

# 基于期望传播的差分空间调制信号检测算法

邵华\*<sup>①</sup> 王淳<sup>①</sup> 曹荻非<sup>②</sup> 李卫<sup>②</sup> 张海君<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(北京科技大学智能科学与技术学院 北京 100083)

<sup>②</sup>(北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083)

**摘要:** 设计高效且复杂度低的检测算法是差分空间调制(DSM)系统中的一大关键问题。该文提出了一种多相移键控差分空间调制系统的贝叶斯期望传播(EP)信号检测方法,将DSM的信号检测问题转化为待检测信号的参数估计问题,通过迭代估计先验和后验分布的参数,获得检测信号的估计值。该算法将原始的信号检测问题分解为天线域信息和星座域信息两部分,其中天线域检测通过期望传播算法迭代求取,星座域比特通过迭代过程中最优解调获得,降低了算法复杂度。进一步地,该文针对传统期望传播方法中噪声参数进行了扩展,在迭代过程中不断调整噪声项的矩估计,获得了比传统方案更好的性能。该文对所提近最优解调方案进行了仿真验证,结果表明所提方案性能优于传统线性检测方案;所提的基于期望传播的噪声修正方案性能优于传统恒值方案;在不同天线配置和调制阶数情况下,所提方案均能够快速收敛。

**关键词:** 差分空间调制; MIMO检测; 期望传播

中图分类号: TN925

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)03-0590-10

DOI: 10.11999/JEIT240840

## 1 引言

提高频谱效率一直是无线通信系统设计的重要内容。多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)通信系统中,索引调制能够在信号星座之外,利用空时频域等的资源索引提供额外的传输自由度(Degree of Freedom, DoF),提高系统速率和频谱效率<sup>[1]</sup>。

作为特殊的索引调制,空间调制(Spatial Modulation, SM)在发送端将发送比特分成两个部分,一部分比特通过传统星座进行传输,另一部分比特用于控制对应的发送天线。接收端在接收星座比特的同时,综合CSI估计出发送端的发送天线索引<sup>[2]</sup>。通过在不同时刻激活不同的天线,利用活跃天线的索引传输额外的信息<sup>[3]</sup>。相比于传统MIMO传输系统,空间调制能在受限的射频通道数目情况下,提高信号传输能力<sup>[4,5]</sup>。文献<sup>[6]</sup>提出了一种正交空间调制方案(Quadrature Spatial Modulation, QSM),相比于已有空间调制仅使用了实部信息, QSM扩展了同相和正交分量,通过多天线的同步处理进一步提升频谱效率。文献<sup>[7]</sup>分析了QSM方案在Nakagami-m信道下的性能,验证了信道相位对于SM

和QSM具有主要的影响。在QSM基础上,文献<sup>[8]</sup>进一步提出了一种带符号的QSM方案,利用4维空间星座获得了更高的系统吞吐率。文献<sup>[9]</sup>提出了一种自适应比特映射方法,通过符号排序和相邻符号比特差异的设计,在2阶复杂度情况下获得更优的误码率性能。文献<sup>[10]</sup>提出了一种预编码辅助的空间调制方案,通过联合发送天线的幅相调制和接收天线的空移键控调制,同时实现了发送和接收分集。文献<sup>[11]</sup>设计了一种用于SM系统的双层编码架构,将空间比特和传统星座比特分别使用基于块马尔可夫聚合传输码进行保护,同时在接收端采用基于滑动窗口的迭代检测解码策略,通过交换检测器和解码器的外信息提高解码性能。文献<sup>[12]</sup>提出了一种基于波束赋形的连续编码空间调制方案并将其扩展到了多用户MIMO场景中,该方案能够消除多用户干扰,解决波束赋形和空间调制的冲突,提高多用户MIMO中的误码率性能。文献<sup>[13]</sup>将极化调制和空间调制结合,将信息承载在天线索引和极化调制符号上,同时接收端采用了基于压缩感知的近最优检测方案,在多种衰落信道中相比于原有极化调制取得了更好的误码率性能。此外,广义空间调制(Generalized Spatial Modulation, GSM)每个时刻能够激活多根天线,更多的天线索引组合能够提供更大的信息承载能力<sup>[14]</sup>。文献<sup>[15]</sup>在QSM的基础上,设计了一种差分正交空间调制的方法,以减轻对信道状态信息(Channel State Information, CSI)的依赖。文献<sup>[16]</sup>针对GSM检测非多项式复杂度问题,提出了一种球面解码方法,通过层排序和传输

收稿日期: 2024-10-08; 改回日期: 2025-03-04; 网络出版: 2025-03-14

\*通信作者: 邵华 shaohua@ustb.edu.cn

基金项目: 雄安科技创新专项(2022XAGG0114), 国家自然科学基金(62101030, 62102021)

Foundation Items: Science, Technology & Innovation Project of Xiongan New Area (2022XAGG0114), The National Natural Science Foundation of China (62101030, 62102021)

天线组合分割的技巧降低复杂度。文献[17]将基于欧式距离的天线选择方案从SM扩展到了GSM系统,获得了接近8 dB的分集增益。文献[18]将GSM应用于多用户MIMO系统中,设计了一种基于消息传递的低复杂度信号检测和信道估计方法,相比于已有多用户MIMO方案,在 $10^{-3}$ 误码率下获得了2~9 dB的信噪比提升。广义正交空间调制系统作为综合了空间调制,正交空间调制和广义空间调制3种技术的方案,文献[19]分析了其可达速率表达式并揭示了达到最大速率的条件,同时提出了基于连续干扰消除和正交匹配追踪的检测方法。文献[20]将SM和GSM技术从sub-6G扩展到了60 GHz毫米波频段,分析了直射传播(Line Of Sight, LOS)路径和非直射传播(Non-Line Of Sight, NLOS)路径对于误符号率的影响,验证在GSM系统中采用预编码对提高系统容量和减少MIMO阵列大小的必要性。

空间调制系统解调性能依赖于接收端对于无线信道状态信息的获取的准确性<sup>[21]</sup>,然而如何在大规模MIMO中精确获取天线域信道信息一直以来是一个具有挑战的问题<sup>[22]</sup>。差分空间调制(Differential Spatial Modulation, DSM)相较于传统基于信道信息的空间调制,能够在接收端对于信道状态信息未知的情况下,通过发送端的差分编码,实现收发端信息传输<sup>[23]</sup>。由于缺少信道状态信息,差分解调相较于传统已知信道信息的解调具有一定的性能折损,因此设计高性能差分空间调制信号检测算法一直是DSM中的重要研究内容。文献[24]通过设计星座点和天线图样之间Viterbi结构的检测器,获得了次最优的检测性能。文献[25]通过在时变信道中联合设计联合纠错码,提高编码差分空间调制系统的性能。文献[26]提出了一种近似线性复杂度的最大信号检测方案,通过减少发送信号星座点数目,在不降低性能前提下降低复杂度。文献[27]利用相邻时隙之间的相关性降低检测复杂度。文献[28]通过级联信道编码和差分空间调制,设计了一种软信息检测方案,通过优化最大后验检测方法,使得检测复杂度与天线数目呈线性相关。文献[29]针对空时编码差分空间调制系统,设计了一种基于判决反馈的差分检测方案,以降低在时变信道中前序检测信号的影响。文献[30]通过利用空时编码块的结构,优化天线索引解码顺序,在获得近似最优性能的同时大大降低复杂度。文献[31]设计了一种基于深度神经网络的检测方案,通过将检测过程分解为多个小网络降低所需训练参数。文献[32]针对空间调制系统设计了一种神经网络加速树搜索的方案,通过估计最优启发函数降低计算复杂度。文献[33]设计

了一种神经网络辅助的软阈值检测方案,在盲检测辅助的多维索引调制中获得了优异的性能。文[34]将DSM系统扩展到了更一般的情况,即每个时刻可以激活多根天线以获得更好的系统容量;文献[30]针对空时块编码的DSM系统,提出了一种有序天线索引检测方案,获得了近最优的性能;文献[35]针对高移动场景下的快衰信道提出了一种基于决策反馈差分检测的方案,相比于传统方案获得了较大的性能提升。

DSM系统中差分编码后的信号矩阵具有稀疏结构,本文基于期望传播的方法估计该稀疏矩阵元素的分布数参数,降低检测复杂度的同时获得优于传统线性检测性能。具体而言,本文的主要贡献包括在以下2个方面:

(1)提出一种基于期望传播的差分空间调制信号检测方法,通过不断迭代优化天线域和星座域信息的先验-后验分布参数,获得最可能的信号估计值;所提方案相比已有方案具有复杂度优势;

(2)针对传统期望传播算法中的恒噪声项进行了扩展,应用于DSM信号检测中,通过不断迭代优化噪声随机向量2阶矩估计,提高系统检测性能;仿真表明在不同配置下性能均优于传统算法。

本文所使用的数学符号意义如下:大写黑体字母表示矩阵,小写黑体字母表示向量, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, $!$ 表示阶乘。 $\|\cdot\|_F$ 表示F范数。 $\otimes$ 表示矩阵/向量的克罗内克积, $\odot$ 表示矩阵/向量对应元素的乘积。 $\text{diag}(\mathbf{A})$ 表示取矩阵 $\mathbf{A}$ 的对角元素, $\text{diag}(\mathbf{a})$ 表示由向量 $\mathbf{a}$ 组成的对角阵。 $C$ 表示复数域。

## 2 差分空间调制系统

### 2.1 系统模型

本文考虑一个基于MIMO传输的空间差分调制系统,其中基站端包括 $N_t$ 根天线,接收端包括 $N_r$ 根天线。系统信道为符合Rayleigh分布的平稳信道。在每一时刻,基站的只有单根天线处于活跃传输状态。为保持系统模型和信号解调的简单性,本文考虑采用基于多进制相移键控(Multiple Phase Shift Keying, MPSK)的调制方式,调制阶数为 $M$ 。在任意一个时刻 $t$ ,调制之后的MPSK信号 $\mathbf{x}_t$ 仅仅通过编号为 $m \leq N_t$ 的天线传输,则该时刻的传输向量表示为

$$\mathbf{x}_t = [\mathbf{0}, \dots, \mathbf{s}_m, \dots, \mathbf{0}]^T \in C^{N_t \times 1} \quad (1)$$

其中仅仅只有第 $m$ 根天线对应的位置有信号传输。设信道矩阵表示为 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{N_t}] \in C^{N_r \times N_t}$ ,则在时刻的信号传输可以表示为

$$\bar{\mathbf{y}}_t = \mathbf{h}_t \mathbf{s}_m + \mathbf{w}_t \quad (2)$$

其中, 接收信号和信道满足  $\bar{\mathbf{y}}_t, \mathbf{h}_t \in C^{N_r \times 1}$ ,  $\mathbf{w}_t$  表示接收天线所经历的噪声干扰。

在基于时间块传输的DSM系统中, 如式(2)所述, 对于包含  $N_t$  个连续时间时刻的信号传输, 其传输模型可以表示为

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_t \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{Y}_t = [\bar{\mathbf{y}}_1, \bar{\mathbf{y}}_2, \dots, \bar{\mathbf{y}}_{N_t}] \in C^{N_r \times N_t}$ ,  $\mathbf{X}_t = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{N_t}] \in C^{N_t \times N_t}$ ,  $\mathbf{W}_t = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_{N_t}] \in C^{N_r \times N_t}$ , 空间调制系统的信号传输除了利用传统星座点  $s_m$  承载之外, 其在不同时刻天线的位置也可以承载额外的数据, 以提高系统信息传输的频谱效率。在一个数据块传输中, 由于每根天线仅被激活1次, 则所有  $N_t$  时刻的索引数目为  $N_t!$ , 因此, 一个数据块中除了信号星座点之外, 能够额外被传输的数据量为

$$R_a = \lfloor \log_2(N_t!) \rfloor \quad (4)$$

整个数据帧中, 星座点所承载的数据量为

$$R_s = N_t \log_2(M) \quad (5)$$

单个数据帧所能传输的数据比特为  $R = R_a + R_s$ , 相较于仅采用星座点传输的方法, 具有更高的频谱效率。

在差分空间调制传输中, 通常认为相邻两个数据帧所经历的无线信道状态近似相同, 即  $\mathbf{H}_t = \mathbf{H}_{t-1}$ 。为了避免通信过程中的信道估计, 前后两个帧的数据符号采用差分调制的方式。由于在  $N_t$  个时刻所激活的天线索引均不同, 且采用MPSK调制, 因此一个数据块的调制数据  $\mathbf{X}_t$  可以表示为

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{P}_t \text{diag}([\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}]) \in C^{N_t \times N_t} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{P}_t \in R^{N_t \times N_t}$  表示单位阵列经过空间比特映射置换之后的矩阵。显然  $\mathbf{X}_t$  具有矩阵乘法封闭性, 也即满足

$$\forall \mathbf{X}_t, \mathbf{X}_{t-1} \in \Gamma, \mathbf{X}_t \mathbf{X}_{t-1} \in \Gamma \quad (7)$$

基于以上属性, 所采用的差分空间调制方案为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_t &= \mathbf{X}_{t-1} \mathbf{S}_t \\ \mathbf{S}_t &= \mathbf{P}_t \text{diag}([\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}]) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{S}_t \in C^{N_t \times N_t}$  为差分调制之前的信号,  $\mathbf{X}_t, \mathbf{X}_{t-1}$  分别为第  $t, t-1$  个数据块所发送的信号。采用如式(3)所示的差分空间调制系统, 由于其不需要进行信道估计和相干解调, 在实际应用中具有重要价值  $R = R_a + R_s$ 。对于第1个数据帧  $\mathbf{S}_0$ , 可以设定其传输符号为单位阵  $\mathbf{I}_{N_t}$ 。

## 2.2 最优检测及复杂度分析

对于如上节所述的差分空间调制系统, 相邻两个数据块  $(t, t-1)$  可以表示为

$$\mathbf{Y}_{t-1} = \mathbf{H}_{t-1} \mathbf{X}_{t-1} + \mathbf{W}_{t-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{X}_t + \mathbf{W}_t \quad (10)$$

将式(8)带入到式(9)和式(10)可以得到

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{Y}_{t-1} \mathbf{S}_t - \mathbf{W}_{t-1} \mathbf{S}_t + \mathbf{W}_t \quad (11)$$

因此对于  $\mathbf{S}_t$  的解调需要利用连续两个数据帧的数据。在加性高斯噪声信道下, 其最优解调方案为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{S}}_t &= \underset{\mathbf{S}_t}{\text{argmin}} \|\mathbf{Y}_t - \mathbf{Y}_{t-1} \mathbf{S}_t\|_F^2 \\ \mathbf{S}_t &= \mathbf{P}_t \text{diag}([\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}]) \\ \forall \mathbf{s}_m &\in \mathcal{M} \\ \mathbf{P}_t &\in \mathcal{P} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中,  $\mathcal{M}$  和  $\mathcal{P}$  分别表示调制星座符号集合与天线选择矩阵集合。根据式(6), 由于  $\mathbf{S}_t$  中包括空域模式信息  $\mathbf{P}_t$  和信号域信息  $\text{diag}([\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}])$ , 且均为离散域, 因此式(12)的最优解具有指数级复杂度, 其搜索空间为  $\log_2(N_t!) 2^{N_t M}$ , 为一个非多项式时间可解决问题。

本文针对传统最大似然检测的高复杂度问题, 设计一种基于期望传播循环迭代的检测方法, 对数据块  $\mathbf{S}_t$  中的天线比特 ( $\mathbf{P}_t$ ) 和星座比特  $s_m, m \in \{1, 2, \dots, N_t\}$  进行检测。

## 3 基于期望传播的差分信号检测

### 3.1 期望传播模型

令式(11)中的噪声项为  $\mathbf{N}_t = \mathbf{W}_t - \mathbf{W}_{t-1} \mathbf{S}_t$ , 则其可以向量化地表示为

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{I}_{N_t} \otimes \mathbf{Y}_{t-1}) \mathbf{s}_t + \mathbf{n}_t = \mathbf{H} \mathbf{s}_t + \mathbf{n}_t \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{y}_t = \text{vec}(\mathbf{Y}_t) \in C^{N_r N_t \times 1}$ ,  $\mathbf{s}_t = \text{vec}(\mathbf{S}_t) \in C^{N_t^2 \times 1}$ ,  $\mathbf{n}_t = \text{vec}(\mathbf{N}_t) \in C^{N_r N_t \times 1}$ ,  $\otimes$  表示克罗内克积。由上一节中的定义可知, 示(13)中  $\mathbf{s}_t$  为稀疏向量, DSM信号检测的主要目的在于估计出其中的  $N_t$  个非零元素。假设  $\mathbf{s}_t$  的先验分布服从复高斯分布, 即  $\mathbf{s}_t \sim \text{CN}(\mathbf{s}; \boldsymbol{\mu}_s, \boldsymbol{\Sigma}_s)$ ,  $\boldsymbol{\mu}_s \in C^{N_t^2 \times 1}$ ,  $\boldsymbol{\Sigma}_s \in C^{N_t^2 \times N_t^2}$ , 根据贝叶斯定理, 其后验分布  $q(\mathbf{s}_t)$  可以近似表示为

$$\begin{aligned} q(\mathbf{s}_t) &= p(\mathbf{s}_t | \mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} \\ &\sim \text{CN}(\mathbf{y}_t; \mathbf{H} \mathbf{x}, \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_t^2}) \text{CN}(\mathbf{s}_t; \boldsymbol{\mu}_s, \boldsymbol{\Sigma}_s) \end{aligned} \quad (14)$$

显然, 根据高斯概率密度函数的性质,  $\mathbf{s}_t$  的后验概率分布也可以表示为高斯分布, 即

$$q(\mathbf{s}_t) \sim \text{CN}(\mathbf{s}_t; \bar{\boldsymbol{\mu}}_s, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s) \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{s}_t$  的后验概率密度分布参数可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s &= (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \boldsymbol{\Sigma}_s^{-1})^{-1} \\ \bar{\boldsymbol{\mu}}_s &= \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s (\sigma_n^{-2} \mathbf{H}^H \mathbf{y}_t + \boldsymbol{\mu}_s) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

期望传播算法的核心是不断迭代 $\mathbf{s}_t$ 的先验分布和后验分布参数直到收敛, 以获得关于 $\mathbf{s}_t$ 的最可能分布。

需要特别说明的是, 由于在DSM系统中, 根据式(6)和式(8),  $\mathbf{S}_t$ 是由置换矩阵与对角矩阵乘积得到, 因此于传统期望传播的算法不同, 其向量化表示 $\mathbf{s}_t$ 其各个分量间存在相关性, 即非零元素数目总数限制为 $N_t$ , 无法直接表示成各个分量概率密度函数分布的乘积, 在一定程度上限制求其后验分布的过程。本文采用基于矩估计的方法, 估计在期望传播过程中其先验概率分布参数。

具体而言, 在第 $l \in \{1, 2, \dots, T\}$ 轮迭代中, 根据获得的后验概率分布参数 $\bar{\boldsymbol{\mu}}_s^l$ , 将其逆向量化为 $\bar{\mathbf{S}}_t^l \in C^{N_t \times N_t}$ 。对于每种发射天线图样 $\mathbf{P}_t^l(a), a \in \{1, 2, \dots, A\}, A = 2^{R_a}$ , 计算 $\mathbf{P}_t^l(a) \odot \bar{\mathbf{S}}_t^l$ 与最优解调之间的欧式距离

$$M_l(a) = \|\mathbf{P}_t^l(a) \odot \bar{\mathbf{S}}_t^l - f_a(\bar{\mathbf{S}}_t^l)\|_2, a \in \{1, 2, \dots, A\} \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{S}_a^l = f_a(\bar{\mathbf{S}}_t^l)$ 表示在第 $a$ 种天线图样下, 信号比特的最优检测结果,  $\odot$ 表示矩阵逐元素乘积。由于天线图像 $\mathbf{P}_t^l(a)$ 已知, 根据式(6)可知

$$[\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}] = \text{diag}(\mathbf{P}_e^T(\mathbf{P}_e \odot \bar{\mathbf{S}}_t^l)), \mathbf{P}_e = \mathbf{P}_t^l(a) \quad (18)$$

每个天线的信号域符号 $\mathbf{s}_m, m \in \{1, 2, \dots, N_t\}$ 的解调可以同时进行, 其复杂度可以大大降低。对于每种候选天线图样, 定义

$$P^l(a) = \exp(-M_l^2(a)) \quad (19)$$

将 $P(a), a \in \{1, 2, \dots, A\}$ 归一化后得到每种候选天线模式的概率

$$P_b^l(a) = P^l(a) / \sum_{a=1}^A P^l(a) \quad (20)$$

相应的, 第 $l$ 轮对应的1阶和2阶矩可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_s^l &= \sum_{a=1}^A P_b^l(a) \text{vec}(\mathbf{S}_a^l) \\ \boldsymbol{\Sigma}_s^l &= \text{diag} \left( \sum_{a=1}^A P_b^l(a) (\text{vec}(\mathbf{S}_a^l) - \boldsymbol{\mu}_s^l)^2 \right) \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

将式(21)得到的期望和相关矩阵作为下一次迭代的先验分布参数。通过式(16)–式(21)的不断迭代, 对 $\mathbf{s}_t$ 分布参数不断优化, 获得最终的估计结果。

### 3.2 噪声项的特殊处理

在上一节内容中, 根据式(14)和式(16), 噪声项 $\mathbf{n}_t = \text{vec}(\mathbf{N}_t) \in C^{N_t \times N_t \times 1}$ 在传统的期望传播中通常被认为是服从 $\sigma_n^2$ 的白噪声, 然而根据式(11)可知

$$\begin{aligned} \mathbf{n}_t &= \text{vec}(\mathbf{N}_t) \\ &= \text{vec}(\mathbf{W}_t - \mathbf{W}_{t-1} \mathbf{S}_t) \end{aligned} \quad (22)$$

由于 $\mathbf{S}_t$ 的存在, 噪声向量 $\mathbf{n}_t$ 中的元素将不再具有恒定的均值和方差。为了提高在期望传播过程中后验概率估计的准确性, 需要对噪声项的1阶2阶量进行修正处理。

由于 $\mathbf{W}_t, \mathbf{W}_{t-1} \in C^{N_t \times N_t}$ 元素均服从零均值的高斯分布, 因此 $\mathbf{n}_t$ 的1阶矩也为0。对于其2阶矩, 假定上一轮迭代中,  $\mathbf{S}_t$ 的第 $(i, j)$ 个元素的均值和方差估计值分别表示为 $\bar{\mu}_{i,j}, \bar{\sigma}_{i,j}^2$ , 则根据式(22),  $\mathbf{N}_t$ 第 $(i, j)$ 元素的方差可以表示为

$$\begin{aligned} \bar{\sigma}_{i,j}^2 &= \sum_{l=0}^{N_t} \sigma_n^2 (\sigma_{i,l}^2 + \bar{\mu}_{i,l}) \\ &= N_t \sigma_n^2 (\bar{\sigma}_i^2 + \bar{\mu}_i) \end{aligned} \quad (23)$$

其中,  $\bar{\sigma}_i^2 \bar{\mu}_i$ 表示 $\mathbf{S}_t$ 中第 $i$ 行随机变量在上一轮估计的分布参数的方差和的均值。相应地, 式(16)将更新为

$$\left. \begin{aligned} \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s &= (\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_n^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{H} + \boldsymbol{\Sigma}_s^{-1})^{-1} \\ \bar{\boldsymbol{\mu}}_s &= \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_s (\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_n^{-1} \mathbf{H}^H \mathbf{y}_t + \boldsymbol{\mu}_s) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

其中

$$\bar{\boldsymbol{\Sigma}}_n = \text{diag}(\text{vec}(\bar{\sigma}_{i,j}^2)) \quad (25)$$

### 3.3 比特对数似然比

在 $T$ 轮迭代之后, 不同天线图样之间的概率分布为 $P_b(a)$ , 则天线域比特的对数似然比可以表示为

$$\text{LLR}_{\text{ant}}(i) = \log \frac{\sum_{a \in \mathcal{A}_{i=0}} P_b(a)}{\sum_{a \in \mathcal{A}_{i=1}} P_b(a)} \quad (26)$$

其中,  $\mathcal{A}_{i=0}$ 和 $\mathcal{A}_{i=1}$ 分别表示当天线比特 $i = 0$ 和 $i = 1$ 时对应的天线图样集合。相应地, 最大天线图样概率 $P_b(a)$ 对应的星座信号集合 $\mathbf{s}_m \in [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_t}]$ , 其星座域比特的对数似然比可以表示为

$$\text{LLR}_{\text{sig}}(i) = \log \frac{\sum_{\mathbf{s}_i \in \mathcal{M}_{i=0}} \exp(-\|\mathbf{s}_m - \mathbf{s}_i\|_2^2)}{\sum_{\mathbf{s}_i \in \mathcal{M}_{i=1}} \exp(-\|\mathbf{s}_m - \mathbf{s}_i\|_2^2)} \quad (27)$$

DSM系统中最终的对数似然比为

$$\text{LLR} = [\text{LLR}_{\text{ant}}, \text{LLR}_{\text{sig}}] \quad (28)$$

综上, 基于期望传播的DSM算法整体流程如算法1所示。

### 3.4 复杂度分析

如算法1所示, 本文所提方法主要包括内外两个循环。在内循环部分, 式(17)带来的复杂度为

算法1 基于期望传播的DSM信号检测流程

---

输入:  $\mathbf{Y}_t, \mathbf{Y}_{t-1}, P(a), a \in \{1, 2, \dots, A\}, \sigma_n^2$   
 输出: 信息比特的对数似然比

- (1) For  $l = 1 : T$
- (2) 根据式(23)更新噪声分布参数
- (3) 根据式(15)、式(24)、式(25)计算  $\mathbf{s}_t$  后验概率分布  $q(\mathbf{s}_t)$  及参数
- (4) For  $a = 1 : A$
- (5) 根据  $P_t^l(a)$  和式(18)计算最优的信号域符号  $S_a^l$
- (6) 将  $\bar{\boldsymbol{\mu}}_s$  逆向量化为  $\bar{\mathbf{S}}_t^l$ , 根据式(17)计算每个候选图样的欧式距离  $M_l(a)$
- (7) End
- (8) 根据式(19)将  $M_l(a)$  转化为归一化的天线图样概率分布  $P_b^l(a)$
- (9) 根据式(21)更新先验分布参数  $\boldsymbol{\mu}_s^l, \boldsymbol{\Sigma}_s^l$ , 作为下一轮迭代输入。
- (10) End
- (11) 输出步骤(6)中最大  $P_b(a)$  对应的天线图样
- (12) 输出最大概率  $P_b(a)$  的对应的信号域符号  $\mathbf{S}_a$
- (13) 根据式(26)计算天线比特的LLR<sub>ant</sub>
- (14) 根据式(27)计算星座比特的LLR<sub>sig</sub>
- (15) 输出DSM的所有比特的LLR(式(28))

---

$AN_tM$ , 式(19)、式(20)的函数计算过程, 其复杂度为  $A^2 + A$ , 式(21)中, 计算期望部分和相关矩阵部分的复杂度均为  $N_t^2$ , 综合而言, 其整体复杂度为  $\mathcal{O}(AN_tMT + A^2T + AT + 2TN_t^2)$ 。其中, 对于式(19)、式(20)的计算, 期望和相关矩阵的计算等步骤和过程, 由于其元素间耦合性低, 可通过并行化加速, 使其时间复杂度相较于, 相比于已有穷搜具有  $\log_2(N_t!)2^{N_tM}$  等具有较大优势。在实际仿真验证中发现, 由于  $\mathbf{S}_t$  的稀疏性, 通常几次迭代即可完成算法收敛。

## 4 仿真结果

### 4.1 仿真设置

本文采用MATLAB进行仿真。在发送端, 随机生成的二进制数据经过信道编码模块, 以提高传输过程中无线传输的鲁棒性; 信道编码后的信息经过交织器, 以降低突发干扰和错误带来的影响; 交织后的数据经过速率匹配, 按照数据块分成天线信息比特和星座点信息比特; 分别将天线信息比特映射为天线选择矩阵, 星座点信息比特映射为对应天线上的发送信号, 并经过差分空间调制, 形成物理层发送信号。将生成的物理层发送信号通过信道模型, 添加对应的噪声干扰, 获得发送端接收数据。

在接收端, 接收到的信号通过本文提出的基于期望传播的信号检测模块, 获得关于接收端比特信

息的对数似然比信息; 该对数似然比信息经过接收端的解交织模块, 获得解交织后的数据; 将解交织后的对数似然比信息数据经过信道译码模块, 获得解调之后的比特信息。

本文中, 由于天线比特和星座点比特的耦合性, 天线比特的误码容易造成相邻星座点比特的检测错误, 因此需要在收发端加入交织-解交织模块将可能的错误比特进行离散, 匹配信道编译码的纠错能力以提高可靠性。由于CSI信息在信号调制解调过程中被差分处理, 为保持一般性, 本文的仿真中所采用的信道模型为Rayleigh衰落模型, 并假定所有的数据块传输都发生在无线信道相干时间内。由于基于差分空间调制的传输方式不需要对无线信道进行估计, 因此所提检测方案依旧适用于其它无线信道模型, 只需要保证传输发生在无线信道相干时间内即可; 对于超过信道相关时间的场景, 需要重新发送初始编码信息, 即  $\mathbf{S}_0$ , 其它处理过程与本文所述步骤类似, 再次不在赘述。

本文中的信道编码采用码长为8192的低密度奇偶校验码(Low Density Parity Check, LDPC), 其编码速率为1/2, 即每个编码块中包括4096个有效信息比特, 其奇偶校验矩阵来源于文献[36], 其解码过程采用基于置信传播的译码算法; 多天系统采用了  $3 \times 3, 4 \times 4, 5 \times 5$  几种收发端天线配置, 相应的天线域比特信息为2, 4, 6 bit; 星座域信息调制采用了QPSK, 8PSK, 16PSK几种方案, 分别正对几种不同的仿真场景, 与天线信息比特构成了相同数据块下的不同信息比特。由于经过信道编码后的码长与实际无线资源所承载的比特间并不完全一致, 本文采用在末尾追加0比特的方式对信道编码后的编码比特进行补充, 以完成码率匹配的过程; 码率匹配模块在交织和交织模块之前, 相应的在接收端经过解交织之后, 移除对应的补充比特。对每种配置场景, 总计仿真了不少于  $5 \times 10^5$  个有效信息比特, 以计算端到端的误比特率指标。

需要说明的是, 本文所提方法的仿真并没有采用联合检测与解码的方法, 即将信道解码器的输出的外信息反馈到信号检测器的输入中, 作为先验信息提高可靠性; 但本文提出的基于期望传播的检测可以容易地扩展为联合检测与解码方案, 仅需将信道解码器输出的外信息作为先验输入到检测器中即可。

### 4.2 仿真性能及分析

共选取3种算法作为性能对比算法, 包括: (1)破零(Zero-Forcing, ZF)检测, 即在接收端信号检测时, 采用ZF的方法, 对发送端多天线发送的信号进行检测, 并选取每列中最大的值作为活跃天

线的选择；(2)最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)检测，即在接收端信号检测时，采用MMSE的方法，对发送端多天线发送的信号进行检测，并选取每列中最大的值作为活跃天线的选择；(3)基于对数似然比的软信息(Soft-Input Soft-Output, SISO)检测<sup>[28]</sup>。需要说明的是，文献<sup>[28]</sup> SISO的检测方法，通过遍历一个数据块中所有可能的天线比特与星座点比特组合，获得对应比特信息的对数似然比，能够有效逼近最大似然检测的性能，其复杂度为 $\mathcal{O}(6N_t^2M)$ 。以上几种方法中，基于ZF和MMSE的方法均属于线性检测的方法，其复杂度主要来源于矩阵求逆的过程，可近似表示为 $\mathcal{O}(N_t^3M)$ 系统中采用的每比特能量与噪声功率谱密度比(Energy per bit to Noise power spectral density ratio,  $E_b/N_0$ )-误码率作为编码调制系统中系统性能的度量指标。

图1、图2、图3分别展示了在 $3 \times 3$ 、 $4 \times 4$ 、 $5 \times 5$  3种收发端天线配置下的BER性能对比图，其中3种配置均采用8PSK的调制方式，每个数据帧分别包括11 bit, 16 bit, 21 bit的物理层数据。从中可以看出，文献<sup>[28]</sup>提出的方法(途中用LLR+LDPC表示)由于其通过穷尽搜索，具有最好的检测性能；本文所提EP方法，相较于已有的线性检测方案，具有最好的检测性能；同时在天线数目较少( $3 \times 3$  MIMO)且信噪比较低低的区域，本文提出的方法与LLR穷尽搜索具有可匹配的性能。随着天线数目的增加，LLR检测的方法性能在变好；而传统线性检测的方法，其BER性能略有下降，说明随着天线组合数目的增加，如何有效区分发送端活跃发送天线的图样仍旧是制约DSM性能进一步提升的关键；本文提出的EP算法在不同的天线配置下，保持了相似的误码率性能，相较于已有线性方案仍有优势。

图4展示了在不同调制阶数下几种不同算法误码率性能，其天线配置统一采用 $4 \times 4$  MIMO。由于在本文仿真配置中MMSE性能普遍优于ZF的方法，因此线性方案仅保留了MMSE的性能曲线。从

图中可以看出，本文所提EP方法相较于MMSE的线性检测方案，在QPSK到16PSK的不同配置下，仍旧保持了较大的性能增益。

图5展示了EP算法在不同的迭代次数设置下，其最终误码率的差异。可以看出，不论收发端天线配置如何，其BER性能在经历1~3次迭代之后差异均不大，算法能够快速收敛；3次循环相较于1次循环，能带来约1.5 dB的性能增益。

图6展示了采用传统期望传播中恒定噪声方差和本文所提出非均匀方差的误码率性能对比图，仿真中几种不同的天线配置均采用8PSK和LDPC(8 192, 1/2)的信道编码设置。从中可以看出，本文所提非

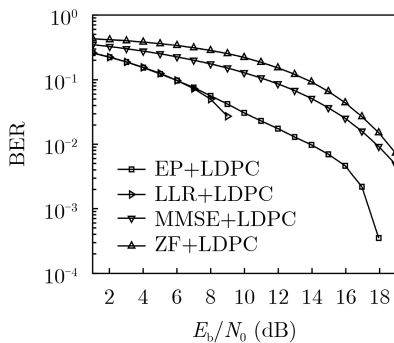


图1  $3 \times 3$  MIMO下不同算法性能对比

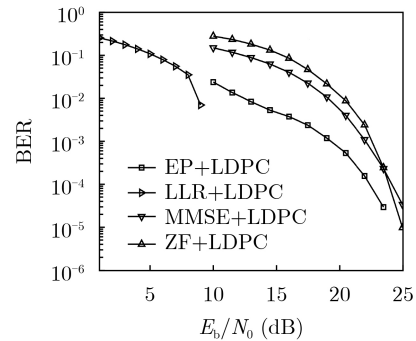


图2  $4 \times 4$  MIMO下不同算法性能对比

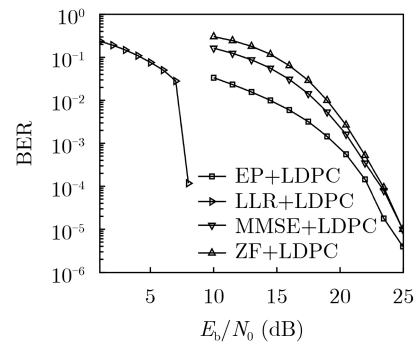


图3  $5 \times 5$  MIMO下不同算法性能对比

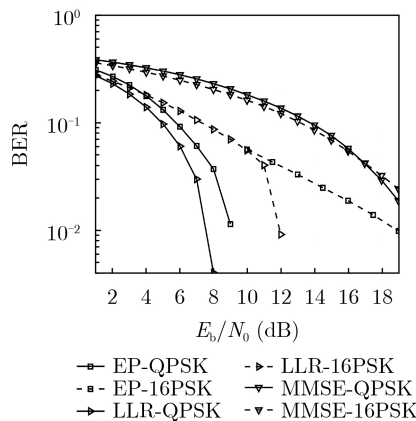


图4 不同调制阶数下算法性能对比

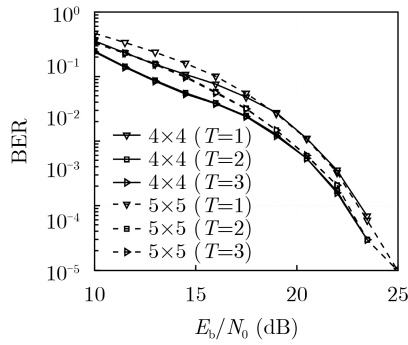


图5 不同迭代次数对于算法性能影响

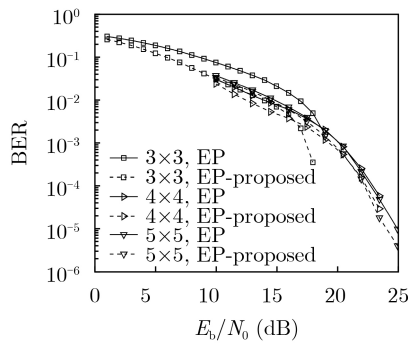


图6 噪声项特殊处理的误码率性能对比

均匀噪声修正方案均优于传统期望传播中的方案，验证了对于噪声向量修正的有效性。

## 5 结论

本文提出了一种基于贝叶斯期望传播的检测算法，应用于差分空间调制系统中。其中天线域和信号域参数的估计通过不断迭代更新分布的先验和后验参数得到。所提算法相比于传统线性检测算法性能更优，且相较于传统高复杂度的最大似然检测复杂度更低，且可进一步应用于联合检测解码系统中以获得更好的性能。

## 参考文献

- [1] ZHANG Zhenyu, GONG Caihong, DONG Yuanyuan, *et al.* Expectation propagation aided signal detection for uplink massive generalized spatial modulation MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(3): 2006–2018. doi: [10.1109/TWC.2021.3108852](https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3108852).
- [2] MESLEH R Y, HAAS H, SINANOVIC S, *et al.* Spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2008, 57(4): 2228–2241. doi: [10.1109/TVT.2007.912136](https://doi.org/10.1109/TVT.2007.912136).
- [3] JEGANATHAN J, GHAYEB A, and SZCZECINSKI L. Spatial modulation: Optimal detection and performance analysis[J]. *IEEE Communications Letters*, 2008, 12(8): 545–547. doi: [10.1109/LCOMM.2008.080739](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2008.080739).
- [4] GUO Shuaishuai and QU Kaiqian. Beamspace modulation for near field capacity improvement in XL-MIMO communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(8): 1434–1438. doi: [10.1109/LWC.2023.3277666](https://doi.org/10.1109/LWC.2023.3277666).
- [5] HE Longzhuang, WANG Jintao, and SONG Jian. Spatial modulation for more spatial multiplexing: RF-chain-limited generalized spatial modulation aided MM-wave MIMO with hybrid precoding[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(3): 986–998. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2773543](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2773543).
- [6] MESLEH R, IKKI S S, and AGGOUNE H M. Quadrature spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(6): 2738–2742. doi: [10.1109/TVT.2014.2344036](https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2344036).
- [7] YOUNIS A, MESLEH R, and HAAS H. Quadrature spatial modulation performance over Nakagami- $m$  fading channels[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(12): 10227–10231. doi: [10.1109/TVT.2015.2478841](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2478841).
- [8] ABU-HUDROUSS A M, EL ASTAL M T O, AL HABBASH A H, *et al.* Signed quadrature spatial modulation for MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 2740–2746. doi: [10.1109/TVT.2020.2964118](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2964118).
- [9] ELFADIL H, MALEKI M, and BAHRAMI H R. A novel low-complexity adaptive bit mapping scheme for spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(4): 3674–3678. doi: [10.1109/TVT.2017.2780900](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2780900).
- [10] LIU Chaowen, YANG Lieliang, and WANG Wenjie. Transmitter-precoding-aided spatial modulation achieving both transmit and receive diversity[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(2): 1375–1388. doi: [10.1109/TVT.2017.2757403](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2757403).
- [11] WANG Leijun, LIANG Chulong, YANG Zhihua, *et al.* Two-layer coded spatial modulation with block Markov superposition transmission[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(2): 643–653. doi: [10.1109/TCOMM.2015.2506170](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2015.2506170).
- [12] AN Bo, WU Liang, ZHANG Zaichen, *et al.* Multi-user successive-coded spatial modulation scheme based on beamforming[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10485–10498. doi: [10.1109/TVT.2022.3183084](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3183084).
- [13] YANG Shuaixin, XIAO Yue, CHEN Jiangong, *et al.* Integrated polarization and spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(1): 527–539. doi: [10.1109/TCOMM.2022.3224016](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2022.3224016).
- [14] YOUNIS A, SERAFIMOVSKI N, MESLEH R, *et al.* Generalised spatial modulation[C]. 2010 Conference Record of the Forty Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2010: 1498–1502. doi: [10.1109/ACSSC.2010.5757786](https://doi.org/10.1109/ACSSC.2010.5757786).
- [15] MESLEH R, ALTHUNIBAT S, and YOUNIS A.

- Differential quadrature spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(9): 3810–3817. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2712720](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2712720).
- [16] TRAN T Q, SUGIURA S, and LEE K. Ordering- and partitioning-aided sphere decoding for generalized spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(10): 10087–10091. doi: [10.1109/TVT.2018.2859597](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2859597).
- [17] RAJASHEKAR R, Yang Lieliang, HARI K V S, *et al.* L. Hanzo. Transmit antenna subset selection in generalized spatial modulation systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(2): 1979–1983. doi: [10.1109/TVT.2018.2889024](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2889024).
- [18] LAKSHMI NARASIMHAN T, RAVITEJA P, and CHOCKALINGAM A. Generalized spatial modulation in large-scale multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(7): 3764–3779. doi: [10.1109/TWC.2015.2411651](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2411651).
- [19] AN Jiancheng, XU Chao, LIU Yusha, *et al.* The achievable rate analysis of generalized quadrature spatial modulation and a pair of low-complexity detectors[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(5): 5203–5215. doi: [10.1109/TVT.2022.3155244](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3155244).
- [20] LIU Peng, BLUMENSTEIN J, PEROVIĆ N S, *et al.* Performance of generalized spatial modulation MIMO over measured 60GHz indoor channels[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(1): 133–148. doi: [10.1109/TCOMM.2017.2754280](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2017.2754280).
- [21] XIANG Luping, LIU Yusha, YANG Lieliang, *et al.* Low complexity detection for spatial modulation aided sparse code division multiple access[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(12): 12858–12871. doi: [10.1109/TVT.2021.3121128](https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3121128).
- [22] LU Lu, LI G Y, LEE SWINDLEHURST A, *et al.* An overview of massive MIMO: Benefits and challenges[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(5): 742–758. doi: [10.1109/JSTSP.2014.2317671](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2014.2317671).
- [23] BIAN Yuyang, CHENG Xiang, WEN Miaowen, *et al.* Differential spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(7): 3262–3268. doi: [10.1109/TVT.2014.2348791](https://doi.org/10.1109/TVT.2014.2348791).
- [24] WEN Miaowen, CHENG Xiang, BIAN Yuyang, *et al.* A low-complexity near-ML differential spatial modulation detector[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(11): 1834–1838. doi: [10.1109/LSP.2015.2425042](https://doi.org/10.1109/LSP.2015.2425042).
- [25] MARTIN P A. Differential spatial modulation for APSK in time-varying fading channels[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(7): 1261–1264. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2426172](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2015.2426172).
- [26] WEI R Y and LIN T Y. Low-complexity differential spatial modulation[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 356–359. doi: [10.1109/LWC.2018.2872990](https://doi.org/10.1109/LWC.2018.2872990).
- [27] JOSE D and SAMEER S M. A low complexity detector with near-ML performance for generalized differential spatial modulation[C]. 2020 International Conference on Signal Processing and Communications, Bangalore, India, 2020: 1–5. doi: [10.1109/SPCOM50965.2020.9179552](https://doi.org/10.1109/SPCOM50965.2020.9179552).
- [28] WEI R Y and CHANG Chenwei. A low-complexity soft-output detector for differential spatial modulation[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(5): 1077–1081. doi: [10.1109/LWC.2022.3156889](https://doi.org/10.1109/LWC.2022.3156889).
- [29] XIU Haotian, YANG Lin, YU Daizhong, *et al.* A DFDD based detector for space-time block coded differential spatial modulation under time-selective channels[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(2): 359–363. doi: [10.1109/LCOMM.2021.3132697](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2021.3132697).
- [30] YANG Yukun, HAI Han, JIANG XueQin, *et al.* Low-complexity detectors for space-time block coded differential spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 12231–12236. doi: [10.1109/TVT.2024.3381863](https://doi.org/10.1109/TVT.2024.3381863).
- [31] SHAMASUNDAR B and CHOCKALINGAM A. A DNN architecture for the detection of generalized spatial modulation signals[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(12): 2770–2774. doi: [10.1109/LCOMM.2020.3018260](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2020.3018260).
- [32] HE Le, FAN Lisheng, LEI Xianfu, *et al.* Learning-based MIMO detection with dynamic spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2023, 9(6): 1489–1502. doi: [10.1109/TCCN.2023.3306853](https://doi.org/10.1109/TCCN.2023.3306853).
- [33] FENG Xinyu, EL-HAJJA M, XU Chao, *et al.* Deep learning-based soft iterative-detection of channel-coded compressed sensing-aided multi-dimensional index modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(6): 7530–7544. doi: [10.1109/TVT.2023.3241440](https://doi.org/10.1109/TVT.2023.3241440).
- [34] WEI R Y, CHEN S L, LIN Y H, *et al.* Bandwidth-efficient generalized differential spatial modulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(1): 601–610. doi: [10.1109/TVT.2022.3202912](https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3202912).
- [35] XIU Haotian, YU Daizhong, GAO Peiyuan, *et al.* An enhanced system model for differential spatial modulation system under fast fading channels and a corresponding DFDD based low-complexity detector[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(2): 2227–2235. doi: [10.1109/TVT.2023.3316275](https://doi.org/10.1109/TVT.2023.3316275).
- [36] MURILLO-FUENTES J J, SANTOS I, ARADILLAS J C, *et al.* A low-complexity double EP-based detector for iterative detection and decoding in MIMO[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(3): 1538–1547. doi: [10.1109/TCOMM.2020.3043771](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2020.3043771).



邵 华: 男, 讲师, 研究方向为无线通信物理层算法, 智能通信等.  
王 淳: 女, 硕士生, 研究方向为人工智能, 智能系统, 大模型语义通信等.

李 卫: 女, 教授, 研究方向为物联网通信.  
张海君: 男, 教授, 研究方向为无线资源管控、高可靠通信网络.

曹获非: 男, 博士生, 研究方向为物联网, 高可靠通信.

责任编辑: 余 蓉

## Expectation Propagation-based Signal Detection for Differential Spatial Modulation

SHAO Hua<sup>①</sup> WANG Chun<sup>①</sup> CAO Difei<sup>②</sup> LI Wei<sup>②</sup> ZHANG Haijun<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Intelligence Science and Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

<sup>②</sup>(School of Computer & Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

### Abstract:

**Objective** This research develops an efficient Bayesian Expectation Propagation (EP) detection method for Differential Spatial Modulation (DSM) systems using Multi-Phase Shift Keying (MPSK). DSM systems are notable for their advantage of not requiring Channel State Information (CSI), yet signal detection complexity remains a significant challenge. The detection problem is reformulated as a parameter estimation task, where a prior and a posterior distribution parameters are iteratively estimated to improve detection accuracy. By decoupling antenna-domain detection from constellation-domain information, computational complexity is reduced while maintaining high performance. Additionally, the traditional EP method is extended to account for variable noise variance, dynamically adjusting the noise term's second-order estimate to enhance robustness. This research is essential for improving the practical applicability and performance of DSM systems, enabling efficient, low-complexity signal detection in modern wireless communication networks.

**Methods** This research applies an EP approach to enhance the detection of DSM signals. The detection process is reformulated as a parameter estimation problem, where the a priori and a posteriori distribution parameters of the antenna domain and constellation domain are iteratively optimized. The EP algorithm decouples these domains, allowing independent iterative detection of antenna indices and optimal demodulation of constellation bits. This method effectively reduces computational complexity compared to existing detection schemes. Additionally, the traditional EP algorithm is extended by incorporating a variable noise variance mechanism. The second-order moment estimation of noisy random vectors is refined iteratively, improving detection robustness under varying noise conditions. Simulation experiments are conducted to evaluate the proposed scheme, and the results demonstrate superior detection performance and faster convergence across different system configurations.

**Results and Discussions** Three detection algorithms—Zero-Forcing (ZF) detection, Minimum Mean Square Error (MMSE) detection, and Soft-input Soft-output (SISO) detection—are selected for performance comparison. Bit Error Rate (BER) comparisons for  $3 \times 3$  (Figure 1),  $4 \times 4$  (Figure 2), and  $5 \times 5$  (Figure 3) antenna configurations are presented. Simulation results show that the proposed EP algorithm maintains similar BER performance across different antenna configurations, offering an advantage over existing linear schemes. Using a  $4 \times 4$  MIMO antenna configuration, the proposed EP method outperforms the MMSE linear detection scheme across various modulation orders, with a significant performance gain observed from QPSK to 16PSK (Figure 4). Regardless of the antenna configuration, BER performance remains nearly unchanged after 1~3 iterations, with rapid convergence. Compared to a single iteration, three iterations provide a performance gain of approximately 1.5 dB (Figure 5). A comparison of BER performance between the constant noise variance in traditional EP and the non-uniform variance proposed in this study (Figure 6) shows that the non-

uniform noise correction method outperforms the traditional approach, validating the effectiveness of the noise vector correction.

**Conclusions** A detection algorithm based on Bayesian EP is proposed for use in DSM systems. The antenna domain and signal domain are estimated through iterative updates of the a prior and a posterior distribution parameters. The proposed algorithm outperforms traditional linear detection methods in terms of performance while offering lower complexity compared to conventional high-complexity maximum likelihood detection. Additionally, it can be extended to joint detection and decoding systems for enhanced performance.

**Key words:** Differential Spatial Modulation (DSM); Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) detection; Expectation Propagation (EP)