

DOI:10.16136/j.joel.2023.04.0430

基于 DWT-IRLS 算法的超声断层成像方法研究

王小婷, 王浩全*, 张 瑛

(中北大学 信息与通信工程学院 山西 太原 030051)

摘要: 超声成像因非侵入式、成本低且实时性好而被广泛应用。超声系统需要大量的采集通道数据和较高的采样率来提高图像重建质量,导致成像耗时,系统复杂。压缩感知(compressed sensing, CS)算法能够在欠采样的条件下用较少的测量值重构出原始信号。因此,针对系统面临的采样率高,数据量大的问题,本文将 CS 理论中的 DWT-IRLS 算法应用在超声成像中,通过离散小波变换基(discrete wavelet transformation, DWT)对超声数据进行稀疏转换,对高低频系数进行采样测量,并使用迭代重加权最小二乘法(iterative reweighted least squares, IRLS)进行测量系数重构,最后对变换域系数进行 DWT 逆转换得到重建图像。通过实验分析,以 50% 原始数据重建图像效果逐渐趋于稳定,在均方误差和峰值信噪比方面进行对比分析, DWT-IRLS 算法相比较于 DWT-OMP、DWT-CoSamp 和 DCT-IRLS 等重构算法,成像质量更高,细节特征更为明显。

关键词: 超声图像重建; 压缩感知(CS); 离散小波变换(DWT); 迭代重加权最小二乘法(IRLS)

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2023)04-0441-08

Research on ultrasound tomography based on DWT-IRLS algorithm

WANG Xiaoting, WANG Haoquan*, ZHANG Ying

(College of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China)

Abstract: Ultrasonic imaging is widely used because of its non-invasive, low cost and good real-time performance. A large number of acquisition channel data and high sampling rate are needed by ultrasound system to improve the quality of image reconstruction, resulting in time-consuming imaging and complex system. Compressed sensing (CS) algorithm only needs a small number of measurements to reconstruct the original signal under the condition of under sampling. In order to solve the problem of high sampling rate and large data volume faced by the system, DWT-IRLS algorithm in compressed sensing theory is applied to ultrasonic imaging in this paper. The ultrasonic data are sparse transformed through discrete wavelet transformation (DWT), the high and low frequency coefficients are sampled and measured, and the iterative reweighted least squares (IRLS) method is introduced to reconstruct the measurement coefficients. Finally, the reconstructed image is obtained by DWT inverse transformation. Through experimental analysis, the image reconstruction effect with 50% of the original data gradually tends to be stable. Compared with the reconstruction algorithms such as DWT-OMP, DWT-CoSamp and DCT-IRLS, DWT-IRLS algorithm has higher imaging quality and more obvious detail features.

Key words: ultrasound image reconstruction; compressed sensing (CS); discrete wavelet transformation (DWT); Iterative reweighted least square method (IRLS)

* E-mail: wanghaoquan12@163.com

收稿日期: 2022-06-08 修订日期: 2022-10-17

基金项目: 生物医学成像与影像大数据山西省重点实验室开放基金资助项目

0 引言

压缩感知理论(compressed sensing, CS)是针对所需数据量较大和采样率过高提出的一种解决思路^[1]。它以远低于奈奎斯特的采样频率,对目标进行有效采集^[2],使获得的少量投影数据能够高概率高精度地重建目标^[3]。与传统的图像处理方法相比较,CS具有所需数据量小、采样和压缩同步进行等优点^[4]。国内外研究学者深受CS理论的启发,将其应用于超声成像中^[5-7]。2017年,GHASEMIFARD等^[8]提出一种基于改进的CS高强度聚焦超声检测方法,结合阈值算法和小波变换,模拟超声射频数据进行实验,成像对比度得到提高。2018年,SELEN^[9]使用离散小波变换(discrete wavelet transformation, DWT)保留高频细节,利用K-SVD(K-singular value decomposition)字典学习算法从显著特征中构造字典,从而得到更清晰和更详细的超分辨率图像,更好地恢复了边缘信息。2019年,晋杰等^[10]提出了一种基于小波变换的超分辨率方法,将低分辨率图像进行高低频细节信息区别处理,在保证低频信息不丢失的前提下,使得图像的纹理细节更加清晰。2020年,DAI等^[11]提出了基于小波稀疏表示的CS超声成像算法,并设计了3种观测矩阵,在一定程度上减少了线阵通道的数量和超声成像系统的复杂度,与空频域稀疏算法相比,成像效果得到极大改善。

迭代重加权最小二乘法(iterative reweighted least squares, IRLS)是一种用于凸优化问题的有效数值方法,通过稀疏域下的迭代应用实现目标函数的最小化^[12,13]。2016年,ZHANG等^[14]提出基于字典学习算法(dictionary learning, DL)解决稀疏CT重建问题,并通过IRLS求解L1最小化问题。2016年,HASSAAN等^[15]提出一种新的CS恢复算法,利用具有额外数据一致性约束的改进IRLS方法从高欠采样数据中重建核磁共振图像(magnetic resonance imaging, MRI),取得了较好的成像效果。2018年,MOUSA^[16]在对地震数据进行预堆叠成像过程中,使用 L_p IRLS设计高精度外推滤波器,将重建图像问题表述为 L_p IRLS最小化,进而使得图像质量更高。因此,如何获得稀疏采样下更为精确的重建图像,具有重要的研究意义。

基于上述文献,本文拟将DWT和IRLS相结合的DWT-IRLS方法应用于超声成像,并选取不同的稀疏变换和重构算法进行图像重建,对比分析实验结果,以期获得更高质量的重建效果。

1 超声成像数学模型建立

超声层析成像通过圆环换能器对物体散射场信息完成较为完整的收集,重构物体的内部结构。在已知散射场情况下对描述物体内部特性未知函数进行求解。当散射源与接收器之间没有物体存在时,称为入射场,方程如下:

$$(\nabla^2 + k_0^2)p_0(\vec{r}) = 0, \quad (1)$$

式中, ∇^2 表示拉布拉斯算子, k_0 表示介质内的平均波数,为常数, $p_0(\vec{r})$ 表示入射场。

当发射器与接收器之间有物体存在时,超声波穿过物体产生的全场方程如下:

$$(\nabla^2 + k_0^2)p_s(\vec{r}) = -o(\vec{r})p_0(\vec{r}), \quad (2)$$

式中, $p_s(\vec{r})$ 表示散射场, $o(\vec{r})$ 表示所求未知函数。

超声波声场 $p(\vec{r})$ 可以分解为入射场与散射场两部分之和: $p(\vec{r}) = p_0(\vec{r}) + p_s(\vec{r})$,引用格林函数 $G(\vec{r} - \vec{r}')$,将散射场视为散射点的阵列集合,则超声波入射时的散射场可表示为:

$$p_s(\vec{r}) = \int G(\vec{r} - \vec{r}') o(\vec{r}') p_0(\vec{r}') d\vec{r}'. \quad (3)$$

此时物体内部的全场方程可以表示为:

$$p(\vec{r}) = p_0(\vec{r}) + p_s(\vec{r}) = p_0(\vec{r}) + \int G(\vec{r} - \vec{r}') o(\vec{r}') p_0(\vec{r}') d\vec{r}', \quad (4)$$

式中, $G(\vec{r} - \vec{r}')$ 为格林函数, $\vec{r}$ 为接收位置, $\vec{r}'$ 为入射波所在位置。

将散射场 $p_s(\vec{r})$ 与入射场 $p_0(\vec{r})$ 以相加的方式进一步逼近全场。为了便于求解,对全场方程(3)和散射场方程(4)进行离散化,可以表示为:

$$p(\vec{r}_i) = p_0(\vec{r}_i) + \sum_j o(\vec{r}_j) p_0(\vec{r}_j) c_{ij}, \quad (5)$$

$$p_s(\vec{r}_m) = \sum_j o(\vec{r}_j) p_0(\vec{r}_j) d_{mj}, \quad (6)$$

式中, $i, j = 1, 2, \dots, N$,表示离散化后成像区域的中心点, N 表示图像像素个数, $m = 1, 2, \dots, M$ 表示探测器接收散射场的点数。

在二维情况下,格林函数 $G(\vec{r} - \vec{r}')$ 可用零阶第一类Hankel函数表示,则

$$\int G(\vec{r} - \vec{r}') d\vec{r}' = c_{ij}(d_{mj}) = \begin{cases} \frac{j}{2} [\pi k_0 a H_1^{(2)}(k_0 a) - 2j], & i = j \\ \frac{j \pi k_0 a}{2} J_1(k_0 a) H_0^{(2)}(k_0 R_{ij(mj)}), & i(m) \neq j \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $R_{i(mj)}$ 表示物体内的观测点 r_i (圆环上接收点

r_m)与散射源点 r_j 之间的距离, a 为离散化单元格的内接圆的半径, $H_n^{(2)} = J_n - iN_n$ 表示 n 阶第2类Hankel函数, J_n 、 N_n 分别为 n 阶第1类Bessel和 n 阶第1类Neumann函数。

为了简便,可将式(5)、式(6)记为矩阵表示形式,如下:

$$P^{(t)} = P^{(m)} + COP^{(t)}, \quad (8)$$

$$P^{(s)} = DOP^{(t)}. \quad (9)$$

上述方程建立了超声系统的频域逆散射正向模型,它表示描述物体内部特性的未知函数和所测得的散射数据之间的关系。该方程可由所测得的散射数据 $P^{(s)}$ 逆向求解物体内部特性的未知函数 $O = \text{diag}(o(\vec{r}_j))$,求解出物体内部的声学参量分布,获

得物体内部的结构图像。

2 CS 理论

CS理论通俗来讲就是放弃获取全部数据,直接获取需保留的数据,从而节约采样资源,达到在不增加数据采集工作量的情况下增强图像处理质量。基于压缩感知的信号重建框架如图1所示。

实现图1所示过程对信号有一定的要求,如果一个信号具有在一个完备空间范围稀疏表达的特性,那么该信号很大概率上可以通过少量投影重建出原始信号。

假设存在实信号 m ,在正交基 $\Psi = \{\Psi_i^T\}_{i=1}^N$ 构成的空间内具有稀疏性,则可将信号 m 从时域变换

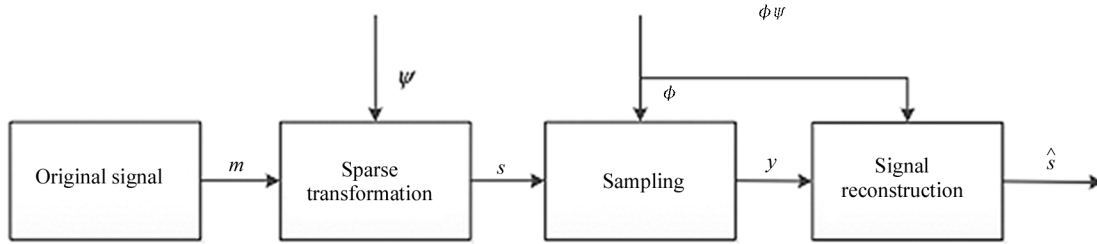


图1 基于压缩感知的信号重建框架

Fig. 1 Signal reconstruction framework based on compressed sensing

到稀疏域中,数学描述如下:

$$m = \Psi s, \quad (10)$$

式中, $m \in R^{N \times 1}$ 为未知的目标信号, $\Psi = \{\Psi_i^T\}_{i=1}^N$ 为稀疏变换基, s 为 m 在 Ψ 空间中的非零系数。

当对信号进行稀疏采样时,需要构建一个合理的测量矩阵。由于随机矩阵与大多数正交基具有较强的不相关性,因此将DWT作为稀疏变换基时,可选用随机矩阵作为测量矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 。假设信号与测量矩阵作用得到的线性测量值为 $y \in R^{M \times N}$,则:

$$y = \Phi m = \Phi \Psi s. \quad (11)$$

基于稀疏域,在传感矩阵 $\Phi \times \Psi$ 满足有限等距条件下,通过求解 L_0 范数的最优化问题,可以实现从观测值 y 、测量矩阵 Φ 和稀疏基 Ψ 中近乎完美地重建原始信号的稀疏系数 s ,表达式为:

$$\hat{s} = \argmin \|s\|_0, y = \Phi \Psi s. \quad (12)$$

L_1 范数在一定条件下与 L_0 范数具有等价性,可以得到相同的解,具体表示如下:

$$\hat{s} = \argmin \|s\|_1, y = \Phi \Psi s, \quad (13)$$

式中, y 为线性测量值, Φ 为测量矩阵, $\hat{s}$ 为重建后的稀疏系数向量。

3 基于CS的超声成像算法

超声成像重建利用从探测器接收到的超声信号数据重建声学参量分布,声场方程具有较强的非线性问题,通常采用迭代方法逼近声学参量,达到精确近似的目的。在求解过程中,将Born迭代方法中的实际逆散射求解方程 $\Delta P^{(s)} = D \Delta OP^{(t)}$ 转换成常用的形式:

$$Ax = b, \quad (14)$$

式中, x 为成像域散射值矩阵 ΔO ; A 为由未知函数形成的系数矩阵 $D[[P^{(t)}]]$; b 为测量得到的散射值 $\Delta P^{(s)}$ 。

3.1 稀疏分解

图像稀疏化处理常采用离散余弦变换(discrete cosine transformation, DCT),但在高稀疏比的情况下,成像容易出现方块效应。小波变换可以克服这个缺点,并且可以对图像进行局部多尺度细化,在高频处时间细分,低频处频率细分。因此,探头向目标发射超声波,接收不同方向的散射数据,将获取得到的 $N \times N$ 大小的超声图像按列堆栈为 $N^2 \times 1$ 的图像信号 x ,本文采用DWT对目标信号 x 进行稀疏

变换。

满足 $C_\Psi = \int_0^\infty |\omega|^{-1} \left| \hat{\Psi}(\omega) \right|^2 d\omega < \infty$ 条件的函数 Ψ ，通过对其进行伸缩变换和平移处理，得到一个基本小波函数：

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right),$$

$$a \neq 0, a, b \in R, \quad (15)$$

式中， C_Ψ 有界， $\hat{\Psi}(\omega)$ 是 $\Psi(t)$ 的傅里叶变换， Ψ 为一个基小波， a 、 b 分别为伸缩因子和平移因子。

若 $\Psi(t) \in L^2(R)$ ，信号 $x(t)$ 的连续小波变换 (continuous wavelet transform, CWT) 为：

$$W(a,b) = \langle x, \Psi_{a,b} \rangle = |a|^{-1/2} \int_R x(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (16)$$

DWT 是将 CWT 小波序列中的可伸缩因子 a 和平移因子 b 离散化，在基于小波的图像处理中，通常以二进制作为变换函数，得到整数域下的基本小波函数为：

$$\Psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \Psi(2^{-m}t - n), \quad m, n \in Z. \quad (17)$$

信号 $x(t)$ 的 DWT 可以表示为：

$$S_{m,n} = \langle x, \Psi_{m,n} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{m,n}(t) dt. \quad (18)$$

在超声成像中，若待恢复的图像信号为 x ，将其变换压缩为一系列的小波系数，则：

$$x = \Psi s, \quad (19)$$

式中， s 为 x 在 DWT 下的非零系数， Ψ 是一个大小为 $N^2 \times N^2$ 的 DWT 基矩阵。

3.2 压缩采样

为获取足够的散射数据，需对目标进行多方位多角度的超声波信号采集，因此，在目标组织周围放置 M 个探测器，对不同探测器接收到的散射数据根据设定的 N^2 点随机向量进行 M 点随机抽样得到测量散射数据 y ：

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s, \quad (20)$$

式中， x 为已经获得的 US 图像， Φ 为 $M \times N^2$ 维的测量矩阵。

对于稀疏分解后的目标信号，非零系数大部分存在于低频部分，近似为零的系数存在于高频部分。因此，测量矩阵 Φ 主要对稀疏系数采样的位置集中在系数序列的前半部分，如下所示：

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}, \quad (21)$$

式中， Φ 为 $M \times N^2$ 维采样矩阵，列方向代表探测器接收位置，行方向表示频域随机测量值，模拟对高低频系数的随机采样过程。

在超声成像中，CS 利用目标的稀疏性，选取合适的变换域使得目标参量具有稀疏性。综合式 (14)、(19)、(20)，得到基于 CS 的超声逆散射成像问题如下：

$$\hat{s} = \operatorname{argmin} \|s\|_1, \quad \text{s. t. } y = \Theta s, \quad (22)$$

式中， $\hat{s}$ 为重建稀疏系数 s 的估计值， $\Theta = \Phi \Psi$ 为投影系数矩阵， $\mathbf{A}$ 为未知函数形成的系数矩阵，其元素 a_{ij} 为第 j 个像素对第 i 个投影值的加权， y 为测量散射数据。

超声层析的任务就是根据测量得到的散射数据 y 和投影系数矩阵 Θ ，求解原始图像的稀疏系数 s 。

3.3 图像重构

本文引入 IRLS 对稀疏采样数据 y 进行图像重构，最小二乘法的物理意义在于选取 $\hat{s}$ ，使得测量散射数据与实际投影数据的误差的平方和最小。相较于正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 和压缩采样匹配追踪 (compressed sampling matching pursuit, CoSamp) 等重构算法，IRLS 算法在相同采样点数据的情况下，细节特征更为明显，成像质量更好。

IRLS 用于解决 L_p 范数目标函数的优化问题：

$$\operatorname{argmin}_s \|y - \Theta s\|_p = \arg \min_s \sum_{i=1}^n |y_i - \Theta s_i|^p, \quad (23)$$

$$\hat{x} = \Psi \hat{s}, \quad (24)$$

式中， $\hat{x}$ 为待重建图像。

上式可等价于加权的线性最小二乘问题：

$$\hat{s}^{(n)} = \operatorname{argmin}_{s_i=1}^n \sum_{i=1}^n (w_i^{(n)})^2 |y_i - \Theta(s_i^{(n)})|^2 = (\Theta^T W(n) \Theta)^{-1} \Theta^T W(n) y, \quad (25)$$

式中， n 为迭代次数， $w_i^{(n)}$ 为加权系数， $W(n)$ 为对角矩阵，每步的 w 可用下面序列代替：

$$w_i^{(0)} = 1, \quad (26)$$

$$w_i^{(n)} = |y_i - \Theta(s_i^{(n)})|^{(p-2)/2}. \quad (27)$$

当 $p = 1$ 时，可以实现解的稀疏性，则将 $w_i^{(n)}$ 的形式变为：

$$w_i^{(n)} = \frac{1}{|y_i - \Theta(s_i^n)|} \quad (28)$$

防止以零做除数,可加一个比较项 ($w_i^{(n)} = \frac{1}{\max(\sigma, |y_i - \Theta(s_i^n)|)}$),其中, $\sigma = 1 \times 10^{-6}$ 。重复该迭代过程,当 $|y_i - \Theta(s_i^n)|$ 误差值小于 σ 时迭代结束,对稀疏系数 $\hat{s}$ 进行稀疏反变换得到重建图像 $\hat{x}$ 。

因此,本文采用DWT-IRLS算法应用于超声成像,对图像进行DWT频域转换,进行高低频系数分解,对数据进行压缩采样和IRLS算法重构,得到更好的重建图像。伪代码如下:

输入:采集超声原始数据 b , 构建系数矩阵 A , 稀疏表示 $y = \Theta s$, 设定数值 $p = 1$, $\sigma = 1 \times 10^{-6}$, 其中 y 为测量散射数据, $\Theta = \Phi A \Psi$ 为投影系数矩阵, s 为重建后的稀疏系数向量, n 为迭代次数, $w_i^{(n)}$ 为加权系数, $W(n)$ 为对角矩阵, $\hat{x}$ 为待重建图像。

输出:待重建图像 $\hat{x}$ 。

计算:

```

 $x \leftarrow b$ 
 $y \leftarrow \Phi A \psi s$ 
 $p := 1$ 
 $\sigma := 1 \times 10^{-6}$ 
for  $i := 1$  to end
   $\hat{s}^{(n)} := \arg \min_s \sum_{i=1}^n (w_i^{(n)})^2 |y_i - \Theta(s_i^n)|^2$ 
  if  $w_i^{(n)} = \frac{1}{\max(\sigma, |y_i - \Theta(s_i^n)|)}$  then
     $\hat{s} = (\Theta^T W(n) \Theta)^{-1} \Theta^T W(n) y$ 
   $\hat{x} = \Psi \hat{s}$ 
end
end

```

4 实验结果与分析

本文利用Field II模拟超声数据仿真,实验使用圆环形超声换能器的布置方式,放置64个换能器,采用200 kHz的发射波,对 256×256 pixel 的模型图进行算法测试。图2为不同算法对大脑组织散

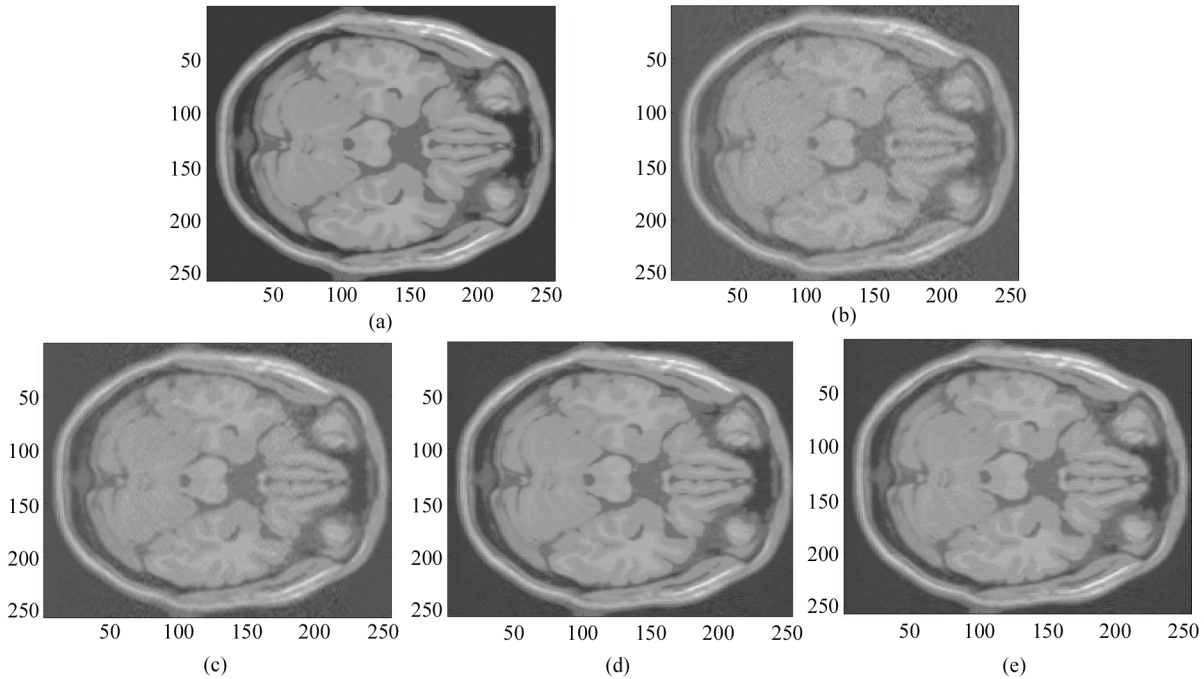


图2 不同算法重建效果对比图:(a)原图;(b)DWT-OMP;(c)DWT-CoSamp;(d)DCT-IRLS;(e)DWT-IRLS

Fig. 2 Comparison of reconstruction effects of different algorithms. (a) Original drawing; (b) DWT-OMP; (c) DWT-CoSamp; (d) DCT-IRLS; (e) DWT-IRLS

射数据进行处理后的对比图,采样率为 M/N ,模拟稀疏采样效果,对不同稀疏变换和重构算法下的采样信号进行重建,在均方误差(mean square error, MSE)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio,

PSNR)方面与原始图像进行对比分析。本实验仿真平台为MATLAB2016a。

MSE是预计得到的投影数据与原始真实数据之间的偏差平方和的期望值,用于描述算法处理后

的预测图像与原图的变化程度, MSE 值越小, 差别越小。 $PSNR$ 是图像重建质量的客观测量方法, 表示图像像素点最大值与影响影响精度破坏值的比值, $PSNR$ 数值越大表示失真越小, 重建成像质量越好。

本文使用 MSE 和 $PSNR$ 对算法的性能进行评估。

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X(i, j) - Y(i, j))^2, \quad (29)$$

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right), \quad (30)$$

式中, H 和 W 表示图像高度和宽度的尺寸, $X(i, j)$ 表示重建后的模糊图像, $Y(i, j)$ 为清晰的原始图像, MAX 表示图像像素点最大数值, 为 255。对各种算法进行图像重建, 成像效果分析如图 3 所示。

由此可见, 本文采用的 DWT-IRLS 算法在 80% 采样点数据压缩重构后的图像能够恢复更多 ZT) 的细节特征, 随着采样数据越来越多, 更多的空间特点逐渐显露出来, 从 MSE 和 $PSNR$ 两方面可以看出,

其重建图像具有良好的成像质量。如表 1 所示, 相同采样点数据下, 相比较于传统 DWT-OMP 算法, 本文算法的 MSE 值降低了 39.900 9, $PSNR$ 值增加了 7.868 4。而与传统 DWT-CoSamp 算法相比, 本文算法的 MSE 值降低了 18.838 7, $PSNR$ 值增加了 5.337 6。与 DCT-IRLS 算法相比, 本文算法的 MSE 值降低了 0.811 4, $PSNR$ 值增加了 0.430 3。

采用 $3 \text{ mm} \times 3 \text{ mm}$ 的囊肿体膜进行实验, 其内部包含一个半径为 0.5 mm 的圆形低回声区域。采集目标有 $N = 256 \times 256$ pixel。

图 4 展示了 DWT-IRLS 算法对囊肿体模在不同采样点数据下的重建结果, 采样率从 20% 增加到 80%。从图 4 可以看出, 当采样率为 20% 时, 重建图像边缘和内部细节特征均不明显, 丢失了大量的高低频信息, 随着采样率的增加, 成像质量得到提升。如图 4(d) 所示, 以 50% 原始数据重建图像效果逐渐趋于稳定, 随着原始数据采样率的增加, 图像的整体质量逐渐改善, 重建效果较为明显。

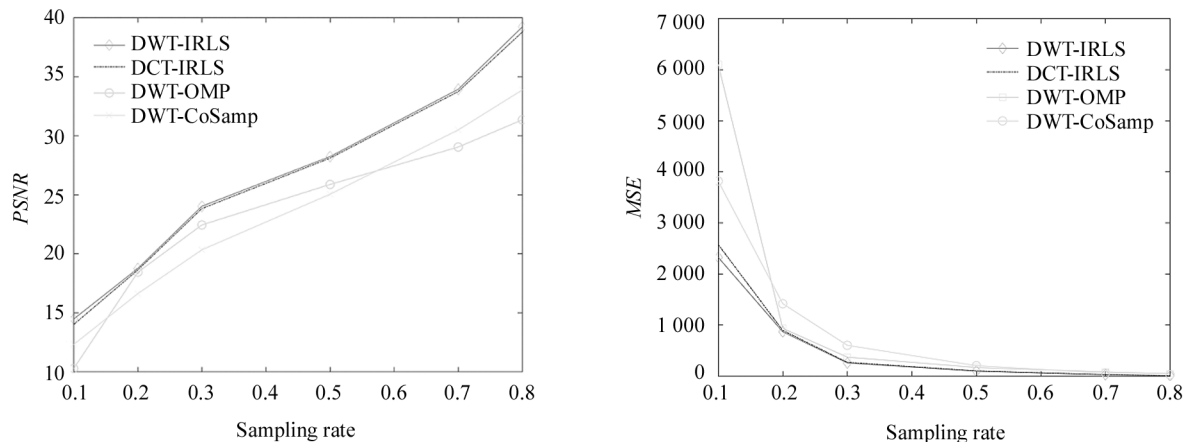


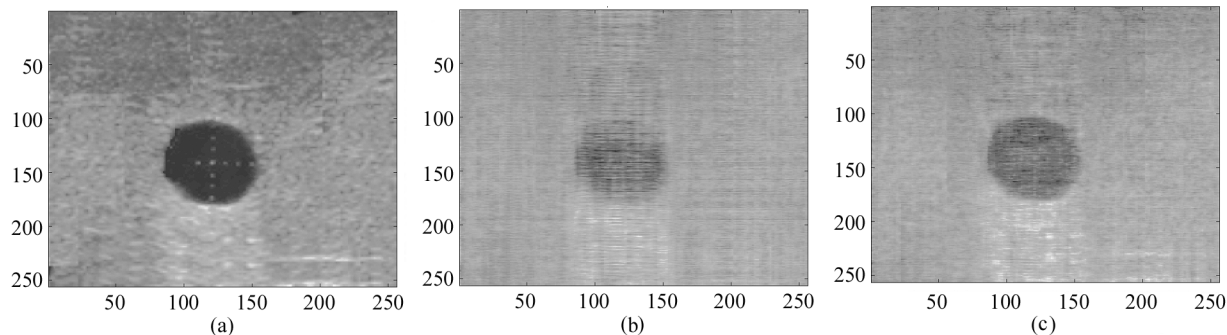
图 3 不同算法重建结果量化的比较

Fig. 3 Comparison of quantization of reconstruction results of different algorithms

表 1 80%投影数据重构图像精度对比

Tab. 1 Comparison of reconstructed image accuracy of 80% projection data

Image quality evaluating indicator	DWT-OMP	DWT-CoSamp	DCT-IRLS	DWT-IRLS
$PSNR$	31.346 3	33.877 1	38.784 4	39.214 7
MSE	47.692 3	26.630 1	8.602 8	7.791 4



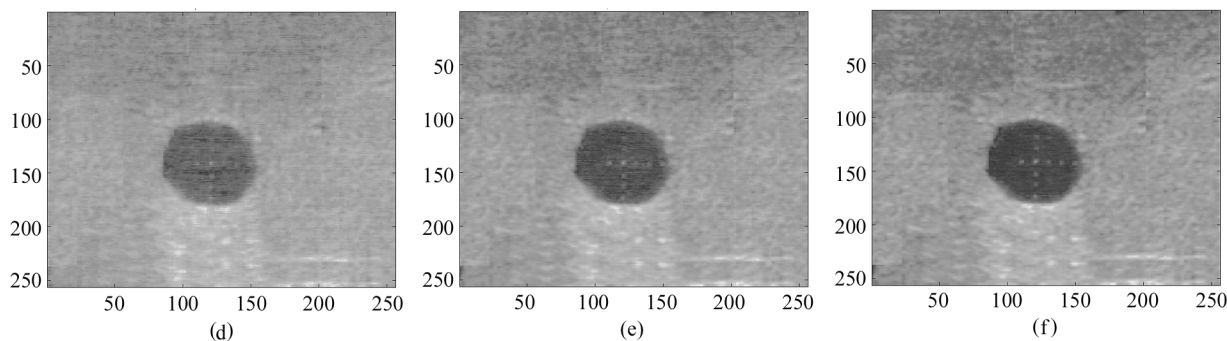


图4 不同采样率条件下DWT-IRLS图像重建结果:(a)原图;(b)20%;(c)30%;(d)50%;(e)60%;(f)80%

Fig. 4 Image reconstruction results of DWT-IRLS under different sampling rates:

(a) 原图; (b) 20%; (c) 30%; (d) 50%; (e) 60%; (f) 80%

5 结论

本文利用CS理论分析研究超声断层成像重建,针对现有系统采样率高、所需数据量大的问题,通过DWT对超声数据进行稀疏转换,对高低频系数进行采样测量,并引入IRLS进行测量系数重构。实验结果表明,常用传统算法成像质量较差,图像模糊,本文算法重建图像细节特征更为明显。相同采样点数据下,相比较于传统DWT-OMP算法,本文算法的MSE值降低了39.9009,PSNR值增加了7.8684。而与传统DWT-CoSamp算法相比,本文算法的MSE值降低了18.8387,PSNR值增加了5.3376。与DCT-IRLS算法相比,本文算法的MSE值降低了0.8114,PSNR值增加了0.4303。

参考文献:

- [1] LIU L, LI J D, YAN J W. Compressed sensing theory and reconstruction method[J]. Journal of Shantou University (Natural Science Edition), 2019, 34(1): 3-12.
刘蕾, 李建东, 闫敬文. 压缩感知理论及重建方法[J]. 汕头大学学报(自然科学版), 2019, 34(1): 3-12.
- [2] LIU J, HE Q, LUO J W. A compressed sensing strategy for synthetic transmit aperture ultrasound imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(4): 878-891.
- [3] TANG L, ZHAO J L, HE Y. Research on compression sensing in ultrasonic imaging[J]. Information System Engineering, 2016(11): 137-138.
唐亮, 赵金龙, 何颖. 压缩感知在超声成像中的研究[J]. 信息系统工程, 2016, (11): 137-138.
- [4] LI Z, MIAO T J. Image fusion based on CS of DWT-IRLS[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2017, 32(1): 35-39.
- [5] CAO X M, LIU Z H, LIU J B. Super-resolution reconstruction of remote sensing image based on projection network[J]. Journal of Optoelectron · Laser, 2020, 31(11): 1149-1156.
曹晓敏, 刘志红, 柳锦宝. 基于投影网络的遥感影像超分辨率重建方法[J]. 光电子 · 激光, 2020, 31(11): 1149-1156.
- [6] ANAND R, THITTAI K. Compressed sensing with Gaussian sampling kernel for ultrasound imaging[J]. Ultrasound in Medicine & Biology, 2019, 45(7): 1814-1829.
- [7] HUA S Y, DING M Y, YU C M. Research on ultrasonic inverse scattering imaging based on compressive sensing[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2015, 34(1): 24-31.
花少炎, 丁明跃, 尉迟明. 基于压缩感知的超声逆散射成像研究[J]. 北京生物医学工程, 2015, 34(1): 24-31.
- [8] GHASEMIFARD H, BEHNAM H, TAVAKOLI J. Toward high-intensity focused ultrasound lesion quantification using compressive sensing theory[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine, 2017, 231(12): 1152-1164.
- [9] SELEN A, MURAT E. Single image super resolution based on sparse representation using discrete wavelet transform[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(13): 16685-16698.
- [10] JIN J, DONG L L, DING X. Image multi-resolution reconstruction algorithm based on weighted wavelet transform[J]. Journal of Optoelectron · Laser, 2019, 30(11): 1215-1223.
晋杰, 董丽丽, 丁雪. 基于权重小波变换的图像多分辨率重建算法[J]. 光电子 · 激光, 2019, 30(11): 1215-1223.

- [11] DAI G Z, HE Z Y, SUN H W. Ultrasonic block compressed sensing Imaging reconstruction algorithm based on wavelet sparse representation[J]. Current Medical Imaging, 2020, 16(3): 262-272.
- [12] YANG H R, JING H. Improved iterative reweighted least squares non convex compressed sensing algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2018, 54(24): 46-51.
杨海蓉, 金辉. 改进的迭代重加权最小二乘非凸压缩感知算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(24): 46-51.
- [13] LIU Y F, ZHU Z B, ZHANG B X. Improved iteratively reweighted least squares algorithms for sparse recovery problem[J]. IET Image Processing, 2022, 16(5): 1324-1340.
- [14] ZHANG C, ZHANG C, ZHANG T, et al. Low-dose CT reconstruction via L1 dictionary learning regularization using iteratively reweighted least-squares[J]. Biomedical Engineering Online, 2016, 15(1): 1-21.
- [15] HASSAAN H, JAWAD A S, IJAZ M Q, et al. Compressively sampled MRI recovery using modified iterative-reweighted least square method[J]. Applied Magnetic Resonance, 2016, 47(9): 1033-1046.
- [16] MOUSA W A. Prestack imaging of seismic data using L_p iterative reweighted least-squares wavefield extrapolation filters in the frequency-space domain[J]. Geophysics, 2018, 83(4): V243-V252.

作者简介:

王浩全 (1971—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事无损检测、图像处理方面的研究。