



研究与开发

正交空间调制的低复杂度检测算法

骆楷, 黄俊伟, 周朋光, 徐浩, 吴灿

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对正交空间调制 (QSM) 系统中激活天线数的不确定性、最大似然 (ML) 检测算法复杂度极高的缺点, 提出了一种低复杂度检测算法。首先, 该算法基于压缩感知 (CS) 信号重构理论, 对系统模型进行重构, 使固定激活天线系统中的低复杂度算法可以在新的系统模型中使用; 然后, 借鉴正交匹配追踪 (OMP) 算法的思想, 选出一个激活天线备选集; 最后, 通过 ML 算法搜索备选集, 选出激活天线和调制符号。仿真结果显示, 相比 ML 检测算法, 所提算法在性能丢失较小的情况下, 降低了约 90% 的复杂度。

关键词: 正交空间调制; 空间调制; 广义空间调制; 压缩感知; 最大似然; 正交匹配追踪

中图分类号: TN911.3

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017121

A low-complexity detection algorithm for quadrature spatial modulation systems

LUO Kai, HUANG Junwei, ZHOU Pengguang, XU Hao, WU Can

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, China

Abstract: To tackle the issues of the uncertainty number of the activated antennas and high computational complexity of maximum likelihood (ML) detection algorithm in quadrature spatial modulation (QSM), a low-complexity detection algorithm was proposed. Firstly, the system model was reconstructed into a new model suitable for low-complexity detection algorithms in fixed active antennas systems based on compressed sensing (CS) signal reconstruction theory. Then, based on the idea of orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm and reconstructed model, a candidate set of activated antennas was obtained. Lastly, using ML algorithm to search the candidate, the index of activated antennas and the modulation symbol were selected. Simulation results show that the proposed detector is capable of achieving about 90% reduction in complexity with low performance loss compared with ML algorithm.

Key words: quadrature spatial modulation, spatial modulation, generalized spatial modulation, compressed sensing, maximum likelihood, orthogonal matching pursuit

收稿日期: 2017-02-28; 修回日期: 2017-05-03

基金项目: 国家科技重大专项基金资助项目 (No.2016ZX03002010-003)

Foundation Item: The National Science and Technology Major Project of China (No.2016ZX03002010-003)



1 引言

在 5G^[1]大规模多输入多输出 (multiple input multiple output, MIMO)^[2]技术中, 正交空间调制 (quadrature spatial modulation, QSM) 是一种新型的索引调制 (index modulation, IM) 系统, 其主要特点是将传输符号的实部和虚部分开, 然后分别选择相应的激活天线发送。相比于传统的空间调制 (spatial modulation, SM) 系统, QSM 系统继承了 SM 系统的优点, 避免了传统 MIMO 系统中存在的发射天线间干扰、发送天线间同步以及多天线射频链复杂等问题^[3]。同时, QSM 系统通过携带更多的天线索引信息, 进一步提升了系统的频谱利用率。在吞吐率相同的情况下, QSM 系统拥有比 SM 系统和广义空间调制 (generalized spatial modulation, GSM) 系统更好的性能。

对于 SM 系统和 QSM 系统, 传统的检测算法有迫零 (zero forcing, ZF) 检测算法^[3]和最小均方误差 (minimum mean squared error, MMSE) 检测算法^[4]等。这些算法虽然复杂度较低, 但性能损失较大, 而且仅适用于特定系统。最近, 国内外学者先后提出一些次优检测算法, 例如参考文献[5]提出迭代迫零 (iterative zero forcing, IZF) 检测算法, 参考文献[6]提出有序块最小均方误差 (order-block minimum mean square equalization, OB-MMSE) 检测算法, 参考文献[7]提出改进型有序块最小均方误差 (improved OB-MMSE, IOB-MMSE) 检测算法。这些算法在达到接近最大似然 (maximum likelihood, ML) 检测算法性能的基础上, 能够减少检测的复杂度, 是目前较为实用的检测算法。但是在 QSM 系统中, 由于激活天线个数的不确定, 导致前期研究的检测算法无法直接使用。考虑到 QSM 信号本身具有稀疏性, 本文首先使用压缩感知稀疏重构理论对 QSM 系统进行重构, 针对重构后的系统提出一种适合该方案的低复杂度检测算法。目前的重构算法主要有贪婪追踪算法、凸松弛法、组合

算法。有的专家学者将压缩感知理论应用于 QSM 系统中, 参考文献[8]提出正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法, 每次迭代时, 通过选出相关性最高的天线索引, 逐步逼近原始信号。但是由于在迭代过程中比较武断地选中相关性最高的天线索引, 而未检验选中信号是否满足条件, 因此性能偏低。参考文献[9]提出基追踪 (basis pursuit, BP) 算法, 通过将非凸问题转化为凸问题求解, 复杂度较低, 但此算法未考虑噪声影响。参考文献[10]提出一种压缩采样匹配追踪 (compressive sampling matching pursuit, CoSaMP) 算法, 该算法随着信噪比的增大, 系统的误码率会渐趋平缓。

本文综合考虑算法对 QSM 系统的适用度和复杂度后, 决定借鉴贪婪追踪算法中 OMP 算法的思想, 通过每次迭代, 选出最有可能的激活天线和最不可能的激活天线, 同时消除选中天线的影响, 然后更新剩余量, 再进行下一次迭代。通过有限次迭代, 选出可能包含发送符号的激活天线索引集。最后通过遍历天线索引集选择最有可能的激活天线, 检测出对应的符号。仿真结果显示, 本文提出的算法选出的天线索引集远小于 ML 算法采用的天线索引集, 因此复杂度远低于 ML 算法, 同时性能接近 ML 算法, 能够较好地实现复杂度和性能之间的平衡。

2 系统模型

考虑一个具有 N_t 根发射天线和 N_r 根接收天线的 QSM 系统, 系统模型如图 1 所示。采用 M 阶 QAM 调制, s 是调制星座的符号。在每个时隙, 输入二进制比特流有 $m = \ln(N_t^2 M)$ 位, 其中 $\ln M$ 位比特用于决定发送的 s :

$$s = \text{Re}[xe^{-j2\pi ft}] = x_{\Re} \cos(2\pi ft) + x_{\Im} \sin(2\pi ft) \quad (1)$$

其中, $x_{\Re}$ 通过余弦载波传输, 由 $\ln N_t$ 位比特用于决定选择激活天线发送调制符号的实部 $x_{\Re}$; $x_{\Im}$ 通过正弦载波传输, 由 $\ln N_t$ 位比特用于决定选

择激活天线发送调制符号的虚部 x_3 。

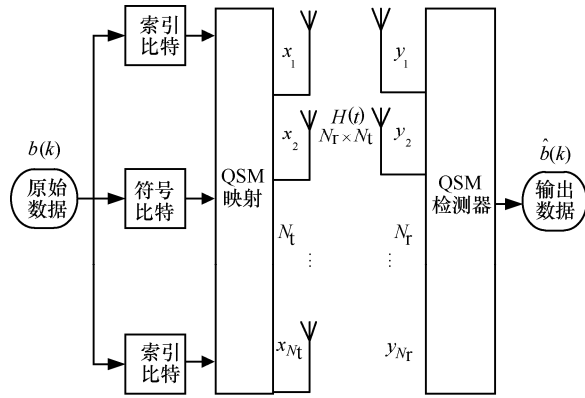


图 1 QSM 系统模型

由于 QSM 系统将符号的实部和虚部分开在不同的天线上传输, 会造成激活天线个数的不确定性, 激活天线可能为一根或者两根的情况。其中发送天线输出信号矢量 x 可以表示为:

$$x = \begin{cases} [0, \dots, 0, x_{\Re} + jx_{\Im}, 0, \dots, 0]^T, & l_{\Re} = l_{\Im} \\ [0, \dots, 0, x_{\Re}, 0, \dots, jx_{\Im}, 0, \dots, 0]^T, & l_{\Re} < l_{\Im} \\ [0, \dots, 0, jx_{\Im}, 0, \dots, x_{\Re}, 0, \dots, 0]^T, & l_{\Re} > l_{\Im} \end{cases} \quad (2)$$

假设信道为半静态频率平坦衰落信道, 调制后的数据向量通过 $N_r \times N_t$ 维的无线信道 H 传输出去, H 为信道增益系数组成的信道相应矩阵, n 是均值为 0、方差为 σ^2 的加性复高斯白噪声, 接收信号模型可以表示为:

$$Y = HX + n = \sqrt{E_s}(h_{l_{\Re}}x_{\Re} + jh_{l_{\Im}}x_{\Im}) + n \quad (3)$$

其中, $l_{\Re}$ 、 $l_{\Im} = 1, 2, \dots, N_t$, 分别表示符号实部和虚部的激活天线索引, $h_{l_{\Re}}$ 为 H 的第 $l_{\Re}$ 列向量, $h_{l_{\Re}} = [h_{1, l_{\Re}}, \dots, h_{N_r, l_{\Re}}]^T$ 。

QSM 系统的 ML 检测算法可以写成如下形式:

$$\begin{aligned} & [\hat{l}_{\Re}, \hat{l}_{\Im}, \hat{x}_{\Re}, \hat{x}_{\Im}] \\ & = \arg \min_{l_{\Re}, l_{\Im}, x_{\Re}, x_{\Im}} \|y - \sqrt{E_s}(h_{l_{\Re}}x_{\Re} + jh_{l_{\Im}}x_{\Im})\|^2 \\ & = \arg \min_{l_{\Re}, l_{\Im}, x_{\Re}, x_{\Im}} \|g\|^2 - 2\Re\{y^H g\} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $(\cdot)^H$ 表示矩阵的共轭转置, $\|\cdot\|$ 表示求矩阵范数, $g = \sqrt{E_s}(h_{l_{\Re}}x_{\Re} + jh_{l_{\Im}}x_{\Im})$ 。

从式 (4) 易知, ML 检测算法需要进行 $N_t^2 M$ 次穷举搜索, 而这种检测方式会导致较高的检测复杂度。

3 基于 QSM 系统的检测算法

3.1 QSM 系统模型的重构

针对 QSM 系统激活天线个数的不确定性, 考虑到造成此现象的原因是 QSM 系统分开发送符号实部和虚部, 所以本文首先对 QSM 系统进行重构, 将系统的实部和虚部分开处理。在重构系统中, 调制符号在 $2N_t$ 根天线上发送, 符号实部是在前 N_t 根天线上发送, 符号虚部是在后 N_t 根天线上发送, 避免调制符号的实部和虚部可能激活同一根天线的情况, 分开后的计算式为:

$$\begin{aligned} & \Re(Y) + \Im(Y) \\ & = (\Re(H) + \Im(H)) \times (\Re(X) + \Im(X)) + (\Re(n) + \Im(n)) \\ & = \underbrace{(\Re(H) \times \Re(X) + \Im(H) \times \Im(X))}_{\text{实部}} + \underbrace{(\Re(H) \times \Im(X) + \Im(H) \times \Re(X))}_{\text{虚部}} + \Re(n) + \Im(n) \end{aligned} \quad (5)$$

写成矩阵形式并实数化:

$$\begin{bmatrix} \Re(Y) \\ \Im(Y) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Re(H) & -\Im(H) \\ \Im(H) & \Re(H) \end{bmatrix}}_{\hat{H}} \underbrace{\begin{bmatrix} \Re(X) \\ \Im(X) \end{bmatrix}}_{\hat{X}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \Re(n) \\ \Im(n) \end{bmatrix}}_{\hat{n}} \quad (6)$$

进一步可简写为:

$$\hat{Y} = \hat{H}\hat{X} + \hat{n} \quad (7)$$

其中, $\Re(\cdot)$ 和 $\Im(\cdot)$ 分别表示取实部和取虚部运算。

由于信号 X 具有稀疏性, 重构后的系统模型满足压缩感知中稀疏重构理论的要求, 可以通过稀疏重构理论来恢复信号 X 。本文改进的 OMP 算法为重构算法中贪婪追踪算法中的一种, 能较好运用系统的稀疏特性, 选出相对准确的索引集, 而且重构后的系统是实数域, 可以简化计算。



3.2 本文所提算法

3.2.1 算法 1

该算法借鉴 OMP 算法的思想, 每次迭代过程直接选出最有可能的激活天线索引, 删除最不可能的天线索引, 在下次迭代前, 从接收信号中消除已选中天线索引对其的影响。接着进行下一次迭代, 找出次优的激活天线索引, 将多次迭代选出的天线索引组成一个可能激活天线的备选集。通过遍历备选集, 采用 ML 算法对信号进行最终估计。

首先提出一种天线索引集选择方案, 方案 1 的具体步骤如下。

步骤 1 通过 MMSE 算法初步估计天线发送的信号:

$$S = ((\hat{H})^H \hat{H} + \sigma^2 I_2)^{-1} (\hat{H})^H \hat{Y} \quad (8)$$

步骤 2 对 MMSE 算法估计到的信号进行排序, 选出最有可能的激活天线:

$$I = [l_1, l_2, \dots, l_{2N_t}] = \arg \text{sort}(S) \quad (9)$$

其中, l_1 为最有可能的激活天线, l_{2N_t} 为最不可能的激活天线。如果 $l_1 > N_t$, 将 l_1 加入虚部索引集, 否则加入实部索引集。

步骤 3 消除两信号对接收信号的影响, 获取残余量:

$$r = Y - \hat{H}_{(l_1, l_{2N_t})} \times Q(S_{(l_1, l_{2N_t})}) \quad (10)$$

步骤 4 对残余量进行下一次估计:

$$S_1 = ((\hat{H})^H \hat{H} + \sigma^2 I_2)^{-1} (\hat{H})^H r \quad (11)$$

对估计信号重复式 (9) 的操作, 选出次优的激活天线索引, 重复其他操作, 经 $2N$ 次迭代后, 选出 $2N$ 个元素的索引集。判断实部索引集和虚部索引集是否为空集, 如果有一个索引集为空集, 继续迭代, 直到两个集合都不为空集为止。

算法 1 具体流程如下。

输入: 信号矩阵 $\hat{H}$, 接收信号矢量 $\hat{y}$, 迭代索引次数 N ;

输出: 发送符号实部的激活天线索引集 $I_{\text{ord_real}}$, 发送符号虚部的激活天线索引集 $I_{\text{ord_imag}}$ 。

步骤 1 初始化: $I_{\text{ord_real}} = \emptyset$, $I_{\text{ord_imag}} = \emptyset$, 搜索到符号实部的次数 $\text{Flag_real} = 0$, 搜索到符号虚部的次数 $\text{Flag_imag} = 0$, 残余量 $r = \hat{Y}$, 循环次数 $n=1$ 。

步骤 2 在每一个 While 循环内:

While

(1) 通过式 (8) 估计发送信号 S 。

(2) 通过式 (9) 分别估计符号最有可能的和最不可能的激活天线索引 l_1 、 $l_{2N_t} - 2n$ 。

If $l_1 \leq N_t$

Then $I_{\text{ord_real}} = I_{\text{ord_real}} \cup l_{\Re 1}$, $\text{Flag_real}++$

Else $I_{\text{ord_imag}} = I_{\text{ord_imag}} \cup l_{\Im 1}$, $\text{Flag_imag}++$

(3) If $\text{Flag_real} > 0 \ \&\& \ \text{Flag_imag} > 0 \ \&\& \ n \geq$

$2N$

Break;

End If

(4) $n++$;

(5) 通过式 (10) 更新残余量 r , 消除选中信号对下次迭代的影响 $\hat{H}_{(l_1, l_{2N_t-2n})} = 0$ 。

End While

3.2.2 算法 2

注意到在重构后的系统中, 符号实部在前 N_t 根天线上发送, 符号虚部在后 N_t 根天线上发送。本文又提出一种分开符号实部和虚部, 并对其进行同步估计和获取天线索引集方案。此方案相比方案 1, 性能有少量的丢失, 但复杂更低。方案 2 的具体步骤如下。

步骤 1 同式 (8) 通过 MMSE 算法估计出信号后, 将信号实部和虚部分开估计:

$$\begin{aligned} S_{\Re} &= S[1, 2, \dots, N_t] \\ S_{\Im} &= S[N_t + 1, \dots, 2N_t] \end{aligned} \quad (12)$$

步骤 2 对天线索引进行排序, 同时选出最有可能为激活天线的索引 $l_{\Re 1}$ 、 $l_{\Im 1}$, 最不可能为激

活天线的索引 $l_{\mathfrak{N}_1}$ 、 $l_{\mathfrak{N}_t}$ ：

$$\begin{aligned} I_{\mathfrak{N}} &= [l_{\mathfrak{N}_1}, l_{\mathfrak{N}_2}, \dots, l_{\mathfrak{N}_{N_t}}] = \arg \text{sort}(S_{\mathfrak{N}}) \\ I_{\mathfrak{N}} &= [l_{\mathfrak{N}_1}, l_{\mathfrak{N}_2}, \dots, l_{\mathfrak{N}_{N_t}}] = \arg \text{sort}(S_{\mathfrak{N}}) \end{aligned} \quad (13)$$

步骤 3 消除已估计过的天线对接收信号的影响，更新残余量 r ，准备下次迭代：

$$r = Y - \hat{H}_{(l_{\mathfrak{N}_1}, l_{\mathfrak{N}_{N_t}}, l_{\mathfrak{N}_1} + N_t, l_{\mathfrak{N}_{N_t}} + N_t)} \times X_{(l_{\mathfrak{N}_1}, l_{\mathfrak{N}_{N_t}}, l_{\mathfrak{N}_1} + N_t, l_{\mathfrak{N}_{N_t}} + N_t)} \quad (14)$$

算法 2 具体流程如下。

输入：信号矩阵 $\hat{H}$ ，接收信号矢量 $\hat{y}$ ，迭代索引次数 N ；

输出：发送符号实部的激活天线索引集 $I_{\text{ord_real}}$ ，发送符号虚部的激活天线索引集 $I_{\text{ord_imag}}$ 。

步骤 1 初始化： $I_{\text{ord_real}} = \emptyset$ ， $I_{\text{ord_imag}} = \emptyset$ ，残余量 $r = \hat{Y}$ 。

步骤 2 在每一个 For 循环内：

For 1: N

(1) 通过式 (8) 估计发送信号 S 。

(2) 通过式 (12)、式 (13) 分别估计符号实部和虚部最有可能为激活天线的索引 $l_{\mathfrak{N}_1}$ 、 $l_{\mathfrak{N}_t}$ ，最不可能为激活天线的索引 $l_{\mathfrak{N}_{N_t}}$ 、 $l_{\mathfrak{N}_t}$ ；添加到备选集 $I_{\text{ord_real}} = I_{\text{ord_real}} \cup l_{\mathfrak{N}_1}$ ； $I_{\text{ord_imag}} = I_{\text{ord_imag}} \cup l_{\mathfrak{N}_t}$ 。

(3) 通过式 (14) 更新残余量 r ，同时消除选中信号对下次迭代的影响 $\hat{H}_{(l_{\mathfrak{N}_1}, l_{\mathfrak{N}_{N_t}}, l_{\mathfrak{N}_1} + N_t, l_{\mathfrak{N}_{N_t}} + N_t)} = 0$ 。

End For

算法 1 和算法 2 在选出索引集后，均采用式 (15) 对其进行 ML 估计：

$$[\hat{l}_{\mathfrak{N}}, \hat{l}_{\mathfrak{N}}, \hat{x}_{\mathfrak{N}}, \hat{x}_{\mathfrak{N}}] = \arg \min_{l_{\mathfrak{N}} \in I_{\text{ord_real}}, l_{\mathfrak{N}} \in I_{\text{ord_imag}}, x_{\mathfrak{N}}, x_{\mathfrak{N}} \in S} \|y - \sqrt{E_s}(h_{\mathfrak{N}} x_{\mathfrak{N}} + j h_{\mathfrak{N}} x_{\mathfrak{N}})\|^2 \quad (15)$$

4 仿真结果与分析

为了验证本文所提算法的可行性，将本文提出的两种算法同 OMP 算法、ML 算法进行仿真对比，具体仿真参数设定见表 1。

用每秒浮点运算次数来定义算法的复杂度，由参考文献[8]可知：ML 算法的复杂度为

表 1 具体仿真参数设定

仿真参数	参数内容
发射天线数/根	128/64
接收天线数/根	16
调制方式	QPSK
输入比特数/bit	560
重复仿真次数/次	300

$C_{\text{ML}} = (8N_u N_r + 4N_r - 1)N_t^2 M$ ，式 (8) 的复杂度为 $2(4N_u^3 + 12N_u^2 \cdot (2N_r) + 7N_u^2 + 6 \cdot (2N_r)N_u)N_t$ ，其中 $N_u = 2$ ，其余关于 OMP 算法部分，每次迭代的复杂度约为 $(8N_r - 1)M + 4N_r + 2N_t$ 。算法 1、算法 2 的复杂度分别为：

$$C_{\text{算法1}} = 2N((60 + 120N_r)N_t + (8N_r - 1)M + 4N_r) + (20N_r - 1)N^2 M \quad (16)$$

$$C_{\text{算法2}} = N((60 + 120N_r)N_t + (8N_r - 1)M + 4N_r) + (20N_r - 1)N^2 M \quad (17)$$

当 $N_t=64$ 和 $N_t=128$ 时，不同算法的性能对比如图 2 和图 3 所示，其中 N 为索引集的索引总数。从图 2 和图 3 中可以看出，OMP 算法在信噪比较高时性能较差，且随着信噪比增大，曲线渐趋平缓，当信噪比 $\text{SNR} \geq 12 \text{ dB}$ 时，误码率逐渐趋近于 10^{-1} 。相比 OMP 算法，本文所提算法的性能有明显提升：当 $\text{BER}=10^{-1}$ 时，所提算法的性能至少提升了 4 dB，不存在随着信噪比增大而性能渐趋平缓的问题。同时，随着选取索引集的增大，本文所提算法的性能也在逐渐提升，不断逼近 ML 算法。因此，在大规模天线阵列的 MIMO 系统中，本文所提算法相比于 OMP 算法具有较大的优势。

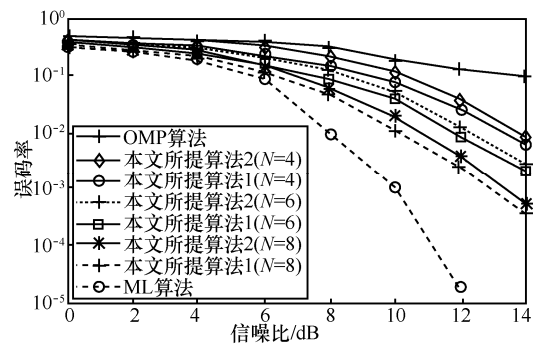
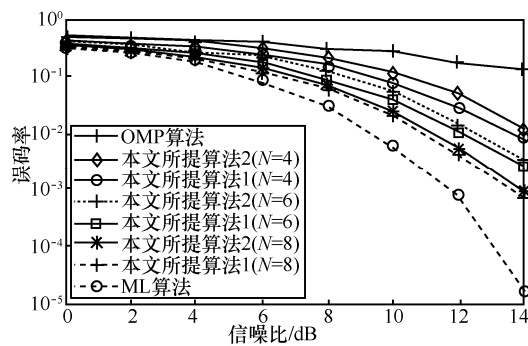
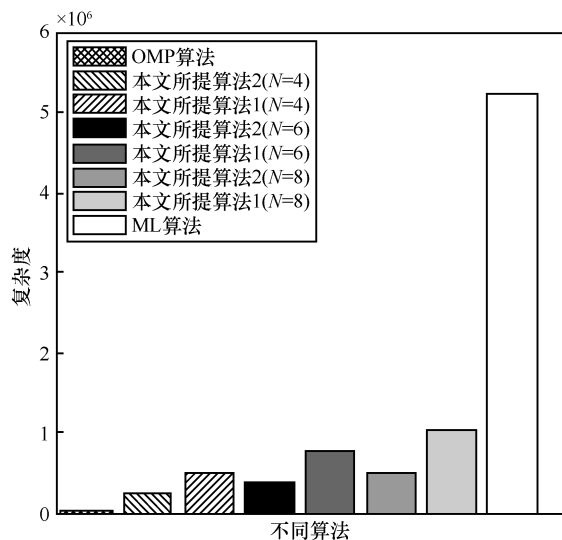
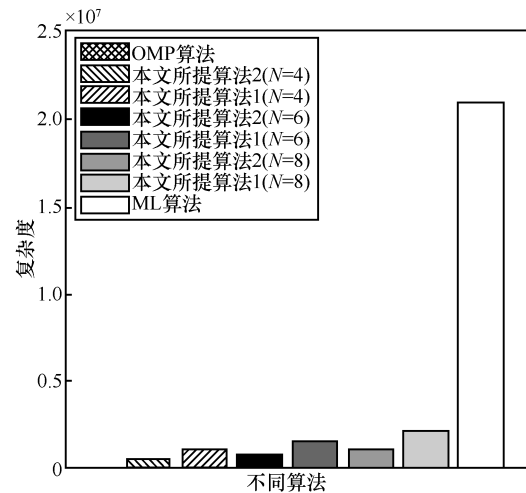


图 2 $N_t=64$ 时不同算法的性能对比

图3 $N_t=128$ 时不同算法的性能对比

当 $N_t=64$ 和 $N_t=128$ 时, 不同算法的复杂度分析如图4和图5所示。从图4和图5可以看出, OMP 算法复杂度最低, ML 算法的复杂度最高, 在 128×16 的大规模天线阵列的情况下, 其每秒浮点运算次数高达 10^7 , 且随着天线阵列的增大, ML 算法的复杂度也呈指数形式增长, 本文所提算法的复杂度会随着选取索引集的增大而线性增大, 但相对而言较低。同 ML 算法相比, 当 $N=8$ 时, 本文所提算法复杂度降低了约 90%; $N=4$ 时, 复杂度约为 ML 算法的 5%。ML 算法复杂度太高, 在实际应用中很难实现。本文所提算法在保证正常通信的情况下, 复杂度相比 ML 算法低得多。因此, 本文所提算法具有实际应用意义。

图4 $N_t=64$ 时不同算法的复杂度对比图5 $N_t=128$ 时不同算法的复杂度对比

5 结束语

本文针对大规模天线阵列下的正交空间调制系统提出了一种低复杂度算法。该算法充分利用系统重构后信号的稀疏特性, 通过选择并改进了 OMP 算法来选出较优的索引集, 缩小需精确检测信号的范围, 降低了复杂度。ML 算法虽然最优, 但其复杂度极高, 在实际中很难实现。本文所提算法具有较好的性能, 不仅能够确保正常通信, 同时又有较低的复杂度, 在实际中较易实现。且本文所提算法较好地达到性能和算法复杂度之间的平衡, 是一种比较实用的正交空间调制检测算法。

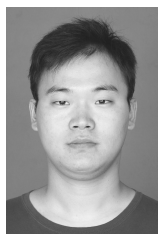
参考文献:

- [1] 王胡成, 徐晖, 程志密, 等. 5G 网络技术研究现状和发展趋势[J]. 电信科学, 2015, 31(9): 156-162.
WANG H C, XU H, CHENG Z M, et al. Current research and development trend of 5G network technologies[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(9): 156-162.
- [2] 阳析, 金石. 大规模 MIMO 系统传输关键技术研究进展[J]. 电信科学, 2015, 31(5): 28-35.
YANG X, JIN S. Overview of key technologies of transmission in massive MIMO system[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(5): 28-35.
- [3] MESLEH R, IKKI S S, AGGOUNE H M. Quadrature spatial modulation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(6): 2738-2742.
- [4] WANG J, JIA S, SONG J. Generalised spatial modulation sys-

tem with multiple active transmit antennas and low complexity detection scheme[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11(4): 1605-1615.

- [5] SUN Y, WANG J, HE L. Iterative zero forcing detection scheme for generalised spatial modulation[C]// IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting, June 17-19, 2015, Ghent, Belgium. New Jersey: IEEE Press, 2015: 1-4.
- [6] XIAO Y, YANG Z, DAN L, et al. Low-complexity signal detection for generalized spatial modulation[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(3): 403-406.
- [7] CHEN C E, LI C H, HUANG Y H. An improved ordered-block mmse detector for generalized spatial modulation[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(5): 1.
- [8] XIAO L, YANG P, XIAO Y, et al. Efficient compressed sensing detectors for generalized spatial modulation systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017(99): 1.
- [9] LIU W, WANG N, JIN M, et al. Denoising detection for the generalized spatial modulation system using sparse property[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(1): 22-25.
- [10] CANDÈS E J. Compressive sampling[J]. Marta Sanz Solé, 2006, 17(2): 1433-1452.

[作者简介]



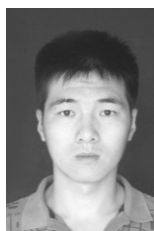
骆楷 (1992-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为大规模 MIMO 系统下的空间调制技术。



黄俊伟 (1969-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院高级工程师、硕士生导师, 主要研究方向为新一代宽带移动通信核心芯片、协议及系统应用、宽带无线通信。



周朋光 (1992-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为 5G 关键技术、超密集网络中干扰协调技术。



徐浩 (1992-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为 5G 关键技术、毫米波 MIMO 系统混合波束成形技术。



吴灿 (1992-), 男, 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为大规模 MIMO 技术。