗宽窗位下显示, 显示窗大小为  $[20, 130]$ )

出,本文提出的基于非单调性全变分最小化算法在抑制噪声和保持边缘方面都有良好表现,可以保持良好的图像一致性.由图 2 中对应图 1 的局部放大图能更清晰的看出本文方法的噪声和伪影的抑制效果.

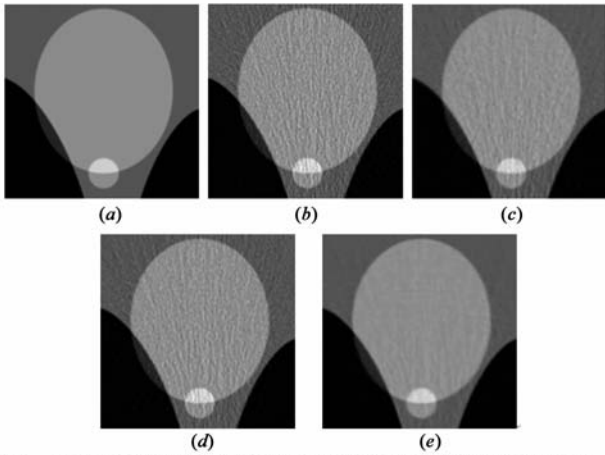


图2 对应图1的不同方法投影数据恢复后重建图像局部放大图. (a)理想投影数据重建图像;(b)低剂量数据FBP直接重建图像;(c)低剂量数据采用双边滤波后的FBP重建图像(恰当参数);(d)低剂量数据采用双边滤波后的FBP重建图像(不恰当参数);(e)采用本文方法重建图像.(所有重建图像均在同一窗宽窗位下显示,显示窗大小为[20,130])

为了定量分析不同方法的差异,本文计算了理想图像与各重建图像之间的信噪比 SNR、均方误差 NMSE 和重建时间 Time,见表 1,信噪比和均方误差计算公式分别如下:

$$SNR = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_{i,j}(I_{rec}(i,j) - \bar{I})^2}{\sum_{i,j}(I_{rec}(i,j) - I_{phantom}(i,j))^2}\right) \quad (13)$$

$$NMSE = \frac{\sum_{i,j}(I_{rec}(i,j) - I_{phantom}(i,j))^2}{\sum_{i,j}(I_{phantom}(i,j))^2} \quad (14)$$

式(13)、(14)中,  $I_{rec}(i,j)$  表示像素点  $(i,j)$  处的重建图像灰度值,  $\bar{I}$  表示  $I$  中所有像素点灰度的平均值;  $I_{phantom}(i,j)$  表示真实图像像素点  $(i,j)$  处的灰度值.

表 1 图 1 中重建图像信噪比、均方误差测量值和时间

Methods	FBP	Bilateral filtering	NTVM
SNR(dB)	22.93	31.18	32.50
NMSE ( $1e-4$ )	28	4.19	3.10
TIME(s)	134.17	172.16	157.86

由表 1 的信噪比分析可以看出,本文方法可以较高地提升重建图像信噪比.另由表 1 的均方误差分析可知,低剂量 CT 投影数据滤波方法与直接采用 FBP 算法重建图像相比,均可减少重建图像均方误差,而本文方法得到的重建图像可获得更小的均方误差值.再由表 1 中的时间对比分析可以看出,本文算法在重建时间方面较双边滤波方法有较大改善.另外,通过体模图像中

线剖面图(图 3)可以看出,经投影域滤波后的图像较好的抑制了伪影的产生.

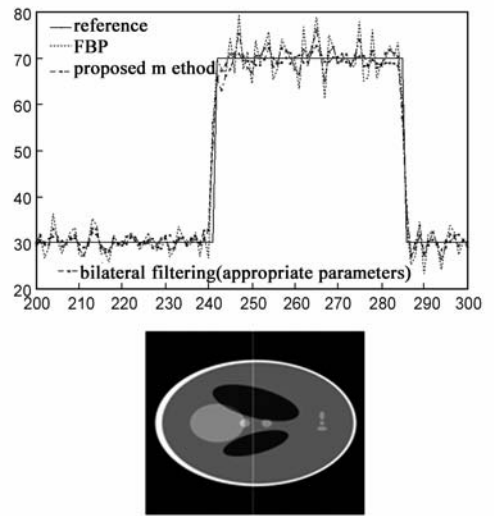


图3 图1中不同方法所得Shepp-logan体模重建图像中线剖面图(小图所示剖面[200:300,250]部分)

### 3.2 临床人体腹部低剂量投影数据实验

为了进一步验证本文方法的有效性,本实验测试了一组临床腹部低剂量投影数据.实验数据由商业单排 CT 设备采集,射源到旋转中心和探测器的距离分别为 475.00mm 和 845.24mm,旋转角在  $[0, 2\pi]$  间采样值为 1440,探测器单元为 0.92mm,球管电压和球管电流分别为 120kV 和 120mAs,光子计数为  $2.5e6$ .通过降低光子计数为  $2.5e5$  生成低剂量的投影数据,FBP 重建中滤波过程采用 Hanning 窗进行.

图 4 分别显示了投影数据由不同方法滤波处理后再经过滤波反投影的重建图像.从图 4(a)可以看出,由于 X 射线剂量较低,滤波反投影直接重建出的图像存在较多噪声和伪影.相比而言,图 4(b)和图 4(c)是分别经过双边滤波和本文方法滤波后的重建图像,其中图 4(b)是经过多次参数调整后取得的最好结果,距离惩罚参数  $d=1$ ,灰度值惩罚参数  $s=14$ ,像素块半径  $t=6$ (相关参数的定义请参考文献[17]),重建结果都较好的抑制了图像中的噪声并减少了伪影.易见,图 4(c)中没有出现图 4(b)中的放射状伪影.图 5 则显示了图 4 感兴趣区域的局部放大图像.

表 2 图 4 不同方法所得临床腹部重建图像均质区域信噪比和重建时间

Methods	Mean	Std	SNR	Time(s)
FBP	$9.174e-3$	$2.216e-4$	41.41	63.83
Bilateral filtering	$9.171e-3$	$0.826e-4$	110.97	100.40
NTVM	$9.172e-3$	$0.784e-4$	116.98	92.20

表 2 列出三种不同方法在均质区域(图 4 左侧方框内区域,像素区域为  $[355:385, 85:115]$ )的均值、方差、信噪比值和整个图像的重建时间,以考察重建图像的



图4 临床低剂量投影数据重建图像。(a)直接滤波反投影重建图像;(b)投影域双边滤波后滤波反投影重建图像;(c)本文方法重建图像。(所有滤波图像均在同一窗宽窗位下显示,显示窗大小为[0.000765,0.001120])

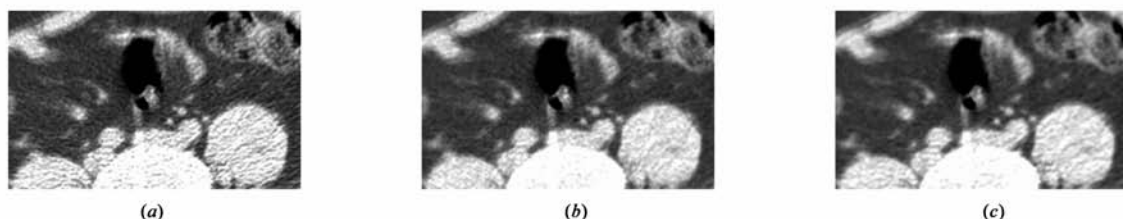


图5 图4感兴趣区域的局部放大图像。(a)直接滤波反投影重建图像;(b)投影域双边滤波后滤波反投影重建图像;(c)本文方法重建图像。(所有滤波图像均在同一窗宽窗位下显示,显示窗大小为[0.000765,0.001120])

噪声抑制和耗时情况。由表2可以看出,相比于直接的滤波反投影方法,双边滤波和本文方法都很好的抑制了噪声和伪影。但是NTVM算法相较于双边滤波方法,取得了更高的信噪比值和更快的重建时间,从图5的局部放大图像中,可以清楚的观察到本文方法取得了更好的重建结果。图6则给出不同方法所得图像的剖面图,同样可以看出,本文方法能更好地保持图像分辨率,而且在视觉上没有过平滑的现象。

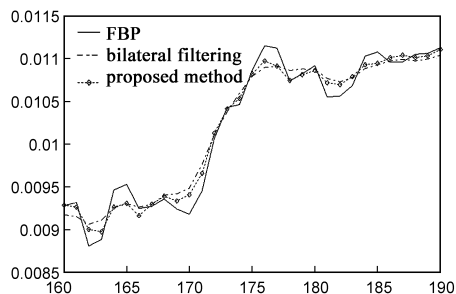


图6 不同方法重建图像剖面图(图4右侧长方形上线段区域)

## 4 讨论与结论

本文提出了一种基于NTVM滤波的低剂量CT重建算法,利用NTVM方法在图像去噪中的优越性能,将其运用到低剂量CT的投影域数据恢复。仿真和临床实验结果表明,本文的算法针对低剂量CT图像可以很好的抑制噪声和伪影,实现图像的优质重建,并能取得较短的重建时间,对于临床有更实际的应用意义。且本文算法涉及的可调整参数只有一个,大大减少了参数调整

的工作量,具有较好的算法鲁棒性。

本文假设使用的滤波方法可以完全滤除 Gaussian 噪声,但事实上滤波后的投影数据与真实数据仍有差异。并且本文中通过仿真和临床实验各算法得到的重建时间,即使在完全相同的算法参数和软硬件测试条件下,同一算法任两次实验得到的结果也有一定差异,且在一定范围内波动,最后各算法重建时间取10次相同实验条件下测得的平均值。因此,作者下一步的工作包括分析在低剂量CT成像中投影域数据残余噪声的滤除方法,尽力改善实验条件以取得更稳定的实验结果,并且优化现有实验代码更明确地体现算法的快速收敛性也将是作者的努力方向。

## 参考文献

- [1] Brenner DJ, Hall EJ. Computed tomography—an increasing source of radiation exposure[J]. N Engl J Med, 2007, 357(22):2277–2284.
- [2] Li T, Li X, Wang J, et al. Nonlinear sinogram smoothing for low-dose X-ray CT[J]. IEEE Trans Nucl Sci, 2004, 51(5):2505–2513.
- [3] 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 Jian-hua, Chen Wu-fan, 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)
- [4] 毕一鸣,马建华,等.基于标准剂量CT图像非局部权重先

- 验的低剂量图像恢复[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1146 – 1151.
- Bi Yi-ming, Ma Jan-hua, 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): 1146 – 1151. (in Chinese)
- [5] La Rivière P J. Penalized-likelihood sinogram smoothing for low-dose CT[J]. Med Phys, 2005, 32(6): 1676 – 1683.
- [6] Manduca A, Yu L, Trzasko JD, et al. Projection space denoising with bilateral filtering and CT noise modeling for dose reduction in CT[J]. Med Phys, 2009, 36(11): 4911 – 4919.
- [7] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical Problems in Image Processing[M]. Berlin: Springer, 2002. 147.
- [8] Chan T, Shen J. Image Processing and Analysis—Variational, PDE, Wavelet, and Stochastic Methods [M]. Philadelphia: SIAM, 2005.
- [9] Yu G, Li Q, Yu H. On nonmonotone chambolle gradient projection algorithms for total variation image restoration [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2009, 35(2): 143 – 154.
- [10] Mäkitalo M, Foi A. On the inversion of the Anscombe transformation in low-count Poisson image denoising[A]. Proc. International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing[C]. Tuusula, Finland: LNLA, 2009. 26 – 32.
- [11] Anscombe F J. The transformation of poisson, binomial and negative binomial data[J]. Biometrika, 1948, 35(3 – 4): 246 – 254.
- [12] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(1 – 4): 259 – 268.
- [13] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1 – 2): 89 – 97.
- [14] Barzilai J, Borwein J M. Two-point step size gradient methods [J]. IMA Journal of Numerical Analysis, 1988, 8(1): 141 – 148.
- [15] Dai Y, Fletcher R. Projected Barzilai-Borwein methods for large-scale box-constrained quadratic programming [J]. Numerische Mathematik, 2005, 100(1): 21 – 47.
- [16] Fessler J A. ASPIRE 3.0 user's guide: A sparse iterative reconstruction library [R]. Communication & Signal Processing Laboratory Technical Report, 293.
- [17] Bai M, Chen J H, Raupach R, et al. Effect of nonlinear three-dimensional optimized reconstruction algorithm filter on image quality and radiation dose: Validation on phantoms [J]. Med Phys, 2009, 36(1): 95 – 97.

#### 作者简介



钱姗姗 女, 1987 年 1 月出生于河南省杞县, 2008 年获得中南民族大学生物医学工程学士学位, 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, 主要研究方向为低剂量 CT 的成像和后处理。

E-mail: susan413@163.com

黄静 女, 1977 年生, 博士, 南方医科大学生物医学工程学院医学信息研究所讲师, 研究方向: 低剂量 CT 成像。

E-mail: hjing@fimmu.com

马建华(通讯作者) 男, 南方医科大学生物医学工程学院医学信息研究所副教授, 研究方向: 医学成像技术。

E-mail: jhma@fimmu.com