

室内可见光通信系统中基于压缩感知的空移键控信号检测方法

左 婷¹, 王法松¹, 张建康¹, 李 睿²

(1. 郑州大学信息工程学院, 河南郑州 450001; 2. 河南工业大学理学院, 河南郑州 450001)

摘 要: 针对基于空移键控(Space Shift Keying, SSK)的室内可见光通信(Visible Light Communications, VLC)系统中的信号检测, 本文将其转换为稀疏信号重构问题, 使得具有相对较低计算复杂度的压缩感知(Compressed Sensing, CS)稀疏重构算法成为基于SSK调制的室内VLC系统中一种很有竞争力的信号检测手段. 为了满足稀疏重构的测量矩阵性质, 提出了一种基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的测量矩阵预处理方法, 在理论上保证了在室内VLC系统中使用基于CS的稀疏信号检测方法的可行性. 然后通过采用CS中的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)和压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)两种经典算法实现了对室内VLC系统SSK信号的检测, 同时还提出了一种新的结合贪婪算法和极大似然算法的稀疏信号重构检测方法. 最后, 通过计算机仿真验证了该类算法在基于SSK调制的室内VLC系统中信号检测的有效性. 仿真结果证实了在基于SSK调制技术的室内VLC系统中, 所提的CS检测算法性能可以在实际应用场景的系统参数设置下达到比(Maximum Likelihood, ML)更好的误码率和计算复杂度.

关键词: 可见光通信; 空移键控; 压缩感知; 极大似然算法; 信号检测

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)01-0036-09

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210276

Space Shift Keying Signal Detection Approach Based on Compressed Sensing in Indoor VLC System

ZUO Ting¹, WANG Fa-song¹, ZHANG Jian-kang¹, LI Rui²

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. School of Sciences, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: Aiming at the signal detection problem in indoor visible light communication(VLC) system based on space shift keying(SSK), in this paper, by converting signal detection into a sparse signal reconstruction problem, the sparsity signal reconstruction algorithm in compressed sensing(CS) becomes a competitive complement detection approach for its relatively low computational complexity in indoor VLC system. In order to satisfy the measurement matrix property to perform sparse signal reconstruction, a preprocessing approach of measurement matrix is proposed aided by singular value decomposition(SVD), which theoretically guarantees the feasibility of using sparse signal detection method based on CS in indoor VLC system. Then, by adopting classical orthogonal matching pursuit(OMP) algorithm and compressed sampling matching pursuit(CoSaMP) algorithm, the SSK signals are efficiently detected in the considered indoor VLC system. Meanwhile, a novel OMP combined with maximum likelihood(ML) detection algorithm is presented to detect sparse signal. Finally, the effectiveness of this algorithm in indoor VLC system based on SSK modulation is verified by computer simulations. The results show that for SSK modulation technology in VLC system with practical system parameters setting, the performance of the proposed CS detection algorithm can achieve better bit error rate and lower computation complexity than ML based detection method.

Key words: visible light communication(VLC); space shift keying(SSK); compressed sensing(CS); maximum likelihood algorithm(ML); signal detection

收稿日期: 2021-02-24; 修回日期: 2021-06-09; 责任编辑: 王天慧

基金项目: 国家自然科学基金(No.61571401, No.U1736107, No.61901366); 河南省科技攻关(No.192102210088); 河南省高校科技创新人才(No.18HASTIT021); 国家重点研发项目(No.019YQ0302)

1 引言

可见光通信(Visible Light Communication, VLC)是无线通信系统中一项很有前景的新型通信技术,相对于传统的射频通信有很多特有的优势,如丰富的频谱资源、良好的保密性、无许可证要求和抗电磁干扰等^[1]. 对于VLC的研究引起了各行业研究人员的强烈兴趣,使其成为当前无线通信领域的一大研究热点.VLC与大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)技术相结合可以显著提升通信系统的传输速率,改善系统性能. 基于这些优点,近年来关于室内VLC中的MIMO传输也得到了广泛研究.

空移键控(Space Shift Keying, SSK)是空间调制(Spatial Modulation, SM)技术类中设备复杂度最低也最容易实现的一种,相比较空间调制,SSK只利用单个激活天线索引传输信息,其在室内VLC系统中得到了广泛的应用研究^[2,3]. 但是现有文献中关于室内VLC系统中的SSK检测方法大都采用了极大似然(Maximum Likelihood, ML)方法,虽然检测性能是最优的,但是穷举搜索带来的计算复杂度很高,尤其是当发射端天线数较大时,计算复杂度会急剧增加^[2,3]. 因此,在接收端找到一种复杂度低、误码性能优良的检测方案就变得尤为重要. 一些线性检测算法,如迫零(Zero Forcing, ZF)检测和最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)检测虽然复杂度较ML有很大程度的降低,但在误码性能上与ML有较大差距,且两种算法只适用于超定系统^[4].

在大规模MIMO系统中,考虑到SSK发射信号的稀疏特性,压缩感知(Compressed Sensing, CS)技术中的稀疏信号重构方法可在计算复杂度和系统性能之间提供一个较理想的平衡. CS理论由Donoho等人提出^[5],其中贪婪类算法是涉及稀疏信号重构的主要算法之一,常用的贪婪算法包括正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)及其一系列改进算法^[6,7].

将CS理论应用于基于SSK的射频通信已经得到广泛的研究^[8-13]. 文献[8]在OMP基础上将一种归一化的CS算法用于RF通信系统中(Generalized Space Shift Keying, GSSK)信号的解调. 随后文献[9]在OMP算法的基础上,通过在接收机使用均衡器等等效信道矩阵正交,并改善了系统性能. 文献[10]通过增加迭代次数改善了GSSK系统中经典OMP算法的性能,但是误码性能会出现平台效应. 文献[11]提出一种低复杂度的贪婪增强贝叶斯算法,信号的恢复精度较高. Zhang等提出一种新的稀疏重构算法用于GSSK信号的检测,相比现有的基于CS的检测算法,其性能得到改善^[12]. 与传统的CS算法中利用内积运算找出匹配原子不同,文献[13]提出一种新的基于欧氏距离的原子匹配准则,使

算法的性能和复杂度都得到改善. 关于基于CS技术在VLC系统中的应用,相关研究较少,如利用CS进行室内定位和信道估计的相关研究^[14,15]. 此外,文献[16]提出一种基于CS理论的湍流信道下的光SM信号检测算法,与ML相比,极大地降低了信号检测复杂度. 目前还没有发现关于在室内SSK VLC系统中采用CS算法进行信号检测的相关研究. 考虑到SSK技术的简单且便于实现特点,本文针对SSK调制提出了一种低复杂度的基于CS的信号检测算法,用于解调室内VLC系统中的SSK信号. 值得注意的是,在传统的微波射频通信中,信道矩阵常服从高斯分布而满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP),这是CS算法有效使用的前提. 而室内VLC系统的信道矩阵是由收发端位置及系统参数确定,在实际中很难判断其是否满足RIP特性,所以需要提出一种有效方法,在使用CS的稀疏重构算法之前对信道矩阵进行预处理以满足RIP性质.

本文剩余内容安排如下:第二节详细介绍室内VLC系统的模型;第三节给出了室内VLC系统中的CS检测算法;具体的仿真实验和参数设置将在第四节给出;最后将在第五节总结全文.

2 系统模型

2.1 室内VLC系统信道模型

在室内VLC系统中,发光二极管(Light Emitting Diode, LED)作为发射端,在提供照明的同时可以进行高速短程通信^[17],接收端利用光电检测器(Photo-Detector, PD)接收信号. 假设在室内VLC系统的发射端配备 N_t 个LED,在接收端的PD个数为 N_r ,本文考虑常用的强度调制/直接检测(Intensive Modulation/Direct Detection, IM/DD). 在所考虑的系统,进一步假设所有的LED都用来执行照明功能,照明的光功率为 I . 而在被激活的LED上实施IM用来传输信息以实现通信功能. 激活的LED发射一个强度为 $I_m \in \mathbb{M}$ 的符号, \mathbb{M} 是所有可能发射信号强度水平的集合,可以表示为 $I_m = \frac{2I_p m}{M+1}$, $m = 1, 2, \dots, M$, M 表示强度调制的阶数, I_p 表示发射信号的平均光功率,未被选择发送信号的LED只用来照明.

由于光传播特性,室内VLC系统接收端接收到的信号包括直视(Line of Sight, LoS)分量和非直视(Non-Line of Sight, NLoS)分量. LoS是指LED发送的信号直接被PD接收,而NLoS是指LED发出的光信号经过物体发生折射或反射后到达接收端,对于室内VLC系统,由于房间的墙壁反射,接收端的PD接收到的光信号是LoS分量与多个非NLoS分量之和. 但是LoS链路在接收端上的总接收光功率超过95%^[18],而且即使最强的

非 NLoS 分量仍比 LoS 分量至少低 7 dB^[19]. 因此, 当考虑将发射端 LED 安装在服务区域的天花板上并朝下时, 可以近似忽略非 NLoS 成分, 而只考虑 LoS 进行分析^[20]. 假设 LED 具有广义朗伯发射模式, 图 1 给出了 LoS 传输的几何模型.

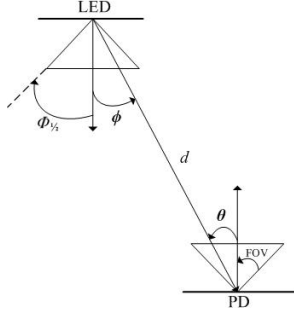


图 1 LoS 传输几何模型

其中 ϕ 为 LED 的出射角, θ 为光在 PD 上的入射角, FOV 为接收端的视场角, $\phi_{1/2}$ 为 LED 的半功率角, d 为收发端之间的直线距离. 模型中 LED 和 PD 之间的信道增益可表示为

$$h = \frac{A(k+1)}{2\pi d^2} (\cos \phi)^k \cos \theta \text{rect}\left(\frac{\theta}{\text{FOV}}\right) \quad (1)$$

其中 A 为接收端 PD 的面积; k 为辐射波瓣的模数, 可以表示为 $k = \frac{-\ln 2}{\ln \cos \phi_{1/2}}$; $\text{rect}(\bullet)$ 函数表示当 PD 的入射角大于 FOV 时, PD 不能接收到光信号, 此时 LED 与 PD 之间的信道增益 h 为 0. $N_r \times N_t$ 的光 MIMO 信道矩阵 \mathbf{H} 可以表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1N_t} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2N_t} \\ \vdots & \vdots & h_{ij} & \vdots \\ h_{N_r 1} & h_{N_r 2} & \cdots & h_{N_r N_t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 h_{ij} 表示第 j 个 LED 和第 i 个 PD 之间的信道增益. 接收端的接收信号为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (3)$$

\mathbf{x} 是 $N_t \times 1$ 维的发送信号向量. $\mathbf{n} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_{N_r}, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$ 是包含散粒噪声和热噪声成分的高斯白噪声向量^[18], 其中 $\mathbf{0}_{N_r}$ 为 $N_r \times 1$ 维零值列向量, \mathbf{I}_{N_r} 为 $N_r \times N_r$ 维单位矩阵.

2.2 室内 VLC 系统中的 SSK 调制技术

作为一项特殊的 MIMO 技术, SSK 无须消耗额外功率, 每时隙只激活一个 LED 携带信息, 在实际应用中可以节省很多硬件开支, 其在每时隙传输信息的比特位数为

$$\eta = \lfloor \log_2 N_t \rfloor \quad (4)$$

$\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整操作. 下面将从实例出发分析基于 SSK 的 VLC 系统中发送信号的产生过程. 假设 $N_t = 4$, 则一个 SSK 符号携带 $\eta = \lfloor \log_2 N_t \rfloor = 2$ bit 信息. 定义激活天线索引与传输信息比特之间的映射准则为 (1) $\rightarrow [0 \ 0]$, (2) $\rightarrow [0 \ 1]$, (3) $\rightarrow [1 \ 0]$, (4) $\rightarrow [1 \ 1]$, 其中 (i) , $i = 1, 2, 3, 4$ 表示天线索引. 因为 SSK 只利用激活天线编号发送信息, 不妨假设发送的符号强度都为 1, 这样所有可能发送的信号列向量表示为矩阵形式为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

3 VLC 系统中的 CS 检测算法

由 CS 理论可知, 为了精确恢复原始发射信号 \mathbf{x} , 测量矩阵 \mathbf{H} 需要满足 RIP 性质^[5,6,21]. 但在室内 VLC 系统中, 由于信道矩阵的特性, 很难直接判断测量矩阵是否满足 RIP 性质. 在射频通信中, 信道矩阵通常是高斯随机矩阵, 研究表明此类矩阵可以以很大概率满足 RIP 性质^[21]. 但是, 本文考虑的室内 VLC 信道则不同, 信道矩阵完全由 LED 和 PD 位置和相关参数决定, 信道矩阵元素是确定的, 所以不能保证该测量矩阵 (信道矩阵) \mathbf{H} 满足 RIP 性质, 若直接使用 CS 算法, 在测量矩阵 \mathbf{H} 不满足 RIP 性质的情况下, 如本文在仿真实验部分得到的结果所示, 得不到理想的信号检测性能, 从而无法恢复出原始发送信号. 针对本问题, 本文提出了一种测量矩阵预处理方法, 在此预处理方法的基础上, 进一步提出了一种基于稀疏性的信号检测算法.

3.1 测量矩阵的 SVD 预处理

考虑如式 (3) 的测量信号模型, 为了分析方便, 分析过程不考虑噪声的影响. 首先, 由于测量矩阵 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{N_r \times N_t}$ 行满秩, 基于奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 可以分解为

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}[\mathbf{\Delta}, \mathbf{O}] \mathbf{V}^T \quad (6)$$

其中 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{N_r \times N_r}$, $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{N_t \times N_t}$ 都为正交矩阵; $\mathbf{\Delta} = \text{diag}[\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{N_r}]$, 其中 $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_{N_r} > 0$ 为 \mathbf{H} 的奇异值; $\mathbf{O} \in \mathbb{R}^{N_r \times (N_t - N_r)}$ 为零矩阵. 令 $\mathbf{\Delta}^* = \text{diag}[1/\delta_1, 1/\delta_2, \dots, 1/\delta_{N_r}]$, 定义向量 \mathbf{y}_{SVD} 为

$$\mathbf{y}_{\text{SVD}} = \mathbf{\Delta}^* \mathbf{U}^T \mathbf{y} = \mathbf{\Delta}^* \mathbf{U}^T \mathbf{H} \mathbf{x} \quad (7)$$

令 $\mathbf{Z} = \mathbf{\Delta}^* \mathbf{U}^T \mathbf{H}$, 其为部分正交矩阵, 则得到

$$\mathbf{y}_{\text{SVD}} = \mathbf{Z} \mathbf{x} \quad (8)$$

进一步, 利用式 (6), 可将 \mathbf{Z} 简化为

$$\mathbf{Z} = \mathbf{\Delta}^* \mathbf{U}^T \mathbf{H} = \mathbf{\Delta}^* \mathbf{U}^T \mathbf{U}[\mathbf{\Delta}, \mathbf{O}] \mathbf{V}^T = [\mathbf{I}^{N_r \times N_r}, \mathbf{O}] \mathbf{V}^T \quad (9)$$

此外, 由 \mathbf{Z} 定义预处理后的测量矩阵 \mathbf{H}_{SVD} 为

$$\mathbf{H}_{\text{SVD}} = \mathbf{Z} \begin{bmatrix} \frac{1}{\|\mathbf{z}_1\|} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\|\mathbf{z}_2\|} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{\|\mathbf{z}_{N_r}\|} \end{bmatrix} = \mathbf{Z}\mathbf{Y} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_{N_r}$ 为矩阵 \mathbf{Z} 的列向量, $\|\bullet\|$ 为向量的 Euclidean 范数, 则有

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}_{\text{SVD}} \begin{bmatrix} \|\mathbf{z}_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \|\mathbf{z}_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \|\mathbf{z}_{N_r}\| \end{bmatrix} = \mathbf{H}_{\text{SVD}} \mathbf{\Xi} \quad (11)$$

则得到预处理后的接收信号可以表示为

$$\mathbf{y}_{\text{SVD}} = \mathbf{Z}\mathbf{x} = \mathbf{H}_{\text{SVD}}\mathbf{\Xi}\mathbf{x} = \mathbf{H}_{\text{SVD}}\mathbf{x}_{\text{SVD}} \quad (12)$$

其中

$$\mathbf{x}_{\text{SVD}} = \mathbf{\Xi}\mathbf{x} \quad (13)$$

可以看出, 式(13)有两个特点: 一方面, \mathbf{x}_{SVD} 只是 \mathbf{x} 的一个缩放版本, 因此它保持与 \mathbf{x} 相同的稀疏结构; 另一方面, \mathbf{H}_{SVD} 是一个部分正交矩阵, 满足 RIP 性质, 并在 CS 理论中得到了广泛应用^[21]. 因此, 通过求解稀疏优化问

题, 正确重构 \mathbf{x}_{SVD} 后利用式(14)可以得到原始信号的估计, 即

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{Y}\mathbf{x}_{\text{SVD}} \quad (14)$$

3.2 基于 CS 的信号检测算法

常用的 CS 稀疏重构算法有两大类: 凸优化算法和贪婪算法. 凸优化算法重构效果好, 但是其计算复杂, 计算量大. 贪婪算法通过选择最匹配的原子参与迭代, 直至逼近原始信号. 常用的贪婪类算法主要包括 OMP 算法^[6] 和压缩采样匹配追踪 (Compressed sampling matching pursuit, CoSaMP)^[7] 算法等. 针对本文考虑的室内 VLC 系统, 将采用经典的 OMP 和 CoSaMP 算法重构原信号, 同时还将提出一种 OMP-ML 联合检测算法. OMP-ML 联合检测算法的具体流程为: 每次迭代选取与矩阵 \mathbf{H} 的 K 个最相关列放进索引集, 选取最大相关列进行信号估计和残差更新, 经过 1 次迭代后就会有 1 个索引集, 每个索引集包含 K 个元素. 在所有索引集元素中任选 1 个元素进行组合, 所有组合数不会超过 K , 再对这些组合进行最优搜索找出最优的激活天线组合. 与 OMP 不同, 每次选取多个相关原子数在一定程度上更大概率包含激活天线的位置, 将迭代所得的候选索引集进行遍历, 这样, 相比 OMP 算法, 所提出的改进算法重构效果将会得到改善. K 决定了算法的复杂度和性能, 本文取 $K=2$ 时性能和复杂度都处于一个理想的状态, 算法 1 给出了算法的详细步骤.

算法 1 OMP-ML 算法流程

输入: 接收信号向量 \mathbf{y} , 测量矩阵 \mathbf{H} , 选取原子个数 K , 信号稀疏度 (激活天线个数) k

输出: 估计的信号向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 和激活天线索引集 $\hat{\Lambda}$

1. 初始化, 迭代次数 $t=1$, 当前残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 激活天线 $\Lambda_0 = \emptyset$, 对应的原子支撑集 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, $\xi_0 = \emptyset$
2. 计算 \mathbf{H} 与 \mathbf{r}_0 的内积, 获取 $i_t = \arg \max_{1 \leq j \leq N_r} |\langle \mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{h}_j \rangle|$, \mathbf{h}_j 表示 \mathbf{H} 的第 j 列, 并将内积中绝对值最大的 K 个索引放入集合 λ_t
3. 更新索引集和支撑集: $\Lambda_t = i_t \cup \Lambda_{t-1}$, $\mathbf{A}_t = \mathbf{H}_{\Lambda_t}$, $\xi_t = \xi_{t-1} \cup \lambda_t$
4. 利用最小二乘法获得信号估计值: $\hat{\mathbf{x}}_t = \arg \min \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_t \mathbf{x}\|_2 = (\mathbf{A}_t^T \mathbf{A}_t)^{-1} \mathbf{A}_t^T \mathbf{y}$
5. 更新残差: $\mathbf{r}_t = \mathbf{y} - \mathbf{A}_t \hat{\mathbf{x}}_t$
6. 经过 k 次迭代后, 从 ξ_t 中选 k 个元素进行组合, 将所有的可能组合存于集合 \mathcal{B} 中
7. 在 \mathcal{B} 中进行搜索, 找出激活天线组合: $\hat{\Lambda} = \arg \max_{\Delta \in \mathcal{B}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}_{\Delta} \mathbf{x}_{\Delta}\|_2^2$

如上文所述, 通过对室内 VLC 系统中的测量矩阵 \mathbf{H} 等进行预处理后, 可以利用 CS 的稀疏重构算法对基于 SSK 的室内 VLC 系统接收端信号进行检测, 整个检测算法流程如算法 2 所示.

3.3 复杂度分析

由于室内 VLC 系统中的信号和信道矩阵都是正实数, 本文将从浮点运算的角度分析 ML 和基于 CS 的稀疏信号重构算法的复杂度, 具体的复杂度分析如表 1 所示, 其中, SVD 计算的复杂度和矩阵求逆属于一个运算

量的计算级别, 而 SVD 预处理只需要一次操作, 所以其复杂度在此处可忽略不计. 表格中的复杂度分析结果中的参数同前文, 其中 ML 检测算法中 $\eta = \lfloor \log_2(N_r) \rfloor$, 表示系统的频谱效率.

按照本文中的仿真实验设置, 当 $N_t = 16$, $N_r = 9$ 时, ML 浮点运算次数为 4880, OMP-ML 为 944, 而 CoSaMP 的浮点运算次数为 723. 两种 CS 算法复杂度相比 ML 下降了约 80% 和 85%, 图 2 给出了 SSK 调制技术各检测算法的浮点运算次数随 N_r 变化的规律. 可以观察到, 随着

算法2 基于测量矩阵预处理的CS稀疏重构算法信号检测流程

输入: 随机产生0、1比特序列,经过SSK调制后的发送信号 x

输出: 接收端信号 y 经过解调后的恢复比特序列和误码率

1. 根据LED和PD位置,利用VLC信道矩阵计算公式计算出 H
2. 随机产生信息比特,根据比特映射到相应的天线索引(SSK),实现信号调制
3. 产生发送信号向量
4. 对 H 进行SVD预处理,信号经过高斯白噪声信道
5. 利用上文提及的稀疏信号重构算法(OMP、CoSaMP和OMP-ML算法)对接收端信号进行解调,检测出激活天线和天线组合索引
6. 将检测出的天线索引解映射为比特序列,计算误码率

表1 SSK调制的各种检测算法复杂度分析

检测算法	浮点运算次数
ML	$(2N_r N_t + 2N_r - 1)2^N$
OMP	$N_t(2N_r - 1) + 7N_r - 1$
OMP-ML	$6N_t N_r - N_t + 11N_r - 3$
CoSaMP	$4N_r N_t + 18N_r - N_t + 1$

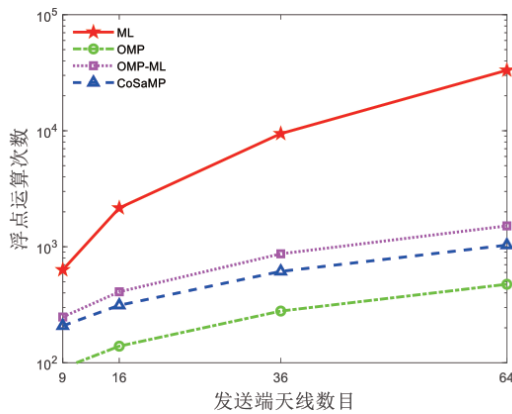


图2 SSK调制方案各检测算法在不同 N_t 时的浮点运算次数

发射端个数的增加,ML与各CS算法的浮点运算复杂度差距也随之增加。

4 仿真分析

本部分将分别采用ML、OMP-ML、OMP和CoSaMP四种算法对SSK调制传输信号进行解调,并考虑不同系统参数设置下对误码率的性能进行仿真分析。在接收端对信号进行解调时,OMP、CoSaMP和OMP-ML算法的迭代次数均为SSK信号的稀疏度 k ,即取值为1。此外,OMP-ML算法迭代过程中选择的相关原子数 K 取值为2。

在SSK调制方案中,发射端 $N_t=9$, $N_r=4$,接收端位置固定,表2给出了实验中的各仿真参数,在下面的仿真中若不作特别说明, $\Phi_{1/2}$ 取值为 15° 。为了保证CS算法能够有效使用,需要保证测量矩阵 H 满足RIP性质,所以在执行基于CS的检测算法时,需要先将信道矩阵进行SVD预处理后再使用CS的稀疏重构算法。下面分

别对测量矩阵 H 经过SVD预处理和未经处理两种情况下CS算法的检测性能进行仿真分析,以验证本文提出的测量矩阵预处理方法的有效性。图3给出了测量矩阵 H 未经预处理的仿真结果。

表2 SSK调制系统的仿真参数设置

发送端LED编号	LED位置坐标
LED1	(0.6, 0.6, 3)m
LED2	(0.6, 1.6, 3)m
LED3	(0.6, 2.6, 3)m
LED4	(1.6, 2.6, 3)m
LED5	(1.6, 1.6, 3)m
LED6	(1.6, 2.6, 3)m
LED7	(2.6, 0.6, 3)m
LED8	(2.6, 1.6, 3)m
LED9	(2.6, 2.6, 3)m
接收端PD编号	PD位置坐标
PD1	(2.4, 2.4, 0.8)m
PD2	(2.4, 2.6, 0.8)m
PD3	(2.6, 2.4, 0.8)m
PD4	(2.6, 2.6, 0.8)m
其他参数	取值
接收端PD面积, A	1 cm^2
接收端PD视场角, FOV	30°

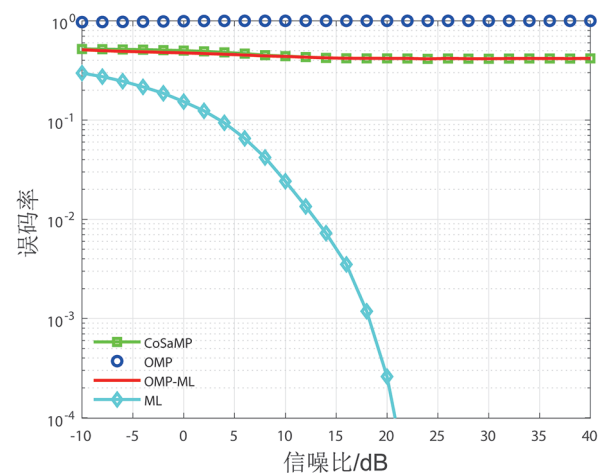


图3 H 未经SVD预处理时采用贪婪类算法及ML检测算法的仿真结果,其中 $N_t=9$, $N_r=4$

从图3结果可以看出,当 \mathbf{H} 未经SVD预处理时,基于CS稀疏重构的贪婪类算法几乎无法重构原始信号,说明此时测量矩阵不满足RIP性质,CS的稀疏信号重构算法无法使用.图4、图5是 \mathbf{H} 经SVD预处理后的仿真结果,在其他参数给定的情况下,给出不同半功率角配置下系统的仿真性能变化, $\Phi_{1/2}$ 分别取 15° 、 30° 和 60° .

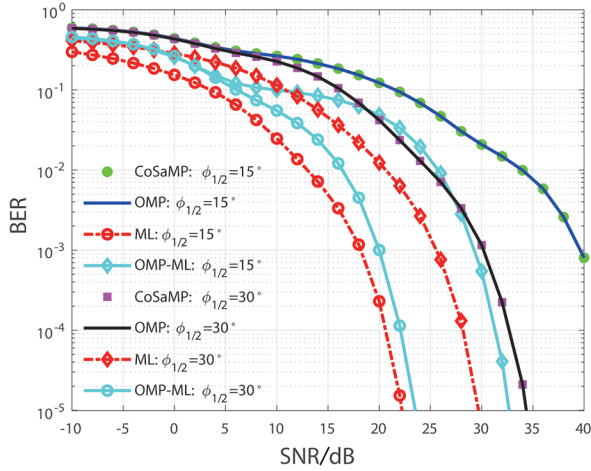


图4 ML和基于测量矩阵SVD预处理的CS贪婪类检测算法性能随 $\Phi_{1/2}$ 变化的情况,其中 $N_t=9, N_r=4, \Phi_{1/2}=15^\circ, 30^\circ$

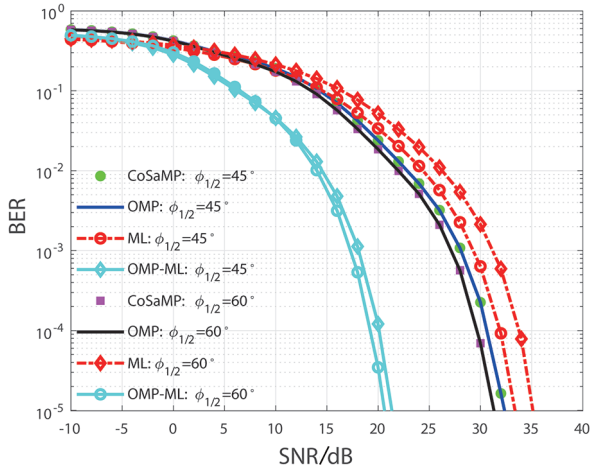


图5 ML和基于测量矩阵SVD预处理的CS贪婪类检测算法性能随 $\Phi_{1/2}$ 变化的情况,其中 $N_t=9, N_r=4, \Phi_{1/2}=45^\circ, 60^\circ$

当对测量矩阵进行SVD预处理以使其满足RIP性质后,CS算法的性能得到显著改善.由图4、图5的仿真结果可以看出,随着 $\Phi_{1/2}$ 的增大,ML检测性能逐渐变差,这是因为随着 $\Phi_{1/2}$ 的增大,辐射波瓣模数减小,进而影响信道增益,信道增益减小就会导致系统的误码性能衰减.而OMP、CoSaMP和OMP-ML算法却能实现原始发射信号的有效检测,这是因为,贪婪类算法的保障条件是信号的稀疏性和测量矩阵满足RIP性质,只要这

两个条件满足,稀疏重构算法就能以很高的概率恢复出原始稀疏信号.而ML和基于CS的算法解调原理不同,ML主要依赖于最小二范数的求解,所以解调性能与信道增益关系密切,而CS算法主要受信号稀疏性影响.另外,因为SSK的稀疏度为1,所以CoSaMP算法本质上退化为OMP算法.故两种算法在恢复原始信号时的性能相同,图中表现为两条性能曲线重合.OMP-ML性能比OMP好,但是复杂度有所增加,此外,随着 $\Phi_{1/2}$ 的增加,ML和CS误码性能差距逐渐变小,当 $\Phi_{1/2}$ 增大到某个值后CS算法要稍优于ML,如图5所示.在实际应用中半功率角都设置较大,所以本文提出的CS算法更加实用.

为了进一步分析算法性能,下面将针对LED间距取不同值,分别采用CoSaMP、OMP、OMP-ML和ML检测算法,对系统的性能进行仿真分析.LED间距 d 分别取为0.8 m、1 m、1.25 m.假设LED在同一水平面上 x 轴和 y 轴坐标的分布范围分别对应为以下三种情况:[1.2 2.0 2.8] m; [1.2 2.2 3.2] m; [1.25 2.5 3.75] m. $\Phi_{1/2}$ 设为 60° .仿真结果如图6所示.

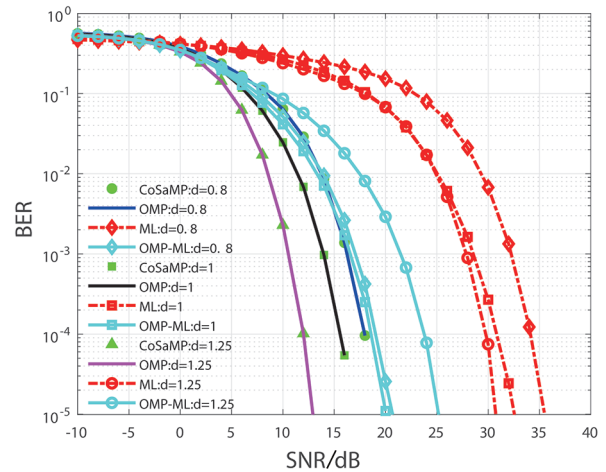


图6 ML和基于测量矩阵预处理的CS贪婪检测算法的BER性能随LED间距变化的情况,其中 $N_t=9, N_r=4, \Phi_{1/2}=60^\circ$

从图6的仿真结果可以看出,随着LED间距的增加,ML检测性能逐渐改善,这是因为降低的信道相关性可以带来更好的误码性能.OMP和CoSaMP算法性能随LED间距变化的规律也类似ML,同样误码率下,这两种CS检测算法的信噪比增益比ML高近20 dB,其主要原因是两类检测算法的解调原理不同.具体地,基于CS的稀疏信号重构算法在进行相关稀疏采样或者对测量矩阵预处理时,滤掉一些非采样点(观测点)的噪声,然而ML检测算法的解调原理就是通过穷举搜索枚举.当待重构信号足够稀疏且信道本身质量不好时,非采样点就会附加很大噪声,从而使ML

的检测性能急剧下降. 同时, 由于发射端 LED 数目较大时, 基于 SSK 调制的信号稀疏性强, 所以 ML 的检测性能要弱于基于 CS 的信号检测算法. 而基于 CS 的检测算法在稀疏采样时会有效抑制这部分噪声, 相当于间接提高了信噪比, 所以有更好的检测性能. 从仿真结果可以看出, 针对 SSK 类调制技术, OMP 和 CoSaMP 算法和本文提出的 OMP-ML 算法在性能和复杂度上都较 ML 检测更为理想, 是合适的检测方法.

为了验证本文提出的基于 CS 的解调算法在室内 SSK VLC 系统中的普适性, 通过以下仿真实验研究了不同 LED、PD 数目和结构布局对各解调算法性能的影响, 图 7 给出了几组 LED 及 PD 分布实验的俯视图.

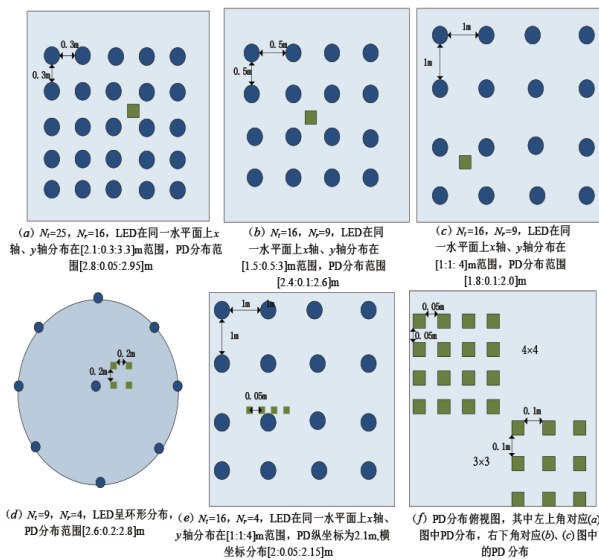


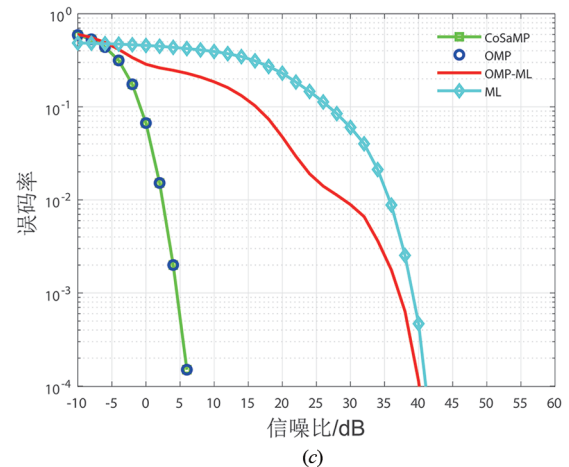
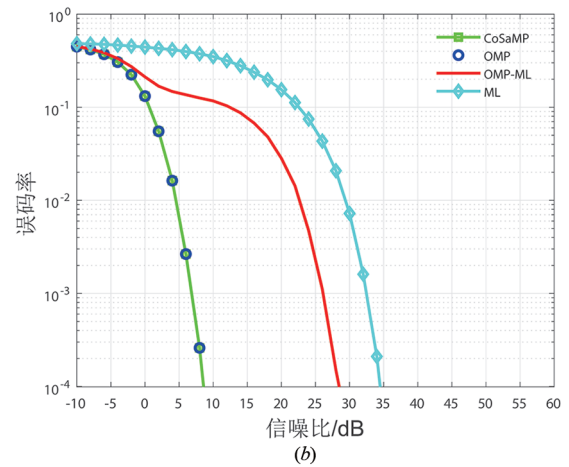
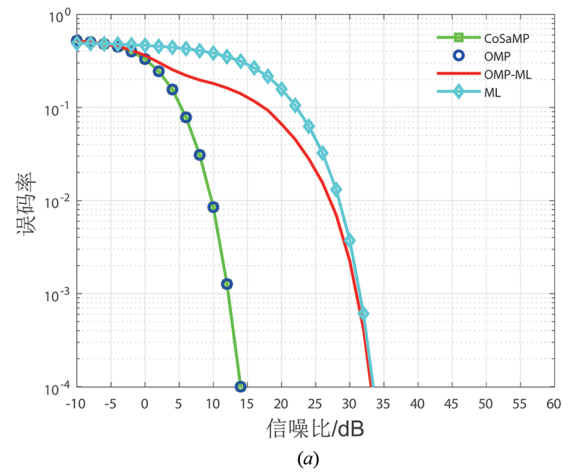
图 7 不同数目和分布下的 LED 和 PD 布局

其中圆形代表 LED, 图 7(a)、图 7(b) 和图 7(c) 中正方形表示 PD 阵列分布区域, 为了进一步表示 PD 阵列的详细分布情况, 在图 7(f) 中给出了图 7(a)、图 7(b)、图 7(c) 中的 4×4 和 3×3 的 PD 阵列分布详情. 在实际应用场景中, 用户接收端设备通常是手机或者笔记本等设备, 所以 PD 的分布范围受限, 所以在本文中设置在 $20 \text{ cm} \times 20 \text{ cm}$ 范围内. 根据以上布局, 得到相应的仿真结果如图 8 所示.

从仿真结果可以看出, 增加 LED 个数, 信号的稀疏性变强, OMP 和 CoSaMP 算法性能增益都得到提升, 同样 LED 数目下, 当 PD 个数较小时, OMP-ML 算法性能最优. 对于不同的 LED 和 PD 布局和规模, CS 类算法的解调性能均优于 ML 解调算法, 进一步证实了所提 CS 算法在室内 SSK VLC 系统的适用性.

根据上述仿真结果, 可以得出以下结论: 对于室内 VLC 系统, 在对信道矩阵进行 SVD 预处理后, 本文

提出的稀疏重构算法能够以较高的准确率恢复原始发送信号, 系统的误码性能可以获得比 ML 更好的水平, 且检测复杂度也有明显降低. 在实际应用场景中, 可以根据室内照明的具体参数设置选择更合适的检测算法, 显然本文提出的 CS 检测算法更适合 LED 数目较多且半功率角设置较大的情形. 当半功率角和 LED 个数都设置较小时, ML 检测算法能够实现更理想的室内 VLC.



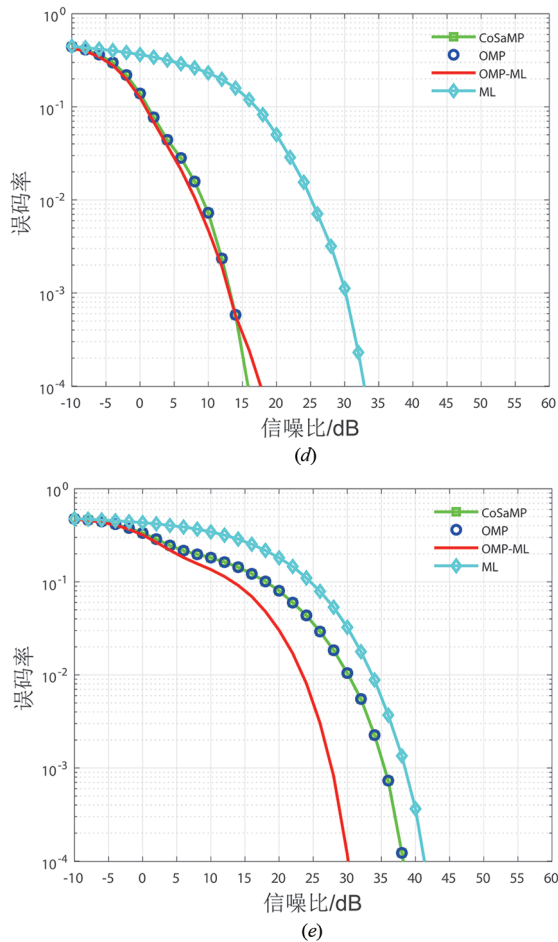


图8 ML和基于测量矩阵预处理的CS贪婪检测算法的BER性能随LED和PD数目及布局变化的情况,其中 $\Phi_{1/2}=60^\circ$

5 结论

本文针对室内VLC系统中SSK调制信号的稀疏检测问题,提出了一类基于CS的稀疏信号检测算法,主要解决了以下两个问题:首先,通过对测量矩阵的SVD预处理,使其能够满足RIP性质,为下一步提出基于CS稀疏重构算法的信号检测方法奠定了理论基础;然后,提出了一类针对室内VLC系统中SSK调制信号的稀疏检测算法,该类算法与基于ML的检测算法在原理上具有本质的区别,在MIMO情况下的误码率和计算复杂度两方面性能均有效提升.此外,从仿真结果可以看出,基于SSK调制的室内VLC系统参数配置对系统的误码性能影响较大,因此给出了在不同情况下的最优参数选择方案.同时,通过理论分析和仿真验证,本文提出的基于SVD的测量矩阵预处理的稀疏信号检测方案,在提供良好性能的同时可以降低检测算法的计算复杂度,尤其适合发射天线数量较大的大规模MIMO系统.

参考文献

- [1] CHI N, ZHOU Y, WEI Y, et al. Visible light communication in 6G: Advances, challenges, and prospects[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 93-102.
- [2] JEGANATHAN J, GHRAYEB A, SZCZECINSKI L, et al. Space shift keying modulation for MIMO channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(7): 3692-3703.
- [3] POPOOLA W O, HAAS H. Demonstration of the merit and limitation of generalised space shift keying for indoor visible light communications[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(10): 1960-1965.
- [4] GAO Z, DAI L, QI C, et al. Near-optimal signal detector based on structured compressive sensing for massive SM-MIMO[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1860-1865.
- [5] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [6] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [7] DEANNA N, TROPP J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26: 301-321.
- [8] YU C M, HSIEH S H, LIANG H W, et al. Compressed sensing detector design for space shift keying in MIMO systems[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(10): 1556-1559.
- [9] WU C H, CHUNG W H, LIANG H W. OMP-based detector design for space shift keying in large MIMO systems [C]//IEEE Global Communications Conference. Austin, TX, USA: IEEE, 2014: 4072-4076.
- [10] KALLUMMIL S, KALYANI S. Combining ML and compressive sensing: Detection schemes for generalized space shift keying[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(1): 72-75.
- [11] 王友华, 张建秋. 联合稀疏信号恢复的贪婪增强贝叶斯算法[J]. 电子学报, 2016, 44(4): 780-787.
WANG Y H, ZHANG J Q. Greedy enhanced Bayesian algorithm for joint sparse signal recovery[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4): 780-787. (in chinese)
- [12] ZHANG X, LIU Q, JIN M. Detection of generalized space shift keying signal with sparse reconstruction[J].

IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66 (6): 5471-5475.

- [13] ZHANG L, ZHU S, ZHANG L, et al. Low-complexity sparse detector for generalised space shift keying[J]. Electronics Letters, 2019, 55(5): 268-270.
- [14] Gligorić K, Ajmani M, Vukobratović D, et al. Visible light communications-based indoor positioning via compressed sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1410-1413.
- [15] 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.
- [16] 王惠琴, 宋梨花, 曹明华, 等. 湍流信道下光空间调制信号的压缩感知检测[J]. 光学精密工程, 2018, 26(11): 2669-2674.
WANG H Q, SONG L H, CAO M H, et al. Compressed sensing detection of optical spatial modulation signal in turbulent channel[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(11): 2669-2674. (in Chinese)
- [17] AN L, SHEN H, WANG J, et al. Energy efficiency optimization for MIMO visible light communication systems [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(4): 452-456.
- [18] KOMINE T, NAKAGAWA M, Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 50(1): 100-107.
- [19] ZENG L, O'BRIEN D C, MINH H L, et al. High data rate multiple input multiple output (MIMO) optical wireless communications using white led lighting[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2009, 27(9): 1654-1662.
- [20] MOSTAFA A, LAMPE L. Physical-layer security for MISO visible light communication channels[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33 (9): 1806-1818.
- [21] 李廉林, 李芳. 稀疏感知导论[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
LI L L, LI F. Introduction to Sparse Sensing[M]. Beijing: Science Press, 2018. (in Chinese)

作者简介



左婷女, 1995年9月生, 河南信阳人. 现为郑州大学信息工程学院硕士研究生. 研究方向为可见光通信信号检测技术.
E-mail: 15978370982@163.com



王法松(通信作者) 男, 1979年3月生, 河南潢川人. 工学博士, 教授. 2002年获中国地质大学(武汉)学士和硕士学位, 2013年获西安电子科技大学博士学位. 研究方向为可见光通信、稀疏信号处理.
E-mail: iefswang@zzu.edu.cn



张建康 男, 1982年7月生, 河南开封人. 工学博士, 副教授. 2006年获北京邮电大学学士学位, 2012年获郑州大学博士学位. 研究方向为航空通信、演化计算.
E-mail: iejkzhang@zzu.edu.cn



李睿女, 1979年7月生, 河南郑州人. 副教授. 研究方向为优化理论与算法及其应用.
E-mail: slxlirui@haut.edu.cn