

# 一种改进的卡尔曼滤波压缩感知信道估计算法<sup>\*</sup>

林思铭<sup>a,b</sup>, 彭卫东<sup>b</sup>, 林志国<sup>a,b</sup>, 李瑞<sup>a,b</sup>

(空军工程大学 a. 装备管理与安全工程学院; b. 装备发展与运用研究中心, 西安 710051)

**摘要:** 针对卡尔曼滤波压缩感知在信道估计时伪测量过程计算效率较低的问题进行了研究, 提出了一种高性能的卡尔曼滤波压缩感知信道估计算法。对伪测量过程的近似  $l_0$  范数约束框架进行了进一步研究, 引入高斯核函数对雅克比赋权矩阵的列向量进行优化, 使算法对稀疏信号支撑集的重构速度有较大程度提升; 同时, 引入微分熵确立了收敛指标, 降低了算法的运行时间。仿真表明, 在同等条件下, 该算法相对于原有算法, 估计精度和收敛速度均有较大程度提高, 在低信噪比和不同稀疏度下都具有较好的鲁棒性和实用性。

**关键词:** 压缩感知; 稀疏多径信道估计; 卡尔曼滤波; 伪测量过程

**中图分类号:** TN911.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2017)04-1217-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.04.059

## Improved channel estimation algorithm based on Kalman filtered compressed sensing

Lin Siming<sup>a,b</sup>, Peng Weidong<sup>b</sup>, Lin Zhiguo<sup>a,b</sup>, Li Rui<sup>a,b</sup>

(a. College of Equipment Management & Safety Project, b. Equipment Development & Application Research Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** In order to improve the speed and accuracy of pseudo measurement process, this paper proposed an improved signal channel estimation algorithm based on Kalman filtered compressed sensing. Based on the research outcome so far, this paper introduced the Gaussian kernel function to optimize the useful row vectors of support set under the  $l_0$  norm constraint, which made the algorithm have a better performance in finding support set. At the same time, this paper defined the evaluation index based on differential entropy to reduce the reconstruction time. The simulation results show that the accuracy and convergence speed of the proposed algorithm are improved greatly compared to the traditional algorithm, good robustness and practicability can be achieved under low signal-to-noise ratio or sparse degree.

**Key words:** compressed sensing; sparse multipath channel estimation; Kalman filter; pseudo measurement

## 0 引言

压缩感知理论是近十年来信号处理领域所提出的具有跨时代意义的理论, 其指出, 对于稀疏信号或可稀疏化信号, 通过合适的观测矩阵对接收信号进行压缩, 利用重构算法可以以高概率实现信号的低失真重建<sup>[1]</sup>。该理论框架在一定意义上突破了奈奎斯特定律, 大大节省了硬件资源开销, 具有非常广阔的应用前景。压缩感知理论主要涉及三个方面的内容: 信号的稀疏表示、观测矩阵的构建与重构算法的设计。相对于需要知道稀疏度信息的正交匹配追踪法(orthogonal matching pursuit, OMP)、压缩采样匹配追踪算法(compressive sampling matching pursuit, CoSaMP)等, 稀疏度自适应匹配追踪算法(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)<sup>[2]</sup>通过不断优化支撑集和计算信号残差来实现对稀疏信号的精确重构。近年来, Vaswani 提出了在所选取的支撑集上进行降阶卡尔曼滤波的卡尔曼滤波压缩感知(Kalman filtered compressed sensing, KFCS)算法<sup>[3]</sup>, 通

过建立信号与噪声的状态空间模型, 利用旧估计值与新观测数据对状态变量进行不断更新, 以求出新的信号估计值。

在无线通信中, 准确的信道估计是通信系统的信号检测、均衡等步骤的基础和关键。已有的信道估计算法分为基于导频或训练序列的估计算法和盲估计算法, 前者主要包括最小二乘法(least squares, LS)等, 但需要较大的导频开销, 而后者不适用于较低信噪比情况。研究表明, 无线多径信道具有稀疏特性<sup>[4]</sup>, 利用压缩感知只需要较少的参考信号就可以恢复出信道的状态信息, 相对于最小二乘法等传统信道估计方法大大节省了导频开销与计算时间。目前, 压缩感知理论在信道估计领域的应用已经由简单利用传统算法逐一分析每个时刻的信道情况, 转向了利用信道关联性进行快速分析, 卡尔曼滤波压缩感知基于特有的理论框架, 通过滤波误差来识别信道支撑集的变化情况, 可以对信道的稀疏情况变化进行实时追踪。但对于支撑集未知的盲稀疏信道, 在对信道进行初估计时, 很难找到迭代计算的收敛目标, 导致整个算法过程需要大量时间才能收敛于较高的重构精度。一些学者尝试通过引入其他算法来解

收稿日期: 2016-02-28; 修回日期: 2016-04-07 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61201209); 陕西省电子信息系统集成重点实验室基金资助项目(2011ZD09)

作者简介: 林思铭(1992-), 男, 福建福州人, 硕士研究生, 主要研究方向为压缩感知、信道估计(listenm7@163.com); 彭卫东(1968-), 男, 河北石家庄人, 教授, 硕士, 主要研究方向为数据链工程; 林志国(1986-), 男, 安徽六安人, 博士研究生, 主要研究方向为信道编解码; 李瑞(1992-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 硕士研究生, 主要研究方向为信号空间分集。

决该问题,但会导致算法整体的运行时间大大增加,而且精度不够理想。Carmi、Julier 等人<sup>[5,6]</sup>将伪测量(pseudo measurement, PM)技术嵌入卡尔曼滤波架构,但高迭代次数的降阶求解会耗费大量的计算资源,且重构性能随着迭代次数的增加提升较慢,不利于工程实现。综合已有研究,本文对伪测量过程的近似 $l_0$ 范数约束框架进行了进一步优化,引入高斯核函数对雅克比矩阵的赋权过程进行了优化,提高了伪测量过程的估计精度,同时引入微分熵建立了自适应的收敛评价指标,大大降低了算法运行时间,增强了算法在实际工程中的实用性与对于时变信道的适用性。

## 1 理论基本框架

一般的无线信道可以等效为线性、时变系统,传输模型可以表示为

$$y_t = \int H_t X e^{2\pi j f t} df + n_t \quad (1)$$

其中: $y_t$ 是接收信号, $X$ 是发送信号的傅里叶变换, $H_t$ 是信道的时变频率响应, $n_t$ 为服从 $N(0, \sigma^2)$ 的高斯白噪声。若在一个符号周期内,信道的冲激响应是不变的,冲激响应系数可以简化为一个长度为 $N$ 的复增益系数 $h(i) = a_i e^{-j\theta_i}$ ,  $i=0, 1, 2, \dots, N-1$ 。

在导频辅助的信道估计中,训练序列的符号可以表示为 $x(i)$ ,  $i=1, \dots, p$ ,其中 $p$ 为训练符号的长度,在接收端,采样符号表示为 $y(j)$ ,  $j=1, \dots, N+p-1$ ,则有

$$y(j) = \sum_{i=0}^{N-1} x(j-i) h(i) + n(j) \quad (2)$$

假设 $X$ 为训练序列组成的 $(N+p-1) \times N$ 维的Toeplitz矩阵,对于传统的信道估计算法,最小二乘法的信道估计输出 $h_{LS} = (X^H X)^{-1} X^H y$ ,但该方法对导频长度要求较高,且抗噪性能很差;最小均方误差估计算法设计了自相关矩阵 $R_{hh}$ ,估计值为 $h_{LMMSE} = R_{hh} [R_{hh} + \sigma^2 (X X^H)^{-1}]^{-1} h_{LS}$ ,精确性优于最小二乘法,但涉及大量矩阵的逆运算,计算复杂度很高,不适合工程应用。

卡尔曼滤波压缩感知理论中,不同时刻的信道具有转移关联性。对于时刻 $t$ ,模型可以表示为对信号的欠采样线性测量:

$$y_t = X h_t + n_t \quad (3)$$

其中: $y_t$ 为接收信号, $X$ 是 $M \times N$  ( $M < N$ ) 维的观测矩阵, $n_t$ 为服从 $N(0, \sigma^2)$ 的高斯白噪声, $h_t$ 为长度为 $N$ 的信道多径系数。

由于基于PN序列的观测矩阵的优异性能<sup>[7]</sup>,为了简便,本文直接采用PN序列构成Toeplitz矩阵作为观测矩阵,式(1)可以直接简化为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix}_t = \begin{bmatrix} x_N & x_{N-1} & \cdots & x_2 & x_1 \\ x_{N+1} & x_N & \cdots & x_3 & x_2 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{N+M-1} & x_{N+M-2} & \cdots & x_{M+1} & x_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_N \end{bmatrix}_t + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_M \end{bmatrix}_t \quad (4)$$

由于矩阵 $X$ 满足限制等距特性(restricted isometry property, RIP)<sup>[8]</sup>,因欠采样导致的NP难问题可以简化为

$$\min \|x\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|Xh - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (5)$$

其中: $\varepsilon$ 代表噪声能量。

由于本文主要研究单一时刻重构算法的PM过程求解问题,为了简单,采用一阶AR模型进行信道建模。

$$h_t = h_{t-1} + v_t \quad (6)$$

其中: $h_t$ 表示时刻 $t$ 所对应的信道系数, $v_t$ 表示过程噪声。在卡尔曼滤波压缩感知理论模型中,Kanevsky等人<sup>[9]</sup>研究了算法对拉普拉斯先验、半高斯(semi-Gaussian)先验等概率先验目标的表达形式,为了简便,本文假设信道系数服从均值为零的高斯先验条件概率分布,结合式(1)与(4),可得本文所采用的重构模型为

$$\begin{cases} y_t = X h_t + n_t \\ h_t = h_{t-1} + v_t \end{cases} \quad (7)$$

## 2 卡尔曼滤波压缩感知算法

考虑到稀疏信号所具有的动态统计特性,Vaswani在2008年提出了卡尔曼滤波压缩感知重构算法,该算法通过在支撑集上进行降阶卡尔曼滤波的方式对稀疏信号进行重构。过程分为两步<sup>[9]</sup>,当支撑集未知或变换时,即卡尔曼滤波的滤波误差超过设定阈值,要通过Dantzig Selector算法或其他算法寻找新的稀疏基,先进行稀疏基更新,再进行降阶卡尔曼滤波;当支撑集已知或不变时,在支撑集上直接通过卡尔曼滤波求解,滤波方程组如下:

$$\begin{cases} P_t = P_{t|t-1} + Q_t \\ K_t = P_t X^T [X P_t X^T + R]^{-1} \\ h_t = h_{t|t-1} + K_t (y_t - X h_{t|t-1}) \\ P_t = [I - K_t X] P_{t|t-1} \end{cases} \quad (8)$$

其中: $P$ 为观测误差方差矩阵, $K$ 为卡尔曼增益, $h_t$ 为时刻 $t$ 的信道系数估计值, $Q$ 和 $R$ 分别为系统噪声方差矩阵和观测噪声方差矩阵。

但实际应用中,往往不能预先知道信道的支撑集信息,因此必须寻找有效的支撑集计算方法。利用伪测量PM技术将信号范数约束在常区间内,经过大量迭代,估计值可以在欧氏距离上逼近原始信道。过程如下:

$$\begin{aligned} & \text{set: } P_1 = P_t, \hat{h}_1 = h_t \\ & \text{for } k=1, 2, \dots, L-1 \\ & T_k = \text{sign}(h_k) \\ & \hat{h}_{k+1} = [I - \frac{P_k T_k^T T_k}{T_k P_k T_k^T + \sigma^2}] \hat{h}_k \\ & P_{k+1} = [I - \frac{P_k T_k^T T_k}{T_k P_k T_k^T + \sigma^2}] P_k \\ & \text{end} \end{aligned}$$

其中,sign为对数组的各分量进行处理的符号函数,若对应的分量值大于等于0,则取1,否则取-1。 $L$ 为迭代次数,为了保证算法的重构精度,通常设为一个较大的值。对于一次完整的PM迭代过程,信道估计的均方误差(mean square error, MSE)随着迭代次数的增加而降低,并逐渐收敛。通过设置一个很大的迭代次数,一般可以基本达到信道估计的精度要求,但在工程应用中,会造成硬件资源和计算时间的严重浪费。此外,该方法可能导致稀疏系数尺度搬移现象,如出现高频振荡等<sup>[11]</sup>。

## 3 改进的卡尔曼滤波压缩感知信道估计算法

目前,已有许多学者从不同角度对卡尔曼滤波压缩感知算法进行改进。文献[12]提出了在支撑集变化时,调用正交匹配追踪算法以保证算法整体的性能,但该算法并不能实现对重

构算法性能的实时评估。文献[13]提出了在支撑集变化时引入 SAMP 算法,该算法可以根据响应变化量进行重建,重构精度较好,但由于 SAMP 算法固有的理论框架与收敛条件,使得整体算法所耗费的时间大大增加。文献[14]在贝叶斯理论框架下设计了一种自适应测量算法,运算简单,可以较好地反映测量进程,适用于实时信道的在线测量,但由于该算法采用的是分块测量方式,与卡尔曼滤波压缩感知框架略有不同,要对其进行一定的改进。本文从 PM 过程的迭代次数优化、范数结构优化和协方差矩阵三个方面入手,对已有算法进行改进,使之能够同时兼具高估计精度和低运算时间,更好地适用于工程应用。

### 3.1 近似 $l_0$ 框架的改进

传统的卡尔曼滤波压缩感知算法通过求解  $l_1$  范数框架以实现信道系数的精确估计。但研究表明,对于稀疏信号  $\mu_1$  和  $l_0$  框架下的稀疏特性并不等同,在许多情况下,求解  $l_0$  框架更符合稀疏性约束,但 Candes 等人已经提出,这是一个 NP 难问题。已有学者通过引入近似  $l_0$  范数同时应用 PM 技术,得到新的状态辅助空间模型<sup>[15]</sup>,形式如下:

$$\begin{cases} \hat{h}_{k+1} = \hat{h}_k \\ 0 = a(\hat{h}_k) - \varepsilon' \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $a(\hat{h}_k) = \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{h}_k(i)|}{|\hat{h}_k(i)| + \delta}$  为非线性函数,在实际应用中,其线性展开为

$$a(\hat{h}_k) = \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{h}_k(i)|}{|\hat{h}_k(i)| + \delta} + \bar{H}[\hat{h}_k(i) - \hat{h}(i)] + H.O.T \quad (10)$$

其中:  $H.O.T$  为可以忽略的高阶项,  $\bar{H}$  为  $a(\cdot)$  函数的雅克比矩阵,其第  $i$  个元素的表达式为

$$\bar{H}(i) = \begin{cases} \delta / (\hat{h}_k(i) + \delta)^2 & \hat{h}_k(i) \geq 0 \\ -\delta / (-\hat{h}_k(i) + \delta)^2 & \hat{h}_k(i) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

引入扩展卡尔曼滤波架构, Approximate  $l_0$  算法的 PM 阶段的  $\bar{H}$  和更新过程中的信息部分可以改写为

$$\bar{H}_k = [\text{sign}(\hat{h}_k(1)) \times \frac{\delta}{(|\hat{h}_k(1)| + \delta)^2}, \dots, \text{sign}(\hat{h}_k(N)) \times \frac{\delta}{(|\hat{h}_k(N)| + \delta)^2}] \quad (12)$$

$$\hat{h}_{k+1} = \hat{h}_k - K_k \bar{H} \hat{h}_k \quad (13)$$

通过观察可以发现,其本质上是对卡尔曼滤波过程中的稀疏特征较强的列向量赋权,以优化卡尔曼增益矩阵。在工程应用中,由于信道的快速时变性与信号传输的实时性,对扩展卡尔曼滤波的迭代效率提出了更高要求。为了进一步提高 PM 计算阶段的性能,本文定义基于高斯核函数的稀疏特征权值表达式:

$$K = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(\hat{h}_k - y)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

高斯核的定义是信号距离的平均值,近似高斯核变换可以去除无关信息<sup>[16]</sup>,获取冗余信息以作为稀疏度粗估计的外部信息。文献[15]中  $\delta$  为经验常数,在时变条件下运用时具有局限性。因此,本文引入高斯核函数对近似  $l_0$  框架进行进一步改进,PM 计算过程的内部运算部分优化为

$$T_k = \text{sign}(\hat{h}_k) \\ K = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(\hat{h}_k - y)^2}{2\sigma^2}\right)$$

for  $i = 1:1:N$

if  $T_k(i) > 0$

$$\bar{H}_k(i) = T_k(i) \frac{K(i)}{(|\hat{h}_k(i)| + K(i))^2}$$

$$\text{else } \bar{H}_k(i) = T_k(i) \frac{\delta}{(|\hat{h}_k(i)| + \delta)^2 K(i)}$$

end

end

### 3.2 基于微分熵的自适应优化

已有的卡尔曼滤波压缩感知算法通过较多的固定迭代次数以保证迭代次数,在许多场合下可能引入迭代冗余问题,不利于工程使用。本文引入信息论原理,结合贝叶斯理论<sup>[14,17]</sup>,信道估计的不确定度可以以微分熵形式表示为

$$f(h) = - \int p(h) \lg p(h) dx = \frac{1}{2 \lg |\Sigma|} + C \quad (15)$$

其中:  $C$  是与观测矩阵无关的常数,  $\Sigma = (\alpha_0 \hat{h}_k^T \hat{h}_k + A)^{-1}$  ( $A = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)^{-1}$ )。根据信息论原理,  $f(h)$  的值可以表示估计值包含的原始信道相对信息量,即与原始信道系数的接近程度。但在卡尔曼滤波压缩感知中,由于随着迭代次数的增多,影响误差的主要因素由测量误差逐渐转为系统噪声,构建自适应评价指标:

$$s(k) = \overline{|f(h)|} - \sum_{i=1}^k |f_i(h) - \overline{f(h)}| \quad (16)$$

其中:  $\overline{f(h)} = [\sum_{i=1}^k f_i(h)]/k$ ,  $k \geq 2$ 。在贝叶斯压缩感知理论框架中,对于分块测量算法,自适应指标的值随着迭代次数的增加而递减,且递减速度与重构算法的性能增益存在一定关系<sup>[14]</sup>。而在扩展卡尔曼滤波的 PM 阶段,本文设置卡尔曼滤波算法的 PM 阶段收敛的成立条件为: a)  $(s(k) - s(k-1))$  的值是否逐渐递减; b)  $s(k)$  的值是否小于收敛阈值  $\varepsilon$ 。

### 4 仿真与性能分析

为了证明算法的有效性,本文在 MATLAB 平台上对算法进行仿真验证,设置发送的信号功率为 1,设置信道长度为 64,观测矩阵为 PN 序列循环移位组成的托普利兹矩阵。

#### 4.1 扩展卡尔曼滤波压缩感知优化性能分析

为了分析本文算法在扩展卡尔曼滤波框架上的优势,本小节对算法迭代次数与均方误差的变化关系进行分析。设置含噪信道的信噪比为 20 dB,信道稀疏度为 8,考察本文算法与传统的 PM-KFCS 算法(T-KFCS)、Approximate  $l_0$ -KFCS 算法(A-KFCS)的扩展卡尔曼滤波结构迭代过程中重构值的均方误差变化情况,结果如图 1 所示。

从图 1 中可以看出,在相同条件下,本文算法与 A-KFCS 算法相对于传统算法具有较大性能优势,但随着迭代次数增加,本文算法比已有算法收敛更快,均方误差“平底”更低。

#### 4.2 不同信噪比下的估计性能分析

设置含噪信道的信噪比范围为 0~30 dB,信道稀疏度为 8,信噪比变化步长为 5 dB,考察本文算法与 T-KFCS、A-KFCS 和典型压缩感知算法如 OMP、SAMP 算法, SAMP 算法的停止迭代阈值设置为  $10^{-1}$ 。在不同信噪比条件下,对不同算法分别进行 1 000 次 Monte Carlo 仿真,计算平均均方误差与自适应算法的运行总时间,结果如图 2 所示。

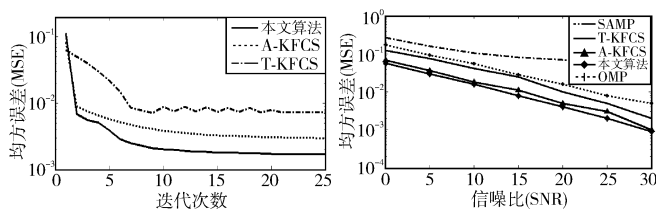


图1 三种算法的  
均方误差变化

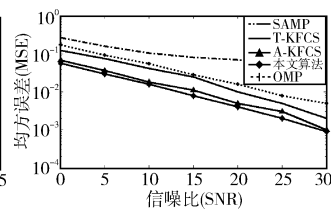


图2 均方误差随  
信噪比的变化情况

从图2可以看出,随着信噪比的增加,各类算法的估计性能都有较大提升,本文算法的估计精度明显优于其他算法。由于本文算法引入了自适应收敛指标,导致迭代次数减少,重构性能有所降低,但引入高斯核函数带来的算法增益有效弥补了这一损失。尤其是在低信噪比条件下,本文算法仍具有较高的重构精度,对于工程实际应用具有很高的实用价值。

#### 4.3 不同稀疏度下的估计性能分析

设置信道的信噪比为10 dB,稀疏度变化步长为2,其他条件不变。仿真结果如图3所示。

从图3可以看出,不同算法的均方误差随着稀疏度变化总体上呈上升趋势,这是由于压缩感知理论框架的固有特性决定的。在不同稀疏度下,本文算法的估计性能明显优于其他算法,对于较高稀疏条件,本文算法仍有一定的鲁棒性。

#### 4.4 运行时间分析

为了分析本文算法引入自适应收敛指标后的时间优化性能,本节考察在相同条件下,本文算法、SAMP算法和传统的PM-KFCS(T-KFCS)的运行时间,参数设置与4.1节相同,仿真结果如图4所示。

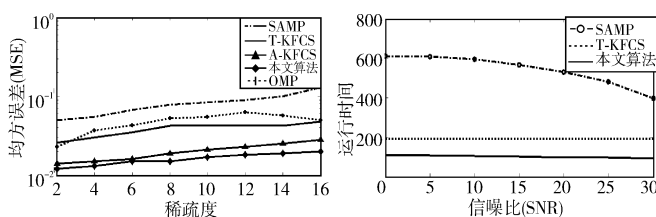


图3 均方误差随稀疏度的  
变化情况

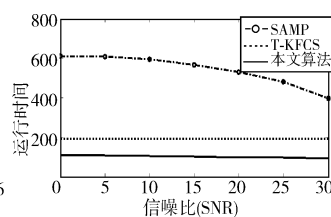


图4 运行时间随  
信噪比的变化情况

从图4可以看出,随着信噪比的提高,各算法的运行时间均有较大幅度下降。传统的PM-KFCS算法由于迭代次数是固定的,运行时间与信噪比没有关联。引入了自适应指标的本文算法在保证运算精度的同时,运行时间比传统卡尔曼滤波压缩感知算法减少一半左右,且运行时间随着信噪比的提升而下降,对于时变信道的快速估计具有很高的价值。

## 5 结束语

本文提出了一种高性能的卡尔曼滤波压缩感知信道估计算法。通过引入高斯核函数,优化了伪测量过程的近似 $l_0$ 范数结构,使算法在同迭代次数下性能有较大幅度提升;结合贝叶斯理论和信息论中的微分熵概念构建自适应指标,对伪测量过程的重构性能进行动态评估,使算法在接近工程要求时可以自动收敛。实验结果表明,本文算法较大程度提高了信道的估计精度,节约了硬件资源与计算时间,具有较好的鲁棒性与稳定性,可以满足工程应用的需要。下一步工作中,可进行信

道变化模型的关联性分析,建立多径信道的高阶AR模型,进一步提升算法的实用性与适用性。

#### 参考文献:

- [1] Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-124.
- [2] Do T T, Gan Lu, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//Proc of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. 2008: 581-587.
- [3] Vaswani N. Kalman filtered compressed sensing[C]//Proc of the 15th IEEE International Conference on Image Processing. 2008: 893-896.
- [4] Cotter S F, Rao B D. Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization[J]. IEEE Trans on Communications, 2002, 50(3): 374-377.
- [5] Carmi A, Gurfil P, Kanevsky D. A simpler method for sparse signal recovery from noisy observations using Kalman filtering[R]. [S.l.]: IBM, 2008.
- [6] Julier S J, Laviola J J. On Kalman filtering with nonlinear equality constraints[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 56(6): 2774-2784.
- [7] Bajwa W U, Haupt J D, Raz G M, et al. Compressed channel sensing[C]//Proc of the 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems. 2008: 5-10.
- [8] Seibert F, Zou Yiming, Ying Lei. Toeplitz block matrices in compressed sensing and their applications in imaging[C]//Proc of International Conference on Information Technology and Applications in Biomedicine. 2008: 47-50.
- [9] Kanevsky D, Carmi A, Horesh L, et al. Kalman filtering for compressed sensing[C]//Proc of the 13th Conference on Information Fusion. 2010: 1-8.
- [10] Chen Baohao, Cui Qimei, Yang Fan, et al. A novel channel estimation method based on Kalman filter compressed sensing for time-varying OFDM system[C]//Proc of the 6th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. 2014: 1-5.
- [11] 田文彪,康健,张洋,等.基于卡尔曼滤波的压缩感知弱匹配去噪重构[J].电子学报, 2014, 42(6): 1061-1067.
- [12] Wang Donghao, Niu Kai, He Zhiqiang, et al. Pilot-aided channel estimation method based on compressed sensing and Kalman filtering in OFDM systems[C]//Proc of IEEE International Conference on Wireless Information Technology and Systems. 2010: 1-4.
- [13] 杨晋生,刘磊,周洁.基于CS的Kalman滤波OFDM信道估计[J].信息技术, 2014(6): 38-41.
- [14] 郭鹏.基于贝叶斯压缩感知的自适应测量算法[J].计算机工程与应用, 2013, 49(9): 200-217.
- [15] 毕瑛琦,张岩.基于卡尔曼滤波的时变稀疏信号快速收敛重构算法[J].计算机应用, 2014, 34(S2): 41-44.
- [16] Zhong Fei, Guo Shuxu, Xu Xu. Joint channel coding based on LDPC codes with gaussian kernel reflecton and CS redundancy[J]. Applied Mathematics and Information Sciences, 2013, 7(6): 2421-2425.
- [17] Ji Shihao, Xue Ya, Lawrence C. Bayesian compressive sensing[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.