

基于 OMP 算法的超声图像重建特性研究

周 勇¹, 肖 冰²

(1. 西北政法大学 信息网络中心, 陕西 西安 710063;

2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

摘 要: 为了获得研究对象内部结构更多的信息, 需要采用超声射频信号, 因此超声信号包络成像的应用十分广泛。但超声图像的采样过程耗时长, 数据存储量大, 在实际应用中会出现诸多问题。根据压缩传感理论, 对原始信号或原始图像采集较少的采样信息, 也可较逼真地恢复原始信号或者原始图像。为解决稀疏信号求解过程中所涉及的凸问题, 提出了基于压缩感知理论及 OMP 的超声图像重建算法。该算法基于超声图像的稀疏特性, 研究超声测量值、迭代次数及量化步长对超声图像重建质量的影响。理论分析与实验结果表明, 所提出的超声图像重建算法是有效的。在不同的测量矩阵下, 随着测量值的逐渐增加, 重建图像的质量改善明显; 当迭代次数增加, 且量化步长合适, 则重建图像的峰值信噪比 (PSNR) 越高, 重建图像的质量也越好。

关键词: 正交匹配追踪; 超声图像; 压缩感知; 图像重建

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2017)07-0135-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.07.031

Investigation on Ultrasound Image Reconstruction Characteristics with OMP Algorithm

ZHOU Yong¹, XIAO Bing²

(1. Information & Network Center, Northwest University of Politics & Law, Xi'an 710063, China;

2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

Abstract: To acquire much information of internal structure of research object, the ultrasonic RF signal is used, so the ultrasonic signal envelope imaging technology has wide application. However, there are some inconvenience in the application because of its large data storage and high time consuming in sampling. According to the compressed sampling theorem, the original signal or image could be more realistic to reconstruct by acquisition of fewer sampling data. In order to solve the convex problems involved in the process of sparse signal solving, an algorithm of ultrasonic image reconstruction based on CS theory and OMP algorithm has been proposed, which considers the effects of the measured value, the number of iterations and the quantization step size on the quality of ultrasound image reconstruction based on compressing sensing theorem. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed algorithm for ultrasound image reconstruction is effective. Under the conditions of various measurement matrices, the quality of the reconstructed image is better with the gradual increase of the measured value, and when the number of iterations is increased and the quantization step is appropriate, the PSNR of the reconstructed image is higher, the quality of it is greater.

Key words: OMP; ultrasound image; compressed sensing; image reconstruction

1 概 述

超声成像的窄脉冲检测信号, 具有非常宽的频带, 且频谱中的最高频率会高于中心频率的几倍。依据奈奎斯特采样定理, 如果要保证回波信号不失真或丢失信息量, 采样频率必须大于超声信号频率的 5 至 8 倍。

因此, 对于超声射频信号来讲, 传统的医学超声成像需要采集大量的数据, 需要更大的存储空间, 且成像效率比较低, 处理过程耗时^[1-4]。

2004 年, Tao^[5] 和 Donoho^[6] 提出了一种突破奈奎斯特采样定理限制的压缩感知理论, 通过欠采样将待

收稿日期: 2016-07-12

修回日期: 2016-10-19

网络出版时间: 2017-06-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61401265)

作者简介: 周 勇 (1976-), 男, 硕士, 研究方向为网络通信、网络安全、图形图像处理; 肖 冰, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为智能信息处理、视觉信息分析。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170605.1507.038.html>

测信号进行压缩,经过传输和接收,通过重建技术还原待测信号。信号的重建算法是压缩传感的核心,Candès 等证明了可以通过求解 L_0 范数来重建,但 Donoho 提出 L_0 范数问题是一个 NP-hard 问题,故难以求解^[7-10]。目前,压缩感知中普遍使用的重建算法包括:最小全变分法、匹配追踪系列算法、最小 L_1 范数法,以及阈值迭代法。最小全变分法应用到图像重建中,其结果精确,算法鲁棒性好,但运算过程耗时^[5,11]。匹配追踪系列算法针对低维度小尺度信号具有较快的运算速度,但是大尺度信号存在噪声时,其重建结果不够精确^[12]。最小 L_1 范数法最常使用的实现算法包括梯度投影法和内点法。内点法具有速度慢但计算结果准确的特点;梯度投影法虽然速度快,但计算结果并不精确。迭代阈值法可以通过一个合适的初值找到全局最优解^[13-15]。

在离散余弦变换(DCT)域里对超声图像的变换系数进行压缩采样,对其下采样得到的数据进行重建,探讨不同测量值时重建图像质量的差异,并且讨论 OMP 算法中一些参数对重建图像质量的影响,通过实验验证压缩感知理论及重建算法在超声图像中应用的可行性。

2 原理与算法

2.1 压缩感知原理

一般情况下,自然信号在时域内不是稀疏的,但通过某种变换后可能成为稀疏的。假设存在 $N \times 1$ 维有限离散实信号 $x[n] \in R^N, n = 1, 2, \dots, N$ 。在 R^N 的维度内,任意信号都可用 $N \times 1$ 维的基矢量 $\{\Psi_i\}_{i=1}^N$ 表示。若基矢量中各元素之间相互正交,且矢量 $\{\Psi_i\}$ 作为 $N \times N$ 维矩阵 $\Psi = [\Psi_1 | \Psi_2 | \dots | \Psi_N]$ 的列,则信号 x 可表示为:

$$x = \sum_{i=1}^N s_i \Psi_i \text{ 或 } x = \Psi s \quad (1)$$

其中, s 为加权系数, $s_i = \langle x, \Psi_i \rangle = \Psi_i^T x$ 为 $N \times 1$ 维列矢量; x 和 s 为相同信号在不同域内的表达形式,其中, x 为时域, s 为变换域。若信号 x 为 K 个基矢量的线性组合,那么信号 x 是 K -稀疏的,式(1)中 s_i 仅有 K 个非零数。

假设测量矩阵为 Φ , 测量矢量 Φ_j^T 为 $M \times N$ 阶测量矩阵 Φ 的行, $M \times 1$ 阶的 $y(y \in R^M)$ 是由测量值 y_j 构成。当 $M \ll N$ 时,计算 x 与矢量 $\{\Phi_j\}_{j=1}^M$ 的内积,使得 $y_j = \langle x, \Phi_j \rangle$ 。代换式(1)中的 Φ , 可得:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (2)$$

其中, Θ 为 $M \times N$ 阶矩阵。

式(2)为非自适应的测量过程,测量矩阵 Φ 是一个独立于 x 的固定矩阵。该过程可认为是稀疏信号 y

为原信号 x 在矩阵 Φ 下的线性投影。

2.2 等距约束特性

由于测量矩阵的行数远远小于列数,使得方程(2)的解不唯一。设计这样的测量矩阵需要保证降低信号的维数,并且要求原始信号 x 的信息损失最小。

如果信号 x 是 K -稀疏的,已知系数矢量 s 中非零系数值 K 的位置,当 $M \geq K$ 时,方程(2)可以很容易地求解。一般情况下,并不知道 s 中非零元素的位置,为了求得方程(2)的稳定解, Θ 需满足限制等距特性(RIP): $\Theta = \Phi \Psi$ 。

2005 年, Candès 和 Tao 等提出的同一不确定原则使得 $K \times N$ 阶的测量矩阵满足“约束等距特性”。假设 $\Phi_T (T \subset \{1, 2, \dots, N\})$ 是测量矩阵 Φ 的列构成的 $K \times |T|$ 阶子矩阵。对所有的子集 $T (|T| \leq S)$, 以及系数序列 $s_j (j \in T)$, 存在一个最小量 σ_k , 使得:

$$(1 - \sigma_k) \|s\|_{\ell_2}^2 \leq \|\Phi_T\|_{\ell_2}^2 \leq (1 + \sigma_k) \|s\|_{\ell_2}^2 \quad (3)$$

$\|\Phi_T\|_{\ell_2}^2$ 表示, 如果 $\sigma_k \in (0, 1)$, 那么 Φ_T 就满足变量为 σ_k 的 K 阶限制等距特性。同时 σ_k 等价于:

$$\sigma_k = \max_{T \subset \{1, 2, \dots, N\}, |T| \leq k} \|\Phi_T^* \Phi_T - Id\|_{2 \rightarrow 2} \quad (4)$$

式(4)表明测量矩阵 Φ 的所有列的子矩阵中至多需要 K 列就可以满足条件。

2.3 OMP 算法

正交匹配追踪算法属于一种改进贪婪迭代算法,该算法在每次迭代过程中从过完备集中选出原子,然后以 Gram-Schmidt 正交化方法进行正交,将采样值投影到由这些正交原子张成的空间上,得到信号在该正交原子集上的分量和余量,最后以相同的方法继续分解余量,余量会随着分解过程迅速减小。通过递归的方式使已选择原子集合相互正交,以保证迭代的最优化,从而减少迭代次数。

算法实现过程为:

Step1: 余量初始化 $r_0 = v$, 索引集合 $\Lambda_0 = \emptyset$, 设置迭代次数 $t = 1$ 。

Step2: 搜索索引 λ_t , 求解优化问题。

$$\lambda_t = \operatorname{argmax}_{j \in \{1, 2, \dots, d\}} |\langle r_{t-1}, \varphi_j \rangle|$$

Step3: 添加索引集合、已经存在的原子矩阵, 即:

$$\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup \{\lambda_t\}$$

$$\Phi_t = [\Phi_{t-1} \varphi_{\lambda_t}]$$

Step4: 求解最小二乘法问题。

$$x_t = \operatorname{argmin}_x \|v - \Phi_t x\|_2$$

Step5: 计算 a_t 和 r_t 。

$$a_t = \Phi_t^T x_t$$

$$r_t = v - a_t$$

Step6: 迭代 $t = t + 1$, 当 $t < m$ 跳回步骤 2。

Step7:估计值 \hat{s} 在索引集合 Λ_m 中对应项上的元素非零,且在该位置的值就是对应分解系数:

$$a_m = \sum_{\lambda \in \Lambda_m} \hat{s}_\lambda \varphi_\lambda$$

3 实 验

3.1 参数选取

(1)测量矩阵。

对于任意固定的正交基 Ψ 、测量矩阵 Φ ,若满足 $M \geq c * K * \log(\frac{N}{K})$ (c 为常数),则 $\Theta = \Phi\Psi$ 很大程度上满足限制等距特性。测量矩阵 Φ 选取伯努利测量矩阵、高斯随机矩阵,高斯随机矩阵中各元素相互独立、属于同分布,且满足 $(0, 1/N)$ 的正态分布。伯努利测量矩阵中的各元素都是等概率分布,且满足 $\pm \sqrt{N}$ 。

(2)变换基。

选取 DCT 为稀疏变换基。高斯随机矩阵和伯努利矩阵与 DCT 的相关性是非常低的。

(3)评价标准。

峰值信噪比 (PSNR) 经常用于评价原始图像与重建图像之间的相似度:

$$PSNR = 20 * \log_{10}(\frac{255}{RMSE}) \tag{5}$$

其中, RMSE 为重建图像的均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2} \tag{6}$$

其中, $I(i,j)$ 为重建图像; $K(i,j)$ 为原始图像。

3.2 超声图像处理

图像选取硬币的超声 C-扫描图像,如图 1 所示。



图 1 原始图像

3.2.1 高斯测量矩阵

图像处理:图 2 是图 1 中原始超声图像 DCT 域内的分布形式。在 DCT 域内,利用高斯测量矩阵进行测量,其中测量值为 150 时,利用重建算法进行重建,重建图像如图 3 所示。

(1)测量值对重建图像质量的影响。

将超声图像变换到 DCT 域内,令迭代次数为 200,量化步长为 0.000 2,残差为 0.001 时,在 DCT 域内进行不同的测量,最后进行重建。表 1 给出了测量值对重建图像质量的影响。

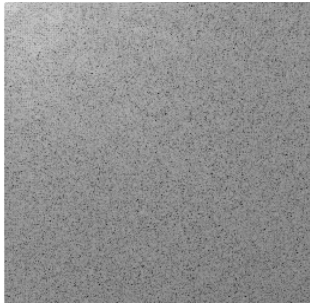


图 2 DCT 系数分布

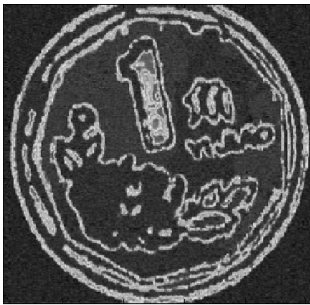


图 3 重建图像 (PSNR=27.76 dB)

表 1 测量值对重建图像质量的影响(1)

测量值	PSNR	重建时间
170	16.765 2	83.378 0
180	18.20	102.44
190	18.46	121.48
200	19.90	142.16
210	20.81	146.89
220	22.32	156.47

(2)迭代次数对重建图像质量的影响。

在原始超声图像的 DCT 域中,保持测量值为 200,算法中量化步长为 0.000 4,残差为 0.1 时,通过改变迭代次数来研究重建图像的质量。表 2 给出了迭代次数与重建图像质量之间的变化规律。

表 2 迭代次数对重建图像质量的影响(1)

迭代次数	PSNR	重建时间
40	18.08	7.70
80	19.57	19.01
120	20.58	44.12
160	20.11	75.61
200	20.04	144.58
240	19.84	154.85

(3)量化步长对重建图像质量的影响。

当测量值为 200,算法中迭代次数为 200,残差为 0.01 时,在超声图像的 DCT 域进行压缩采样和重建,通过改变量化步长来研究重建图像质量变化规律。表 3 给出了量化步长对重建图像质量的影响。

表 3 量化步长对重建图像质量的影响(1)

量化步长	PSNR	重建时间
0.0002	19.74	139.48
0.0004	19.85	133.74
0.0006	19.37	131.35
0.0008	20.03	135.42
0.0010	19.87	140.93
0.0012	20.10	136.13

3.2.2 伯努利测量矩阵

图像处理:在 DCT 域内,利用伯努利测量矩阵对超声图像进行采样,测量值等于 150,最后利用算法重建图像,如图 4 所示。



图 4 重建图像 (PSNR=27.68 dB)

(1)测量值对重建图像质量的影响。

在 DCT 域内进行测量,保持算法中迭代次数为 200,量化步长为 0.0002,残差为 0.001。利用贝努力测量矩阵研究测量值对重建图像质量的影响,表 4 给出了测量值与重建图像质量的变化规律。

表 4 测量值对重建图像质量的影响(2)

测量值	PSNR	重建时间
170	16.74	88.04
180	17.88	95.95
190	18.77	126.00
200	20.09	155.12
210	21.01	155.74
220	22.80	152.35

(2)迭代次数对重建图像质量的影响。

在原始超声图像的 DCT 域中,保持测量值为 200,算法中量化步长为 0.0004,残差为 0.1 时,通过改变迭代次数来研究重建图像质量的变化情况。表 5 给出了迭代次数与重建图像质量的变化规律。

表 5 迭代次数对重建图像质量的影响(2)

迭代次数	PSNR	重建时间
40	17.94	8.70
80	19.83	19.36
120	20.12	43.02
160	20.26	79.72
200	19.85	133.90
250	19.96	141.44

(3)量化步长对重建图像质量的影响。

当测量值为 200,算法中迭代次数为 200,残差为 0.01 时,在超声图像的 DCT 域里进行压缩采样和重建,通过改变量化步长来研究重建图像质量的变化规律。表 6 给出了量化步长对重建图像质量的影响情况。

表 6 量化步长对重建图像质量的影响(2)

量化步长	PSNR	重建时间
0.2	19.84	130.63
0.4	19.99	138.42
0.6	19.70	130.17
0.8	19.98	137.78
1.0	20.22	134.24
1.2	20.28	137.68

4 分析与讨论

4.1 测量值分析

由表 1 和表 4 可知,无论测量矩阵是高斯矩阵还是伯努利矩阵,随着测量值的增加,重建图像的 PSNR 值随之增加,但是重建图像过程中运行的时间也随之增加。这是由于测量值的增加导致测量矩阵列向量中元素的增加,从而增加了列向量中非零元的个数,即包含原始图像的信息量增加,重建图像的效果也就越来越好;但是测量值的增加,必然导致算法执行过程中计算量的增加,所以增加了运行时间。

4.2 迭代次数分析

由表 2 和表 5 可知,无论测量矩阵选取高斯矩阵还是伯努利矩阵,保持其他参数不变的情况下,随着迭代次数的增加,重建图像 PSNR 值都增加了,然而重建图像中运行的时间也明显地增加了。这是由于正交匹配追踪执行过程中需要计算测量矩阵列向量与冗余向量之间的相关程度,迭代次数少会影响其相关程度,因此随着迭代次数的增加,测量矩阵列向量与冗余向量之间的相关程度就越大,重建图像的 PSNR 值也越大,但是迭代次数增加必然导致算法的计算量增加,重建所用时间必然增加。

4.3 量化步长分析

由表 3 和表 6 可知,随着量化步长的增加,重建图像 PSNR 值的变化不大,重建图像所耗费的时间也变化不大。量化的目的是减少数据量,量化步长的选取不仅影响存储数据量,而且影响重建图像的质量。由于量化步长的选取不当,会使图像的高频成分丢失,导致重建图像的锐度降低、边缘模糊等。

5 结束语

为了研究压缩感知理论及 OMP 算法在超声图像

重建过程的适用性和可行性,通过仿真实验对其进行验证。理论分析和实验结果表明,提出的算法可以很好地应用在超声图像的重建中。

参考文献:

[1] 万明习. 生物医学超声学[M]. 北京:科学出版社,2010.

[2] 万明习,宗瑜瑾,王素品,等. 生物医学超声实验[M]. 西安:西安交通大学出版社,2010.

[3] 王文博. 关于医学超声成像机理的研究[D]. 青岛:青岛大学,2006.

[4] 张仕刚,谢耀钦,包尚联. 医学影像物理学学科的现状和未来[J]. 物理,2004,33(10):753-758.

[5] Candes E J,Tao T. Near optimal signal recovery from random projection; universal encoding strategies[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(12):5406-5425.

[6] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(4):1289-1306.

[7] 白凌云,梁志毅,徐志军. 基于压缩感知信号重建的自适应正交多匹配追踪算法[J]. 计算机应用研究,2011,28(11):4060-4063.

[8] Donoho D L. For most large underdetermined systems of linear equations,the minimal ℓ_1 norm solution is also the sparsest solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics,

ics,2006,59(6):797-829.

[9] 李树涛,魏 丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报,2009,35(11):1369-1377.

[10] 邵文泽,韦志辉. 压缩感知基本理论:回顾与展望[J]. 中国图象图形学报,2012,17(1):1-12.

[11] Lobo M S,Vandenbergh L,Boyd S,et al. Applications of second-order cone programming[J]. Linear Algebra and Its Applications,1998,284(1):193-228.

[12] Elad M. Optimized projections for compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2007,55(12):5695-5702.

[13] Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals[J]. Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis,2001,10(3):234-253.

[14] Herrity K K,Gilbert A C,Tropp J A. Sparse approximation via iterative thresholding[C]//Proceedings of the IEEE international conference on acoustics,speech and signal processing. Washington D. C. ,USA:IEEE,2006:624-627.

[15] Candés E,Romberg J,Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(2):489-509.

(上接第 134 页)

畅,这也是今后需要改进的地方。

4 结束语

为提高航管模拟器的培训效果和效率,基于录音并播放的方法,设计并实现了语音合成系统;同时设计并构建了训练系统和识别系统,实现了较高识别率的语音识别功能。为了提高语音识别的准确率,进行了很多有益的探索,从设置组件中的语音字典到动态生成 xml 文件,从添加语义集到添加语音集,都做了大量的实际工作。经过实践证明,该系统的设计可以很好地适应当前的管制训练,完全满足了系统实际运行的需求,大大提高了航管模拟器的效率。但还有不足的地方。例如,在语音识别系统中,单个词汇识别错误应该如何修改,这个功能并没有实现。希望通过此后的学习解决该问题。

参考文献:

[1] 由 扬,徐肖豪. 空管模拟机的 IBM ViaVoice 技术实现研究[J]. 中国民航学院学报,2002,20(3):6-9.

[2] 彭志勇. 语音识别功能在 DRS2000 雷达模拟机系统中的设计与实现[D]. 成都:四川大学,2006.

[3] 李 锐. 语音技术在塔台模拟机上的应用[D]. 成都:四川

大学,2004.

[4] Microsoft Corporation. Microsoft speech SDK version 5. 1[EB/OL]. 2016. <http://www.microsoft.com/speech/download/sdk51/>.

[5] Microsoft Speech SDK (SAPI) 5. 1 Help[M]. [s. l.]:Microsoft Corporation,2001.

[6] 肖 玮. 使用 SAPI 实现语音识别与合成[J]. 现代计算机,2005(2):91-94.

[7] 尹 成. Visual C++ 2010 开发基于 Windows7 的语音识别与语音合成[J]. 程序员,2010(6):116-118.

[8] 黄妙燕,王咸锋. 基于 Microsoft 语音识别引擎的语音识别系统的设计[J]. 电脑开发与应用,2010,23(9):74-75.

[9] 黄 旭. 基于 HTK 和 Microsoft Speech SDK 的连续语音识别系统的研究及实现[D]. 厦门:厦门大学,2007.

[10] XML schema part 0:primer[EB/OL]. 2016. [http://www.w3.org/TR/xmlschema-0/Simon St. Laurent](http://www.w3.org/TR/xmlschema-0/Simon%20St.%20Laurent).

[11] Extensible Markup Language (XML) 1. 0[M]. 2nd ed. [s. l.]:[s. n.],2013.

[12] Birbeck M. XML 高级编程[M]. 北京:机械工业出版社,2002.

[13] 林 茜,欧建林,蔡 骏. 基于 Microsoft Speech SDK 的语音关键词检出系统的设计和实现[J]. 心智与计算,2007(4):433-441.

[14] 潘爱民. COM 原理与应用[M]. 北京:清华大学出版社,1999.