

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2017.01.017

# 联合局部和全局稀疏表示的磁共振图像重建方法

葛永新,林梦然,洪明坚

(重庆大学 软件学院,重庆 400044)

**摘要:**针对在压缩传感中独立使用全局或局部稀疏字典所分别导致的图像细节或整体图像结构信息的丢失,提出了一种联合利用局部和全局稀疏约束来捕捉磁共振图像细节和整体结构信息的磁共振图像重建算法。该算法首先从特定的磁共振图像中训练出稀疏字典,然后利用该字典进行局部稀疏编码。其次,利用预定义的全局字典来加强磁共振图像的全局稀疏性。最后,在局部和全局稀疏的共同约束下,利用非线性共轭梯度算法来对重建模型进行求解。整个重建过程可以重复迭代以逐步改善重建质量。实验结果表明:当下采样因子达到 10 时,相比于字典学习算法(dictionary learning MRI, DLMRI),提出的算法在重建质量上可以提高 1-6 dB。

**关键词:**压缩感知;字典学习;局部和全局稀疏;磁共振成像

**中图分类号:**R445.2

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2017)01-093-10

## MR image reconstruction by combining local and global sparse representations

GE Yongxin, LIN Mengran, HONG Mingjian

(School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China)

**Abstract:** The compressed-sensing-based methods use the global or the local sparse dictionaries separately, which respectively results in the loss of image details or overall structures of MR(magnetic resonance) images. In order to solve this problem, a novel imaging algorithm combining both local and global sparse constraints was proposed to capture details and overall structures of MR images. Firstly, a spare dictionary was trained from specific MR images, and then the local sparse representations were obtained via the dictionary. Secondly, traditional analytical dictionaries were used to promote the global sparse structures of MR images. Finally, the reconstruction was solved by using a nonlinear conjugate gradient with the known local and global sparse constraints. This procedure was repeated iteratively to improve the quality of reconstruction. And experimental results demonstrate that compared with the dictionary learning magnetic resonance imaging method (dictionary learning MRI, DLMRI), the proposed algorithm can improve the image reconstruction by 1-6 dB when the reduction factor is up to 10.

**Keywords:** compressed sensing (CS); dictionary leaning; local and global sparse; magnetic resonance imaging(MRI)

---

收稿日期:2016-07-20

基金项目:国家自然科学基金青年基金(61402062);中央高校基本科研业务费专项基金(CDJZR12090003);重庆市前沿与应用基础研究资助项目(CSTC2015JCYJA40037, CSTC2013JCYJA40038)。

Supported by National Natural Science Foundation of China (61402062), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (CDJZR12090003) and Chongqing Cutting-edge and Applied Foundation Research Program (CSTC2015JCYJA40037, CSTC2013JCYJA40038).

作者简介:葛永新(1981-),男,重庆大学副教授,博士,主要从事计算机视觉与模式识别研究,(E-mail)yongxinge@cqu.edu.cn。

磁共振成像已经成为医学领域里非常具有影响力的无创诊断成像技术之一。然而,成像时间长一直制约着其进一步发展,通过物理手段提高成像速度已经达到极限<sup>[1]</sup>。在不影响成像质量的前提下,减少采样时间,通过设计更好的重建算法来提高成像速度为研究者们提供了新思路。如何利用少量采样数据重建出高质量的磁共振图像成为近年来的热点问题。压缩传感<sup>[2-5]</sup>具有可以从少量随机采样数据中恢复信号的性质,因此,可以应用于磁共振图像的重建问题,进而发展成为磁共振成像领域里主流的成像技术,如 Lustig 提出的压缩传感磁共振成像方法(compressed sensing MRI, CS-MRI<sup>[6-8]</sup>)。压缩传感要求待重建的信号在稀疏字典或稀疏变换(统称为稀疏字典)下具有稀疏表示,目前的稀疏字典主要分为 2 类:

第一类是全局稀疏字典,常用的有:小波变换<sup>[6-8]</sup>、曲线小波变换<sup>[9]</sup>,奇异值分解<sup>[10]</sup>等。这类预定义字典能对图像的整体进行稀疏表示,然而,使用全局稀疏字典会使重建的图像丢失图像边缘<sup>[7-11]</sup>等的一些比较精细的特征,如图 1(b)所示。该图是将小波变换作为全局稀疏字典的 CS-MRI<sup>[8]</sup>的重建结果,从图中可以看出边缘信息的缺失。

第二类是局部稀疏字典,这类字典以图像块为基本单位,通过学习得到的局部稀疏字典来求得所有图像块的稀疏表示<sup>[12-21]</sup>。以局部稀疏表示为约束,重建的图像具有比较精细的图像细节,然而常常会丢失图像的整体结构信息,常见的方法有 PBDW<sup>[17]</sup>,PANO<sup>[18]</sup>和 DLMRI<sup>[19]</sup>。图 1(c)是 DLMRI 在图像块的大小为  $10 \times 10$  且块与块之间不重叠的情况下所得到的重建结果,从图中可以看出图像块之间不平滑的块状效应。

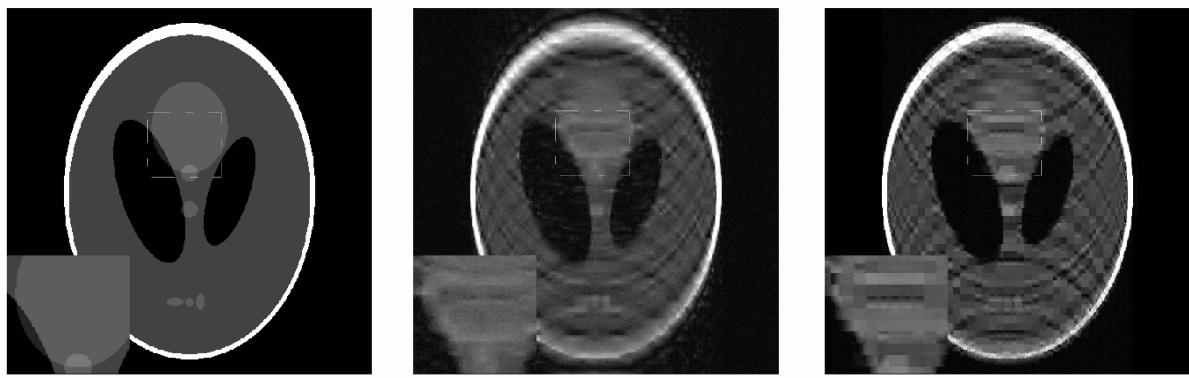


图 1 下采样因子(Reduction Factor)为 10 的重建结果对比图  
Fig.1 Comparison of reconstructed images under 10 fold reduction factor

然而,独立使用全局或局部稀疏字典,会分别导致图像细节或图像整体结构信息的丢失。笔者提出一个联合利用局部和全局稀疏字典来表示图像稀疏结构的成像模型(global and local sparse MRI, GLSMRI),既保证了图像的整体结构信息,也较好地保留了比较精细的图像细节,克服了单独使用全局或局部稀疏字典所带来的问题。该模型由 2 个子模型构成:1)局部稀疏模型,它通过学习一个局部稀疏字典来对图像块进行稀疏表示;2)全局稀疏模型,它通过预定义的稀疏字典来对图像进行稀疏表示。研究的 GLSMRI 在传统的压缩传感框架下进行求解,并且求解过程以迭代的方式进行,来逐步获得更好的重建结果。笔者使用大脑数据集对 GLSMRI 进行验证,并对模型中的几个重要参数进行讨论。

## 1 压缩感知磁共振成像方法回顾

设  $X$  代表待重建的 2D 磁共振图像,  $Y = F_u X$ 。代表了  $k$  空间的传感过程,其中  $F_u$  是部分傅立叶变换,  $Y$  是采样的  $k$  空间数据。假设  $\phi$  代表全局稀疏字典或者从图像块中学习得到的局部稀疏字典,则  $X$  的稀疏表示可以定义为:  $\alpha = \phi X$ 。基于压缩感知来从采样数据  $Y$  中重构磁共振图像的成像模型如下<sup>[20]</sup>

$$P_0 : \min \|\phi X\|_1 \text{ s.t. } \|Y - F_u X\|_2^2 \leq \epsilon,$$

式中:  $\epsilon$  代表了重建过程中允许的误差向量。在模型中  $l_1$  范数加强了  $\phi X$  的稀疏性,误差约束保证了对  $k$  空间采样数据的保真度。

当  $\psi$  为小波变换(DWT)时,成像模型就变成了基于全局稀疏字典的 CS-MRI 算法。此外,当稀疏字典是利用字典学习从图像块中学习出来的时候,成像模型就变成了基于局部稀疏字典的 DLMRI 算法,成像模型如下

$$\begin{aligned} \min_{X,D,\alpha=(\alpha_{ij} \mid \forall i,j)} & \left\{ \sum_{ij} \|R_{ij}X - D\alpha_{ij}\|_2^2 + \lambda \|Y - F_u X\|_2^2 \right\}, \\ \text{s.t. } & \|\alpha_{ij}\|_D \leq T_0 \forall i,j, \end{aligned}$$

式中: $R_{ij}$  是图像块提取操作; $D$  是局部稀疏字典; $\alpha_{ij}$  是每个图像块  $R_{ij}X$  在  $D$  上的稀疏表示; $T_0$  代表了稀疏水平。

## 2 联合局部和全局稀疏表示的磁共振图像重建方法

### 2.1 成像模型

当前的磁共振成像方法单独利用图像的全局或者局部稀疏结构来进行磁共振图像的重构,常常导致丢失图像的精细特征或整体结构。GLSMRI 联合利用了图像的全局稀疏表示和局部稀疏表示来对磁共振图像进行重构,其成像模型如下

$$\begin{aligned} P_0 : \min_{X,D,\alpha=(\alpha_{ij} \mid \forall i,j)} & \left\{ \|Y - F_u X\|_2^2 + \lambda_L \sum_{ij} \|R_{ij}X - D\alpha_{ij}\|_2^2 + \lambda_G \|\Psi\|_1 \right\}, \\ \text{s.t. } & \|\alpha_{ij}\|_D \leq T_0 \forall i,j, \end{aligned} \quad (1)$$

目标函数中第一项是  $k$  空间数据保真项,其主要作用是使得重建图像的  $k$  空间数据与采样得到的  $k$  空间数据尽可能接近;第二项是局部稀疏项;第三项是全局稀疏约束,其中  $\psi$  是全局稀疏字典。参数  $\lambda_L$  和  $\lambda_G$  用于平衡图像的局部和全局稀疏约束。显然,当  $\lambda_L = 0$  或者  $\lambda_G = 0$  时,GLSMRI 分别退化成 DLMRI 或 CS-MRI。

### 2.2 求解算法

下面对问题  $P_0$  进行求解,其求解过程可以分成 2 个步骤。首先,学习局部稀疏字典  $D$ ,然后获得每个图像块的稀疏表示  $\alpha_{ij}$ 。其次,联合局部和全局稀疏约束,在压缩传感框架重建图像,详细描述如下。

#### 2.2.1 图像的局部稀疏表示

$P_0$  中图像的局部稀疏表示模型如下

$$\begin{aligned} P_1 : \min_{D,\alpha=(\alpha_{ij} \mid \forall i,j)} & \sum_{ij} \|R_{ij}X - D\alpha_{ij}\|_2^2, \\ \text{s.t. } & \|\alpha_{ij}\|_D \leq T_0 \forall i,j, \end{aligned} \quad (2)$$

笔者使用过完备字典训练算法 K-SVD<sup>[12]</sup>从初始图像中训练出局部稀疏字典  $D^*$ ,当  $D^*$  确定后,利用正交匹配算法 OMP<sup>[22-23]</sup>算法确定每个图像块的稀疏表示  $\alpha_{ij}^*$ 。

#### 2.2.2 局部和全局稀疏约束下的图像重建

在  $D^*$  和  $\alpha_{ij}^*$  已知的情况下,GLSMRI 的重建子问题可以由下面公式来描述

$$P_2 : \min_X f(x) = \|Y - F_u X\|_2^2 + \lambda_L \sum_{ij} \|R_{ij}X - D^*\alpha_{ij}^*\|_2^2 + \lambda_G \|\psi X\|. \quad (3)$$

子问题  $P_2$  可以用非线性共轭梯度算法来求解<sup>[24]</sup>。 $f(X)$  的梯度为

$$\nabla f(X) = 2\lambda_L \sum_{ij} (\mathbf{R}_{ij}^T R_{ij} X - \mathbf{R}_{ij}^T D^* \alpha_{ij}^*) + 2F_u^H (F_u X - Y) + \lambda_G \nabla(\|\psi X\|_1). \quad (4)$$

进一步化简为

$$\nabla f(X) = 2\lambda_L \beta(X - X^*) + 2F_u^H (F_u X - Y) + \lambda_G \nabla(\|\psi X\|_1), \quad (5)$$

其中

$$X^* = \frac{\sum_{ij} \mathbf{R}_{ij}^T D^* \alpha_{ij}^*}{c}, \quad (6)$$

式中: $X^*$  是由图像的局部稀疏表示  $\alpha_{ij}^*$  构成的中间图像,具有较精细的图像细节,但图像块之间会出现块状效应。式 6 中  $c$  代表图像块对像素点的贡献度,可以通过  $c = n/r^2$  进行计算, $n$  是一个图像块中像素点的个数, $r$  代表 2 个相邻的图像块之间的重叠距离。

这 2 个步骤可以重复迭代进行来逐步改善重建图像的质量,整个算法的流程如图 2 所示。

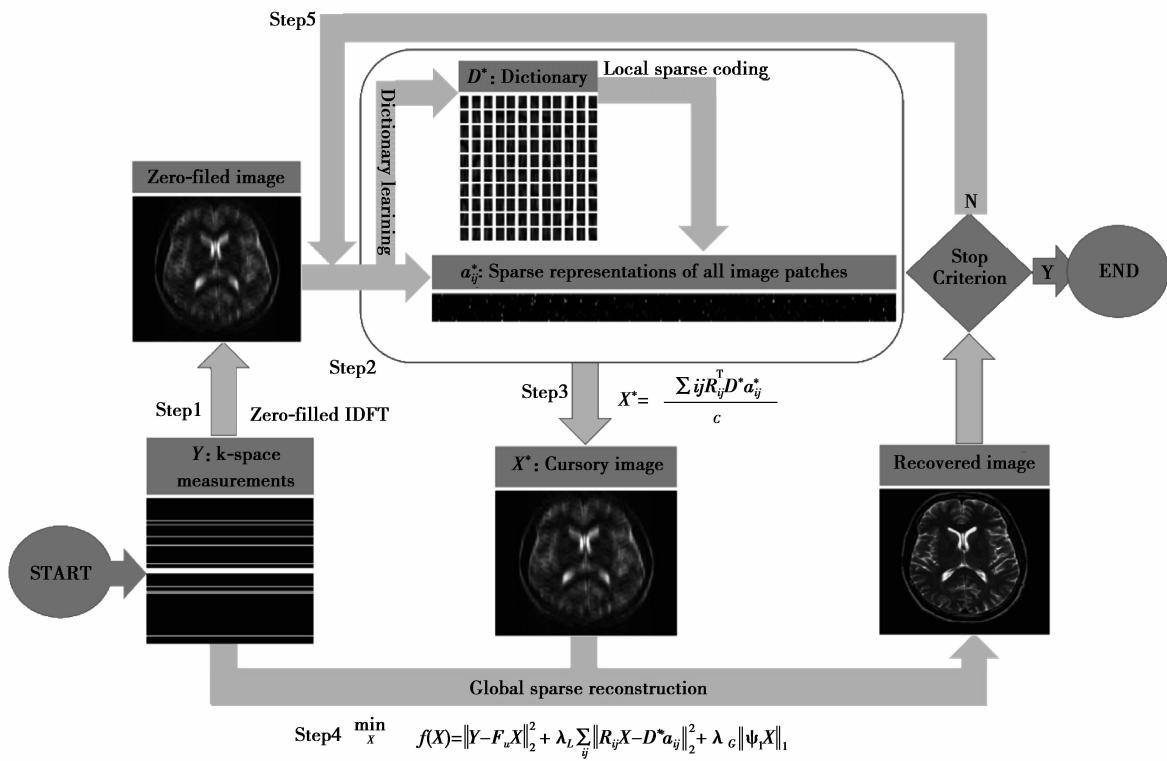


图 2 GLSMRI 重建算法的流程图

Fig.2 Flowchart of the reconstruction algorithm

与 DLMRI 相比, GLSMRI 做了 2 方面的改进

1) 在成像模型方面, DLMRI 没有全局稀疏约束项, 即  $\lambda_G = 0$  其优化方程为  $2\lambda_L\beta(X - X^*) + 2F_u^H(F_u X - Y) = 0$ , 并用最小二乘方法求解该方程。由于  $X^*$  是对重建图像的粗略估计, 而最小二乘的解常常过拟合, 导致不能很好地消除  $X^*$  中存在的块状效应。GLSMRI 通过加入全局稀疏约束来抑制过拟合, 从而有效地消除了  $X^*$  中的块状效应。

2) 在求解方法方面, DLMRI 的最小二乘解等价于简单的  $k$  空间回填: 对于采样点  $(i, j)$ , 用  $X^*$  对应的  $k$  空间数据  $S = F^{-1}X^*$  和采样点数据  $Y$  的加权平均进行回填, 即  $\{S(i, j) + vY(i, j)\}/(1+v)$ , 其中  $v = 1/\lambda_L$ 。对于未采样点  $(i, j)$ , 简单地用  $S(i, j)$  进行回填。GLSMRI 增加了全局稀疏约束, 并使用非线性共轭梯度算法进行迭代求解, 避免了简单  $k$  空间回填导致的过拟合, 从而可以得到更好的重建结果。

为了验证观点, 设计了如图 3 所示的对比实验。相比于图 3(c)所示的 DLMRI 重建图像, 图 3(b)中 GLSMRI 的重建图像无明显的块状效应, 并且比图 3(a)中 CS-MRI 的重建图像有更精细的图像细节。



(a) CS-MRI 的重建图像

(b) GLSMRI 的重建图像

(c) DLMRI 的重建图像

图 3 下采样因子(Reduction Factor)为 10 的重建结果对比图

Fig.3 Comparison of reconstructed images under 10 fold reduction factor

### 3 实验结果及讨论

实验数据是大小为  $512 \times 512$  的大脑图像<sup>[25]</sup>。采用了基于高斯随机分布的 2 种采样模式:沿相位编码方向的笛卡尔随机采样,如图 4(a)所示;二维随机采样,如图 4(b)所示。这 2 种采样模式在低频部分具有相对密集的采样数据。K-SVD 算法的代码从<sup>[19]</sup>获得,为了满足算法的求解需要,修改了 CS-MRI 中的非线性共轭梯度求解工具。所有的模拟和重建实验在 MATLAB R2012b(math works, Natick, MA)下进行。

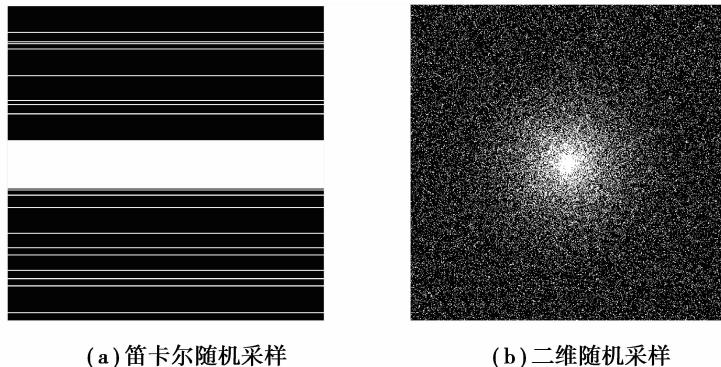
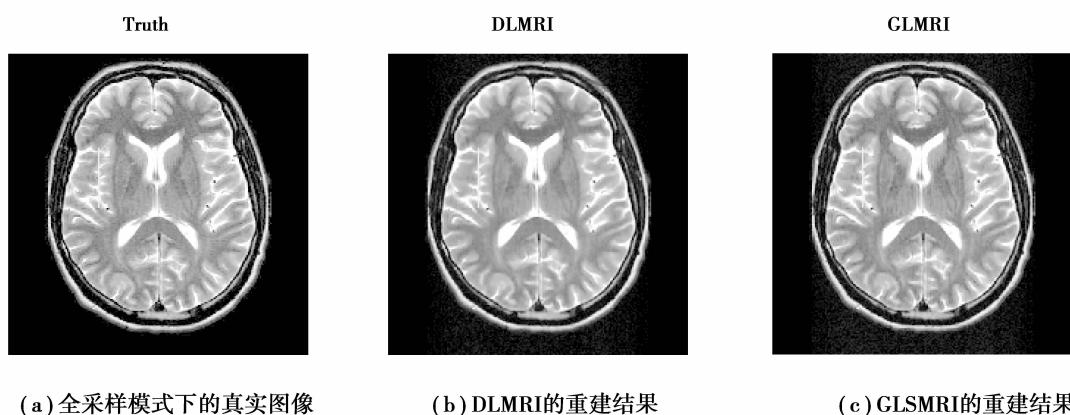


图 4 本文实验所采用的采样模式

Fig.4 Sampling patterns of experiments in this paper

实验中,用零填充图像作为初始图像以获取初始局部稀疏字典。GLSMRI 的几个重要参数设置如下:图像块的大小设定为  $6 \times 6$ ,字典大小设定为 36,重叠距离设定为 1,训练字典所需的图像块个数设定为 5 000,用 db4 小波变换做为全局稀疏字典。为了对算法进行评价,将 DLMRI 作为对比方法并使用峰值信噪比(PSNR)来量化重建图像的质量,此外,还展示了 GLSMRI 中的全局稀疏约束是如何影响图像重建的。对于大脑图像, $\lambda_L = 1/300$ , $\lambda_L/\lambda_G = 50$ ,即局部稀疏权重是全局稀疏权重的 50 倍。在字典学习阶段,从  $X$  中随机选择一部分图像块,然后从中训练得到  $D$ ,此外,采用周期延拓的方式来处理边界的图像块<sup>[19]</sup>。

在图 5 中,尽管从图 5(b-c)看不出重建图像之间有明细的视觉差别,但是可以从图 5(g)看出 GLSMRI 在重建质量上超过了 DLMRI,尤其在用箭头标注的图像纹理变化丰富的位置。图 5(e-f)揭示了 GLSMRI 相比于 DLMRI 可以恢复更多的图像细节,并且图 5(h)表明对于不同的下采样因子,GLSMRI 仍然优于 DLMRI。当采用二维随机采样时,两个方法的差别更为明显,从图 6(g)可以看出,GLSMRI 可以更接近真实图像。图 5(d)和图 6(d)表明 GLSMRI 相比于 DLMRI 需要更少的迭代次数,具体表现为:GLSMRI 经过 6 次迭代稳定下来,DLMRI 经过 11 次迭代稳定下来。最后,从 PSNR 来看,GLSMRI 相对于 DLMRI 有 1.8 dB 的提升,从误差图 6(e-f)来看,DLMRI 的误差包含更多的结构性的信息。



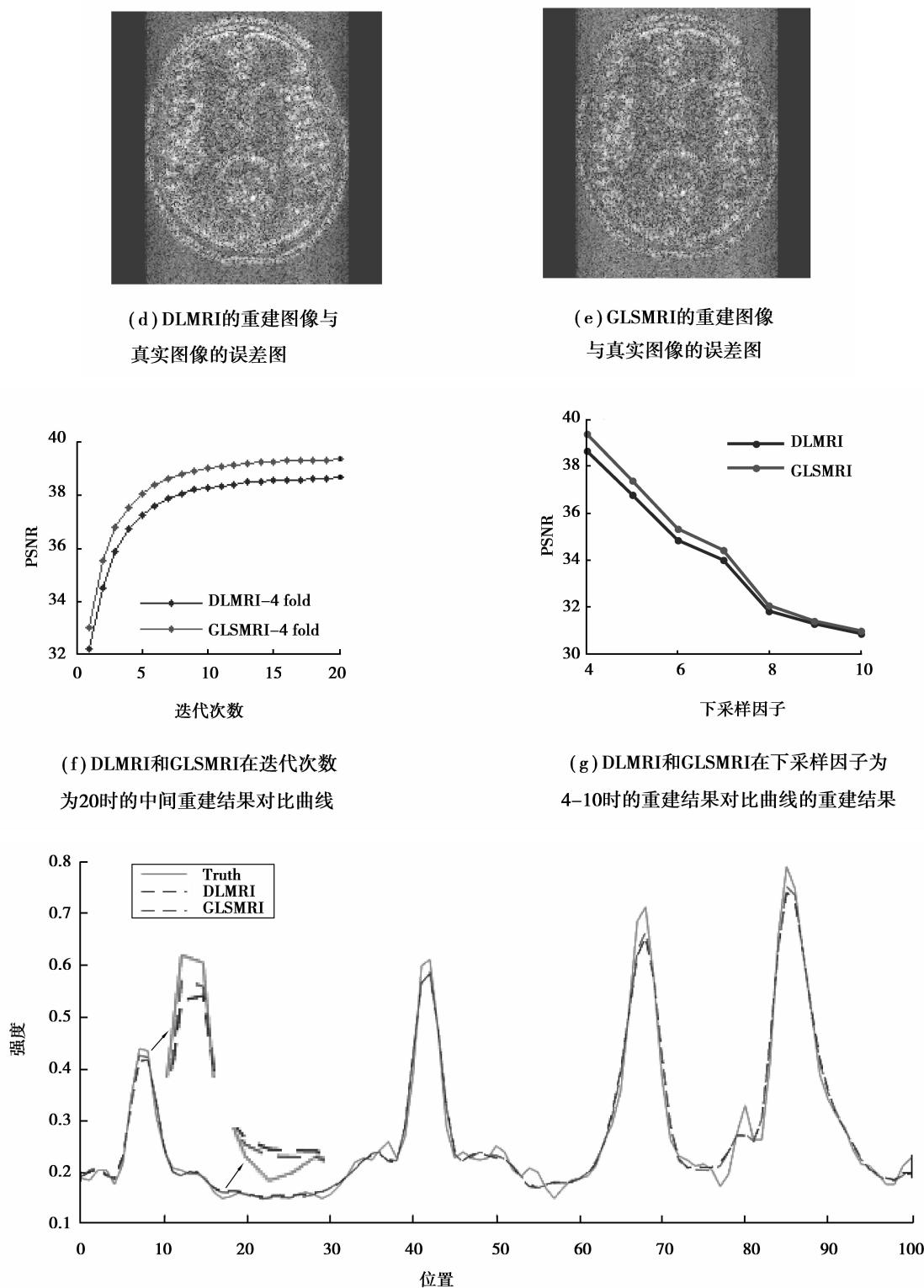


图 5 采样模式为笛卡尔随机采样, 下采样因子为 4 时, DLMRI 和 GLSMRI 的重建结果对比图

Fig.5 Comparison of reconstructed results using DLMRI and GLSMRI  
when reduction factor is 4 and sampling pattern is cartesian

在参数选择实验中, 验证了 GLSMRI 中几个重要的参数以及它们的选择, 具体策略为: 改变其中一个参数的同时固定其余参数。对于实验数据, 仍使用大脑图像, 并将下采样因子设置成 4。

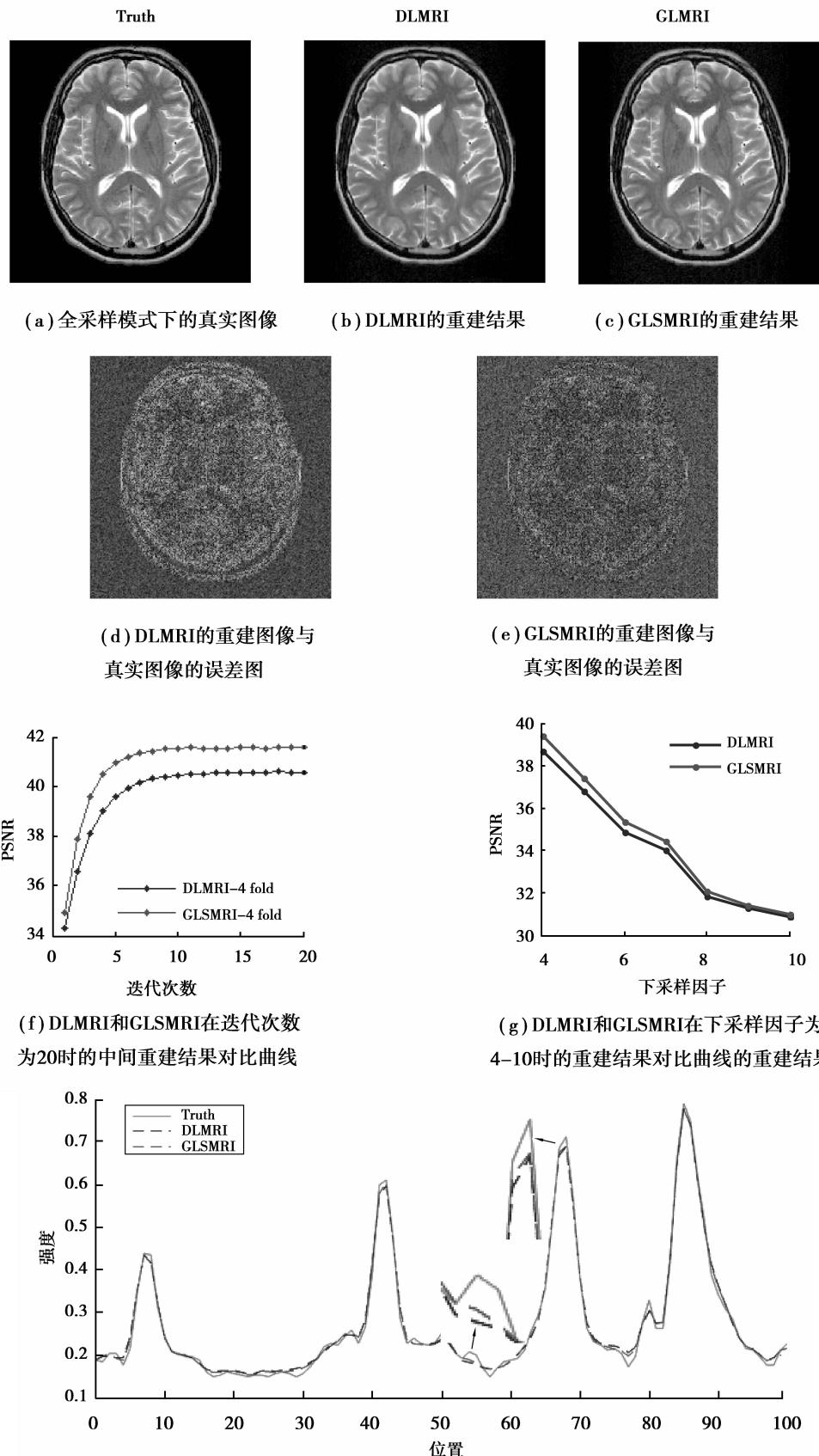


图 6 采样模式为二维随机采样,下采样因子为 4 时,DLMRI 和 GLSMRI 的重建结果对比图

Fig.6 Comparison of reconstructed results using DLMRI and GLSMRI when  
reduction factor is 4 and sampling pattern is 2D random

对于重叠距离  $r$ , 图 7(a)表明, 当  $r$  增加时, PSNR 随之下降, 因此将  $r$  设置为 1。为了选择  $\lambda_L$  与  $\lambda_G$  的最优组合, 首先将  $\lambda_L$  固定为 1/300, 图 7(b)显示了 PSNR 随权衡局部稀疏和全局稀疏的比值  $\lambda_L/\lambda_G$  的变化曲线。该图显示: 随着比值  $\lambda_L/\lambda_G$  从 0 增加到 40, PSNR 逐渐增大, 当  $\lambda_L/\lambda_G$  从 40 继续增加时, 曲线趋于稳定, 当  $\lambda_L/\lambda_G$  趋于无穷时, PSNR 逐渐下降。其中,  $\lambda_L/\lambda_G$  为 0 和  $\lambda_L/\lambda_G$  为无穷大这 2 种极端情况分别代表了 CS-MRI 和 DLMRI。结果表明,  $\lambda_L/\lambda_G=50$  是一个合理的选择。最后, 固定  $\lambda_L/\lambda_G=50$ , 图 7(c)的 PSNR 随  $\lambda_L$  的变化曲线表明  $\lambda_L=1/300$  是一个合适的选择。

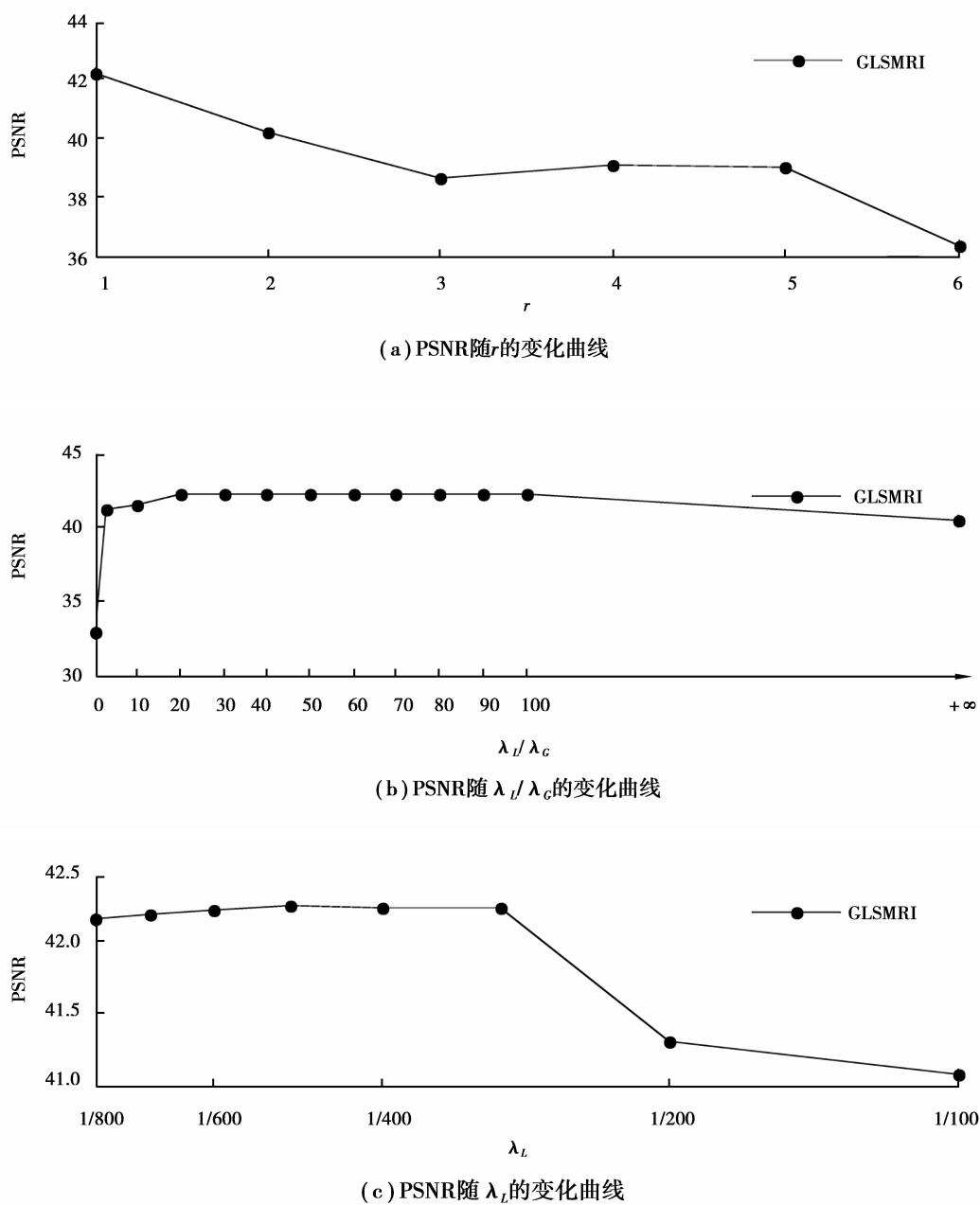


图 7 重构图像质量指标 PSNR 随参数:重叠距离  $r$ , 局部稀疏权重与全局稀疏权重的比值  $\lambda_L/\lambda_G$  以及局部稀疏权重  $\lambda_L$  的变化曲线

Fig.7 shows PSNR versus parameters of  $r$ ,  $\lambda_L/\lambda_G$  and  $\lambda_L$

## 4 结语

笔者提出了一个新颖的联合利用局部稀疏和全局稀疏约束来捕捉磁共振图像的局部和整体结构信息的重建模型。分2步来解决该模型:首先,学习局部稀疏字典,然后对图像块进行稀疏编码;其次,联合利用局部稀疏和全局稀疏约束来进行重建。模拟实验表明,GLSMRI超过了现有的仅利用局部稀疏结构或全局稀疏结构的方法。几个重要参数的选取原理也被阐述。将来的工作将着眼于:开发更为鲁棒的局部稀疏字典和使用自适应的全局稀疏字典来改善重建质量。

### 参考文献:

- [1] Liang Z P, Lauterbur P C. Principles of magnetic resonance imaging[M]. Piscataway NJ: IEEE Press, 2000.
- [2] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [3] Candès E J, Tao T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [4] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 52(2):489-509.
- [5] 王水花,张煜东.压缩感知磁共振成像技术综述[J].中国医学物理学杂志,2015,32(2):158-162.  
WANG Shuihua, ZHANG Yudong. Survey on compressed sensing magnetic resonance imaging technique[M]. Chinese Journal of Medical Physics, 2015, 32(2): 158-162. (in Chinese)
- [6] 陈秀梅,王敬时,王伟,等.基于压缩感知的MRI图像的二维重构和三维可视化[J].中国医学影像学杂志,2015(3): 235-240.  
CHEN Xiumei, WANG Jingshi, WANG Wei, et al. Two-dimensional reconstruction and three-dimensional visualization of MRI images based on compressed sensing[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2015(3): 235-240. (in Chinese)
- [7] 蒋明峰,刘渊,徐文龙,等.基于全变分扩展方法的压缩感知磁共振成像算法研究[J].电子与信息学报,2015(11): 2608-2612.  
JIANG Mingfeng, LIU Yuan, XU Wenlong, et al. The study of compressed sensing MR image reconstruction algorithm based on the extension of total variation method[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015(11): 2608-2612. (in Chinese)
- [8] Lustig M, Donoho D, Pauly J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [9] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2006, 5(3): 861-899.
- [10] Hong M, Yu Y, Wang H, et al. Compressed sensing MRI with singular value decomposition-based sparsity basis[J]. Physics in Medicine & Biology, 2011, 56(19): 5734-5737.
- [11] 李青,杨晓梅,李红.基于压缩感知的自适应正则化磁共振图像重构[J].计算机应用,2012,32(2):541-544.  
LI Qing, YANG Xiaomei, LI Hong. Compressed sensing-adaptive regularization for reconstruction of magnetic resonance image[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(2): 541-544. (in Chinese)
- [12] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [13] Qu X, Guo D, Ning B, et al. Undersampled MRI reconstruction with patch-based directional wavelets[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2012, 30(7): 964-977.
- [14] Wang Y, Ying L. Compressed sensing dynamic cardiac cine MRI using learned spatiotemporal dictionary[J]. Biomedical Engineering IEEE Transactions on, 2014, 61(4): 1109-1120.

- [15] 屈小波,侯迎坤,Fan Lam,等.基于 PANO 算子的图像自相似性 MRI 稀疏重建[C/OL]//第十七届全国波谱学学术会议.2012[2015-12-03].<http://d.wanfangdata.com.cn/Conference/7918077>.
- QU Xiaobo, HOU Yingkun, LAM Fan, et al. Self-similarity-based MRI image reconstruction with a patch-based nonlocal operator[C/OL] // The 17th Spectroscopy Academic Conference. 2012 [2015-12-03]. <http://d.wanfangdata.com.cn/Conference/7918077>. (in Chinese)
- [16] 赖宗英,屈小波,刘运松,等.基于全局相似关系的压缩感知 MRI 稀疏重建[C/OL]//第十八届全国波谱学学术年会论文集. 2014[2015-12-03]. <http://acad.cnki.net/kns/navi/Catalog.aspx?NaviID=1004&CatalogName=cpfdnavi2&Field=navi178&Value=WLXH201410001&HYJiDaiMa=WLXH201410001>. (in Chinese)
- LAI Zongying, QU Xiaobo, LIU Yunsong, et al. Compressed sensing MRI reconstruction using global similarity of patches[C/OL] // The 18th Spectroscopy Academic Conference. 2014 [2015-12-03]. <http://acad.cnki.net/kns/navi/Catalog.aspx?NaviID=1004&CatalogName=cpfdnavi2&Field=navi178&Value=WLXH201410001&HYJiDaiMa=WLXH201410001>. (in Chinese)
- [17] Qu X B, Guo D, Ning B D, et al. Undersampled MRI reconstruction with patch-based directional wavelets[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2012, 30(7): 964-77.
- [18] Qu X B, Hou Y K, Lam F, et al. Magnetic resonance image reconstruction from undersampled measurements using a patch-based nonlocal operator[M].Medical Image Analysis, 2014, 18(6): 843-856.
- [19] Ravishankar S, Bresler Y. MR image reconstruction from highly undersampled k-space data by dictionary learning.[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(5): 1028-41.
- [20] Dong W S, Li X, Ma Y, et al. Image restoration via bayesian structured sparse coding[C]//2014 International Conference on Image Processing.[S.l.]:IEEE, 2014: 4018-4022.
- [21] Venkataramani R, Bresler Y. Further results on spectrum blind sampling of 2D signals[J]. International Conference on Image Processing, October 4-7, 1998, Chicago, Illinois. USA: IEEE, 1998: 752 - 756.
- [22] Tropp J. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242.
- [23] Nocedal J, Wrightand S J. Conjugate gradient methods[J]. Numerical Optimizat on, 2006: 101-134.
- [24] American Radiology Services, 2009 [Online]. Available: <http://www3.americanradiology.com/pls/web1/wwimggal.vmg/>

(编辑 侯 湘)