文章编号:1004-9037(2013)03-0301-06

基于梯度追踪的压缩感知超宽带通信信道估计

王蔚东[1,2] 杨俊安[1,2]

(1.电子工程学院404室,合肥,230037;2.安徽省电子制约技术重点实验室,合肥,230037)

摘要:针对现有压缩感知超宽带信道估计方法运算复杂度较高的问题,提出了基于梯度追踪算法的压缩感知超宽带信道估计方法。将超宽带信道估计转化为压缩感知的重构问题,并使用梯度追踪算法进行重构得到信道估计值,最终实现信息解调。梯度追踪算法通过每步计算目标函数的负梯度方向和搜索步长,使目标函数沿负梯度方向以此步长搜索得到每步重构值的最优解,从而避免了正交匹配追踪算法中高维度最小二乘运算以及基追踪算法中求解凸优化问题所导致的运算复杂度高的缺点。仿真结果表明该方法相对于正交匹配追踪算法和基追踪算法能够降低运算复杂度,提高运算速度,同时依然能够保证估计效果。

关键词:信道估计;压缩感知;超宽带;负梯度;搜索步长

中图分类号:TN911.5 **文献标志码**:A

Ultra Wide-Band Channel Estimation Through Compressed Sensing Based on Gradient Pursuits

Wang Weidong[1,2], *Yang Junan*[1,2]

(1. Lab 404, Electronic Engineering Institute, Hefei, 230037, China;
2. Key Laboratory of Electronic Restriction of Anhui Province, Hefei, 230037, China)

Abstract: An ultra wide-band (UWB) channel estimation method based on gradient pursuit (GP) algorithm is proposed. UWB is a newly developed high-speed wireless communication technology. It is difficult to sample it directly as its wider band width. However, compressed sensing(CS) provides a novel way with lower sampling speed. Considering the high complexity of current CS-UWB channel estimation method, UWB channel estimation is transformed as a CS reconstruction problem. Then GP algorithm is used to obtain the estimated channel value and decode the UWB signal. GP algorithm computes the negative gradient direction and the searching step size of objective function at each iteration, then objective function is searched at the negative gradient direction and step size to find optimum. The method avoids to compute the high dimensional least square problem in orthogonal matching pursuit(OMP) algorithm and the convex optimization problem in basis pursuit(BP) algorithm with complicated computation. The simulation results show that the method can reduce the computational complexity, increase the computational speed compared with OMP and BP algorithms, and remain the excellent estimation performance.

Key words: channel estimation; compressed sensing; ultra wide-band; negative gradient; searching step size

引言

超宽带(Ultra wide-band,UWB)技术是一种新颖的无线通信技术,它具有高频谱利用率、高传输速率、低截获概率、低功耗、低成本等诸多优点和潜力[1],并且避免了与现有的无线通信手段抢夺日益紧张的频谱资源,在民用和军用通信中都有着广阔

基金项目:安徽省自然科学基金(1308085QF99)资助项目。

收稿日期:2012-02-07;**修订日期**:2012-05-22

的应用前景。由于UWB发射信号极低的功率谱密度,要想从复杂的电磁环境中准确地检测出UWB通信信号并实现发送信息的正确解调,对UWB通信信道的估计十分重要。但是由于UWB信号极宽的带宽,目前的硬件水平难以实现对其按照Nyquist采样定律要求的采样速率进行采样。压缩感知理论[2]是一种全新的信号低速采样理论并且已经在诸多领域有了实际应用[3-4]。它能够从较少的欠采样值中高概率重构出原信号。文献[5]阐述了压缩感知UWB信道估计的基本原理,并指出将采样速率降至原速率的24%~48%也可以保证通信质量。

目前在对压缩感知UWB信道估计方法的研究中,效果较好的重构算法有正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法[6]和基追踪(Basis pursuit, BP)算法[7]等。OMP算法每步迭代都要对一个不断扩充的矩阵进行最小二乘运算[8],在信号维度较高的情况下运算复杂度较高,运算速度较慢。而BP算法要求解一个凸优化问题[9],在信号非严格稀疏的情况下,运算复杂度要远高于OMP算法,这两者都不能较好地满足UWB通信系统对实时性的要求。文献[10]提出了梯度追踪(Gradient pursuit, GP)算法,该算法是基于最速下降法理论进行求解的算法,通过选择合适的搜索方向和搜索步长进行最优解的搜索,能够有效降低运算复杂度,同时能够保证较好的重构效果。本文将GP算法应用于压缩感知UWB信道估计,提出了基于梯度追踪的压缩感知UWB信道估计方法,显著降低了运算复杂度,提高了运算速度。仿真结果表明了该方法的有效性。

1 压缩感知UWB信道估计

假设单用户脉冲幅度调制(PAM)IR-UWB通信系统的发送信号 $\boldsymbol{s}(t)$ 为

$$\boldsymbol{s}(t)=\sum_{i=0}^{N_f-1} b_i p(t-iT_f)=\sum_{i=0}^{N_f-1}\sum_{j=0}^{N_p-1} b_i p(t-iT_f-jT_p) \tag{1}$$

式中:UWB通信系统中常选用一阶、二阶、五阶或更高阶高斯导函数作为发送脉冲 $p(t)$,按照UWB信号的定义,脉宽一般为纳秒或亚纳秒级;T_f 和 T_P 分别为帧周期和单个脉冲周期;N_f 为单个数据包内的码元个数;b_i 为其中的第 i 个码元;N_p 为一帧内的脉冲个数,即用 N_p 个脉冲信号传送码元 b_i。

经过信道 $h(t)$ 传输后的UWB接收信号为

$$r(t)=\boldsymbol{s}(t)*h(t)+w(t)=\sum_{l=0}^{L-1}\alpha_l \boldsymbol{s}(t-\tau_l)+w(t) \tag{2}$$

式中:L 为信道多径总数;α_l 和 τ_l 分别为第 l 条多径的增益和时延;$w(t)$ 为信道加性高斯白噪声。式(2)的矩阵形式为

$$\boldsymbol{R}=\boldsymbol{SH}+\boldsymbol{W} \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{R}=[r(0),r(1),\cdots,r(N-1)]^{\mathrm{T}}$ 为接收信号序列;$\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{s}(0) & \boldsymbol{s}(N-1) & \cdots & \boldsymbol{s}(1)\\ \boldsymbol{s}(1) & \boldsymbol{s}(0) & \cdots & \boldsymbol{s}(2)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \boldsymbol{s}(N-1) & \boldsymbol{s}(N-2) & \cdots & \boldsymbol{s}(0)\end{bmatrix}$ 为发送信号 $\boldsymbol{s}(t)$ 扩充成的矩阵;$\boldsymbol{H}=[h(0),h(1),\cdots,h(N-1)]^{\mathrm{T}}$ 为信道冲激响应序列;$\boldsymbol{W}$ 为与信号无关的噪声序列。

压缩感知理论的主要思想是基于信号在某个变换域中的稀疏性,利用非方阵的投影矩阵对信号进行欠采样处理,从较少的投影值中可以高概率重构出原信号。根据IEEE 802.15.4a工作组发布的关于UWB信道模型仿真的报告[11],在UWB通信信道的大量多径响应中,大约1/10~1/3的非零多径就占有整个信道冲激响应80%以上的能量,即待估计的信道冲激响应 $h(t)$ 在信号 $\boldsymbol{s}(t)$ 的变换域中是稀疏的。采用 $M\times N$ 维随机矩阵($M\ll N$)作为投影矩阵 Φ 对接收信号进行降维(欠采样),得到投影值为

$$\boldsymbol{y}=\Phi\boldsymbol{R}=\Phi\boldsymbol{SH}+\Phi\boldsymbol{W}=\Theta\boldsymbol{H}+\boldsymbol{V} \tag{4}$$

式中:投影值 $\boldsymbol{y}$ 为 $M\times 1$ 维列向量;$\boldsymbol{V}$ 为噪声分量。一般选取随机高斯矩阵作为投影矩阵 Φ,它与大多数固定正交基不相关。

式(4)是压缩感知理论的标准数学模型,信道估计问题即转化为对信道向量 $\boldsymbol{H}$ 的重构。对式(4)的求解可转化为最小 l_0 范数问题

$$\hat{\boldsymbol{H}}=\arg\min\|\boldsymbol{H}\|_0 \quad \text{s.t.}\ \boldsymbol{y}=\Theta\boldsymbol{H} \tag{5}$$

这是一个NP-hard问题,缺乏有效的算法。也可以近似转化为凸优化问题求解[9]

$$\hat{\boldsymbol{H}}=\arg\min\|\boldsymbol{H}\|_1 \quad \text{s.t.}\ \boldsymbol{y}=\Theta\boldsymbol{H} \tag{6}$$

图1为压缩感知理论应用于UWB信道估计的总体框图。对UWB接收信号进行随机欠采样,利用压缩感知理论对信道冲激响应进行重构,最终

通过信道估计值解调出发送信息。

图 1　UWB 压缩感知信道估计框图

2　基于梯度追踪的 UWB 压缩感知信道估计

GP 算法是基于最速下降法理论求解的压缩感知重构算法。最速下降法是指以当前目标函数的负梯度方向作为搜索方向，并且在该方向上寻找迭代点使目标函数值下降最快的方法。

2.1　梯度追踪算法的数学原理

考虑最小化问题

$$\min\left(\frac{1}{2}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}-\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}\right) \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{c}$ 为同维度的列向量；$\boldsymbol{A}$ 为 Hermite 正定矩阵。

令 $f(\boldsymbol{H})=\frac{1}{2}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}-\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}$，则式(7)等价于求 $\boldsymbol{H}$ 使 $f(\boldsymbol{H})$ 最小。假设函数 $f(\boldsymbol{H})$ 连续可导，其 Taylor 级数展开式可以写成如下形式

$$f(\boldsymbol{H})=f(\boldsymbol{H}_k)+(\boldsymbol{H}-\boldsymbol{H}_k)^{\mathrm{T}}\nabla f(\boldsymbol{H}_k)+o(\|\boldsymbol{H}-\boldsymbol{H}_k\|) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{H}_k$ 为第 k 步迭代时对目标向量 $\boldsymbol{H}$ 的重构值，$\nabla f(\boldsymbol{H}_k)$ 代表函数 $f(\boldsymbol{H}_k)$ 对 $\boldsymbol{H}_k$ 求偏导，且 $\nabla f(\boldsymbol{H}_k)=\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}_k-\boldsymbol{c}$。

令

$$\boldsymbol{H}-H_k=a_k\boldsymbol{x}_k \tag{9}$$

式中：a_k 为下一步的搜索步长，它是一个标量；$\boldsymbol{x}_k$ 为与 $\boldsymbol{H}_k$ 同维度的列向量。从式(8)和式(9)中可以看出，若 a_k 固定，当且仅当 $\boldsymbol{x}_k=-\nabla f(\boldsymbol{H}_k)$ 时，函数 $f(\boldsymbol{H})$ 可以取得最小值。由于 $\nabla f(\boldsymbol{H}_k)$ 就是函数 $f(\boldsymbol{H})$ 在迭代值 $\boldsymbol{H}_k$ 处的梯度向量，所以最速下降方向就是负梯度方向 $-\nabla f(\boldsymbol{H}_k)$。

令最速下降方向为 $-\nabla f(\boldsymbol{H}_k)=\boldsymbol{d}_k$，则下一步迭代的重构值为

$$\boldsymbol{H}_{k+1}=\boldsymbol{H}_k+a_k\boldsymbol{d}_k \tag{10}$$

当前迭代计算出的下一步搜索步长 a_k 满足

$$f(\boldsymbol{H}_{k+1})=\min_{a_k>0}f(\boldsymbol{H}_k+a_k\boldsymbol{d}_k) \tag{11}$$

令

$$g(a_k)=f(\boldsymbol{H}_k+a_k\boldsymbol{d}_k) \tag{12}$$

则对式(11)的求解变为求 a_k 使式(12)最小。将式(12)对 a_k 求偏导得到

$$\frac{\partial f(\boldsymbol{H}_k+a_k\boldsymbol{d}_k)}{\partial a_k}=\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{T}}\nabla f(\boldsymbol{H}_k+a_k\boldsymbol{d}_k)=a_k\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{d}_k-\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}_k \tag{13}$$

当式(13)为 0 时，解得

$$a_k=\frac{\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}_k}{\boldsymbol{d}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}\boldsymbol{d}_k} \tag{14}$$

式(14)就是最速下降法的最佳搜索步长。

2.2　基于梯度追踪的压缩感知 UWB 信道估计实现步骤

在压缩感知 UWB 信道估计中，假定第 k 步的重构支撑集为 Θ_{Γ^k}，上一步迭代得到的重构向量为 $\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}$，则目标函数为

$$\hat{\boldsymbol{H}}=\arg\min\|\boldsymbol{y}-\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}\|_2^2 \tag{15}$$

第 k 步迭代就是要求出重构向量 $\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^k}$ 使重构误差函数最小。将式(15)中的 l_2 范数展开，得到

$$\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}-\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}-\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}+\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}} \tag{16}$$

使重构误差最小等价于使 $\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}+\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}-\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}$ 最大。观察发现 $\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}=(\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y})^{\mathrm{T}}$ 且 $\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}\in\mathbf{R}$。那么，计算重构误差函数的最小值可以等价为求解如下二次规划问题

$$\min\left(\frac{1}{2}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}-\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}\right) \tag{17}$$

比较式(17)与式(7)可以发现，两者要解决的是相同的问题，即压缩感知 UWB 信道估计与 GP 算法的目标函数形式一致，那么可以考虑将 GP 算法应用于压缩感知 UWB 信道估计。

对式(17)中的 $\hat{H}_{\Gamma^{k-1}}$ 求偏导数，得到梯度向量 $\nabla f(\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}})$ 为

$$\nabla f(\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}})=\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}(\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}-\boldsymbol{y}) \tag{18}$$

则最速下降方向即负梯度方向 $\boldsymbol{d}_k$ 为

$$\boldsymbol{d}_k=-\nabla f(\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}})=\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{y}-\Theta_{\Gamma^k}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}})=\Theta_{\Gamma^k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{r}^{k-1} \tag{19}$$

式中 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 为上一步迭代得到的信号残差。根据式(14)，搜索步长 a_k 为

$$a_k=\frac{\langle\boldsymbol{d}_k,\boldsymbol{d}_k\rangle}{\langle\Theta_{\Gamma^k}\boldsymbol{d}_k,\Theta_{\Gamma^k}\boldsymbol{d}_k\rangle}=\frac{\langle\boldsymbol{r}^{k-1},\boldsymbol{c}_k\rangle}{\|\boldsymbol{c}_k\|_2^2} \tag{20}$$

式中 $\boldsymbol{c}_k=\Theta_{\Gamma^k}\boldsymbol{d}_k$。

使用 GP 算法对信道向量 $\boldsymbol{H}$ 进行重构，在迭

代开始之前,令初始信号残差 $\boldsymbol{r}^0=\boldsymbol{y}$;重构向量 $\hat{\boldsymbol{H}}=0$;索引集 $\Gamma^0=\varnothing$;迭代次数 $k=0$。算法流程如下:

(1)k 步迭代时,找出矩阵 Θ 中与 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 关联性最大的原子 Θ_{i_k},即满足 $|\langle \boldsymbol{r}^{k-1},\Theta_{i_k}\rangle|=\sup\limits_{i\in\{1,2,\cdots,N\}}|\langle \boldsymbol{r}^{k-1},\Theta_i\rangle|$;

(2)将该原子的索引 i_k 存入索引集,并根据该索引集更新重构支撑集:$\Gamma^k=[\Gamma^{k-1},\boldsymbol{i}_k]$,$\Theta_{\Gamma^k}=[\Theta_{\Gamma^{k-1}},\Theta_{i_k}]$;

(3)分别利用式(19)和式(20)计算负梯度方向 $\boldsymbol{d}_k$ 和搜索步长 a_k;

(4)根据负梯度方向 $\boldsymbol{d}_k$ 和搜索步长 a_k 更新重构向量,即 $\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^k}=\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{k-1}}+a_k\boldsymbol{d}_k$;

(5)更新残差 $\boldsymbol{r}^k=\boldsymbol{r}^{k-1}-a_k\boldsymbol{c}_k=\boldsymbol{r}^{k-1}-a_k\Theta_{\Gamma^k}\boldsymbol{d}_k$;

(6)若满足 $\|\boldsymbol{r}^k\|_2\leqslant\varepsilon\|\boldsymbol{y}\|_2$,则终止迭代,输出 $\hat{\boldsymbol{H}}$;否则转到步骤(1)继续执行。

得到的信道估计向量 $\hat{\boldsymbol{H}}$ 的时域形式为

$$\hat{h}(t)=\sum_{\hat{l}=0}^{\hat{L}-1}\hat{\boldsymbol{H}}_{\Gamma^{\hat{l}}}\delta[t-(\Gamma^{\hat{l}}-1)t_s]=\sum_{\hat{l}=0}^{\hat{L}-1}\hat{\alpha}_{\hat{l}}\delta(t-\hat{\tau}_{\hat{l}}) \tag{21}$$

式中:$\hat{L}$ 为信道估计值的多径总数;$\hat{\tau}_{\hat{l}}$ 为第 $\hat{l}$ 条多径的估计时延;$\hat{\alpha}_{\hat{l}}$ 为对应的估计增益。利用此信道估计值可以产生参考模板信号

$$c_{\mathrm{tmp}}(t)=p(t)*\hat{h}(t) \tag{22}$$

将其与接收信号 $r(t)$ 进行分段积分,判断发送码元的极性,即

$$\hat{b}_i=\mathrm{sgn}\left[\sum_{j=0}^{N_f-1}\int_{iT_f+jT_p}^{iT_f+(j+1)T_p}r(t)c_{\mathrm{tmp}}(t-iT_f-jT_p)\mathrm{d}t\right] \tag{23}$$

从而实现信息的解调。

2.3 梯度追踪算法的运算复杂度分析

BP算法在求解时,要求解线性规划问题。此处选用单纯形法[12]求解,有关单纯形法的具体过程就不再赘述。已经证明[13]:在BP算法 l_1 范数的约束下,用 $O(K\log(N/K))$ 个独立同分布的高斯观测值可以高概率精确重构稀疏度为 K 的信号。这意味着所需要的观测数目必须满足 $M\geqslant cK$(其中 $c\approx\log_2(N/K+1)$),运算复杂度的量级达到 $O(N^3)$,对于维度较高的信号其运算复杂度也相对较高。

OMP算法在每步迭代时需要进行重构支撑集与信号残差的最小二乘运算,这一步骤也是算法中运算量最大的,单次迭代的运算复杂度约为 $O(M^2N)$[8]。

GP算法每步迭代时运算复杂度最高的步骤就是算法开始时的原子选择。计算当前信号残差 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 与矩阵 Θ 中所有原子的内积,由于 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 中有 M 个值,矩阵 Θ 中的每个原子也有 M 个值,因此计算信号残差 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 与一个原子的内积需要 M 次运算。而计算矩阵 Θ 中所有 N 个原子与信号残差 $\boldsymbol{r}^{k-1}$ 的内积就需要 MN 次运算,所以GP算法的运算复杂度为 $O(MN)$。

运算复杂度只能从理论上反映算法在运算和存储数据过程中所占用的内存空间。在实际应用中,算法的运算时间能够直观地反映算法的理论运算复杂度。

3 实验仿真

仿真参数设置如下:UWB发送脉冲 $p(t)$ 选取高斯一阶导函数,脉宽为0.65 ns并进行能量归一化;码元周期为 $T_P=99.35$ ns,100 ns是UWB通信系统的典型时延[14];一帧内的码元个数 $N_f=3$;信息码元采用双极性全占空码,即 $b\in\{1,-1\}$ 且先验概率相等;采用IEEE 802.15.4a工作组提交的信道模型[11]作为仿真所用的UWB信道模型。

3.1 重构性能分析

图2为利用GP算法进行压缩感知UWB信道估计得到的估计值与原信道的对比。算法迭代停止系数 $\varepsilon=10^{-4}$;降维比为0.3;信噪比为25 dB。算法的重构误差定义为

$$e=\frac{\|\boldsymbol{H}-\hat{\boldsymbol{H}}\|_2^2}{\|\boldsymbol{H}\|_2^2} \tag{24}$$

从图2中可以看出,利用压缩感知理论得到的信道估计值可以较好地恢复出原信道冲激响应中的重要多径。而其采样速率也从奈奎斯特采样定理要求的3 GHz左右降到了1 GHz以下,目前的硬件条件完全能够实现。

在仿真实验中,分别使用BP算法、OMP算法以及GP算法进行重构,并利用相关检测器产生相关信号解调信息。单个数据包含有1 000个码元,码速率约为3 Mb/s。图3为使用3种不同算法的UWB通信系统误码率的比较,进行100次实验并取平均值。从图中可以看出,当信噪比相同时,使用3种不同算法的UWB通信系统误码率基本相同,这说明GP算法和BP,OMP算法的重构效果相当。

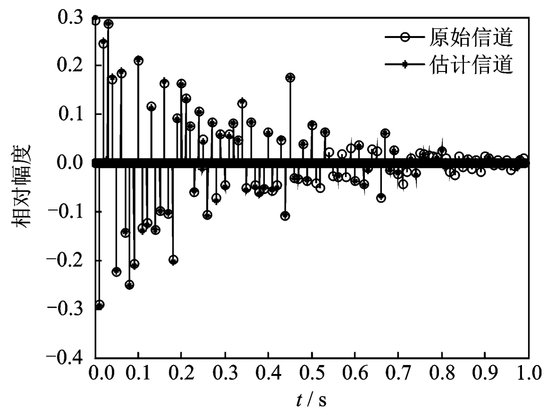

图 2　原信道与信道估计值的对比

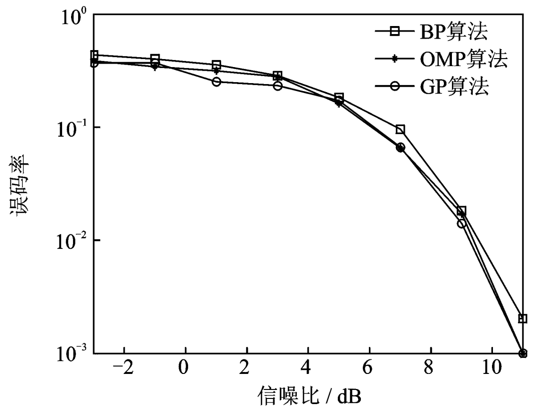

图 3　使用 BP，OMP 和 GP 算法的 UWB 通信系统误码率比较

3.2　运算时间分析

由于 GP 算法每步迭代只要解决矩阵相乘的问题，理论运算复杂度仅为 $O(MN)$。而 OMP 算法由于要进行最小二乘运算，理论运算复杂度为 $O(M^2N)$，BP 算法由于要求解凸优化问题，理论运算复杂度更是高达 $O(N^3)$。表 1 列出了分别使用 OMP 算法、BP 算法以及 GP 算法进行压缩感知 UWB 信道估计所需的运算时间比较。运算时间取 100 次测量的平均值。仿真运行的硬件条件为 Intel Pentium 4 处理器，主频 3.0 GHz，内存 760 MB。

表 1　OMP，BP 和 GP 算法的运算时间比较　　s

SNR/dB	5	25
OMP	0.909 7	0.873
BP	58.666 7	51.420 7
GP	0.592 4	0.525 7

从表 1 中可以看出，3 种算法在中等信噪比条件下的重构速度均要快于低信噪比时的情况，这是由于噪声的影响减小，算法更容易找到重要多径进行重构。而无论是在信噪比较低还是中等信噪比的情况下，GP 算法的运算速度都明显快于 OMP 算法和 BP 算法，至少比 OMP 算法的速度提高了 35%，而比 BP 算法提高了约 100 倍。这说明了每步迭代通过计算负梯度和搜索步长来减少重构误差的方法，其运算复杂度要低于对矩阵的最小二乘运算和对 l_1 范数的优化。这也进一步说明 GP 算法比 OMP 算法和 BP 算法更适用于 UWB 压缩感知信道估计。

4　结束语

针对 OMP 算法和 BP 算法运算复杂度高，运算速度较慢的缺点，提出使用 GP 算法来进行 UWB 压缩感知信道估计。通过每步迭代，计算使重构误差函数下降最快的方向即负梯度方向，并沿此方向计算出下一步的搜索步长，GP 算法避免了使用最小二乘运算或者求解凸优化问题而带来的重构速度较慢的问题。仿真实验表明，GP 算法有效地提高了运算速度，并且并未因此而影响重构性能，同时保证了速度和精度的双重要求。

但是，尽管 GP 算法的运算速度有所提高，其运算时间离 UWB 通信的实时性要求还有一定的差距。所以，能否进一步地降低算法运算复杂度，提高算法的重构速度使其满足实时信道估计的要求将成为压缩感知理论进一步应用于 UWB 通信信道估计的主要研究方向。

参考文献：

[1]　Benedetto M D, Kaiser T, Molisch A F. UWB communication systems: a comprehensive overview [M]. New York, USA: Hindawi Publishing Corporation, 2006.

[2]　Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[3]　张弓，杨萌，张劲东，等. 压缩感知在雷达目标探测与识别中的研究进展 [J]. 数据采集与处理，2012, 27(1): 1-12.
Zhang Gong, Yang Meng, Zhang Jindong, et al. Advances in theory and application of compressed sensing in radar target detection and recognition [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(1): 1-12.

[4]　顾福飞，朱丰，池龙，等. 基于压缩感知的含旋转部件目标 ISAR 成像方法[J]. 数据采集与处理，2012, 27(1): 45-50.

Gu Fufei, Zhu Feng, Chi Long, et al. ISAR imaging algorithm for targets with rotating parts based on compressed sensing [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(1):45-50.

[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] 刘郁林，张先玉，和继威，等. 压缩感知的 UWB 信道盲估计算法 [J]. 重庆大学学报，2010，33(4): 105-108.
Liu Yulin, Zhang Xianyu, He Jiwei, et al. A blind channel estimation algorithm for ultra wide-band based on compressive sensing [J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(4):105-108.

[7] 张先玉，刘郁林，王开. 超宽带通信压缩感知信道估计与信号检测方法 [J]. 西安交通大学学报，2010，44(2):88-91.
Zhang Xianyu, Liu Yulin, Wang Kai. Ultra wide-band channel estimation and signal detection through compressed sensing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(2):88-91.

[8] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2007, 53 (12):4655-4666.

[9] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43(1):129-159.

[10] Blumensath T, Davies M E. Gradient pursuits [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(6): 2370-2382.

[11] Molisch A F. IEEE 802.15.4a channel model-final report[EB/OL]. http://www.ieee802.org/15/pub/TG4a.html, 2004-02-08.

[12] 黄平. 最优化理论与方法 [M]. 北京：清华大学出版社，2009:22-25.
Huang Ping. Optimal theories and methods [M]. Beijing: Tshinghua University Press, 2009:22-25.

[13] Donoho D L, Tsaig Y. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Processing, 2006, 86(3):533-548.

[14] Yang L, Giannakis G B. Ultra-wide band communications: an idea whose time has come [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 21(6):26-54.

作者简介：王蔚东(1987-)，男，硕士研究生，研究方向：压缩感知，E-mail: juggernautdong@163.com；杨俊安(1965-)，男，博士，教授，博士生导师，研究方向：信号处理与智能计算。