

基于线性预测分析和差分变换的语音信号压缩感知

高悦* 陈砚圃 闵刚 杜佳
(西安通信学院基础部 西安 710106)

摘要: 在压缩感知研究中, 信号在不同变换下的稀疏域好坏是影响信号重构性能的重要因素。该文基于语音信号的线性预测分析(LPC), 提出一种结合了LPC分析和差分变换的语音稀疏化联合变换方法, 通过正交匹配追踪算法(OMP)优化算法重构语音信号, 与FFT和LPC两种稀疏化方法进行了对比分析。实验表明, 在压缩比大于0.4时, 联合变换法重构的语音信号性能明显优于另外两种方法。也即在相同重构性能并兼顾语音质量的情况下, 联合变换法具有较小的压缩比, 因而具有较好的压缩性能。采用PESQ语音质量评测方法对3种稀疏化算法重构的语音进行平均意见值(MOS)对比, 联合变换法也具有较好的性能。

关键词: 压缩感知; 稀疏性; 线性预测系数; 差分变换; 正交匹配追踪

中图分类号: TN912.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)06-1408-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.01001

Compressed Sensing of Speech Signals Based on Linear Prediction Coefficients and Difference Transformation

Gao Yue Chen Yan-pu Min Gang Du Jia

(Department of Basic, Xi'an Communication Institute, Xi'an 710106, China)

Abstract: On the research of compressed sensing, the sparse field by certain transformations is one of the most important factors on signal reconstruction. This paper presents a new united sparsity method based on Linear Prediction Coefficients (LPC) of speech signals, which associates LPC analysis with difference transform method. Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm is used to reconstruct the speech signal, and the reconstruction performance by this new method is compared with FFT and LPC. Experiments show that, when the compression ratio is larger than 0.4, the performance of reconstructed signal by united method is much better than the other two. Namely, when the reconstruction performance of the three methods is same, the compression ratio of the united method is less than that of the two, which means the united method has better compression performance. PESQ is used to evaluate the quality of reconstructed speech, and the speech reconstructed by the united method has the higher scores.

Key words: Compressed Sensing (CS); Sparsity; Linear Prediction Coefficients (LPC); Difference transformation; Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

1 引言

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论是2006年Donoho等人^[1-3]首次提出的, 其主要原理是利用非自适应线性投影以少数数据保持信号的原始结构, 通过解决数值最优化问题来近似重构原始信号。这一理论为信号处理理论带来了革命性的突破, 具有广阔的应用前景。目前, 压缩感知理论在压缩成像系统、模拟信息转换、生物传感等领域都有很好的应用^[4]。

压缩感知在实现边采样边压缩的同时, 还可以

实现对信息的加密, 同时具有较强的抗干扰能力。基于压缩感知的这些优点, 人们开始将压缩感知理论应用于语音信号。但是目前, 关于语音信号的压缩感知理论研究并不多见。Griffin等人^[5]将CS理论应用于多通道语音信号处理, Giacobello等人^[6]则将CS理论与语音编码相结合, 文献[7]构造了一种冲击响应矩阵来实现语音信号的稀疏化, 并利用匹配追踪算法实现了对语音信号的重构。Christensen等人^[8]利用复正弦窗构成的字典对语音和音频实信号进行稀疏分解, 采用压缩感知理论来实现语音和音频信号的重构。在国内, 南京邮电大学的杨震和解放军理工大学的陈亮等开展了CS理论在语音信号上的应用等一系列研究, 发表了关于观测矩阵、稀

2011-09-23 收到, 2012-03-15 改回

国家自然科学基金(61072125)资助课题

*通信作者: 高悦 gaoyueq@163.com

疏变换矩阵、语音端点检测、说话人识别系统的抗噪和信息隐藏等方面的论文^[9-15]。这些都表明CS理论与语音信号处理技术相结合具有广阔的研究前景。

本文根据语音信号自身的特点,利用语音信号的线性预测系数(Linear Prediction Coefficients, LPC),提出了一种将LPC与差分矩阵相结合的联合稀疏变换方法,通过与快速傅里叶变换和LPC两种稀疏变换方法的对比,分析了联合变换法重构语音信号的性能。

2 压缩感知基本原理

已知离散信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$, 向量 $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ 。如果信号 \mathbf{x} 可表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^K s_{n_i} \psi_{n_i}, \{n_1, n_2, \dots, n_K\} \subset \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

其中 s_{n_i} 为标量系数,且 $K \ll N$, 此时信号 \mathbf{x} 可以被称为是 K “稀疏”(sparsity)的。如果能够将式(1)表示为 $\mathbf{s} = \Psi^{-1} \cdot \mathbf{x}$, 则 Ψ^{-1} 称为 \mathbf{x} 的稀疏化矩阵, \mathbf{s} 是只有 K 个未知非零元素的稀疏化向量。

在压缩感知理论中,需要构造一个测量矩阵 $\Phi_{M \times N}$ ($M < N$), Φ 满足约束等距映射特性(Restricted Isometry Property, RIP)和不相关特性^[1,2], 由 Φ 与 \mathbf{x} 可得到 M 个测量值

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s} = \mathbf{T} \mathbf{s} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{T} = \Phi \Psi$ 称为传感矩阵。Baraniuk证明约束等距特性的等价条件是测量矩阵 Φ 和稀疏变换基 Ψ 不相关, Candès证明当 Φ 是高斯随机矩阵时,传感矩阵 \mathbf{T} 能以较大概率满足约束等距条件^[16,17], 因此本文采用高斯随机矩阵作为测量矩阵。当 $M < N$ 时,式(2)无唯一解。但如果信号具有 K 稀疏性,则可以基于以下数学最优化问题求解:

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \Phi \Psi \mathbf{s}\|_2, \quad \|\mathbf{s}\|_0 = K \quad (3)$$

人们已经提出了许多稀疏化问题的求解方法,如匹配追踪算法、正交匹配追踪算法^[18]、梯度追踪算法^[19]、正则正交匹配追踪算法^[20]和压缩采样匹配追踪算法^[21]等。由于OMP算法运算速度快且易于实现,本文将采用OMP算法来求解优化问题并重构信号。

3 基于LPC分析的稀疏变换

由压缩感知理论可知,信号的稀疏化矩阵和测量矩阵是对信号进行压缩感知的两个重要因素。如何找到信号最佳的稀疏域,是压缩感知理论应用的基础和前提。同一信号在不同的稀疏变换域下,表达信号的稀疏程度和能量集中的程度会有所不同,

经压缩感知变换后重构信号的精度也会有很大差异。目前常用的稀疏变换域有FFT,离散余弦变换,离散小波变换, Curvelets, Gabor, 冗余字典以及 Karhunen-Loeve变换(KLT)^[13,15]等。

无论这些稀疏化变换基如何,其原理都是对信号进行某种变换,使信号在变换域上有部分值较大,而其余值为0或接近于0。根据这个原理,考虑语音信号处理中常用的LPC分析,对于信号 $\mathbf{x} = [x(1), x(2), \dots, x(N)]^T$, 可以用过去的 p 个样点值来预测现在或未来的样点值

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) \quad (4)$$

则

$$r(n) = x(n) - \hat{x}(n) = x(n) - \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) \quad (5)$$

由此可以通过在某种准则下使预测误差 $\mathbf{R} = [r(1), r(2), \dots, r(N)]^T$ 最小的方法来得到唯一一组线性预测系数 a_i ($i = 1, 2, \dots, p$)。利用线性预测系数可构成一个 $N \times N$ 矩阵 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_2 & -a_1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & -a_2 & -a_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -a_p & \vdots & -a_2 & -a_1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -a_p & \dots & -a_2 & -a_1 & 1 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (6)$$

则有

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -a_2 & -a_1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & -a_2 & -a_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ -a_p & \vdots & -a_2 & -a_1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -a_p & \dots & -a_2 & -a_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(1) \\ x(2) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ x(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(1) \\ r(2) \\ \vdots \\ \vdots \\ r(N) \end{bmatrix} = \mathbf{R} \quad (7)$$

由于预测误差 \mathbf{R} 是在某种最佳准则下得到的最小值,因此其值多数是接近于0的,这与稀疏变换

的定义相一致。如果将预测误差 \mathbf{R} 看作稀疏变换的结果，那么矩阵 \mathbf{A} 就可以看作是一种稀疏变换域。本文将采用矩阵 \mathbf{A} 作为稀疏变换的方法简称为 LPC 方法。

4 基于差分变换的稀疏变换

对于连续信号来说，相邻样点之间相关性较好。因此，如果采用差分矩阵，对信号相邻的两个样点进行相减运算，就会得到包含很多近似零值的稀疏信号。一阶差分矩阵为

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ -1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & -1 & 1 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (8)$$

任意信号与一阶差分矩阵相乘，可得到相邻两个样点值的差。LPC分析得到的预测误差 \mathbf{R} 本身可以看作是经过稀疏变换的结果，如果再与差分矩阵相乘，则可使预测误差相邻样点两两相减，由此得到更多的近似零值，这样在LPC基础上将得到另外一种稀疏变换基，即

$$\mathbf{s} = \mathbf{C}\mathbf{R} = \mathbf{C} \cdot \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{\Psi}^{-1}\mathbf{x} \quad (9)$$

为了方便，这里将稀疏变换基 $\mathbf{\Psi}^{-1} = \mathbf{C}\mathbf{A}$ 称为联合变换矩阵，这种稀疏化变换方法称为联合变换法。为了说明LPC法和联合变换法的性能，本文将会对基于FFT法，LPC法和联合变换法3种稀疏变换

方法的信号重构性能进行比较和分析。

5 实验结果及分析

实验语音为男声“把悠远而短暂的人生”，16 kHz 采样率，研究其中帧长为 100 样点的浊音帧，如图 1 所示。

可以看出，图 1(a)所示的浊音信号，在分别经过 FFT, LPC 以及联合变换基的稀疏变换后，在变换域都呈现出了稀疏性，满足采用压缩感知算法的条件。从变换域来看，联合变换法的近似零点较多，稀疏域较好，在理论上应该重构效果最好。为了更好地比较这几种稀疏变换域的性能，本文将采用 OMP 算法对语音信号进行重构，其中稀疏矩阵分别采用 FFT, LPC 及联合变换矩阵，测量矩阵均采用高斯随机矩阵。

图 2~图 4 分别是利用 FFT 变换，LPC 变换和联合变换对图 1(a)信号进行的压缩重构。其中 $M = N/2$ 。可以看出，用 FFT 法对信号进行稀疏化变换，得到的重构信号效果最差，这是由于语音信号的非周期性导致频谱泄露而引起的。联合变换法的重构效果最好，几乎可以完全重构。这一结论与从变换域得到的结论相一致。

定义压缩比 $\beta = M/N$ ， \mathbf{x} 和 $\hat{\mathbf{x}}$ 分别表示原始信号和重构信号，则重构信号信噪比为

$$\text{SNR} = 10 \times \lg \left(\frac{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}{(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})} \right) \quad (10)$$

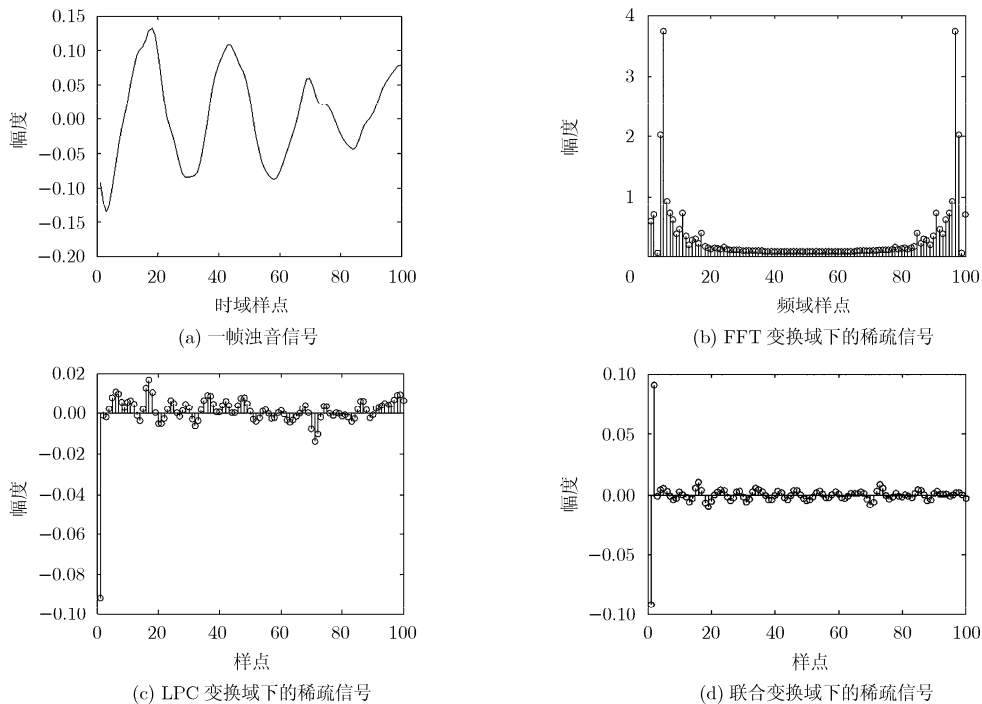


图 1 不同稀疏变换域的比较

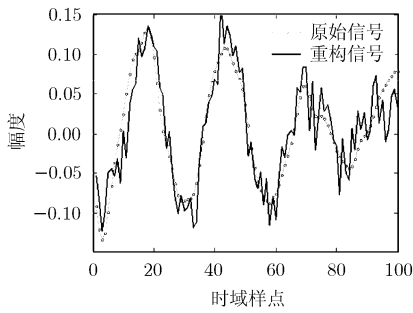


图 2 FFT 变换基重构信号

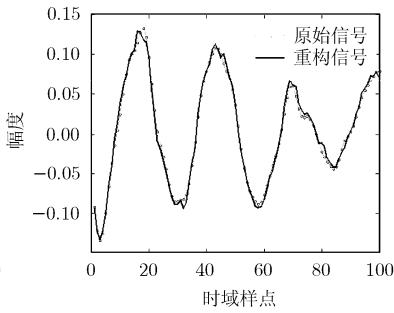


图 3 LPC 变换基重构信号

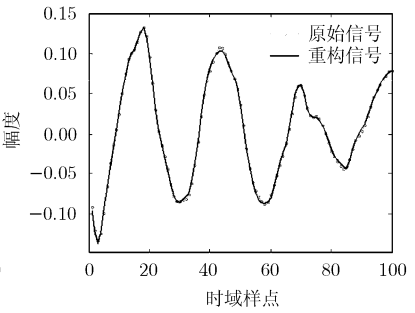


图 4 联合变换基重构信号

图 5 所示是在不同压缩比时，分别采用 FFT, LPC 和联合变换 3 种稀疏化矩阵下重构信号的信噪比。为了消除高斯随机矩阵 Φ 产生的误差，图 5 所示曲线是对图 1(a)信号进行 100 次重构运算得到的平均信噪比。从图中可以看出，无论压缩比大小如何，LPC 法和联合变换法得到的重构信号，其性能都远远优于 FFT 法得到的重构信号性能。在压缩比小于 0.4 时，LPC 法略优于联合变换法，而压缩比较大时，联合变换法重构性能则比 LPC 法有了明显的提高。

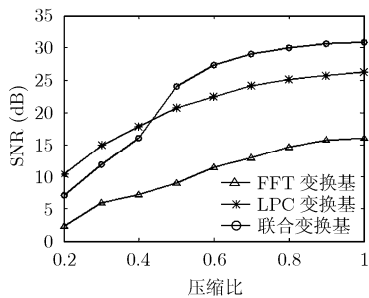
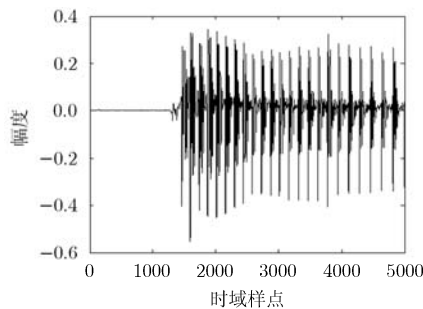


图 5 3 种变换基在不同压缩比时的 SNR

图 6(a)为男声“把悠远而短暂的人生”中的一段语音，16 kHz 采样率，帧长 100 点，帧数 50 帧，分别采用 3 种稀疏变换方法，计算 50 帧重构语音的信噪比，压缩比为 0.5。同样为了消除高斯随机矩阵

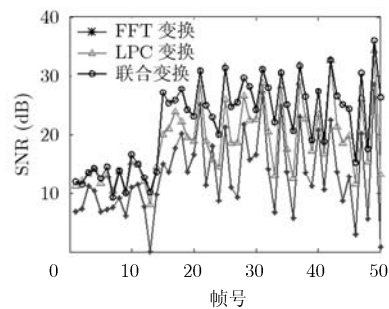


(a) 一段男声语音

带来的不确定性，图 6(b)所示的 SNR 为多次计算的平均信噪比。可以看出，联合变换法重构信噪比最高，其次是 LPC 方法，FFT 法最差。另外，图 6(a)所示语音包含一段静音，比较图 6(a), 6(b)可以发现，无论采用哪种稀疏化方法，浊音段的重构信噪比都比较高，静音段的信噪比则较低。而实际上，这里得到的结论同样适用于女声以及清音信号。

图 7(a)为 16 kHz 采样的女声“运输压力加大”中的一段语音，同样取 50 帧，帧长 100 点，其中包括部分清音。图 7(b)是这段语音在不同变换下的重构信噪比，压缩比为 0.6，图中 SNR 也是多次计算得到的平均信噪比。从图 7(b)可以得到与图 6(b)相同的结论，即联合变换的重构性能最好。另外，在清音段，3 种方法的重构性能接近，重构信噪比都较低。

无论采用哪种方法，由于在压缩比较小时信号的重构信噪比总体较低，重构语音的音质较差，因此在分析时一般选择压缩比在 0.4 以上。从以上的分析可以看出，在压缩比大于 0.4 时，联合变换的方法是一种非常有效的信号稀疏化变换方法。语音信号通过联合变换的方法进行稀疏化变换，会得到较高的重构信噪比。而从图 6(b)和图 7(b)可以看出，采用联合变换的方法，浊音段的重构信噪比一般都在 20 dB 以上，即可以很好地重构浊音信号。



(b) 多帧语音信号的重构信噪比

图 6 男声语音及其重构信噪比

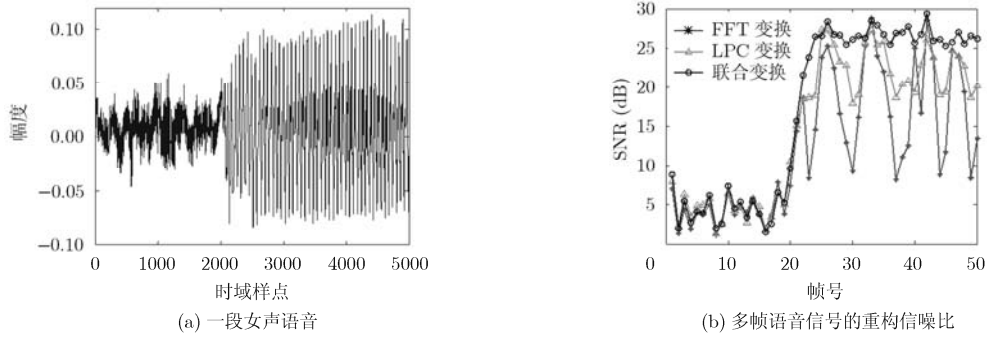


图 7 女声语音及其重构信噪比

与浊音相比，清音段的重构性能则差得多。从图 6(b)和图 7(b)可以看出，对于清音部分，联合变换法的重构性能与 LPC 法相当，比 FFT 法略好。这是由于压缩感知的前提条件是信号具有稀疏性，浊音信号的相关性较强，说明浊音的可压缩性较好，即稀疏性较好。而清音信号的相关性则差得多，因而稀疏性也较差。因此，无论采用哪种稀疏化方法，都很难对清音信号进行良好的稀疏化变换，这是清音信号重构信噪比都比较低的主要原因。

在 CASIA 标准汉语语音库中随机选取 30 段语音，其采样频率为 16 kHz，每段语音以帧长为 100 样点分帧，分别采用 3 种方法对语音进行稀疏化变换并重构，压缩比为 0.5。首先计算每段语音各帧的重构信噪比，然后再计算这段语音所有帧的平均重构信噪比，如图 8 所示。可以看出，联合变换法的语音重构质量最好，而 FFT 法则最差。

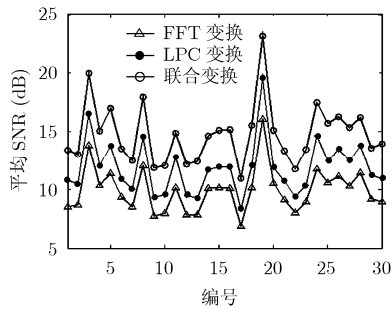


图 8 30 段语音的平均重构信噪比

采用 3 种不同的稀疏变换方法，对 16 kHz 采样的女声 “She turned in his hotel” 进行分析。压缩比分别取 0.4~0.9，采用 PESQ 语音质量测评方法对重构语音进行 MOS 对比，如表 1 所示。从表 1 可以看出，在压缩比为 0.4 时，LPC 法的 MOS 值最高，但此时整体的 MOS 值都比较低，重构语音的语音质量较差。在压缩比大于 0.4 时，联合法重构语音的 MOS 值都比另外两种方法高，尤其在压缩

比为 0.7 以上时，重构语音的 MOS 值较高，这也说明，虽然采用联合变换法没有明显提高重构清音的信噪比，但是对整段语音的重构效果影响不大，重构语音的 MOS 值较高，其可懂度、清晰度和自然度也较好。

表 1 不同压缩比时重构语音的 MOS 值

方法	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
FFT 法	1.328	1.639	1.672	1.951	2.009	2.089
LPC 法	2.157	2.493	2.769	2.892	3.145	3.246
联合法	1.985	2.690	2.980	3.137	3.353	3.437

6 结论

本文根据语音信号 LPC 分析得到的残差，提出了一种将 LPC 分析和差分变换相结合的语音信号稀疏化变换方法。分别采用常用的 FFT 变换，LPC 变换和联合变换作为语音信号的稀疏变换矩阵，高斯随机矩阵作为测量矩阵，以 OMP 算法重构语音信号，对语音信号的重构性能进行了对比分析。实验结果表明，在压缩比大于 0.4 时，以联合变换的方法对语音信号进行稀疏变换，信号的重构性能最优。非周期的语音信号在 FFT 变换域有频谱泄露，影响了其重构性能。LPC 分析法的信号重构性能比联合变换的方法略差，主要因为其稀疏变换域的信号稀疏性相对较差。这也说明在信号重构性能相同时，联合变换法的信号压缩比最小。采用 PESQ 语音质量测评方法对采用 3 种方法重构的语音信号进行 MOS 对比，在压缩比大于 0.4 时，联合变换法的 MOS 值最高。这说明对于语音信号而言，基于 LPC 分析和差分变换的方法是一种很好的稀疏化变换方法，它能够显著提高重构语音信号的信噪比，如果将其应用于语音编码中，则具有非常重要的理论探索意义。

参考文献

- [1] Donoho D. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [2] Baraniuk R G. Compressive sensing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121.
- [3] Donoho D and Tsaig Y. Extensions of compressed sensing. *Signal Processing*, 2006, 86(3): 533–548.
- [4] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展. *电子学报*, 2009, 37(5): 1070–1081.
Shi G M, Liu D H, Gao D H, *et al.* Advances in theory and application of compressed sensing. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070–1081.
- [5] Griffin A and Tsakalides P. Compressed sensing of audio signals using multiple sensors. Proceedings 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'08), Lausanne, Switzerland, August 25–29, 2008.
- [6] Giacobello D, Christensen M G, Murthi M N, *et al.* Retrieving sparse patterns using a compressed sensing framework: applications to speech coding based on sparse linear prediction. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(1): 103–106.
- [7] Sreenivas T V and Kleijn W B. Compressive sensing for sparsely excited speech signals. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei, China, April 19–24, 2009: 4125–4128.
- [8] Christensen M, Ostergaard J, and Jensen S H. On compressed sensing and its application to speech and audio signals. Proceedings of the 43rd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (Asilomar'09), Monterey, California, Nov. 1–4, 2009: 356–360.
- [9] 叶蕾, 孙林慧, 杨震. 基于压缩感知观测序列倒谱距离的语音端点检测算法. *信号处理*, 2011, 27(1): 67–72.
Ye L, Sun L H, and Yang Z. Endpoint detection algorithm based on cepstral distance of compressed sensing measurements of speech signal. *Signal Processing*, 2011, 27(1): 67–72.
- [10] 季云云, 杨震. 基于自相关观测的语音信号压缩感知. *信号处理*, 2011, 27(2): 207–214.
Ji Y Y and Yang Z. Compressed speech signal sensing based on autocorrelative measurement. *Signal Processing*, 2011, 27(2): 207–214.
- [11] 叶蕾, 郭海燕, 杨震. 基于压缩感知重构信号的说话人识别系统抗噪方法研究. *信号处理*, 2010, 26(3): 321–326.
Ye L, Guo H Y, and Yang Z. Research on antinoise method of speaker recognition system based on compressed sensing reconstruction signal. *Signal Processing*, 2010, 26(3): 321–326.
- [12] 孙林慧, 杨震. 基于压缩感知的分布式语音压缩与重构. *信号处理*, 2010, 26(6): 824–829.
Sun L H and Yang Z. Distributed speech compression and reconstruction based on compressed sensing theory. *Signal Processing*, 2010, 26(6): 824–829.
- [13] 郭海燕, 杨震. 基于近似 KLT 域的语音信号压缩感知. *电子与信息学报*, 2009, 31(12): 2948–2952.
Guo H Y and Yang Z. Compressed speech signal sensing based on approximate KLT. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(12): 2948–2952.
- [14] Xu T T, Yang Z, and Shao X. Novel speech secure communication system based on information hiding and compressed sensing. 2009 Fourth International Conference on Systems and Networks Communications (ICSNC 2009), Porto, Portugal, 2009: 201–206.
- [15] 肖强, 陈亮, 朱涛, 等. 基于准 KLT 域的线谱对参数压缩感知量化研究. *电子与信息学报*, 2011, 33(9): 2062–2067.
Xiao Q, Chen L, Zhu T, *et al.* Efficient compressed sensing quantization of LSP parameters based on the approximate KLT domain. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(9): 2062–2067.
- [16] Candès E and Tao T. Decoding by linear programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12): 4203–4215.
- [17] Candès E, Romberg J, and Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207–1223.
- [18] Tropp J and Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [19] Sreenivas T V and Kleijn W B. Compressive sensing for sparsely excited speech signals. 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2009), Taipei, China, April 2009: 4125–4128.
- [20] Needell D and Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit. *IEEE Signal Processing*, 2010, 4(2): 310–316.
- [21] Needell D and Tropp J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples. ACM Technical Report 2008-01, California Institute of Technology, Pasadena, July 2008.
- 高悦: 女, 1973年生, 博士, 讲师, 研究方向为现代通信中的智能信号与信息处理。
- 陈砚圃: 男, 1963年生, 博士, 教授, 研究方向为智能信号与信息处理、无线网络与通信信号处理、量子通信等。
- 闵刚: 男, 1983年生, 硕士, 讲师, 研究方向为语音和图像处理。