

# 基于结构保持的 MR 图像运动 伪影快速抑制方法

何 宁<sup>1</sup>, 吕 科<sup>2</sup>, 王祎雪<sup>3</sup>

(1. 北京联合大学北京市信息服务工程重点实验室, 北京 100101; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 沈阳工程学院, 辽宁沈阳 110136)

**摘 要:** 目前核磁共振图像运动伪影的校正方法普遍是基于 K 空间数据的方法, 本文提出一种直接对核磁共振图像进行伪影校正的后处理方法. 基于非局部均值总变差去噪的思想设计构造了结构保持的运动伪影校正模型, 该模型由非局部均值正则项和块相似保真项构成, 正则项可以有效去除运动伪影和噪声的同时保持图像的结构; 将各向异性结构张量作为块相似保真项中的权函数, 实现在不同区域有不同的扩散方式, 在去除图像运动伪影的同时保留图像的细节信息. 模型的数值求解采用分裂 Bregman 方法实现. 本文提出的方法充分考虑了图像的几何结构特性, 实验结果表明, 该方法能有效去除运动伪影并保留有价值的图像细节信息, 同时提高了运算速度.

**关键词:** 运动伪影; 磁共振成像; 结构保持; 非局部均值

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)07-1319-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.07.012

## The Method of MR Images Motion Artifacts Fast Suppression Based on Structure Remains

HE Ning<sup>1</sup>, LÜ Ke<sup>2</sup>, WANG Yi-xue<sup>3</sup>

(1. Beijing Union University Beijing Key Laboratory of Information Service Engineering, Beijing 100101, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Shenyang Institute of Engineering, Shenyang, Liaoning 110136, China)

**Abstract:** The current methods of motion artifact suppression in magnetic resonance imaging(MRI) are generally based on the K-space data. In this paper, an image post-processing method is proposed, which can directly apply to the MR images and correct the motion artifact. We designed a model based on non-local means total variational (TV) method, which consists of the non-local regularization term and patch similarity fidelity term. The regularization term can keep the image structure while correcting the motion artifact. Introduce the anisotropic diffusion structure tensor to the patch similarity fidelity term as its weight function, which can implement different diffusions process in different regions and can remain the details of the image while removing the motion artifact. The numerical scheme uses the split Bregman method. Experiments showed that the motion artifact was effectively reduced and the valuable details of images were remained and the arithmetic speed was improved.

**Key words:** motion artifact; MRI (magnetic resonance imaging); structure remain; non-local means

## 1 引言

核磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 是应用最广的医学诊断工具之一, 相比 CT 等其他医学成像技术, MRI 获取的图像信息清晰精细, 成像对比度高; 又由于其可在任意方向断层成像, 避免了通过手术的方式诊断; MRI 不是通过 X 射线和造影剂成像, 不会对人

体造成伤害. 然而, MRI 技术最主要的一个问题是在数据获取过程中由于刚性运动的产生导致图像出现伪影. 成像过程中产生的伪影会成为图像中的一些结构, 而这些结构并没有相对应的解剖学基础, 因此被称为伪影<sup>[1]</sup>. 由于 MRI 机器设备的限制及 MR 图像信噪比及图像对比度的要求, 成像一般都需要几分钟的时间. 理想的情况是在数据获取过程中物体目标不发生运动, 然而

收稿日期: 2012-07-17; 修回日期: 2013-03-04; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61070120, No. 61271435); 北京市自然科学基金 (No. 4112021); 北京市教委科技面上项目 (No. KM2011111417015); 国家 973 重点基础研究发展规划 (No. 2010CB731804-1, No. 2011CB706901-4); 北京市属高等学校创新团队建设与教师职业发展计划项目 (No. CIT&TCD20130513)

由于生理及病人自主运动的情况是不可避免的,像运动器官如心脏、肠胃、肺等会发生运动,因此重建图像的失真程度主要受数据获取过程中目标的运动影响.运动伪影一般分为层面内运动伪影和层面间运动伪影,前者是由于在获取不同的 K 空间数据之间发生运动的结果,而后者在相同层数据之间有运动产生.由运动产生的伪影如图 1 所示(图 1(b)为层面间运动伪影,图 1(c)为层面内运动伪影),可以看到脑 MRI 图像由于运动的影响,图像的对比度和分辨率都很低,难以成为医生的诊断依据.

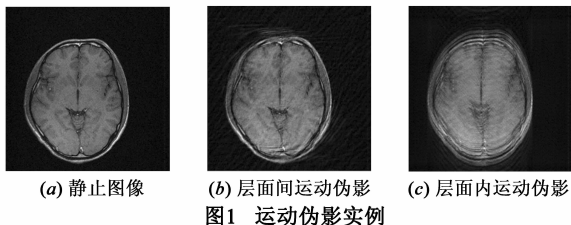


图1 运动伪影实例

目前,已有的抑制层内运动伪影有效的方法分为两类.一类是在数据获取过程中采取一些措施阻止病人相对运动,另一类是利用已获取的不同数据的均值或加权均值抑制运动伪影同时提高图像的信噪比,这可以通过求取连续获取的图像的 K 空间线的均值或通过计算基于约束条件下的优化目标函数加权均值校正伪影,这种方法称为后处理方法.运动伪影的后处理方法已经出现很多经典的方法,如 PROPELLER 数据采集成像算法<sup>[2]</sup>,lin W 等<sup>[3]</sup>提出的恒定角度旋转的伪影校正方法以及 Hedley 等<sup>[4]</sup>提出的相位校正方法,这些方法都可以有效抑制运动伪影.层面间运动伪影是连续的图像间产生刚体运动的结果,自动图像配准(Auto Image Registration, AIR)技术已经广泛应用于刚体运动伪影的估计与校正<sup>[5]</sup>.这些层面间及层面内运动伪影校正方法普遍是基于 K 空间数据重建方法的.本文提出一种对含有运动伪影的图像直接处理的伪影校正模型,该模型由非局部均值正则项和非局部均值块相似保真项组成,正则项用于去除伪影的同时保持图像的基本结构,保真项在去除伪影的同时保持图像的细节信息,模型的数值化方法采用了分裂 Bregman 的方法,克服了以往运算速度慢的缺点.将该模型用于真实脑部及颈部 MR 图像,取得了较好的伪影校正效果.

## 2 基于非局部均值结构保持的伪影校正模型

### 2.1 非局部 TV 正则化模型

Buades<sup>[6]</sup>等提出的非局部均值(Non-local Means, NLM)滤波的思想,充分利用了图像中的自相似性信息去除图像的噪声,该方法是对传统局部邻域去噪方法的一个挑战.该方法将相似像素定义为具有相同邻域

模式的像素,用像素周围固定大小窗口内的信息表示该像素特征,在比较大的区域搜索相似的块(Patch),以块之间相似性作为权重.这种方法很好地刻画了图像的精微特征,得到的去噪图像在结构保持方面有很大的改善.图像中的细节信息因为具有与噪声或运动伪影相似的震荡性,在校正的过程中往往会被平滑,研究者已意识到图像本身的自相似性可以运用到图像去模糊中,从而解决这一问题.

在图像去运动伪影过程中,得到的伪影校正图像是原始真实图像的逼近,因此,伪影图像与真实图像之间具有某种结构相似性.与伪影图像相比较,这种相似性更能体现真实图像的结构信息.因此,考虑经 NLM 迭代产生的去运动伪影图像中的块相似性,结合非局部 TV 正则化模型<sup>[7]</sup>,提出块相似性结构保持的 MR 图像伪影校正模型.

非局部去噪方法在全局范围内搜索相似邻域,并且以块的相似性代替像素间的相似性.Cohen<sup>[8]</sup>等进一步提出了非局部正则化的图像去噪方法,与传统的方法相比能较好地刻画图像中的结构和纹理特征.

设  $f: \Omega \rightarrow R$  是退化图像,对函数  $u, x \in \Omega, y \in \Omega$ ,定义在点  $x$  相对于点  $y$  的方向导数:

$$\partial_y u(x) := (u(y) - u(x))\sqrt{w(x, y)} \quad (1)$$

其中  $w(x, y)$  是非局部权重,  $w(x, y) \geq 0$  具有对称性:  $w(x, y) = w(y, x)$ .  $u$  在  $x$  点的非局部梯度  $\nabla_{NL} u(x)$  定义为  $u$  在  $x$  点的所有方向导数构成的向量:

$$\nabla_{NL} u(x, y) = (u(y) - u(x))\sqrt{w(x, y)}, \forall y \in \Omega \quad (2)$$

基于上述非局部微分算子理论, Osher<sup>[7]</sup>等提出了非局部 TV 正则化模型:

$$\begin{aligned} J_{NL}(u) &= \int_{\Omega} |\nabla_{NL} u(x)| dx \\ &= \int_{\Omega} \sqrt{\int_{\Omega} (u(x) - u(y))^2 w(x, y) dy} dx \quad (3) \end{aligned}$$

非局部 TV 的非局部性质体现在对任一点  $x$ , 其微分运算涉及到图像中的所有  $y$  对点  $x$  的贡献依赖于权重  $w(x, y)$ , 权重取决于两点之间的灰度相似性或空间距离.而不论这两点的空间距离远近,只要其周围像素点的灰度值足够相似,它们就是相近的.

### 2.2 基于结构保持的非局部 MR 图像伪影校正模型

设  $f$  为待处理的含伪影图像,去伪影的目的是从  $f$  中恢复真实图像  $u$ .由 2.1 节内容知,基于非局部 TV 的正则化模型对具有细节特征的图像去噪非常有效,但没有加入对图像细节信息的正则性校验.为了有效去除运动伪影,并且保持图像的边缘等细节特征,本文提出耦合非局部 TV 正则项和块相似性保真项的模型:

$$E(u) = F(u) + J(u) + S(u)$$

$$= \int (f - u)^2 dx + \lambda \int \rho(\nabla u) dx + \gamma \int \left( P(x_i) - \int_{x_j \in \delta(x_i)} w_{S_n} P(x_j) dx \right) dx \quad (4)$$

模型中的第一项  $F(u)$  是块相似性保真项, 要求经过去伪影后的图像  $u$  和待处理图像  $f$  在  $L^2$  范数意义下

结构是最相似的. 其中  $u = \frac{\int w(x, y) f(y) dy}{\int w(x, y) dy}$ , 通过去伪

影图像  $u$  估计的块相似性更接近于真实图像的相似性, 随着迭代的进行, 权函数也随之更新, 更好地体现了像素空间位置上的相似性以及块相似性. 权函数定义为:

$$w(x, y) = \exp\left(-\frac{(G_\sigma * |f(y + \cdot) - f(x + \cdot)|^2)(0)}{h^2}\right) \quad (5)$$

$h$  是大于零的滤波参数,  $G_\sigma$  为标准差为  $\sigma$  的高斯核函数. 迭代中, 每次对初始的含伪影图像  $f$  进行去伪影, 随着迭代的进行,  $f$  中的伪影逐渐减少, 保证了能有效去除伪影.

$$(G_\sigma * |f(y + \cdot) - f(x + \cdot)|^2)(0) = \int_{\Omega} G(t) |f(y + t) - f(x + t)|^2 dt,$$

由权函数的定义看出, 当点  $y$  的邻域的图像结构与点  $x$  邻域的图像结构相似的时候, 该权函数起着重要的作用. 因此模型的第一项可以有效去除伪影和噪声并保持图像的结构.

模型中的第二项为参数化梯度分布正则项, 该项综合考虑了像素邻域内所有像素的位置信息以及灰度信息, 在约束去伪影图像的加权梯度范数最小的情况下, 刻画图像的边缘等细节信息. 函数  $\rho$  是动态的图像的稀疏梯度分布, 这里我们用一般的高斯分布参数化梯度分布,  $\rho(\nabla u) = -\ln(p(\nabla u; \mu, \omega))$ , 其中先验知识

$$p(\nabla u; \mu, \omega) = \frac{\mu\omega}{2\Gamma\left(\frac{1}{\mu}\right)} \exp(-\omega \|\nabla u\|^\mu), \Gamma$$

Gamma 函数, 形状参数化  $\mu, \omega$  决定分布的形状. 在大部分的基于后验概率的图像重建算法中, 梯度的计算效率被认为是独立的:  $p(\nabla u; \mu, \omega) = \frac{1}{Z} \prod_{i=1}^N p(\nabla u_i; \mu, \omega)$ , 其中  $i$  是索引的像素,  $Z$  是配分函数,  $N$  是图像的像素总数.

第三项为自适应的非局部块自相似正则约束项, 当前像素点  $x_i$  对应的块  $P(x_i)$  可以由其邻域  $\delta(x_i)$  内相似的块  $P(x_j)$  来估计, 权值取决于像素点之间的自相似权函数  $w_{S_n}$ . 权函数  $w_{S_n}$  在块自相似度量中加入了结构张量信息, 更加准确地计算了块之间的相似性. 该项中有效利用了图像的自身相似性及其图像中块的自相

似性, 对于图像中的几何结构部分具有较好的保持性.

### 2.3 权函数的选择

在非局部块相似性的正则项中, 权函数的选取直接影响邻域的选择及最终的去伪影效果. 结构张量<sup>[9]</sup> 常用来估计图像结构方向场和分析图像局部几何结构. 该理论在过去 20 年里已成功应用到图像结构方向场计算、特征检测、图像去模糊等领域. 本文提出基于结构张量的各向异性的权函数, 该函数的局部邻域能弱化边缘结构上的随机噪声的影响并且适于图像结构方向场的计算.

对于给定的图像  $f(x, y)$ , 结构张量基于图像  $f$  的梯度, 结构张量定义为  $J_\rho = \begin{pmatrix} f_x^2 & f_x f_y \\ f_x f_y & f_y^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{pmatrix}$ , 其中  $f_x = \partial_x f = \partial f / \partial x$ ,  $f_y = \partial_y f = \partial f / \partial y$  为图像的导数. 首先根据结构张量<sup>[10]</sup> 定义一个边缘自适应矩阵

$$S = \rho(x, y) ((\sqrt{\lambda_1 + \lambda_2}) \mathbf{v}_1 \mathbf{v}_1^T + (\sqrt{\lambda_1 - \lambda_2}) \mathbf{v}_2 \mathbf{v}_2^T) \quad (6)$$

其中  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  是结构张量矩阵  $J_\rho$  的特征向量,  $\mathbf{v}_1$  指几何结构最小对比度的方向, 对应几何结构的方向;  $\mathbf{v}_2$  指几何结构的最大对比度方向, 对应几何结构的垂直方向,  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2$  分别表示成:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1 &= (\cos\theta \quad \sin\theta)^T, \\ \mathbf{v}_2 &= (-\sin\theta \quad \cos\theta)^T \end{aligned} \quad (7)$$

角度  $\theta$  是最小特征值对应的特征向量与水平方向之间的夹角,  $\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2J_{12}}{J_{11} - J_{22}}\right)$ . 矩阵  $S$  的特征值由结构张量矩阵的特征值得到:

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (8)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} - \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (9)$$

由此可知, 在图像的平滑区域, 张量的扩散速度较慢, 具有较弱的方向的一致性,  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ ; 在图像边缘区域的局部能量较大, 方向一致性较好,  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$ , 因此构造自适应扩散函数  $p(x, y)$  为

$$p(x, y) = 1 + \exp(-(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2}) \quad (10)$$

由式(10)知,  $1 < p(x, y) < 2$ ,  $p(x, y)$  的选取与图像的结构有关, 在图像边缘处,  $\lambda_1 \gg \lambda_2$ , 此时  $(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2} \rightarrow \infty$ ,  $p(x, y) \rightarrow 1$ , 式(10)具有保持边缘等细节的作用; 在图像的平滑区域,  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ , 此时  $(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2} \rightarrow 0$ ,  $p(x, y) \rightarrow 2$ , 式(10)具有较好的平滑作用. 因此模型第三项中的自适应的权函数定义为

$$\begin{aligned} w_{S_n}(x_i, x_j) &= \frac{\sqrt{\det(S)}}{2\pi h^2} \\ &\cdot \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^T S (x_i - x_j)}{2h^2}\right) \\ &\cdot \exp\left(-\frac{|p(x + \cdot) - p(y + \cdot)| (0)}{2h^2}\right) \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $S$  为点  $x_j$  处的结构张量矩阵.

权函数  $w_{S_n}$  与图像  $f$  中像素间各向异性距离成反比, 度量了像素点  $x_i$  和  $x_j$  的相关性, 并以这种相似性作为对应块间权重. 通过结构张量矩阵反映的图像灰度和梯度信息, 实现了自适应选择像素的非局部相关邻域  $\delta(x_i)$ , 如果是边缘点, 则沿着边缘方向搜索相似块, 此时邻域可以为椭圆, 其长轴由结构张量矩阵的特征值决定, 像素点的相关邻域充分考虑了方向性和几何结构性, 为块间的权值计算提供了更加可靠的范围, 从而对于图像结构和方向信息具有更强的保持性能. 记  $A$  由权函数构成的非局部矩阵:

$$A = (a_{ij})_{N^2 \times M^2}$$

$$a_{ij} = \begin{cases} w_{S_n}(x_i, x_j), & x_j \in \delta(x_i) \\ 0, & x_j \notin \delta(x_i) \end{cases} \quad (12)$$

则提出的模型(4)可写成矩阵形式:

$$E(u) = \arg \min_u \{ \|f - u\|_2^2 + \gamma \| (I - A)u \|_2^2 + \lambda |\nabla_{NL}u| \} \quad (13)$$

将上式中的前两项结合写成:

$$E(u) = \arg \min_u \left\{ \left\| \begin{bmatrix} f \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} I \\ \gamma(I - A) \end{bmatrix} u \right\|^2 + \lambda |\nabla_{NL}u| \right\} \quad (14)$$

记  $\tilde{f} = \begin{bmatrix} f \\ 0 \end{bmatrix}$ ,  $K = \begin{bmatrix} I \\ \gamma(I - A) \end{bmatrix}$ , 基于上面的分析和非局部均值去运动模糊的思想提出基于结构保持的运动伪影校正模型:

$$E(u) = \arg \min_u \{ \|f - Ku\|_2^2 + \lambda |\nabla_{NL}u| \} \quad (15)$$

在提出的方法中, 图像中块的相似性度量不仅考虑了块的灰度相似性, 同时还考虑了块的几何结构相似性, 再通过权函数的自适应调节, 可保持伪影校正后图像的几何结构, 而且能达到较好的校正效果.

## 2.4 数值解法

分裂 Bregman 迭代<sup>[11]</sup>是一个最初在泛函分析中寻找凸泛函极值而引入的方法, 该方法能够快速求解全变差正则化的反问题. 分裂 Bregman 算法的主要思想是通过引入辅助变量, 将全变差最小问题转换为  $L^1$  范数最小问题. 这里我们将分裂 Bregman 算法推广应用到非局部总变差正则化模型中.

对模型(15), 分裂 Bregman 算法建立的模型如下:

$$\min_u \{ \|\tilde{f} - Ku\|_2^2 + \lambda |d| \} \quad \text{s.t.} \quad d = \nabla_{NL}u \quad (16)$$

将此等式约束问题转化为非等式约束:

$$\min_{u,d} \{ \|\tilde{f} - Ku\|_2^2 + \lambda |d| + \gamma |d - \nabla_{NL}u| \} \quad (17)$$

对 Bregman 迭代过程加入约束, 利用非局部总变差范数替代标准总变差范数, 得到扩展的分裂 Bregman 算法为

$$(u^{n+1}, d^{n+1}) = \arg \min_{u,d} \{ \|\tilde{f} - Ku\|_2^2 + \gamma |d| + \lambda \|d - \nabla_{NL}u - b^n\|_2^2 \} \quad (18)$$

$$b^{n+1} = b^n + (\nabla u^{n+1} - d^{n+1}) \quad (19)$$

分裂  $L^1$  和  $L^2$  范数<sup>[12]</sup>, 将式(18)转化为两个子问题求解:

$$u^{n+1} = \arg \min_u \{ \|\tilde{f} - Ku\|_2^2 + \gamma \|d^n - \nabla u - b^n\|_2^2 \} \quad (20)$$

$$d^{n+1} = \arg \min_d \{ |d| + \lambda \|d^n - \nabla u - b^n\|_2^2 \} \quad (21)$$

问题(20)中的  $u$  是二次的, 求导后变为线性问题, 可直接用最速下降法等求解:

$$u^{n+1} = u^n + K^T(Ku^n - \tilde{f} - \lambda \operatorname{div}(\nabla_{NL}u + b^n - d^n)) \quad (22)$$

提出的方法用分裂 Bregman 算法描述如下:

输入: 待处理图像  $f$ , 正则化参数  $\gamma, \lambda, u^0 = f, b^0 = 0, d^0 = 0$ .

迭代: 对  $n = 0, 1, 2, \dots$

Step1 求解子问题(21)得到  $d^{n+1}$ ;

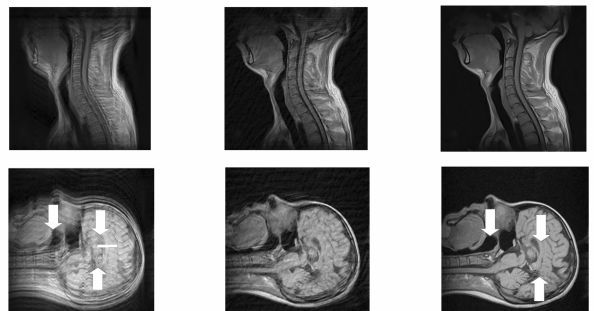
Step2 求解子问题(19)得到  $b^{n+1}$ ;

Step3 求解子问题(22)迭代得到  $u^{n+1}$ , 若  $u^{n+1}$  满足迭代终止条件, 则迭代终止; 否则,  $n = n + 1$ , 转至 Step1.

输出: 校正运动伪影后的图像  $u^{n+1}$ .

## 3 实验结果与分析

运用本文提出的方法对含有运动伪影的脑部和颈部真实 MR 图像进行去伪影处理, 图像大小为  $256 \times 256$ . 图 2(a) 为含运动伪影图像, 图 2(b) 为利用非局部 TV 正则化方法去伪影结果图像, 图 2(c) 为采用本文算法进行伪影校正后的结果图像. 可以看出利用本文方法得到的去伪影效果有明显改善, 在消除伪影的同时保持了图像的细节信息, 整个图像看起来比较清晰, 尤其在脑部 MR 图像中红色箭头部分细节保持比较好.



(a) 运动伪影图像 (b) 非局部TV正则化校正结果 (c) 本文方法校正结果  
图2 对含运动伪影的颈部和脑部图像伪影校正效果

图3显示了利用图像灰度剖面图来说明对运动伪影校正的效果. 在图2(a)的脑部伪影图像中选取伪影的部分区域(图2(a)脑部图像上的白色箭头), 分别画出图2(a)和图2(c)的脑图像的灰度剖面图如图3所

示.其中圆圈线表示原始伪影图像选取区域对应的灰度剖面图,三角线表示本文方法校正后图像的灰度剖面图.对比可知,有运动伪影的原始图像的灰度值震荡剧烈,而校正后图像灰度值的剖面曲线图看上去较平滑,震荡范围明显缩小.由此说明了本文方法有效实现了运动伪影校正.

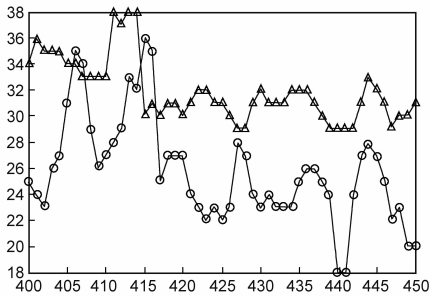


图3 对图2(a)中脑伪影图像部分伪影区域及校正后对应的灰度剖面图

## 4 结论

目前的 MR 图像运动伪影校正方法面临的问题主要是在去除伪影的同时会带来整个图像的分辨率下降,导致图像边缘细节模糊.非局部均值方法能够在伪影抑制的同时保持图像边缘细节,适用于运动伪影抑制消除,可以克服伪影校正和保留边缘这一矛盾.因此从非局部均值方法的思想出发,本文提出了一种基于非局部均值结构保持的去除运动伪影的图像后处理方法.将基于张量的各向异性扩散作为非局部均值算法的权函数,保证去除伪影的同时保护了图像的边缘.通过非局部均值正则化项达到去除伪影的目的.本文方法原理简单,避免了人为选择参数带来的误差,校正结果好,提高了图像质量.

## 参考文献

- [1] 刘小武,等. PROPELLER 磁共振成像数据重建中的仿射运动校正新算法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 904 - 909.  
LIU Xiao-wu, et al. Affine motion compensation with improved reconstruction in propeller MRI [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 904 - 909. (in Chinese)
- [2] James G Pipe. Improved in-plane motion correction for propeller MRI [A]. Proceedings of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine [C]. Glasgow, Scotland, UK, 2001, 9. 242 - 743.
- [3] Lin W, et al. Correcting bulk in-plane motion artifacts in MRI using the point spread function, medical imaging [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24(9): 1170 - 1176.
- [4] Hedley M. Motion artifact correction in MRI using generalized projections [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 10(1): 40 - 46.

- [5] 王亮,张朋.扇束 CT 几何伪影的校正方法[J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1143 - 1149.  
WANG Liang, ZHANG Peng. Correction of geometric artifacts for fan-beam CT [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1143 - 1149. (in Chinese)
- [6] Buades A. A non-local algorithm for image denoising [A]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. NY: IEEE, Vol 2, 2005. 60 - 65.
- [7] Gilboa G, Osher S. Nonlocal operators with applications to image processing [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2007, 7(3): 1005 - 1028.
- [8] Peyré G, Bougleux S, Cohen L D. Nonlocal regularization of inverse problems [J]. Inverse Problems and Imaging, 2011, 5(2): 511 - 530.
- [9] 许娟,等.基于结构张量的 Non-Local Means 去噪算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(28): 178 - 180.  
XU Juan, et al. Non-local means algorithm based on structure tensor [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(28): 178 - 180. (in Chinese)
- [10] 刘红毅,韦志辉,张峥嵘.自适应非局部 patch 正则化图像恢复[J]. 电子学报, 2012, 40(3): 512 - 517.  
LIU Hong-yi, WEI Zhi-hui, ZHANG Zheng-rong. Adaptive nonlocal patch regularization for image restoration [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(3): 512 - 517. (in Chinese)
- [11] Xiaoqun Zhang, Martin Burger, Xavier Bresson, Stanley Osher. Bregmanized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 3(3): 253 - 276.
- [12] Dossal C, et al. Sharp support recovery from noisy random measurements by L1 minimization [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2012, 33(1): 24 - 43.

## 作者简介



何 宁 女. 1970 年 7 月出生, 辽宁盘锦人, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理、计算机图形学等.

E-mail: xsthening@buu.edu.cn



吕 科 男. 1971 年 3 月出生, 宁夏西吉人. 教授、博士生导师, 主要研究方向为数字图像处理、压缩感知等.

E-mail: luk@ucas.ac.cn