

含噪语音压缩感知自适应快速重构算法

张殿飞 杨 震 胡海峰

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏南京 210003;
2. “宽带无线通信与传感网技术”教育部重点实验室, 江苏南京 210003)

摘 要: 本文针对含噪语音压缩感知在低信噪比时重构语音性能差的问题, 提出了一种自适应快速重构算法。该算法将行阶梯观测矩阵与一种新型的快速重构算法结合, 并根据含噪语音信号的信噪比自适应选择最佳重构参数, 使得在重构语音的同时提高了重构信噪比。算法实现简单快速, 且不需要预先计算信号的稀疏度。实验结果表明: 在低信噪比时, 自适应快速重构算法的重构性能优于基追踪算法和快速重构算法, 且重构速度快于快速重构算法和基追踪算法。

关键词: 压缩感知; 离散余弦基; 行阶梯观测矩阵; 自适应快速重构算法

中图分类号: TN912.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2016.09.08

Adaptive Fast Recovery Algorithm for Compressed Sensing of Noisy Speech

ZHANG Dian-fei YANG Zhen HU Hai-feng

(1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China; 2. Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology, Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: An adaptive fast recovery algorithm is proposed to solve the problem of poor reconstruction performance for compressed sensing of noisy speech with low signal-to-noise ratio. This method combines row echelon measurement matrix and a new fast recovery algorithm, adaptively selects the optimal reconstruction parameters according to the signal-to-noise ratio of noisy speech signal, and enhances the signal-to-noise ratio while reconstructing the speech. The adaptive fast recovery algorithm is simple and fast and does not require pre-calculated signal sparsity. Simulation experiment results demonstrate that the proposed algorithm outperforms basis pursuit algorithm and fast reconstruction algorithm, and faster than basis pursuit algorithm and fast recovery algorithm.

Key words: compressed sensing; discrete cosine basis; row echelon measurement matrix; adaptive fast recovery algorithm

1 引言

近年来, Donoho、Candes、Tao 等人提出了一种新的信号处理理论—压缩感知理论^[1]。该理论的核心思想是采样与压缩同时进行; 如果信号在某个变换域是稀疏的, 那么就可以用一个与变换域不相关的观测矩阵将信号线性投影到低维空间, 然后从这些少量的观测中通过求解优化问题以高概率重构

出原信号^[2]。压缩感知重构算法的设计是压缩感知理论的核心部分, 主要的重构算法有两类: 凸优化算法和贪婪类算法^[3]。这两类算法都有优缺点, 所以如何设计复杂度低且鲁棒性好的重构算法是压缩感知理论能被实际应用的关键^[4]。

语音是人类最方便最直接的交流方式, 传统的语音信号处理方式是: 首先对语音信号进行信号带宽两倍以上的高速采样, 然后根据采样值之间的相

关性再压缩。很显然这样的处理方式浪费了大量的采样资源,而语音信号在 DCT 域具有近似稀疏性,所以可以应用压缩感知对语音信号进行处理,并且能够获得较好的重构效果;但是语音信号在采集的过程中会引入不同程度的噪声,因此研究含噪语音压缩感知重构算法对语音压缩感知理论走向实用具有重要的实际意义^[5]。

目前,含噪语音压缩感知的重构算法方面的研究成果主要有本团队成员孙林慧等提出的含噪语音信号的自适应基追踪去噪算法^[6];杨真真等提出了含噪语音压缩与重构的自适应共轭梯度投影算法^[7];季云云等提出了针对脉冲噪声的贝叶斯稀疏重构算法^[8]。但是,上述几种含噪语音重构算法复杂度较高,重构时间较长。

本文针对含噪语音压缩感知在低信噪比时重构性能差的情况,将本团队成员叶蕾等提出的行阶梯观测矩阵^[9]与 Andrianiana 等提出的一种新型的压缩感知快速重构算法^[10]结合。并且针对文献[10]中的快速重构算法固定选择原子的个数会导致含噪语音重构效果差的问题,提出了应用于含噪语音压缩感知的自适应快速重构算法。该算法通过引入调整参数,根据输入信号的信噪比自适应的选择最佳参数以达到提高重构性能的效果。实验结果表明:在压缩比为4倍且信噪比低于20 dB时,本文提出的自适应快速重构算法的重构性能好于文献[10]的快速重构算法和经典的基追踪(BP)算法;且重构速度快于快速重构算法和基追踪算法。

2 压缩感知理论

任意 N 维信号 x 是 R^N 空间的列向量,表示为: $[x(1) \ x(2) \ \dots \ x(N)]^T$,其可以用 $N \times 1$ 维基向量 $\psi = \{\phi_i \mid i=1, 2, \dots, N\}$ 的线性组合来表示^[3]:

$$x = \sum_{i=1}^N \theta_i \phi_i = \Psi \theta \quad (1)$$

式(1)中: $\theta_i = \langle x, \phi_i \rangle$ 为投影系数 $\theta = \Psi^T x$ 为投影系数向量, Ψ 为正交基。当 θ 满足 $\|\theta\|_0 = K$ ($K \ll N$) 时,则称信号 x 是 K -稀疏的, $\|\theta\|_0$ 表示向量 θ 的零范数,代表向量 θ 中的非零元素个数^[7]。

压缩感知理论表明如果信号 x 在 Ψ 域中是 K 稀疏的,则可以用一个与稀疏基 Ψ 不相关的矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ ($K < M \ll N$) 对信号 x 进行线性观测,最终得到

观测向量 $y \in R^M$:

$$y = \Phi(x + e) = \Phi\Psi\theta + \Phi e = A_{cs}\theta + z \quad (2)$$

式(2)中: e 为原始语音信号含有的加性高斯白噪声, A_{cs} 为感知矩阵, z 为白噪声 e 经过观测后的噪声向量。

从式(2)可以看到观测向量 y 的维数 M 远小于信号的维数 N ,所以式(2)有无穷多个解,即无法从观测向量 y 中求出原始信号 x 。但是,当变换系数向量 θ 是 K 稀疏的,那么就可以求解式(2)得到稀疏系数向量 θ ,然后再由式(1)求得原始信号 x 。

3 含噪语音压缩感知重构算法

3.1 快速重构算法

离散余弦变换基(DCT)是一种正交变换基,且 DCT 基可以将信号的大部分信息集中在低频,而高频部分则含有很少量的信息,所以高频部分可以丢弃^[10]。

针对含噪语音压缩感知,本团队成员提出的行阶梯观测矩阵^[9]。表示为:

$$\Phi = \begin{bmatrix} \overbrace{[1 \dots 1]}^m & & & \\ & \overbrace{[1 \dots 1]}^m & & \\ & & \dots & \\ & & & \overbrace{[1 \dots 1]}^m \end{bmatrix}$$

其中 $m = N/M$ (N, M 分别为矩阵的列数和行数)为压缩感知压缩比,矩阵的每一行只有 m 个元素为1,其余全为零。文献表明,这种特殊的投影矩阵,具有较好的抗噪声能力,因此本文采用这种投影矩阵来提高系统鲁棒性。

在提高重构运算速度方面,最近文献[10]中提到一种新的快速重构算法(Fast)如下所示:

(1) 输入: $y \in R^M$ {观测向量} $A_{cs} \in R^{M \times N}$ {感知矩阵};

(2) $\tilde{\theta} \in R^N \leftarrow 0$ {初始化 DCT 稀疏向量为0};

(3) $A_M \in R^{M \times M} \leftarrow [a_1 \mid a_2 \mid \dots \mid a_M]$ {选择感知矩阵的前 M 列};

(4) $y = A_M \tilde{\theta}_M$ {求线性方程组};

(5) $\tilde{\theta} \leftarrow [\tilde{\theta}_M \mid 0 \dots 0]$ {设置 DCT 稀疏向量};

(6) 输出 DCT 稀疏向量 $\tilde{\theta}$ 。

快速重构算法不需要知道信号的稀疏度信息,它利用了DCT基使信号的大部分信息都集中在低频,且行阶梯观测矩阵保留了DCT基的这种特性,所以重构的时候只选择感知矩阵 A_{cs} 的前 M 列组成一个方阵 A_M ,通过解方程组得到稀疏系数向量的前 M 个值,然后将稀疏系数向量后面的 $N-M$ 个值设为0,最后通过DCT反变换得到原始信号。

3.2 语音自适应快速重构算法

3.2.1 自适应快速重构算法

我们认为,由于文献[10]中的快速重构算法固定的选择感知矩阵 A_{cs} 的前 M 个原子重构信号会降低语音信号的重构质量。因为当语音含有噪声的时候,噪声会分布在整个DCT频谱上。如果在这种情况下仍然固定的选择前 M 个原子,则会造成重构出更多的噪声成分。

基于对文献[10]中快速重构算法的分析,本文提出了一种新的语音压缩感知自适应快速重构算法(AFast)根据输入信号的信噪比自适应的选择感知矩阵的原子个数,算法如下:

- (1) 输入: $y \in R^M$ {观测向量} $A_{cs} \in R^{M \times N}$ {感知矩阵} ε {调整参数};
- (2) $\tilde{\theta} \in R^N \leftarrow 0$ {初始化DCT稀疏向量为0} $F = \varepsilon M$ {初始化选择原子的个数};
- (3) $A_F \in R^{M \times F} \leftarrow [a_1 | a_2 | \dots | a_F]$ {选择感知矩阵的前 F 列};
- (4) 如果 $\varepsilon = 1$ 则转到(6) 如果 $\varepsilon < 1$ 则转到(5);
- (5) $y = A_F \tilde{\theta}_F$ $\tilde{\theta}_F = (A_F^T A_F)^{-1} A_F^T y$ {最小二乘解};
- (6) $y = A_F \tilde{\theta}_F$ {解线性方程组};
- (7) $\tilde{\theta} \leftarrow [\tilde{\theta}_F | 0 \dots 0]$ {设置DCT稀疏向量};
- (8) 输出: $\tilde{\theta}$ 。

自适应快速重构算法引入了调整参数 $0 < \varepsilon \leq 1$,每次重构时根据不同的情况选择最优的参数值。当 $\varepsilon \neq 1$ 时,从感知矩阵中得到的子矩阵 A_F 不是方阵,所以无法直接求解线性方程组。因此我们利用最小二乘解得到最逼近观测向量 y 的最优解:

$$\tilde{\theta}_F = \arg \min_{\theta_F} \|y - A_F \theta_F\| \quad (3)$$

求出 $\tilde{\theta}_F$ 后,将其后面的元素补零得到稀疏系数向量 $\tilde{\theta}$ 。再通过DCT逆变换求出原始信号:

$$\tilde{x} = \Psi \tilde{\theta} \quad (4)$$

自适应快速重构算法的计算复杂度主要是解

最小二乘解,而文献[10]中的算法计算复杂度主要是解线性方程组。本文利用QR分解法求最小二乘解的浮点计算次数为 $2MF^2 - \frac{2}{3}F^3$,利用高斯消除法

求解线性方程组的浮点计算次数为 $\frac{2}{3}M^3$ [11]。由于

$F \leq M$,因此存在一个 F^* ,使得当 $F > F^*$ 时,快速重构算法快于自适应快速重构算法;当 $F < F^*$ 时,自适应快速重构算法快于快速重构算法。这两种算法都不需要迭代运算,因此它们的计算复杂度很低。

3.2.2 参数的选择

式(3)中的 $F = \varepsilon M$,参数 ε 对重构的性能有很大影响。如果 ε 取得合适,则可以有比快速重构算法更好的性能。如果 ε 选择不合适,则重构性能会比快速重构算法差。我们下面用实验来说明。

对一段含有不同信噪比的男声“中央革命根据地”进行实验,采样频率16 kHz,帧长30 ms,压缩比为4。重构信噪比SNR与参数的关系如图1所示。

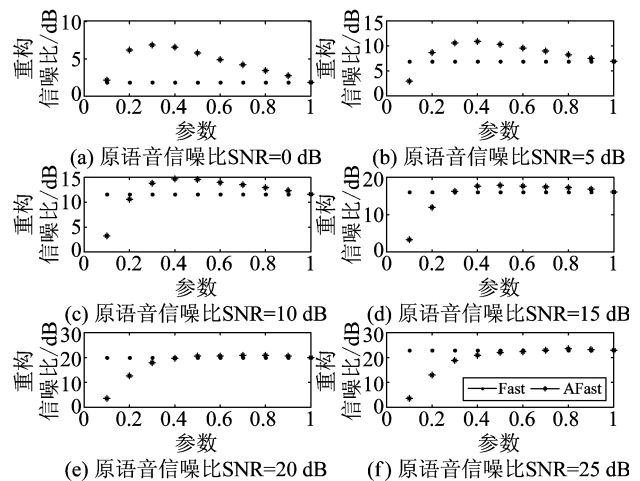


图1 重构信噪比 SNR 与参数的关系

Fig. 1 The relation of parameter and reconstruction signal to noise ratio

从上图1中可以看出,在低信噪比时,选择原子个数小于 M ,则有利于去除噪声。当信噪比增大时,选择原子个数趋向于 M ,则可以避免信号欠估计的问题。在信噪比大于20 dB时,参数 ε 取1,此时自适应快速重构算法和快速重构算法相同。因此从理论上可以找到使重构信噪比最大的参数。当实际对语音处理时,我们预先训练好不同信噪比对应的最佳参数 ε^* ,再根据原始信号信噪比自适应的选择最佳的参数 ε^* 。因此,需要我们能够预先估计

出输入信号的信噪比。

3.2.3 信噪比的估计

采用压缩感知理论时,需要满足观测矩阵和稀疏基不相干的条件,即感知矩阵满足 RIP 性质^[12]:

$$(1 - \delta_K) \|\theta\|_2^2 \leq \|A_{cs}\theta\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\theta\|_2^2 \quad (5)$$

其中 $\delta_K \in (0, 1)$ 。RIP 条件使得观测向量的能量近似于稀疏系数向量的能量,所以可以根据(6)式近似估计原始信号信噪比^[6]:

$$\begin{aligned} \text{SNR} &= 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\|x_n\|_2^2 - \|n\|_2^2}{\|n\|_2^2} \right) \\ &\approx 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\|y_n\|_2^2 - \|z_0\|_2^2}{\|z_0\|_2^2} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

其中的 $\|z_0\|_2^2$ 可以利用 VAD(声音活动性检测)技术观测语音的无声帧计算得到。

4 实验结果及分析

实验中采用图2所示的框架,在编码端,对语音加入白噪声,然后对加噪后的语音进行压缩感知。在解码端,先估计含噪语音的信噪比以便选取最优的参数 ε^* , 然后对含噪观测向量利用本文提出的自适应快速算法进行重构得到稀疏系数向量,最后通过 DCT 逆变换恢复出原始信号,框架如图2所示。

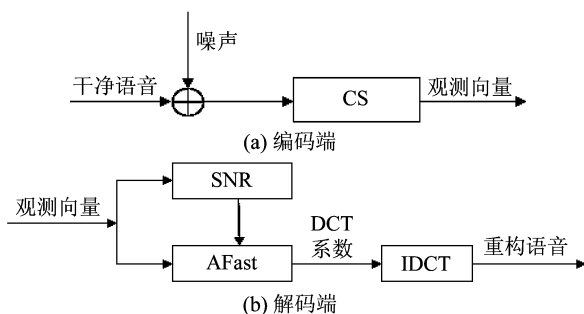


图2 含噪语音自适应快速重构算法框图

Fig.2 Block diagram of adaptive fast recovery algorithm for noisy speech

实验选取语音长度为1~2秒的两段男性语音和两段女性语音“中央革命根据地”,“共产主义道德”。采样频率为16 kHz,帧长为480点(30 ms),压缩比设置为4。并对语音加入不同程度的白噪声,信噪比分别为0 dB、5 dB、10 dB、15 dB、20 dB、25 dB。实验设备及仿真软件为:惠普 ENVY 14-j122TX(处理器为 Intel i5-6200U,内存为8G,操作系统为 Win10),

MATLAB R2013a。下图3为选取的男性语音中的一段“中央革命根据地”的干净语音和含噪语音(SNR = 10 dB)的时域图以及它们的 DCT 域图。

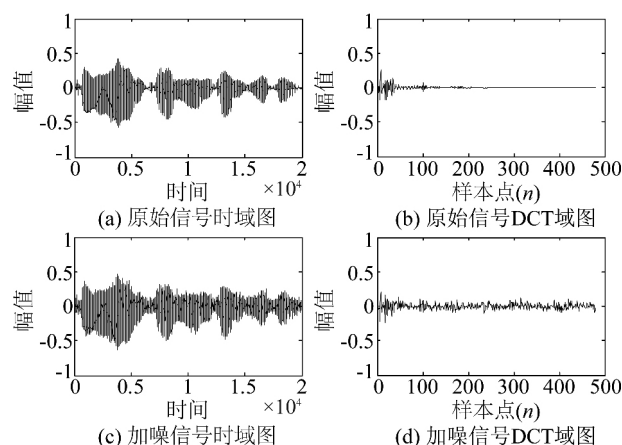


图3 信号时域图

Fig.3 Signal time-domain diagram

从图3中可以看出,含噪语音信号已经不是严格稀疏的,但是其 DCT 系数仅有很少的较大的值,而其余系数的值都很小。所以,我们认为当噪声不是很强时,含噪语音在 DCT 域是近似稀疏的,因此仍然可以利用压缩感知处理含噪语音信号。

4.1 算法的重构性能比较

本文采用的重构性能评价标准为:重构语音的 AFSNR(平均帧信噪比)和主观 PESQ MOS 分(平均意见得分)。根据 ITU P. 862 标准,PESQ MOS 分取值范围为0~4.5,本文实验的 MOS 分是由 P. 862 的 PESQ 程序对比原始语音与重构语音打分得出的。下面分别采用基追踪(BP)、快速重构算法(Fast)、本文的自适应快速重构算法(AFast)对四段含噪语音进行重构,重复实验10次,分别得到三种算法重构四段含噪语音的平均帧重构信噪比(单位为 dB)和 MOS 分,实验结果如表1和表2所示。

从表1中可以看出对于男性语音,在语音信号信噪比低于20 dB时,AFast 算法平均帧重构信噪比比另外两种算法提高了1~5 dB;当语音信号信噪比大于20 dB时,三种算法的平均帧重构信噪比很接近。对于女性语音,只在信噪比低于15 dB时,AFast 算法的平均帧重构信噪比才高于另外两种算法;在15 dB以上,三种算法的平均帧重构信噪比很接近,BP 算法要好一些。对同一段文字的语音,三种算法重构男性语音的重构效果好于重构女性语音的效果。

表 1 不同算法的平均帧信噪比
Tab. 1 Average frame signal noise rate of different algorithms

性别	语音	算法	原语音信噪比/dB					
			0	5	10	15	20	25
男	“中央革命根据地”	BP	1.843	6.886	11.899	16.234	20.135	23.138
		Fast	1.968	6.816	11.792	16.051	19.767	22.854
		AFast	7.167	11.058	14.699	17.871	20.637	23.212
	“共产主义道德”	BP	1.135	6.071	10.921	15.490	19.637	22.828
		Fast	1.104	5.997	10.798	15.307	19.348	22.479
		AFast	5.438	9.554	12.923	16.663	20.175	22.912
女	“中央革命根据地”	BP	-3.856	0.697	4.599	7.886	10.749	12.961
		Fast	-3.911	0.554	4.412	7.685	10.401	12.556
		AFast	0.846	4.092	6.729	9.269	11.527	13.305
	“共产主义道德”	BP	-0.770	3.429	6.669	9.144	10.961	12.072
		Fast	-0.874	3.260	6.463	8.901	10.716	11.834
		AFast	1.096	4.127	6.831	8.901	10.716	11.834

表 2 不同算法的 MOS 分
Tab. 2 Mean opinion score of different algorithms

性别	语音	算法	原语音信噪比/dB					
			0	5	10	15	20	25
男	“中央革命根据地”	BP	1.317	1.422	1.636	1.981	2.325	2.716
		Fast	1.302	1.408	1.621	1.959	2.303	2.674
		AFast	1.326	1.862	2.165	2.379	2.522	2.776
	“共产主义道德”	BP	1.387	1.572	1.827	2.263	2.639	2.967
		Fast	1.383	1.563	1.816	2.253	2.613	2.939
		AFast	1.656	2.100	2.278	2.552	2.728	3.105
女	“中央革命根据地”	BP	1.272	1.467	1.794	2.166	2.402	2.526
		Fast	1.262	1.443	1.761	2.097	2.340	2.509
		AFast	1.526	1.596	2.129	2.307	2.554	2.672
	“共产主义道德”	BP	1.316	1.642	2.008	2.312	2.576	2.787
		Fast	1.309	1.623	1.995	2.308	2.619	2.845
		AFast	1.375	1.787	2.038	2.308	2.619	2.845

从表中可以看出随着语音信号信噪比的增大, 三种算法重构语音的 MOS 分也随着增大; 在语音信号信噪比低于 20 dB 时, AFast 算法重构语音的 MOS 分高于 BP 算法和 Fast 算法; 当信噪比大于 20 dB 时, 三种算法重构语音的 MOS 分很接近。同一段文字的语音, 重构的女性语音的 MOS 分低于重构的男性语音的 MOS 分。

4.2 算法的重构时间比较

对选取的含噪语音采用基追踪(BP)、快速重构算法(Fast)、本文的自适应快速重构算法(AFast), 重复实验 10 次, 对比 BP、Fast、AFast 三种算法重构四段含噪语音的重构时间(单位为 s)。实验结果如表 3 所示。

表 3 不同算法重构语音时间
Tab.3 The time required of different algorithms for reconstruct speech

性别	语音	算法	原语音信噪比/dB					
			0	5	10	15	20	25
男	“中央革命根据地”	BP	14.781	14.589	14.773	14.811	14.149	15.145
		Fast	0.226	0.219	0.216	0.219	0.239	0.246
		AFast	0.124	0.152	0.163	0.196	0.271	0.338
	“共产主义道德”	BP	14.015	14.137	14.467	14.214	13.970	13.963
		Fast	0.218	0.211	0.209	0.219	0.212	0.213
		AFast	0.114	0.150	0.151	0.225	0.269	0.324
女	“中央革命根据地”	BP	23.392	22.822	22.879	22.630	21.831	21.358
		Fast	0.358	0.366	0.383	0.363	0.353	0.346
		AFast	0.199	0.207	0.217	0.292	0.355	0.344
	“共产主义道德”	BP	17.731	17.156	17.282	17.347	16.851	16.736
		Fast	0.287	0.287	0.281	0.291	0.282	0.286
		AFast	0.201	0.294	0.553	0.287	0.274	0.291

从表 3 中可以看出 BP 算法的重构时间是最长的;随着语音信号信噪比的增大,AFast 的重构时间也会增大,这是由于 AFast 算法选择的原子个数接近于 M 导致的浮点计算次数增大。对于男性语音,当信噪比大于 20 dB 时,参数 ε 取 1,则自适应快速重构算法转变为快速重构算法。对于女性语音,当信噪比大于 15 dB 时,参数 ε 取 1。同一段文字的语音,男性语音的重构时间要小于女性语音的重构时间。

5 结论

本文针对含白噪声语音信号的压缩感知重构性能差的问题,将行阶梯观测矩阵和快速重构算法结合,提出了一种语音压缩感知自适应快速重构算法。根据信号的信噪比自适应的选择最佳参数,从而提高重构信噪比。仿真结果表明:在输入语音信噪比低时,本文提出的自适应快速重构算法重构信噪比高于经典的基追踪 BP 算法和快速重构算法;随着输入语音信噪比的增大,三种算法的重构信噪比越来越接近;且自适应快速重构算法的重构速度快于快速重构算法,且两者都比基追踪算法快。后续工作将根据语音信号含有的噪声的特性,设计抗噪声性能更好、重构速度更快的语音压缩感知重构

算法。

参考文献

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

[2] Candes E J, 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.

[3] 杨真真 杨震. 语音压缩感知硬阈值梯度追踪重构算法[J]. 信号处理, 2014, 30(4): 391-398.

Yang Z Z, Yang Z. Hard Threshold Gradient Pursuit Reconstruction Algorithm for Speech Compressed Sensing[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(4): 391-398. (in Chinese)

[4] Mingrui Yang, Frank de Hoog. Orthogonal Matching Pursuit with Thresholding and Its Application in Compressive Sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(20): 5479-5486.

[5] 孙林慧 杨震. 语音压缩感知研究进展与展望[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 275-288.

Sun L H, Yang Z. Compressed Speech Sensing for Research Process and Prospect[J]. Journal of Data Acquisitions and Processing, 2015, 30(2): 275-288. (in Chinese)

- nese)
- [6] 孙林慧, 杨震. 基于自适应基追踪去噪的含噪语音压缩感知[J]. 南京邮电大学学报, 2011, 31(5): 1-6.
Sun L H, Yang Z. Compressed sensing of noisy speech signal based on adaptive basis pursuit de-noising[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natural Science, 2011, 31(5): 1-6. (in Chinese)
- [7] 杨真真, 杨震. 含噪语音压缩与重构的自适应共轭梯度投影算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2200-2207.
Yang Z Z, Yang Z. Adaptive conjugate gradient projection algorithm for noisy speech compression and reconstruction[J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2012, 33(10): 2200-2207. (in Chinese)
- [8] 季云云, 杨震. 脉冲噪声环境下高斯稀疏信源贝叶斯压缩感知重构[J]. 电子学报, 2013, 41(2): 363-370.
Ji Y Y, Yang Z. Bayesian Compressed sensing for Gaussian Sparse Signals in the Presence of Impulsive Noise[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(2): 363-370. (in Chinese)
- [9] 叶蕾, 杨震, 王天荆, 等. 行阶梯观测矩阵, 对偶仿射尺度内点重构算法下的语音压缩感知[J]. 电子学报, 2012, 40(3): 429-434.
Ye L, Yang Z, Wang T J, et al. Compressed sensing of speech signal based on row echelon measurement matrix and dual affine scaling interior point reconstruction method[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(3): 429-434. (in Chinese)
- [10] Andrianiana Ravelomanantsoa, Hassan Rabah, Amar Rouane. Compressed sensing: A Simple Deterministic Measurement Matrix and a Fast Recovery Algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12): 3405-3413.
- [11] Golub G H, Loan C F V. Matrix Computations[M]. Third Edition. London, UK: The Johns Hopkins University Press, 1996.
- [12] Hoda Dehghan, Richard M, Dansereau, Adrian D C. Restricted Isometry Property on Banded Block Toeplitz Matrices with Application to Multi-Channel Convolutional Source Separation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(21): 5665-5676.

作者简介



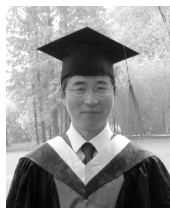
张殿飞 男, 1991年生, 安徽阜阳人, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士研究生。研究方向为压缩感知、语音信号处理。

E-mail: 1014010630@njupt.edu.cn



杨震 男, 1961年生, 江苏苏州人, 南京邮电大学教授, 博士生导师。研究方向为压缩感知、语音处理与现代语音通信及网络通信技术。

E-mail: yangz@njupt.edu.cn



胡海峰 男, 1973年生, 安徽六安人, 南京邮电大学副教授, 硕士生导师。研究方向为无线通信与网络信号处理、大数据背景下基于数据挖掘的多标记智能搜索。

E-mail: huhf@njupt.edu.cn