

基于 NLTV 和 NESTA 的 MRI/MRA 图像感兴趣 区域的压缩感知重构

赵 扬 王 伟 董 蓉 王敬时 汤 敏

(南通大学电子信息学院 南通 226007)

摘 要 压缩感知理论借助信号内在的稀疏性或可压缩性,利用随机投影实现在远低于奈奎斯特频率的采样频率下对压缩数据进行采集。将该技术应用于医学成像领域可以加快 MRI/MRA 的扫描速度,提高扫描效率,减少患者的不适感。以 NLTV(Nonlocal Total Variation)正则化来改善传统 TV 导致的边缘模糊、阶梯效应等缺点,提出改进的 NESTA 算法(简称 NLTV-ROI-NESTA 算法)实现 MRI/MRA 图像感兴趣区域(Region of Interests, ROIs)的精确重构,增强低对比度血管的细节信息,以峰值信噪比、结构化相似度、相对误差 3 个指标来定性、定量地评价算法的性能。实验结果表明,与传统的压缩感知重构算法相比,NLTV-ROI-NESTA 算法在重构精度和细节保留方面均具有明显优势,能较好地保持低对比度血管或其他感兴趣区域的细节特征,在快速医学成像领域具有广阔的应用前景。

关键词 压缩感知,图像重构,非局部 TV,NESTA 算法,感兴趣区域

中图分类号 TP391, TN919. 81 **文献标识码** A **DOI** 10. 11896/j. issn. 1002-137X. 2017. 09. 058

Compressed Sensing Recovery Algorithm for Region of Interests of MRI/MRA Images Based on NLTV and NESTA

ZHAO Yang WANG Wei DONG Rong WANG Jing-shi TANG Min

(School of Electronics and Information Engineering, Nantong University, Nantong 226007, China)

Abstract Compressed sensing (CS) is a novel developed theoretical framework for information acquisition and processing. Taking advantages of the inherent sparsity or compressibility in real world signals, CS can collect compressed data at the sampling rate much lower than that needed in Shannon's theorem. CS is used to medical imaging techniques to accelerate the scanning speed of MRI/MRA, improve the scanning efficiency and alleviate the patients' suffering. The flow chart of our NLTV-ROI-NESTA algorithm is as follows. The nonlocal total variation (NLTV) is applied to overcome the disadvantages of the traditional TV for its edge blurring and stepstairs effects. An improved NESTA algorithm is used to reconstruct the region of interests (ROIs) for MRI/MRA images accurately and fast to maintain or enhance the details of the low-contrast vessels. Three indices: peak signal to noise rate (PSNR), structural similarity index (SSIM) and relative l2 norm error (RLNE) are adopted to compare the reconstruction performances and clinical value of the ordinary CS-MRI algorithms and our ROI-CS-MRI algorithm qualitatively and quantitatively. Experimental results demonstrate that the proposed NLTV-ROI-NESTA algorithm is superior in reconstruction accuracy and detail features when the undersampled ratio changed from 10% to 50%, which can be extended and widely used in rapid medical imaging technology.

Keywords Compressed sensing, Image recovery, Nonlocal total variation, NESTA algorithm, Region of interests

1 引言

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论自 2006 年正式提出以来,已在医疗成像、图像处理、模式识别、通信网络、遥感测量等诸多领域引起了深入变革。由于该理论突破了奈奎斯特采样瓶颈,一经提出就得到各个领域学者的高度关注,许多著名大学以及 Intel、贝尔实验室及 Google 等大公司和研究

机构也纷纷进入该领域。压缩感知理论的基本思想是:在某一变换域内具有稀疏表示的信号,可以以远低于奈奎斯特采样定理标准的方式来采集数据,通过与变换基非相干的随机投影采样,运用合适的优化算法就能高概率、精确地重构原始信号。CS 理论框架主要包含 3 个方面:稀疏表示、测量矩阵和重构算法,它们之间的相互关系如图 1 所示^[1-4]。由图 1 可见,原始信号在某些变换域中具有稀疏性,是压缩感知精确重

到稿日期:2016-08-01 返修日期:2017-01-06 本文受国家自然科学基金项目(81371663, 61401239),江苏省自然科学基金项目(BK2013 0393, BK20151273),江苏高校品牌专业建设工程资助项目(PPZY2015B135),南通市科技计划项目(GY12015015)资助。

赵 扬(1991-),女,硕士生,主要研究方向为医学图像处理及分析;王 伟(1983-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理与分析;董 蓉(1984-),女,博士,讲师,主要研究方向为视频图像处理与分析;王敬时(1985-),女,博士,副教授,主要研究方向为信号处理及分析;汤 敏(1977-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为医学图像处理及可视化, E-mail: tangmnt@163. com(通信作者)。

构原始信号的先验条件;测量矩阵的选取与设计直接影响随机测量值是否保留了足够的原始信号信息,通过它能够精确重构原始信号;重构算法则是压缩感知理论的核心,直接影响信号的重构质量和重构速度。

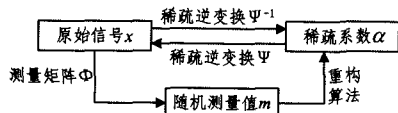


图1 压缩感知的基本理论框架

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)是目前无创医学成像的主要手段之一,磁共振血管成像(Magnetic Resonance Angiography, MRA)是其常规技术,具有无创、简便、低廉、一般无需对比剂等优点。MRA技术主要包含时间飞越法、相位对比法、对比增强法3类。与其他血管成像手段相比,MRA不但提供血管的形态信息,还提供血流的方向、流速、流量等信息^[5]。但是,成像速度一直是制约MRI/MRA临床应用的重要因素,加快扫描速度是当前MRI技术发展的一个重要并具有挑战性的问题。MRI成像速度的提升主要通过以下途径实现:提高静磁场的场强,快速切换的梯度场,新的快速成像序列,以及并行成像和压缩感知理论的应用^[6-7]。虽然伴随场强、梯度硬件、脉冲序列等性能上的改进使得MRI/MRA成像速度大幅加快,但是高速切换的梯度场会刺激受检者的神经与肌肉,非常密集的高频RF脉冲可造成人体内能量聚集,使人体组织升温^[6-8]。因此从硬件设备角度而言,加快MRI成像速度已基本达到极限,从算法角度入手才是目前解决这一瓶颈问题的突破口。文献^[9]在深入分析压缩感知理论应用于磁共振快速成像可行性的基础上,提出了CS-MRI的概念和Sparse MRI算法,成为了里程碑式的经典文献。国内CS-MRI的相关研究则始于2009年,焦鹏飞、张桂珊、吕焱、王林元等分别综述了压缩感知在医学图像、MRI、超声、CT等领域的应用现状^[8,10-12]。

就稀疏变换和重构算法而言,小波变换、TV和快速迭代阈值算法(Fast Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm, FISTA)得到普遍关注和广泛应用^[13-17]。但是,这些算法普遍存在以下缺点:1)小波变换进行信号稀疏表达时虽然易于快速采样和重构,但是无法充分利用图像的几何正则性,不能实现最优或者最稀疏的表达,重构图像边缘粗糙、不平滑;2)传统TV假设图像的梯度模稀疏,对于细节和纹理信息较少的图像具有较好的重构结果,但时常导致过度平滑、边缘模糊、细节失真、阶梯效应等^[18];3)FISTA算法属一阶算法,速度虽快,但不够精确,拉格朗日乘子一般难以精确确定,而且FISTA算法只能求解无约束问题,这些因素大大限制了它的应用;4)几乎所有算法都是对整幅图像进行压缩感知二维重构,仅有极少文献初步提出了感兴趣区域压缩感知重构的思想,但实验不够充分,且计算复杂度较高^[19-21]。

本文提出NLTV-ROI-NESTA算法,实现MRI/MRA图像感兴趣区域的压缩感知二维重构(ROI-CS-MRI),并采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise, PSNR)、结构化相似度(Structural Similarity Index, SSIM)、相对误差(Relative l2 Norm Error, RLNE)等指标定性、定量地分析算法性能。该算法的基本思想基于以下两点:1)NLTV在传统TV基础上

适当添加图像非局部自相似性作为先验知识,从而能更好地保持图像细节,已在图像消噪、分割、解卷积等领域得到初步应用^[22-24];2)NESTA算法是Candes等人在Yuri Nesterov思想的基础上拓展而来的,与FISTA算法相比,NESTA可应用于求解有约束或无约束的优化问题,同时具有算法精度较高和计算实时高效的优点^[25-29]。

本文第2节介绍算法的关键技术,分别包括NLTV正则化、CS-MRI重构模型、改进的NESTA算法、NLTV-ROI-NESTA算法流程、性能评价指标等;第3节给出实验结果及性能分析,说明本文算法的性能效果、对噪声的鲁棒性、算法本身的收敛性以及计算的实时性;最后总结全文工作,并展望未来的研究方向。

2 算法的关键技术

2.1 NLTV正则化

NLTV正则化的基本思想是假设图像具有非局部自相似性,即认为图像内部的不同区域普遍存在结构和细节上相似或重复的子块,数学定义如下^[18,22]:

对于灰度图像 $f(x):\Omega\rightarrow R$, $f(x)$ 在点 $x\in\Omega$ 的非局部梯度 $(\nabla_{NL}f):\Omega\times\Omega\rightarrow R$ 的定义为:

$$(\nabla_{NL}f)(x,y)=(f(y)-f(x))\sqrt{w(x,y)} \quad (1)$$

其中, $x,y\in\Omega,w(x,y)=\exp\{-(G_a * |f(x+\cdot)-f(y+\cdot)|^2)(0)/2h^2\}$ 表示点 x 和 y 之间的权函数,具有非负对称性; G_a 表示标准差为 a 的高斯核函数; h 为滤波参数或表示相似度的阈值,而且 $(G_a * |f(x+\cdot)-f(y+\cdot)|^2)(0)=\int_{\Omega}G_a|f(x+z)-f(y+z)|^2dz$ 。

显然,式(1)定义的非局部梯度不是通常意义下的矢量,而是 $\Omega\times\Omega\rightarrow R$ 的映射,非局部梯度的模为 $|\nabla_{NL}f|=\sqrt{\int_{\Omega}(f(y)-f(x))^2w(x,y)dy}$,则NLTV的定义为^[18,22]:

$$J_{NLTV}(f)=\int_{\Omega}|\nabla_{NL}f|dx \\ =\int_{\Omega}\sqrt{\int_{\Omega}(f(y)-f(x))^2w(x,y)dy}dx \quad (2)$$

2.2 CS-MRI重构模型

结合图1,压缩感知重构算法的一般形式为:

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s. t. } \|b-Ax\|_2 \leq \epsilon \quad (3)$$

在MRI/MRA领域,K空间本质上就是傅立叶变换空间,因此式(3)应用于CS-MRI时可写作如下拉格朗日形式:

$$\min \|F_u x - y\|_2^2 + \lambda \|\Psi x\|_1 \quad (4)$$

其中, x 是原始信号, y 是K空间的测量值, F_u 表示欠采样数据的傅立叶变换($F_u x = y$); Ψ 是稀疏变换矩阵; ϵ 控制重构数据与测量数据的误差,其阈值是噪声水平。

一般而言,压缩感知重构算法主要包括凸优化算法和贪婪匹配追踪算法两大类。其中,凸优化算法主要包括基追踪法(Basis Pursuit, BP)、内点法(Interior-Point)、梯度投影法(Gradient Projection for Sparse Reconstruction, GPSR)和迭代阈值法(Iterative Thresholding)等,其基本思想是采用处处可微的凸函数来替代 l_0 范数,它的重构效果虽好,但计算量剧增。贪婪匹配追踪算法主要包括匹配追踪算法(Matching Pursuit, MP)、正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pur-

suit,OMP)、正则化正交匹配追踪算法(Regularized OMP, ROMP)、稀疏自适应匹配追踪算法(Sparse Adaptive MP, SAMP)等,算法简单快捷,但对于具体应用条件有严格规定。本文将把 NESTA 算法引入 CS-MRI 的求解过程,以期实时、高效地得到精确度较高的重构结果。

2.3 改进的 NESTA 算法

NESTA 算法是 Yuri Nesterov 优化思想的综合,用来求解如下问题:

$$\min_{x \in Q_p} f(x) \tag{5}$$

式(5)必须满足 3 个条件:1) $f(x)$ 是处处可导的函数;2) Q_p 是凸集;3) $f(x)$ 的梯度有界,即 $\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2 \leq L \|x - y\|_2$ 对任意 x, y 均成立,且 L 为常数。

仔细比较式(3)和式(5),压缩感知重构算法的可行域是 $\|b - Ax\|_2 \leq \epsilon$,显然这是一个关于 x 的凸集,对应于式(5)的 Q_p ,即满足 NESTA 算法的第二个条件。但是 $\|x\|_1$ 在 0 点处不可导,不满足 NESTA 算法的第一个条件,于是必须首先考虑平滑 $\|x\|_1$ 。如果 $f(x)$ 可以写成 $f(x) = \max_{u \in Q_d} \langle u, Wx \rangle$,其中 W 是一个矩阵,则该函数可以平滑。根据泛函知识, $\|x\|_m = \max_{\|u\|_n \leq 1} \langle u, x \rangle$,其中 m 和 n 是一对共轭数,满足 $\frac{1}{m} + \frac{1}{n} = 1$,即 $\|x\|_1 = \max_{\|u\|_\infty \leq 1} \langle u, x \rangle$, $\|x\|_2 = \max_{\|u\|_2 \leq 1} \langle u, x \rangle$,这里 $W = I$ 。显然 1 范数和 2 范数符合平滑要求,可采用 $f_\mu(x) = \max_{u \in Q_d} \langle u, Wx \rangle - \mu p_d(u) = \frac{1}{2} \|u\|_2^2$,因此式(3)的压缩感知重构问题转化为:

$$\min_x f_\mu(x) = \max_{\|u\|_\infty \leq 1} \langle u, x \rangle - \frac{1}{2} \mu \|u\|_2^2 \tag{6}$$

s. t. $\|b - Ax\|_2 \leq \epsilon$

此时,梯度 $\nabla f_\mu(x) = W * u_\mu(x) = \begin{cases} \mu^{-1} x_i, & |x_i| < \mu \\ \text{sgn}(x_i), & \text{otherwise} \end{cases}$

其中, $\nabla f_\mu(x)$ 对应的 Lipschitz 常数为 $L_\mu = \frac{1}{\mu} \|W\|^2 = \frac{1}{\mu}$ 。于是可采用图 2 所示的算法进行迭代求解。

初始化
迭代过程直至满足停止条件

1. 计算 $\nabla f_\mu(x_k)$
2. 计算 $y_k = \arg \min_{x \in Q_p} \frac{L_\mu}{2} \|x - x_k\|_2^2 + \langle \nabla f_\mu(x_k), x - x_k \rangle$
3. 计算 $z_k = \arg \min_{x \in Q_p} \frac{L_\mu}{\sigma_p} p_p(x) + \sum_{i=0}^k \alpha_i \langle \nabla f_\mu(x_i), x - x_i \rangle$
4. 计算 $x_k = \tau_k z_k + (1 - \tau_k) y_k$

图 2 改进的 NESTA 算法的计算步骤

通过标准拉格朗日乘法可以推导出 y_k 和 z_k 的计算公式,即式(7)和式(8),则 x_k 便是它们的加权平均,因此图 2 的循环流程得以继续。

$$y_k = (I - \frac{\lambda_\epsilon}{\lambda_\epsilon + L_\mu} A^* A) (\frac{\lambda_\epsilon}{L_\mu} A^* b + x_k - \frac{1}{L_\mu} \nabla f_\mu(x_k)) \tag{7}$$

$$\lambda_\epsilon = \max(0, \epsilon^{-1} \|b - A(x_k - L_\mu^{-1} \nabla f_\mu(x_k))\|_2 - L_\mu)$$

$$z_k = (I - \frac{\lambda_\epsilon}{\lambda_\epsilon + L_\mu} A^* A) (\frac{\lambda_\epsilon}{L_\mu} A^* b + x_0 - \frac{1}{L_\mu} \sum_{i=0}^k \alpha_i \nabla f_\mu(x_i))$$

$$\lambda_\epsilon = \max(0, \epsilon^{-1} \|b - A(x_0 - L_\mu^{-1} \sum_{i=0}^k \alpha_i \nabla f_\mu(x_i))\|_2 - L_\mu) \tag{8}$$

2.4 NLTV-ROI-NESTA 算法流程

低对比度血管图像在高度欠采样情况下容易消退甚至消失,这是由于常见的基于 l_1 范数的重构算法削减了稀疏变换得到的稀疏系数的幅值,从而降低了图像的对比度,影响了临床诊断的准确性。本文提出的 NLTV-ROI-NESTA 算法的流程详见图 3,根据 ROI 区域局部信息进行加权处理,更好地保持了低对比度血管或其他感兴趣区域的细节信息。首先,针对 K 空间欠采样值,通过改进的 NESTA 算法重构二维图像,即初始图像 I 。其次,手动或者半自动地设置 ROI 区域,根据 $M_{i,j} = \|\nabla I_{i,j}\| \cdot ROI_{i,j}$ 和 $ROIW_{i,j} = 1 - \frac{M_{i,j}}{\max(M_{i,j}) + \delta}$ 计算权重矩阵 $ROIW$,其中 ∇ 是梯度算子, ROI 是感兴趣区域的二值模板, M 表示感兴趣区域内的梯度幅值, δ 是防止分母为 0 而添加的小常数,显然感兴趣区域的权重矩阵中 $ROIW_{i,j} \in [0, 1]$ 。相应地,CS-MRI 模型则从式(4)演变成如下 ROICS-MRI 模型:

$$\min \|F_u x - y\|_2^2 + \lambda \|ROIW * (\Psi x)\|_1 \tag{9}$$

根据 K 空间欠采样值以及改进的 NESTA 算法求解式(9),得到 ROI 区域的重构图像。最后,对完整采样得到的金标准图像、CS-MRI 图像以及 ROICS-MRI 图像进行性能评价和比较。

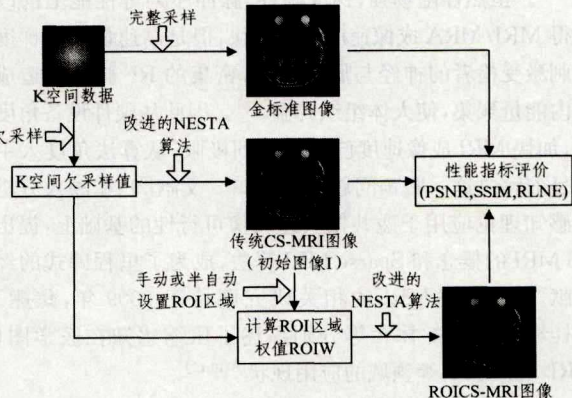


图 3 NLTV-ROI-NESTA 算法流程

2.5 性能评价指标

采用峰值信噪比 PSNR、结构化相似度 SSIM、相对误差 RLNE 3 个指标来定量分析和评价算法的性能特点。

PSNR 是一种评价图像品质的客观标准,其值越大表示图像失真越小,计算公式如下:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (x(i,j) - y(i,j))^2}} \right) \tag{10}$$

其中, $x(i, j)$ 和 $y(i, j)$ 分别表示完整采样图像(或金标准图像)和重构图像。

SSIM 用于从人眼视觉角度分析和衡量两幅图像在结构、亮度、对比度等方面的相似程度,其值越接近 1 越好,计算公式如下^[30]:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \tag{11}$$

其中, μ_x 和 σ_x 是原始图像的均值和标准差, μ_y 和 σ_y 是重构图像的均值和标准差, σ_{xy} 是两幅图像的联合方差, c_1 和 c_2 是为了防止分母接近零时产生不稳定现象而添加的固定常数。

RLNE 用于比较原始图像和重构图像的相对 l_2 范数误差,其值越小越好,计算公式如下^[13]:

$$RLNE = \frac{\|y(i,j) - x(i,j)\|_2}{\|x(i,j)\|_2} \quad (12)$$

其中, $x(i,j)$ 和 $y(i,j)$ 分别表示完整采样图像(或金标准图像)和重构图像。

3 实验结果及分析

实验在 CPU 主频 2.10GHz, 内存 2.91GB, Microsoft Windows XP Professional Service Pack 2 操作系统的计算机上进行,采用 Matlab 8.0 编程实现。测试对象如图 4 所示,图像大小均为 512×512 。由于压缩感知的目的是通过采样较少的低维信号来重构原始的高维信号,因此通常选取低于 50% 的欠采样率,本文实验重点关注 10%~20% 欠采样率下的重构效果。

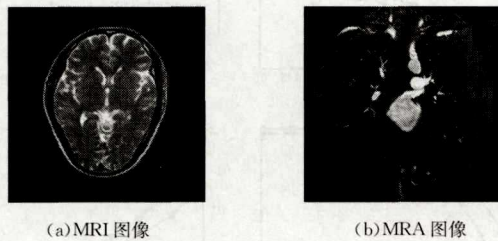


图 4 本文测试图像

(1) 算法性能分析

对图 4(a) 所示的 MRI 图像采用伪辐射状采样,在 15% 欠采样率下进行压缩感知图像重构,图 5 示出了使用本文所提出的 NLTV-ROI-NESTA 算法得到的 ROI-CS-MRI 重构结果与 NLTV-NESTA 算法得到的 CS-MRI 重构结果,感兴趣区域如方框所示。将上述两种算法得到的重构结果放大,如图 6 所示。

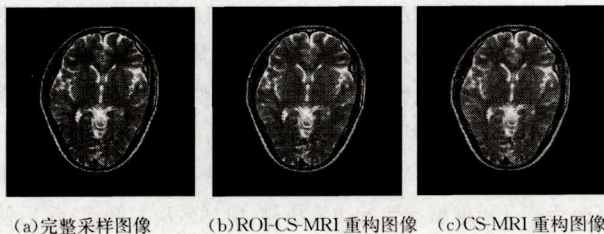


图 5 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果的比较 (MRI 图像)

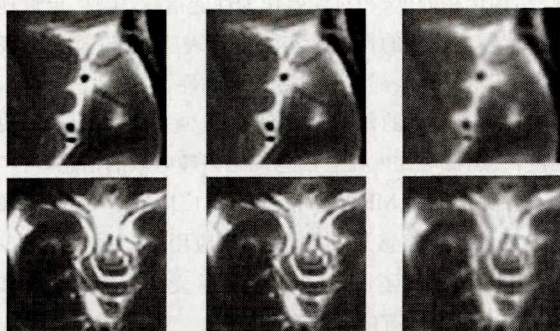


图 6 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果放大的对比 (MRI 图像)

同样,对于图 4(b) 所示 MRA 图像,在 20% 欠采样率下,使用本文所提 NLTV-ROI-NESTA 算法得到的 ROI-CS-MRI 重构结果与使用 NLTV-NESTA 算法得到的 CS-MRI 结果如图 7 所示,各项性能指标的比较见表 1。

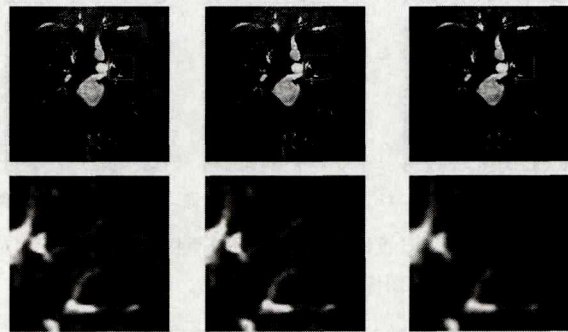


图 7 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果及其放大的对比 (MRA 图像)

表 1 无噪测试图像的重构性能指标

测试图像	欠采样率/%	算法名称	PSNR /db	SSIM	RLNE
MRI	15	ROI-CS-MRI	40.0563	0.9644	0.0341
		CS-MRI	29.8853	0.6611	0.1099
MRA	20	ROI-CS-MRI	33.7226	0.8550	0.0942
		CS-MRI	31.0159	0.7845	0.1286

从图 5—图 7 以及表 1 可以看出:在较低的采样率下,本文算法的重构性能指标比 CS-MRI 更好,在 PSNR 方面高出 2.7~10.2db,在 SSIM 方面高出 0.07~0.3,而在 RLNE 方面则降低 0.03~0.07。通过对 ROI 区域进行放大显示,说明本文重构算法在图像边缘、结构、亮度、对比度等方面均更接近原图;解剖特征和纹理细节失真度小且与原图保持高度一致,进一步充分说明了本文算法的可行性,符合精确、快速 MRI/MRA 图像压缩感知重构的临床需求。

(2) 算法对噪声的鲁棒性

由于获取 MRI/MRA 图像时难免存在噪声影响,实验在部分 K 空间测量值的基础上添加标准差为 0.5 的高斯白噪声,以验证算法对噪声的鲁棒性和临床实用性,结果如图 8、图 9 所示,性能指标如表 2 所列。

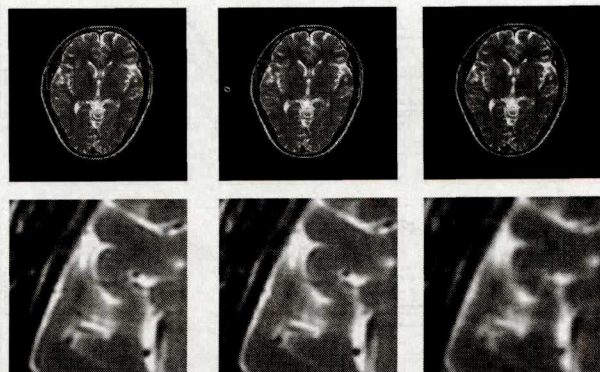
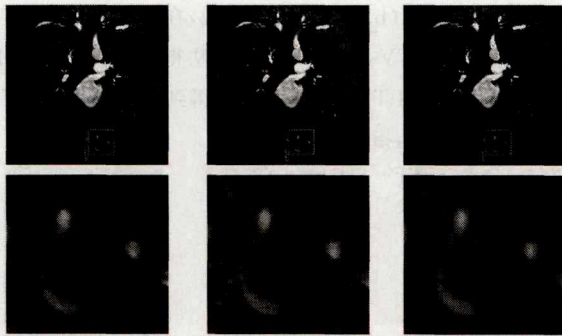


图 8 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果及其放大的对比 (含噪 MRI 图像)

图 9 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果及其放大的对比 (含噪 MRA 图像)



(a)完整采样图像 (b)ROI-CS-MRI 重构图像 (c)CS-MRI 重构图像

图9 ROI-CS-MRI 重构结果与 CS-MRI 重构结果及其放大的对比 (含噪 MRA 图像)

表2 含噪 MRI/MRA 图像的重构性能指标

测试图像	欠采样率/%	算法名称	PSNR /db	SSIM	RLNE
MRI	15	ROI-CS-MRI	39.8976	0.9627	0.0347
		CS-MRI	29.8827	0.6610	0.1100
MRA	20	ROI-CS-MRI	33.7028	0.8545	0.0944
		CS-MRI	31.0130	0.7844	0.1286

由图8、图9以及表2可以看出:对于添加了中等大小噪声的真实MRI/MRA图像而言,NLTV-NESTA算法也能从噪声中重构整幅图像,但纹理细节丢失明显,重构图像的临床辅助诊断作用大大下降;相比之下,本文提出的NLTV-ROI-NESTA算法的各项性能指标比无噪声情况略差,但PSNR仍高出2.7~10db,SSIM高出0.07~0.3,同时RLNE降低了0.03~0.07,重构图像更接近原始图像,局部细节和纹理信息保持完整。

(3)算法的收敛性和实时性

对于图4所示测试图像,当噪声标准差为0.1,5时,分别研究本文算法的PSNR与迭代次数之间的关系,以及PSNR与计算时间的关系。图10中,图(a)、图(b)是MRI图像在15%欠采样率下的结果,图(c)、图(d)是MRA图像在20%欠采样率下的结果。从图10可以看出:对于测试图像,无论噪声大小,经过150~200次迭代以后,PSNR基本保持不变,这充分说明了本文算法具有良好的收敛性、对噪声的鲁棒性以及计算的实时性。

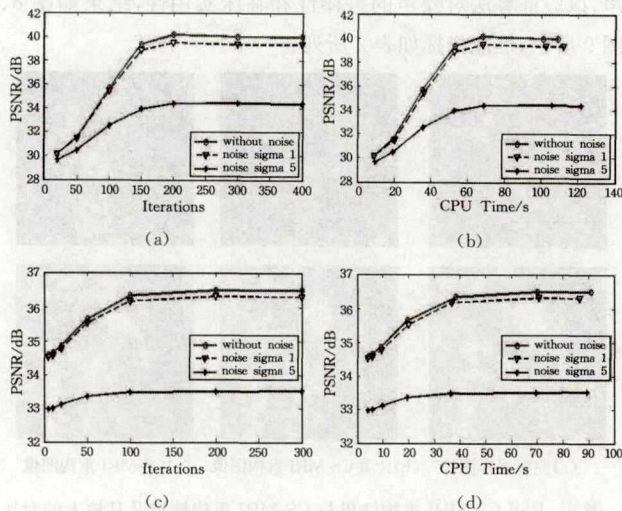


图10 本文算法的收敛性和实时性

(4)算法对各种欠采样率的效果

对于MRA图像,分别测试无噪和含噪情况下10%~50%欠采样率时算法迭代200次以后各个性能指标的变化情况,结果如图11所示。对于MRI图像,各性能指标在不同欠采样率下也呈现相似的变化趋势,在此不再赘述。图11充分说明:1)随着欠采样率的增加,性能指标不断上升,即PSNR和SSIM上升,RLNE下降;2)无论噪声是否存在,在较大的欠采样率范围内,本文提出的NLTV-ROI-NESTA算法实现ROI-CS-MRI的效果均优于NLTV-NESTA算法实现CS-MRI的重构效果;3)本文算法具有较高的精确性、鲁棒性、收敛性和实时性,在临床应用场合具有广阔的应用前景。

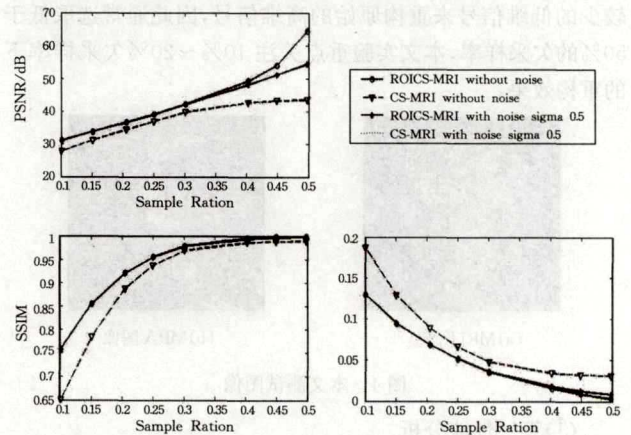


图11 MRA图像在各个欠采样率下的重构性能指标

结束语 磁共振成像MRI和磁共振血管成像MRA都是目前常用的医学成像手段,具有无创、简便、低廉、一般无需对比剂等优点,加快扫描速度是当前研究的一个重要并具有挑战性的问题,也是当今磁共振技术发展的主流。本文从算法角度入手,将压缩感知理论引入MRI/MRA,从部分K空间数据中重构出较高质量的具有较高临床诊断价值的医学图像,重点突出低对比度血管信息或其他感兴趣区域的信息,在缩短检查时间的同时提高检查质量。

本文所提NLTV-ROI-NESTA算法以NLTV正则化来克服传统TV模型导致的边缘模糊、阶梯效应等缺点,然后使用改进的NESTA算法从部分K空间数据中精确、快速地重构出较高质量的MRI/MRA图像的感兴趣区域,并以峰值信噪比、结构化相似度、相对误差作为性能指标,定性、定量地分析和评价本文算法的性能。实验结果表明:无论是无噪或含噪情况下,本文算法都具有良好的准确性、收敛性、实时性,同时对噪声具有较高的鲁棒性,能有效减少采集数据量,加快成像速度,突出低对比度血管信息或感兴趣区域的信息,可广泛应用于各种常见的MRA技术,也可推广应用于MRI图像上感兴趣区域的压缩感知重构,在临床应用中能很好地减少病人在扫描过程中的不适感,提高病人接受检查的舒适度和检查质量。本方法具有广阔的应用前景。

今后的研究方向包括:1)任意手动设定或修改ROI区域的形状和大小,检验算法的正确性;2)将本文算法应用于更多不同部位的真实MRI/MRA图像中,检验算法的普遍适用

性;3)将本文算法应用于具体疾病诊断,结合专家主观判断来综合评价算法的临床应用价值。

参考文献

- [1] DONOHO D. Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Stable Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [3] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Fourier Information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [4] ELDAR Y, KUTYNIOK G. Compressed Sensing: Theory and Applications [M]. UK: Cambridge University Press, 2012: 1-68.
- [5] 杨正汉, 冯逢, 王霄英. 磁共振成像技术指南——检查规范、临床策略及新技术应用[M]. 北京: 人民军医出版社, 2013: 162-250.
- [6] 陈武凡, 康立丽. MRI原理与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 50-150.
- [7] RUNGE V M. Current Technological Advances in Magnetic Resonance with Critical Impact for Clinical Diagnosis and Therapy [J]. Investigative Radiology, 2013, 48(12): 869-877.
- [8] ZHANG G S, XIAO G, DAI Z Z, et al. Compressed Sensing Technology and its Application in MRI [J]. Chinese Journal of Magnetic Resonance Imaging, 2013, 4(4): 314-320. (in Chinese)
张桂珊, 肖刚, 戴卓智, 等. 压缩感知技术及其在MRI上的应用[J]. 磁共振成像, 2013, 4(4): 314-320.
- [9] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J. Sparse MRI: The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [10] JIAO P F, LI L, ZHAO J I. New Advance of Compressed Sensing in Medical Image Reconstruction [J]. CT Theory and Applications, 2012, 21(1): 133-147. (in Chinese)
焦鹏飞, 李亮, 赵骥. 压缩感知在医学图像重建中的最新进展[J]. CT理论与应用研究, 2012, 21(1): 133-147.
- [11] LV Y, WU W T, LI P. Simulation of Application of Compressive Sensing to Medical Ultrasound Imaging [J]. Technical Acoustics, 2013, 32(2): 106-110. (in Chinese)
吕焱, 吴文焘, 李平. 压缩感知在医学超声成像中的仿真应用研究[J]. 声学技术, 2013, 32(2): 106-110.
- [12] WANG L Y, LIU H K, LI L, et al. Review of Sparse Optimization-based Computed Tomography Image Reconstruction from Few-view Projections [J]. Acta Physics Sinica, 2014, 63(20): 208702. (in Chinese)
王林元, 刘宏奎, 李磊, 等. 基于稀疏优化的计算机断层成像图像不完全角度重建综述[J]. 物理学报, 2014, 63(20): 208702.
- [13] LIU Y S, ZHAN Z F, CAI J F, et al. Projected Iterative Soft-thresholding Algorithm for Tight Frames in Compressed Sensing Magnetic Resonance Imaging [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(9): 2130-2140.
- [14] ZHANG Y D, DONG Z C, PHILLIPS P, et al. Exponential Wavelet Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm for Compressed Sensing Magnetic Resonance Imaging [J]. Information Sciences, 2015, 322(1): 115-132.
- [15] HOT E, SEKULIC P. Compressed Sensing MRI using Masked DCT and DFT Measurements [OL]. <http://mailer.oalib.net/paper/4072265>.
- [16] PEJOSKI S, KAFEDZISKI V, GLEICH D. Compressed Sensing MRI Using Discrete Nonseparable Shearlet Transform and FISTA [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(10): 1566-1570.
- [17] JIANG M F, LIU Y, XU W L, et al. Efficient Compressed Sensing Reconstruction Using Group Sparse Total Variation Regularization [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2015, 5(5): 907-917.
- [18] ZHANG H M, CHEN J L, YAN B, et al. Reconstruction of CT Sparse Angle Based on Nonlocal TV Regularization [C]// National Symposium on Digital Radiography and CT in 2014. Xiamen, China, 2014. (in Chinese)
张瀚铭, 陈建林, 闫镛, 等. 基于非局部TV正则化的CT稀疏角度重建[C]//2014年全国射线数字成像与CT新技术研讨会论文集. 厦门, 中国, 2014.
- [19] AMARESHA S K, SHIVARAJ A, SHASHIKALA H C, et al. Application of Region of Interest Compressed Sensing to Accelerate Magnetic Resonance Angiography [C]// 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2014: 2428-2431.
- [20] ZHANG C G, VNAN DE G G, EISEMANN E, et al. User-guided Compressed Sensing for Magnetic Resonance Angiography [C]// 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2014: 2416-2419.
- [21] OH H, LEE S. Visually Weighted Reconstruction of Compressive Sensing MRI [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2014, 32(3): 270-280.
- [22] GILBOA G, OSHER S. Nonlocal Operators with Applications to Image Processing [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2008, 7(3): 1005-1028.
- [23] ELMOATAZ A, LEZORAY O, BOUGLEUXOUGLEUX S. Nonlocal Discrete Regularization on Weighted Graphs: A Framework for Image and Manifold Processing [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2008, 17(7): 1047-1060.
- [24] ZHANG X Q, BURGER M, BRESSON X, et al. Bregmanized Nonlocal Regularization for Deconvolution and Sparse Reconstruction [J]. SIAM Journal on Imaging Science, 2010, 3(3): 253-276.
- [25] NESTEROV Y. A Method for Unconstrained Convex Minimization Problem with the Rate of Convergence $O(\frac{1}{k^2})$ [J]. Doklady AN USSR (translated as Soviet Math. Doct.), 1983, 269(3): 543-547.
- [26] NESTEROV Y. Introductory Lectures on Convex Optimization: A Basic Course [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2004: 50-150.
- [27] NESTEROV Y. Smooth Minimization of Non-Smooth Functions [J]. Mathematical Programming, 2005, 103(1): 127-152.

- [28] NESTEROV Y. Gradient Methods for Minimizing Composite Objective Function [R]. Universite Catholique de Louvain, 2007.
- [29] BECKER S, BOBIN S J, CANDES E J. NESTA: A Fast and Accurate First-Order Method for Sparse Recovery [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2011, 4(1): 1-39.
- [30] XIAO C, SALERNO M, YANG Y, et al. Motion-Compensated Compressed Sensing for Dynamic Contrast-Enhanced MRI Using Regional Spatiotemporal Sparsity and Region Tracking: Block LOW-rank Sparsity with Motion-guidance (BLOSM) [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2014, 72(4): 1028-1038.

(上接第 303 页)

征融合的自然场景文本定位方法。该方法采用三通道八方向的边缘检测方法提取边缘图像的 HOG 和 LBP 特征, 并进行自适应权值的特征融合, 使其在保持检测性能的基础上降低了特征维数, 解决了多通道边缘检测环节所带来的计算量增加的问题。本文算法在 ICDAR 数据集上进行了训练及测试, 实验结果表明, 该方法的准确率为 70%, 召回率为 77%, 综合评价值为 74%。相较于其他竞赛算法和传统的 HOG-LBP 特征融合算法, 该方法在定位效果上有较大提升, 且有效地解决了自然场景下文本检测受光照、背景复杂度因素影响较大的问题。但是本文算法对文本与背景对比度较低和边缘信息过于复杂的情况的鲁棒性较低, 针对该问题可做进一步研究。

参 考 文 献

- [1] YE Q X, DOERMANN D. Text Detection and Recognition in Imagery: A Survey [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(7): 1480-1500.
- [2] YANG H J, QUEHL B, SACK H. Text detection in video images using adaptive edge detection and Stroke Width verification [C] // 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). IEEE, 2012: 9-12.
- [3] RAJESHABABA M, ANITHA T. Detect and separate localization text in various complicated-colour image [C] // International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies. IEEE, 2013: 866-872.
- [4] MORADI M, MOZAFFARI S. Hybrid approach for Farsi/Arabic text detection and localisation in video frames [J]. *Iet Image Processing*, 2013, 7(2): 154-164.
- [5] YI C C, TIAN Y L. Text string detection from natural scenes by structure-based partition and grouping [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(9): 2594-2605.
- [6] FENG Y Y, SONG Y H, ZHANG Y L. Scene text localization using extremal regions and Corner-HOG feature [C] // IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2015: 881-886.
- [7] BHARDWAJ D, PANKAJAKSHAN V. Image Overlay Text Detection Based on JPEG Truncation Error Analysis [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(8): 1027-1031.
- [8] LYU M R, SONG J C, CAI M. A comprehensive method for multilingual video text detection, localization, and extraction [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, 15(2): 243-255.
- [9] SRIVASTAV A, KUMAR J. Text detection in scene images using stroke width and nearest-neighbor constraints [C] // 2008 IEEE Region 10 Conference. IEEE, 2008: 1-5.
- [10] YE J, HUANG L L, HAO X L. Neural network based text detection in videos using local binary patterns [C] // Chinese Conference on Pattern Recognition (CCPR). IEEE, 2009: 1-5.
- [11] MAO W G, CHUNG F L, LAM K K M, et al. Hybrid Chinese/English text detection in images and video frames [C] // 16th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2002, 16(3): 1015-1018.
- [12] ZINI L, DESTRERO A, ODOE F. A classification architecture based on connected components for text detection in unconstrained environments [C] // 6th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. IEEE, 2009: 176-181.
- [13] SU F, XU H L. Robust seed-based stroke width transform for text detection in natural images [C] // 13th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2015: 916-920.
- [14] KUTTY S B, SAAIDIN S, YUNUS P N A M, et al. Evaluation of canny and sobel operator for logo edge detection [C] // International Symposium on Technology Management and Emerging Technologies. IEEE, 2014: 153-156.
- [15] KAUR B, GARG A. Mathematical morphological edge detection for remote sensing images [C] // 3rd International Conference on Electronics Computer Technology (ICECT). IEEE, 2011: 324-327.
- [16] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2005: 886-893.
- [17] HUANG F F. Research on face recognition based on LBP operator [D]. Chongqing: Chongqing University, 2009. (in Chinese) 黄非非. 基于 LBP 的人脸识别研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- [18] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [19] LIU Y Y, YU F Q, CHEN Y. Text location in image based on connected-component and statistical features [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(5): 165-68. (in Chinese) 刘亚亚, 于凤芹, 陈莹. 基于连通区域和统计特征的图像文本定位 [J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(5): 165-168.
- [20] LUCAS S M. ICDAR 2005 text locating competition results [C] // 8th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'05). IEEE, 2005: 80-84.
- [21] YI C C, TIAN Y L. Text detection in natural scene images by stroke gabor words [C] // International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2011: 177-181.