

基于梯度追踪的 MIMO-OFDM 稀疏信道估计算法

吴君钦 王加莉

(江西理工大学信息工程学院, 赣州, 341000)

摘要: 现有的压缩感知 MIMO-OFDM 信道估计方法多采用正交匹配追踪算法及其改进的算法。针对该类算法重构大规模的数据存在计算复杂度高、存储量大等问题, 提出了基于梯度追踪算法的 MIMO-OFDM 稀疏信道估计方法。梯度追踪算法采用最速下降法对目标函数解最优解, 即每步迭代时计算目标函数的搜索方向和搜索步长, 并以此选择原子得到每次迭代重构值的最优解。本文使用梯度追踪算法对信道进行估计, 并与传统的最小二乘估计算法、正交匹配追踪算法的性能和计算复杂度进行比较。仿真结果表明, 梯度追踪算法能够保证较好的估计效果, 减少了导频开销, 降低了运算复杂度, 提高了重构效率。

关键词: MIMO-OFDM; 信道估计; 压缩感知; 梯度追踪; 稀疏多径信道

中图分类号: TP911.23 **文献标志码:** A

MIMO-OFDM Sparse Channel Estimation Algorithm Based on Gradient Pursuit

Wu Junqin, Wang Jiali

(Faculty of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, 341000, China)

Abstract: The existing MIMO-OFDM channel estimation method based on compressed sensing uses multiple orthogonal matching pursuit algorithm and its improved algorithm. For such a large-scale data reconstruction algorithm has high computational complexity, storage capacity and other issues, MIMO-OFDM sparse channel estimation method based on the gradient pursuit algorithm is proposed. Gradient pursuit algorithm uses the steepest descent method for the objective function optimal solution, namely calculating the search direction of the objective function and the search step with each iteration, and selecting the optimal solution every atom iterative reconstruction values. As used herein, the estimation performance of gradient pursuit algorithm is compared with the performance of traditional least squares estimation algorithm and orthogonal matching pursuit algorithm. The simulation results show that the gradient pursuit algorithm can guarantee a better estimate and reduce the pilot overhead and the computational complexity. Therefore, the efficiency of reconstruction is improved.

Key words: MIMO-OFDM; channel estimation; compressed sensing; gradient pursuit; sparse multipath channel

引言

多输入多输出-正交频分复用(Multiple input multiple output-orthogonal frequency division multiplexing, MIMO-OFDM)技术提高了系统容量和频谱资源利用率。但在具体实际应用中,该系统的无线传播路径干扰较多,接收端的信号误差较大,所以研究有效的信道估计技术必不可少^[1-2]。大量研究表明:无线多径信道在时域上具有稀疏性,即信号在频域很小一部分的信道上占据整体的大部分能量,而绝大多数的信道仅存很少的能量。但传统的MIMO-OFDM信道估计方法,如最小二乘(Least squares, LS)算法^[3]、最小均方误差(Minimum mean square error, MMSE)算法^[4]等,都未利用频域信道的稀疏性这个特征,所以为提高估计性能,需要导频量很大。

Donoho等于2004年提出压缩感知(Compressed sensing, CS)^[5-6]理论,该理论表明,假设信号在某个变换域可以用一组稀疏基线性表示,该变换域是一个正交空间,高维的稀疏信号经过观测矩阵观测后得到维度尽可能低的观测值,最后恢复原始信号,所以无线传输稀疏信道的信号估计问题可以应用压缩感知理论中重构算法恢复原始信号。

用压缩感知理论解决MIMO-OFDM信道估计问题需要3个步骤:(1)信号的稀疏表示;(2)选择合适的观测矩阵;(3)选择重构性能高的重构算法,通过尽量少的观测值重构原始信息。应用压缩感知理论,其要解决的核心问题是信号重构这个步骤,不同重构算法的准确性和重构效率大有不同。目前重构算法根据恢复信号的方式主要分为3类^[7]:(1)贪婪追踪算法。该类算法在更新支撑集时用贪婪迭代的方法来恢复原始信号。如正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法^[8]、子空间追踪(Subspace pursuit, SP)算法^[9]以及压缩采样匹配追踪(Compressive sampling matching pursuit, CoSaMP)算法^[10]等。(2)凸松弛法。该类算法是将 l_0 范数转化为 l_1 范数解最优解。如基追踪(Basis pursuit, BP)算法^[11]、迭代阈值算法^[12]等。(3)组合算法。该类算法先将稀疏并观测后的信号分为多组,再对每组信号重构。如傅里叶采样算法^[13]、HHS(Heavy hitters on steroids)追踪算法^[14]等。

信号在重构过程中的每一次迭代,都要从恢复矩阵中选择部分子矩阵列向量,信号可以由选出的原子所对应的列向量线性表示^[15]。为构建有效的稀疏逼近,应保证子矩阵列向量与信号最相关,计算信号残差,根据残差判断是否停止迭代。文献[1]介绍基于OMP和SP算法的MIMO-OFDM系统稀疏信道估计。OMP算法是以贪婪迭代的方法选择所选原子在恢复矩阵中对应的列向量,以列向量与残差相关性最大更新得到最优的重构向量。每次迭代,信号估计值均与不断增加维度的已选索引集正交投影以确保迭代最优,该算法的估计稳定性较差。SP算法是每次迭代过程中,确定观测值存在于哪个子空间,观测值是由恢复矩阵中不大于 T (T 为稀疏度)列的子矩阵产生的。为保持 T 列子矩阵相关性,检测该矩阵。不断地进行回验测试,如果观测值不在现在估计的正确子空间,则丢弃不可信的原子,同时加入可信的同等数量原子。每次回验都对不断更新的集合,通过最小二乘法近似估计原始信号。文献[2]实验结果显示OMP与SP算法性能几乎重合,有时OMP略优于SP。文献[2]介绍基于CoSaMP算法的MIMO-OFDM系统稀疏信号。CoSaMP与文献[1]中的SP算法其算法思想基本上很相似,主要区别在于,CoSaMP在选取索引集时选择 $2T$ 个原子,而SP是 T 个,所以前者的准确性要优于后者。该文结果显示CoSaMP算法的性能略优于OMP。贪婪类算法在近似估计原始信号中用最小二乘,计算量很大,导致该类算法计算复杂度较高。为避免正交投影的计算,Thomas Blumensath等提出了梯度追踪(Gradient pursuit, GP)算法^[16]。该算法是采用最速下降法对目标函数解最优化问题,通过残差与恢复矩阵计算合适的搜索方向和搜索步长进行搜索下一步迭代原子,再更新重构向量。梯度追踪算法思想在估计性能方面不仅能实现较精确、稳定的重构效果,而且降低运算量。

本文将压缩感知重构中的GP算法应用于MIMO-OFDM信道估计,提出了基于梯度追踪的MIMO-OFDM稀疏信道估计方法。仿真结果表明:基于梯度追踪的稀疏多径信道估计方法不仅降低了计算复杂度,并且提高了MIMO-OFDM系统信道估计的准确性。

1 MIMO-OFDM 模型

假设MIMO-OFDM系统有发射天线 N_T 和接收天线 N_R 。其原理如图1所示。

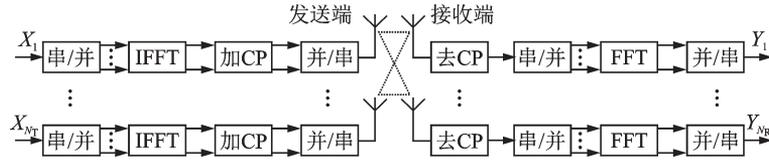


图1 MIMO-OFDM系统原理

Fig.1 MIMO-OFDM system principle model

在发送端,用户数据比特流经过编码、调制后进行串/并转换分成多个数据块,分别对每个数据块进行IFFT变换,经过增益将信号能量归一化,并在符号间插入长度为 L_{CP} 的循环前缀(Cyclic prefix, CP),为了消除OFDM系统中的符号间干扰(Inter symbol interference, ISI)和子载波间干扰(Inter carrier interference, ICI),CP不能小于信道冲激响应的长度。在接收端,第 n 根接收天线接收到接收的信号经过去除CP和FFT变换后,其频域信号表示为

$$Y^{(n)} = \sum_{m=1}^{N_T} H^{(m,n)} X^{(m)} + W^{(n)} = (FH^{(m,n)}) X^{(m)} + W^{(n)} \quad n = 1, \dots, N_R \tag{1}$$

式中: $X^{(m)}$ 为发送端第 m 根天线发射信号在频域中的表达式; $W^{(n)}$ 是均值零、方差 σ_n^2 的噪声矩阵,即高斯白噪声。 $H^{(m,n)}$ 为第 m 根发射天线与第 n 根接收天线之间的信道频域响应,表达式为

$$H^{(m,n)} = \sum_{l=0}^{L-1} h^{(m,n)}(l) W_K^{kl} \tag{2}$$

$$W_K^{kl} = \exp(-2j\pi kl/K)$$

式中: $h^{(m,n)}(l)$ 为复增益,信道的稀疏性表现为信号在经过变换域变换后,其中为“1”系数极少,“0”系数很多,即 $h^{(m,n)}(l)$ 中非零数很少。 F 是 $h^{(m,n)}$ 的离散傅里叶变换矩阵。

其第 n 个接收天线接收到的信号,包含 P 个导频符号的表达式为

$$Y_P^{(m,n)} C_l^m F h^{(m,n)} X_P^{(m)} + W^{(m,n)} \tag{3}$$

式中 C_l^m 是选择导频的矩阵,表达式为

$$C_l^m = [S_{P1}, S_{P2}, \dots, S_{Pl}]^T \tag{4}$$

式中 $P = [P_1, P_2, \dots, P_l]$ 是导频符号位置的索引集。

令 $R^{(m,n)} = Y_P^{(m,n)} / X_P^{(n)}$,则

$$R^{(m,n)} = C_l^m F h^{(m,n)} + W^{(m,n)}$$

$$R^{(m,n)} = F_L h^{(m,n)} + W^{(m,n)} \tag{5}$$

式中 F_L 是 F 的子矩阵。由此可以通过式(5)进行信道估计得到原始信号。

式(5)只是考虑了第 n 根接收天线,若考虑所有的接收天线,式(5)可表示为

$$R = F_L h + W \tag{6}$$

式(6)为该系统信道估计模型,即已知 F_L, R ,求 h 的过程。

2 压缩感知基本理论

CS理论主要表明,信号在某个变换域上展开具有稀疏性,即在一个正交空间可用一组稀疏基线性表示,稀疏系数大多数数值很小。观测后可以利用很少的观测值高效并准确地恢复原始信号。观测的过程是压缩与采样同时进行的,通过这些观测值以高概率重构出原始信号,重构信号所需的观测值与信号在变换域下的稀疏度有相同数量级^[17]。基本原理如下:信号 $X \in \mathbb{R}^N$, 可用一组稀疏基 $\Psi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N]^T$ 线性表示为

$$X = \sum_{i=1}^N \Psi_i \alpha_i = \Psi \alpha \quad (7)$$

式中: Ψ 是 $N \times N$ 维矩阵, $\alpha = \Psi^T X$ 是 $N \times 1$ 维稀疏系数矩阵; $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 是 $N \times 1$ 维矩阵。若 X 中的非零元素为 T , 且 $T \ll N$, 则称 X 是 T -稀疏的, T 为稀疏度, Ψ 为 X 的稀疏基。

信号 X 经过 Φ 观测, 得到 y , 即

$$y = \Phi X + n \quad (8)$$

式中: $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M]^T$ 为 $M \times N$ 维观测矩阵; $y = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ 为 $M \times 1$ 维矩阵; n 是 $M \times 1$ 维高斯白噪声矩阵。将式(7)代入式(8)得

$$y = \Phi X + n = \Phi \Psi \alpha + n \triangleq \Theta \alpha + n \quad (9)$$

式中: $\Theta = \Phi \Psi$ 为CS矩阵, 式(9)中 y, Θ 已知, 通过求解可得到稀疏系数矩阵 α , 将 α 代入式(7)中可得到原始信号。但式(9)为欠定方程组, 其未知数的解不唯一, 所以为了能够重构出信号, 则观测矩阵 Φ 必须满足受限等距性(Restricted isometry property, RIP)^[18] 准则, 即满足式(10), 并且 $M \geq K \lg N$ 。

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\Phi X\|_2^2}{\|X\|_2^2} \leq 1 + \delta_k \quad (10)$$

式中: $\delta_k \in (0, 1)$ 常数, 此外 Φ 满足 RIP 准则可转化为 Φ 与 Ψ 不相关。求解式(3)最优化问题可转化为最小 l_0 范数问题, 即

$$\hat{\alpha} = \min \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad y = \Theta X \quad (11)$$

从而得到稀疏系数 α 的估计。求解式(11)是一个 NP_hard 问题, 在一定条件下, l_0 最小范数可转化为 l_1 最小范数^[19], 即

$$\hat{\alpha} = \min \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad y = \Theta X \quad (12)$$

利用 l_1 最小范数解最优化问题同样可以高概率恢复原始信号。

3 基于GP的MIMO-OFDM信道估计

CS的前提是信号可稀疏化, 这样就可以选择一组稀疏基将信号线性表示。由式(6, 9)比较可以看出, 求解问题的结构相同, 而且信道具有稀疏性, 故求 h 的过程可以建模为压缩感知中重构问题。

3.1 GP算法稀疏估计数学描述

解函数最小化问题

$$f(h) = \frac{1}{2} h^T A h - c^T h \quad (13)$$

式中: h 和 c 为同维度的列向量; A 为施密特正定矩阵。解最小化问题等价于求解 $f(h)_{\min}$, 假设 $f(h)$ 连续可导, 则其泰勒级数展开为

$$f(h) = f(h_k) + (h - h_k)^T \nabla f(h_k) + O(\|h - h_k\|) \quad (14)$$

式中 $\nabla f(\mathbf{h}_k)$ 为函数 $f(\mathbf{h}_k)$ 对 \mathbf{h}_k 求偏导, 且

$$\nabla f(\mathbf{h}_k) = A\mathbf{h}_k - \mathbf{c} \quad (15)$$

令

$$\mathbf{h} - \mathbf{h}_k = a_k \mathbf{x}_k \quad (16)$$

式中 a_k 为下一步搜索步长, \mathbf{x}_k 为与 \mathbf{h}_k 同维度的列向量。

将式(16)代入式(14)得到

$$f(\mathbf{h}) = f(\mathbf{h}_k) + \mathbf{x}_k^T \mathbf{d}_k^T \nabla f(\mathbf{h}_k) + o(\|\mathbf{h} - \mathbf{h}_k\|) \quad (17)$$

式中 a_k 为标量, 当其固定时, 当 $a_k = -\nabla f(\mathbf{h}_k)$ 时 $f(\mathbf{h})_{\min}$ 。由于 $\nabla f(\mathbf{h}_k)$ 是函数 $f(\mathbf{h})$ 在重构值 \mathbf{h}_k 处的梯度向量, 所以最速下降方向就是负梯度方向 $-\nabla f(\mathbf{h}_k)$ 。

令 $-\nabla f(\mathbf{h}_k) = \mathbf{d}_k$, 则下一步重构值为

$$\mathbf{h}_{k+1} = \mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k \quad (18)$$

式中 a_k 满足如下

$$f(\mathbf{h}_{k+1}) = \min f(\mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k) \quad a_k > 0 \quad (19)$$

即求解 a_k 使得 $f(\mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k)$ 最小。

令

$$g(a_k) = f(\mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k) \quad (20)$$

$g(a_k)$ 对 a_k 求偏导得

$$\frac{\partial f(\mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k)}{\partial a_k} = \mathbf{d}_k^T \nabla f(\mathbf{h}_k + a_k \mathbf{d}_k) = a_k \mathbf{d}_k^T A \mathbf{d}_k - \mathbf{d}_k^T \mathbf{d}_k \quad (21)$$

当式(21)为零时, 下一步搜索步长 a_k 表达式为

$$a_k = \frac{\mathbf{d}_k^T \mathbf{d}_k}{\mathbf{d}_k^T A \mathbf{d}_k} \quad (22)$$

在压缩感知 MIMO-OFDM 稀疏信道估计中, 求解最小化问题, 其重构误差的目标函数为

$$\tilde{\mathbf{h}} = \operatorname{argmin} \left\| \mathbf{y} - \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} \right\|_2^2 \quad (23)$$

式中 Θ_{Γ^k} 为恢复矩阵; $\tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}$ 为重构向量。第 k 步迭代就是要求出重构向量 $\tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^k}$ 使得重构误差最小。将式(23) l_2 范数展开如下

$$\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} - \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}^T \Theta_{\Gamma^k}^T \mathbf{y} + \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}^T \Theta_{\Gamma^k}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} \quad (24)$$

式中 $\mathbf{y}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} + \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}^T \Theta_{\Gamma^k}^T \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}^T \Theta_{\Gamma^k}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}$ 最大时, 式(24)值最小。式(24)可转化为求解如下最小化问题

$$\min \left(\frac{1}{2} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}^T \Theta_{\Gamma^k}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} - \mathbf{y}^T \Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} \right) \quad (25)$$

式(13)与式(25)结构相同, 解决的是同类问题, 由此提出将 GP 算法应用于多输入多输出信道估计。

将式(25)对 $\tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}$ 求偏导, 有

$$\nabla f(\tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}}) = \Theta_{\Gamma^k}^T (\Theta_{\Gamma^k} \tilde{\mathbf{h}}_{\Gamma^{k-1}} - \mathbf{y}) \quad (26)$$

则最速下降方向 \mathbf{d}_k 为

$$\mathbf{d}_k = -\nabla f(\tilde{\mathbf{h}}_{r^{k-1}}) = \Theta_{r^k}^T (\mathbf{y} - \Theta_{r^{k-1}} \tilde{\mathbf{h}}_{r^{k-1}}) = \Theta_{r^k}^T \mathbf{r}^{k-1} \quad (27)$$

式中 \mathbf{r}^{k-1} 为信号残差向量。根据式(22),则搜索步长为

$$a_k = \frac{\langle \mathbf{d}_k, \mathbf{d}_k \rangle}{\langle \Theta_{r^k} \mathbf{d}_k, \Theta_{r^k} \mathbf{d}_k \rangle} = \frac{\langle \mathbf{r}^{k-1}, \mathbf{c}_k \rangle}{\|\mathbf{c}_k\|_2^2} \quad (28)$$

式中 $\mathbf{c}_k = \Theta_{r^k} \mathbf{d}_k$ 。

GP算法与OMP算法应用于MIMO-OFDM信道估计,主要区别在于迭代过程中,OMP对已选的所有原子进行正交投影,以此判断支撑集是否足够好,若最优则更新重构向量,继续迭代选择新的原子。该算法是通过正交投影搜索原子,每步迭代过程中都要对维度不断增加的支撑集进行最小二乘运算,估计传输信号数据比较大时计算量很大^[20]。

梯度追踪算法是将最优化方法中梯度追踪的思想与贪婪算法组合在一起,根据当前的支撑集与残差计算下一步搜索步长和搜索方向,以此选择原子,更新重构向量,从而避免了计算量大的正交投影,以此减少计算量和存储需求。图2为GP算法思想的流程图。

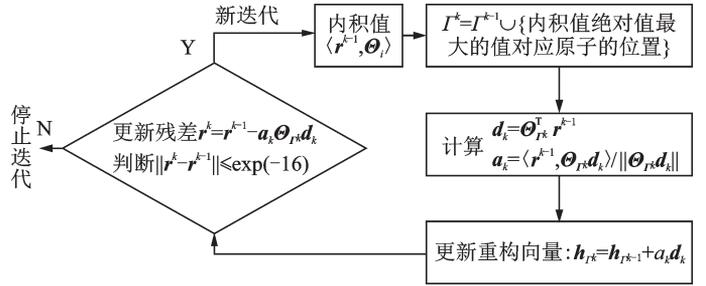


图2 GP算法流程图

Fig.2 GP algorithm flow chart

由图2可知基于GP信道估计算法具体步骤为^[21]

输入: \mathbf{y}, Θ , 稀疏度 T ;

初始化: 令首次迭代的信号残差 $\mathbf{r}^0 = \mathbf{y}$, 此时重构向量 $\mathbf{h} = 0$, 索引集 $\Gamma^0 = \emptyset$, 迭代次数 $k = 0$;

(1) k 步迭代时, 计算 \mathbf{r}^{k-1} 与 Θ 内积, 并找出其中相关性最大的原子 Θ_{i_k} , 即 $\sup_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} |\langle \mathbf{r}^{k-1}, \Theta_i \rangle| = |\langle \mathbf{r}^{k-1}, \Theta_{i_k} \rangle|$;

(2) 将相关性最大的原子位置存入索引集 i_k 中, 更新支撑集 $\Gamma^k = \Gamma^{k-1} \cup i_k$, $\Theta_{r^k} = \Theta_{r^{k-1}} \cup \Theta_{i_k}$;

(3) 根据式(13)和式(14)计算负梯度方向 \mathbf{d}_k 和搜索步长 a_k ;

(4) 根据 \mathbf{d}_k 和 a_k 值, 更新重构向量 $\mathbf{h}_{r^k} = \mathbf{h}_{r^{k-1}} + a_k \mathbf{d}_k$;

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

(6) 若 $\|\mathbf{r}^k - \mathbf{r}^{k-1}\|$ 满足终止准则, 则终止迭代。否则 $k = k + 1$, 回到步骤(1)继续新的迭代。

输出: \mathbf{h} 的稀疏逼近信号 $\hat{\mathbf{h}}$ 。

本文设置终止准则为 $\|\mathbf{r}^k - \mathbf{r}^{k-1}\| \leq \exp(-16)$ 。

3.2 GP稀疏信道估计仿真模型

为验证实验性能, 本文在 Matlab 平台上, 用 Simulink 为压缩感知的多输入多输出稀疏信道估计仿真进行建模, 如图2所示。图3为MIMO-OFDM信道估计整体框图, 本文仿真设置的发送端发射天线和接收端接收天线个数均为4根, 所以总共有16个随机信道。输入信号为伯努利二进制信号, 采用5/8 LDPC编码以及64QAM调制方式, 每个OFDM发射器端均包括数据分组、IFFT、增益(使能量归一化)和加CP过程。实际信号在传输过程中有各种外界的干扰, 在仿真时信号经过高斯白噪声信道模拟实际干扰, 最后信号传输到OFDM接收器端。OFDM接收器端如图4所示。由图4可知信号到达OFDM

接收端首先经过多端选择器接收 16 路信号, 然后去 CP、FFT、增益(这里增益设置为 $1/\sqrt{512}$)和采样(这里每个信道采样输出大小均为 512), 再经过压缩感知信道估计模块进行信号重构(该模块的输入有 16 路信号, 算法不同, 重构方法不同), 最后性能计算, 输出显示。

GP 算法稀疏信道仿真模型如图 5 所示。该模块的输入端有 16 路信号, 且信号的类型相同, 经过多端选择器之后, 16 路信号在集合子载波模块集合子载波, 输出信号为连续的列向量, 然后作为 GP 算法的输入, 即 $R=y$ 。另一输入端信号是恢复矩阵 Θ , 由仿真模型可知恢复矩阵是稀疏基 Φ 与观测矩阵 Ψ 相乘后重组的矩阵。 X 是一组列向量, 经过多端选择器、饱和积分器输出一个对角矩阵。 C 是观测矩阵, 本文观测矩阵表达式为

$$\Psi = \text{fft}(\text{eye}(512,32)/\sqrt{512}) \tag{29}$$

式中 $\text{eye}(512,32)$ 表示产生 512×32 的单位均矩阵。

GP 算法模块输入端为 y, Θ , 根据前面介绍的 GP 算法步骤重构信号, 将输出的结果进行性能计算并比较。

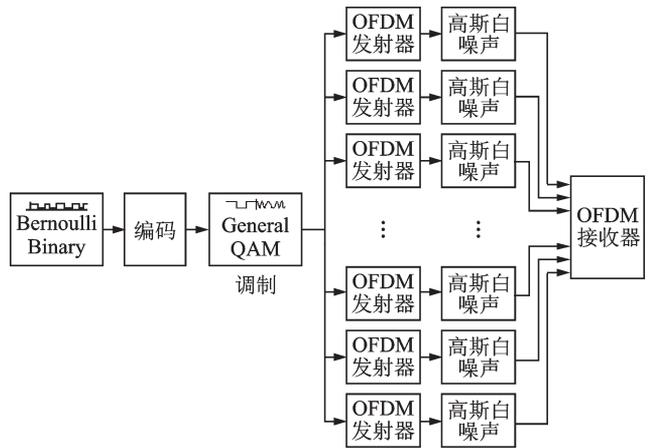


图 3 MIMO-OFDM 信道估计

Fig.3 MIMO-OFDM channel estimation model

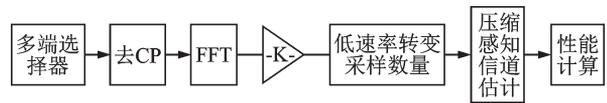


图 4 OFDM 接收器端

Fig.4 OFDM receiver model

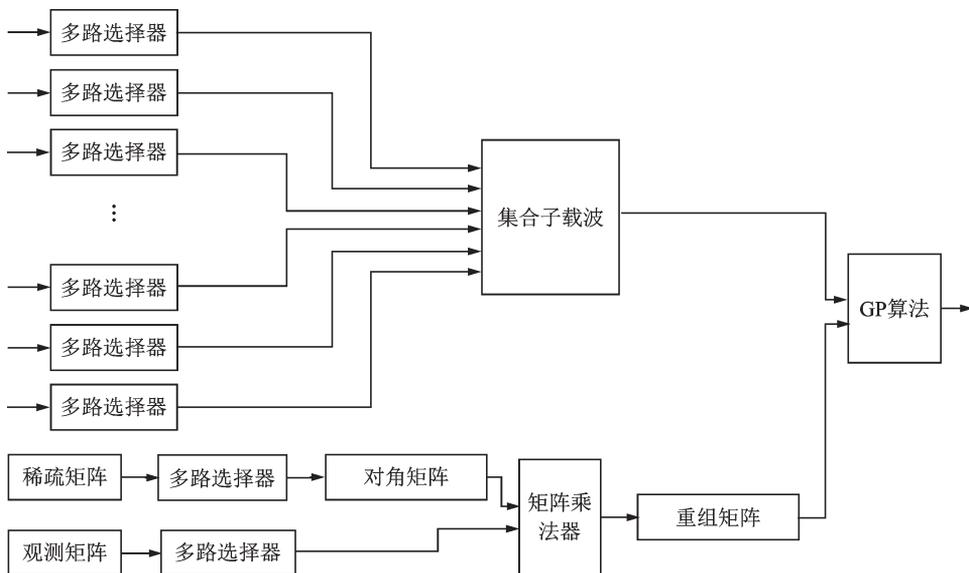


图 5 GP 算法稀疏信道仿真模型

Fig.5 GP algorithm sparse channel simulation model

4 仿真结果与分析

为验证本文提出的算法性能,将对GP算法与传统的LS算法、OMP算法的仿真性能进行比较。仿真参数如下:天线为 4×4 多输入多输出系统,子载波个数为 4×512 ,导频个数为56,信号长度为512,稀疏度为5,传输信道长度为32。

图6为3种不同算法的均方误差与信噪比关系图。由图可知,LS,OMP和GP算法随着SNR的增大,MSE呈现下降的趋势。当3种算法的导频数为56,在低信噪比0~5 dB之间,OMP的MSE曲线比GP低2 dB左右,OMP的信道估计性能略优于GP。在信噪比为5 dB之后,GP的MSE曲线一直略低于OMP,而且OMP算法在信噪比为12 dB后趋于水平直线。结果说明在高信噪比时GP算法的估计性能略好,并且估计性能的稳定性较好。在整个仿真过程中,LS算法的均方误差一直处于其他2种算法的上端,并且高15 dB左右,这说明压缩感知的信道估计性能比传统LS有较大的提高。

图7为3种算法运算量的对比图。本文将各算法信道估计所需的运行时间进行量化,选择7组时间进行比值比较,每组时间是由30次试验实验结果时间值的平均值。将OMP与LS,GP与LS所需时间的比值进行比较。OMP算法的复杂度为 $O(M^2N)$,而GP算法的复杂度为 $O(MN)^{[22]}$ 。仿真结果如图7所示。GP算法的运算时间约为LS算法的3倍,而OMP算法的运算时间约为LS算法的5.5倍,结果说明GP算法较OMP降低了运算量。

图8为两种算法在不同导频时的比较结果。LS分别在 $P=56$ 和 $P=112$,GP分别在 $P=28$, $P=56$ 和 $P=112$ 情况下进行MSE对比,由图可知,无论导频数为多少,两种算法的MSE曲线均呈现下降趋势。而且LS和GP算法随着导频数的增加,均方误差值都有明显的降低,说明信号重构的精确性均增加。在LS的导频数为112,GP的导频数为28时,两者的均方误差很接近,并且与GP的导频数为56时相差4 dB左右。

图8仿真结果说明,在相同的仿真环境中,LS算法与GP算法在相同均方误差时,后者需要的导频数比前者要少很多,故压缩感知算法大大降低了导频的应用,对于大规模中导频污染有很大作用,并且信道估计效果准确性较高,提高了重构效率。

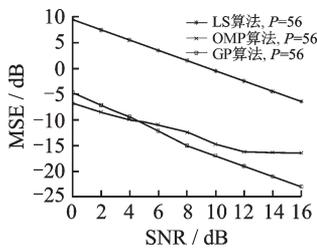


图6 LS算法、OMP算法和GP算法的均方误差与信噪比

Fig.6 Comparison between mean square error and signal noise ratio of LS,OMP and GP algorithms

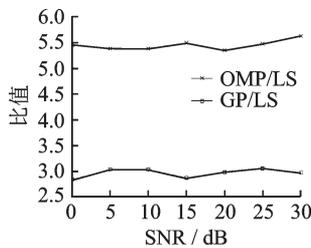


图7 OMP算法、GP算法分别与LS算法计算复杂度比值与信噪比

Fig.7 Comparison between signal noise ratio and computational complexity value of OMP and GP algorithms

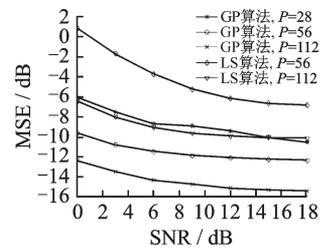


图8 LS算法和GP算法在不同导频数时均方误差与信噪比

Fig.8 Comparison between mean square error and signal noise ratio of LS and GP algorithms under different frequencies

5 结束语

本文根据MIMO-OFDM稀疏信道的实际情况,针对OMP类算法处理大规模数据时重构速度较慢的问题,提出基于梯度追踪的稀疏信道估计方法。该方法是梯度的思想贪婪迭代的方法的结合,每步

迭代通过支撑集与信号残差计算当前原子的搜索方向(也即负梯度方向)与搜索步长,以此作为下一步搜索的依据,如此循环重构。由于舍弃计算原子的正交化,降低了运算量。本文在已知稀疏度的先验信息情况下进行信道估计,仿真结果表明,基于梯度追踪的稀疏多径信道估计方法不仅降低了计算复杂度,并且提高了MIMO-OFDM系统信道估计的准确性。虽然GP算法降低了计算复杂度,但是信道估计性能与其他CS重构算法相比没有太明显的提高。压缩感知的精确性和稳定性是应用在无线传输信道估计的进一步研究方向。

参考文献:

- [1] 陈恩庆,相小强,穆晓敏,等.基于压缩感知的MIMO-OFDM系统稀疏信道估计算法[J].郑州大学学报,2013,34(6):6-9.
Chen Enqing, Xiang Xiaoqiang, Mu Xiaomin, et al. Compressive sensing-based sparse channel estimation method for MIMO-OFDM systems [J]. Journal of Zhengzhou University, 2013, 34(6): 6-9.
- [2] 王妮娜,桂冠,苏永涛,等.基于压缩感知的MIMO-OFDM系统稀疏信道估计方法[J].电子科技大学学报,2013,42(1):58-62.
Wang Nina, Gui Guan, Su Yongtao, et al. Compressive sensing-based sparse channel estimation method for MIMO-OFDM systems [J]. Journal of University Electronic Science and Technology of China, 2013, 42(1): 58-62.
- [3] Li Y. Simplified channel estimation for OFDM systems with multiple transmit antennas[J]. IEEE Transaction on Wireless Communications, 2002,1(1): 67-75.
- [4] Suh C, Hwang C S, Choit H. Comparative study of time-domain and frequency-domain channel estimation in MIMO-OFDM systems [C]//The 14th IEEE 2003 International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication Proceedings. Beijing: IEEE Press, 2003: 1095-1099.
- [5] Donoho D. Compressed sensing [J]. IEEE Transaction on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [6] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projection: Universal encoding strategies?[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [7] 杨真真,杨震,孙林慧,等.信号压缩重构的正交匹配追踪类算法综述[J].信号处理,2013,29(4):486-496.
Yang Zhenzhen, Yang Zhen, Sun Linhui, et al. A survey on orthogonal matching pursuit type algorithms for signal compression and reconstruction[J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(4): 486-496.
- [8] Tropp J A, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [9] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [10] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[R].ACM Technical Report 2008-01. Pasadena: California Institute of Technology, 2008.
- [11] Chen S, Donoho D, Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [12] Daubechies I, Mefrise M, Mol C, et al. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparse constraint [J]. Communication on Pure and Applied Mathematics, 2004, 57(11): 1413-1457.
- [13] Gilbert A, Guha S, Ingvk P, et al. Near optimal sparse Fourier representations via sampling[C]//Proc of the 2002 ACM Symposium on Theory of Computing STOC. Montreal, Quebec, Canada:[s.n.], 2002: 152-161.
- [14] Gilbert A, Strauss M, Tropp J A, et al. One sketch for all: Fast algorithm MS for compressed sensing[C]//Proc 39th ACM Symp Theory of Computing. San Diego, USA:[s.n.],2007: 237-246.
- [15] 王超.基于压缩感知的贪婪迭代重构算法[J].数据采集与处理,2012,27(S2):298-303.
Wang Chao.Greedy iterative reconstruction algorithm based on compressive sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012,27(S2): 298-303.
- [16] Blumeusath T, Davies M. Gradient pursuit[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2370-2380.
- [17] 郑红,李振.压缩感知理论投影矩阵优化方法综述[J].数据采集与处理,2014,29(1):43-53.

- Zheng Hong, Li Zhen. Survey on optimization methods for projection matrix in compress sensing theory[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(1): 43-53.
- [18] Bajwa W, Sayeed A, Nowak R, et al. Sparse multipath channels: Modeling and estimation[C]//The 12th IEEE Digital Signal Processing Workshop. Marco Island, USA: IEEE Press, 2009: 320-325.
- [19] Donoho D, Tsai Y. Extensions of compressed sensing[J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 533-548.
- [20] 刘盼盼,李雷,王浩宇,等.压缩感知中基于变尺度法的贪婪重构算法的研究[J].通信学报,2014,35(12): 98-105.
Liu Panpan, Li Lei, Wang Haoyu, et al. Research on greedy reconstruction algorithms of compressed sensing based on variable metric method [J]. Journal on Communications, 2014, 35(12): 98-105.
- [21] 王蔚东,杨俊安.基于梯度追踪的压缩感知超宽带通信信道估计[J].数据采集与处理,2013, 28(3): 301-306.
Wang Weidong, Yang Junan. Ultra wide-band channel estimation through compressed sensing based on gradient pursuit[J].Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(3): 301-306.
- [22] 王蔚东,杨俊安.基于改进梯度投影算法的压缩感知超宽带信道估计[J].信号处理,2012, 28(3): 376-383.
Wang Weidong, Yang Junan. UWB channel estimation through compressed sensing based on an improved gradient projection algorithm [J]. Journal of Signal Processing, 2012, 28(3): 376-383.

作者简介:



吴君钦(1966-),男,教授,研究方向:宽带通信、信号与信息处理、嵌入式计算机系统设计及应用,E-mail: 609601657@qq.com。



王加莉(1991-),女,硕士研究生,研究方向:信号与信息处理、宽带通信。

(编辑:刘彦东)