

基于压缩感知的分布式语音压缩与重构

孙林慧 杨 震

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 本文首先阐述了压缩感知 (CS) 的理论框架, 然后分析了语音信号的特点——短时平稳性、离散余弦 (DCT) 基下的稀疏性, 最后提出了基于 CS 理论的分布式语音压缩重构的框架。基于此框架采用基追踪 (BP) 和正交匹配追踪 (OMP) 算法对已压缩的语音信号进行重构, 得出结论: 每帧语音信号选取的帧长的大小, 基于 CS 理论压缩得到的观测数的多少, 都对重构性能有影响。

关键词: 压缩感知; 分布式语音压缩与重构; 短时平稳性; 稀疏性; 基追踪; 正交匹配追踪

中图分类号: TN912.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)06-0824-06

Distributed Speech Compression and Reconstruction Based on Compressed Sensing Theory

SUN Lin-hui YANG Zhen

(College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of
Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In this paper, the CS framework is introduced firstly, and then the short-term stability of speech signal and the sparsity in the discrete cosine transform basis of speech signal are analyzed. Secondly, a new distributed speech signal compression and reconstruction framework based on compressed sensing theory is proposed. Via basis pursuit (BP) and orthogonal matching pursuit (OMP), it is demonstrated that the performance of reconstruction is correlated with the number of measurements and the length of frames.

Key words: compressed sensing; compression and reconstruction of distributed speech; short-term stability; sparsity; basis pursuit; orthogonal matching pursuit

1 引言

传统系统获取数据基于 Nyquist 采样定理, 首先进行高速采样, 然后再压缩, 这一过程浪费了大量的采样资源。2004 年由 Donoho 与 Candes 等人提出的压缩感知^[1-3] (Compressed Sensing, CS) 理论表明, 可以在不丢失逼近原信号所需信息的情况下, 用最少的观测数来采样信号, 实现信号的降维处理, 即直接对信号进行较少采样得到信号的压缩表示, 从而在节约采样和传输成本的情况下, 达到了在采样的同时进行压缩的目的。当信号具有稀疏性或可压缩性时, 通过采集少量的信号投影值就可实现信号的准确或近似重构。CS 理论的提出是建立在已有的盲源分离和稀疏分解理论基础上的, 稀疏分解中的具体算法已直接被 CS 重构所

用^[4]。直接信息采样特性使得 CS 理论具有巨大的吸引力和应用前景, 应用研究已经涉及到众多领域, 如: CS 雷达、DCS (Distributed Compressed Sensing) 理论、无线传感网络、图像采集设备的开发、医学图像处理、生物传感、Analog2to2In formation、光谱分析、超谱图像处理及遥感图像处理等^[5]。

由于语音信号在频域具有稀疏性, 所以可以将 CS 与语音信号相结合来探求语音信号处理领域的各种新方法。传统的语音信号处理都基于 Nyquist 采样定理, 采样频率至少 8kHz, 甚至更多。而在具体的语音信号处理过程还需进一步压缩, 例如: 进行语音识别首先进行高速采样然后再提取少量的特征参数, 最后进行识别, 浪费了很多采样和存储资源。如何对语音信号重新建模以获得更少的采样但又不影响语音的质量, 是

收稿日期: 2009 年 7 月 30 日; 修回日期: 2009 年 12 月 10 日

基金项目: 国家 863 课题 (2006AA010102); 国家自然科学基金 (60971129, 60902065); 南京邮电大学 ‘青蓝计划’ 基金资助 (NY208038)

当前语音信号处理领域中的研究热点。目前国内外将CS用于语音信号处理领域的研究还比较少,处于起步阶段。Gemmeke等利用CS原理对噪声环境下的语音进行识别,语音识别系统的抗噪性能大大提高^[6]。Griffin and Tsakalides利用CS理论研究了近似稀疏的声音信号在不同的基下的重构性能^[7]。Giacobello等把CS的理论框架应用到语音编码^[8]。Xu等把CS理论引入信息隐藏^[9]。他们把CS直接应用到某个领域,但是没有详细分析语音信号在DCT(Discrete Cosine Transform)下的稀疏性,也没有考虑语音信号的帧长对压缩重构性能的影响。本文基于CS理论,重点研究语音信号在DCT下的稀疏性以及语音信号的帧长对分布式语音的压缩重构性能的影响。

随着移动通讯技术的迅速发展,各种掌上设备手机、商务通、PAD等得到广泛应用。但由于其存储能力、计算能力有限,完全靠自身进行大数据量的计算、存储是不现实的。因而就必须采用分布式语音信号处理,即基于服务器/客户模型,在客户端进行信息的提取,然后通过信道传送到服务器端进行数据处理,把结果送回到客户端,例如:分布式语音识别在客户端进行参数的提取,然后通过信道传送到服务器端进行识别,最后把结果送回到客户端。采用基于CS的分布式语音压缩和重构算法,有以下两方面的优点:客户端压缩方法简单,只要乘以随机观测矩阵即可,计算复杂度低,无论语音是浊音还是清音,是英文还是中文,压缩方案相同;针对客户端相同的压缩方案,服务器端可以采用不同的改进的重构方案提高重构性能。基于CS的分布式语音压缩重构性能分析,对探讨如何将CS应用于语音信号处理的服务器/客户模型有重要意义,为基于CS理论研究分布式语音转换、语音识别、语音分离、语音增强打下基础。

2 压缩感知理论框架

2.1 信号的稀疏表示

信号 x 可以看作作为一个 R^N 空间的 $N \times 1$ 维列向量 $[x(1), x(2), \dots, x(N)]^T$ 。 R^N 空间的任何信号都可以用 $N \times 1$ 维的基向量 $\{\varphi_i | i=1, 2, \dots, N\}$ 的线性组合来表示^[2],为简化问题,假定这些基向量是规范正交的。因此 x 可表示为(1)式:

$$x = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i = \Psi \alpha \quad (1)$$

其中,投影系数 $\alpha_i = \langle x, \varphi_i \rangle$,正交基矩阵 $\Psi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N]$,投影系数矢量 $\alpha = \Psi^T x$ 。

显然, x 和 α 是同一信号的等价表示, x 是信号的时域表示, α 是信号的 Ψ 域表示。当信号 x 在某个正

交基 Ψ 上仅有 $K \ll N$ 个非零系数(或远大于零的系数) α_i 时,称 Ψ 为信号 x 的稀疏基,当信号 x 在正交基 Ψ 上是 K -稀疏的,此时式(1)就是 x 的稀疏表示。

2.2 CS压缩模型

如果 x 是 k -稀疏的,根据压缩感知理论^[2]可知,我们可以用一个与正交基 Ψ 不相关的观测矩阵 $\Phi: M \times N$ ($M \ll N$)对信号 x 进行线性变换,得到观测向量 $y: M \times 1$ 。

$$y = \Phi x \quad (2)$$

将式(1)代入(2),有

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = \Xi \alpha \quad (3)$$

其中 $\Xi = \Phi \Psi$ 。

由于测量值 y 的维数 M 远远小于信号 x 的维数 N ,从而达到压缩的目的。

2.3 CS重构模型

解式(2)的逆问题是一个病态问题,所以无法直接从测量值 y 中解出信号 x ,然而当式(3)中 α 是 K 稀疏的,即仅有 K 个非零系数,而且 $K < M \ll N$ 时,利用信号稀疏分解理论中已有的稀疏分解算法,可以通过求解式(3)的逆问题得到稀疏系数 α ,再代入式(1)进一步得到信号 x ^[13]。重构的最直接方法是通过 l_0 范数下求解式(3)的最优化问题:

$$\min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \Xi \alpha = y \quad (4)$$

从而得到稀疏系数 α 的估计。由于(4)式的求解是个NP-hard问题,而该最优化问题与信号的稀疏分解中的十分类似,所以有学者从信号稀疏分解的相关理论中寻找更有效的求解途径。常用的求解方法有基追踪(BP: Basis Pursuit)、匹配追踪法(MP: Matching Pursuit)和正交匹配追踪法(OMP: Orthogonal Matching Pursuit)等。

3 语音信号的特点

3.1 语音信号的短时平稳性

语音信号是一个时变、非平稳的随机过程。但由于人的发音器官的肌肉运动速度较慢,在10~30ms可近似看作是平稳的。简而言之,语音信号的特征是随时间而变化的,在一短段时间中,语音信号保持相对稳定一致的特征,也就是语音信号的短时平稳性。由于语音信号具有短时平稳性,因此基于CS理论的分布式语音压缩重构,首先在客户端要对语音信号进行分帧处理,再逐帧压缩后传输,最后在服务器端重构。基于CS理论的分布式语音信号压缩重构框图如图1所示。从图1可以看出,本文的研究是基于CS理论研究分布式语音转换、语音识别、语音分离、语音增强的组成部分,是基础。

基于CS理论分析语音信号主要涉及以下几个方

面的内容:

(1) 客户端对于语音信号的一帧数据 $x \in R^N$, 如何找到某个正交基或紧框架 Ψ , 使其在 Ψ 上的表示是稀疏的, 即语音信号的稀疏表示问题。

(2) 客户端如何设计一个平稳的、与变换基 Ψ 不相关的 $M * N$ 维的观测矩阵 Φ , 保证稀疏向量 α 从 N 维降到 M 维时重要信息不遭破坏, 即信号低速采样问题。

(3) 服务器端采用哪种快速重构算法可以从线性观测 y 中恢复原语音信号, 即语音信号重构问题。

由于语音信号的短时平稳性, 我们采用 CS 理论分析语音信号必须针对每帧进行, 因此不仅观测数的多少对重构性能有关, 帧长的选择对重构性能也有关, 在后面的实验仿真中我们重点研究。

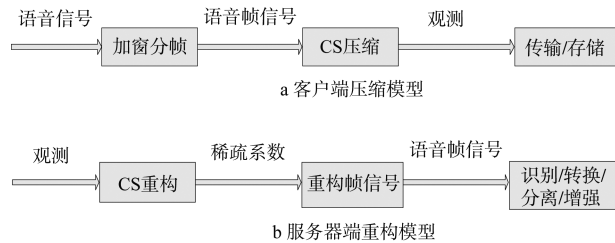


图1 基于CS的分布式语音压缩重构框图

3.2 语音信号的稀疏性

CS理论与传统奈奎斯特采样定理不同, 它指出, 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高维信号投影到一个低维空间上, 然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以高概率重构出原信号。由于CS理论的前提条件是信号具有稀疏性或可压缩性。信号在稀疏基上只有 K 个非零系数属于严格稀疏的情况, 多数情况下信号不一定满足严格稀疏的要求, 但信号的变换系数经排序后以指数级进行衰减趋近于零时, 信号也是可以近似稀疏表示的, 因此仍具有可压缩性。

语音信号具有可压缩性, 那么合理地选择稀疏基 Ψ , 使得信号的稀疏系数个数尽可能少, 不仅有利于提高采集信号的速度, 而且有利于减少存储、传输信号所占用的资源。常用的稀疏基有: 正(余)弦基、小波基、chirplet基以及 curvelet基等。还有信号在过完备字典下的稀疏表示, 过完备字典如: gabor字典。我们重点分析汉语语音, 汉语语音的基础是汉语拼音, 由10个元音和22个辅音组成。汉语元音一类的浊音是声带的准周期振动, 经声道共鸣调制, 由口鼻辐射出来, 携带音节的大部分能量, 而辅音能量很小。

接下来首先采用离散余弦基DCT考察汉语语音的浊音信号是否具有稀疏性。对数据库中一男性语音“大规模集成电路”的一帧浊音进行分析。此信号采样

频率为16kHz, 一帧取512个样点, 波形如图2(a), 具有准周期性。通过DCT变换得到该帧信号的DCT系数如图2(b), 可以看出除少数系数数值较大外, 其他大多数是小系数。从图2(c)可以看出DCT系数经绝对值排序后以指数级进行衰减趋近于零, 也说明浊音信号是近似稀疏的, 图2(d)是图2(c)的log曲线。

然后采用离散余弦基DCT考察汉语语音信号是否具有稀疏性。第 k 帧语音信号的第 m 个DCT系数如式(5):

$$y(m)_k = w(m) \sum_{n=1}^N x_k(n) \cos\left(\frac{\pi(2n-1)(m-1)}{2N}\right),$$

$$m = 1, \dots, N \quad (5)$$

$$\text{其中 } w(m) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & m=1 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 2 \leq m \leq N \end{cases}$$

$$\text{写成矩阵形式: } DCT_k = \Psi^T X_k \quad (6)$$

我们定义通过DCT变换得到一段信号的帧平均DCT(AFDCT)系数如式(7)

$$AFDCT = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K DCT_k \quad (7)$$

其中 DCT_k 是第 k 帧DCT系数矢量, K : 该段语音信号总帧数。

对数据库中时长3.1s的一男性语音“中央革命根据地大规模集成电路准确度”进行分析。此信号采样频率为16kHz, 帧长取512个样点, 波形如图3(a)。DCT变换后得到的AFDCT如图3(b), 可以看出除少数系数数值较大外, 其他大多数是小系数。 $|AFDCT| > 0.005$ 的个数是50。可以看出语音信号是近似稀疏的, 帧长取512个点时, 稀疏性 K 约等于50。从图3(c)可以看出AFDCT系数经绝对值排序后尽管有些毛刺, 但仍以指数级进行衰减趋近于零, 也说明语音信号是近似稀疏的, 图3(d)是图3(c)的log曲线。因此, 可以采用CS理论对语音信号进行压缩并重构。

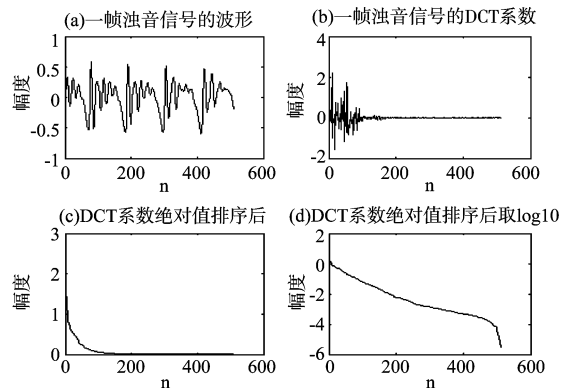


图2 浊音信号DCT系数

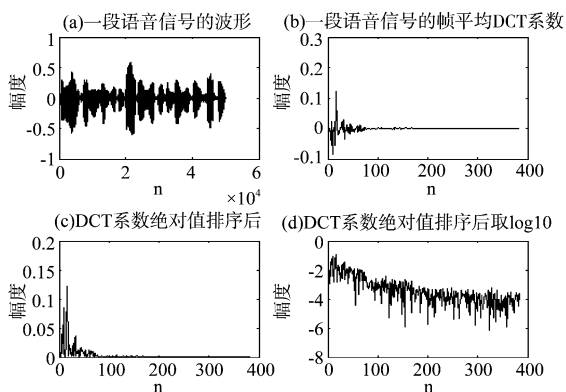


图3 一段语音信号 DCT 系数

4 分布式语音压缩与重构

4.1 语音信号的压缩

我们已经分析得到语音信号是近似稀疏的,根据 CS 理论可知,客户端可以用一个与正交基 Ψ 不相关的观测矩阵 $\Phi: M * N (M \ll N)$ 对语音信号逐帧(帧长: N)进行线性投影变换,得到观测向量 $y: M * 1$ 。由于随机高斯矩阵与大多数固定正交基构成的矩阵不相关,因此我们 Φ 选用随机高斯矩阵。

客户端对每一帧语音利用式(2)进行压缩,得到线性观测 y 。我们可以存储或传输 y ,以节约成本。 M/N 表示观测矢量长度与语音信号帧矢量长度之比,体现压缩的压缩比。压缩比为 N/M ,当 N 固定时, M 越小,压缩比越大;当 M 固定时, N 越大,压缩比越大。压缩比体现了采用 CS 压缩与传统的 Nyquist 采样相比压缩的程度。

4.2 语音信号的重构

服务器端可以利用优化求解方法从观测 y 中重构原始信号 x 。我们研究基于 BP 和 OMP 两种重构算法的重构性能。

实验 1、2 中采用的重构方法是文献[10]中的方法,首先式(4)的 BP 问题可等价于如下的线性规划 LP (Linear Programming)问题:

$$\min_{\alpha} C^T x \text{ subject to } Ax = b \quad (8)$$

其中 $C = (1, \dots, 1)^T$, $A = (\Xi, -\Xi)$, $b = y$, $x = (u, v)$, $\alpha = u - v$ (u, v 为未知变量)。针对等式线性规划问题,我们通过 Matlab 优化工具箱中内点法“linprog”求解得到最优解 α^* ,然后获得原始信号 x 的重构信号 $x^* = \Psi \alpha^*$ 。

实验 3 中采用的重构方法是文献[11]中的贪婪算法 OMP 算法。该算法根据观测与 CS 矩阵 Ξ 中列向量的相关性强弱确定稀疏系数向量 α 中非零值的位置,再通过求解最小二乘问题得到稀疏系数向量中非零值。由最优解 α^* 计算原始信号 x 的重构信号 $x^* =$

$\Psi \alpha^*$ 。OMP 方法的具体迭代过程如下:

初始残差 $R^0 f = y$, 增量矩阵初始值 $\Xi_0 = []$;

迭代: $n = 1$

内积最大值位置 $\lambda_n = \arg \max |\langle R^{n-1} f, g_j \rangle|$, ($\Xi = (g_1, g_2, \dots, g_m)$);

矩阵扩充 $\Xi_n = [\Xi_{n-1}, e_{\lambda_n}]$;

稀疏系数 $\alpha_n = \arg \min \|\Xi_n \alpha - y\|_2$;

最小二乘解 $y_n = \Xi_n \alpha_n$;

残差 $R^n f = y - y_n$;

相干比 $\lambda = \frac{|\langle R^n f, g_m \rangle|}{\|R^n f\|}$;

归一化相干比 $\lambda' = \frac{\lambda}{\lambda}$;

更新 $n = n + 1$;

迭代终止条件: $\lambda' > \theta$

由最优解 α^* 可以计算原始信号 x 的重构信号 $x^* = \Psi \alpha^*$ 。 θ 的取值根据实验具体分析,本文后面实验 3 中 θ 取 0.25。

4.3 数据库描述和评价语音质量的主观方法

在本文的实验中采用的是中国科学院自动化研究所的 CASIA 汉语语音库。在 CASIA98 语音测试库中选 20 人,每人 60 句,句长 1s-5s 不等,采样频率 16kHz,进行实验仿真。

评价语音质量的客观方法:由于采用 CS 理论分析语音信号必须针对每帧进行,因此,本文定义平均帧重构信噪比 AFSNR (式 9) 来客观评价重构语音的质量,AFSNR 越大重构性能越好。

$$\text{AFSNR} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K 10 \log_{10} \left(\frac{\|x_k\|_2^2}{\|x_k - \hat{x}_k\|_2^2} \right) \quad (9)$$

其中 K 是总帧数。

评价语音的质量的主观方法:采用 PESQ MOS 主观测试重构语音的质量。

4.4 实验仿真

实验 1 采用 BP 算法考察观测数的多少对重构性能的影响。用帧长取 512 点,即 32ms, M/N 分别取 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1。通过分析不同的 M/N 下的 AFSNR,考察基于 CS 理论对语音信号压缩,重构的性能。实验数据如表 1 第 2 行,实验数据为 20 人实验数据的平均值。可以看出:随着 M/N 的增大,AFSNR 增大,也就说当 N 固定时,观测点数越多重构性能越好。

实验 2 采用 BP 算法考察帧长的大小对重构性能的影响。通过分析不同的 M/N 下取不同帧长时的 AFSNR,考察帧长的选取对语音信号压缩,重构的性能

的影响。帧长分别取 384、256、128 点,实验数据如表 1 中第 3-5 行。

表 1 采用 BP 重构后的平均帧重构信噪比

M/N	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
512 点	23.162	19.544	14.347	8.3281	3.7247
384 点	22.445	19.043	13.789	8.18	2.3783
256 点	22.827	18.185	13.512	7.9519	2.5707
128 点	21.717	17.491	11.684	6.3098	1.2079

由实验 1、2 数据画出图 4,从图 4 中可以看出:观测数的多少,帧长的大小都对重构性能有影响。当帧长不变时,随着 M/N 的增大(压缩比的减小),AFSNR 增大;当 M/N ≤ 0.4 时,帧长越长,AFSNR 越大;当 M/N=0.5 时,语音信号取不同帧长时,AFSNR 较接近,都可以达到 21dB 以上。可以得出结论:固定帧长时,观测越多,重构性能越好;当 M/N ≤ 0.4 时,帧长越长,重构性能越好,但是由于语音信号短时平稳,所以当压缩比在 2.5 倍以上帧长取 30ms 左右性能较好。

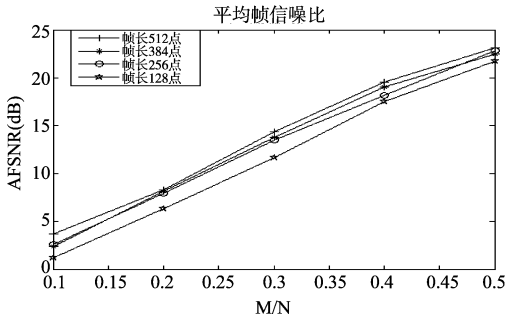


图 4 采用 BP 重构后的平均帧重构信噪比

实验 3:采用 OMP 算法重复实验 1、2,得到的实验数据见表 2 和图 5。经多次实验得出迭代终止条件采用归一化相干比阈值 $\lambda > 0.25$ 时,重构性能较好。本实验采用 $\lambda > 0.25$ 作为迭代终止条件。从表 2 和图 5 中

同样可以看出:固定帧长时,观测越多,重构性能越好;当 M/N ≤ 0.4 时,帧长越长,重构性能越好。当 M/N=0.5 时,语音信号取不同帧长时,AFSNR 较接近,都可以达到 20dB 以上。

比较图 4、5,可以看出,针对语音信号而言,当取同样的帧长时,无论 M/N 取多大,采用 BP 算法都比采用 OMP 算法性能好。

表 2 采用 OMP 重构后的平均帧重构信噪比

M/N	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
512 点	21.246	18.821	14.534	8.4364	1.1867
384 点	22.148	18.664	14.17	7.4559	0.47956
256 点	21.845	18.352	13.952	7.2707	0.35397
128 点	20.818	17.008	10.783	4.3471	-0.88763

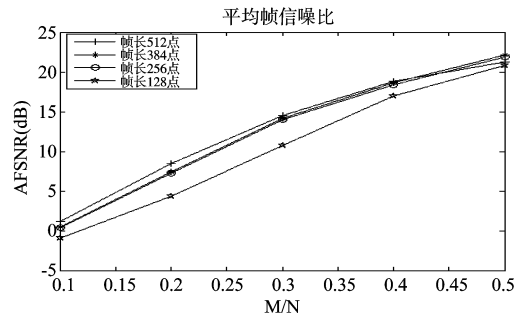


图 5 采用 OMP 重构后的平均帧重构信噪比

实验 4:对实验 1、2、3 中 MP 和 OMP 算法重构的语音进行主观评价,采用 PESQ 测试语音的质量,得到的 PESQ MOS 如表 3。PESQ MOS 是最直观反映语音质量的技术指标,根据 ITU P. 862 规范定义,取值范围为 0(最差)~4.5(最好)。从表 3 中不同信噪比、不同帧长重构语音的 PESQ MOS,可以看出相同压缩比相同帧长的情况下采用 MP 比 OMP 方法重构语音的性能好。

表 3 两种算法重构语音的 PESQ MOS 对比表

M/N	0.5		0.4		0.3		0.2		0.1	
	MP	OMP	MP	OMP	MP	OMP	MP	OMP	MP	OMP
512 点	3.330	3.026	3.008	2.512	2.353	2.106	1.505	1.210	0.502	0.384
384 点	3.468	3.054	3.021	2.507	2.366	2.090	1.562	1.204	0.413	0.314
256 点	3.490	3.240	2.921	2.746	2.172	1.983	1.471	1.211	0.508	0.386
128 点	3.237	2.782	2.718	2.247	1.822	1.355	1.158	0.958	0.465	0.458

5 总结

本文总结了压缩感知的理论框架,并把压缩感知理论运用到分布式语音信号压缩重构中。首先分析了语音信号的短时平稳性、DCT 基下的近似稀疏性,然后

基于 CS 理论对语音信号进行压缩,最后通过采用 BP 和 OMP 算法对语音信号进行逐帧重构,并对重构语音质量进行主客观评价。通过实验得出:(1)相同压缩比相同帧长的情况下采用 MP 比 OMP 方法重构语音的性能好。(2)固定帧长时,观测越多,重构性能越好;当观

测矢量长度与语音信号帧矢量长度之比小于或等于0.4(压缩比在2.5倍以上)时,帧长越长,重构性能越好;但是由于语音信号短时平稳,所以当压缩比在2.5倍以上时,帧长取30ms左右,采用OMP算法基于CS理论对语音信号进行压缩重构性能最好。基于CS理论分析分布式语音信号压缩重构性能之后,可以进一步研究重构语音的转换、识别、分离、增强等问题,为语音信号处理领域带来新的变革。

参考文献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [2] Baraniuk R G. Compressive sensing [Lecture Notes][J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118-121.
- [3] Donoho D, Tsaig Y. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- [4] 喻玲娟, 谢晓春: 压缩感知理论简介. 电视技术, 2008, 32(12): 16-18.
- [5] 石光明等. 压缩感知理论及研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [6] Gemmeke J F, Cranen B. Using sparse representations for missing data imputation in noise robust speech recognition [C]. European Signal Processing Conf. (EUSIPCO), Lausanne, Switzerland, August 2008.
- [7] Griffin A, Tsakalides P. Compressed sensing of audio signals using multiple sensors [C]. in Proc. 16th European Signal Processing Conference (EUSIPCO'08), Lausanne, Switzerland, 2008.
- [8] Giacobello D, Christensen M G, Murthi M N, Jensen S H, Moonen M. Retrieving sparse patterns using a compressed sensing framework: applications to speech coding based on sparse linear prediction [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2010, 17(1):103-106.
- [9] Xu T T, Yang Z, Shao X. Novel speech secure communication system based on information hiding and compressed sensing [C]. Systems and networks communications, 2009. ICSNC'09. Fourth International Conference, 2009: 201-206.
- [10] Scott S. Chen, David L. Donoho, Michael A. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33-61.
- [11] Blumensath T, Davies M E. Gradient pursuits [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2008, 56(6):2370-2382.

作者简介



孙林慧(1979-),女(汉族),山西临汾人。南京邮电大学通信与信息工程学院信号与信息处理专业讲师,博士研究生。目前主要研究方向是语音信号处理、信号处理。E-mail:sunlh@njupt.edu.cn



杨震(1961-),男(汉族),江苏苏州人。南京邮电大学教授,博士生导师。目前主要研究方向是语音信号处理、感知无线电、传感器网络等。E-mail:yangz@njupt.edu.cn