

MR 图像运动伪影的遗传算法校正

陈春晓^{1),2)} 陶 华¹⁾ 王世杰¹⁾ 罗立民¹⁾

¹⁾(东南大学生物医学工程系, 南京 210096) ²⁾(南京航空航天大学生物医学工程系, 南京 210016)

摘 要 磁共振成像过程中, 由于患者的生理运动或自主性运动会使扫描数据发生相位偏移, 致使重建图像含有运动伪影, 从而降低成像的质量, 而且严重的伪影则会影响医生对病灶的精确定位。为了能有效地抑制运动伪影, 利用遗传算法高度并行、随机和自适应全局寻优的特点, 提出了基于遗传算法的运动伪影修正方法, 即采用逐次修正扫描信号在 K 空间中已偏移的相位的方法来抑制伪影。基于遗传算法的修正方法, 由于能有效校正扫描数据的相位偏移, 因而可达到抑制运动伪影的目的。实验表明, 该方法对由较小运动引起的伪影有很好的抑制作用, 对含噪声及较大运动引起的伪影的抑制作用, 与经典的迭代算法相比, 也有很大地改善。

关键词 磁共振成像 运动伪影 遗传算法

中图法分类号: R445.39 TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)09-1129-05

Motion Artifact Correction in MRI Using Genetic Algorithms

CHEN Chun-xiao^{1),2)}, TAO Hua¹⁾, WANG Shi-jie¹⁾, LUO Li-min¹⁾

¹⁾(Department of Biomedical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096)

²⁾(Department of Biomedical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

Abstract Motion artifact suppression is a very difficult problem in magnetic resonance imaging. Patient motion including physiological motion and physical motion causes the phase distortion in the collected signals and induces motion artifacts in the reconstructed image for the 2-dimension Fourier Transform imaging method. As the result of these motion artifacts, the quality of image is degraded and the precise orientation to the focus in clinic is affected. A motion artifact reduction method based on genetic algorithm is presented in this paper. Genetic algorithm has the characteristics of parallel, randomness and adaptive matching pursuit. In the image reconstruction, before taking the inverse Fourier Transform, the phase distortion of K-space signals is compensated step by step through searching for the optimizing phase values. The experiments show that the phase distortion can be estimated using the information implied by the motion artifacts and a significant amount of motion artifact suppression is achieved. Using this algorithm, the corrected image is satisfied when motion is slight, and the quality of the image is still improved greatly in the conditions of noise and significant motion comparing with using classical iterative algorithms.

Keywords magnetic resonance imaging, motion artifact, genetic algorithm

的瓶颈。

近年来, 国内外研究人员相继提出了一些有关抑制运动伪影的算法, 如 Weerasinghe 提出了具有恒定角速度旋转的伪影校正方法^[1]。Mitsa 对沿切片方向运动的平面运动进行了研究, 并用仿真算法生成了一个基于无限薄切片的原始数据, 然后在不考虑相邻切片影响的条件下, 提出了对切片方向的周

1 引 言

随着成像设备的更新和成像技术的完善, 不仅使磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)时间大大缩短, 而且成像质量也得到了很大提高, 但由于运动引起的伪影仍一直是制约成像质量进一步提高

基金项目: 国家重点基础研究发展规划“973”项目(2003CB716102)

收稿日期: 2005-01-21; **改回日期:** 2005-05-09

第一作者简介: 陈春晓(1969 ~), 女。南京航空航天大学生物医学工程系讲师, 现在东南大学生物医学工程系博士后流动站做研究工作。研究领域为医学图像处理。E-mail: ccxbme@nuaa.edu.cn

期性运动伪影进行修正的算法^[2]。Tseng 等人则提出了迭代算法^[3],但这些算法大多是基于运动模型已知的情况下来进行校正。在运动模型未知的情况下,第一军医大侯正松博士提出了 MR 图像刚性平移运动伪影的自动逆向迭代修正算法^[4],该算法假设运动偏移量不超过 3 个像素单位。Weerasinghe 提出了一种基于目标边界提取的伪影消除算法^[5],但由于这种校正方法比较复杂,且重建图像的时间较长,因此还有待进一步优化。Hedley 提出的迭代相位校正方法^[6],其在低噪声情况下,对小位移的运动进行校正效果较理想。在对以上几种算法进行研究的基础上,本文先利用遗传算法的隐含并行性和对全局信息的有效利用能力来对含运动伪影的图像反复使用遗传学的选择、交叉和变异操作,然后通过估算出最优的相位偏移值来对图像进行校正,实验表明,该方法能有效地抑制运动伪影。

2 原理和算法

磁共振成像技术中, K 空间中,位于 (k_x, k_y) 处采集得到的不含伪影的信号可表示为

$$s(k_x, k_y) = \iint m(x, y) e^{-i2\pi(k_x x + k_y y)} dx dy \quad (1)$$

由于频率编码方向上扫描时间很短,因此通常忽略频率编码方向(k_x 方向)上的运动,只考虑相位编码方向(k_y 方向)上的运动引起的伪影,故含运动伪影的信号可表示为

$$\hat{s}(k_x, k_y) = \iint m(x - p(k_y), y - q(k_y)) e^{-i2\pi(k_x x + k_y y)} dx dy \quad (2)$$

其中, $p(k_y)$ 和 $q(k_y)$ 分别表示图像域空间中密度分布函数 $m(x, y)$ 在 x 方向和 y 方向上移动的距离。令

$$\hat{x} = x - p(k_y) \quad (3)$$

$$\hat{y} = y - q(k_y) \quad (4)$$

则式(2)可变形为

$$\begin{aligned} \hat{s}(k_x, k_y) &= \iint m(\hat{x}, \hat{y}) e^{-i2\pi[k_x(\hat{x} + p(k_y)) + k_y(\hat{y} + q(k_y))]} d\hat{x} d\hat{y} \\ &= e^{-i2\pi[k_x p(k_y) + k_y q(k_y)]} \times \\ &\quad \iint m(\hat{x}, \hat{y}) e^{-i2\pi(k_x \hat{x} + k_y \hat{y})} d\hat{x} d\hat{y} \end{aligned} \quad (5)$$

比较式(1)和式(5)得

$$\hat{s}(k_x, k_y) = e^{-i\varphi(k_x, k_y)} s(k_x, k_y) \quad (6)$$

其中相位误差 $\varphi(k_x, k_y)$ 为

$$\varphi(k_x, k_y) = 2\pi[k_x p(k_y) + k_y q(k_y)] \quad (7)$$

由式(6)可见,由于图像域空间中密度分布函数存在 x, y 方向上的平移运动,其在 K 空间中表现为原图像的 K 空间数据与伪影图像 K 空间数据之间存在一定的相位差,因此,对含伪影图像的 K 空间数据进行适当的相位校正,便可有效地抑制运动伪影。

Hedley 在文献[6]中提出以下结论:令

$$G_j(k_x, k_y) = \hat{s}(k_x, k_y) \quad (8)$$

则 $G_j(k_x, k_y)$ 的逆傅里叶变换为

$$\hat{g}_j(x, y) = F^{-1}\{G_j(k_x, k_y)\} \quad (9)$$

设 R 为目标区,令

$$g_j(x, y) = \begin{cases} \hat{g}_j(x, y) & (x, y) \in R \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

则 $g_j(x, y)$ 的傅里叶变换为

$$G_{j+1}(k_x, k_y) = F\{g_j(x, y)\} \quad (11)$$

若取迭代次数 $j=1, 2, \dots, n$, 用式(9)~式(11)经过 n 次迭代,则 $G_{j+1}(k_x, k_y)$ 的相位值应逐渐逼近于没受伪影腐蚀的原始图像的 K 空间相位值。利用以上结论,令相位误差

$$\begin{aligned} \varphi(k_x, k_y) &\approx \theta_{j+1}(k_x, k_y) \\ &= \arg[G_{j+1}(k_x, k_y)] - \arg[\hat{s}(k_x, k_y)] \end{aligned} \quad (12)$$

则可将含伪影图像的相位校正问题转化为求下式(适应度函数)最小值的问题,即

$$\begin{aligned} f &= \sum_{k_x, k_y} W(k_x, k_y) \{ \theta_{j+1}(k_x, k_y) - \\ &\quad 2\pi[k_x p(k_y) + k_y q(k_y)] \}^2 \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $W(k_x, k_y)$ 为权系数。

本文首先利用遗传算法具有鲁棒性、隐含并行性和全局寻优的特点来求得适应度函数 f 为最小值的 $p(k_y)$ 和 $q(k_y)$, 即可获得相位误差 $\varphi(k_x, k_y)$ 及校正后图像的 K 空间数据

$$G_{j+1}(k_x, k_y) = e^{i\varphi(k_x, k_y)} \hat{s}(k_x, k_y) \quad (14)$$

然后对校正后图像的 K 空间数据 $G_{j+1}(k_x, k_y)$ 进行逆傅里叶变换,便能得到修正后的图像;最后重复式(9)~式(14)反复迭代,直到获得满意的校正结果为止。

3 遗传算法修正过程

遗传算法 (genetic algorithms, GA) 是一种借鉴生物界自然选择和群体遗传机理的高度并行、随机和自适应全局搜索算法。遗传算法根据优胜劣汰的自然进化规则,对包含可能解(个体)的种群,反复

使用基于遗传学的选择、交叉和变异操作来生成新的种,同时搜索最优解,使问题的解不断进化,以求得满足要求的最优解。本文研究的基于 GA 算法的 $G_{j+1}(k_x, k_y)$ 迭代修正算法的实现框图如图 1 所示。

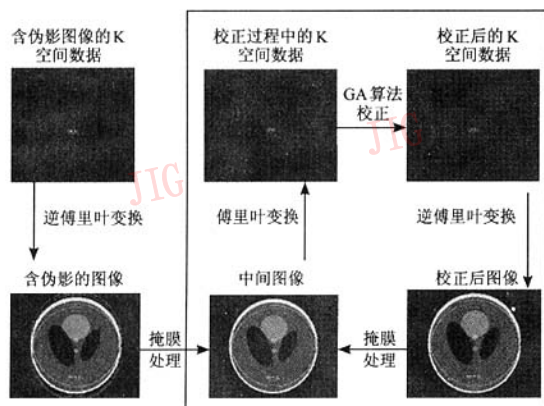


图1 GA 迭代修正算法的框图

Fig.1 The diagram of GA iterative algorithm

这个过程可概括为以下几个步骤:

(1) 对含伪影的 K 空间数据作 2 维的逆傅里叶变换,首先得到含伪影的图像;

(2) 对伪影图像用手动或自动的方法进行掩模处理,并将感兴趣区(region of interesting, ROI)之外区域设置为背景值;

(3) 将掩模处理后的图像进行 2 维的傅里叶变换来得到其 K 空间的数据;

(4) 确定遗传算法适应度函数 f 及初始化群体参数,如初始种群个体数目、交叉概率、变异概率及繁殖的最大代数等,同时利用 GA 算法得到的最优相位偏移值来对 K 空间数据进行修正,并通过对其进行逆傅里叶变换来得到校正后的图像;

(5) 确定迭代次数,并给出各次迭代修正后的有关结果。返回第(1)步,反复进行直到满足要求。

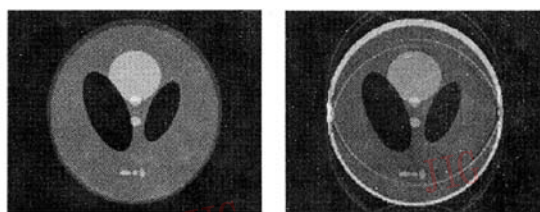
4 数据分析与实验结果

由于临床要获取刚性平移运动伪影很困难,故本文在研究基于遗传算法的运动伪影修正实施过程中,利用国际通用方法^[6-8],对 SL (shepp-logan) 头颅模板运用傅里叶成像策略,仿真生成了一幅在相位编码方向上含运动伪影的图像,图像大小为 256×256 ,运动模式可设置为

$$\begin{cases} p(k_y) = a_1 \cos\left(\frac{\pi k_y}{b_1}\right) \\ q(k_y) = a_2 \cos\left(\frac{\pi k_y}{b_2}\right) \end{cases} \quad (15)$$

$$(16)$$

其中, $a_i, b_i (i=1,2)$ 为常量系数。SL 头颅模板原始图像如图 2(a) 所示,而取 $a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10$ 时,仿真生成的含伪影图像如图 2(b) 所示。



(a) SL 头颅模板原始图像 (b) 含运动伪影的图像

图2 SL 头颅模板原始图像及含运动伪影的图像

$$(a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10)$$

Fig.2 The original SL image and the motion artifact image

$$(a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10)$$

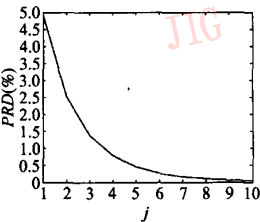
进行 $G_{j+1}(k_x, k_y)$ 修正的迭代次数取 $n = 10$ 。

GA 算法中,适应度函数为式(13)所描述的 f 表达式。一般经典的初始种群参数^[9]设置为:种群个体数目取 10 ~ 160,交叉率取 0.25 ~ 1.0,变异率取 0.01 ~ 0.3。根据多次实验结果可见,进行 SL 头颅模板运动伪影修正时,种群个体数目为 80,最大繁殖代数为 100,交叉率为 0.6,变异率为 0.08, $W(k_x, k_y)$ 取 $\hat{s}(k_x, k_y)$ 模的平方的修正效果较好,本文用百分均方根误差来定量评判该修正算法的优劣。百分均方根误差(percent root difference, PRD)定义为、

$$PRD = \left[\frac{\sum_{i,j=1}^{256} [m(x_i, y_j) - m(\hat{x}_i, \hat{y}_j)]^2}{\sum_{i,j=1}^{256} [m(x_i, y_j)]^2} \right]^{\frac{1}{2}} \times 100 \quad (17)$$

为验证本文算法的修正效果,在 HP XW3100 工作站上进行了仿真,工作站配置为 Intel P4 2.8G/512 缓存。整个修正过程所需时间为 30min 左右。图 3(a) 是对含运动伪影的图像进行 10 次迭代修正之后的 PRD 曲线,图 3(b) 是修正后的图像。由图 3(a) 可见,经 10 次迭代修正之后,百分均方根误差 PRD 由 4.92% 降至 0.04%。

为了验证算法对含噪声图像的修正效果,在式(15)和式(16)描述的运动模型的基础上,增加高斯随机噪声,使含噪图像信噪比(signal noise rate,



(a) PRD 曲线



(b)校正后的图像

图 3 PRD 曲线及校正后的图像

Fig. 3 PRD curve and the corrected image

SNR) 为 16dB, 含噪声图像如图 4(a) 所示, 图 4(b) 是修正后的图像。经 10 次迭代修正之后, 百分均方根误差 PRD 由 5.20% 降至 3.33%。图 5(a) 为 $a_1 = a_2 = 3.6, b_1 = b_2 = 10$ 时仿真生成的含伪影的图像, 图 5(b) 是修正后的图像。图 6(a) 是对图 4(a) 进行 10 次迭代修正的 PRD 曲线, 图 6(b) 是对图 5(a) 进行 10 次迭代修正的 PRD 曲线。由图 6 可见, 用 GA 算法对图 5(a) 进行修正后, 百分均方根误差 PRD 由 22.85% 降至 0.53%。



(a) 含噪声及运动伪影的图像

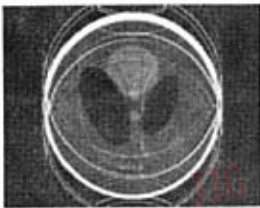


(b)校正后的图像

图 4 含噪声及运动伪影的图像与校正后的图像

Fig. 4 The corrupted image including 16dB SNR and motion

($a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10$) and the corrected image



(a) 伪影图像

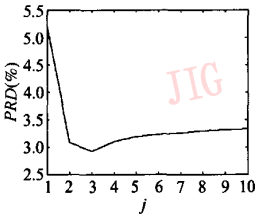


(b)校正后的图像

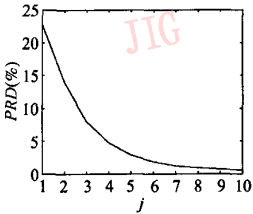
图 5 伪影图像 ($a_1 = a_2 = 3.6, b_1 = b_2 = 10$) 及校正后的图像

Fig. 5 The corrupted image ($a_1 = a_2 = 3.6, b_1 = b_2 = 10$)

and the corrected image



(a) 对图 4(a) 进行 10 次
迭代修正的 PRD 曲线



(b) 对图 5(a) 进行 10 次
迭代修正的 PRD 曲线

图 6 对图 4(a) 及对图 5(a) 进行 10 次迭代修正的 PRD 曲线

Fig. 6 The corrected PRD curve to Fig. 4(a) and Fig. 5(a)

为了进一步证明本文算法的优越性, 本文还将基于 GA 算法的迭代算法与参考模型未知的 MH (Mark Hedley) 算法^[6]进行了实验比较, 3 次实验比较结果见表 1 ~ 表 3。

实验表明, 基于 GA 的运动伪影修正算法对人体轻微运动引起的伪影修正效果很好, 对由含高斯噪声及较大的运动引起的伪影修正效果稍差一些, 但比 MH 算法仍有较大改善。MH 算法在运动偏移

表 1 $a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10$ 的伪影图像用 GA 算法与 MH 算法修正时各次迭代的 PRD 结果

Tab. 1 The PRD results with GA algorithm and MH algorithm to correct the motion artifact ($a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10$)

算法	迭代次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
GA 算法	4.923 3	2.521 4	1.369 3	0.776 83	0.455 75	0.275 05	0.170 98	0.108 16	0.069 191	0.044 165
MH 算法	4.923 3	4.903 8	4.441 0	4.117 8	3.869 1	3.668 8	3.503 2	3.363 9	3.245 0	3.142 6

表 2 $SNR = 16dB, a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10$ 的伪影图像用 GA 算法与 MH 算法修正时各次迭代的 PRD 结果

Tab. 2 The PRD results with GA algorithm and MH algorithm to correct the motion artifact

($a_1 = a_2 = 0.6, b_1 = b_2 = 10, SNR = 16dB$)

算法	迭代次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
GA 算法	5.203 5	3.079 6	2.927 7	3.096 9	3.185 6	3.229 1	3.261 7	3.296 2	3.315 3	3.329
MH 算法	5.203 5	4.959 9	4.648 9	4.404 5	4.205 9	4.040 0	3.898 6	3.776 3	3.669 0	3.573 5

表 3 $a_1=a_2=3.6, b_1=b_2=10$ 的伪影图像用 GA 算法与 MH 算法修正时各次迭代的 PRD 结果

Tab.3 The PRD results with GA algorithm and MH algorithm to correct the motion artifact($a_1=a_2=3.6, b_1=b_2=10$)

算法	迭代次数									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
GA 算法	22.848	13.898	7.976 9	4.768 9	2.891 7	1.856 9	1.230 8	0.902 92	0.688 04	0.526 57
MH 算法	22.848	21.552	20.505	19.899	19.644	19.618	19.713	19.849	19.995	20.137

较大时,修正失败。综上所述,GA 修正算法由于能有效地抑制由运动引起的伪影,从而可改善图像的质量。

5 结 论

通过上述理论及实验的分析验证可以看出,本研究所提出的基于 GA 算法的运动伪影修正算法对人体的轻微运动引起的伪影修正效果很好,对含高斯噪声及较大运动引起的伪影仍有较好的抑制作用,其缺点是耗时较长。因此怎样对遗传算法进行改进,以提高其运算处理速度及将该方法应用于临床是下一步研究的内容。

参考文献 (References)

1 Weerasinghe C, YAN Hong. Correction of motion artifacts in MRI caused by rotations at constant angular velocity [J]. Signal Processing, 1998, 70(2):103 ~ 114.

2 Mitsa T, Parker K J, Smith W E, et al. Correction of periodic motion artifacts along the slice-selection Axis [J], IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990, 9(3):310 ~ 317.

3 Tseng Yen-hao, Hwang Jeng-neng, Yuan Chun. Motion artifact correction of MRI via iterative inverse problem solving [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing

[C], Austin, Texas, USA, 1994:871 ~ 875.

4 HOU Zheng-song, JIANG Gui-ping, WANG Hua-feng, et al. An inerse iterative correction algorithm for rigid translational motion artifacts in MRI [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2004, 23(4): 353 ~ 358. [侯正松,江贵平,王华峰等. MR 图像刚性平移运动伪影的自动逆向迭代修正 [J]. 中国生物医学工程学报, 2004, 23(4):353 ~ 358.]

5 Weerasinghe C, JI Li-lian, YAN Hong. A new method for ROI extraction from motion affected MR images based on suppression of artifacts in the image background [J]. Signal Processing, 2000, 80(5): 867 ~ 881.

6 Hedley M, YAN Hong, Rosenfeld D. Motion artifact correction in MRI using generalized projections [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1991, 10(1):40 ~ 46.

7 Zorrofi R A, Sato Y. An improved method for MRI artifact correction due to translational motion in the imaging plane [J]. IEEE Transation Medical Imaging, 1995, 14(3):471 ~ 479.

8 Zorrofi R A, Sato Y, Tamura S. MRI artifact cancellation due to rigid motion in the imaging plane [J]. IEEE Transactions Medical Imaging, 1996, 15(6): 768 ~ 784.

9 QI Cong-qian, GAN Yi. Studies on mandible CT image digital technique based on genetic algorithm [J]. Journal of Tongji University, 2004, 32(6):799 ~ 801. [齐从谦,甘屹. 基于遗传算法的医学 CT 图像数字化处理 [J]. 同济大学学报, 2004, 32(6): 799 ~ 801.]