

基于非下采样轮廓波的 MRI 图像的压缩感知重构

陈秀梅 王敬时 王伟 赵扬 汤敏

(南通大学电子信息学院 南通 226007)

摘 要 压缩感知是一种全新的信息采集与处理的理论框架,借助信号内在的稀疏性或可压缩性,可从小规模的线性、非自适应的测量值中通过非线性优化的方法精确重构信号。压缩感知以远低于奈奎斯特频率的采样频率,在压缩成像系统、医学图像处理等领域有着广阔的应用前景。提出算法采用非下采样轮廓波变换稀疏表达原始图像,通过傅立叶矩阵进行测量,最后采用迭代软阈值算法实现医学 MRI 图像的压缩感知重构。以峰值信噪比、互信息、伪影功率为评价指标,比较小波变换、频率局部化轮廓波变换以及非下采样轮廓波变换三者的压缩感知重构效果。实验结果表明,无论采样率设置如何变化,提出算法在峰值信噪比、原始信息保留比例以及重构精度等方面均具有明显优势,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,非下采样轮廓波变换,图像重构,医学图像,MRI

中图分类号 TP391, TN919.81 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.11.061

Compressed Sensing Reconstruction of MRI Images Based on Nonsampled Contourlet Transform

CHEN Xiu-mei WANG Jing-shi WANG Wei ZHAO Yang TANG Min

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

Abstract Compressed sensing is a newly developed theoretical framework for information acquisition and processing. Using the non-linear optimization methods, the signals can be recovered accurately from fewer linear and non-adaptive measurements by taking advantages of the sparsity or compressibility inherent in real world signals. Compressed sensing represents compressible signals at a sampling rate significantly below the Nyquist rate, and it has been applied in compressive imaging and medical image processing. The flow chart of our algorithm is as follows. The nonsampled contourlet transform is applied to sparsely represent the original image, then the iterative soft-thresholding algorithm is used to reconstruct the medical MRI images based on Fourier matrix as the measurement matrix. The peak signal to noise rate (PSNR), mutual information (MI) and artifacts power (AP) are used to compare the reconstruction effects of wavelet transform (WT), sharp frequency localization contourlet transform (SFLCT) and nonsampled contourlet transform (NSCT). Experimental results demonstrate that our method is superior to the other two methods in PSNR, remained proportion of original information and reconstruction precision. Our algorithm can be extended and widely used in rapid medical imaging technology.

Keywords Compressed sensing, Nonsampled contourlet transform, Image reconstruction, Medical image, MRI

1 引言

信息技术的飞速发展使得人们对信息的需求量剧增,现实世界的模拟化和信号处理工具的数字化决定了信号采样是从模拟信源获取数字信息的必经之路^[1]。当前大部分数据采集系统都是基于传统的香农采样定理来设计的,即采样速率必须达到信号带宽的两倍以上才能精确重构信号。按照这种方式采集的数据能够充分表示原始信号,但存在较大数据冗余,同时导致传感器的浪费和存储器的扩展。研究如何根据

信号的某些特征来实现低于奈奎斯特采样频率的数据采集,具有重要的理论意义和应用前景^[2]。

为解决这一问题,2006年Candes和Donoho提出一种新颖的理论——压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[3]。该理论指出:只要信号是可压缩的或在某个变换域是稀疏的,那么就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将变换所得高维信号投影到一个低维空间上,然后通过优化问题求解即可从这些少量的投影中高效地重构出原始信号^[1]。因此,CS理论为解决传统采样方法面临的高成本、低效率、信息冗余以及数据

到稿日期:2014-11-04 返修日期:2015-02-09 本文受国家自然科学基金项目(11204145, 61175070, 81371663),江苏省自然科学基金项目(BK20130393),江苏省高校自然科学面上项目(12KJB510026),南通大学2008年度博士科研启动基金(08B15)资助。

陈秀梅(1990-),女,硕士生,主要研究方向为医学图像处理及分析;王敬时(1985-),女,博士,讲师,主要研究方向为信号处理及分析;王伟(1983-),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理与分析;赵扬(1991-),女,硕士生,主要研究方向为医学图像处理及分析;汤敏(1977-),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理及可视化, E-mail: tangmnt@163.com。

存储和传输的资源浪费等问题带来了新的契机^[4,5]。

近年来,CS理论逐渐应用于医学成像领域,效果显著。医学图像由于要求高质量、高分辨率、多量化级,因此数据量一般较大,给图像存储和传输带来了巨大挑战。其中在MRI成像时,采集完所需数据后,还需多次采集以便得到平均数据,从而提高图像信噪比。二维傅立叶变换完成一个MRI层面的扫描时间为 $t = T_n \cdot N_y \cdot NEX$,其中 T_n 为序列重复时间, N_y 为相位编码次数, NEX 为重复测量次数。当 $T_n = 2000\text{ms}$, $N_y = 256$, $NEX = 2$ 时,完成一个层面的扫描时间为17分钟左右。可见,MRI成像时间长是其最主要缺点。而基于CS理论的图像重构算法能够用更少的数据获取高质量的重构图像,这很好地满足了加快成像速度、减少辐射剂量的发展需求,进而在心脑血管疾病的诊断和治疗中发挥重要作用,成为医学图像重构领域的研究热点之一^[6]。

近年来,基于稀疏变换的MRI图像压缩感知重构主要基于各类小波变换。文献[7]首次引入不同的采样模型对图像进行采样,分别采用差分、小波变换、离散余弦变换稀疏表示,并比较最小 l_1 范数重构出的图像效果。文献[8]提出基于二维小波滤波器组的MRI压缩感知重构算法,改善了小波变换应用于压缩感知的方向选择性问题。文献[9]将二维小波变换矩阵应用于压缩感知,与原始小波变换的重构效果相比,重构的图像效果具有明显优越性,但仍存在伪影。文献[10]提出基于单层小波变换的压缩感知重构算法,并取得了较好的效果。文献[11]提出一种基于改进的双密度对偶树小波变换的压缩感知重构算法,成功重构出MRI图像,获得了较高的峰值信噪比和结构相似指数。文献[12]提出结合轮廓波变换和迭代阈值算法的压缩感知重构,该算法能改善重构图像的视觉效果,保持图像细节并加快算法收敛速度。文献[13]提出一种新的轮廓波变换——频率局部化轮廓波变换,该算法能提高重构主观效果,保持图像纹理,提高峰值信噪比。文献[14]提出结合频率局部化轮廓波变换和迭代阈值算法的压缩感知重构,更好地重构出MRI图像的边缘。文献[15]将非下采样轮廓波变换引入压缩感知,并获得了优于小波变换的重构效果。

综上所述,目前的研究文献中基于非下采样轮廓波变换的压缩感知重构研究较少,同时结合迭代软阈值算法的研究更是未见报道。而且,绝大多数文献仅以峰值信噪比(Peak Signal to Noise Rate, PSNR)作为唯一评价指标,缺乏普遍性和全面性。本文采用非下采样轮廓波变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)对图像进行稀疏表示,采用迭代软阈值算法实现医学MRI图像的压缩感知重构,并将PSNR、互信息(Mutual Information, MI)和伪影功率(Artifacts Power, AP)3个指标结合用于评价重构效果。本文第2节简要介绍CS的基本理论框架;第3节介绍本文算法的关键技术,包括轮廓波变换及其改进、迭代软阈值算法的改进和步骤;第4节给出实验结果及分析;最后是全文讨论和总结,并对今后发展趋势进行展望。

2 CS理论基本框架

已知某一个测量矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ ($M \times N$)以及原始信号 x

在该矩阵下的线性测量值 $y \in R^M$,则

$$y = \Phi x \quad (1)$$

式(1)可以看作原始信号 x 在 Φ 下的线性投影^[13]。根据CS理论,如果原始信号 x 是稀疏信号, ψ 是稀疏矩阵,则基于压缩感知的图像重构可以表示为

$$\arg \min_x \|\Psi x\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|\Phi x - y\|_2 < \epsilon \quad (2)$$

其中, ϵ 是与噪声相关的数值。然而, l_0 范数的最优化问题是一个非多项式难解(NP Hard)问题,通常需要将 l_0 范数转化为 l_1 范数来恢复原始信号,即式(2)可表示为

$$\arg \min_x \|\Psi x\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\Phi x - y\|_2 < \epsilon \quad (3)$$

进一步,可将式(3)转化为如下拉格朗日形式

$$\arg \min_x f(x) = \|\Phi x - y\|_2^2 + \lambda \|\Psi x\|_1 \quad (4)$$

其中, λ 为拉格朗日乘法算子^[7]。

式(1)一式(4)是从稀疏变换的信号中精确重构出原始信号,其理论框图如图1所示。从图1可以看出,CS理论主要包括信号稀疏变换、观测测量和重构算法这3个方面。其中信号稀疏变换是将信号投影到正交变换基,绝大部分变换系数很小,所得到的变换向量便可认为是稀疏或近似稀疏的,可将其看作原始信号的一种简洁表达,这是CS理论的先验条件。在观测测量时,应选择稳定的、满足约束等距性(Restricted Isometry Property, RIP)原则的投影矩阵。最后,运用重构算法从测量值及投影矩阵中重构出原始信号^[4]。重构算法主要包括贪婪追踪算法和凸松弛算法两大类。其中贪婪算法计算复杂度低、重构时间短,可以得到局部最优解,但有时并非全局最优解。凸松弛算法利用 l_1 范数求解最优化问题,计算复杂度高、耗时较长,但效果较好^[1]。

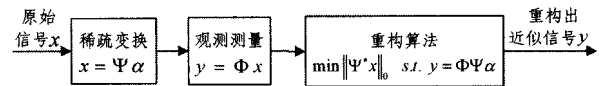


图1 CS理论基本框架

3 算法关键技术

3.1 轮廓波变换及其改进

小波变换(Wavelet Transform, WT)以其低熵性、多分辨率、去相关性、选基灵活性等优点,及其在时域和频域都具有的表征信号局部特性的能力,在图像处理领域得到广泛应用。但是对于二维图像而言,小波变换的基是各向同性的,只能反映奇异点的位置和特性,在表示图像的边界和线状特征时存在一定的局限^[16]。

2005年,M. N. Do和Martin Vetterli提出一种“真正”的图像二维表示方法——轮廓波变换^[17],也称塔形方向滤波器组(Pyramidal Directional Filter Band, PDFB)。轮廓波基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构^[18]。它将多尺度分析和方向分析分拆进行,首先由拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)对图像进行多尺度分解以“捕获”奇异点,接着由方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。轮廓波变换的最终结果是用类似于线段的基结构来逼近原始图像^[18]。

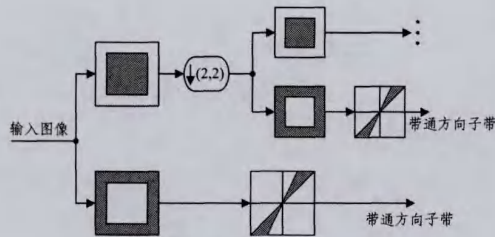


图2 轮廓波变换的基本原理

图2所示为轮廓波变换得到的基图像,由此可以看出其基图像具有丰富的方向和形状,因而可以较稀疏地表示图像。由于离散轮廓波变换中,多尺度和方向分解两个阶段是独立进行的,可在不同尺度上规定不同数目的方向,进而提供了一种更灵活的多尺度和多方向的展开。

轮廓波变换能够有效地捕捉自然图像沿边界的奇异点,有效的滤波器结构既具有低冗余度的特性,又能够对各种各样的图像进行处理。然而,原始轮廓波变换具有一个显著的缺点,即空域图像不能在频率域内局部化^[19,20]。为解决这一问题,频率局部化轮廓波变换(Sharp Frequency Localization Contourlet Transform, SFLCT)被提出。该变换仍采用方向滤波器组作为方向分解,不同的是采用一种新的金字塔结构替换原始的LP作为多尺度分解,它类似一种可操纵的金字塔^[19],其基本原理如图3所示。图3中第一级采用了严格带限的低通滤波器,不是固定以2进行下采样,而是以 $d(d=1$ 或 1.5 或 $2)$ 进行可控下采样,从而降低DFB的频域混叠。

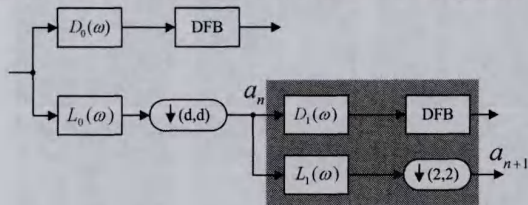


图3 频率局部化轮廓波变换的基本原理

由于上下采样在拉普拉斯金字塔和方向滤波器组中同时出现,轮廓波变换并不具有平移不变性,因此又提出了一种完备变换,即非下采样轮廓波变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)^[21]。该变换是一种完全平移不变,多尺度、多方向变换,同时具有快速执行能力。这个结构的核心是不可分双通道非下采样滤波器组,图4(a)所示为非下采样滤波器组结构实现非下采样轮廓波变换的基本原理,图4(b)为滤波器组结构获得的理想频率划分^[20]。从图4可见,较少约束条件下设计的滤波器组使得NSCT具有比原始轮廓波变换更好的频率选择和规律性,用映射的方法可以快速执行,而且在一些情况下仅用一维滤波即可实现。

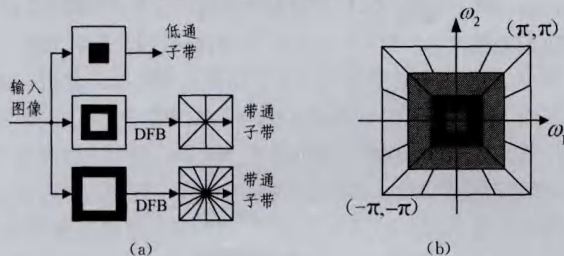


图4 非下采样轮廓波变换的基本原理

3.2 迭代软阈值算法

对于 N 维任意矢量 $x \in R^N$,定义 $y \in R^M$ 是 x 的 M 个测量值,即 $y = \Phi x$,其中 $\Phi \in R^{M \times N}$ 称为测量矩阵^[19]。迭代算法的实质是求解满足约束条件 $\|x\|_0 \leq K$ 的 $\min \|y - \Phi x\|_2$ 优化问题^[22,23]。本文算法采用改进的迭代软阈值算法进行压缩感知图像重构,迭代公式如下:

$$x^{n+1} = S_\theta(x^n + \Phi^*(y - \Phi x^n)) \quad (5)$$

$$\text{其中, } S_\theta(\alpha) \text{ 是软阈值算子, 定义 } S_\theta(\alpha_i) = \begin{cases} \alpha_i + \theta, & \alpha_i \leq -\theta \\ 0, & |\alpha_i| < \theta \\ \alpha_i - \theta, & \alpha_i \geq \theta \end{cases}$$

迭代软阈值算法的计算步骤归纳如下:

- ①初始化系数向量 $c^0=0$,近似向量 $a^0 = \Phi c^0 = 0$,迭代次数 $t=1$;
- ②更新系数向量 $c^t = S_\theta(c^{t-1} + \Phi^*(m - \Phi c^{t-1}))$,其中 $m = \Phi c$;
- ③计算新的迭代向量 $a^t = \Phi c^t$;
- ④重复步骤②一步骤③,直至满足迭代停止条件,输出系数向量 c^t 、近似向量 a^t 和残差 $r^t = m - a^t$ 。

若测量矩阵是满足RIP的一般矩阵,则迭代软阈值算法的计算复杂度为 $O(MN)$,计算开销很大。本文采用傅立叶矩阵作为测量矩阵,计算复杂度降低为 $O(N \log M)$,优于一般矩阵。

4 实验结果分析

实验在CPU主频2.13GHz,内存24GB,64位操作系统的计算机上采用MATLAB 8.0编程实现。实验对象如图5所示,既包含标准测试图像Lena,也包含MRI和MRA图像,图像分辨率均为 256×256 。

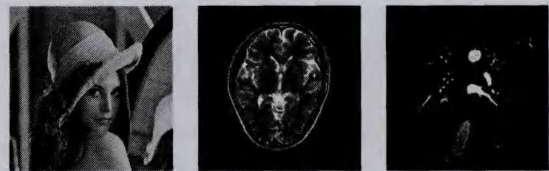


图5 本文实验图像

评价MRI重构图像质量和细节表现性能的技术指标主要有信噪比、对比度、空间分辨力和伪影等,它们之间也相互影响和相互制约,所以在成像时需要在这些指标之间进行权衡和折衷。本文选取PSNR、MI和AP作为定量评价指标,计算公式分别为:

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{x}(i,j) - x(i,j))^2}} \right) \quad (6)$$

$$\text{MI} = \sum p(\tilde{x}, x) \log \frac{p(\tilde{x}, x)}{p(\tilde{x})p(x)} \quad (7)$$

$$\text{AP} = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\tilde{x}(i,j) - x(i,j))^2}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} x(i,j)^2} \quad (8)$$

其中, $x(i, j)$ 和 $\tilde{x}(i, j)$ 分别表示原始图像和重构图像, 式(7)中 $p(x, x)$ 表示 x 和 x 同时出现的概率, $p(x)$ 和 $p(x)$ 分别表示 x 和 x 独立出现的概率。PSNR 是一种评价影像品质的客观标准, PSNR 值越大表示图像失真越小; MI 用来度量两幅图像之间的相互性, MI 值越大表示图像信息保留越多; AP 用来衡量两幅图像的结构不相符度, AP 值越小表示图像的结构越相似。实验中还将重构图像以及剖面分析图作为定性指标来评价图像重构质量。

首先, 对 Lena 图像分别采用 Daubechies 正交小波 4 层分解, SFLCT 和 NSCT 分别按 5、4、3 和 0、1、1 层分解来进行稀疏表示, 调节数据采样率为 0.1~0.9, 采用迭代软阈值算法实现基于 CS 理论的图像重构, 性能指标评价对比如图 6 所示。

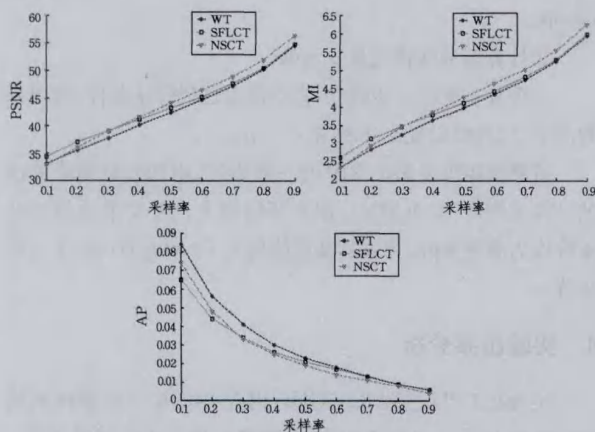


图 6 Lena 图像重构效果比较

从图 6 可以看出, 在低采样率下, SFLCT 的重构指标表现较好; 采样率达到 0.3 以后, 3 种方法重构出的图像各项评价指标明显提高, 而 NSCT 的重构效果更具优势, 与另外两种算法相比, 其 PSNR 平均高出 1.5dB 和 1.7dB 左右, MI 平均高出 0.2 和 0.3 左右, AP 平均低 0.001 和 0.004 左右。

由上述实验可知, 基于轮廓波变换的 CS 重构算法应用于 Lena 测试图像的效果明显, NSCT 和 SFLCT 的效果均优于 WT, 而 NSCT 的效果更佳。进一步对图 5(b) MRI 和图 5(c) MRA 的医学图像进行重构, 性能指标对比见图 7、图 8。

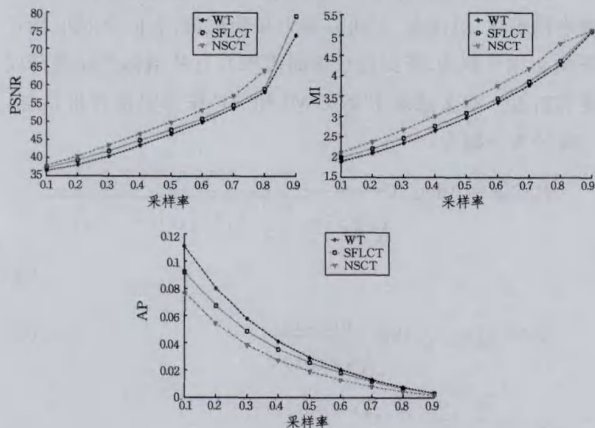


图 7 MRI 图像重构效果比较

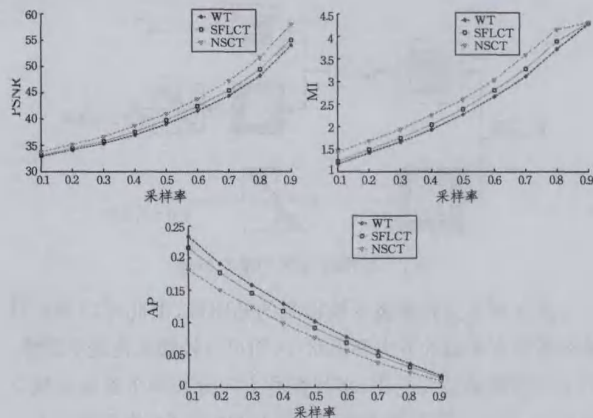


图 8 MRA 图像重构效果比较

从图 7 和图 8 可以看出, 对于真实的医学图像而言, 小波变换的重构效果最差, PSNR 和 MI 均最小, AP 最大。NSCT 效果最好, 且随着采样率的增大, 重构效果越来越明显。为进一步从定性角度和人眼视觉感受来评价 3 种变换重构的效果差异, 将图像放大进行对比见图 9。其中第 1 行是重构出的图像, 第 2 行是对重构图像局部放大 200 倍, 第 3 行是重构图像与原始图像的差值放大 10 倍, 第 4 行是重构图像的纵向剖面分析图的放大显示。从左到右依次为 WT、SFLCT、NSCT 3 种算法的效果。

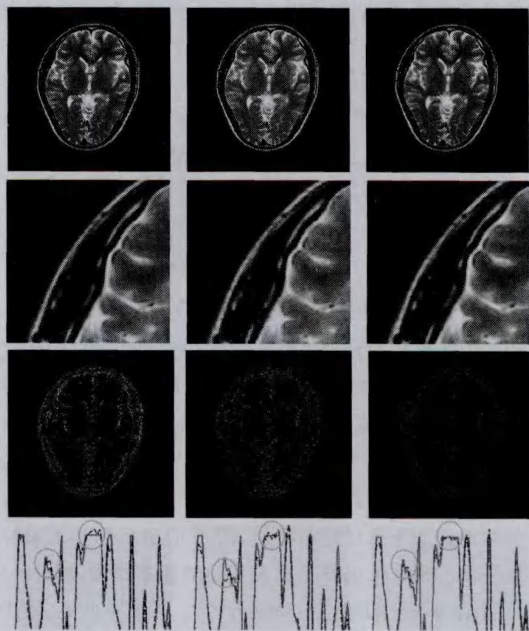


图 9 采样率为 0.2 的 MRI 图像压缩重构比较

从图 9 的局部放大图可以看出, WT 重构出的图像有明显伪影, 重构误差较大, 重构图像的剖面线也与原始图像的剖面线偏差较大; 而 NSCT 重构出的图像边缘最平滑, 重构误差较小, 重构图像的剖面线与原始图像的剖面线最接近。图中实线为原始图像剖面线, 虚线为重构图像剖面线, 尤其注意已用椭圆圈出的对比明显的两处重构效果。对于左边椭圆而言, SFLCT 重构出的两条剖面线偏差最大, 其次是 WT, 重合度最好的是 NSCT; 对于右边椭圆而言, WT 重构偏差最大, 其次是 SFLCT, 重构效果最好的依然是 NSCT, 该方法的两条线较为平滑和接近。

综上所述,本文实验表明,对于真实的 MRI 和 MRA 图像而言,NSCT 的重构效果更明显,其 PSNR 和 MI 指标最大,AP 指标最小,比 SFLCT 和 WT 的 PSNR 平均高出 2.14dB 和 3.27dB 左右,MI 平均高出 0.23 和 0.29 左右,AP 平均降低 0.017 和 0.027 左右。NSCT 重构出的图像最清晰,重构后的剖面图与原始图像的剖面图非常接近。与其它两种变换相比,NSCT 运行时间略长,平均运行时间为 399s,分别是 SFLCT 和 WT 的 3 倍和 7 倍左右,但基本在 6~7min 之内程序均能顺利运行结束。因此,NSCT 在不同采样率下的重构精度和准确率都较好,亦能满足临床医学图像实时处理的需求,更适合医学图像重构。

近年来,关于非下采样轮廓波变换应用于压缩感知图像重构的研究文献极少,只有吴巧玲等人采用非下采样轮廓波变换对图像进行稀疏表示,并根据系数特点进行选择性地测量,利用正交匹配追踪算法进行重构^[24]。该方法重构效果良好,但耗时相对较长。由于本文实验对象以及计算机配置的差异,本文实验结果无法与文献[24]进行定量比较。但从理论上可以分析,一般而言,匹配追踪算法对于维数较低的小尺度信号问题运算速度很快,但是对于存在噪声的大尺度信号问题(如医学图像),重构结果不太精确,也不具有鲁棒性。而本文的迭代阈值算法能精确地重构出 MRI 和 MRA 图像,这在医学图像处理领域具有广泛的应用前景。

结束语 相比于传统医学成像模式而言,基于 CS 理论的图像重构算法能够用更少的数据获取高质量的重构图像,很好地满足了加快医学成像速度、减少辐射剂量、提高检查舒适性的需求,这对于心脑血管、心脏病等等的诊断治疗以及儿童、多动症病人等的临床应用,具有重要研究意义和应用前景。本文将非下采样轮廓波变换应用于 MRI 和 MRA 图像的重构,采用 PSNR、MI、AP 以及剖面图作为评价指标,定性定量地分析和对比了图像重构效果。实验结果表明,提出的 NSCT 重构出的图像各项指标都具有明显的优越性,能实现医学图像的高效、高精度重构。

压缩感知在图像处理方面具有良好的发展态势,用较少的测量值就可以很好地重构原始图像,体现出 CS 理论在医学快速成像中精确重构的发展潜力和应用前景。实验结果表明,NSCT 更适用于医学图像压缩感知重构,从峰值信噪比、互信息以及伪影功率来看,本文算法的重构效果均最佳。但本文算法的局限性是运行时间偏长,分别为 SFLCT 和 WT 的 3 倍和 7 倍左右,算法效率有待提高,这也是今后进一步研究的方向和趋势。此外,目前实验采用 MRI 和 MRA 的正常组织图像,今后考虑将本文算法应用于相关疾病的诊断和治疗中,进一步验证算法的可靠性和有效性。

参 考 文 献

- [1] 石光明,刘丹华,高大化,等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报,2009,37(5):1070-1081
Shi Guang-ming, Liu Dan-hua, Gao Da-hua, et al. Advances in Theory and Application of Compressed Sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081
- [2] 戴琼海,付长军,季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报,2011,34(3):425-434
Dai Qiong-hai, Fu Chang-jun, Ji Xiang-yang. Research on Compressed Sensing[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(3): 425-434
- [3] Donoho David L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306
- [4] 李树涛,魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369-1377
Li Shu-tao, Wei Dan. A Survey on Compressed Sensing[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1369-1377
- [5] 刘芳,武娇,杨淑媛,等. 结构化压缩感知研究进展[J]. 自动化学报, 2013, 39(12): 1980-1995
Liu Fang, Wu Jiao, Yang Shu-yuan, et al. Research Advances on Structured Compressive Sensing[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(12): 1980-1995
- [6] 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
Jiao Peng-fei, Li Liang, Zhao Ji. New advances of compressed sensing in medical image reconstruction[J]. CT Theory and Applications, 2012, 21(1): 133-147
- [7] 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
- [8] Zhu Zan-gen, Yang Ran, Zhang Jing-xin, et al. Compressed sensing MRI by two-dimensional wavelet filter banks[C]//2011 7th International Workshop on Multidimensional (nD) Systems (nDs). IEEE, 2011: 1-6
- [9] Wang Hui-yuan, Vieira J. 2-D wavelet transforms in the form of matrices and application in compressed sensing[C]//2010 8th World Congress on Intelligent Control and Automation (WIC-CA). IEEE, 2010: 35-39
- [10] 岑翼刚,陈晓方,岑丽辉,等. 基于单层小波变换的压缩感知图像处理[J]. 通信学报, 2010, 31(8): 52-55
Cen Yi-gang, Chen Xiao-fang, Cen Li-hui, et al. Compressed sensing based on the single layer wavelet transform for image processing[J]. Journal on Communications, 2010, 31(8): 52-55
- [11] Zhu Zan-gen, Wahid K, Babyn P, et al. Compressed sensing-based MRI reconstruction using complex double-density dual-tree DWT[J]. Journal of Biomedical Imaging, 2013, 2013: 1-12
- [12] Liu Jia-feng, Li Hai-yun, Shi Hong-li. MR Image Reconstruction Based on Compressed Sensing[J]. International Journal of Digital Content Technology & its Applications, 2012, 6(8): 135-143
- [13] 李林,孔令富,练秋生. 基于轮廓波维纳滤波的图像压缩传感重构[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(10): 2051-2056
Li Lin, Kong Ling-fu, Lian Qiu-sheng. Image compressed sensing reconstruction based on contourlet winner filtering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(10): 2051-2056
- [14] Qu Xiao-bo, Zhang Wei-ru, Guo Di, et al. Iterative thresholding compressed sensing MRI based on contourlet transform[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2010, 18(6): 737-758
- [15] Qu Xiao-bo, Guo Di, Chen Zhong, et al. Compressed sensing MRI based on nonsubsampled contourlet transform[C]//IEEE International Symposium on IT in Medicine and Education (ITME 2008). IEEE, 2008: 693-696
- [16] 汤敏,陈峰. 轮廓波及曲波和小波变换用于显微图像消噪的比较[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2011, 15(22): 4094-4097

- Tang Min, Chen Feng. Comparison of microscopy image denoising effects based on contourlet, curvelet and wavelet transform [J]. *Journal of Clinical Rehabilitative Tissue Engineering Research*, 2011, 15(22): 4094-4097
- [17] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106
- [18] 焦李成, 侯彪, 王爽, 等. 图像多尺度几何分析理论与应用: 后小波分析理论与应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 280-289
- Jiao Li-cheng, Hou Biao, Wang Shuang, et al. Image multiscale geometric analysis: theory and applications beyond wavelets[M]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology Press, 2008: 280-289
- [19] Lu Yue, Do M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization[C]// 2006 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2006: 1629-1632
- [20] 蒋媛. 基于多尺度几何分析的 SAR 图像去噪和融合[D]. 成都: 电子科技大学, 2010
- Jiang Yuan. SAR Image denoising and fusing based on multiscale geometric analysis[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2010
- [21] Zhou Jian-ping, Cunha A L, Do M N. Nonsubsampled contourlet transform: construction and application in enhancement[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2005 (ICIP 2005). IEEE, 2005: 469-472
- [22] 张宗念, 李金徽, 黄仁泰. 迭代硬阈值压缩感知重构算法——IIHT[J]. *计算机应用*, 2011, 31(8): 2123-2125
- Zhang Zong-nian, Li Jin-hui, Huang Ren-tai. IIHT: New improved iterative hard thresholding algorithm for compressive sensing[J]. *Journal of Computer Applications*, 2011, 31(8): 2123-2125
- [23] Herrity K K, Gilbert A C, Tropp J A. Sparse approximation via iterative thresholding[C]// ICASSP 2006 Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. IEEE, 2006: 624-627
- [24] 吴巧玲, 倪林, 何德龙. 基于非下采样 Contourlet 变换的压缩感知图像重建[J]. *中国科学技术大学学报*, 2012, 42(2): 87-91
- Wu Qiao-ling, Ni Lin, He De-long. Compressed sensing based on nonsubsampled contourlet transform for image reconstruction [J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2012, 42(2): 87-91

(上接第 269 页)

相对较好的结果, 以后可将其用于解决与本算例类似的一些工程实例。

结束语 本文根据七星瓢虫的捕食习性提出了一种新的启发式算法: 七星瓢虫优化算法, 并对其算法原理与具体流程做了详细介绍。为了测试该算法的性能, 选择了 6 个标准测试函数进行优化计算, 对比结果发现该算法较于其他两种常用的启发式算法 GA 和 PSO 具有良好的寻优能力。同时, 针对传统多学科协同优化方法中存在的缺陷, 将该算法引入系统级优化器, 通过工程实例验证了该算法良好的寻优能力。比较发现, 该算法不仅在低维时具有相对更准确的寻优能力, 而且能用相对较小的种群数量找到全局最优解, 具有较高的计算效率和计算精度。但该算法的计算过程相对复杂, 这是今后需要研究和改进的方向。鉴于该算法的这些特点, 以后可以将其应用于维数相对较低、初始种群数相对较少的相关优化问题。

参 考 文 献

- [1] Ning A, Kroo I. Multidisciplinary considerations in the design of wings and wing tip devices[J]. *Journal of Aircraft*, 2010, 47(2): 534-543
- [2] Roshanian J, Ebrahimi M, Taheri E, et al. Multidisciplinary design optimization of space transportation control system using genetic algorithm[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G, Journal of Aerospace Engineering*, 2014, 228(4): 518-529
- [3] Simpson T W, Martins J R R A. Multidisciplinary design optimization for complex engineered systems: report from a national science foundation workshop[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2011, 133(10): 1490-1495
- [4] Li Y, Jiang Z, Meng P, et al. A Collaborative Optimization Method for Solving Multi-objective Programming Problem[J]. *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 2013, 5(1): 809
- [5] 王平, 郑松林, 吴光强. 基于协同优化和多目标遗传算法的车身结构多学科优化设计[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(2): 102-108
- Wang P, Zheng S L, Wu G Q. Multidisciplinary design optimization of vehicle body structure based on collaborative optimization and multi-objective genetic algorithm[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(2): 102-108
- [6] Li Ying, Wang Jing-sheng, Wei Li-xin. Collaborative optimization based on particle swarm optimization and chaos searching [C]// Control Conference (CCC), 2012 31st Chinese. IEEE, 2012: 2427-2431
- [7] 薛锋, 王慈光, 牟峰. 基于信息熵和混沌理论的遗传-蚁群协同优化算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(1): 44-48
- Xue F, Wang C G, Mu F. Genetic and ant colony collaborative optimization algorithm based on information entropy and chaos theory[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 44-48
- [8] 周奇, 张立丽, 许辉, 等. 改进的多学科协同优化算法及其应用[J]. *计算机与数字工程*, 2014, 42(1): 65-68
- Zhou Q, Zhang L L, Xu H, et al. An improved collaborative optimization algorithm and its application[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2014, 42(1): 65-68
- [9] Vantaux A, Roux O, Magro A, et al. Evolutionary perspectives on myrmecophily in ladybirds[J]. *Psyche: A Journal of Entomology*, 2012, 2012: 1-7
- [10] Pettersson J, Ninkovic V, Glinwood R, et al. Foraging in a complex environment-semiochemicals support searching behaviour of the seven spot ladybird[J]. *European Journal of Entomology*, 2005, 102(3): 365-370
- [11] Padula S L, Alexandrov N, Green L L. MDO test suite at NASA Langley Research Center [C]// Sixth AIAA/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization. 1996: 410-420