

## 基于优化信息算子的 UWB 信道贝叶斯估计

王平, 阮怀林, 樊甫华  
(电子工程学院, 合肥 230037)

**摘要:** 针对压缩感知应用于 UWB 通信信道估计时信息算子的相干性严重影响 UWB 信道估计精度的问题, 提出将优化的信息算子和贝叶斯算法相结合的方法。该方法以互累积相干参数为准则, 首先将加权信息算子通过最优化与正则化得到优化的信息算子, 最后通过贝叶斯算法重构 UWB 信道。理论分析和仿真结果表明优化信息算子的相干性大大减弱, 有效提高了 UWB 信道估计精度, 同时该方法能在较低的压缩比和信噪比条件下实现 UWB 通信信道的准确重建。

**关键词:** 超宽带通信; 贝叶斯压缩感知; 信息算子; 信道估计; 相干性

**中图分类号:** V271.4; TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)02-0036-05

## Bayesian Estimation Algorithm of UWB Channel Based on the Optimized Sensing Matrix

WANG Ping, RUAN Huai-lin, FAN Fu-hua  
(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

**Abstract:** The coherence of sensing matrix may affect seriously the estimation accuracy of Ultra-Wideband (UWB) channel based on Compressive Sensing (CS), thus a method is proposed which combines the optimized sensing matrix with Bayesian algorithm. Taking the cross cumulative coherence as the principle, the optimized sensing matrix is obtained by optimizing and regularizing the weighted sensing matrix. Bayesian algorithm is then used to reconstruct the UWB channel. Both the theoretical analysis and the experimental results show that the optimized sensing matrix has weaker coherence compared with the sensing matrix, and the estimation accuracy of UWB channel is improved effectively. At the same time, the UWB communication channel can be accurately reconstructed with low compressive ratio and SNR.

**Key words:** ultra-wideband communication; Bayesian compressed sensing; sensing matrix; channel estimation; coherence

### 0 引言

超宽带 (Ultra-Wideband, UWB) 通信具有诸多优点, 因而受到广泛关注。在典型信道环境下, UWB 信道虽然含有丰富的多径分量, 但是只有极少的大系数信道冲激响应, 大部分系数都是近零的, 因此 UWB 信道是近似稀疏。在 UWB 接收机的多径合并过程中, 需要多径衰落幅度信息和时延信息, 因而, 信道估计的准确性直接影响超宽带通信系统的性能。

压缩感知 (Compressive Sensing, CS)<sup>[1]</sup> 是一种新的

稀疏信号获取和重建理论, 而 UWB 稀疏多径信道估计问题也可转换为稀疏信号重建问题, 因此, 基于压缩感知理论的信道估计方法<sup>[2-3]</sup> 研究倍受关注。贝叶斯压缩感知 (Bayesian Compressed Sensing, BCS) 是一种基于统计模型的压缩感知算法<sup>[4]</sup>, 与基于范数约束的 CS 算法相比, BCS 无需稀疏度信息且得到的收敛结果即为全局最优解, 在实际应用中体现出了很大优势。文献 [5] 提出基于冗余字典构造感知字典的方法, 所构造的感知字典原子间具有弱相干性, 利用这种感知字典代替稀疏表示冗余字典, 能提高信号重建的精度。本文在此基础上, 提出了基于优化信息算子的贝叶斯重构算法 UWB 通信信道估计方法, 通过降低信息算子的相干性提高信道估计精度; 重构算法采用贝叶斯算法达到无需信道稀疏度等先验信息就能准确重建 UWB

收稿日期: 2013-03-11 修回日期: 2013-03-27

基金项目: 国家自然科学基金 (61171170)

作者简介: 王平 (1987-), 男, 甘肃庆阳人, 硕士生, 研究方向为超宽带通信信号处理和压缩感知理论与应用。

信道的目的。

## 1 压缩感知 UWB 信道估计模型

考虑一个单用户超宽带通信系统,即一个由  $\pm 1$  组成的序列  $a_i$  去调制一个跳时脉冲串,产生的 PAM-TH-UWB 信号为

$$s(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} a_i p(t - i \cdot T_f - c_i T_c) \quad (1)$$

式中: $p(t)$ 为高斯二阶导函数; $a_i$ 为由信息源产生的比特序列,每比特传输的脉冲数为  $N_f$ ;  $T_f$ 为脉冲重复周期; $c_i$ 为跳时(Time Hopping, TH)码的第  $i$ 个元素; $T_c$ 为码片周期;TH码元最大值上界为  $N_h$ ;  $N_p$ 为 TH 码周期,通常  $N_p = N_f$ 。

发送信号  $s(t)$  通过超宽带信道后,接收端信号为

$$r(t) = s(t) * h(t) + e(t) \quad (2)$$

式中, $e(t)$ 是均值为0的加性高斯白噪声。假设 UWB 信道是线性时不变系统,其冲激响应

$$h(t, \tau) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l \delta(t - \tau_l) \quad (3)$$

式中: $L$ 为多径的总数; $\tau_l$ 和  $\alpha_l$ 分别为第  $l$ 条单径的时延与增益。则

$$r(t) = \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l s(t - \tau_l) + e(t) \quad (4)$$

对  $r(t)$  离散化后,得到

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}\mathbf{h} + \mathbf{e} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{r} = [r_0 \ r_1 \ \dots \ r_{N-1}]^T$ 为接收信号向量; $\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{L-1}]^T$ 为信道冲激响应向量。由于 UWB 信道是稀疏的,这里设定  $\mathbf{h}$  中只有  $K$  个非零元素; $\mathbf{e} = [e_0 \ e_1 \ \dots \ e_{N-1}]^T$ 为噪声; $\mathbf{S}$ 为由发射信号生成的稀疏变换矩阵,即

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s(0) & s(-1) & \dots & s(1-L) \\ s(1) & s(0) & \dots & s(2-L) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s(N-1) & s(N-2) & \dots & s(N-L) \end{bmatrix} \quad (6)$$

从式(6)可知, $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{N \times L}$ 是接收信号  $\mathbf{r}$  的稀疏表示变换矩阵,即稀疏信道  $\mathbf{h}$  是信号  $\mathbf{r}$  在稀疏变换  $\mathbf{S}$  域上的投影。随机高斯矩阵与大多数稀疏变换基不相关<sup>[6]</sup>。若采用高斯随机矩阵  $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$  ( $M \ll N$ ) 作为压缩观测矩阵,则压缩观测向量为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{r} = \Phi \mathbf{S} \mathbf{h} + \Phi \mathbf{e} = \Theta \mathbf{h} + \mathbf{n}, \quad \|\mathbf{n}\|_2 \leq \varepsilon \quad (7)$$

式中: $\Theta = \Phi \mathbf{S}$ 称为信息算子; $\mathbf{n}$ 为  $M \times 1$  维。定义压缩比  $\rho = M/N$ ,其中, $M$ 为压缩观测数目, $N$ 是信号  $\mathbf{r}$  的长度。因为系统是线性时不变的,由式(7)可知,信道的估计问题就转变成了由测量向量  $\mathbf{y}$  得到估计值  $\mathbf{h}$  的问题,可将 UWB 信道冲激响应  $\mathbf{h}$  看作输入信号。

为了能够高概率重构出信号,信息算子  $\Theta$  需满足

限制等距性(RIP)<sup>[7]</sup>特性,对应的 RIP 特性可为:如果对于所有的含有不超过  $K$  个非零元素的  $\mathbf{h} \in \mathbf{R}^N$ ,都有  $(1 - \delta_K(\Theta)) \|\mathbf{h}\|_2^2 \leq \|\Theta \mathbf{h}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K(\Theta)) \|\mathbf{h}\|_2^2$  (8) 成立,称信息算子  $\Theta$  以限制等距常数  $\delta_K(\Theta) \in (0, 1)$  满足  $K$  阶 RIP,即  $R_{\text{IP}}(K, \delta_K(\Theta))$ 。

若  $\Theta$  满足  $2K$  阶 RIP 特性(RIP 常数  $\delta_{2K}(\Theta) < \sqrt{2} - 1$ ),那么式(7)可等价于  $l_1$  范数框架下的凸优化求解问题

$$\hat{\mathbf{h}} = \min_{\mathbf{h} \in \mathbf{R}^N} \|\mathbf{h}\|_1 \quad (9)$$

s. t.  $\|\mathbf{y} - \Theta \mathbf{h}\|_2 \leq \varepsilon$ 。

## 2 信息算子优化方法

超宽带信道估计就是要获得实际信道冲激响应向量  $\mathbf{h}$  中非零元素的大小和位置。对于基于压缩感知超宽带信道估计的误差,可以具体分析如下:

$$\hat{\mathbf{h}} = \left| \sum \Theta^T \mathbf{y} \right| = \left| \sum \Theta^T (\Theta \mathbf{h} + \mathbf{n}) \right|; \quad (10)$$

$$\hat{h}_i = \left| \sum_{l=0}^{L-1} \theta_i^T \theta_l h_l + \theta_i^T \mathbf{n} \right| \quad (11)$$

式中, $i = [0, 1, \dots, L-1]$ ,  $L$ 为超宽带信道长度; $\theta_i$ 是  $\Theta$  的第  $i$  个列向量。从式(10)、式(11)中可知,当  $h_l = 0$ ,干扰项  $\theta_i^T \theta_l$  对  $\hat{h}_i$  的估计不会有影响;当  $h_l \neq 0$ ,干扰项  $\theta_i^T \theta_l$  就会使估计值  $\hat{h}_i$  偏离真实值  $h_i$ 。此外,  $\hat{h}_i$  的值也与  $\theta_i$  和噪声  $\mathbf{n}$  的内积有关,内积越小,噪声对估计值  $\hat{h}_i$  的影响越小。

综上,信息算子  $\Theta$  的相干参数越小,噪声越小,重构出的信号与原信号的误差越小,估计信道参数就越精准。

### 2.1 信息算子性能判定准则

由于信息算子  $\Theta$  的限制,等距常数计算困难,实际中常采用相干性判别理论<sup>[8]</sup>衡量  $\Theta$  处理稀疏信号的能力。累积相干参数<sup>[9]</sup>很好地反映了  $\Theta$  列之间的整体相关特性。在累积相干参数  $\mu(k, \Theta)$  的基础上,定义互累积相干参数  $\tilde{\mu}(k, \Theta, D)$ ,即

定义1 互累积相干参数为

$$\tilde{\mu}(k, \Theta, D) = \max_{|A|=k} \max_{i \neq j \in A} \sum_{j \in A} |\langle \theta_i, d_j \rangle| \quad (12)$$

式中: $A$ 表示由  $k$  个列向量的序号所组成的集合; $D$ 为优化后的信息算子。 $\tilde{\mu}(k, \Theta, D)$  越小,优化信息算子  $D$  重建稀疏信号的性能越好。那么,基于非相干性准则优化信息算子的互累积相干参数  $\tilde{\mu}(k, \Theta, D)$  应尽量小。

### 2.2 正则化最优加权信息算子

基于等角紧致框架<sup>[10]</sup>,信息算子  $\Theta$  的格拉姆矩阵  $\mathbf{G} = \Theta^T \Theta$  的非对角线元素远大于0导致存在较大相干性。按照互累积相干  $\tilde{\mu}(k, \Theta, D)$  最小原则,信息算子

的优化应该使得格拉姆矩阵  $\mathbf{G} = \mathbf{D}^T \boldsymbol{\Theta}$  非对角线元素尽量小,这意味着  $\mathbf{G}$  的 Frobenius 范数尽量小。式(11)表明,UWB 信道的估计结果不仅与  $\boldsymbol{\Theta}$  的相干性有关,而且与信息算子和噪声的绝对内积  $\mathbf{d}_i^T \mathbf{n}$  的大小有关。为了限制噪声  $\mathbf{n}$  对优化信息算子  $\mathbf{D}$  构造的影响,对该优化问题进行修正,即

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{M \times L}} & \|\mathbf{D}^T \boldsymbol{\Theta}\|_F^2 + \alpha \|\mathbf{d}_i\|_F^2 \\ \text{s. t.} & \mathbf{d}_i^T \boldsymbol{\theta}_i = 1 \end{aligned} \quad (13)$$

式中,  $0 < \alpha < 1$ ,是与噪声有关的正则化参数,是这两种约束的折衷。由 Frobenius 范数与 2 范数的关系可知,式(13)等价于

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{M \times L}} & \left( \sum_{i=1}^L \left[ \|\boldsymbol{\Theta}^T \mathbf{d}_i\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{d}_i\|_2^2 \right] \right) \\ \text{s. t.} & \mathbf{d}_i^T \boldsymbol{\theta}_i = 1 \end{aligned} \quad (14)$$

针对该优化问题,构造代价函数

$$J(\mathbf{d}_i, \lambda_i) = \frac{1}{2} (\|\mathbf{W} \boldsymbol{\Theta}^T \mathbf{d}_i\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{d}_i\|_2^2) + \lambda_i (1 - \mathbf{d}_i^T \boldsymbol{\theta}_i) \quad (15)$$

对上式分别求  $\nabla_{\mathbf{d}_i} J(\mathbf{d}_i, \lambda_i)$ 、 $\nabla_{\lambda_i} J(\mathbf{d}_i, \lambda_i)$ ,令其为零,得

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{d}_i} J(\mathbf{d}_i, \lambda_i) = \boldsymbol{\Theta} \boldsymbol{\Theta}^T \mathbf{d}_i - \lambda_i \boldsymbol{\theta}_i = 0 \\ \nabla_{\lambda_i} J(\mathbf{d}_i, \lambda_i) = 1 - \mathbf{d}_i^T \boldsymbol{\theta}_i = 0 \end{cases} \quad (16)$$

解得

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{d}}_i = \frac{\mathbf{Q}^{-1} \boldsymbol{\theta}_i}{\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{Q}^{-1} \boldsymbol{\theta}_i} \\ \mathbf{Q} = \boldsymbol{\Theta} \boldsymbol{\Theta}^T + \alpha \mathbf{I}_M \end{cases} \quad (17)$$

由式(17)可知,基于上述构造原则所得到的最优信息算子  $\mathbf{D}$  仅与信息算子  $\boldsymbol{\Theta}$  有关。从以上分析可以看出,希望通过迭代过程将信息算子  $\boldsymbol{\Theta}$  优化得到最优列向量。由于信息算子  $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{S}$ ,所以最优信息算子  $\mathbf{D}$  是与信号信息有关的。因此在构造最优信息算子时,应引入最优原子信息,使得最优信息算子重构性能更好。发现在重构算法重构过程中,信号与信息算子  $\boldsymbol{\Theta}$  的绝对内积在一定程度上反映了构成最优原子的信息,那么在最优信息算子  $\mathbf{D}$  迭代生成过程中引入加权矩阵

$$\mathbf{W} = \text{diag}(|\boldsymbol{\Theta}^H \mathbf{y}|) \quad (18)$$

因此,得到修正形式的信息算子  $\boldsymbol{\Theta} \mathbf{W}$ ,则式(14)优化问题变为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{M \times L}} & \left( \sum_{i=1}^L \left[ \|\mathbf{W} \boldsymbol{\Theta}^T \mathbf{d}_i\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{d}_i\|_2^2 \right] \right) \\ \text{s. t.} & \mathbf{d}_i^T \boldsymbol{\theta}_i = 1 \end{aligned} \quad (19)$$

解得优化的最优加权信息算子  $\tilde{\mathbf{D}}$  的第  $i$  个列向量

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{d}}_i = \frac{\mathbf{Q}^{-1} \boldsymbol{\theta}_i}{\boldsymbol{\theta}_i^H \mathbf{Q}^{-1} \boldsymbol{\theta}_i} \\ \mathbf{Q} = \boldsymbol{\Theta} \mathbf{W}^2 \boldsymbol{\Theta}^T + \alpha \mathbf{I}_M \end{cases} \quad (20)$$

很明显,通过加权矩阵  $\mathbf{W}$  在优化的信息算子中引入了信号的有效信息,理论上提高了信息算子的性能。

综上所述,通过正则化与最优化信息算子,可得优化信息算子  $\tilde{\mathbf{D}}$  的迭代步骤如下所述。

1) 初始化:迭代次数  $k = 1$ ,加权矩阵  $\mathbf{W}^{(0)} = \text{diag}(|\boldsymbol{\Theta}^T \mathbf{y}|)$ ,正则化最优加权信息算子为  $\tilde{\mathbf{D}}^{(0)} = \boldsymbol{\Theta}$ 。

2) 计算矩阵  $\mathbf{Q}^{(k)} = (\tilde{\mathbf{D}}^{(k-1)} \mathbf{W}^{(k-1)} \tilde{\mathbf{D}}^{(k-1)T} + \alpha \mathbf{I}_M)$ 。

3) 更新正则化最优加权信息算子列向量  $\tilde{\mathbf{d}}_i$ :  

$$\tilde{\mathbf{d}}_i^{(k)} = \frac{\mathbf{Q}^{(k-1)-1} \tilde{\mathbf{d}}_i^{(k-1)}}{\tilde{\mathbf{d}}_i^{(k-1)H} \mathbf{Q}^{(k-1)-1} \tilde{\mathbf{d}}_i^{(k-1)}}, i = 1, 2, \dots, L_o$$

4) 更新加权矩阵  $\mathbf{W}$ :  $\mathbf{W}^{(k)} = \text{diag}(|\tilde{\mathbf{D}}^{(k)T} \mathbf{y}|)$ 。

5) 当迭代次数达到设定的值或者满足一定的条件,  $k = k + 1$ ,转第2)步,否则停止迭代。

最后,构造正则化最优加权信息算子  $\tilde{\mathbf{D}} = [\tilde{\mathbf{d}}_1, \tilde{\mathbf{d}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{d}}_L]$ 。需要说明的是,构造正则化最优加权信息算子  $\tilde{\mathbf{D}}$ ,迭代次数预先设定,为了减少计算量,迭代次数不大于5。

### 3 基于优化信息算子的贝叶斯重构 UWB 信道模型

结合提出的优化信息算子方法,通过贝叶斯重构算法得到 UWB 信道冲激响应,得到基于优化信息算子的贝叶斯重构如图1所示。

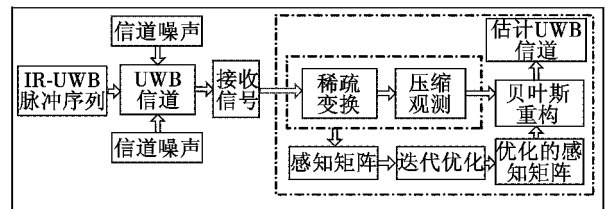


图1 基于优化信息算子的贝叶斯重构 UWB 信道框图

Fig. 1 The block diagram of optimized sensing information used in UWB channel BCS estimation

通过对感知矩阵  $\boldsymbol{\Theta} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{S}$  进行优化得到正则化最优加权感知矩阵  $\tilde{\mathbf{D}}$ ,代入式(7)。根据式(7),贝叶斯的条件概率密度函数为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{h}, \beta_0) = (2\pi\beta_0)^{-M/2} \exp\left(-\frac{1}{2\beta_0} \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{D}} \mathbf{h}\|^2\right) \quad (21)$$

式中,  $\beta_0 = \sigma^{-2}$ 。式(21)中,将信道估计问题转化为  $\mathbf{h}$  可压缩条件下的线性回归问题,其中  $\tilde{\mathbf{D}}$  与  $\mathbf{y}$  已知,只需估计  $\mathbf{h}$  和噪声方差  $\beta_0$ 。由于信号的稀疏性,求解后验概率的贝叶斯解析过程恰是寻找  $\mathbf{h}$  的稀疏解,为了简化问题,用以上零均值的高斯先验稀疏分布来描述  $\mathbf{h}$ ,即

$$p(\mathbf{h}|\boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N N(h_i|0, \beta_i) \quad (22)$$

式中,  $\beta_i$  为稀疏系数向量  $\mathbf{h}$  中第  $i$  个稀疏系数高斯分布的方差值的倒数。

通过式(7)可以知道, 测量向量  $\mathbf{y}$  同样服从均值为零的高斯分布, 即

$$p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \beta_0) = (2\pi)^{-M/2} |\mathbf{B}|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}\mathbf{y}^T \mathbf{B}^{-1} \mathbf{y}\right\} \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{B} = \beta_0 \mathbf{I} + \tilde{\mathbf{D}} \mathbf{A}^{-1} \tilde{\mathbf{D}}^T$ , 为测量向量  $\mathbf{y}$  此时对应的方差;  $\mathbf{A} = \text{diag}(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N)$ , 为以方差倒数为元素的对角矩阵。那么,  $\mathbf{h}$  后验概率密度函数为

$$p(\mathbf{h}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}, \beta_0) = \frac{\{p(\mathbf{y}|\mathbf{h}, \beta_0)p(\mathbf{h}|\boldsymbol{\beta})\}}{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \beta_0)} = (2\pi)^{-M} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{h} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{h} - \boldsymbol{\mu})\right\} \quad (24)$$

那么, 对于给定的  $\boldsymbol{\beta}$  和  $\beta_0$ , 信道冲击响应  $\mathbf{h}$  为多变量的高斯分布过程, 其均值和方差分别为

$$\boldsymbol{\mu} = \beta_0 \sum \tilde{\mathbf{D}}^T \mathbf{y} \quad (25)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = (\mathbf{A} + \beta_0 \tilde{\mathbf{D}}^T \tilde{\mathbf{D}})^{-1} \quad (26)$$

那么, 在测量向量  $\mathbf{y}$ 、感知矩阵  $\tilde{\mathbf{D}}$  已知时, 根据 Type-II 最大似然准则来寻找参数  $\beta_i$  和  $\beta_0$  的分布情况, 所要求取的  $\mathbf{h}$  对应使  $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \beta_0)$  最大化, 即

$$f(\boldsymbol{\beta}, \beta_0) = \max \lg p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \beta_0) = -\frac{1}{2} [\lg |\mathbf{B}| + \mathbf{y}^T \mathbf{B}^{-1} \mathbf{y} + M \lg 2\pi] \quad (27)$$

因此, 迭代过程的变量通过期望最大化算法可得

$$\beta_i^{\text{new}} = \frac{p_i}{\mu_i}, \quad i \in [1, 2, \dots, N] \quad (28)$$

$$(\beta_0)^{\text{new}} = \frac{\|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{D}}\mathbf{h}\|}{M - \sum_i p_i} \quad (29)$$

式中:  $p_i = 1 - \beta_i \Sigma_{ii}$ ;  $\mu_i$  为式(25)求得的向量中的第  $i$  个元素;  $\Sigma_{ii}$  为式(26)求得的后验概率协方差矩阵中的对角线元素。由式(28)、(29)可知,  $\beta_i^{\text{new}}$  与  $(\beta_0)^{\text{new}}$  分别为  $\boldsymbol{\mu}$  和  $\boldsymbol{\Sigma}$  的函数; 从式(25)、(26)可以看出,  $\boldsymbol{\mu}$  与  $\boldsymbol{\Sigma}$  为  $\beta_i$  和  $\beta_0$  的函数。因此, 通过设定一个迭代终止条件, 使得  $\beta_i$  和  $\beta_0$  通过迭代循环达到收敛。最终, 通过迭代得到式(25)就是所要估计的信道冲激响应  $\hat{\mathbf{h}}$ 。

## 4 仿真分析

仿真环境: 采用修正 S-V 信道模型, 收发距离为 3 m, 且为 LOS 的, 参考衰减为 47 dB, 衰减指数为 1.7, 簇平均到达速率  $0.0233 \times 10^9$  (1/s), 脉冲平均到达速率  $2.5 \times 10^9$  (1/s), 簇功率衰减因子为  $7.1 \times 10^{-9}$ , 簇内脉

冲功率衰减因子为  $11 \times 10^{-9}$ , 信道冲激响应的离散时间分辨率为 2 ns, 信道长度  $L = 800$ , 非零多径数目约 80 条。

发送信号: PAM-TH-UWB 信号, 信号平均功率 -30 dBm, 基本波形  $p(t)$  为高斯二阶脉冲,  $p(t)$  形成因子 0.25 ns,  $p(t)$  持续时间为 0.5 ns, 每比特脉冲数  $N_f = 4$ , 脉冲重复周期  $T_f = 25$  ns, 跳时码周期  $N_p = 4$ , 跳时码元最大值上界  $N_k = 3$ , 码片时间为 2 ns, 跳时码为 [1 0 2 1], 采样频率  $f_c = 10$  GHz, 接收信号序列长度  $N = 1000$ 。

仿真中接收机处噪声为加性高斯热噪声, 噪声的标准差  $\sigma = \sqrt{1/N_0}$  由给定的  $R_{s,N} = E_s/N_0$  和计算得到的  $E_s$  (测量的总能量除以发射的脉冲数目) 确定, 通过标准差对噪声的幅度进行尺度约束。测量矩阵采用高斯随机测量矩阵。

实验一 基于优化信息算子的累积相干性分析。

依据式(12)构造优化信息算子, 离线迭代次数为 5, 正则化参数  $\alpha = 0.1$ 。首先, 分别计算信息算子  $\Theta$  的累积相干  $\mu(k, \Theta)$ , 正则化最优加权信息算子与信息算子  $\Theta$  的互累积相干  $\tilde{\mu}(k, \Theta, \tilde{\mathbf{D}})$ 。在计算累积相干参数时, 稀疏度  $K$  的最小值为 2, 最大值设为 30。

当有噪声存在时, 压缩比  $\rho = 0.3$ , (互) 累积相干在不同信噪比时随稀疏度变化曲线如图 2 所示。

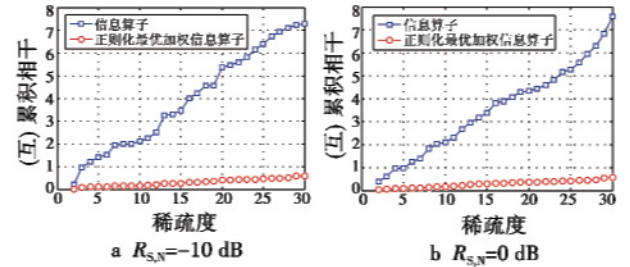


图2 (互) 累积相干与稀疏度关系

Fig.2 Cross cumulative coherence and sparsity

在图 2a 与图 2b 中,  $\tilde{\mu}(k, \Theta, \tilde{\mathbf{D}})$  和  $\mu(k, \Theta)$  总体变化并不明显, 这主要是因为  $\mu(k, \Theta)$  与噪声无关, 而  $\tilde{\mu}(k, \Theta, \tilde{\mathbf{D}})$  则是在优化信息算子过程中引入了正则化参数  $\alpha$  的缘故。此外,  $\tilde{\mu}(k, \Theta, \tilde{\mathbf{D}})$  远小于  $\mu(k, \Theta)$ , 说明优化的方法很好地降低了信息算子的相干性。

实验二 基于优化矩阵的贝叶斯 UWB 信道估计误差分析。

压缩比  $\rho = 0.3$  时, 对于相同的稀疏 UWB 信道及压缩测量数据, 利用贝叶斯重构算法分别对基于信息算子、正则化最优加权信息算子估计 UWB 信道。为直观评价信道估计效果, 定义 UWB 信道相对估计误差为

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{N} \sum_n \frac{\|\hat{\mathbf{h}}_n - \mathbf{h}\|_2}{\|\mathbf{h}\|_2} \quad (30)$$

式中:  $N$  为仿真次数;  $\hat{\mathbf{h}}$  为一次仿真实验估计的 UWB 信道冲激响应;  $\mathbf{h}$  为实际信道。3 种信息算子在不同信噪比环境时重构 UWB 信道的实际效果具体如图 3、图 4 所示。

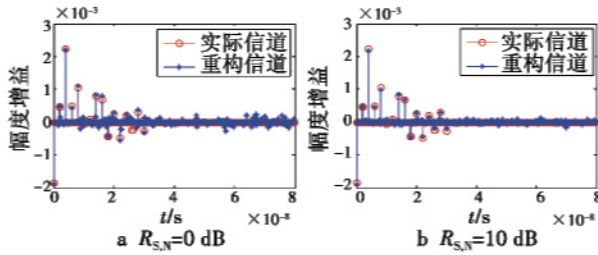


图3 基于信息算子贝叶斯重构 UWB 信道

Fig. 3 Sensing information used in UWB channel BCS estimation

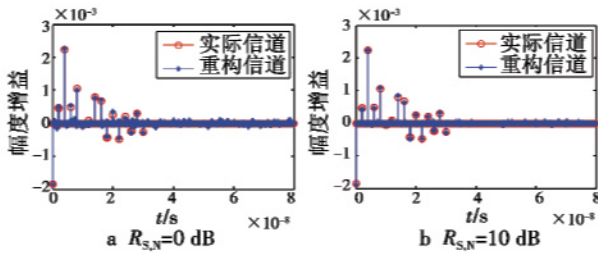


图4 基于正则化最优加权信息算子贝叶斯重构 UWB 信道

Fig. 4 Optimized sensing information used in UWB channel BCS estimation

图 3 表明,信噪比较低时,基于信息算子贝叶斯重构算法的估计误差很大,当信噪比为 0 dB 时,重构信道与实际信道部分不匹配,并且多径系数丢失较多,相对估计误差达 0.45,原因是信息算子  $\Theta$  存在较大的相干性。图 4a 所示的重构信道与实际信道的主要系数基本匹配,相对估计误差接近 0.4。图 4b 中,当信噪比为 6 dB 时,重构信道与实际信道基本上完全匹配,信道相对估计误差约为 0.1,这是因为构造的正则化最优加权信息算子的相干性最小,提高了信道重构的精度。

针对信息算子优化前后重构的 UWB 信道,均进行 500 次 Monte-Carlo 仿真实验,并对估计误差按照式 (30) 进行统计平均。图 5 是在压缩比  $\rho = 0.3$  时,信噪比  $R_{s,N}$  变化范围为  $[-10 \text{ dB}, 20 \text{ dB}]$ , 对应信息算子在不同信噪比时重构误差的比较。图 5 中可见,基于正则化最优加权信息算子的误差相对最小,也就是说,在这种情况下重构的 UWB 信道精度相对最高。

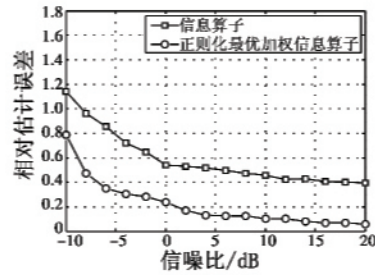


图5 信息算子优化前后 UWB 信道估计误差 ( $\rho = 0.3$ )

Fig. 5 Optimized sensing information of UWB channel estimation MSE performance

## 5 结论

本文研究了压缩感知框架下 UWB 信道估计问题,从降低相干性出发,以互累积相干参数为依据,提出了信息算子的优化方法,同时将贝叶斯算法应用于低信噪比条件下 UWB 信道重建。仿真实验表明,基于优化信息算子的贝叶斯 UWB 信道估计方法不仅降低了信息算子相干性,而且在较低的压缩比和信噪比情况下,实现了 UWB 信道准确估计。

## 参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z M. Ultra-wideband compressed sensing: Channel estimation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(3): 383-395.
- [3] 于华楠, 郭树旭. 基于压缩感知的超宽带信道估计方法的研究 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(6): 1452-1456.
- [4] YU H N, GUO S X. Research on CS-based channel estimation methods for UWB communications [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(6): 1452-1456.
- [5] JI S H, XUE Y, CARIN L. Bayesian compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2346-2356.
- [6] YAN R M, WAN Q, YANG W L. et al. Greedy approach to sparse multi-path channel estimation using sensing dictionary [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2011, 25(6): 544-553.
- [6] BAH B, TANNER J. Improved bounds on restricted isometry constants for Gaussian matrices [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 2010, 31(5): 2882-2898.

(下转第 54 页)

标准要求的系统并且方便集成和测试。例如 STANAG 4586 标准进一步推出了执行工具包(4586CT),能够检验数据链接口(DLI)消息的结构和内容是否符合标准要求。

## 5 结束语

无人机地面控制站的通用化是适应未来联合作战的必然趋势。然而,要实现无人机基于信息系统的体系作战能力,还要求通用地面控制站能够支持网络化、体系化的应用模式。

本文在分析无人机 CGCS 网络化应用模式和功能需求的基础上,研究了支持网络化应用的无人机 CGCS 功能体系以及关键技术,展望了网络化应用下的 CGCS 发展趋势,对开展 CGCS 系统设计具有一定的借鉴意义。

## 参 考 文 献

- [1] 刘重阳. 国外无人机技术的发展[J]. 船舶电子工程, 2010, 30(1):19-23.  
LIU C Y. Development of UAV technology abroad[J]. Ship Electronic Engineering, 2010, 30(1):19-23.
- [2] 樊兴,柳焯. 舰载无人机舰面战术控制系统的应用研究[J]. 船舶电子工程, 2008, 28(5):43-46, 114.  
FAN X, LIU H. Research on the applications of shipborne UAV tactical control system[J]. Ship Electronic Engineering, 2008, 28(5):43-46, 114.
- [3] Cruise Missiles and UAVs Program Executive Office. Operational requirements document for the unmanned aerial vehicle tactical control system, Version 5. 0, with numbered requirements, N00014-97-C-0158[R]. Washington D C: Cruise Missiles and UAVs Program Executive Office, 1997.
- [4] 张杰勇,姚佩阳,孙鹏. 网络化作战 C2 组织设计与应用研究[J]. 电光与控制, 2012, 19(1):42-45, 77.  
ZHANG J Y, YAO P Y, SUN P. Design and application of networked command and control organization[J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(1):42-45, 77.
- [5] U. S. Department of Defense. FY2011-2036 unmanned systems integrated roadmap[R]. USA: U. S. Department of Defense, 2011.
- [6] 王林,张庆杰,朱华勇. 支持联合作战的 UAS 通用地面控制站研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(22):6171-6175.  
WANG L, ZHANG Q J, ZHU H Y. Research of UAS common ground control station with support of joint operations[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(22):6171-6175.
- [7] CHANDA M, DIPLACIDO J, DOUGHERTY J. Proposed functional architecture and associated benefits analysis of a common ground control station for unmanned aircraft systems[R]. Monterey, California: Naval Postgraduate School, 2010.
- [8] 刘新艳,黄显林,吴强. 对地攻击任务规划系统的功能体系框架设计[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(7):1013-1016.  
LIU X Y, HUANG X L, WU Q. Function architecture framework study on air-to-ground attack mission planning system[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2007, 39(7):1013-1016.
- [9] Chairman of National Security Agency. Standardisation agreement (STANAG) 4586: Standard interfaces of UAV Control System (UCS) for NATO UAV interoperability[R]. USA: NATO, 2007.
- [10] 李霞,魏瑞轩,郭庆. 多无人机系统任务管理研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(1):5-9, 31.  
LI X, WEI R X, GUO Q. Study on mission management of multiple UAVs[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(1):5-9, 31.
- (上接第 40 页)
- [7] TSAIG Y, DONOHO D L. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3):533-548.
- [8] DAVENPORT M A, WAKIN M B, BARANIUK R G. Detection and estimation with compressive measurements[R]. Technical Report TREE, Department of Electrical Engineering, Rice University, USA, 2006.
- [9] 李佳,王强,沈毅,等. 压缩感知中测量矩阵与重建算法的协同构造[J]. 电子学报, 2013, 41(1):29-34.  
LI J, WANG Q, SHEN Y, et al. Collaborative construction of measurement matrix and reconstruction algorithm in compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(1):29-34.
- [10] SUSTIK M A, TROPP J A, DHILLON I S, et al. On the existence of equiangular tight frames[J]. Linear Algebra and Its Applications, 2007, 426(2/3):619-635.