

文章编号:1000-582X(2010)04-105-04

## 压缩感知的 UWB 信道盲估计算法

刘郁林,张先玉,和继威,许 舵

(重庆通信学院 DSP 实验室,重庆 400035)

**摘要:**针对超宽带系统采样速率过高难以实现的问题,利用信道稀疏性提出一种基于压缩感知的盲信道估计算法。将接收信号通过一个随机测量矩阵,利用测量信号的一阶统计量建立压缩感知的数学模型,最后利用正交匹配追踪(OMP)算法重构得到估计信道。算法只需很少测量值就可估计出信道,节省了大量的模数转换(ADC)资源,使系统实现成为可能。仿真结果表明算法具有良好的估计性能,且算法的误比特率(BER)性能相比利用准确信道只有2~3 dB的差距。

**关键词:**超宽带;稀疏信道;信道估计;压缩感知;正交匹配追踪

中图分类号:TN911.5

文献标志码:A

## A blind channel estimation algorithm for Ultra Wide-band channel based on compressive sensing

LIU Yu-lin, ZHANG Xian-yu, HE Ji-wei, XU duo

(DSP Lab, Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035)

**Abstract:** The sampling speed for the ultra wide-band (UWB) channel is too high to realize with the existing sampling technology. To solve the problem, a novel blind channel estimation algorithm was presented based on the theory of compressive sensing. Firstly, some measurements are obtained which are linear combinations of the received signals multiplied by a random incoherent measurement matrix. Then, the mathematical model is established by exploiting the first statistics of the measurements. Finally, the orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm is utilized to get the estimating channel parameters. With the proposed algorithm, the number of the measurements need for channel estimation is much smaller than that of the samples needed for the existing algorithms, which reduces the ADC resources greatly. The simulation result shows that the estimation performance of the algorithm is good, while the bit error rate (BER) is only 2~3dB higher than that of the exact channel.

**Key words:** Ultra Wide-Band; sparse channel; channel estimation; compressive sensing; orthogonal matching pursuit

超宽带(ultra wide band, UWB)通信是无线通信领域的一大突破,它基于高带宽实现高速率数据传输。相比其他无线通信系统,它具有高空间频谱效率、高测距精度、低截获概率、高抗多径衰落能力、

低功耗、低成本、小体积等诸多优点和潜力<sup>[1]</sup>。UWB具有的广阔应用前景和理论研究价值使其得到学术界和工业界的广泛关注。

脉冲无线电 UWB 是通过发送一串经过调制的

收稿日期:2009-10-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60672157;60672158);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2009BB2028)

作者简介:刘郁林(1971-),男,重庆大学教授,主要从事盲信号处理、认知无线电、无线传感器网络等方向研究,

(Tel)13594609622; (E-mail)zhangxianyu\_1986@163.com。

极窄脉冲( $<1$  ns)来实现信息的传递。窄脉冲调制具有一些突出优点<sup>[2]</sup>:一方面信息不需经过载波调制,减小了发送机的复杂度;另一方面,脉冲信号的高带宽使其功率谱密度极低,减小对其他窄带通信系统的干扰;另外,脉冲信号多径分辨率高,接收机可充分利用多径分集效应。然而 UWB 仍然存在实现上的困难,比如干扰消除、天线设计、定时同步、信道估计等。文献[3]提到的数字化 UWB 接收机具有极大的灵活性和工艺可实现性,使以上问题得以较好解决。然而,UWB 的高带宽对模数转换器(ADC)提出了极高的采样要求,比如宽度为 0.7 ns 的脉冲,采样速率高达 17.9~35.7 GHz,这在目前的工艺水平下难以实现。因此须采用新的技术使目前的采样速率可以满足数字化接收机的要求。

压缩感知是一种新的采样和感知技术,它利用极少的采样值就可恢复出原始信号<sup>[4]</sup>。在 UWB 信道估计方面,文献[5-6]基于单脉冲响应研究了采用压缩感知的信道估计方法,但算法要求脉冲间隔大于信道延迟,降低了数据速率。且算法要利用训练序列,使得其适用性不广。针对 UWB 信道的稀疏性,采用压缩感知方法对接收信号进行低速率采样,基于采样信号的一阶统计量建立压缩感知的数学模型,最后运用 OMP 算法重构出估计信道。

## 1 压缩感知

假定  $f$  为  $N \times 1$  维列向量,  $f \in R^N$ 。由信号处理的知识可知:任意  $N$  维列向量均可由一组基向量  $\{\varphi\}_{i=1}^N$  来线性组成,令  $\Psi = [\varphi_1 | \varphi_2 | \dots | \varphi_N]$ ,则信号可以表示为如下形式

$$f = \sum_{i=1}^N \varphi_i s_i = \Psi s, \quad (1)$$

其中,  $s$  为  $N \times 1$  维系数向量。自然界内大部分信号在某种域中具有稀疏性,通过选择合适的基向量可使  $s$  中存在一定的零点。假定  $s$  中非零数目不超过  $K$ ,且有  $K \ll N$ 。

压缩感知是已知信号稀疏的情况下,利用较少的测量值而不需要获得全部采样点来感知信息的方法<sup>[7-8]</sup>。

假定  $M \times 1$  维向量  $y$  是通过  $f$  中各元素线性合并得到的,即  $y = \Phi f$ ,其中  $M \times N$  维矩阵  $\Phi$  称为测量矩阵。结合式(1)中得

$$y = \Phi \Psi s = \Theta s. \quad (2)$$

$M \times N$  维矩阵  $\Theta = \Phi \Psi$  称全息基向量组。测量过程是非自适应的,意味着  $\Phi$  是固定的且与信号  $f$  无关。压缩感知是研究如何从  $y \in R^M$  中恢复出  $N$  维稀疏向量  $s$ ,进而重构出信号  $f$ 。因此压缩感知存在 2 个突出问题<sup>[9]</sup>:一是如何设计一个稳定的测量

矩阵  $\Phi$ ,使少数测量值可包括大部分原始信息,这要求  $\Phi$  和  $\Psi$  之间具有好的无关性,在实际应用中测量矩阵元素常采用高斯分布、伯努利分布、或 DFT 变换矩阵的任意  $M$  列组成;另一问题则是如何从测量值中恢复出稀疏信号,即如何寻找一个性能优良的重构算法。

寻找问题的稀疏解,可通过使向量  $s$  的  $l_0$  范数最小化来实现

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_0, y = \Theta s. \quad (3)$$

原则上,若测量矩阵  $\Phi$  满足无关性要求,则可以通过使得  $l_0$  范数最小化得到上述问题的稀疏解。然而,寻找  $l_0$  范数最小化是一个非线性规划问题,求解过程非常复杂。研究人员经过大量研究,发现利用  $l_1$  范数最小化也可得到问题的稀疏解<sup>[10]</sup>

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_1, y = \Theta s. \quad (4)$$

此时转化为线性规划问题,可通过一些追踪算法来实现<sup>[11]</sup>,比如基追踪(BP)算法、匹配追踪(MP)算法、正交匹配追踪(OMP)算法等。其中 OMP 算法性能比 MP 算法优良,计算复杂度低,是一种较好的贪婪算法。

## 2 压缩感知的 UWB 信道估计

考虑 TH-PPM-UWB 通信系统,发送信号可表示为

$$x(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} p(t - iT_s - b_i \Delta) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=0}^{N_f-1} w(t - iT_s - b_i \Delta - jT_f - c_j T_c), \quad (5)$$

其中: $w(t)$ 为发送单脉冲(采用高斯脉冲); $T_s$ 、 $T_f$ 、 $T_c$ 分别表示符号周期、帧周期和码片周期;为单符号的帧数( $T_s = N_f T_f$ ); $c_j$ 为跳时码; $b_i$ 为二进制信息符号(假设 0、1 先验等概分布); $\Delta$ 为调制时间偏移(远小于帧周期  $T_f$ )。

发送信号通过 UWB 信道  $h(t)$  后的接收信号可表示为

$$r(t) = x(t) \cdot h(t) + v(t) = \sum_{i=0}^{L-1} \alpha_i x(t - \tau_i) + v(t), \quad (6)$$

其中: $\alpha_i$ 、 $\tau_i$ 分别表示多径增益和时延; $L$ 为多径数目;是加性高斯白噪声。

由于发送的信号中 0 和 1 等概分布,且  $v(t)$  为加性高斯白噪声,因此可以得到平均接收信号为

$$\bar{r}(t) = E\{y(t)\} = \bar{x}(t) \cdot \bar{h}(t). \quad (7)$$

其中: $\bar{x}(t) = \frac{1}{2} [p(t) + p(t - \Delta)]$ ;  $\bar{h}(t) =$

$$\sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(t - iT_s).$$

因此在  $t \in [0, T_s]$  内,可建立如下离散信号

模型

$$\bar{\mathbf{r}} = \bar{\mathbf{x}} \otimes \mathbf{h}. \quad (8)$$

假设信号以乃奎斯特采样,单个符号采样点为  $N$ ,则上式可转化为矩阵形式为

$$\bar{\mathbf{r}} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{h},$$

其中:  $\mathbf{r} = [\bar{r}(0), \bar{r}(1), \bar{r}(2), \dots, \bar{r}(N-1)]^T$ ,  $\mathbf{h} = [h(0), h(1), h(2), \dots, h(N-1)]^T$ ,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \bar{x}(0) & \bar{x}(N-1) & \dots & \bar{x}(1) \\ \bar{x}(1) & \bar{x}(0) & \dots & \bar{x}(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \bar{x}(N-1) & \bar{x}(N-2) & \dots & \bar{x}(0) \end{bmatrix}.$$

基于以上模型可采用 LS、MMSE 等算法求解。但乃奎斯特采样后  $N$  的数量级至少在  $10^3 \sim 10^4$  之间,估计参数非常庞大,这对算法提出了严峻的挑战。根据文献[12],虽然 UWB 信道多径延迟经采样点可达到  $10^3$  的数量级,但 70~80 条多径占有信道大部分能量,因此信道具有很强的稀疏性。另外矩阵  $\mathbf{X}$  的列向量可视为向量  $\bar{\mathbf{r}}$  的一组基向量,此时可令  $\Psi = \mathbf{X}$ ,则有  $\bar{\mathbf{r}} = \Psi \cdot \mathbf{h}$ ,信道  $\mathbf{h}$  可视为  $\bar{\mathbf{r}}$  的分解系数向量。

将接收信号  $\mathbf{r}$  通过随机测量矩阵  $\Phi$ ,即  $\mathbf{y}_i = \Phi \mathbf{r}_i$  (下标  $i$  表示第  $i$  个符号)。根据文献[13]中可知,测量数目  $M$  为向量非零值数目的 2~6 倍就能以高概率恢复出原始信号,此时仍然满足  $M \ll N$ 。

将测量值取平均可得到:

$$\bar{\mathbf{y}} = E\{\mathbf{y}\} = E\{\Phi \mathbf{r}\} = \Phi \Psi \mathbf{h} = \Theta \mathbf{h}. \quad (9)$$

平均测量值可通过 2 种途径得到:可先将接收模拟信号取平均,然后通过随机测量矩阵抽样即可,这种方法只需一次采样,降低了采样器的要求,但此种方法对模拟器件提出了较高要求;第二种方法是对每个符号经过随机测量矩阵后进行采样,之后将采样值取平均,当然这对采样器要求较高。在实际应用中,可视具体情况选择合适的方法。式(9)即为压缩感知的标准数学模型,因此可通过适当的重构算法得到信道估计值  $\hat{\mathbf{h}}$ 。在压缩感知中,常采用匹配追踪(MP)、正交匹配追踪(OMP)等重构算法进行稀疏信号的重构。MP 算法是目前进行信号稀疏分解的常用算法[5],OMP 算法是在 MP 算法基础上的一种改进算法,OMP 算法首先将过完备库中的基向量利用 Gram-Schmidt 正交化进行处理,然后再将信号在这些正交向量上投影,得到信号在这些正交原子上的投影。这样 OMP 算法在有限步长内就可收敛,因此从分解效果上讲 OMP 算法的收敛速度更快,另外利用相同的向量个数表示目标向量时(即稀疏性相同),OMP 算法的表示精度更高,鉴于此,采用 OMP 算法进行信号重构。具体过程如下

1)初始化:令剩余向量  $\mathbf{r}_0 = \bar{\mathbf{y}}$ ,抽头索引集合  $I$

$= \varphi$ ,抽头系数  $\hat{\beta} = 0, \beta \in R^M$ ;

2)在  $\Theta$  中寻找与剩余向量最匹配的向量并将其索引加入集合  $I$  中:  $n_i = \arg \max_{i=1, \dots, N} \frac{[\mathbf{r}_{i-1}, \theta_i]}{\|\theta_i\|^2}, \mathbf{I} =$

$[I, n_i]$ ,其中  $\theta_i$  表示  $\Theta$  的第  $i$  列;

3)使选定向量与之前选择的向量组正交:  $\gamma_i =$

$$\theta_{n_i} - \sum_{p=0}^{i-1} \frac{[\theta_{n_i}, \gamma_p]}{\gamma_p^2} \gamma_p;$$

4)更新抽头系数向量和剩余向量:  $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} -$

$$\frac{[\mathbf{r}_{i-1}, \gamma_i]}{\gamma_i^2} \gamma_i, \hat{\beta}_i = \frac{[\mathbf{r}_{i-1}, \gamma_i]}{\gamma_i^2};$$

5)若  $\|\mathbf{r}_i\|_2 < \epsilon y_2$ ,则迭代终止,否则返回第 2)步。

上述算法将向量  $\bar{\mathbf{y}}$  分解到一组正交基  $\Gamma =$

$$[\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_M]$$
 上为  $\bar{\mathbf{y}} = \sum_{p=1}^M \frac{[\bar{\mathbf{y}}, \gamma_p]}{\gamma_p^2} \gamma_p$ 。

考虑正交前后 2 组基之间的关系:  $\Theta_i = \Gamma \mathbf{R}$ ,其中  $\Theta_i = [\theta_{n_1}, \theta_{n_2}, \dots, \theta_{n_M}]$  称为毁伤基,  $\bar{\mathbf{y}} = \Gamma \beta = \Theta_i \alpha_i = \Gamma \mathbf{R} \alpha_i$ ,  $\alpha_i$  称为毁伤系数,则有:  $\alpha_i = \mathbf{R}^{-1} \beta$ 。

此时可得到信道的估计为

$$\hat{h}(i) = \begin{cases} \alpha_{i,j} & i = n_j \in I, \\ 0 & i \notin I. \end{cases} \quad (10)$$

得到的信道估计值可用于确定 RAKE 接收机的抽头系数,比如选择性分集接收或最大合并比分集等。另外也可利用信道估值产生参考信号,计算接收信号和参考信号的相关值,通过判断相关器输出值的极性来判断发送的二进制数据。利用估计信道产生参考信号为

$$v_{ref}(t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} (p(t - iT_s) - p(t - iT_s - \Delta)) \cdot \hat{h}(t). \quad (11)$$

将接收信号通过相关器输出为

$$s_k = \int_{kT_s}^{(k+1)T_s} r(t) \cdot v_{ref}(t) dt. \quad (12)$$

此时可通过判断  $s_k$  是大于还是小于 0,可判决出第  $k$  个比特为 0 还是 1。此种方法只需利用单个模拟相关器,而相关器输出值可采用帧采样甚至符号率采样,大大降低了采样速率,使得 UWB 接收机实现更为简单。

### 3 实验仿真

为验证算法性能进行了实验仿真。仿真时参数设置如下:UWB 发送脉冲信号  $w(t)$  为高斯信号的一阶微分形式,脉冲宽度为 0.65 ns 且能量归一化;调制参数为:  $T_f = 40$  ns,  $N_f = 3$ ,  $\Delta = 2$  ns,调制信息为随机二进制序列,且 0、1 先验等概。发送的模拟信号时间分辨率为 50 ps(即采样速率为 20 GHz,远大于乃奎斯特采样速率)。

仿真时采用 IEEE802.15.4a 工作组提交的信道模型,信道的最大时延为 120 ns(文献[12],实际信道时延通常也不会超过 120 ns)。测量矩阵采用随机产生的伯努利分布数据。在采用 OMP 算法重构时假定重构误差不超过 0.01%,即  $\epsilon=10^{-4}$ 。

图 1 为 UWB 信道的一个实现和利用压缩感知算法估计的信道,仿真时测量值数目  $M=5K$ 。信噪比(SNR)为 20 dB。从图中可以看出,采用压缩感知技术估计的信道  $\hat{h}$  能很好地匹配原始信道  $h$ ,并且相比  $h$ , $\hat{h}$  只有微小的幅度差异。经过大量仿真发现,70~120 个非零抽头占据信道 95% 以上的能量,而以采样速率信道抽头数目为 2 400。利用压缩感知只需要  $\frac{1}{7} \sim \frac{1}{3}$  的原始采样点数就可完成信道估计,大大降低了采样速率减小了数据处理量。

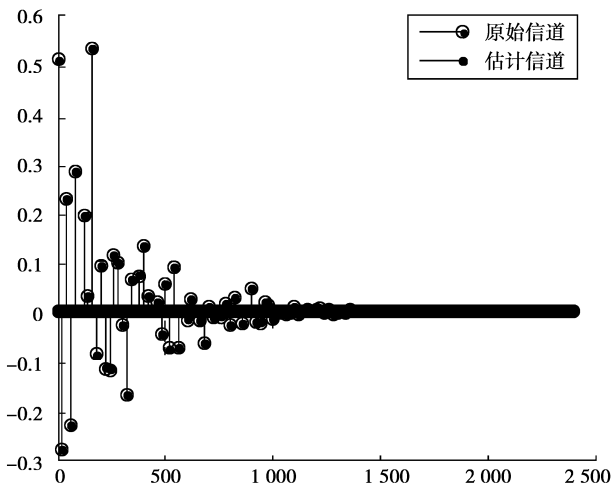


图 1 原始信道和估计信道对比图

同时利用上述信道和实验条件仿真了正确重构概率和测量值  $M$  之间的关系,如图 2 所示。为使仿真具有可比性, $K$  值固定为 110。从图中可见,随着  $M$  的增大正确重构率不断提高,这是由于随着  $M$  的增大测量值将包含更多信息,正确重构的概率就更大。当测量值的数目大约为  $K$  的 4 倍时,信号几乎可以准确无误被重构。

另外,可利用误比特率(BER)来分析算法估计性能。仿真时,分别利用估计信道和准确信道形成参考信号,利用相关器输出解调二进制数据。利用 500 个随机信道,每次解调的比特数为 20 000,将结果取平均,如图 3。可见,估计信道的 BER 性能与原始信道性能相差不多,只有 2~3 dB 的差距。这说明压缩感知技术能收集大部分的信号能量,可用于 UWB 系统中。

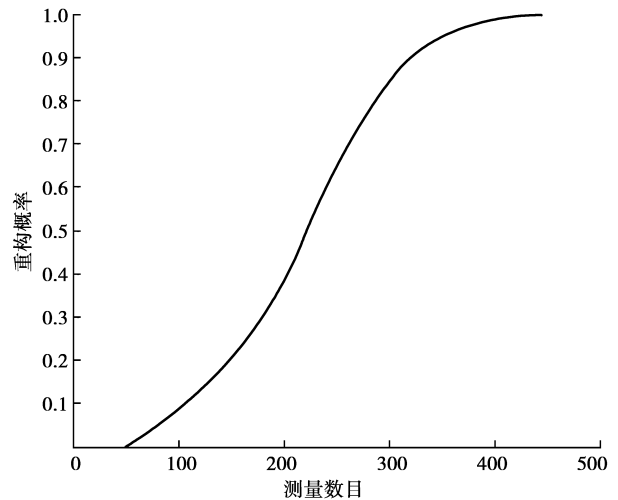


图 2 正确重构概率与测量值数目的关系

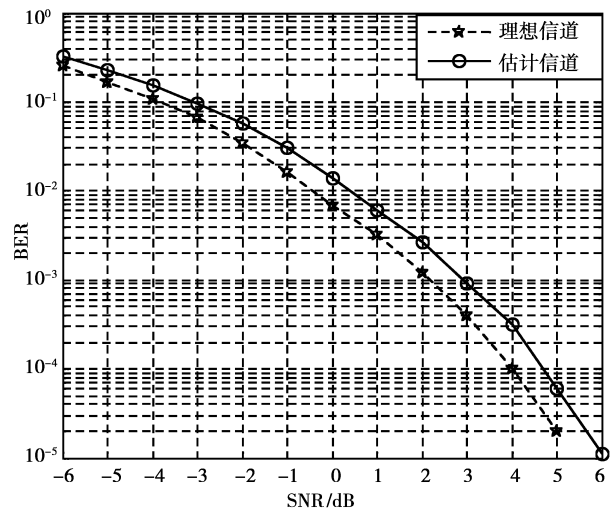


图 3 信道的误比特率(BER)性能

## 4 结 论

针对 UWB 信道的稀疏性,提出一种新的基于压缩感知的信道估计算法。将接收信号通过一个随机测量矩阵得到测量值,且测量值数目远小于原始信号采样数。利用测量值的一阶统计量构建压缩感知的数学模型,最后利用重构算法估计出信道。算法利用接收信号的一阶统计量,不需要发送训练序列,因此是一种全盲算法。仿真表明算法仅需要很少的测量值就可完成信道估计,降低了数据采样率,算法效率较高。

但利用压缩感知理论也提出了一些新的挑战,比如如何选择更优的测量矩阵,针对 UWB 系统寻找效率更高的重构算法,利用压缩感知技术时如何保持系统的同步等,针对这些问题还需要进行深入研究。

(下转第 114 页)

- [12] WEI B, SHARIF M Y, BINNIE T D, et al. Adaptive PN code acquisition in multi-path spread spectrum communications using FPGA [C] // International Symposium on Signals, Circuits and Systems, Romania; IEEE, 2007;1-4
- [13] 何在民, 胡永辉, 魏敬法, 等. 基于 FPGA 的数字匹配滤波器的实现[J]. 时间频率学报, 2008, 31(1):114-120.  
HE ZAI-MIN, HU YONG-HUI, WEI JING-FA, et al. A digital matched filter realized based on FPGA[J]. Journal of Time and Frequency, 2008, 31(1):114-120.
- [14] SI L, CHENG T. Efficient FPGA implementation of spread spectrum transceiver [C] // The 9th International Conference on Advanced Communication Technology. Korea; IEEE, 2007;464-467.
- [15] SAINI I, SARIN R K, KHOSLA M, et al. Design of a high speed and low power digital matched filter for CDMA system [C] // Asia-Pacific Conference on Applied Electromagnetics, Malaysia; IEEE, 2007;1-5.

(编辑 侯 湘)

~~~~~

(上接第 108 页)

## 参考文献:

- [1] DI BENEDETTO M G, KAISER T, MOLISH A F, et al. UWB communication systems; a comprehensive overview [M]. [S. 1]: Hindawi Publishing Corporation, 2006;1-17.
- [2] QIU R C, SCHOLTZ R A, SHEN X. Guest editorial special section on ultra-wideband wireless communications—a new horizon[J]. IEEE Transactions Vehicular Technology, 2005, 54(5):1525-1527.
- [3] BLAZQUEZ R, LEE F S, WENTZLOFF D D, et al. Digital architecture for an ultra-wideband radio receiver [C] // 2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. Orlando, USA; IEEE, 2003;1303-1307.
- [4] BARANIUK R. Compressive sensing[C]// 2008, 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems. Princeton, USA; IEEE, 2008; iv-v.
- [5] 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.
- [6] PAREDES J L, ARCE G R, WANG Z M. Compressed sensing for ultrawideband impulse radio [C] // 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Honolulu, HI, USA; IEEE, 2007; III-553-III-556.
- [7] ROMBERG J. Imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):14-20.
- [8] COHEN A, DAHMEN W, DEVORE R. Compressed sensing and best k-term approximation[J]. Journal of the American Mathematical Society, 2009, 22(1):211-231.
- [9] CANDES E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE in Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [10] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of equations, the minimal 1-norm near-solution approximates the sparsest near-solution [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(7):907-934.
- [11] DUARTE M F, DAVENPORT M A, WAKIN M B, et al. Sparse signal detection from incoherent projections[C] // ICASSP' 2006. Toulouse, France; IEEE, 2006;305-308.
- [12] MOLISCH A F, BALAKRISHNAN K, CASSISLI D, et al. IEEE 802.15.4a Channel Model—Final Report [R]. [S. 1]: IEEE, 2005.
- [13] CANDES E, ROMBERG J. Robust signal recovery from incomplete observations [C] // 2006 IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, Georgia; IEEE, 2006;1281-1284.

(编辑 侯 湘)