

行阶梯观测矩阵下语音压缩感知观测序列的 Volterra+Wiener 模型研究

叶 蕾¹ 杨 震² 孙林慧¹ 郭海燕³

- (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;
3. 南京农业大学工学院, 江苏南京 210031)

摘 要: 针对压缩感知理论下, 语音信号经随机高斯矩阵投影后得到的观测序列随机性太强, 难以建模的问题, 提出了一种基于行阶梯观测矩阵的语音压缩感知观测序列的 Volterra 模型, 利用该模型实现对语音压缩感知观测序列的预测, 研究了 Volterra 滤波器输入维数与阶数对预测效果的影响, 并利用维纳滤波器进一步降低预测误差。在相同的已知数据量下, 基于部分压缩感知观测序列、Volterra 模型、Wiener 滤波器的重构, 获得了优于高斯随机观测序列的重构性能。模型的研究为压缩感知与语音技术的结合提供一定的参考价值。

关键词: 压缩感知; 观测矩阵; Volterra 模型; 维纳滤波器

中图分类号: TN912.3 文献标识码: A 文章编号: 1003-0530(2013)07-0816-07

Research on Volterra and Wiener Model of Compressed Sensing Measurement of Speech Signal Based on Row Echelon Matrix

YE Lei¹ YANG Zhen² SUN Lin-hui¹ GUO Hai-yan³

- (1. College of Telecommunication 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, Jiangsu 210003, China;
3. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210031, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of modeling the gauss measurement of speech signal for its strong randomness under compressed sensing theory, this paper proposed Volterra model of compressed sensing measurement of speech signal based on special row echelon measurement matrix, and realized the prediction of compressed sensing measurement of speech signal based on this kind of Volterra model. The prediction effects of input dimensions and order of Volterra model were studied. Wiener filter was used in order to reduce the prediction error of Volterra model. Under the same known data quantity, reconstruction based on part of compressed sensing measurement, Volterra model and wiener filter, achieves better reconstruction performance than that of gauss measurement. Research on this model offered certain reference value on the combination of compressed sensing and speech signal processing techniques.

Key words: compressed sensing; measurement matrix; Volterra model; wiener filter

1 引言

近年来, 压缩感知(CS: Compressed Sensing)理

论^[1-9]以远小于奈奎斯特采样率的速率对信号进行采样, 得到数目大大减少的观测序列, 给信号采样方法带来一场新的革命。压缩感知技术在语

收稿日期: 2012-12-06; 修回日期: 2013-03-06

基金项目: 国家自然科学基金(60971129, 61271335); 江苏省普通高校研究生科研创新计划(CX10B_189Z); 南京农业大学工学院引进人才科研启动基金(reqd11-02)项目资助; 南京邮电大学科研基金项目: NY212054

音、图像、医学、雷达、通信、信号检测、传感器网络、模式识别等诸多领域产生了重要影响^[10-45]。对语音信号采用 CS 技术,打破了传统的奈奎斯特采样定理下的语音分析处理模式。如何提取适合语音的 CS 观测序列,并利用该序列对语音进行分析和处理,是语音 CS 技术的难点。要利用语音压缩感知观测序列来对语音进行处理,首先要对该序列的建模技术进行研究。传统的语音建模技术是建立在奈奎斯特采样基础之上的,在 CS 框架下已经不再适用。而普遍适用于 CS 理论的高斯观测矩阵投影下的语音 CS 观测序列,样值具有较强的随机特性,难以找到样值间的联系,建模十分困难。从理论上讲,如果观测序列是完全随机的,建模是没有意义的,为了达到较好的建模效果,观测序列样值间需有较好的相关性(不管是线性还是非线性),因此,本文作者及其课题组前期研究了既满足压缩感知理论中信号可重构条件,又满足观测样值具有较好相关性的行阶梯观测矩阵(研究成果见文献 18),在此基础上,本文提出针对该行阶梯观测矩阵下语音 CS 序列的 Volterra 模型技术,利用该模型实现了由部分观测样值对其余观测样值的预测,并联合 Wiener 滤波器完成压缩比(观测与原始样值个数之比)为 1:4 时,由部分观测样值、Volterra 滤波器系数、Wiener 滤波器系数对原始信号的重构,在相同已知数据量下,性能优于高斯观测序列下的重构。

2 行阶梯观测矩阵下的语音压缩感知

2.1 压缩感知基本理论

假设原始信号 $s_0 = [s_{01} s_{02} \dots s_{0n}]^T$ 在正交基 $Y = \{y_i \mid y_i \in R^n, i=1, 2, \dots, n\}$ 上是 K 稀疏的,即

$$s_0 = Y^{-1} \theta \quad (1)$$

其中稀疏系数向量 $\theta = Y s_0 = [\theta_1 \theta_2 \dots \theta_n]^T, \|\theta\|_0 = K$ 。观测序列 $x = [x_1 x_2 \dots x_l]^T$ 。

$$x = \Phi s_0 = \Phi Y^{-1} \theta = \Xi \theta \quad (2)$$

其中 $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n], (\varphi_i \in R^l, i = 1, 2, \dots, n)$ 。 $\Xi = \Phi Y^{-1}$ 称为 CS 矩阵。

由 x 重构 s_0 或 θ 时需要求解式(2)的逆,当 $l < n$ 时,它有无穷多个解,所以,由式(2)无法求得确切的重构信号。但根据 BP(Basis Pursuit) 算法^[2, 3, 6-9],可通过求解 l_1 最优化问题得到它的等价解:

$$\min_{\theta} \|\theta\|_1 \text{ subject to } x = \Phi Y^{-1} \theta = \Xi \theta \quad (3)$$

压缩感知理论利用样值个数远小于原始信号的观测序列来重构原始信号。其三大核心问题是信号的稀疏基、观测矩阵和重构算法的设计。

2.2 行阶梯矩阵

设计观测矩阵要满足 Φ 和 Y^{-1} 不相干特性条件,即保证 Φ 与 Y^{-1} 的相干度 η 尽可能的小。相干度定义为^[9]

$$\eta(\Phi, Y^{-1}) = \sqrt{N} \max_{\substack{1 \leq k \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} |\langle \varphi_k, y_j^{-1} \rangle| \quad (4)$$

文献^[9]指出要尽可能地使每个观测值包含原信号的不同信息来保证相干度 η 尽可能的小。为了使每个观测值包含原信号的不同信息,并且观测值之间具有较强的相关性以便建立模型,本文采用(5)式所示的行阶梯观测矩阵[18],由(2)式在此矩阵下得到观测样值 x 与原始信号 s_0 关系如(6)式所示。前期研究成果对(5)式所示的行阶梯观测矩阵的可行性及优于高斯矩阵的重构性能进行了阐述。实验中稀疏基为离散余弦基,重构算法为对偶仿射尺度内点算法。本文继续文献 18 的后续工作,即对形如(6)式的观测序列进行模型研究。

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1111000000000000 \dots 0 \\ 0000111100000000 \dots 0 \\ 0000000011110000 \dots 0 \\ \dots \\ 0000 \dots 01111 \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} x_1 &= s_{01} + s_{02} + s_{03} + s_{04} \\ x_2 &= s_{05} + s_{06} + s_{07} + s_{08} \\ &\vdots \\ x_l &= s_{0(4l-3)} + s_{0(4l-2)} + s_{0(4l-1)} + s_{0(4l)} \end{aligned} \quad (6)$$

3 行阶梯观测序列的 Volterra 模型

线性模型因其结构简单、计算方便,被广泛应用于传统的奈奎斯特采样下的语音信号处理的各个领域。形如(6)式的观测序列样值之间在一定程度上保留了原始语音信号的线性关系。相关研究表明,语音信号产生过程中也含有非线性特征^[19],由此可推断行阶梯观测序列是既含有线性关系又含有非线性关系的。Volterra 方法在非线性的系统中

起着重要作用^[20] ,且线性模型是 Volterra 级数阶数为 1 时的特例 ,本文提出对行阶梯观测序列采用 Volterra 方法建立模型 ,并利用部分观测序列样值在 Volterra 模型下实现了对其余样值的预测。

3.1 离散系统的 Volterra 模型

设序列 $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别表示 Volterra 滤波器的输入和输出信号 h_0 是常数 则 $y(n)$ 表示为

$$\begin{aligned}
 y(n) = & h_0 + \sum_{m_1=0}^{m-1} h_1(m_1) x(n-m_1) \\
 & + \sum_{m_1=0}^{m-1} \sum_{m_2=0}^{m-1} h_2(m_1, m_2) x(n-m_1) x(n-m_2) + \dots \\
 & + \sum_{m_1=0}^{m-1} \sum_{m_2=0}^{m-1} \dots \sum_{m_p=0}^{m-1} h_p(m_1, m_2, \dots, m_p) \\
 & x(n-m_1) x(n-m_2) \dots x(n-m_p) \quad (7)
 \end{aligned}$$

m 为滤波器的输入维数 , $h_p(m_1, m_2, \dots, m_p)$ 是系统的 p 阶脉冲响应函数 ,该函数能够描述系统的非线性特征 p 为 1 时 ,上式中的 $h_1(m_1)$ 就是线性系统的脉冲响应函数。如果令输出 $y(n) = \hat{x}(n+1)$ 就可以通过该系统实现由 $x(n), x(n-1), \dots, x(n-(m-1))$ 对 $x(n+1)$ 的预测。该系统可以用图 1 来描述。

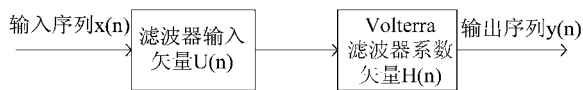


图 1 Volterra 系统框图

Fig. 1 System block diagram of Volterra

$U(n)$ 为 $x(n)$ 扩展后的序列 ,是 Volterra 滤波器的输入矢量

$$\begin{aligned}
 U(n) = & [1 \ x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-m+1) \ , \\
 & x^2(n) \ x(n) x(n-1) \ \dots \ x^2(n-m+1) \ , \dots \ , \\
 & x^p(n) \ x^{p-1}(n) x(n-1) \ \dots \ x^p(n-m+1) \]^T \quad (8)
 \end{aligned}$$

$H(n)$ 是滤波器系数矢量

$$\begin{aligned}
 H(n) = & [h_0 \ h_1(0) \ h_1(1) \ \dots \ h_1(m-1) \ , \\
 & h_2(0 \ 0) \ h_2(0 \ 1) \ \dots \ h_2(m-1 \ m-1) \ \dots \ , \\
 & h_p(0 \ 0 \ \dots \ 0) \ h_p(0 \ 0 \ \dots \ 1) \ \dots \ , \\
 & h_p(m-1 \ m-1 \ \dots \ m-1) \]^T \quad (9)
 \end{aligned}$$

由(7)式可知

$$y(n) = \hat{x}(n+1) = H^T(n) U(n) \quad (10)$$

要利用此模型实现对输入序列的预测 ,关键是求解滤波器系数矢量 $H(n)$ 。图 1 所示系统可以看成是

一个有限长单位脉冲响应滤波器 ,可采用自适应滤波的方法来实现对系数的求解^[20]。框图如图 2 所示。

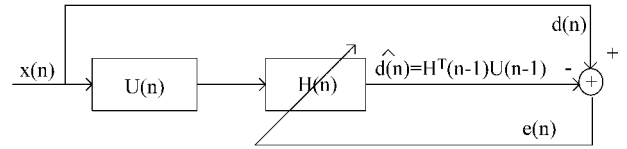


图 2 自适应滤波求解 Volterra 滤波器系数

Fig. 2 Solving coefficients of Volterra filter with adaptive filtering

滤波器实际输出 $\hat{d}(n) = \hat{x}(n) = H^T(n-1) U(n-1)$,而我们希望的滤波器输出为 $x(n)$,采用最小均方误差准则使 $d(n), \hat{d}(n)$ 的均方误差 $E\{e^2(n)\}$ 最小来调整滤波器系数。利用最优化方法中的负梯度方向是均方误差下降最快的方向这一结论 ,得到下一时刻的滤波器系数矢量 $H(n+1)$ 应该等于现时刻系数矢量 $H(n)$ 加上一个负均方误差梯度 $-\nabla(n) = -\nabla[E\{e^2(n)\}]$ 的比例项 ,即

$$H(n+1) = H(n) - \mu \nabla(n) \quad (11)$$

μ 为收敛因子。由于精确计算梯度 $\nabla(n)$ 较为困难 ,采用 $e^2(n)$ 的估计值来近似计算 $\nabla(n)$,

$$\hat{\nabla}(n) = \nabla[e^2(n)] = 2e(n) \nabla[e(n)] \quad (12)$$

又

$$\nabla[e(n)] = \nabla[d(n) - H^T(n-1) U(n-1)] = -U(n-1) \quad (13)$$

代入(12)得梯度估值

$$\hat{\nabla}(n) = -2e(n) U(n-1) \quad (14)$$

从而得到

$$H(n+1) = H(n) + 2\mu e(n) U(n-1) \quad (15)$$

其中

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) = d(n) - H^T(n-1) U(n-1) \quad (16)$$

$$0 < \mu < \frac{1}{1_{\max}} \quad (17)$$

1_{\max} 是输入序列 $U(n)$ 自相关矩阵的最大特征值。

综上 ,以滤波器阶数 $p=2$,输入维数 $m=2$ 为例 ,Volterra 滤波器模型系数求解的迭代过程如下:

1) 滤波器输入序列

$$\begin{aligned}
 U(n) = & [1 \ x(n) \ x(n-1) \ x^2(n) \ , \\
 & x(n) \ x(n-1) \ x^2(n-1) \] \quad (18)
 \end{aligned}$$

2) 滤波器输出序列

$$\hat{d}(n) = \hat{x}(n) = \mathbf{H}^T(n-1) \mathbf{U}(n-1) \quad (19)$$

3) 误差

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) = x(n) - \mathbf{H}^T(n-1) \mathbf{U}(n-1) \quad (20)$$

4) 滤波器系数迭代

$$\mathbf{H}(n+1) = \mathbf{H}(n) + 2\mu e(n) \mathbf{U}(n-1) \quad (21)$$

滤波器系数的初始值为 $\mathbf{0}$, 收敛因子 $\mu = 0.005$ 。在得到观测序列 $x(n)$ 后, 利用上述方法, 对序列进行 Volterra 建模, 得到滤波器的系数矢量, 可利用 (8) 式和 (10) 式实现由前 m 个样值 $x(n), x(n-1), \dots, x(n-m+1)$ 对 $\hat{x}(n+1)$ 的预测。

3.2 观测序列 Volterra 模型预测实验

对观测序列用不同输入维数 m 、不同滤波器阶数 p 进行 Volterra 模型预测, 实验中的数据库采用中国科学院自动化所录制的语音库, 共 500 个语句, 原始语音的采样率为 16KHz, 每帧原始样值数为 320(对应帧长为 20ms), 观测矩阵采用 (5) 式所示的行阶梯矩阵, 每帧观测样值 80 个。表 1 给出 $p = 2, m$ 取不同值时的预测结果, 设矢量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T$ 为真实值, $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_q]^T$ 为其预测值, 预测误差 $\mathbf{e} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}} = [e_1, e_2, \dots, e_q]^T$, 用 (22) 式表示的误差能量与信号真实值能量的比值 ERR 来衡量预测误差的大小。

$$ERR = \frac{e_1^2 + e_2^2 + \dots + e_q^2}{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_q^2} \quad (22)$$

实验中所有帧在不同 m 下的 ERR 的平均值 $AVGERR$ 如表 1 所示。

表 1 $p=2$ 时不同 m 下的 Volterra 模型预测 $AVGERR$

Tab. 1 Prediction $AVGERR$ of Volterra model with different m when $p=2$

m	1	2	3	4	5
$AVGERR$	0.1654	0.0180	0.0161	0.0140	0.0100

从表 1 看出, 输入维数 m 越大, 用前 m 个样值预测当前样值时精度越高。但随着 m 的增大, 用来预测的已知样值个数增多, 为了用尽可能少的已知样值来预测未知样值, 我们采用 $m=1$ 的预测方法, 即用 $x(n)$ 来预测 $x(n+1)$ 。表 2 给出 $m=1$ 时, 不同阶数 p 下的预测实验结果。

表 2 $m=1$ 时不同 p 下的 Volterra 模型预测 $AVGERR$

Tab. 2 Prediction $AVGERR$ of Volterra model with different p when $m=1$

p	1	2	3	4	5
$AVGERR$	0.1666	0.1654	0.1652	0.1650	0.1650

从表 2 看出 $p > 1$ 时效果差不多, 为了减少滤波器个数, 取 $p=2$ 。此时 Volterra 滤波器的输入 $\mathbf{U}(n) = [1, x(n), x^2(n)]^T$, 滤波器系数有 3 个, $\mathbf{H}(n) = [h_0, h_1(0), h_1(1)]^T$, 利用观测序列中的奇数项序列 $\mathbf{x}_o(n) = [x_1, x_3, \dots, x_{79}]^T$ 和这 3 个滤波器系数, 就可以实现对偶数项序列 $\mathbf{x}_e(n) = [x_2, x_4, \dots, x_{80}]^T$ 的预测。但此时的预测 $AVGERR$ 如表 2 所示为 0.1654, 并不十分理想, 为了进一步降低此时的预测误差, 考虑在 Volterra 滤波器后串联维纳 (Wiener) 滤波器来降低预测误差, 实现更精确的预测。

4 维纳滤波器对行阶梯观测序列 Volterra 预测模型的改进

假设一个通信系统的发送端得到语音信号的 CS 观测序列 $x(n)$, 在一般的 CS 理论下, 需要把观测序列的所有样值发送给接收端才能实现重构。对观测序列进行 Volterra 建模后及 Wiener 改进后, 只需要将部分观测序列、Volterra 滤波器和 Wiener 滤波器系数发送给接收端就可以重构信号, 从而减少传输过程中的数据量。Wiener 的系数采用如下方法得到。Volterra 滤波器输入维数 $m=1$, 阶数 $p=2$ 时, 在发送端首先根据 3.1 所述得到 Volterra 滤波器系数, 并用观测序列中的奇数项 $\mathbf{x}_o(n) = [x_1, x_3, \dots, x_{79}]^T$ 对偶数项 $\mathbf{x}_e(n) = [x_2, x_4, \dots, x_{80}]^T$ 进行预测, 得到预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{e1}(n)$, 将 $\hat{\mathbf{x}}_{e1}(n)$ 作为 Wiener 滤波器的输入信号, 原观测序列的偶数项 $\mathbf{x}_e(n) = [x_2, x_4, \dots, x_{80}]^T$ 作为 Wiener 滤波器的期望信号, 由文献 21 的方法求解 Wiener 滤波器系数, 框图如图 3 所示。

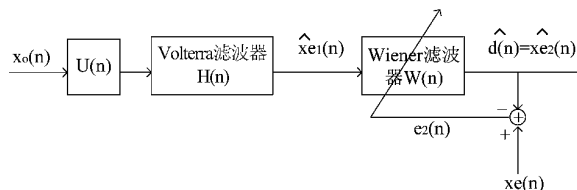


图 3 Wiener 滤波器的系数求解

Fig. 3 Solving coefficients of Wiener filter

Wiener 滤波器的系数矢量为

$$W(n) = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T \quad (23)$$

Volterra 滤波器输入维数 $m=1$, 阶数 $p=2$ 时, 使用不同 Wiener 阶数 M 下的预测 *AVGERR* 结果如表 3 所示。可见, 当 $M>2$ 时, *AVGERR* 均小于 0.05, 取得比未使用 Wiener 滤波器时的 0.1654 更小的预测误差。

表 3 $m=1$ 时 $p=2$ 不同 Wiener 滤波器阶数 M 时的 *AVGERR*
Tab. 3 Prediction *AVGERR* of Wiener filter with different order M when $m=1$ and $p=2$

M	1	2	3	4	5	6	7
<i>AVGERR</i>	0.1648	0.0438	0.0404	0.0388	0.0260	0.0237	0.0236

图 4 给出某帧观测序列用 Volterra 滤波器预测时, 使用 Wiener 滤波器前后的预测结果 ($m=1, p=2, M=5$), “ \circ ”代表实际值, “ $*$ ”代表预测值。(a) 图是仅采用 Volterra 预测的, (b) 图增加了 Wiener 滤波, Wiener 滤波对预测结果做了较好的修正。

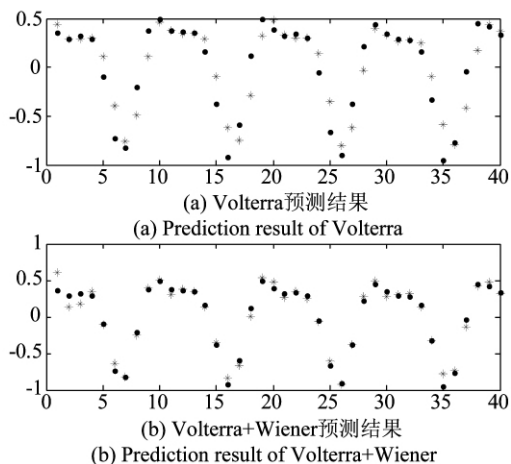


图 4 Wiener 滤波前后的预测值与真实值比较
Fig. 4 Comparison of prediction and true value before and after Wiener filtering

5 基于部分观测样值、Volterra 滤波器系数、Wiener 滤波器系数预测的 CS 重构

对观测序列建立 Volterra 模型并用 Wiener 滤波器改进后, 就可以用部分观测样值、Volterra 滤波器系数和 Wiener 滤波器系数进行 CS 重构了(图 5 所示)。实验数据同上, Volterra 滤波器的输入维数 $m=1$, 阶数 $p=2$ 。对于 80 个观测样值的信号而言, 其

奇数项序列 $x_o(n) = [x_1, x_3, \dots, x_{79}]^T$ 有 40 个样值, Volterra 滤波器系数有 3 个, $H(n) = [h_0, h_1(0), h_1(1)]^T$, Wiener 滤波器系数 M 个, 这样总共已知的数据个数 $NUM=M+43$ 个。重构时先预测出偶数项序列, 联合奇数项序列得到完整的观测序列估计值, 然后再用对偶仿射尺度内点算法^[18]就可以重构原始信号。

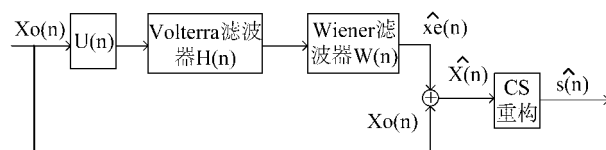


图 5 基于观测预测的 CS 重构

Fig. 5 CS reconstruction based on prediction of measurements

表 4 给出重构分段信噪比 (*SNR*: *Signal to Noise Ratio*) 与 Wiener 滤波器系数个数 M 及需要知道的数据个数 $NUM(M+43)$ 之间的关系。随着 M 的增大, 重构 *SNR* 得到提高。同时, 我们将此结果与观测样值数为 NUM 时高斯随机矩阵和行阶梯观测矩阵下的语音 CS 重构结果进行对比。表 5 和表 6 分别给出高斯观测矩阵和行阶梯观测矩阵下的重构分段信噪比随 NUM 的变化, 为了与表 4 对比, 重构时已知的数据数量即每帧观测样值数 NUM 与表 4 取相同值。可见, 相同 NUM 下, 本文基于 Volterra 模型预测和 Wiener 滤波的方法重构性能比高斯矩阵下明显提高, 但由于对观测序列预测时不够精确, 其重构性能弱于行阶梯观测矩阵下的重构, 但为行阶梯观测矩阵下的序列建模提供了一种方法。

表 4 基于预测重构分段信噪比 *SNR* 与 M, NUM 的关系
Tab. 4 Relationship of segmental *SNR* and M, NUM based on prediction reconstruction

M	5	10	15	20	25
NUM	48	53	58	63	68
<i>SNR</i>	14.8890	16.1021	16.6313	16.9007	17.1495

表 5 高斯观测矩阵下重构分段信噪比 *SNR* 与 NUM 的关系
Tab. 5 Relationship of segmental *SNR* and NUM based on gauss measurement matrix

NUM	48	53	58	63	68
<i>SNR</i>	7.9086	9.6538	10.3132	10.8639	11.7405

表 6 行阶梯观测矩阵下重构分段信噪比 SNR 与 NUM 的关系

Tab.6 Relationship of segmental SNR and NUM based on row echelon measurement matrix

NUM	48	53	58	63	68
SNR	20.5170	20.5299	20.6013	20.4682	20.5983

6 结束语

本文研究了行阶梯矩阵下的语音压缩感知观测序列的 Volterra 模型,利用该模型实现了观测序列的预测,并用 Wiener 滤波器进行改进,实现了基于部分 CS 观测序列、Volterra 模型、Wiener 滤波器的 CS 重构,在相同的已知数据量下,获得了优于高斯随机观测序列的重构性能。

参考文献

- [1] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Tsaig Y, Donoho D. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- [3] Chen S, Donoho D, Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM REVIEW, 2001, 43(1): 129-159.
- [4] Candès E. Compressive sampling [A]. Proceedings of the International Congress of Mathematicians [C]. Madrid, Spain, European Mathematical Society Publishing House 2006: 1433-1452.
- [5] Andreucot M, Este R A, Kauffman S A. Competitive optimization of compressed sensing [J]. Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical, 2007, 40(4): 299-305.
- [6] Donoho D. For most underdetermined systems of linear equations, the minimal l_1 norm near-solution approximates the sparsest near-solution [EB/OL]. <http://www-stat.stanford.edu/~donoho/Reports>, 2007.
- [7] Candès E, Tao T. Decoding by linear programming [J]. IEEE, Trans Inf Theory, 2005(51): 4203-4215.
- [8] 石光明, 刘丹华, 高大化, 刘哲, 林杰, 王良君. 压缩感知理论及其研究进展 [J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
Shi G M, Liu D H, Gao D H, Liu Z, Lin J, Wang L J. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081. (in Chinese)
- [9] 金坚, 谷源涛, 梅顺良. 压缩采样技术及其应用 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 470-475.
Jin J, Gu Y T, Mei S L. An introduction to compressive sampling and its applications [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(2): 470-475. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] 孙林慧, 杨震. 基于数据驱动字典和稀疏表示的语音增强 [J]. 信号处理, 2011, 27(12): 1793-1800.
Sun L H, Yang Z. Speech Enhancement Based on Data-Driven Dictionary and Sparse Representation [J]. Signal Processing, 2011, 27(12): 1793-1800. (in Chinese)
- [12] Luo H, Pottie G. Routing explicit side information for data compression in wireless sensor networks [A]. Int Conf on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS) [C]. Marina Del Rey, CA, V K Prasanna Kumar, 2005: 75-88.
- [13] Takhar D, Lsaka J, Wakin M. A new compressive imaging camera architecture using optical domain compression [A]. Proceedings of SPIE [C]. Bellingham WA, International Society for Optical Engineering, 2006: 6065.
- [14] Lustig M, Donoho D, Pauly J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [15] Borgnat P, Flandrin P. Time-frequency localization from sparsity constraints [A]. IEEE Int Conf on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP) [C]. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2008: 3785-3788.
- [16] 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.
- [17] Willett R M, Raginsky M. Performance bounds on compressed sensing with Poisson noise [A]. IEEE International Symposium on Information Theory [C]. Se-

oul: IEEE, 2009: 174-178.

- [18] 叶蕾, 杨震, 王天荆, 孙林慧. 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, Sun L H. 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)

- [19] 覃爱娜, 黄仲, 桂卫华. 基于混沌系统模型的非线性语音预测器[J]. 计算机工程与应用. 2008, 44(18): 141-143.

Qin A N, Huang Z, Gui W H. Nonlinear speech predictor using models for chaotic systems[J]. Computer Engineering and Applications. 2008, 44(18): 141-143. (in Chinese)

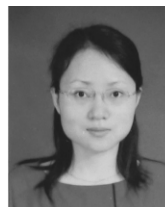
- [20] 张家树, 肖先赐. 混沌时间序列 Volterra 自适应预测[J]. 物理学报. 2000, 49(3): 403-407.

Zhang J S, Xiao X C. Volterra Adaptive Prediction of Chaos Time Series[J]. ACTA PHYSICA SINICA. 2000, 49(3): 403-407. (in Chinese)

- [21] 张贤达. 现代信号处理(第二版)[M]. 北京: 清华大学出版社. 2002: 188-206.

Zhang X D. Modern Signal Processing, 2nd ed[M]. Beijing: Tsinghua University Press. 2002: 188-206.

作者简介



叶蕾女, 1978年生于安徽合肥。南京邮电大学通信与信息工程学院讲师, 信号与信息处理专业博士研究生。目前研究方向为语音信号处理与压缩感知。E-mail: yel@njupt.edu.cn



杨震男, 1961年生于江苏苏州。南京邮电大学信号处理与传输研究院教授, 博士生导师。研究方向为现代网络通信、语音处理与现代语音通信。



孙林慧女, 1979年生于山西临汾。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。目前主要研究方向是语音信号处理、信号处理。



郭海燕女, 1983年生于湖北钟祥。2011年于南京邮电大学获得博士学位。现为南京农业大学讲师。研究方向为语音盲源分离和压缩感知等。