

引用格式: ZHANG Feng, LING Jinwei, LIU Yenan, et al. Compressed Sensing Channel Estimation for MIMO-VLC Systems Based on DFT-SAMP Algorithm[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(4):0406002

张峰, 凌锦炜, 刘叶楠, 等. 基于 DFT-SAMP 算法的 MIMO-VLC 系统压缩感知信道估计[J]. 光子学报, 2023, 52(4):0406002

基于 DFT-SAMP 算法的 MIMO-VLC 系统 压缩感知信道估计

张峰, 凌锦炜, 刘叶楠, 赵黎

(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021)

摘要: 多输入多输出 (Multiple-input-multiple-output, MIMO) 可见光通信 (Visible Light Communications, VLC) 系统接收端需精确的信道状态信息用以解调信号, 而常用的最小二乘算法对噪声敏感, 估计误差较大, 难以保证可靠性。基于信道稀疏特性, 利用压缩感知方法进行 MIMO-VLC 信道估计, 提出一种基于离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT) 的稀疏度预测自适应匹配追踪 (DFT Based Prediction-sparsity Adaptive Matching Pursuit, DFT-SAMP) 算法。首先, 通过 DFT 的稀疏度预测方法对信道冲激响应的稀疏度进行预估计, 将估计的稀疏度作为算法初始步长, 以快速逼近真实稀疏度, 提高算法效率; 其次, 采用 SAMP 算法重构信道冲激响应, 提高信道估计准确性, 保证通信可靠性。基于 2×2 的 MIMO-VLC 系统信道估计实验结果表明, 导频数为 32 时, 本文算法相较于最小二乘算法在误码率满足前向纠错的误码率阈值 (3.8×10^{-3}) 时所需的信噪比降低 4.5 dB; 利用 DFT-SAMP 算法进行信道估计, 在保证可靠性的同时, 运行效率相比 SAMP 算法提升约 69%, 为 MIMO-VLC 系统信道估计提供了更为有效的方式。

关键词: MIMO-VLC; 压缩感知; 信道估计; 误码率

中图分类号: TN929.1

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20235204.0406002

0 引言

VLC 是一种利用可见光波段作为通信载体, 兼顾照明和数据传输的新型通信方式, 具有无电磁干扰、频谱资源丰富等优点^[1-3]。将 MIMO 与 VLC 系统结合, 可以有效实现空间资源的复用, 提高系统通信容量和速率^[4-5]。但是 MIMO-VLC 系统需要准确的信道估计来获取信道状态信息保证通信的可靠性。

信道估计常用的最小二乘 (Least Squares, LS) 算法, 虽然复杂度低, 但需要大量导频开销, 导致频谱利用率降低^[6-7], 同时 LS 算法估计的信道状态信息存在较大误差, 导致系统整体可靠性不足。由于压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 可实现低于奈奎斯特速率的方式采样信号, 且具有较高的重构精度, 因此被应用于信道估计当中, 可利用少量的导频开销获取良好的信道估计性能^[8-10]。文献[11]在 MIMO-VLC 系统的信道估计中引入了正交匹配追踪 (Orthogonal Match Pursuit, OMP) 算法, 证明了 CS 算法在 VLC 系统信道估计中的可行性, 但需要预知信道的真实稀疏度, 而信道的真实稀疏度通常是无法准确预知的, 故在实际运用中存在局限性。文献[12]在 MIMO-OFDM 系统中通过 SAMP 算法在信道稀疏度未知情况下, 自适应重构出信道特性, 解决了 OMP 算法需预知信道稀疏度的问题, 但也增加了算法迭代次数, 降低了效率。文献[13]提出了一种正则化稀疏度变步长自适应匹配追踪 (Regularized Sparsity Variable Step-size Adaptive Matching Pursuit, RSVssAMP) 算法, 在 SAMP 算法的基础上加入了变步长的思想, 通过大步长减少迭代次数, 但存在过估计问题, 算法稳定性降低。文献[14]提出一种基于有限等距性质 (Restricted Isometry

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 12004292), 陕西省科技厅一般项目 (No. 2021GY-107), 西安市科技计划 (No. 2020KJRC0040)

第一作者: 张峰, 17894019@qq.com

通讯作者: 凌锦炜, 2236739430@qq.com

收稿日期: 2022-07-26; 录用日期: 2022-10-08

<http://www.photon.ac.cn>

Property, RIP)的稀疏度预测自适应匹配追踪(RIP Based Prediction-sparsity Adaptive Matching Pursuit, RSAMP)算法,通过基于RIP的稀疏度预测方法快速迭代完成信道估计,但其稀疏度预测的方法复杂度较高,不利于系统效率的提升。

为了以更高效的方式保证MIMO-VLC系统通信的可靠性,本文提出一种DFT-SAMP信道估计算法。通过基于DFT的稀疏度预测方法,对信道稀疏度进行预估计,将估计出的稀疏度作为SAMP算法初始步长,使其快速逼近信道的真实稀疏度,提高运行速率。

1 MIMO-VLC 信道特征及增益模型

MIMO-VLC系统中有 N_t 个LED光源和 N_r 个光电探测器PD,每个LED光源发送的光信号可经过直射链路(Line of Sight, LOS)和非直射链路(No Line of Sight, NLOS)到达接收端,具体通信场景如图1。

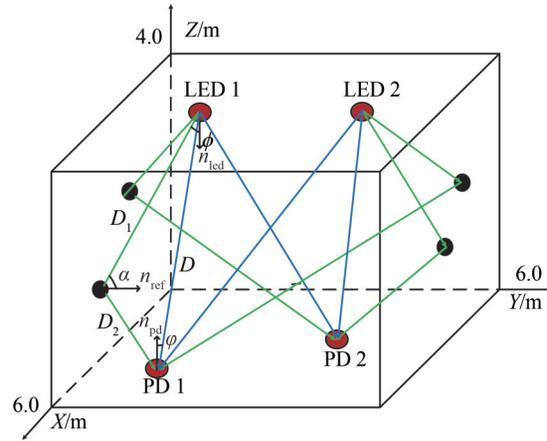


图1 MIMO-VLC 通信几何场景
Fig. 1 MIMO-VLC communication geometric scenario

LED光源与光电探测器PD间信道特征可由冲激响应 $h(t)$ 表示为

$$h(t; R_{n_t}; R_{n_r}) = \sum_{k=0}^{\infty} h^{(k)}(t; R_{n_t}; R_{n_r}) \quad (1)$$

式中, R_{n_t} 为发射端特征, R_{n_r} 为接收端特征; g 为光反射次数, $g=0$ 时,光信号经LOS信道直射到达接收端; $g=1$ 时,光信号经过NLOS信道到达接收端。光信号经LOS信道时的冲激响应^[15]为

$$h(t; R_{n_t}; R_{n_r}) = T(\phi) \frac{Ar \times \cos(\phi)}{D^2} \delta\left(t - \frac{D}{c}\right) \quad (2)$$

式中, Ar 为光电探测器接收面积; ϕ 为光入射角; $D = |R_{n_t} - R_{n_r}|$ 为发送端与接收端间的距离; c 为光速。 $T(\phi)$ 为光源辐射强度,常用由式(3)表示的朗伯模型:

$$T(\phi) = \frac{m+1}{2\pi} \cos^m(\phi) \quad (3)$$

式中, m 为朗伯模式指数; ϕ 为光源出射角。光信号经过NLOS信道时,冲激响应为

$$h^{(1)}(t; R_{n_t}; R_{n_r}) = \sum_{i=1}^{i_n} \frac{(m+1)Ar \times \Delta A}{2\pi^2 D_1^2 D_2^2} \cos(\phi) \times \cos(\alpha) \cos^m(\phi) \delta\left(t - \frac{D_1 + D_2}{c}\right) \quad (4)$$

式中, i_n 为反射单元个数, ΔA 为反射单元面积; D_1 表示从光源到反射面的距离; D_2 为从反射面到接收端距离; α 为光反射角。设采样间隔为 T ,则第 n_t 个LED到第 n_r 个PD间的多径信道增益^[16]表示为

$$h_{n_t, n_r}^{(l)} = \begin{cases} \int_0^{T+\tau_0} \sum_{k=0}^{\infty} h^g(t; R_{n_t}; R_{n_r}) dt & l=0 \\ \int_{lT+\tau_0}^{(l+1)T+\tau_0} \sum_{k=0}^{\infty} h^g(t; R_{n_t}; R_{n_r}) dt & l=1, 2, \dots, L_{n_t, n_r} - 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\tau_0 = D/c$ 为 LOS 信道 PD 接收光信号时延; $L_{n,m} - 1$ 为路径数。设房间大小为 $6\text{ m} \times 6\text{ m} \times 4\text{ m}$, 取 $m = 1$, 光电探测器接收面积 $A_r = 1\text{ cm}^2$, 反射单元面积 $\Delta A = 0.01\text{ m}^2$, 采样间隔为 $T = 5\text{ ns}$, 当 LED 和 PD 中心坐标分别为 $(3, 4.5, 5)$ 和 $(5, 1.5, 0)$ 时, 对应多径信道增益如图 2。

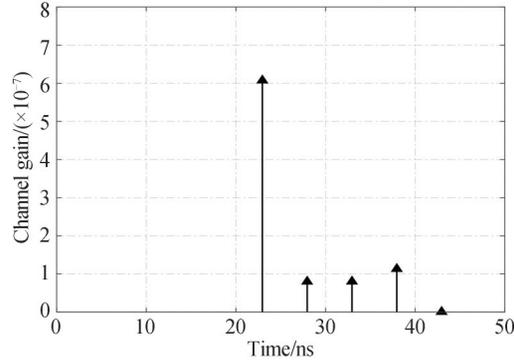


图 2 多径信道增益

Fig. 2 Multipath channel gain

图中第一个路径的信道增益 $h_{2,1}^{(0)}$ 为 LOS 信道的增益, 且其值最大, 而其余信道路径为光源经墙面反射到达 PD 的信道增益, 相对于 $h_{2,1}^{(0)}$ 较小。由于信道增益的符号长度与 FFT 点数相同, 均为 256 点, 而图 2 中信道增益仅有 5 个非零路径, 具有明显稀疏性, 因而 MIMO-VLC 系统可以借助压缩感知的方式进行信道状态估计。

2 MIMO-VLC 系统及信道估计模型建立

2.1 MIMO-VLC 系统建模

在 MIMO-VLC 系统中, 数据信号经过正交振幅调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 调制后进行空时块编码 (Space Time Block Code, STBC), 然后经过串并转换分为多个支路, 每个支路分别进行正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 调制, 最后经过直流偏置和 D/A 转换后, 由每个发送端的 LED 发送信号, 接收端的处理与发送端相对应, 具体模型如图 3。

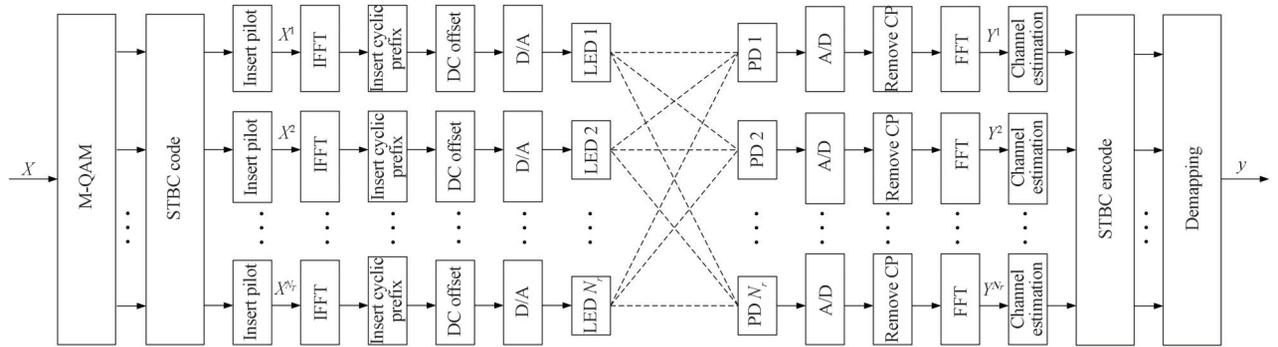


图 3 MIMO-VLC 系统模型

Fig. 3 MIMO-VLC system model

设 N_t 个发送端的传输数据为 $X = [X^0, X^2, \dots, X^{N_t-1}]$, 则接收数据 Y^j 为

$$Y^j = \sum_{i=1}^{N_t} X^i F h_{ij} + Z^j \quad (6)$$

式中, $X^i = \text{diag}\{X^i(0), X^i(1), X^i(2), \dots, X^i(N-1)\}$ 是 $N \times N$ 维方阵, h_{ij} 为 $N \times 1$ 维信道冲激响应矩阵, Z^j 为 $N \times 1$ 维噪声向量, F 为 $N \times N$ 维傅里叶变换矩阵, 表示为

$$F = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{pmatrix} W^{00} & W^{10} & \dots & W^{(N-1)0} \\ W^{01} & W^{11} & \dots & W^{(N-1)1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W^{0(N-1)} & W^{1(N-1)} & \dots & W^{(N-1)(N-1)} \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中, $W^{nk} = e^{\frac{-j2\pi nk}{N}}$ 。由式(6)可知,接收端需要精确的信道状态信息才能解调获得准确的接收数据信息,因此在MIMO-VLC系统中需要进行准确的信道估计来保证可靠通信。

2.2 MIMO-VLC 信道估计模型

设发送端数据信号中插入导频符号数为 P , 选择矩阵为 C , 则接收导频符号 Y_p^i 为

$$Y_p^i = \sum_{j=1}^{N_i} X_p^i F_p h_{ij} + Z_p^i \quad (8)$$

式中, $X_p^i = CX^i C^T$ 为 $P \times P$ 维导频信号; $F_p = CF$ 是 $P \times N$ 维对导频进行傅里叶变换的矩阵; $Z_p^i = CZ^i$ 为导频所受的噪声干扰。令 $A = [X_p^0 F_p, X_p^1 F_p, \dots, X_p^{N_i-1} F_p]$, $h = [h_{1,j}, h_{2,j}, \dots, h_{(N_i-1),j}]^T$, 则式(8)可写为

$$Y_p^i = Ah + Z_p^i \quad (9)$$

忽略噪声影响, 则通过式(9)可将MIMO-VLC系统信道估计问题建模为压缩感知求解问题。

2.3 导频结构

采用非均匀梳状导频结构对MIMO-VLC系统进行信道估计, 具体结构如图4。

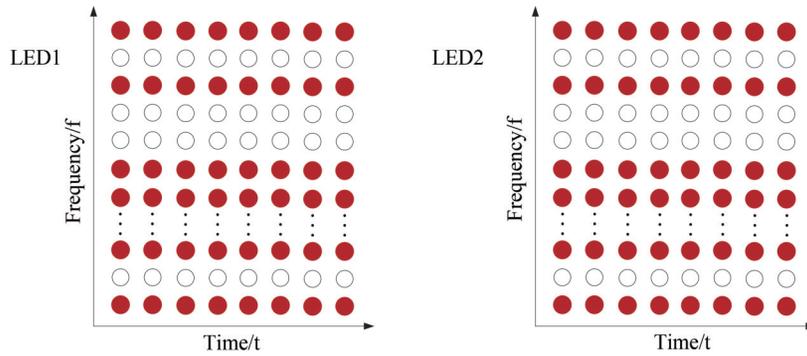


图4 导频结构示意图

Fig. 4 Pilot structure diagram

图中, 实心点表示导频信息, 空白部分则为数据信息。每列代表一个OFDM符号, 每个OFDM符号中导频位置相同, 但由于接收端需要随机傅里叶矩阵作为压缩感知的观测矩阵, 因此具体的导频位置采用随机选取的 P 个子载波位置。导频位置 D_n 由线性同余法获得, 可表示为

$$D_n = (aD_{n-1} + c) \bmod \left(\frac{N}{2} \right) \quad (10)$$

式中, a 为乘子, c 为增量, 均为正整数。选取不同 a, c 和初始值 D_0 可递推获得随机导频位置, 而接收端对导频进行傅里叶变换的矩阵即为部分随机傅里叶变换矩阵, 构成压缩感知的观测矩阵。

3 基于DFT-SAMP的压缩感知信道估计算法

3.1 压缩感知信道估计原理

设有 $N \times 1$ 维的信号 B , 表示为

$$B = \Psi \Theta \quad (11)$$

式中, Ψ 为 $N \times N$ 维正交基, Θ 为 $N \times 1$ 维稀疏信号。若信号 B 可通过观测矩阵 Φ 压缩成 $M \times 1$ 维观测向量 y , 则 y 可表示为

$$y = \Phi B = \Phi \Psi \Theta \quad (12)$$

式中, Φ 为 $M \times N$ 维观测矩阵。若存在 $\delta_k \in (0, 1)$ 使得观测矩阵 Φ 满足

$$(1 - \delta_k) \|B\|_2^2 \leq \|\Phi B\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|B\|_2^2 \quad (13)$$

则称观测矩阵 Φ 满足 RIP 性质, 观测向量 y 可通过重构算法精确重构信号 B 。而在MIMO-VLC信道估计中, 可将式(9)中的 A 作为压缩感知的观测矩阵 Φ , Y_p^i 作为观测向量 y , 接收端即可通过压缩感知重构算法重构出信道冲激响应 h 。

3.2 基于SAMP的信道估计算法

SAMP算法通过确定稀疏度步长增量 s ,即可自适应迭代逼近重构目标,且引入回溯策略,将候选集中错误原子剔除以提高算法重构精度。具体步骤如下:

- 1) 输入观测向量 $\mathbf{y} = \mathbf{Y}_p^i$,观测矩阵 $\Phi = \mathbf{A}$,步长增量 s 。
- 2) 初始化残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$,步长 $Q = s$,支撑集 $F_0 = \emptyset$ 。
- 3) 从 $\mathbf{u} = |\mathbf{A}^T \mathbf{r}_{n-1}|$ 中选出内积值最大的前 Q 个原子,将原子位置索引 T_{n-1} 加入候选集 $C_n = (T_{n-1} \cup F_{n-1})$ 。
- 4) 计算 $\mathbf{x} = (\Phi_{C_n}^T \Phi_{C_n}) \Phi_{C_n}^T \mathbf{y}$,选出 $|\mathbf{x}|$ 中最大的 Q 个原子,将原子位置索引存入支撑集 F_n ,并更新残差 $\mathbf{r}_{F_n} = \mathbf{y} - \Phi_{F_n} (\Phi_{F_n}^T \Phi_{F_n}) \Phi_{F_n}^T \mathbf{y}$ 。
- 5) 若 $\|\mathbf{r}_{F_n}\|_2 \leq \varepsilon$,则进入步骤7)。
- 6) 若 $\|\mathbf{r}_{F_n}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{F_{n-1}}\|_2$,更新步长 $Q = Q + s$;否则 $\mathbf{r}_n = \mathbf{r}_{F_n}$, $T_n = F_n$,返回步骤3)继续迭代。
- 7) 输出信道冲激响应 $\hat{\mathbf{h}} = (\Phi_{F_n}^T \Phi_{F_n}) \Phi_{F_n}^T \mathbf{y}$ 。

综上所述,步骤4)每次迭代将从候选集 C_n 中重新选取最匹配的 Q 个原子作为支撑集 F_n ,可以有效剔除上次迭代选取的错误原子。算法步长 Q 可通过步长增量 s 逐步递增达到真实稀疏度,而步长增量 s 的选择对算法性能有重要关系;若 s 取值小,则算法需多次迭代达到真实稀疏度,重构速率慢;若 s 取值大,则可能使算法的预测稀疏度存在过估计问题,导致重构精度降低。为获得较高的重构精度,通常采用小步长增量,因而算法需多次迭代才能完成信道估计,增加了运行时间。

3.3 基于DFT的SAMP信道估计算法效率优化

3.3.1 DFT信道估计算法

DFT算法在LS算法基础上加入时域去噪处理,提高了估计性能,原理如下:

- 1) 通过LS算法估计导频位置处的信道特性频率响应

$$\hat{H}_p(k) = \frac{Y_p(k)}{X_p(k)} + Z_p(k) \quad (14)$$

- 2) 对 $\hat{H}_p(k)$ 进行 N 点IDFT变换,得到信道冲激响应 $\hat{h}_p(n)$

$$\hat{h}_p(n) = \text{IDFT}[\hat{H}_p(k)] \quad (15)$$

- 3) 假设循环前缀长度为 L ,DFT信道估计算法的去噪处理就是将估计的信道冲激响应 $\hat{h}_p(n)$ 在 L 点之外的部分视为噪声,并置零,即

$$\hat{h}(n) = \begin{cases} \hat{h}_p(n) & 0 \leq n \leq L-1 \\ 0 & L \leq n \leq N \end{cases} \quad (16)$$

通步骤3)消除了 $\hat{h}_p(n)$ 中的大量噪声干扰,降低了噪声对后续稀疏度预测的影响。

3.3.2 基于DFT的稀疏度预测方法

采用求噪声阈值筛选初始候选集的方法,通过DFT算法估计的冲激响应 $\hat{h}(n)$ 获取能量阈值,进而筛选出能量较大的信道非零抽头,其对应的位置索引集合作为SAMP算法的初始候选集,集合大小作为初始步长。具体步骤如下:

- 1) 求 $\hat{h}(n)$ 的平均能量 e

$$e = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} |\hat{h}^2(n)| \quad (17)$$

- 2) 通过加权系数 λ 确定阈值 b

$$b = \lambda e \quad (18)$$

- 3) 将能量大于阈值的位置索引作为初始化候选集 Ω ,其大小为先验稀疏度 pre_k

$$\Omega = \left\{ n \mid |\hat{h}^2(n)| > b, n = 0, 1, \dots, N-1 \right\} \quad (19)$$

$$\text{pre_}k = \text{size}(\boldsymbol{\Omega}) \quad (20)$$

3.3.3 DFT-SAMP信道估计算法

通过基于DFT的稀疏度预测方法对信道的稀疏度进行预估计,将预测的稀疏度作为SAMP算法的初始步长,使算法步长从稀疏度预测值逐步递增达到真实信道稀疏度,减少算法迭代次数,提高算法运行速率。DFT-SAMP算法具体实现步骤如下:

- 1) 输入观测值 $\mathbf{y} = Y_{\hat{p}}^i$, 观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi} = \mathbf{A}$, 步长增量 s , 初始候选集 $\boldsymbol{\Omega}$, 先验稀疏度 $\text{pre_}k$ 。
- 2) 初始化支撑集 $F_0 = \boldsymbol{\Omega}$, 步长 $Q = \text{pre_}k$, 残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}_{C_0}(\boldsymbol{\Phi}_{C_0}^T \boldsymbol{\Phi}_{C_0})^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{C_0}^T \mathbf{y}$ 。
- 3) 从 $\mathbf{u} = |\mathbf{A}^T \mathbf{r}_{n-1}|$ 中选出内积值最大的前 Q 个原子, 将原子位置索引 T_{n-1} 加入候选集 $C_n = (T_{n-1} \cup F_{n-1})$ 。
- 4) 计算 $\mathbf{x} = (\boldsymbol{\Phi}_{C_n}^T \boldsymbol{\Phi}_{C_n})^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{C_n}^T \mathbf{y}$, 选出 $|\mathbf{x}|$ 中最大的 Q 个原子, 将原子位置索引存入支撑集 F_n , 并更新残差 $\mathbf{r}_{F_n} = \mathbf{y} - \boldsymbol{\Phi}_{F_n}(\boldsymbol{\Phi}_{F_n}^T \boldsymbol{\Phi}_{F_n})^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{F_n}^T \mathbf{y}$ 。
- 5) 若 $\|\mathbf{r}_{F_n}\|_2 \leq \epsilon$, 则进入步骤7)。
- 6) 若 $\|\mathbf{r}_{F_n}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{F_{n-1}}\|_2$, 更新步长 $Q = Q + s$; 否则 $\mathbf{r}_n = \mathbf{r}_{F_n}$, $T_n = F_n$, 返回步骤3)继续迭代。
- 7) 输出信道冲激响应 $\hat{\mathbf{h}} = (\boldsymbol{\Phi}_{F_n}^T \boldsymbol{\Phi}_{F_n})^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{F_n}^T \mathbf{y}$ 。

4 实验与数据分析

4.1 实验平台及参数设置

基于实际室内环境进行MIMO-VLC系统信道估计实验,实验系统结构如图5。

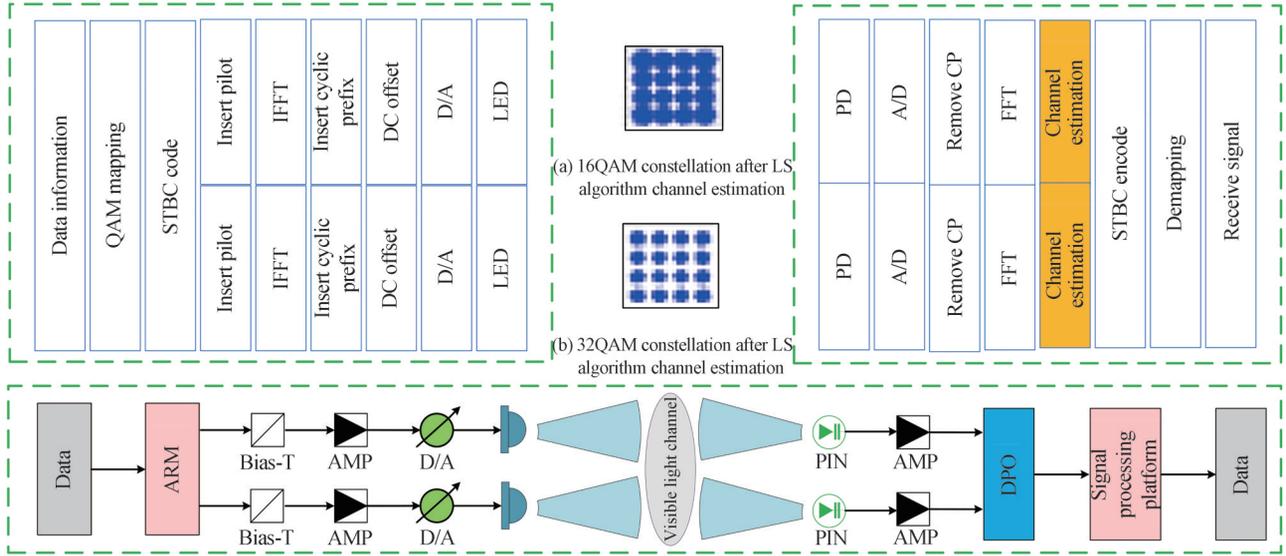


图5 实验系统结构图

Fig. 5 Experimental system structure

图中,发送端数据在ARM处理器中进行调制后,输出的调制信号将依次经放大器(AMP-OPA657),直流偏置,最后通过LED进行光信号传输;接收端,通过PIN进行光信号转换,将接收信号发送到数字示波器(Tektronix 7354C)进行采集,最后将采集的信号发送到信号处理平台进行信号解调获得接收端数据。接收端经过LS算法和所提算法信道估计的信号QAM星座图如图5(a)和5(b)。图5(b)中的QAM星座图比图5(a)的QAM星座图更集中,定性地验证了所提算法信道估计性能优于LS算法。实验场景为 $6\text{ m} \times 6\text{ m} \times 4\text{ m}$ 的LED室内照明环境,压缩感知算法的精度实验参数如表1。

表1 系统仿真参数
Table 1 System simulation parameters

Parameter	Value
Number of LED & PD	2, 2
Mapping method	QAM
IFFT/FFT size	256
LED optical power/W	1
LED transmitting angle/(°)	75
FOV at PD/(°)	80
Reflectivity area of wall/m ²	0.01
Physical area of PD/cm ²	1
Reconstruction accuracy ϵ	10 ⁻⁶
Step size s	1

4.2 算法的稀疏度预测可行性验证

通过分析DFT算法估计的信道冲激响应 $\hat{h}(n)$ 的单点能量与阈值分布情况验证所提稀疏度预测方法的可行性。图6中,加权因子 $\lambda=1$,循环前缀长度 $L=30$,由于 $\hat{h}(n)$ 在循环前缀长度外的部分均为零,故只选取循环前缀长度内的点作为观测点。

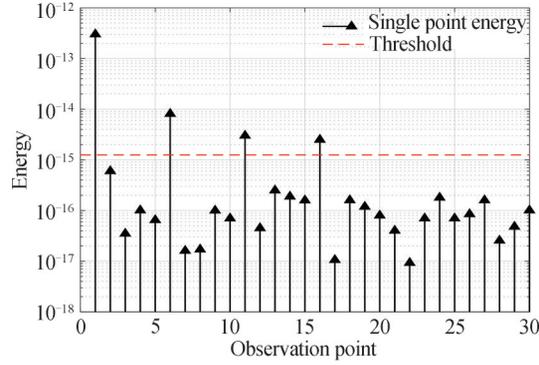


图6 能量与门限阈值分布情况

Fig. 6 Energy and threshold distribution

由图6可知, DFT-SAMP算法共筛选出4个大于门限阈值的原子,故此时的初始步长为4,与真实信道稀疏度相差较小,可快速迭代完成信道估计,减少大量运行时间。此外尽管可能会选入少数错误原子,也可通过DFT-SAMP算法的回溯策略去除。在同等条件下,将本次实验重复进行1000次得出的平均先验稀疏度为4.135,与真实信道稀疏度相差较小,表明基于DFT的稀疏度预测方法的有效性。

4.3 算法稀疏度预测方法验证

通过对比真实信道频率响应 $H(k)$ 与信道估计获得的频率响应 $\hat{H}(k)$ 之间的均方差分析算法信道估计性能,均方差定义为

$$\text{MSE} = \frac{E \left[\sum_k |H(k) - \hat{H}(k)|^2 \right]}{E \left[\sum_k |H(k)|^2 \right]} \quad (21)$$

均方差值越小,算法估计的信道特性越接近真实信道环境,估计性能越好。均方差曲线如图7。

图7中的均方差性能曲线对比的是在16个导频和32个导频情况下,所提算法和LS算法的信道估计均方差性能,由图7可以看出,论文算法的MSE性能明显优于LS算法,且随着导频数的增加,性能增益更加明显。对于本文所提算法,利用DFT稀疏度预测方法对信道稀疏度进行预测,实际的MSE性能相较于SAMP算法略有下降,但并不明显。

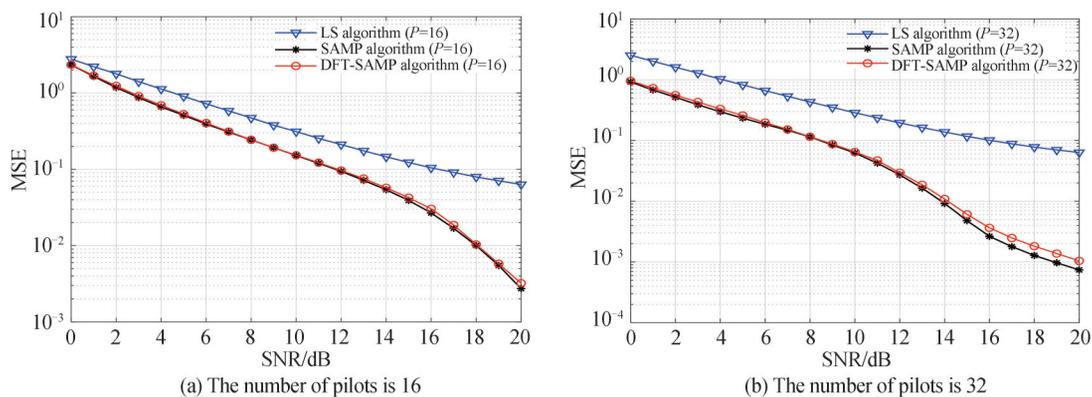


图7 算法的MSE性能分析

Fig. 7 MSE performance analysis of the algorithm

4.4 算法可靠性分析

图8是在调制阶数 $M=16$ 时,不同算法的误码率性能曲线。

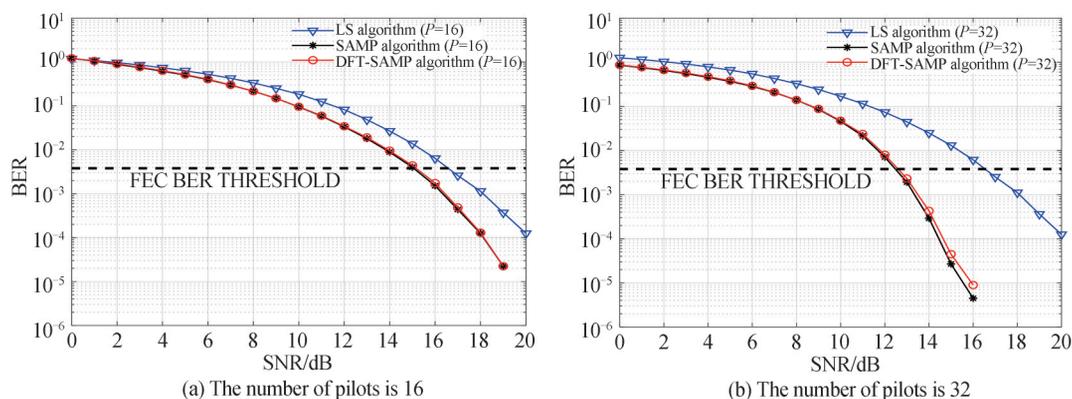


图8 算法的BER性能分析

Fig. 8 BER performance analysis of the algorithm

由图可知,在16个导频情况下,所提算法相较于LS算法在满足前向纠错(Forward Error Correction, FEC)误码率阈值(3.8×10^{-3})时的信噪比降低了2 dB;在32个导频情况下,所提算法低于LS算法4.5 dB,使误码率达到FEC误码率阈值。所提算法在导频数为16时的误码率性能就优于LS算法导频数为32时的误码率性能,如果使用论文算法代替LS算法进行信道估计可减少50%的导频开销。同时DFT-SAMP算法误码率性能与SAMP算法误码率性能整体相当,说明基于DFT的稀疏度预测方法在提高系统效率的同时,不会降低系统通信的可靠性。

图9是4种调制阶数情况下,导频个数 $P=32$ 时,算法的误码率性能曲线。

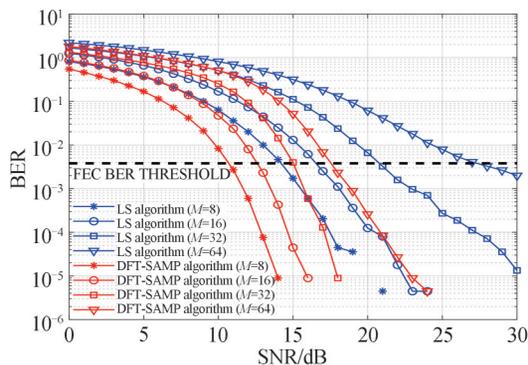


图9 不同调制阶数的BER性能

Fig. 9 BER performance of different modulation orders

由图中可以看出,系统误码率随着调制阶数 M 的增大而增加,而本文算法相对于LS算法的性能增益随着调制阶数的增大也更明显。在误码率达到FEC阈值情况下,调制阶数 $M=8$ 时,本文算法相对于LS算法性能有3.5 dB提升,调制阶数 $M=16$ 时,性能则提升了4 dB,调制阶数 $M=32$ 时,性能提升6 dB,而调制阶数 $M=64$ 时,性能则有10 dB的提升,该结果表明本文算法在调制阶数较高时对误码率的减低更为明显,有利于系统通信效率的提升。

4.5 算法效率分析

图10是不同算法和导频数 P 的情况下,运行1000次的平均时间。

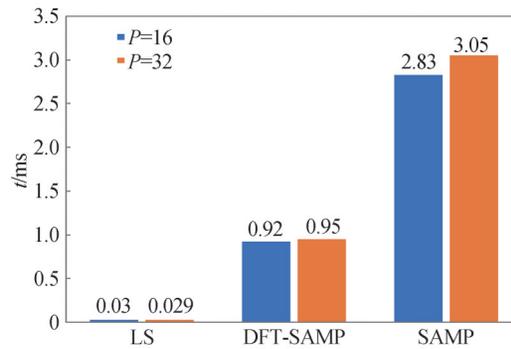


图10 算法平均运行时间

Fig.10 Average running time of algorithm

从图中可以看出,LS信道估计算法相对于CS算法具有较短的运行时间,但通过图7和图8可知,LS信道估计算法虽然运行速率较快,但整体信道估计性能相对差于CS算法。对于CS算法,基于DFT的稀疏度预测的方法使所提DFT-SAMP算法运行速率有明显的提升,在16个导频时,算法效率相较于SAMP算法提升约68%,在32个导频时,提升约69%。

5 结论

针对可见光通信复杂的多径信道环境,引入压缩感知的方法进行MIMO-VLC系统信道估计,并提出了DFT-SAMP算法,通过基于DFT的稀疏度预测方法提高了SAMP算法运行速率,用更高效的方法保证系统通信质量。理论分析和实验结果表明:1) 利用CS算法进行MIMO-VLC信道估计的性能明显优于LS算法,在导频数为16时就具有优于LS算法32个导频时的性能,可降低50%的导频开销。2) DFT-SAMP算法通过基于DFT的稀疏度预测方法,在保证系统可靠性的同时减少了算法的运行时间,使DFT-SAMP算法的运行速率相比SAMP算法提升约69%。3) 随着调制阶数 M 的增加,DFT-SAMP算法相对于LS算法的增益也越明显,在达到FEC误码率阈值的情况下,调制阶数 $M=8$ 时,DFT-SAMP算法相比LS算法性能有3.5 dB的提升,而在调制阶数 $M=64$ 时,则提升了10 dB,有利于系统通信效率的提升。

参考文献

- [1] ZHANG Feng, LIANG Yuanbo, ZHAO Li, et al. Performance optimization method of indoor visible light communication system based on non-orthogonal multiple access[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(11): 311-317.
张峰,梁渊博,赵黎,等.基于非正交多址的室内可见光通信系统性能优化方法[J].红外与激光工程, 2021, 50(11): 311-317.
- [2] ZHAO Li, DONG Hanghang, ZHANG Feng. Visible DCO-OFDM system based on LWT[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(5): 0506002.
赵黎,董航航,张峰.基于LWT的可见光DCO-OFDM系统[J].光子学报, 2021, 50(5): 0506002.
- [3] LU Tingwei, WANG Zeping, LIU Meng, et al. Full-duplex indoor ethernet communication system based on visible light communication[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(1): 45-53.
卢霆威,王泽平,刘梦,等.基于可见光通信技术的全双工以太网通信系统设计[J].电子学报, 2022, 50(1): 45-53.
- [4] HAN Y, LEE S, KIM B W, et al. Resource-optimized design of bit-shuffle block coding for MIMO-VLC[J]. IEEE Access, 2021, 9: 97675-97685.
- [5] SEKHAR K R, MITRA R. MBER combining for MIMO VLC with user mobility and imperfect CSI[J]. IEEE

- Communications Letters, 2020, 24(2):376-380.
- [6] XIAO Shenyang, JIN Zhigang, SU Yishan, et al. Pilot design for compressed sensing based OFDM sparse channel estimation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(7):1447-1453.
肖沈阳, 金志刚, 苏毅珊, 等. 压缩感知OFDM稀疏信道估计导频设计[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(7):1447-1453.
- [7] LEE H C, GONG C S A, CHEN P Y, et al. A compressed sensing estimation technique for doubly selective channel in OFDM systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 115192-115199.
- [8] LYU Xinrong, LI Youming, GUO Qiang. Joint channel and impulsive noise estimation method for MIMO-OFDM systems [J]. Journal on Communications, 2021, 42(12):54-64.
吕新荣, 李有明, 国强. MIMO-OFDM系统的信道与脉冲噪声联合估计方法[J]. 通信学报, 2021, 42(12):54-64.
- [9] HUANG Y, HE Y, LUO Q, et al. Channel estimation in MIMO-OFDM systems based on a new adaptive greedy algorithm[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(1):29-32.
- [10] XIE H, WANG Y, ANDRIEUX G, et al. Efficient compressed sensing based non-sample spaced sparse channel estimation in OFDM system[J]. IEEE Access, 2019, 7:133362-133370.
- [11] LIN B, GHASSEMLOOY Z, XU J, et al. Experimental demonstration of compressive sensing-based channel estimation for MIMO-OFDM VLC[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(7):1027-1030.
- [12] ZHANG W, GAO X, LI Z, et al. Pilot-assisted MIMO-V-OFDM systems: compressed sensing and deep learning approaches[J]. IEEE Access, 2020, 8:7142-7159.
- [13] LIU Haoqiang, ZHAOHongbo, FENG Wenquan. Regularized sparsity variable step-size adaptive matching pursuit algorithm for compressed sensing[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(10):2109-2117.
刘浩强, 赵洪博, 冯文全. 基于CS的正则化稀疏度变步长自适应匹配追踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(10):2109-2117.
- [14] JI Ce, WANG Jinzhi, LI Boqun. OFDM sparse channel estimation based on RSAMP algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(8):2290-2296.
季策, 王金芝, 李伯群. 基于RSAMP算法的OFDM稀疏信道估计[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(8):2290-2296.
- [15] KE Xizheng, DENG Lijun. Characteristic of nonlinear distortion and predistortion compensation of semiconductor laser[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(11):3204-3210.
柯熙政, 邓莉君. 半导体激光器的非线性失真特性及预失真补偿研究[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(11):3204-3210.
- [16] JIA Kejun, HAO Li, YU Caihong. Modeling of multipath channel and performance analysis of MIMO-ACO-OFDM system for indoor visible light communications[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(7):57-68.
贾科军, 郝莉, 余彩虹. 室内可见光通信多径信道建模及MIMO-ACO-OFDM系统性能分析[J]. 光学学报, 2016, 36(7):57-68.

Compressed Sensing Channel Estimation for MIMO-VLC Systems Based on DFT-SAMP Algorithm

ZHANG Feng, LING Jinwei, LIU Yenan, ZHAO Li

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Visible light communication is a new communication method that uses the visible light band as a communication carrier and takes into account lighting and data transmission. It has the advantages of no electromagnetic interference, rich spectrum resources and so on. Combining MIMO with VLC system can improve the communication capacity and rate of the system. However, MIMO-VLC systems need channel estimation to obtain channel state information to ensure the reliability of system communication. Although the commonly used LS channel estimation algorithm has a low complexity, it requires a lot of pilot overhead, which leads to a reduction of spectrum efficiency. Compressed sensing is applied to channel estimation to reduce pilot overhead and improve channel estimation performance because it can sample signals at a rate lower than Nyquist sampling rate and has a higher reconfiguration progress. The commonly used compressed sensing reconstruction algorithm, OMP algorithm, needs to predict the sparsity of the channel, and the true sparsity of the channel is usually unpredictable, so it has limitations in practical application. The SAMP algorithm can adaptively reconstruct the channel characteristics when the channel

sparsity is unknown, which solves the condition of predicting the channel sparsity, but also increases the number of iterations of the algorithm and reduces the efficiency. Aiming at the problem of slow running speed of the SAMP algorithm, this paper proposes a Prediction-sparsity Adaptive Matching Pursuit (SAMP) algorithm based on Discrete Fourier Transform (DFT). Firstly, the sparsity of the channel impulse response is preestimated by the sparsity prediction method of DFT. Taking the estimated sparsity as the initial step of the algorithm can quickly approach the real sparsity and improve the efficiency of the algorithm. Secondly, the SAMP algorithm is used to reconstruct the channel impulse response to improve the accuracy of channel estimation and ensure the reliability of system communication. According to the performance analysis of a MIMO-VLC system with 2 inputs and 2 outputs, the mean square deviation performance of the algorithm in the paper is significantly better than that of the LS algorithm. When the forward error correction code rate threshold (3.8×10^{-3}) is satisfied and the pilot number is 16, the algorithm in this paper improves by 2 dB compared with the LS algorithm, and by 4.5 dB when the pilot number is 32. At the same time, the bit error rate performance of the algorithm in this paper is equivalent to that of the SAMP algorithm as a whole, which shows that the sparsity prediction method based on DFT will not reduce the reliability of system communication while improving the efficiency of the system. The system bit error rate increases with the increase of modulation order M , and the performance gain of the proposed algorithm is more obvious than that of the LS algorithm with the increase of modulation order. When the error rate reaches the FEC threshold and the modulation order is $M=8$, the performance of the algorithm is improved by 3.5 dB compared to the LS algorithm, and by 10 dB when the modulation order is $M=64$. This result shows that, when the modulation order is higher, the reduction of bit error rate is more obvious, which is conducive to the improvement of system communication efficiency. For the efficiency of CS algorithm, the DFT based sparsity prediction method significantly improves the running speed of the DFT-SAMP algorithm proposed in the paper. Compared with the SAMP algorithm, the efficiency of the algorithm in the paper increases by about 68% at 16 pilots and 69% at 32 pilots.

Key words: MIMO-VLC; Compressed sensing; Channel estimation; Error rate

OCIS Codes: 060.4510; 60.2605; 070.1170; 070.2465