

基于隐聚类和狄利特雷过程的大规模 MIMO-OFDM 接收机设计

崔建华¹,袁正道^{2,3},王忠勇³,路新华³,薛琦³

(1. 洛阳师范学院物理与电子信息学院,河南洛阳 471934;
2. 河南广播电视大学博士后工作站,河南郑州 450001;3. 郑州大学信息工程学院,河南郑州,450001)

摘要: 本文首先讨论了大规模 MIMO-OFDM (Multiple-Input Multiple-Output Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 系统信道的空间相关性,提出了一种基于隐聚类假设的信道建模方法,利用概率参数模拟不同的传播环境. 然后,将机器学习领域的狄利特雷过程 (Dirichlet Process, DP) 引入到稀疏贝叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL) 模型中,建立了 DP-SBL 结构,在信道估计的同时挖掘并利用大规模 MIMO 系统所特有的隐聚类特征. 接着,将 DP-SBL 结构应用于大规模 MIMO-OFDM 系统中,在因子图上利用消息传递算法推导了一种基于隐聚类和狄利特雷过程的接收机算法. 最后,将本文提出的接收机算法和现有算法进行对比分析. 结果表明,本文提出的接收机算法充分利用了大规模 MIMO-OFDM 系统特有的空间相关性,能够以较低的计算复杂度获得较强的鲁棒性和显著的性能增益.

关键词: 大规模 MIMO; 迭代接收机设计; 隐聚类假设; 狄利特雷过程; 消息传递算法

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)12-2515-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.122.009

Massive MIMO-OFDM Receiver Design Based on Hidden Cluster Hypothesis and Dirichlet Process

CUI Jian-hua¹, YUAN Zheng-dao^{2,3}, WANG Zhong-yong³, LU Xin-hua³, XUE Qi³

(1. School of Physics and Electronic Information, Luoyang Normal University, Luoyang, Henan 471934, China;
2. Postdoctoral Workstation, Henan TV & Radio University, Zhengzhou, Henan, 450001;
3. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: The paper discusses the spatial correlation of channels in massive MIMO-OFDM system, and proposes a hidden clustering hypothesis to simulations different propagation environments with probability parameters. Then, the Dirichlet process (DP) in machine learning is introduced into sparse Bayesian learning (SBL) model and a DP-SBL structure is established. Consequently, the hidden clustering features of massive MIMO system are explored simultaneously in the process of channel estimation. Furthermore, the DP-SBL structure is applied to massive MIMO-OFDM systems, and a receiver algorithm based on hidden clustering and Dirichlet process is deduced by using message passing algorithm on factor graphs. Finally, we compare the proposed algorithm with the existing algorithms. Simulation results show that the proposed algorithm can exploit and utilize the spatial resources of massive MIMO-OFDM system. It can achieve remarkable performance gain with low computation complexity and strong robustness.

Key words: massive MIMO; iterative receiver design; hidden cluster hypothesis; Dirichlet process; message passing algorithm

1 引言

由于大规模 MIMO 系统能够大幅度降低发射功率、

提升频谱效率,近年来受到国内外团队的广泛关注. 在信道估计过程中需要估计大量的信道参数,但受导频污染等问题所限,系统中能够利用的导频资源匮乏. 因

收稿日期:2018-09-14;2019-05-13;修回日期:责任编辑:梅志强

基金项目:国家自然科学基金面上项目(No. 61571402);国家青年科学基金(No. 61705198);博士后科学基金(No. 2019M652576),河南省科技攻关项目(No. 182102210573);河南省教育厅高校重点研究项目(No. 19A510019)

此,如何在获取精确信道信息的同时降低导频个数成为大规模 MIMO 系统的研究热点^[1]. 现有文献中,大规模 MIMO 系统的信道估计算法主要有基于 EVD 分解的半盲信道估计^[2]、信道正交化^[3]、最小均方误差^[4]、压缩感知^[5] (Compressed Sensing, CS) 和近似消息传递算法^[6]等. 由于大规模 MIMO 系统通常结合毫米波和波束赋形等技术,使得其对应信道通常具有典型的稀疏特性^[7]. 因此,有效利用此稀疏特性的压缩感知类方法成为近年来的一个研究热点. 例如,文献[8]研究了基于压缩感知的 OFDM 稀疏信道估计方法,文献[9]提出了基于稀疏贝叶斯学习 (Sparse Bayesian Learning, SBL) 的大规模 MIMO 信道估计算法. 但是,上述算法未充分挖掘大规模 MIMO 系统中特有的空间相关性.

在远场通信条件下,根据电磁场传播理论对阵列天线极化角进行差值分析,可以证明大规模 MIMO 系统中不同天线的信道具有明显的空间相关性,如何有效利用此类空间相关性是接收机算法设计的突破点. 文献[10]根据传播理论初步证明了在阵列尺寸较小、带宽较窄的条件下,阵列中所有天线具有相同的稀疏特性,简称为共同稀疏性 (Sparse Common Support, SCS). 文献[9]将该结论应用于大规模 MIMO 接收机,利用联合 SBL 模型,假定所有天线具有共同的超先验分布 (Hyper Prior),当信道满足共同稀疏性条件时能够获得一定的性能增益. 此类算法应用于大规模阵列时,若上述 SCS 假设不满足,会引起较大的性能损失. 文献[11]对上述算法进行了扩展,将阵列中的天线进行了区域划分,假定每个区域内天线具有 SCS 特性. 但是,区域划分只能根据经验进行平均切割,区域过大,容易出现划分错误;区域过小,则不能有效提升性能. 文献[12]根据电磁场传播理论研究了具有共同稀疏性的最大安全距离,提出了一种基于逐步平滑的信道估计方法. 文献[13]依据平滑思想提出了一种基于消息传递的信道估计和接收算法,该算法假定稀疏信道抽头服从伯努利-高斯分布,假定各天线与其直接相邻的天线具有共同的稀疏性,然后依次对整个阵列的信道抽头进行滑动平均. 当阵列近似满足相同稀疏性条件时,该算法能够有效提升系统性能.

不同于前述平滑类方法,本文将机器学习领域的狄利特雷过程^[14] (Dirichlet Process, DP) 和消息传递算法相结合,提出了一种适用于多重测量问题的估计算法,并将其应用于大规模 MIMO 系统中. 首先依据概率模型对天线阵列进行分析,提出了一种“隐性聚类”的概念,即将阵列中天线的稀疏性划分为多个连通的区域,然后推导了利用 DP 挖掘隐聚类的方法. 利用 DP 较好的聚类特性^[15],在估计信道抽头的同时,将具有相同稀疏性的抽头向量聚为一簇,进而构造了具有自主

聚类特性的大规模 MIMO-OFDM 迭代接收机算法. 本文所做的工作是对本课题组在文献[6]中所提算法的扩展. 文献[6]利用导频进行信道估计,在此基础上,本文将信道估计和符号检测进行融合,提出了全局迭代接收机算法. 本文的创新点可以归纳为两个方面:(1) 利用联合置信传播、期望传播和广义近似消息传递算法推导了基于 DP-SBL 的大规模 MIMO-OFDM 迭代接收机算法;(2) 建立了大规模 MIMO-OFDM 仿真环境,构造了基于概率的信道模型,对本文提出的迭代接收机算法与现有方法进行了蒙特卡洛仿真,从数值上证明了本文所提算法的有效性.

本文符号说明: $\mathcal{CN}(x; \mu, \nu)$ 表示均值为 μ 、方差为 ν 的复高斯分布;本文中定义期望运算为 $\langle f(x) \rangle_{g(x)} = \int f(x) g(x) dx / \int g(x') dx'$;在复杂度计算时,符号 \circ (MN) 表示需要的运算次数正比于 MN ;当两个函数具有线性关系 $f(x) = cg(x)$ 时,记为 $f(x) \propto g(x)$;逆伽马函数 (Di-Gamma) 定义为 $\psi(x, a, b) = (\ln G(x, a, b))' = b^a x^{a-1} e^{-bx} / \Gamma(a)$,其中 $\Gamma(a)$ 代表 Gamma 函数, $G(x; a, b)$ 代表 Gamma 分布; $B(x; a, b)$ 在本文中代表 Beta 分布.

2 隐聚类假设和基于概率的大规模 MIMO 信道建模

根据文献[10],共同稀疏是指两个向量的非零元素位置相同,但元素取值相异. 文献[10]依据电磁场传播理论推导了具有不变稀疏性的最大天线间距

$$d_{\max} = c / (10B_w) \quad (1)$$

上式中 B_w 为信道带宽, c 为光速. 文献[12]根据式(1)研究了常用通信标准不同阵列尺寸条件下所具有的稀疏性,如表 1 所示,其中 SIA 和 SVA 分别表示不变稀疏性阵列和缓变稀疏性阵列. 由表 1 可得出结论:当阵列尺寸和通信带宽较大时,如超宽带通信 (UWB) 场景下,不具有全局共同稀疏特性.

表 1 常见通信标准在不同阵列条件下稀疏性分析^[12]

标准	B_w (MHz)	f (GHz)	10 × 10	50 × 50
A	1.25	1	SIA	SIA
LTE	20	2.6	SIA	SVA
UWB	500	3	SVA	SVA

分析发现,式(1)的结论并不严谨. 例如,假设天线 a, b, c 之间的距离满足: $d_{a,b} < d_{\max}$, $d_{b,c} < d_{\max}$, $d_{a,c} > d_{\max}$. 依据式(1),天线 ab 和 bc 的信道具有共同稀疏性,由此可以推出 ac 也具有共同稀疏性;但由 $d_{a,c} > d_{\max}$ 推出 ac 不具有共同稀疏性,两个结果相悖. 式(1)结论更严谨

的表述为:在一定的通信标准下,具有相同稀疏特性的概率随天线间距 d 的减小而增加,当 $d < d_{\max}$ 时,天线具有共同稀疏性的概率较大.由此,本文提出一种基于概率的阵列天线建模方式,能够建立简单可控的空间相关性模型以拟合不同的传播环境.建模过程如图 1 所示.

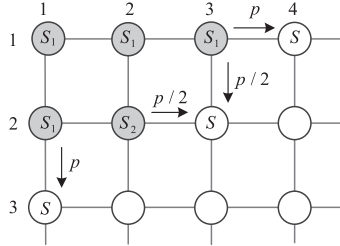


图1 大规模MIMO信道相关性建模

图 1 中每个圆圈代表一支天线,其中的数字代表所属稀疏性聚类的编号,箭头和变量 p 表示该天线与下一支天线具有不同稀疏性的概率,这里定义 p 为聚类概率.建模过程为:第 1 行第 1 列天线的稀疏性聚类编号记为 S_1 ,假设阵列中其它天线与其左侧和上侧天线具有不同稀疏性的概率为 $p/2$.特别地,第 1 行的天线仅计算其左侧相邻天线,第 1 列的天线仅计算其上侧相邻天线.此外,根据缓变特性,非零元素的位置不会发生突变,因此,具有不同稀疏性的相邻聚类有一定比例的非零元素位置相同.为使信道模型更接近实际场景,定义突变参数 q 表示相邻聚类的非零元素位置发生变化的概率.

3 基于 DP-SBL 的接收机因子图建模

考虑一个配置有 M 个接收天线、同时服务于 U 个单天线用户的 MIMO-OFDM 系统.定义 $x^{(u)}$ 表示第 u 个用户(UE)发送的频域数据, $y^{(m)}$ 表示第 m 个接收天线接收到的频域数据, $h^{(m,u)}$ 表示第 u 个发射天线到第 m 个接收天线之间的频域等效信道,则观测模型可以表示为

$$y_k^{(m)} = \sum_u h_k^{(m,u)} x_k^{(u)} + \omega_k^{(m)} \quad (2)$$

其中 k 代表 OFDM 子载波编号, $\omega_k^{(m)}$ 表示均值为 0、精度为 λ 的白高斯噪声.假设实际信道是多径的,并表示为抽头向量 $\alpha^{(m,u)} = [\alpha_1^{(m,u)} \cdots \alpha_l^{(m,u)} \cdots \alpha_L^{(m,u)}]$,其中 l 为信道抽头编号, L 为信道抽头长度,则观测模型可进一步写作

$$y_k^{(m)} = \sum_u \sum_l \varphi_{kl} \alpha_l^{(m,u)} x_k^{(u)} + \omega_k^{(m)} \quad (3)$$

其中 φ_{kl} 为 DFT 矩阵的第 k 行第 l 列元素.根据接收模型,可将接收机中所有参数的联合概率分解为

$$p(\mathbf{Y}, \mathbf{A}, \mathbf{X}, \lambda) = f_\lambda(\lambda) \prod_{m,u} f_0^{(m,u)}(\alpha^{(m,u)}, \mathbf{x}^{(u)}, \lambda) f_{\alpha}^{(u)}(\alpha) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{Y} = \{y^{(m)}, \forall m\}$, $\mathbf{A} = \{\alpha^{(m,u)}, \forall m, u\}$, $\mathbf{X} = \{x^{(u)}, \forall u\}$.对于导频部分,上式中变量符号 $x^{(u)}$ 可以省略.基站端天线排布为密集阵列形式,具有隐含的聚类特征,为了挖掘抽头向量的相关特征,本文引入狄利特雷过程.

本文利用“折棍”模型进行 DP 的建模.假设建模时折取比例为 π_k ,其服从 $B(\pi_k; 1, \eta)$ 分布,表示为 $p(\boldsymbol{\pi}) = \prod_k B(\pi_k; 1, \eta)$,折取长度 $\{\varphi_k, k = [1:K]\}$ 满足 $\sum_k \varphi_k = 1$.根据折取长度 φ_k 和向量 $\{\boldsymbol{\gamma}^{(k)}, k = [1:K]\}$ 构造狄利特雷过程 $G = \sum_{k=1}^K \varphi_k \delta(\boldsymbol{\gamma}^{(k)})$.参照相关文献中的描述,狄利特雷过程可根据向量 $\{\boldsymbol{\gamma}^{(k)}, k = [1:K]\}$ 的稀疏特征进行分类,从而可将 $\{\boldsymbol{\gamma}^{(k)}\}$ 看作分层贝叶斯估计的超先验,这等同于前述 SBL 的超先验 $\boldsymbol{\gamma}$.在 SBL 模型中,参数 $\boldsymbol{\gamma}$ 反映了待估计向量非零元素的位置,因此可将 $\boldsymbol{\gamma}$ 作为狄利特雷过程的聚类目标.在典型 SBL 观测模型^[16]中,基于分层的全概率可以分解为条件概率 $p(\alpha_i | \gamma_i^{-1}) = \mathcal{CN}(\alpha_i; 0, \gamma_i^{-1})$ 和超先验分布 $p(\boldsymbol{\gamma}_i) = G(\boldsymbol{\gamma}_i; c, d)$.对参数 $\boldsymbol{\gamma} = [\boldsymbol{\gamma}_1, \cdots, \boldsymbol{\gamma}_L]^T$ 引入狄利特雷过程,可将具有相同非零元素位置的向量聚类为一组,以实现联合估计.

由上述折棍规则构造的狄利特雷过程记作 $G \sim \text{DP}(\eta, G_0)$,其中 η 和 G_0 分别为幅度参数和基分布.假设每个向量 $\{\boldsymbol{\gamma}^{(m)}, m = 1:M\}$ 均从狄利特雷过程 G 独立采样得到,则可记作 $\boldsymbol{\gamma}^{(m)} \sim G$,其中 G 满足

$$G = \sum_{k=1}^{\infty} \omega_k \delta(\tilde{\boldsymbol{\gamma}}^{(k)}) \quad (5)$$

上式中,参数 ω_k 满足

$$\omega_k = \pi_k \prod_{i=1}^{k-1} (1 - \pi_i) \quad (6)$$

其中参数 π_k 的先验为 $p(\pi_k | \eta) = B(\pi_k; 1, \eta)$.在式(5)中,若求和个数无穷大将难以计算,通常将求和个数设置为 K ,在本文中,不失一般性,设置 $K = M$.

本文假设 UE 端值配置单支天线且用户之间距离不固定,因此可认为同一接收天线对不同 UE 的信道相互独立,即抽头 $\alpha^{(m,u)}$ 和 $\alpha^{(m,u')}$ 无关.在以下推导中省略与信道相关的标号 u ,仅用 $\alpha^{(m)}$ 、 $\boldsymbol{\gamma}^{(m)}$ 表示信道抽头和超先验.在导频部分,由于不同用户的导频图谱不相交,上述表示不会产生歧义.聚类后的 SBL 模型可由前述的分层贝叶斯学习方法处理,本文将待估计向量 $\alpha^{(m)}$ 建模为条件概率形式,即

$$p(\alpha^{(m)} | \boldsymbol{\gamma}^{(m)}) = \prod_l \mathcal{CN}(\alpha_l^{(m)}; 0, (\gamma_l^{(m)})^{-1}) \quad (7)$$

其中 $\gamma_l^{(m)}$ 表示向量 $\alpha^{(m)}$ 的第 l 个元素的精度(定义为方差的倒数),本文假定向量 $\boldsymbol{\gamma}^{(m)}$ 的先验独立同分布,服从狄利特雷过程,即 $p(\boldsymbol{\gamma}^{(m)}) = G$,其中 $\boldsymbol{\gamma}^{(m)} =$

$[\gamma_l^{(m)}, l=1:L]^T, G$ 由式(5)定义. 为提升稀疏估计性能, G_0 选择为 Gamma 分布, 即

$$p(\tilde{\gamma}_l^{(m)}) = \prod_l G(\tilde{\gamma}_l^{(m)}; c, d) \triangleq \prod_l f_{\gamma_l}^{(m)}(\tilde{\gamma}_l^{(m)}) \triangleq f_{\gamma}^{(m)}(\tilde{\gamma}_l^{(m)}) \quad (8)$$

为精确描述稀疏向量 $\alpha^{(m)}$ 和聚类 $\tilde{\gamma}^{(k)}$ 之间的归属关系, 引入示性变量 $\mathbf{z}^{(m)} = [z_1^{(m)}, \dots, z_K^{(m)}]^T$, 其中每个元素 $z_k^{(m)}$ 表示一个二值变量, $z_k^{(m)} = 1$ 表示向量 $\alpha^{(m)}$ 属于第 k 个聚类. 向量 $\mathbf{z}^{(m)}$ 服从参数为 $\{\omega_k\}_{k=1:K}$ 的多项式分布

$$p(\mathbf{z}^{(m)} | \{\omega_k\}_{k=1:K}) = M(\{\omega_k\}_{k=1:K})$$

根据参数 ω_k 和 π_k 的定义, 可以得到条件概率

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}^{(m)} | \boldsymbol{\pi}) &= \prod_{k=1}^K (\pi_k \sum_{i=1}^{k-1} (1 - \pi_i))^{z_k^{(m)}} \triangleq \prod_{k=1}^K f_{z_i}^{(m)}(z_k^{(m)}, \boldsymbol{\pi}) \\ &= \prod_{k=1}^K \pi_k^{z_k^{(m)}} \prod_{i=k+1}^K (1 - \pi_k)^{z_i^{(m)}} \triangleq f_z^{(m)}(\mathbf{z}^{(m)}, \boldsymbol{\pi}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, 向量 $\boldsymbol{\pi} = [\pi_1, \dots, \pi_K]^T$ 具有独立同分布概率

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\pi} | \eta) &= \prod_k p(\pi_k | \eta) = \prod_k B(\pi_k; 1, \eta) \\ &\triangleq \prod_k f_{\pi_i}(\pi_k, \eta) \triangleq f_{\boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}, \eta) \end{aligned} \quad (10)$$

上式中, 参数 η 的先验分布选择为

$$p(\eta) = G(\eta; e, g) \triangleq f_{\eta}(\eta) \quad (11)$$

引入了示性变量 $\mathbf{z}^{(m)}$ 后, 稀疏向量 $\alpha^{(m)}$ 的条件概率可以表示为

$$\begin{aligned} p(\alpha^{(m)} | \mathbf{z}^{(m)}, \tilde{\gamma}_l^{(k)}, \forall k) &= \prod_l \prod_k \mathcal{L}_{\mathcal{N}}(\alpha_l^{(m)}; 0, 1/\tilde{\gamma}_l^{(k)})^{z_l^{(m)}} \\ &\triangleq \prod_l \prod_k f_{D_{l,i}}^{(m)}(\alpha_l^{(m)}, z_k^{(m)}, \tilde{\gamma}_l^{(k)}) \\ &\triangleq f_D^{(m)}(\alpha^{(m)}, \mathbf{z}^{(m)}, \{\tilde{\gamma}_l^{(k)}\}_{\forall k}) \end{aligned} \quad (12)$$

根据式(3), 将观测向量 $\mathbf{y}^{(m)}$ 的似然函数写为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{y}^{(m)} | \alpha^{(m)}, \lambda) &= \prod_u \mathcal{L}_{\mathcal{N}}(\mathbf{y}^{(m)}; \mathbf{X}^{(u)} \mathbf{A} \alpha^{(m,u)}, \lambda^{-1}) \\ &\triangleq f_0^{(m)}(\alpha^{(m,u)}, \mathbf{X}^{(u)}, \lambda) \end{aligned} \quad (14)$$

其中噪声精度 λ 的先验服从 Gamma 分布

$$p(\lambda) = G(\lambda; a, b) \triangleq f_{\lambda}(\lambda) \quad (15)$$

综上, 根据式(2) ~ 式(15)的观测模型、似然函数和狄利特雷过程所隐含的变量依存关系, 可将观测和隐藏变量的联合概率分布函数进行因式分解, 即

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Y}, \mathbf{A}, \mathbf{X}, \mathbf{z}, \tilde{\gamma}, \boldsymbol{\pi}, \eta, \lambda) &= f_{\boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}, \eta) f_{\eta}(\eta) f_{\lambda}(\lambda) \\ &\times \prod_{m,u} f_0^{(m)}(\alpha^{(m,u)}, \mathbf{X}^{(u)}, \lambda) f_z^{(m)}(\mathbf{z}^{(m)}, \boldsymbol{\pi}) \\ &\times f_D^{(m)}(\alpha^{(m)}, \tilde{\gamma}^{(k)}, \mathbf{z}^{(m)}, \forall k) \prod_k f_{\gamma}^{(k)}(\tilde{\gamma}^{(k)}) \end{aligned} \quad (16)$$

文献[17]根据式(16)的因式分解推导了 VB-DP-SBL 算法, 但矩阵求逆使得算法的复杂度过高. 本文引

入辅助变量 $\boldsymbol{\xi}^{(m)} \triangleq \mathbf{A} \alpha^{(m)}$ 进行因子图变换, $\boldsymbol{\xi}^{(m)}$ 和稀疏向量 $\alpha^{(m)}$ 之间的硬约束关系为

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\xi}^{(m)} | \alpha^{(m)}) &= \prod_u \delta(\boldsymbol{\xi}_u^{(m)} - \mathbf{X}^{(u)} \mathbf{A}_u \alpha^{(m,u)}) \\ &\triangleq \prod_u f_{\xi_u}^{(m)}(\boldsymbol{\xi}_u^{(m)}, \alpha^{(m,u)}) \triangleq f_{\boldsymbol{\xi}}^{(m)}(\boldsymbol{\xi}^{(m)}, \alpha^{(m,u)}) \end{aligned} \quad (17)$$

其中向量 \mathbf{A}_u 表示矩阵 \mathbf{A} 的第 u 行. 根据式(17)的因式分解可以画出如图2所示因子图, 在此基础上利用变分消息传递 (Variational Message Passing, VMP) 和广义近似消息传递 (Generalized Approximate Message Passing, GAMP) 的规则进行消息推导.

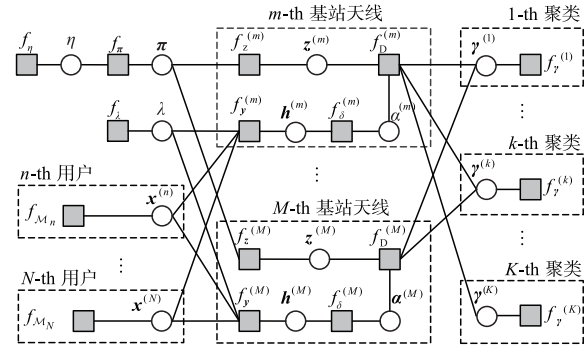


图2 式(17)的因式分解对应的因子图

4 基于 VMP-GAMP 的接收机算法

为便于推导计算, 将图2的因子图模型分为三个模块: 数据检测部分, 包含变量节点 \mathbf{x}, λ , 函数节点 f_{λ} 和子图 f_{zM} ; 时域抽头和频域信道转换部分, 包含变量节点 $\mathbf{h}, \boldsymbol{\alpha}$ 和函数节点 f_y, f_{δ} ; 狄利特雷过程先验和聚类部分, 包含变量节点 $\mathbf{z}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\pi}, \eta$ 和函数节点 $f_D, f_z, f_{\pi}, f_{\eta}$. 本文主要研究信道估计和狄利特雷过程先验部分, 数据的检测部分此处不再展开, 感兴趣的读者可参阅文献[18]和文献[19]相关部分的推导.

4.1 算法设计

4.1.1 狄利特雷过程先验和聚类部分消息计算

将前一次迭代得到的变量 $\alpha_l^{(m)}$ 的置信记为 $b(\alpha_l^{(m)}) = \mathcal{L}_{\mathcal{N}}(\alpha_l^{(m)}; \hat{\alpha}_l^{(m)}, \nu_{\alpha_l}^{(m)})$, 根据 VMP 消息传递规则计算消息 $m_{f_{D_{l,i}}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)})$, 即

$$\begin{aligned} m_{f_{D_{l,i}}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)}) &= \exp \left\{ z_k^{(m)} \left(\langle \log \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} - \langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} (|\hat{\alpha}_l^{(m)}|^2 + \nu_{\alpha_l}^{(m)}) \right) \right\} \end{aligned}$$

其中, $\langle \log \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})}$ 和 $\langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})}$ 表示 $\log \tilde{\gamma}_l^{(k)}$ 和 $\tilde{\gamma}_l^{(k)}$ 的期望, 由 $\tilde{\gamma}_l^{(k)}$ 的置信 $b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})$ (由式(25)更新) 计算得到的. 进一步, 由函数 $f_{z_i}^{(m)}(z_k^{(m)}, \boldsymbol{\pi})$ 和置信 $b(\boldsymbol{\pi})$ 计算消息 $m_{f_{z_i}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)})$, 即

$$\begin{aligned} m_{f_{z_i}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)}) &= \exp \left\{ z_k^{(m)} \langle \log \pi_k \sum_{i=1}^{k-1} \log(1 - \pi_i) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} \right\} \end{aligned}$$

$$= \exp\{z_k^{(m)} (\langle \log \pi_k \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} + \sum_{i=1}^{k-1} \langle \log(1 - \pi_i) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})})\}$$

其中, $\langle \log \pi_k \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})}$ 和 $\langle \log(1 - \pi_i) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})}$ 表示由置信 $b(\boldsymbol{\pi})$ 计算得到的 $\log \pi_k$ 和 $\log(1 - \pi_i)$ 的期望, 其中 $b(\boldsymbol{\pi})$ 在式(20)中得到更新. 变量 $z_k^{(m)}$ 的置信 $b(z_k^{(m)})$ 为

$$b(z_k^{(m)}) = m_{f_{z_k}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)}) \times \prod_l m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow z_k^{(m)}}(z_k^{(m)}) \\ = \exp\{z_k^{(m)} \times \hat{E}_{m,k}\} \quad (18)$$

在式(18)中, 变量 $\hat{E}_{m,k}$ 定义为

$$\hat{E}_{m,k} \triangleq \langle \log \pi_k \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} + \sum_{i=1}^{k-1} \langle \log(1 - \pi_i) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} \\ + \sum_l (\langle \log \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} - \langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} (|\hat{\alpha}_l^{(m)}|^2 + \nu_{\alpha_l}^{(m)}))$$

归一化后计算期望 $\langle z_k^{(m)} \rangle_{b(z_k^{(m)})}$, 即

$$\langle z_k^{(m)} \rangle_{b(z_k^{(m)})} = \frac{\exp\{\hat{E}_{m,k}\}}{\sum_k \exp\{\hat{E}_{m,k}\}} \triangleq \hat{\phi}_{mk} \quad (19)$$

根据 VMP 消息传递规则, 由函数节点 $f_z^{(m)}(z^{(m)}, \boldsymbol{\pi})$ 和置信 $b(z_k^{(m)})$ 计算消息 $m_{f_z^{(m)} \rightarrow \boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi})$, 即

$$m_{f_z^{(m)} \rightarrow \boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}) = \exp\{\langle \log f_z^{(m)} \rangle_{b(z^{(m)})}\} \\ = \exp\{\sum_k \hat{\phi}_{mk} \log \pi_k + \sum_{i=k+1}^{K-1} \hat{\phi}_{mi} \log(1 - \pi_k)\}$$

将式(10)定义的条件先验 $f_{\boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}, \eta) = \prod_k B(\pi_k;$

$1, \eta)$ 代入上式, 得到

$$m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}) = \exp\{\langle \log f_{\boldsymbol{\pi}} \rangle_{b(\eta)}\} = \exp\{(\hat{\eta} - 1) \sum_k \log(1 - \pi_k)\}$$

其中, $\hat{\eta}$ 表示变量 η 的期望, 在式(23)中更新. 置信 $b(\boldsymbol{\pi})$ 的计算式为

$$b(\boldsymbol{\pi}) = m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}) \times \prod_m m_{f_{\boldsymbol{\pi}}^{(m)} \rightarrow \boldsymbol{\pi}}(\boldsymbol{\pi}). \\ = \sum_k \exp\left\{\sum_m D \hat{\phi}_{mk} \log \pi_k + \left[\sum_m \sum_{i=k+1}^K \hat{\phi}_{mi} + \hat{\eta} - 1\right] \log(1 - \pi_k)\right\} = \prod_k \pi_k^{\tau_k^1 - 1} (1 - \pi_k)^{\tau_k^2 - 1} \quad (20)$$

其中, 变量 $\tau_k^1 = \sum_m \hat{\phi}_{mk} + 1$, $\tau_k^2 = \sum_m \sum_{i=k+1}^K \hat{\phi}_{mi} + \hat{\eta}$. 利用置信 $b(\boldsymbol{\pi})$ 计算得到 $\log \pi_k$, $\log(1 - \pi_k)$ 的期望

$$\langle \log \pi_k \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} = \psi(\tau_k^1) - \psi(\tau_k^1 + \tau_k^2) \quad (21)$$

$$\langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})} = \psi(\tau_k^2) - \psi(\tau_k^1 + \tau_k^2)$$

其中, 函数 $\psi(\cdot)$ 代表逆 Gamma 函数. 进一步, 根据 VMP 消息传递规则计算消息 $m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \eta}(\eta)$, 即

$$m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \eta}(\eta) = \eta^K \exp\{(\eta - 1) \sum_k \langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})}\} \\ \propto \eta^K \exp\{\eta \sum_k \langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})}\}$$

根据消息 $m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \eta}(\eta)$ 和式(11)的先验分布 $f_{\eta}(\eta) = G(\eta; e, h)$ 计算置信 $b(\eta)$, 得到

$$b(\eta) \propto m_{f_{\boldsymbol{\pi}} \rightarrow \eta}(\eta) \times f_{\eta}(\eta) \\ \propto \eta^{K+e-1} \exp\{-\eta(h - \sum_k \langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})})\} \quad (22)$$

最后, 利用 $b(\eta)$ 计算 η 的期望的估计值 $\hat{\eta}$, 得到

$$\hat{\eta} = \langle \eta \rangle_{b(\eta)} = \frac{K + e - 1}{h - \sum_k \langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\boldsymbol{\pi})}} \quad (23)$$

4.1.2 时域抽头和频域信道转换部分消息计算

利用置信 $b(\alpha_l^{(m)})$ 和 $b(z_k^{(m)})$, 由 VMP 消息更新规则计算消息 $m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow \tilde{\gamma}_l^{(k)}}(\tilde{\gamma}_l^{(k)})$, 得到

$$m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow \tilde{\gamma}_l^{(k)}}(\tilde{\gamma}_l^{(k)}) = \exp\{\langle \log f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rangle_{b(\alpha_l^{(m)}) \prod b(z_k^{(m)})}\} \\ = (\tilde{\gamma}_l^{(k)})^{\hat{\phi}_{ml}} \exp\{-\hat{\phi}_{ml} (|\hat{\alpha}_l^{(m)}|^2 + \nu_{\alpha_l}^{(m)}) \tilde{\gamma}_l^{(k)}\}$$

根据式(8)变量 $\tilde{\gamma}_l^{(k)}$ 的先验分布 $f_{\tilde{\gamma}_l^{(k)}}(\tilde{\gamma}_l^{(k)}) \propto (\tilde{\gamma}_l^{(k)})^{c-1} \exp\{-d \tilde{\gamma}_l^{(k)}\}$, 计算得到

$$b(\tilde{\gamma}_l^{(k)}) \propto f_{\tilde{\gamma}_l^{(k)}}(\tilde{\gamma}_l^{(k)}) \times \prod_m m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow \tilde{\gamma}_l^{(k)}}(\tilde{\gamma}_l^{(k)}) \\ = (\tilde{\gamma}_l^{(k)})^{\hat{c}_{kl}-1} \exp\{-\tilde{\gamma}_l^{(k)} \hat{d}_{kl}\} \quad (24)$$

其中, $\hat{d}_{kl} = \sum_m \hat{\phi}_{ml} (|\hat{\alpha}_l^{(m)}|^2 + \nu_{\alpha_l}^{(m)}) + d$, $\hat{c}_{kl} = \sum_m \hat{\phi}_{ml} + c$. 进一步计算期望

$$\langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} = \frac{\hat{c}_{kl}}{\hat{d}_{kl}}, \langle \log \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} = \Psi(\hat{c}_{kl}) - \log(\hat{d}_{kl}) \quad (25)$$

4.1.3 稀疏信道和噪声方差估计部分消息计算

根据 VMP 规则计算消息, 利用置信 $b(z_k^{(m)})$ 和 $\{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)}), \forall k\}$ 计算消息 $m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow \alpha_l^{(m)}}(\alpha_l^{(m)})$, 得到

$$m_{f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rightarrow \alpha_l^{(m)}}(\alpha_l^{(m)}) = \exp\{\langle \log f_{D_{l, \alpha}}^{(m)} \rangle_{\prod b(z_k^{(m)}) \prod b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})}\} \\ \propto \mathcal{L}(\alpha_l^{(m)}; 0, (\sum_k \hat{\phi}_{mk} \langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})})^{-1})$$

在式(30)中更新由上一次迭代得到的消息 $m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)}) = \mathcal{L}(\xi_n^{(m)}; \hat{p}_n^{(m)}, \nu_{p_n}^{(m)})$. 针对节点 f_{ξ_n} 和 α 间的晶格网络部分, 本文利用 GAMP 方法计算 $m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \alpha_l^{(m)}}(\alpha_l^{(m)})$, $\forall n$ 的乘积, 即

$$q(\alpha_l^{(m)}) = \mathcal{L}(\alpha_l^{(m)}; \hat{q}_l^{(m)}, \nu_{q_l}^{(m)})$$

其中, 期望和方差的计算式分别为

$$\nu_{q_l}^{(m)} = \left(\sum_n \frac{|A_{nl}^{(m)}|^2}{\nu_{\theta_n}^{(m)} + \nu_{p_n}^{(m)}} \right)^{-1}, \quad (26)$$

$$\hat{q}_l^{(m)} = \nu_{q_l}^{(m)} \sum_n \hat{s}_n^{(m)} (A_{nl}^{(m)})^* + \hat{\alpha}_l^{(m)}$$

上式中, 中间变量 $\hat{s}_n^{(m)}$ 定义为

$$\hat{s}_n^{(m)} \triangleq \frac{\hat{\theta}_n^{(m)} - \hat{p}_n^{(m)}}{\nu_{\theta_n}^{(m)} + \nu_{p_n}^{(m)}} \quad (27)$$

在式(27)中, $\hat{\theta}_n^{(m)}$ 和 $\nu_{\theta_n}^{(m)}$ 表示消息 $m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)})$ 的均值和方差, 并在式(32)中更新. 进一步计算变量 $\alpha_l^{(m)}$ 的置信得到

$$b(\alpha_l^{(m)}) \propto m_{f_{b_l}^{(m)} \rightarrow \alpha_l^{(m)}}(\alpha_l^{(m)}) \times q(\alpha_l^{(m)}) \\ \triangleq \mathcal{L} \mathcal{N}(\alpha_l^{(m)}; \hat{\alpha}_l^{(m)}, \nu_{\alpha_l}^{(m)}) \quad (28)$$

其中,均值和方差的计算式分别为

$$\nu_{\alpha_l}^{(m)} = \left(\sum_k \hat{\varphi}_{mk} \langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})} + (\nu_{q_l}^{(m)})^{-1} \right)^{-1} \\ \hat{\alpha}_l^{(m)} = \nu_{\alpha_l}^{(m)} \hat{q}_l^{(m)} / \nu_{q_l}^{(m)} \quad (29)$$

进一步计算消息 $m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)})$, 得到

$$m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)}) = \mathcal{L} \mathcal{N}(\xi_n^{(m)}; \hat{\rho}_n^{(m)}, \nu_{\rho_n}^{(m)}) \quad (30)$$

其中

$$\nu_{\rho_n}^{(m)} = \sum_l |A_{nl}^{(m)}|^2 \nu_{\alpha_l}^{(m)}, \hat{\rho}_n^{(m)} = \sum_l A_{nl}^{(m)} \hat{\alpha}_l^{(m)} - \hat{s}_n^{(m)} \nu_{\rho_n}^{(m)} \quad (31)$$

需要说明的是,式(26)~式(31)直接引用了 GAMP 算法,具体的推导过程可参阅文献[20]. 按 VMP 消息传递规则,由观测节点 $f_{y_n}^{(m)}(\xi_n^{(m)}, \lambda)$ 到变量 $\xi_n^{(m)}$ 的消息 $m_{f_{y_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)})$ 为

$$m_{f_{y_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)}) = \exp\{\langle \log f_{y_n}^{(m)} \rangle_{b(\lambda)}\} \triangleq \mathcal{L} \mathcal{N}(\xi_n^{(m)}; \hat{\theta}_n^{(m)}, \nu_{\theta_n}^{(m)})$$

上式中,均值和方差分别为

$$\hat{\theta}_n^{(m)} = y_n^{(m)}, \nu_{\theta_n}^{(m)} = 1/\hat{\lambda} \quad (32)$$

进一步计算 $\xi_n^{(m)}$ 的置信 $b(\xi_n^{(m)})$, 得到

$$b(\xi_n^{(m)}) \propto m_{f_{y_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)}) \times m_{f_{\xi_n}^{(m)} \rightarrow \xi_n^{(m)}}(\xi_n^{(m)}) \\ \triangleq \mathcal{L} \mathcal{N}(\xi_n^{(m)}; \hat{\xi}_n^{(m)}, \nu_{\xi_n}^{(m)})$$

上式中置信的均值和方差定义为

$$\nu_{\xi_n}^{(m)} = ((\nu_{\rho_n}^{(m)})^{-1} + (\nu_{\theta_n}^{(m)})^{-1})^{-1}, \\ \hat{\xi}_n^{(m)} = \nu_{\xi_n}^{(m)} (\hat{\rho}_n^{(m)} / \nu_{\rho_n}^{(m)} + \hat{\theta}_n^{(m)} / \nu_{\theta_n}^{(m)}) \quad (33)$$

最后,估计噪声精度,得到

$$\hat{\lambda} = \frac{a + NM}{b + \sum_{n,m} \langle |y_n^{(m)} - \xi_n^{(m)}|^2 \rangle_{b(\xi_n^{(m)})}} \quad (34)$$

式(34)中,噪声精度的推导详见文献[21].

4.2 算法调度机制设计

本文提出的基于联合消息传递和狄利特雷过程的接收算法(记作 CMP-DP-SBL)是在图 2 所示因子图上,利用联合消息传递规则进行迭代计算的,算法调度机制如算法 1 所示.

算法 1 CMP-DP-SBL 算法

- 1 初始化变量 $\hat{\varphi}_{mk}; \nu_{\rho_n}^{(m)}, \hat{\rho}_n^{(m)}, \hat{s}_n^{(m)}, \forall m, n$
初始化 $\langle \log \pi_k \rangle_{b(\pi)}, \langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\pi)}, \hat{\eta}, \hat{\lambda}$
- 2 for $t = 1 \rightarrow T$
- 3 $\forall m, l$: 由式(26)更新 $\nu_{q_l}^{(m)}$ 和 $\hat{q}_l^{(m)}$
- 4 $\forall m, l$: 由式(29)更新 $\hat{\alpha}_l^{(m)}$ 和 $\nu_{\alpha_l}^{(m)}$
- 5 $\forall k, l$: 由式(25)更新 $\langle \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})}$ 和 $\langle \log \tilde{\gamma}_l^{(k)} \rangle_{b(\tilde{\gamma}_l^{(k)})}$
- 6 $\forall m, k$: 由式(19)更新 $\hat{\varphi}_{mk}$
- 7 $\forall k$: 由式(21)更新 $\langle \log \pi_k \rangle_{b(\pi)}$ 和 $\langle \log(1 - \pi_k) \rangle_{b(\pi)}$
- 8 由式(23)更新 $\hat{\eta}$
- 9 $\forall m, n$: 由式(27)更新 $\hat{s}_n^{(m)}$

10 $\forall m, n$: 由式(33)更新 $\nu_{\xi_n}^{(m)}$ 和 $\hat{\xi}_n^{(m)}$

11 由式(34)更新 $\hat{\lambda}$

12 $\forall m, n$: 由式(31)更新 $\nu_{\rho_n}^{(m)}$ 和 $\hat{\rho}_n^{(m)}$

13 end for

5 仿真结果与分析

为验证本文提出的接收机算法 CMP-DP-SBL 的性能,将其与以下算法进行对比分析:文献[17]提出的基于狄利特雷过程和变分贝叶斯的估计算法(记为 VB-DP-SBL),文献[6]提出的基于 SBL 的信道估计算法(记为 I-SBL),文献[9]提出的基于所有天线具有全局 SCS 特性假设的 S-SBL 算法和已知天线阵列聚类划分并将其作为信道估计和接收机界的 G-SBL 算法,文献[22]提出的基于某天线与其周围邻居具有相同稀疏性假设的 BG-NNSL 算法. 以下从计算复杂度和估计性能两方面进行对比和分析.

5.1 复杂度分析

G-SBL、I-SBL 和 S-SBL 算法无狄利特雷先验,复杂度同基础的 SBL 方法,超先验部分需要计算 $\mathcal{O}(ML)$ 个消息,稀疏估计部分只需要计算 $\mathcal{O}(MNL)$ 个消息,而每个消息计算只需有限次简单数学运算,因此,上述三种算法的复杂度为 $\mathcal{O}(MNL)$. 对于 DP 类方法,DP 先验和超先验估计的复杂度均为 $\mathcal{O}(MKL)$,由于存在矩阵求逆,VB-DP-SBL 算法的稀疏估计复杂度为 $\mathcal{O}(ML^3)$,本文提出的 CMP-DP-SBL 算法的稀疏估计复杂度为 $\mathcal{O}(MNL)$. 因此,VB-DP-SBL 算法和本文提出的 CMP-DP-SBL 算法的总体复杂度分别为 $\mathcal{O}(MKL + ML^3)$ 和 $\mathcal{O}(MKL + MNL)$. 上述算法的复杂度对比详见表 2.

表 2 算法复杂度对比

算法名称	复杂度	算法名称	复杂度
I-SBL	$\mathcal{O}(MNL)$	VB-DP-SBL	$\mathcal{O}(MKL + ML^3)$
G-SBL	$\mathcal{O}(MNL)$	BG-NNSL	$\mathcal{O}(MNL)$
S-SBL	$\mathcal{O}(MNL)$	CMP-DP-SBL	$\mathcal{O}(MNL)$

5.2 仿真结果分析

针对一个大规模 MIMO-OFDM 系统的上行链路,在基站端放置 100 支接收天线,均匀排列成 10×10 的矩阵形式,同时服务 8 个或 16 个单天线用户,系统采用配置 512 个子载波的 OFDM 调制. 上述大规模 MIMO-OFDM 系统仿真参数设置如表 3.

表 3 大规模 MIMO-OFDM 系统仿真参数

基站天线数	10 × 10	块长度 T	4
用户个数	8/16	子载波数	512
抽头长度 L	64	信道编码	(133, 177, 165) ₈
非零抽头 S	8 ~ 16	映射方式	16QAM
导频个数 N	32	交织方式	随机

非零抽头个数 $S=11$ 时,不同聚类概率 p 和突变参数 q 条件下,各算法的信道估计性能随信噪比的变化曲线如图 3 所示.从图中可以看出:

(1) I-SBL 算法的性能与 p 和 q 无关,这是因为 I-SBL 算法未使用信道的相关性信息. G-SBL 算法的性能随着 p 的减小有所提升,这是因为 G-SBL 算法假设聚类信息已知,从而可将具有相同 SCS 特性的天线进行联合估计以提高性能.

(2) BG-NNSL 算法的性能随着 p 和 q 的增大而下降,这是因为 BG-NNSL 算法是对相邻天线的超先验进行滑动平均, q 越大,天线的稀疏特性变化越大,算法的估计性能越差.此外, p 和 q 的增大会导致聚类个数的增多、不同聚类间的差别变大,从而引起算法的估计性能恶化.

(3) VB-DP-SBL 算法和本文提出的 CMP-DP-SBL 算法在 q 和 p 较小时能够获得更好的性能,且二者的信道估计性能非常接近.但是,随着 q 和 p 的增大,阵列将被划分为更密集的聚类,聚类之间的相关性变小,这两种 DP 类算法偶尔会出现聚类错误,导致性能损失.

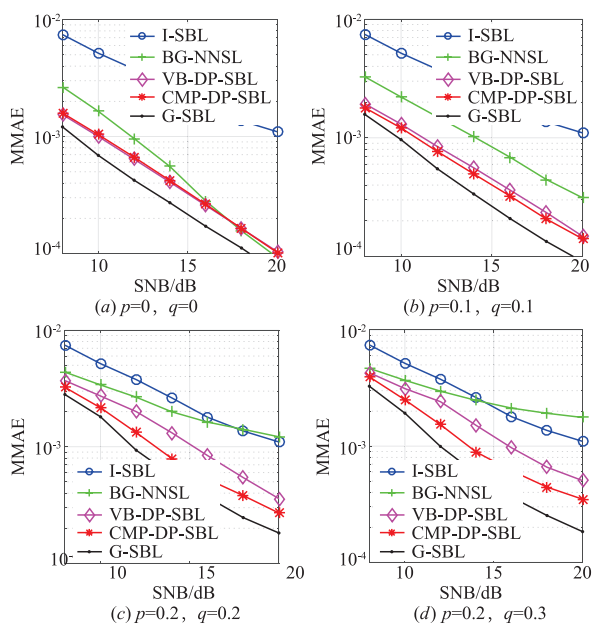


图3 信道估计NMSE随SNR变化曲线 ($S=11$)

在突变参数 $q=0.2$ 、信噪比 $\text{SNR}=14\text{dB}$ 条件下,聚类概率 $p=0.2$ 和 0.1 时,各算法的信道估计随稀疏度变化曲线如图 4 所示.可以看出,随着稀疏度的增加,所有算法性能均迅速下降. BG-NNSL 算法在非零抽头个数为 8、 $p=0.2$ 时性能略优于本文提出的 CMP-DP-SBL 算法,但随稀疏度增大,其性能迅速变差.本文提出的 CMP-DP-SBL 算法在聚类概率 $p=0.2$ 、非零抽头较多时与 G-SBL 算法性能接近.

本文重点研究大规模 MIMO 系统特有的空间相关性对联合信道估计和检测性能的影响,不再对比不同

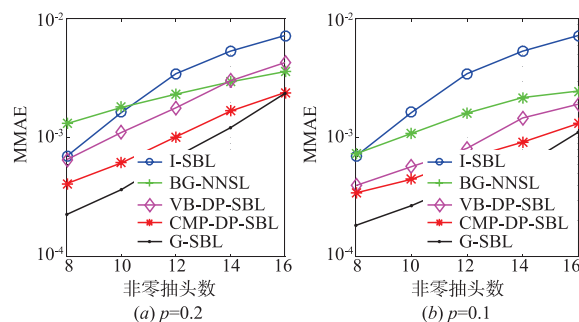


图4 信道估计NMSE随非零抽头数 S 变化曲线 ($\text{SNR}=14\text{dB}$, $q=0.2$)

检测算法的性能,均采用文献[18]提出的检测方法.各算法误码率随信噪比变化的曲线如图 5 所示,其中图 (a)、(b)、(c) 设置用户数 $N=16$,聚类概率 p 分别为 0 、 0.1 和 0.2 ,图 (d) 设置 $N=8$, $p=0.1$.由图 (a)、(b)、(c) 可以看出,当天线和用户数不变时,随着 p 的增大, CMP-DP-SBL、VB-DP-SBL 和 BG-NNSL 的性能明显恶化.这是因为 p 越大,天线阵列的聚类越复杂,空间相关性越差,从而导致上述三种利用空间相关性的接收机算法性能下降;而 I-SBL 算法未考虑空间相关性,其性能不受影响.由图 (b) 和 (d) 可以看出,在相同信道环境下,接收机性能随多用户干扰减少而明显提高.

从图 3 ~ 图 5 的仿真结果可以看出,本文提出的 CMP-DP-SBL 算法能够显著提升接收机的信道估计和符号检测性能,并且复杂度较低.本文所提算法的复杂度和仿真结果总结如下:(1) 相较于无聚类的算法,本文所提算法具有比较明显的信道估计和符号检测增益,而相较于 VB-DP-SBL 算法,则能以较低的复杂度获得较好的性能;(2) 随着相关性的增加,天线会以更大

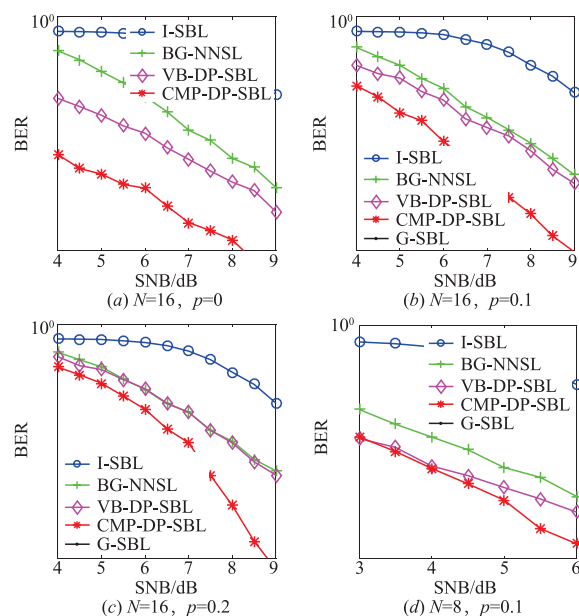


图5 接收机误码率随信噪比变化曲线

的概率具有相同稀疏特性,使得聚类算法获得更明显的性能优势,因此本文所提算法更适用于天线排列密集 MIMO 系统。

6 结语

针对大规模 MIMO-OFDM 系统,本文提出了一种兼具高性能和低复杂度的迭代接收机算法。首先本文展示了一种基于隐聚类假设的信道建模方法,并将狄利特雷过程引入稀疏贝叶斯学习中,建立了 DP-SBL 结构。然后,在因子图上使用消息传递规则推导了迭代接收接收机算法。复杂度分析和仿真结果表明,本文所提算法具有较强的鲁棒性,并能以较低的计算复杂度获得显著的性能增益。

参考文献

- [1] Larsson E G, Edfors O, Tufvesson F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(2): 186 – 195.
- [2] 罗仁泽, 杨娇, 李芮, 等. MIMO-OFDM 系统训练序列构造及其同步方法[J]. *电子学报*, 2014, 42(9): 1781 – 1785.
Luo Ren-ze, Yang Jiao, Li Rui, et al. The construct of training sequence and synchronization for MIMO-OFDM system[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(9): 1781 – 1785. (in Chinese)
- [3] Narasimhan T L, Chockalingam A. Channel hardening-exploiting message passing (CHEMP) receiver in large-scale MIMO systems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(5): 847 – 860.
- [4] Björnson E, Hoydis J, Kountouris M, et al. Massive MIMO-systems with non-ideal hardware: energy efficiency, estimation, and capacity limits[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2014, 60(11): 7112 – 7139.
- [5] Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, et al. Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 1058 – 1076.
- [6] Yuan Z, Zhang C, Guo Q, et al. Combined message passing based SBI with dirichlet process prior for sparse signal recovery with multiple measurement vectors[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(2): 13181 – 13190.
- [7] 冯子奇, 牛勇, 苏厉, 等. 基于混合波束赋形的室内毫米波 MIMO 系统性能分析[J]. *电子学报*, 2017(6): 1281 – 1287.
Feng Zi-qi, Niu Yong, Su Li, et al. Performance analysis of the hybrid beamforming based indoor millimeter wave MIMO system[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(6): 1281 – 1287. (in Chinese)
- [8] Schniter P. A message-passing receiver for BICM-OFDM over unknown clustered-sparse channels[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(8): 1462 – 1474.
- [9] Prasad R, Murthy C R, Rao B D. Joint channel estimation and data detection in MIMO-OFDM systems: a sparse bayesian learning approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(20): 5369 – 5382.
- [10] Barbotin Y, Hormati A, Rangan S, et al. Estimation of sparse MIMO channels with common support[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(12): 3705 – 3716.
- [11] Nan Y, Zhang L, Sun X. Efficient downlink channel estimation scheme based on block-structured compressive sensing for TDD massive MU-MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2015, 4(4): 345 – 348.
- [12] Masood M, Afify L H, Al-Naffouri T Y. efficient coordinated recovery of sparse channels in massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(1): 104 – 118.
- [13] Lin X, Wu S, Kuang L, et al. Estimation of sparse massive MIMO-OFDM channels with approximately common support[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(5): 1179 – 1182.
- [14] Ferguson T S. Prior distributions on spaces of probability measures[J]. *Annals of Statistics*, 1974, 2(4): 615 – 629.
- [15] 周建英, 王飞跃, 曾大军. 分层 Dirichlet 过程及其应用综述[J]. *自动化学报*, 2011, 37(4): 389 – 407.
Zhou Jian-ying, Wang Fei-yue, Zeng Da-jun. Hierarchical Dirichlet processes and their applications: a survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(4): 389 – 407. (in Chinese)
- [16] 张凯, 于宏毅, 胡赞鹏, 等. 基于 EM-SBL 迭代的稀疏 SIMO 信道频域盲均衡算法[J]. *电子学报*, 2018, 46(2): 372 – 380.
Zhang Kai, Yu Hong-yi, Hu Yun-peng, et al. Blind frequency-domain equalization for sparse SIMO channels based on iterative EM-SBL algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(2): 372 – 380. (in Chinese)
- [17] Wang L, Zhao L, Bi G, et al. Novel wideband doa estimation based on sparse bayesian learning with dirichlet process priors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(2): 275 – 289.
- [18] Yuan Z, Zhang C, Wang Z, et al. An auxiliary variable-aided hybrid message passing approach to joint channel estimation and decoding for MIMO-OFDM[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(1): 12 – 16.
- [19] Kirkelund G E, Manchon C N, Christensen L P B, et al. Variational message-passing for joint channel estimation

- and decoding in MIMO-OFDM [A]. 2010 IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010) [C]. Miami, FL, USA; IEEE, 2010. 1 - 6.
- [20] Rangan S. Generalized approximate message passing for estimation with random linear mixing [A]. 2011 IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings [C]. St Petersburg, Russia; IEEE, 2011. 2168 - 2172.
- [21] Zhang C, Yuan Z, Wang Z, et al. Low complexity sparse Bayesian learning using combined belief propagation and mean field with a stretched factor graph [J]. Signal Processing, 2017, 131 : 344 - 349.
- [22] Wu S, Ni Z, Meng X, et al. Block expectation propagation for downlink channel estimation in massive MIMO systems [J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20 (11) : 2225 - 2228.

作者简介



崔建华 女, 1981 年出生, 河南原阳人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 通信信号处理、无线传感器网络。



袁正道 男, 1983 年出生, 河南郑州人, 博士后, 讲师, 主要研究方向: 大规模天线系统、迭代信号处理、无线传感器网络。



王忠勇 男, 1965 年出生, 江西吉安人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 通信信号处理、嵌入式系统设计。



路新华 男, 1980 年出生, 山东济南人, 博士研究生, 主要研究方向: 大规模天线系统、通信信号处理、机器学习。



薛琦 男, 1982 年出生, 河南濮阳人, 博士, 讲师, 主要研究方向: 信号处理、光电测量。