

# 神经网络在 GRAPPA 算法中的应用

王惠<sup>1</sup>, 汪金波<sup>2</sup>, 彭良玉<sup>1</sup>, 周雪山<sup>3</sup>

(1. 湖南师范大学 物理与信息科学学院, 湖南 长沙 410081;

2. 华南理工大学 理学院, 广东 广州, 510640;

3. 深圳职业技术学院, 广东 深圳 518055)

**摘要:** 将神经网络引入到传统 GRAPPA 算法中, 通过神经网络来训练 GRAPPA 权重系数, 然后再利用欠采样数据进行重建。实验结果表明, 将神经网络引入到 GRAPPA 算法中, 可以重建出质量较好的图像。

**关键词:** GRAPPA; 神经网络; 自适应 BP

中图分类号: R455.2

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)04-0045-03

## Application of neural networks in the GRAPPA algorithm

Wang Hui<sup>1</sup>, Wang Jinbo<sup>2</sup>, Peng Liangyu<sup>1</sup>

(1. College of Physics and Information Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China;

2. Department of Physics, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

3. Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China)

**Abstract:** This paper introduces the neural networks in traditional GRAPPA algorithm. Neural networks is used for GRAPPA weight coefficient training, then using under-sampled data to reconstruct. The experiment results show that introducing the neural networks into the GRAPPA algorithm can reconstruct images with good quality.

**Key words:** GRAPPA; neural networks; adaptive BP

近 20 年来, 核磁共振成像 MRI<sup>[1]</sup> (Magnetic Resonance Imaging) 得到了广泛的应用, 是临床诊断的有利工具。然而, 传统的核磁共振成像技术的发展一直受到磁场梯度以及射频硬件性能的限制。并行核磁共振成像技术 pMRI (parallel Magnetic Resonance Imaging) 使用多个射频接收线圈同时接收感应信号, 缩短了成像时间, 突破了该限制<sup>[2]</sup>。传统 GRAPPA (Generalized Auto-calibrating Partially Parallel Acquisitions) 算法是目前应用最广泛的并行成像方法之一, 利用 K 空间的平移不变性, 使用自校准信号拟合得到的权重, 重建出未采样的 K 数据, 得到完整的 K 空间数据, 从而重建出完整图像<sup>[3]</sup>。然而, GRAPPA 算法中用于重建的数据是包含噪声的测量值, 使得由线性关系计算得到的权重系数与真实的权重系数间存在偏差。本文将神经网络应用于 GRAPPA 算法中, 利用自适应 BP (Back Propagation) 学习算法对权重系数进行训练, 再结合欠采样数据和权重系数重建出未采样数据, 减少了 GRAPPA 算法中的权重误差, 重建出质量较好的图像。

### 1 传统 GRAPPA 算法

传统 GRAPPA 重建算法的前提是 K 空间具有线性平移不变性, 即 K 空间的任一数据点可以通过对其邻近数据点进行线性拟合而得到。其拟合公式<sup>[4]</sup>为:

$$S_j^{ACS}(k_y+m\Delta k_y) = \sum_{l=1}^L \sum_{b=1}^{N_b-1} n(j, m, l, b) S_l(k_y+bR\Delta k_y) \quad (1)$$

其中, 等式左边表示要拟合到第  $j$  个线圈的自校准数据, 等式右边的  $S_l(k_y+bR\Delta k_y)$  表示第  $l$  个线圈的欠采样数据,  $n$  表示权重系数。  $j, l$  表示线圈个数,  $m, b$  表示拟合块分别在频率、相位编码方向的取值,  $N_b$  表示拟合块个数,  $R$  表示降采样倍数,  $\Delta k_y$  表示相位编码步长。计算出权重系数后, 将式(1)左边取为待重建数据, 则可重建出未采样数据。

若用  $b$  表示 K 空间中心的全采样数据,  $A$  表示欠采样的数据,  $x$  表示权重系数, 则拟合权重系数的过程可以用矩阵形式表示为:

$$b = Ax \quad (2)$$

实际用于估算权重的数据值并非信号的真实值, 而

## 图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

是包含噪声的测量值。用  $A$ 、 $b$  表示自校准数据中包含噪声的测量值,  $\tilde{A}$ 、 $\tilde{b}$  表示无噪声的真实值, 则:

$$\begin{cases} A = \tilde{A} + \delta_A \\ b = \tilde{b} + \delta_b \\ f: \tilde{b} = \tilde{A}x \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\delta_A$  和  $\delta_b$  表示自校准数据的测量噪声,  $f$  表示  $\tilde{A}$ 、 $\tilde{b}$  之间的线性关系。在实际估算权重系数时, 使用的是测量值, 即:

$$x = [(\tilde{A} + \delta_A)^T (\tilde{A} + \delta_A)]^{-1} (\tilde{A} + \delta_A)^T (\tilde{b} + \delta_b) \quad (4)$$

由此可见, 权重系数存在一个偏差  $\delta_x$ ,  $\delta_x = x - \tilde{x}$ , 其大小依赖于测量值  $A$  和  $b$  中包含的噪声。图 1 描绘了 GRAPPA 权重系数偏差  $\delta_x$  与噪声的函数关系<sup>[5]</sup>。

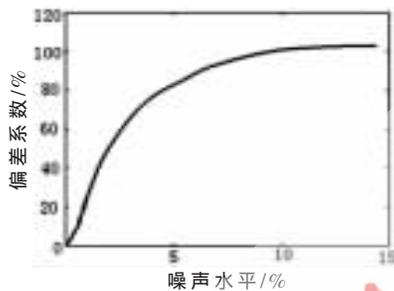


图 1 GRAPPA 权重系数随噪声水平变化的函数关系曲线

从图 1 可以看出, GRAPPA 权重系数的偏差与噪声变化之间的关系是非线性的。但是在传统 GRAPPA 中, 使用线性关系来计算权重, 因此需要引入新的方法拟合 GRAPPA 算法中权重系数, 以期提高精确度。

## 2 神经网络在 GRAPPA 中的应用

所谓的自适应 BP 算法是指正向传播中, 网络的权值固定不变, 每一层神经元的状态仅影响下一层神经元的状态, 最后产生的输出作为网络的实际响应, 而误差信号则由输出端开始逐层向前传播, 突触权值全部根据自适应的误差修正规则<sup>[6]</sup>来调整。误差信号反向传播经过网络, 随着误差逆传播修正不断进行, 网络对输出模式的正确率也逐步上升<sup>[7]</sup>。

在这种新方法中, 假设激励函数为  $\Psi$ , 则将式(2)改写为:

$$b = \Psi(A) \quad (5)$$

其中,  $\Psi$  是由神经网络决定的任意函数。利用神经网络重建的流程图如图 2 所示。

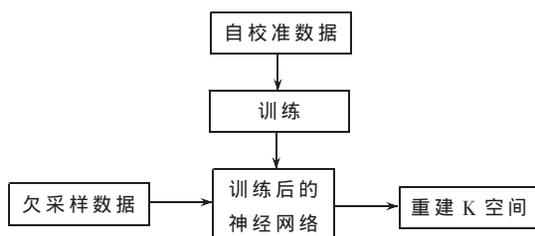


图 2 利用神经网络重建流程图

从图 2 可以看出, 图像重建主要分为训练阶段和重建阶段。在训练阶段, 使用自校准数据对神经网络进行训练, 在神经网络满足一定的条件之后停止训练。在重建阶段, 结合训练阶段训练好的神经网络和欠采样  $K$  空间数据重建出未采样数据, 得到完整的  $K$  空间数据。对所有通道的  $K$  空间数据做傅里叶逆变换, 并利用平方和 SOS (Sum of Squares) 算法得到最终图像<sup>[8]</sup>。神经网络训练、重建过程如图 3 所示。



图 3 神经网络的训练、重建过程

### (1) 训练阶段

在训练阶段, 使用的数据是已知的自校准数据, 即  $K$  空间中心的全采样数据。神经网络的输入为被拟合数据点周围邻近的数据点, 期望输出为被拟合数据点。同 GRAPPA 算法的拟合过程一样, 利用神经网络进行拟合, 得到期望输出, 即较精确的权重系数。

### (2) 重建阶段

在重建阶段, 将欠采样的  $K$  空间数据作为输入, 使用的神经网络为在训练阶段训练好的神经网络, 输出即为重建出来的未采样数据。使用重建出的数据依次对未采样数据的相应行进行填充, 直到将所有线圈的未采样点填充完为止, 则得到完整的  $K$  空间数据。

## 3 重建结果与分析

使用伪影强度 AP (Artifact Power) 值来定量评价重建图像的性能, AP 值越小, 重建图像与参考图像越接近, 重建精度越高。AP 的计算公式为:

$$AP = \frac{\sum_r |I_{\text{recon}}(r) - I_{\text{ref}}(r)|^2}{\sum_r |I_{\text{ref}}(r)|^2} \quad (6)$$

其中,  $I_{\text{recon}}$  表示重建图像,  $I_{\text{ref}}$  表示参考图像, 在实验中将全采样的图像作为参考图像。

本文所用数据为 8 通道的头线圈在 3T 的 GE 系统上通过 T1 加权的自旋回波序列采集得到的人体二维脑部数据。采集参数设置为 TR=700 ms, TE=11 ms, 矩阵大小为 256×256, FOV 为 22 cm×22 cm, 层数=10。本文采用 Sigmoid 函数激励的单隐含层前向神经网络。隐含层神经元个数为 12, 迭代次数为 2 000, 允许误差为 0.000 01。拟合块大小为 5×4, 自校准行数  $N=32$ 。重建结果如图 4 所示。可以看出,  $R=2$  时, 图像重建质量很好;  $R=3$  时, 有较明显的伪影;  $R=4$  时, 伪影严重。当  $b_y=4, b_x=5, ACS=32$  时, 不同加速因子下 GRAPPA 重建和神经网络重建的 AP 值对比如表 1 所示。

《微型机与应用》2013 年 第 32 卷 第 4 期



图4 重建图像

表1 不同加速因子下 GRAPPA 重建和神经网络重建的 AP 值( $10^{-4}$ )

	GRAPPA	神经网络
$R=2$	2.0505	6.3104
$R=3$	4.0556	17
$R=4$	8.4304	68

从表1可以看出,当 $R=2$ 时,神经网络算法图像重建质量较好,AP值也较理想。但随着 $R$ 增大及训练样本数量的减少,使训练后得到的权重系数精度下降,导致重建图像的伪影加重。另外,参与训练的训练样本是 $K$ 空间中心数据,信号强度较大,而边缘的较弱数据没有参与训练,导致重建出的位于边缘的未采样数据不精确,从而导致伪影。

由于受到噪声、截断误差等的影响,GRAPPA拟合、重建过程并非是严格的线性关系,而是非线性关系。因而,将神经网络引入到GRAPPA算法中,对GRAPPA权重系数进行训练,得到较准确的权重系数,再利用采样数据进行重建,从而得到完整的 $K$ 空间数据,重建出图像。实验结果表明, $R=2$ 时能够重建出质量很好的图像,基本无伪影,而图像伪影随着 $R$ 的增大趋向于严重。这是因为随着 $R$ 的增大,训练样本数量减少,并且边缘信号较弱的的数据并没有参与训练,使得重建结果不

太精确。今后将在这一方面做更深入的研究。

## 参考文献

- [1] HASHMAN R, BRADLEY W G. MRI: The basics[M]. Philadelphia:Lippincott Williams & Wilkins, 2010.
- [2] 肖智魁,胡广伟.并行磁共振成像的若干主要算法[J].国际生物医学工程, 2007,30(2):81-85.
- [3] GRISWORD M A, JAKOB P M, HEIDEMANN R M, et al. Generalized auto-calibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA)[J]. Magnetic Resonance Medicine, 2002, 47(6): 1202-1210.
- [4] 何珊.基于部分 $K$ 空间数据的并行磁共振成像[D].广州:华南理工大学,2012.
- [5] Chang Yuchou, Liang Dong, YIN G L.Nonlinear GRAPPA: a kernel approach to parallel MRI reconstruction[J].Magnetic Resonance Medicine, 2012,68(3):730-740.
- [6] 李众立,王成端.神经网络自适应学习步长研究[J].电子科技大学学报,1996,25(6):644-648.
- [7] 汪德馨,王宇川,陆劫平等.基于模糊推理的自适应BP算法[J].系统工程学报,1997,12(1):55-62.
- [8] 翁卓,谢国喜.基于 $K$ 空间加速采集的磁共振成像技术[J].中国医学生物医学工程学报,2010,29(5):785-791.

(收稿日期:2012-12-20)

## 作者简介:

王惠,女,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理。

汪金波,男,1986年生,硕士研究生,主要研究方向:非线性光学。

彭良玉,女,1965年生,博士,教授,主要研究方向:信号处理和有限滤波器设计。