

一种适用于真实人体数据能有效消除 Gibbs 伪影的 MR 重建新算法

江贵平 黄 鑫 冯衍秋 陈武凡

(南方医科大学生物医学工程学院医学信息技术研究所 广州 510515)

摘 要 Gibbs 振铃是在磁共振成像中常见的主要存在于组织边缘处的一种伪影,它是在采用部分 k 空间数据进行图像重建时产生的. Gegenbauer 重建方法能够有效消除 Gibbs 环状伪影并能保持图像高分辨率,但重建时间长且参数的选择对重建结果影响很大. 文中引入逆多项式方法对 Gegenbauer 重建方法进行了改进,同时以 Chebyshev 多项式替代 Gegenbauer 多项式,免去了参数的人为选择,提高了重建精度并加快了速度. 由于上述方法是针对连续区间讨论的,因此如何通过边缘检测准确地划分连续子区间显得尤为重要. 文中提出的频域滤波边缘检测法能得到准确的边缘检测结果,有效地提高了文中方法对具有复杂组织结构的真实人体 MR 数据重建的精度,使其更具实用性.

关键词 磁共振成像; Gibbs 伪影; Chebyshev 多项式; 逆多项式重建; 边缘检测

中图法分类号 TP391

A Novel Algorithm to Reduce the Gibbs Ringing Artifacts in Vivo MRI

JIANG Gui-Ping HUANG Xin FENG Yan-Qiu CHEN Wu-Fan

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

Abstract Gibbs ringing in magnetic resonance imaging is a well know artifact which is prevalent particularly at the tissue boundaries, this phenomena results from the reconstruction procedure involving only part of the k -space data. The Gegenbauer reconstruction method has been shown to be able to eliminate Gibbs artifacts effectively while retaining high resolution. Its disadvantages include time-consuming and the reconstruction result depending on the selection of parameters greatly. In this paper, the authors improve the Gegenbauer method by introducing the Inverse Polynomial Reconstruction Method (IPRM) and replacing the Gegenbauer polynomial with Chebyshev polynomial. The new method reduces the construction error and computational cost effectively without any need to select the parameters. Because the method above is discussed in smooth interval, the edge detection becomes critical in determining the smooth intervals for high resolution reconstruction. This paper presents an edge detection method which can achieve precise edge effectively and make the new reconstruction method suitable both in vitro and vivo.

Keywords magnetic resonance imaging; Gibbs ring artifact; Chebyshev polynomial; inverse polynomial reconstruction; edge detection

收稿日期:2004-12-28;最终修改稿收到日期:2007-05-29. 本课题得到国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2003CB716101)、国家自然科学基金重点项目(30130180)和广东省自然科学基金(010583)资助. 江贵平,男,1971年生,博士,副教授,从事医学图像处理及成像技术的研究. E-mail:gzjiang@263.net. 黄 鑫,男,1979年生,博士研究生,主要研究方向为医学图像重建,尤其是磁共振图像重建. 冯衍秋,男,1976年生,博士,讲师,主要从事成像技术的研究. 陈武凡,男,1949年生,教授,博士生导师,主要从事医学图像处理及成像技术基础理论的研究.

1 引言

傅立叶变换是磁共振图像重建的主要方式. 为了达到临床所需, 常常会在保持合适的信噪比的前提下, 减少相位编码次数来缩短数据采集时间, 因而会丢失部分高频数据. 这样, 采用部分 k 空间数据进行傅立叶变换重建时就会在图像中产生 Gibbs 环状伪影. 在 MR 成像中, k 空间的中央区域(低频率区域)数据决定 MR 图像的对比度, 而被舍弃的部分边缘区域(高频区域)数据则影响图像的边界特征, 所以 Gibbs 现象往往在图像边缘表现尤为明显.

傅立叶重建方法表达如下:

$$f(x, y) = \sum_{l=-N}^N \sum_{k=-N}^N \tilde{f}_{l,k} e^{i\pi(lx+ky)} \quad (1)$$

其中

$$\tilde{f}_{l,k} = \frac{1}{4N^2 c_l c_k} \sum_{j=0}^{2N-1} \sum_{h=0}^{2N-1} f(x_j, y_h) e^{-i\pi(lx_j+ky_h)},$$

$$c_l, c_k = \begin{cases} 2, & l, k = \pm N \\ 1, & \text{其它} \end{cases}.$$

上述离散傅立叶变换的系数就是重建图像所需的 k 空间数据, 当仅用有限频率范围的 k 空间数据进行重建成像时, 就会出现 Gibbs 环状伪影, 如图 4(b)所示.

现在一些方法已经能够有效地消除或减少 Gibbs 伪影. 最常见的就是通过滤除原始数据中的高频信息从而消除远离边缘的伪影, 但这种方法不可避免地会带来重建图像的边界模糊, 而且在边缘附近仍然存有伪影. 另外一些方法主要通过改变重建方法来达到消除伪影的目的. 其做法就是通过已知的频域信息使用其它非周期基函数来重建未知的图像函数, 以此代替传统的 Fourier 重建. Gegenbauer 重建方法就是其中比较有效的一种, 它是 Gottlieb 等^[1]于 1997 年提出的、后被应用到磁共振成像中的一种既能有效消除 Gibbs 现象, 又能保持图像高分辨率的重建方法, 且重建后的图像边缘表现良好. 该方法的关键在于其参数的选择, 参数的选择正确与否对重建图像质量影响较大. 尽管有一些文章对其参数的选择进行了讨论^[2], 但仍然存在对参数选择的严格限制.

本文引入逆多项式重建(Inverse Polynomial Reconstruction Method, IPRM)方法对 Gegenbauer 重建方法进行了改进, 同时以 Chebyshev 多项式替代 Gegenbauer 多项式, 免去了参数的人为选择, 有

效地提高了重建精度并加快了重建速度.

由于上述方法是针对连续区间讨论的, 因此必须首先利用原始数据获得重建图像的边缘信息, 从而获得一系列连续的子区间并进行重建. 显然, 边缘检测的准确性直接影响到重建效果. Gegenbauer 重建方法中的边缘检测方法对含伪影的复杂图像检测不够准确, 使其对真实数据的应用受到限制. 在本文中我们对原有边缘检测方法进行了改进, 有效减少了 Gibbs 环状伪影对边缘检测的影响, 有效地提高了本文方法对真实人体 MR 数据重建的精度, 使其更具实用性.

以下我们将分别对边缘检测和重建方法进行介绍, 然后给出实验结果验证其有效性并进行讨论.

2 基于 Chebyshev 多项式的逆多项式重建方法

Gibbs 效应长期以来都是利用频域数据进行函数重建时所遇到的主要障碍. 现在已经有许多重建技术用来消除 Gibbs 现象. 其中 Gegenbauer 重建方法和以下提出的基于 Chebyshev 多项式的逆多项式重建方法都是能够保持图像高分辨率的重建方法, 尤其在重建后图像的边缘表现良好. 这类方法是利用频域数据在图像的每个连续子区间内进行重建, 并在间断点处迅速收敛, 从而有效地避免 Gibbs 振荡效应的发生. 由于这类方法只能对连续函数进行恢复, 所以提取边缘信息确定连续子区间就成了重建前的重要步骤.

本章首先介绍如何利用谱数据检测出图像边缘, 然后介绍如何引进逆多项式重建方法和 Chebyshev 多项式对 Gegenbauer 重建方法进行改进, 从而得到适用于真实人体数据的更加准确、快速的重建结果.

2.1 频域滤波与边缘检测

精确地检测出图像边缘, 从而准确获取图像的连续区域是这个图像重建算法中重要的一步. 利用频域数据检测图像边缘, 我们选取了文献[3-4]中讨论的名为“集中”的检测方法, 方法的流程如下:

首先确定待检测的不连续函数 $f(x)$, 定义 $[f(x)] = f(x+) - f(-)$, 这里 $f(x+)$ 和 $f(x-)$ 分别为不连续函数 $f(x)$ 在间断点处 x 的右、左极限值, 即 $f(x\pm) = \lim_{x \rightarrow x\pm} f(x)$. 从上式可以看出 $[f(x)]$ 在函数 $f(x)$ 连续处值恒为 0, 而在不连续处 $[f(x)]$ 为函数 $f(x)$ 的跳跃, 即 $f(x_{j+1}) - f(x_j)$. 选择集中核 K_N^x , 使得 $K_N^x \times f(x)$ 的支集趋近于函数 $f(x)$ 的

跳跃不连续点,即应该具有下列集中特性:

当 $N \rightarrow \infty$ 时,

$$K_N^r \times f(x) \rightarrow [f(x)] \tag{2}$$

这里 N 为采样点数,集中核 K_N^r 的表达式为

$$K_N^r(x) = -\sum_{k=1}^N \tau\left(\frac{k}{N}\right) \sin(kx),$$

集中因子

$$\tau(x) = \sigma(x) \frac{\sin\left(\frac{\pi x}{2}\right)}{\frac{\pi x}{2}}.$$

通过式(2)得到的 $[f(x)]$ 的值,我们就可以获得函数 $f(x)$ 的不连续点,进行二维运算从而得到图像的边缘. 上面的方法对于不含伪影或者简单的 MR 图像(例如体模图像)检测边缘的效果很好,但是对于含 Gibbs 环状伪影的真实图像来说往往会发生一些漏检或误检的情况. 因为真实图像的边缘信息比较复杂,图像函数在一个周期内通常含有多个间断点且间隔很近. 由于 Gibbs 效应的存在,在间断点附近产生的虚假抖动会影响对间断点的判断. 而不准确的边缘检测结果会直接影响到重建方法的准确性,这也就是为什么 Gegenbauer 方法一直没有被广泛应用的原因.

为了解决这个问题,我们先对图像进行一次滤波处理,这样在去除噪声影响的同时也有利于消除一些图像中的虚假边缘,增加边缘检测的准确性. 本文先对频域数据进行滤波处理,然后再利用修正后的频域数据进行图像边缘检测.

所以式(2)变为 $K_N^r \times (f(x) \times S(x)) \rightarrow [f(x)]$, 其中滤波函数 S 为滤波器 θ 的傅立叶变换,其表达式为

$$S(x) = \sum_{k=-N}^N \theta\left(\frac{k}{N}\right) e^{i\pi k x} \tag{3}$$

这样,根据时域卷积定理,图像函数式(1)中 $f(x)$ 可重新写为

$$f^\theta(x) = f(x) \times S(x) = \sum_{k=-N}^N \theta\left(\frac{k}{N}\right) \tilde{f}_k e^{i\pi k x} \tag{4}$$

Gibbs 效应产生的另一个原因是由于 Fourier 变换系数缓慢的衰减速度所造成的^[1]. 上式中因子 θ 加快了 Fourier 系数 \tilde{f}_k 衰减速度,从而减弱了 Gibbs 效应.

应用低通滤波器对高频成分进行抑制可以达到消除空域中图像的噪声和对图像边缘进行平滑处理的目的,而且能够消除远离间断点的 Gibbs 抖动(在靠近间断点处仍然会有 Gibbs 效应的存在). 本文选

择了形式简单的指数滤波器,它在远离函数间断点处能够保持很高的准确性,且具有很快的衰减率^[5]:

$$\theta(|k|/N) = e^{-a(|k|/N)^p},$$

其中, p 表示滤波器的阶数, a 为滤波器的强度. 实验中取 $a=40, p=5$.

最终我们可以得到进行间断点检测的公式为

$$T_N^r[f(x)] = i\pi \sum_{k=-N}^N \text{sgn}(k) \tau\left(|k|/\left(N+\frac{1}{2}\right)\right) \theta_k \tilde{f}_k e^{i\pi k x} \tag{5}$$

上式 $T_N^r[f(x)]$ 满足如下特性:在函数间断点处即 $x=x^*$ 时, $T_N^r[f(x)] \rightarrow [f(x_j^*)]$, 而在 $x \neq x^*$ 时, $T_N^r[f(x)] = 0$. 其中, x^* 为待检测函数 $f(x)$ 的间断点, \tilde{f}_k 为离散傅立叶系数.

$T_N^r[f(x)]$ 在间断点附近的波动会影响对间断点的判断. 为了解决这个问题,我们引入一个阈值参数 (Threshold) 来消除虚假的间断点:只有跳跃幅度大于阈值时,即 $[f(x)] > \text{Threshold}$, 才视为间断点. 阈值参数 Threshold 的选取至关重要,如果 Threshold 的取值过大,可能会产生间断点的漏检,若取值过小可能会发生误检. 根据参考文献[6]并通过大量实验我们发现,阈值 $\text{Threshold} = 9\% \times \max(T_N^r[f(x)])$ 时能获得很好的间断点检测结果.

集中核的选择关键在于集中因子的选取,它直接关系到检测效果的好坏. 集中因子可依据不同情况自由选取^[3-4]. 下面列出了几种常用的集中因子形式.

多项式因子:

$$\tau^{\text{pol}}(s) = s \frac{\sin\left(\frac{\pi s}{2}\right)}{\frac{\pi s}{2}} = \frac{2\sin\left(\frac{\pi s}{2}\right)}{\pi},$$

三角函数因子:

$$\tau^{\sin}(s) = \frac{\sin as}{\text{Si}(\alpha)} = \sin \frac{\pi s}{2} / \left(\frac{\pi s}{2}\right),$$

指数因子:

$$\tau^e(s) = \text{const} \cdot e^{\frac{1}{as(s-1)}} \cdot \frac{2\sin\left(\frac{\pi s}{2}\right)}{\pi},$$

其中, $\text{const} = \int_{\epsilon}^{1-\epsilon} e^{\frac{-1}{as(s-1)}} ds$.

由于重建方法要求准确检测出连续区间和间断点的位置,而对于函数跳跃幅度检测的精度相对来说要求不是很高,而指数因子在这方面有很好的表现.

图 1 是利用指数集中因子进行间断点检测的过

程,可以看出经过改进后的检测方法(图 1(f))要明显强于原始检测方法(图 1(c)). 图 2 给出的是 Shepp-

Logan 脑模图像的边缘检测结果.

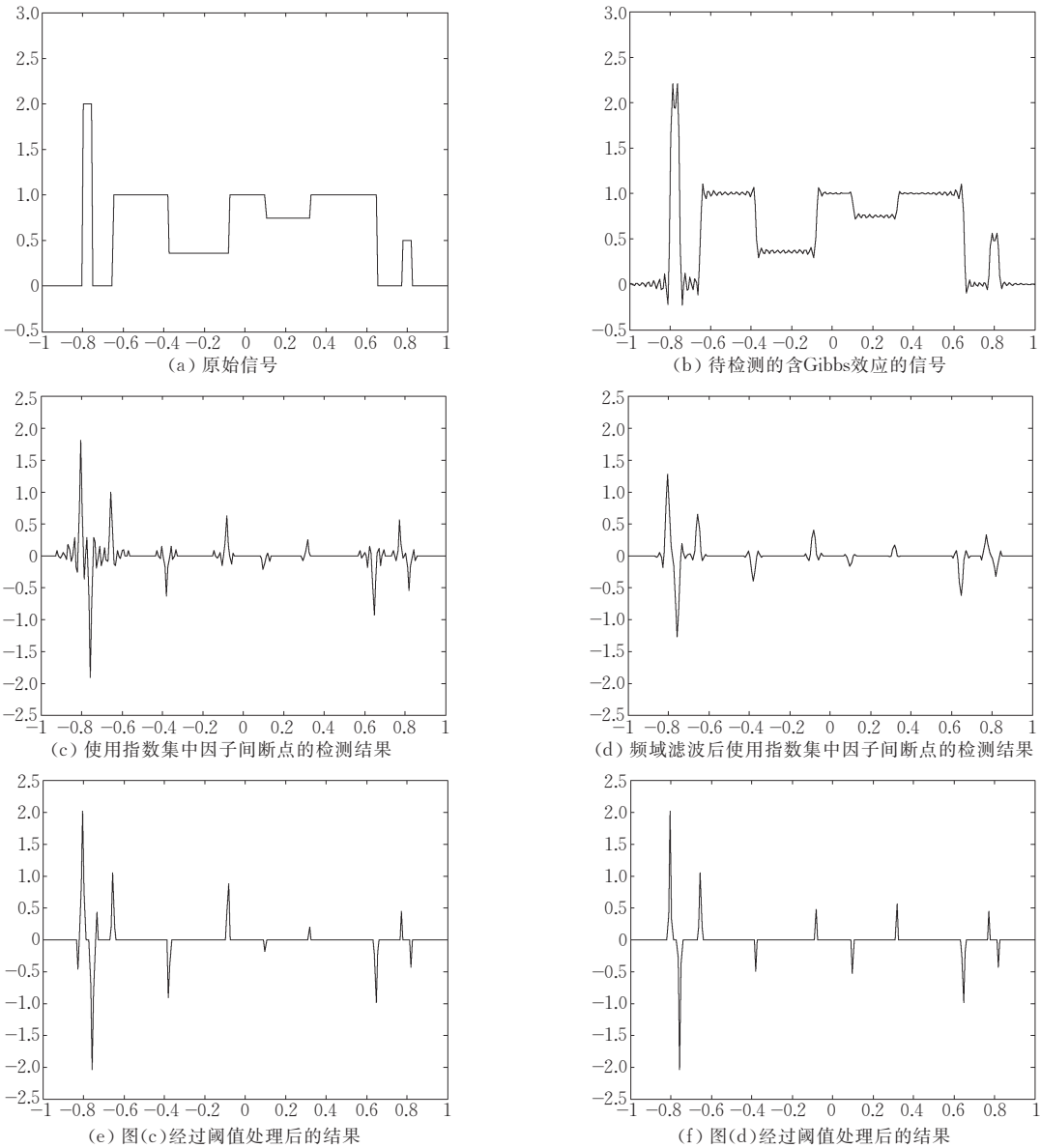


图 1 函数间断点的检测过程

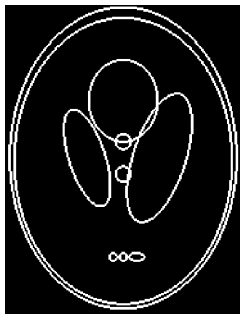


图 2 Shepp-Logan 脑部图像的边缘检测

2.2 逆多项式重建方法(Inverse Polynomial Reconstruction Method)

Gegenbauer 重建方法主要通过正交多项式 $C_n^\lambda(x)$

利用原始频域数据对函数进行重建. Gegenbauer 多项式 $C_n^\lambda(x)$ 的表达式为

$$C_n^\lambda(x) = \frac{(-1)^n (2\lambda)_n}{2^n n! \left(\lambda + \frac{1}{2}\right)_n} (1-x^2)^{\lambda-\frac{1}{2}} \frac{d^n}{dx^n} [(1-x^2)^{n+\lambda-\frac{1}{2}}],$$

相应的 Gegenbauer 函数展开式为

$$g_m^\lambda(x) = \sum_{l=0}^m \hat{g}^\lambda(l) C_l^\lambda(x) \tag{6}$$

其中, Gegenbauer 展开式系数为

$$\hat{g}^\lambda(l) = \frac{1}{h_l^\lambda} \int_{-1}^1 (1-x^2)^{\lambda-\frac{1}{2}} f_N(x) C_l^\lambda(x) dx \tag{7}$$

这里正则项 $h_l^\lambda = \frac{\sqrt{\pi} C_l^\lambda(1) \Gamma\left(\lambda + \frac{1}{2}\right)}{\Gamma(\lambda)(n+1)}$, Γ 为伽马函数.

直接应用 Gegenbauer 重建方法涉及到由原始的未知函数 $f(x)$ 先投影到傅立叶空间, 然后再通过频域数据投影到 Gegenbauer 空间对未知函数进行重建, 但实际上两个空间上的数据是不能完全匹配的, 随着 N 的增大, 这种误差也将随之减少, 当 $N \rightarrow \infty$ 我们就能获得准确的重建, 这也就是 Gegenbauer 重建方法存在误差的原因. 而应用 Gegenbauer 方法最大的问题在于参数 λ 和 m 必须满足确定条件才能使频域数据快速收敛从而消除 Gibbs 现象. 如果参数选择不当, 可能会增大重建误差. 实验表明, λ 和 m 是与连续子区间间隔以及采样点数 N 都有关的参数^[2,7].

为了解决上述问题, Jung 等人提出了一种更稳健、精确的算法——逆多项式重建算法 (Inverse Polynomial Reconstruction Method, IPRM)^[8-9]. 与 Gegenbauer 算法主要的不同在于它通过寻找有限项 m 来使重建误差达到最小. 首先, 把待重建的图像函数用 Gegenbauer 多项式式(7)表示成 $g_m^\lambda(x)$, 然后再将其投影到傅立叶空间, 用傅立叶级数表示为

$$f_m^N(x) = \sum_{k=-N}^N (g_m^\lambda(x), e^{(i\pi k x)})_F e^{i\pi k x} \tag{8}$$

这里 $(f(x), e^{(i\pi k x)})_F$ 表示为函数 $f(x)$ 的傅立叶变换, 即

$$\tilde{f}_k = (f(x), e^{(i\pi k x)})_F = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 f(x) e^{(i\pi k x)} dx,$$

这样重建结果与直接利用频域数据进行傅立叶变换重建所产生的误差为 E ,

$$E(x) = f_m^N(x) - f_N(x) \tag{9}$$

由于误差函数 $E(x)$ 在傅立叶空间上满足正交性, 它与每一组基函数 $e^{(i\pi k x)}$ 都是正交的, 即

$$(E(x), e^{(i\pi k x)})_F = 0 \tag{10}$$

所以由式(10)可以得出

$$(f_m^N(x) - f_N(x), e^{(i\pi k x)})_F = 0 \tag{11}$$

通过式(8)可以得到

$$(f_m^N(x), e^{(i\pi k x)})_F = \tilde{f}_k \tag{12}$$

通过式(8)和式(12)可以得到

$$\left(\sum_{k'=-N}^N \left(\sum_{l=0}^m \tilde{g}^\lambda(l) C_l^\lambda(x), e^{(i\pi k' x)} \right)_F e^{(i\pi k' x)}, e^{(i\pi k x)} \right)_F = \tilde{f}_k \tag{13}$$

这里定义变换矩阵 \mathbf{W} ,

$$\mathbf{W}_{k'l} = (C_l^\lambda(x), e^{(i\pi k' x)})_F = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 C_l^\lambda(x) e^{-i\pi k' x} dx \tag{14}$$

因为正交性, $(e^{(i\pi k' x)}, e^{(i\pi k x)})_F = \delta_{kk'}$, 所以, 可以得到

$$\sum_{l=0}^m \mathbf{W}_{kl} \tilde{g}^\lambda(l) = \tilde{f}_k \tag{15}$$

通过式(1)、式(15), 可以得到展开式的系数表达式为

$$\tilde{g}^\lambda(l) = \sum_{k=-N}^N (\mathbf{W}^{-1})_{lk} \tilde{f}_k \tag{16}$$

式(16)就是逆多项式重建方法 IPRM. 通过式(15)我们知道 m 的取值只要满足 $m \leq 2N$ 即可. 而对于直接应用 Gegenbauer 方法, m 的取值为 $m \rightarrow \infty$. 因此, 采用 IPRM 方法, 我们就可以通过有限项 m 使重建函数误差达到最小. 此外, 展开式的系数 $\tilde{g}^\lambda(l)$ 中的参数 λ 也不必再受连续子区间间隔以及采样点数 N 的限制, 可以独立进行选择.

2.3 基于 Chebyshev 多项式的 IPRM 方法

如果选用进行 IPRM 重建, 尽管参数 λ 的限定条件减少, 但仍然需要人为确定 λ . 为此, 我们考虑是否可以用其它多项式来代替 Gegenbauer 多项式. 由于 IPRM 方法的通用性很强, 适用于任何正交多项式. 因此我们选择了能使频谱数据产生快速收敛的第二类 Chebyshev 正交多项式来进行图像重建.

第二类 Chebyshev 多项式的正交性满足:

$$\int_{-1}^1 (1-x^2)^{\frac{1}{2}} U_m(x) U_n(x) dx = \begin{cases} \frac{\pi}{2}, & m = n \\ 0, & m \neq n \end{cases} \tag{17}$$

第二类 Chebyshev 多项式的表达式为

$$U_n(x) = \frac{(-1)^n (n+1)}{\sqrt{1-x^2} (2n+1)!!} \frac{d^n}{dx^n} [(1-x^2)^{n+\frac{1}{2}}] \tag{18}$$

这样函数展开式的系数为

$$\tilde{g}(l) = \frac{2}{\pi} \int_{-1}^1 \sqrt{1-x^2} f(x) U_l(x) dx \tag{19}$$

现在我们已经得到了 Chebyshev 多项式和函数展开式的系数, 用 IPRM 的思想, 利用式(14)变换矩阵 \mathbf{W} 将改为

$$\mathbf{W}_{k'l} = (U_l(x), e^{(i\pi k' x)})_F = \frac{1}{2} \int_{-1}^1 U_l(x) e^{-i\pi k' x} dx \tag{20}$$

按式(16)计算展开式的系数

$$\tilde{g}(l) = \sum_{k=-N}^N (\mathbf{W}^{-1})_{lk} \tilde{f}_k \tag{21}$$

最终得到的图像成像方程为

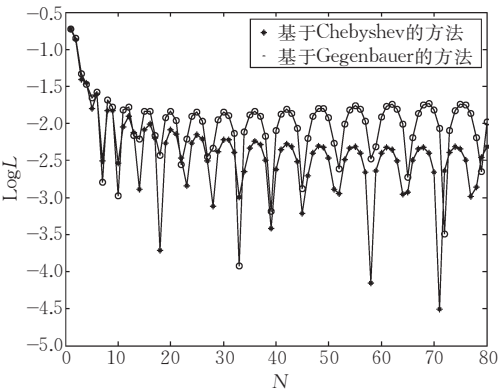
$$g_m(x) = \sum_{l=0}^m \tilde{g}_l U_l(x),$$

这就是基于 Chebyshev 多项式的 IPRM 重建方程。

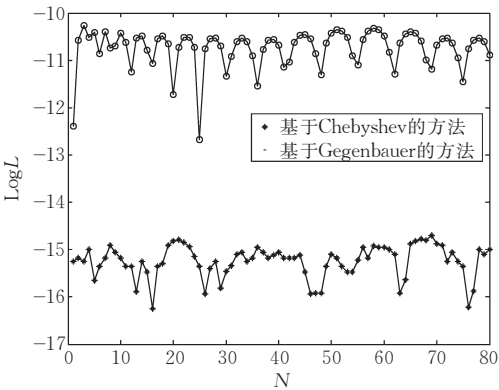
在图 3 中,我们给出基于第二类 Chebyshev 多项式的 IPRM 方法和 Gegenbauer 重建方法对模拟

函数的重建误差比较,可以看出前者误差明显小于后者.重建误差定义为

$$L = | f(x) - g_m(x) | .$$



(a) 函数 $f(x)=\sin(2.4\pi(x+3))$ 的重建误差对数



(b) 函数 $f(x)=\cos(1.6\pi(x+1))$ 的重建误差对数

图 3 重建误差对比

3 结果与讨论

通过采用不同的重建方法对 Shepp-Logan 脑模和真实大脑的部分 k 空间数据(对 256×256 数据进行对称截断)进行重建,来验证我们提出的基于 Chebyshev 逆多项式重建方法的有效性以及频域滤波边缘检测对重建结果的影响。

图 4 是对 Shepp-Logan 脑模进行重建的结果.由于脑膜图像结构比较简单,采用 Gegenbauer 方法的边缘检测已经能够很好地检测出边缘细节,因此在本实验中没有引入频域滤波边缘检测法,旨在对比在相同的边缘条件下 Gegenbauer 方法与基于 Chebyshev 逆多项式的优劣.图 6 中(a)为不含 Gibbs 伪影的标准图像;(b)为 Fourier 成像法重建的结果,我们可以清楚地看到图像中含有明显的 Gibbs 伪影;(c)为目前常用的滤波法重建的结果,我们可以看到尽管能削弱 Gibbs 效应,但是图像边缘的模糊,丢失了大量细节信息,大大降低了图像的分辨率;(d)、(e)分别为 Gegenbauer 方法和基于 Chebyshev 的 IPRM 方法重建的结果,可以看出重

建图像效果有了明显的改善,Gibbs 伪影几乎被完全消除,而相对于滤波重建法,图像的边缘也保持了很高的分辨率,细节部分表现很好.(d)和(e)在视觉效果上尽管没有明显区别,但是基于 Chebyshev 的 IPRM 方法比 Gegenbauer 方法重建速度大大加快(前者速度约为后者的 2.5 倍),而且重建误差减少,重建精度得到了提高.图 5 给出了两种重建方法的误差比较。

图 6 是对真实脑部图像进行重建的结果.本实验对结构复杂的真实大脑图像采用基于 Chebyshev 的 IPRM 方法重建,区别在于使用不同的边缘检测方法进行边缘检测,以考察本文提出的频域滤波边缘检测方法对重建结果的影响.从图 6(c)中可以看出,采用原始边缘检测方法的重建结果图像中仍然有残留的 Gibbs 环状伪影,而采用我们的频域滤波边缘检测法,由于准确性的提高使得重建图像图 6 (d)中 Gibbs 伪影几乎被完全消除,而且图像边缘也保持了很高的分辨率,结果比较见表 1.频域滤波边缘检测方法能够正确检测结构复杂的真实人体数据的边缘信息,精确划分有效的连续子区间,从而明显改善重建的效果。

表 1 几种重建方法的比较

	Shepp-Logan 脑部仿真图像结果		真实脑部图像结果	
	重建时间/s	SNR/dB	重建时间/s	SNR/dB
滤波法重建	1.06	4.1734	1.13	6.2611
Gegenbauer 重建	9.73	4.4081	—	—
Chebyshev IPRM	3.91	4.6808	5.301	6.9147
频域滤波检测的 Chebyshev IPRM	4.06	4.9008	5.448	7.4012

注：表中 $SNR = -\lg \frac{\|f_c - f\|}{\|f\|}$ (f_c 为重建图像, f 为原始图像)。

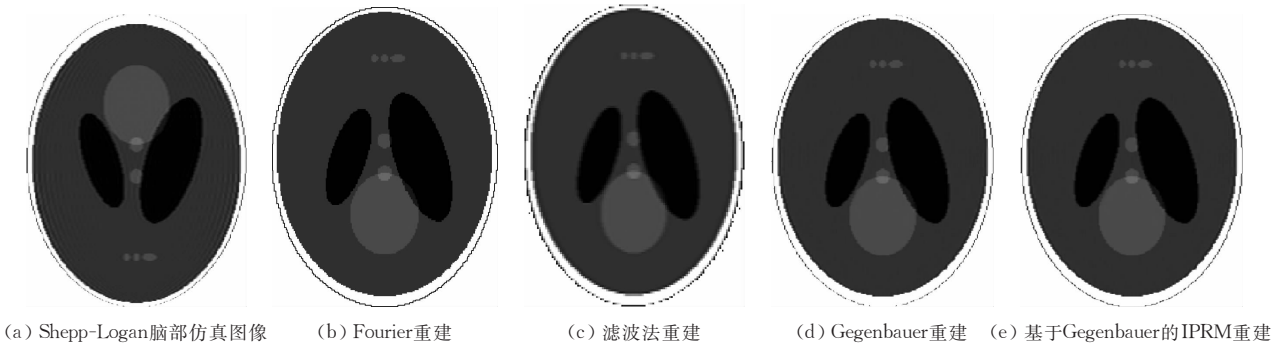


图 4 Shepp-Logan 脑部仿真图像重建

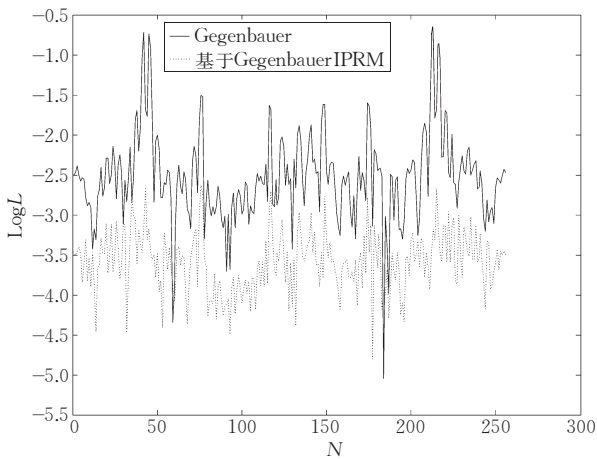


图 5 Shepp-Logan 脑部仿真图像第 99 行重建误差

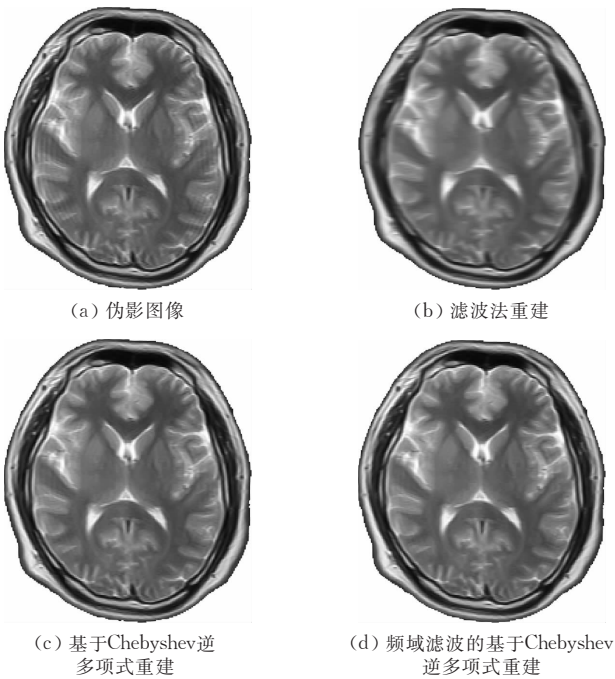


图 6 真实脑部图像重建

4 结 论

目前有很多用于消除 Gibbs 伪影的 MR 重建

方法,比较常用的滤波傅立叶重建方法通过滤除高频信息能够消除边缘区域的 Gibbs 环状伪影,但这种方法无法从根本上消除 Gibbs 现象,并且会带来图像边缘的模糊. Gegenbauer 重建方法是被证明能够有效消除 Gibbs 伪影并能保持图像高分辨率的方法,但其缺点是重建时间较长而且需要人为的参数选择. 本文提出的基于 Chebyshev 多项式的逆多项式重建方法是针对 Gegenbauer 重建方法的改进,该方法在保证重建图像高分辨率的前提下明显缩短了重建时间,并且免除了 Gegenbauer 重建算法中参数选择带来的麻烦和误差. 通过利用第二类 Chebyshev 正交多项式来代替 Gegenbauer 多项式,免去了多项式中的参数选择并提高了重建精度.

由于真实人体具有的复杂组织结构,造成了图像边缘信息的复杂. 如果重建算法的边缘检测的准确性不高,就会造成无法正确划分有效的连续子区间用于图像的重建. Gegenbauer 方法没有在真实人体数据上广泛应用的原因就是受到边缘检测准确性的限制,使得方法在重建效果上不是很理想. 本文提出的频域滤波边缘检测方法很好地解决了这个问题,从而也提高了对真实数据重建精度,而在计算时间上并没有明显的增加.

参 考 文 献

[1] Gottlieb D, Shu C-W. On the Gibbs phenomenon and its resolution. SIAM Review, 1997, 39(4): 644-668

[2] Gelb A. Parameter optimization and reduction of round off error for the Gegenbauer reconstruction method. Journal of Scientific Computing, 2004, 20(3): 433-459

[3] Gelb A, Tadmor E. Detection of edges in spectral data. Applied and Computational Harmonic Analysis, 1999, 7(1): 101-135

[4] Gelb A, Tadmor E. Detection of edges in spectral data II: Nonlinear enhancement. SIAM Journal on Numerical Analysis, 2001, 38(4): 1389-1408

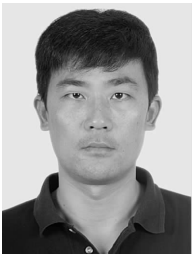
[5] Archibald R, Gelb A. A method to reduce the Gibbs ringing artifact in MRI scans while keeping tissue boundary integrity. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(4): 100-113

[6] Zou Yun-Ping, Lin Hua. *Signal and Systems Analysis*. Beijing: Science Press, 2003(in Chinese)
(邹云屏,林桦. 信号与系统分析. 北京: 科学出版社, 2003)

[7] Gelb A, Tadmor E. Spectral reconstruction of piecewise smooth functions from their discrete data. *Mathematical Modeling and Numerical Analysis*, 2002, 36(2): 155-175

[8] Shizgal B D, Jung J-H. Towards the resolution of the Gibbs phenomena. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2003, 161(1): 41-65

[9] Jung J-H, Shizgal B D. Generalization of the inverse polynomial reconstruction method in the resolution of the Gibbs phenomenon. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2004, 172(1): 131-151



JIANG Gui-Ping, born in 1971, Ph. D. , associate professor. His research interests include medical image processing and medical imaging.

HUANG Xin, born in 1979, Ph. D. candidate. His re-

search interests focus on image reconstruction, especially in MRI.

FENG Yan-Qiu, born in 1976, Ph. D. , lecturer. His research interests focus on medical imaging.

CHEN Wu-Fan, born in 1949, professor, Ph. D. supervisor. His research interests focus on basic theory of medical image processing and medical imaging.

Background

This research is supported by the National Basic Research Program (973 Program) of China under grant No. 2003CB716100—Research of Key Scientific Problems in Clinical Medical Information Processing called MIP973.

The MIP973 aims to establish a set of fundamental theory and algorithms for medical image processing and electrophysiological signal processing, which are one of the most essential technical supports for the development of medical imaging equipments and electrophysiological devices. It will organize an outstanding scientific team to solve the key problems as follows: Stochastic modeling from some concrete problems to general problems, unique property of the solution under the conditions of optimal constraint, iterative stability and rapid convergence for adaptively estimating various parameters. At the same time, the project will establish multimodality information registration model, area segmentation model, artifact correct model, optimal constraint model, optimal searching strategy, and so on. The promise of this project is not only enriches the content of life science and information science to promote the development of these fields, but also becomes a kind of new knowledge economy in post-processing software of medical clinical information.

The MIP973 is divided into 6 subprojects. This paper is an outcome of the image reconstruction group, one direction

of the first subproject—Stochastic Models and Optimal Algorithms of Medical Information Processing. The objective of the group is to study how to improve the performance of image reconstruction and artifact correction. In the past years, the group has done a lot of work on this area, for example, presenting a new algorithm for extracting motion information from PROPELLER data and head motion correction in T1-Weighted MRI. For the reconstruction of PROPELLER data, algorithms to reliably and accurately extract inter-strip motion from data in central overlapped area are crucial to motion artifacts suppression. When implemented on T1-weighted MR data, the reconstruction algorithm, with motion estimated by registration based on maximizing correlation energy in frequency domain(CF), produces images with low quality due to the inaccurate estimation of motion. In this paper, a new algorithm is proposed for motion estimation based on the registration by maximizing mutual information in spatial domain(MIS). Furthermore, the optimization process is initialized by CF algorithm, so the algorithm is abbreviated as CF-MIS algorithm in this paper. With phantom and in vivo MR imaging, the CF-MIS algorithm is shown to be of higher accuracy in rotation estimation than CF algorithm. Consequently, the head motion in T1-weighted PROPELLER MRI is better corrected.