

论 文

多跳协作 V-MIMO 信道遗传优化估计

张祖凡^{①②}, 张宇^{①*}, 唐彦楠^①

① 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065

② 重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065

* 通信作者. E-mail: 493619526@qq.com

收稿日期: 2015-10-08; 接受日期: 2015-12-28; 网络出版日期: 2016-06-20

国家自然科学基金(批准号: 61440062)、国家高技术研究发展计划(批准号: 2014AA01A705)和重庆市自然科学重点基金(批准号: CSTC2013jjB40001)资助项目

摘要 针对多跳协作虚拟多输入多输出(virtual multiple input multiple output, V-MIMO)系统信道估计问题, 研究分析了多跳级联信道和能量泄露对信道稀疏性的破坏性, 考虑到采用译码转发协作能够避免级联信道估计产生的估计误差积累, 遗传算法优化正交基可以提高信道稀疏度, 提出基于译码转发协作的多跳协作V-MIMO系统的遗传算法优化正交基信道估计算法。仿真结果表明, 相比放大转发, 所提出的算法提高了信道估计精确度、降低了多跳协作V-MIMO系统的误符号率。

关键词 虚拟多输入多输出 稀疏信道 信道估计 遗传优化 多跳协作

1 引言

由于用户端体积日益小型化, 配置多副天线难度较大且增加成本。因此, 将具有单天线的多个用户联合起来, 产生了虚拟多输入多输出(virtual multiple input multiple output, V-MIMO)技术^[1,2]。V-MIMO系统中用户配对是实现其高空间复用增益的关键, 在配对算法的实现过程中, 基站需要准确的信道状态信息^[3]。另外, 基站将信道状态信息通过可靠的反馈信道发送到发射端, 就可以采用合适的功率分配算法, 最大程度上提高V-MIMO系统的信道容量^[4]。因此, 信道估计起到尤为重要的作用。传统的信道估计忽略了无线信道的稀疏性, 通过插入大量的导频信号来估计信道频域响应, 频谱利用较低^[5]。文献[6]指出将压缩感知应用在信道估计中相比传统的最小二乘(least squares, LS)和最小均方误差(minimum mean square error, MMSE)算法, 能减少导频信号的插入, 提高信道估计精确度。

目前, 针对压缩感知的多跳协作通信系统的V-MIMO信道估计的研究较少, 主要集中在放大转发单跳中继系统级联信道估计。文献[7,8]是放大转发多跳中继系统级联信道估计算法研究, 分别采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法和自适应压缩匹配追踪算法(adaptive compressive matching pursuit, ACMP)对多天线正交频分复用(multiple-input multiple-output orthogonal frequency division multiplexing, MIMO-OFDM)放大转发双向中继系统进行级联稀疏信道估计, 通过估计混合信道代替单个信道冲激响应的估计。虽然稀疏信道经过一次卷积

引用格式: 张祖凡, 张宇, 唐彦楠. 多跳协作 V-MIMO 信道遗传优化估计. 中国科学: 信息科学, 2016, 46: 913–924, doi: 10.1360/N112015-00253

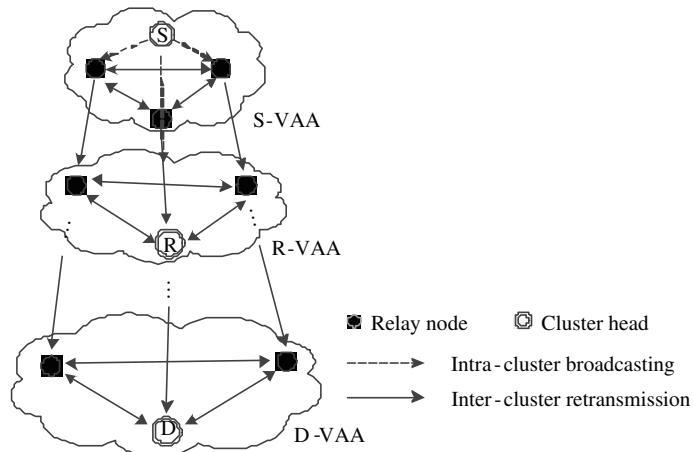


图 1 V-MIMO 系统多跳传输过程

Figure 1 Multi-hop transmission model of V-MIMO scheme

后依然稀疏,但是多跳传输策略需要考虑多个信道卷积后的稀疏性。因此,基于放大转发的级联信道估计算法仅适用于单跳中继协作网络,倘若运用在多跳协作中将会产生级联信道稀疏性差的问题。另外,MIMO 技术的引入造成了角度扩展^[9],信道建模不能仅考虑时域或 Doppler 域,还应对角度域信道估计作进一步研究。现阶段对 V-MIMO 信道估计的研究过程中一般将离散时间信道建模为整数倍采样信道,而实际中多径时延、Doppler 频移或角度扩展可能为非整数倍采样间隔,造成信道的能量泄露^[10]。文献 [11] 探讨了信道在时域的能量泄露问题,通过设计频域辅助函数实现时变信道估计。文献 [12] 从天线阵列响应的角度分析了泄露效应对信道稀疏度的影响,并通过计算 MIMO 信道矩阵中元素绝对值的平方和来优化正交基,增强信道稀疏性。文献 [13] 设计了一种增强信道在时延-Doppler 域稀疏性的正交基并给出了不需要信道先验统计信息的迭代基优化算法。以上研究均表明,能量泄露会限制估计算法性能,优化正交基可以增强信道稀疏性,提高重构精确度^[14]。

因此,本文研究多跳协作 V-MIMO 系统信道估计问题,在现有的基于 AF 协作的稀疏信道估计算法上,首先分析了该方法中信道级联在时域上对稀疏性的影响;然后基于文献 [15] 提出的 MIMO 虚拟信道模型,从采样定理的角度分析虚拟信道模型产生的能量泄露,将最小化 MIMO 角度域信道矩阵中元素个数转换优化问题,选择在多跳协作环境下信道稀疏性能较好的 DF 协作方法作为中继转发方式,采用遗传算法优化正交基,以增强信道稀疏性。仿真结果表明,优化正交基可以增强信道稀疏性,提高信道重构性能,DF 方法可以避免信道卷积对稀疏度的影响,提高系统误符号率。

2 V-MIMO 系统模型

如图 1 所示,考虑一个单天线节点的点对点协作 V-MIMO 系统,采用多跳传输策略,由若干级联的虚拟天线阵列 (virtual antenna arrays, VAA) 组成,仅考虑物理层忽略 MAC 层中涉及到的合作接力选择和网络层内路由等复杂问题,并作如下假设:

- (1) 系统内所有节点已完成自组织成簇,形成多个 VAA,每个 VAA 包括簇首和中继节点;
- (2) 所有节点均有唯一的 ID 标识,且完成时间同步。

源节点 S 通过协作节点和中继节点传输数据到目的节点 D 的步骤为

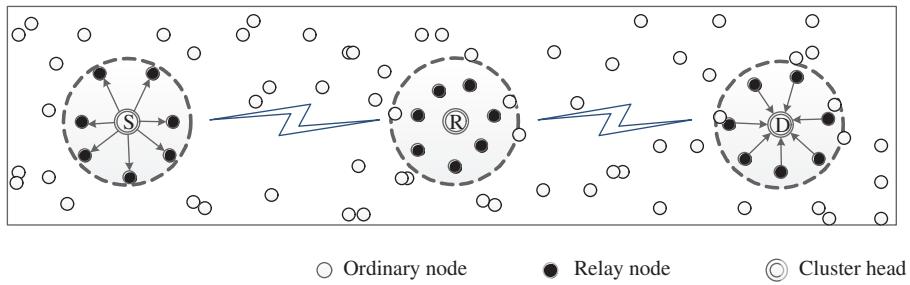


图 2 两跳 V-MIMO 系统模型
Figure 2 Two jumps V-MIMO system model

(1) 源节点 S 将数据广播发送到 S-VAA 内协作节点, 数据共享过程中传输速率大、传输距离短, 忽略节点相互间干扰和传输时延;

(2) S-VAA 传输数据到 R1-VAA 中继节点;

(3) R1-VAA 选择合适的协作方式转发数据到 R2-VAA;

(4) 根据步骤 (3) 描述, 直到数据到达目的节点 D.

为方便讨论, 进一步考虑一个两跳中继协作 V-MIMO 系统, 如图 2 所示. 在一块矩形区域内随机分布大量节点, 假设已经分为 3 个 VAA, 每个 VAA 有一个簇首和若干中继节点, S-VAA 内共 N_S 个节点, R-VAA 内共 N_R 个节点, D-VAA 内共 N_D 个节点, 整个系统内不规则地分布着普通节点.

对于第一跳, 首先, 源节点 S 对信号进行编码、调制, 广播发送到 S-VAA 内 $N_S - 1$ 个中继节点, 然后传输信号到 R-VAA. 为方便讨论, 进一步假设 S-VAA 内协作节点能无干扰地接收 S 发送的信号. 即 S-VAA 中第 s 个节点发送的信号均为 x , 将 R-VAA 中第 r 个协作节点接收到的来自 S-VAA 发送的信号表示为

$$y_r = \sum_{s=1}^{N_S} H_{r,s} x + Z_r, r = 1, \dots, N_R, \quad (1)$$

式中, $H_{r,s}$ 为 S-VAA 中第 s 个节点与 R-VAA 中第 r 个节点的信道频域响应; x_s 为 S-VAA 中第 s 个节点发送的信号; Z_r 为噪声.

对于第二跳, R-VAA 协作转发信号到节点 D, D-VAA 中第 d 个节点接收来自 R-VAA 发送的信号

$$y_d = \sum_{r=1}^{N_R} H_{d,r} x_r + Z_d, d = 1, \dots, N_D, \quad (2)$$

式中, $H_{d,r}$ 为 R-VAA 簇中第 r 个节点与 D-VAA 簇中第 d 个节点的信道频域响应; x_r 为 R-VAA 簇中第 r 个节点发送的信号; Z_d 为噪声.

系统采用最大比合并得到节点 S 的发送信号为

$$\tilde{x}_s = \sum_{d=1}^{N_D} \gamma_d x_d, \quad (3)$$

式中, γ_r 为加权系数, 由输出信噪比确定; x_d 为 D-VAA 中第 d 个节点的解调信号.

表 1 级联信道稀疏度
Table 1 The sparsity of convolution channel

K_{h_1}	K_{h_2}	$\min K_h$	$\max K_h$
2	3	4	6
3	4	6	12
4	5	8	20
5	6	10	30
6	7	12	42

3 协作选择

常见的协作通信技术中, 中继采用的协作技术一般有放大转发 (amplify and forward, AF) 和译码转发 (decode and forward, DF)^[16]. 簇间协作模式的选择对系统性能有很大影响: AF 模式在协作中仅放大接收信号而不作其他处理, 放大信号的同时放大噪声和干扰. 并且, 随着跳数增加, 噪声和干扰不断叠加. 若采用 AF 模式, 由式 (1) 和 (2) 可得

$$Y_D = Y_R H_{RD} + Z_{RD} = (Y_S H_{SR} + Z_{SR}) H_{RD} + Z_{RD} = Y_S W(h_{SR} \times h_{RD}) + Z_{SRD}. \quad (4)$$

由此可见, V-MIMO 信道由多个簇间信道级联而成, 假设系统由 J 个簇组成, 簇间信道冲激响应为 $h_j, j = 1, 2, \dots, J$, 稀疏度为 K_{h_j} . 为方便分析, 假设信道长度均为 L , 则级联信道为

$$h = h_1 \times h_2 \times \cdots \times h_J. \quad (5)$$

则级联信道长度为

$$L_h = JL - (J - 1). \quad (6)$$

由卷积定理可知, 当簇间信道稀疏位置均等间隔时, h 的稀疏度最小; 当任意两条簇间信道稀疏位置间隔均不相等时, h 的稀疏度最大. 通过对两个稀疏信道进行卷积得到级联信道的稀疏度, 实验结果如表 1 所示.

通过分析 h 稀疏度的规律, 归纳得到多跳级联信道的稀疏度为

$$K_h \in \left[\sum_{j=1}^J K_{h_j} - (J - 1), \prod_{j=1}^J K_{h_j} \right]. \quad (7)$$

由式 (6) 和 (7) 可知, 信道稀疏度的增加明显快于信道长度的增加. 图 3(a) 所示是一个长度为 30, 稀疏度为 5 的信道冲激响应 h_1 , 通过三次协作中继传输得到级联信道 h 的冲激响应如图 3(b) 所示.

由图 3(b) 可知, 通过卷积后级联信道的稀疏性相对恶劣. 可见, 若经过多次协作传输, 信道可能将不再具有稀疏性. AF 协作模式虽然简单方便, 但是会叠加噪声和干扰, 并且不适合应用在多跳中继协作系统的信道估计中. 而 DF 协作模式在 R-VAA 处对接收信号进行译码操作, 消除噪声和干扰后再转发信号. 在 R-VAA 处增加信道估计过程, 避免级联信道恶劣的稀疏性, 虽然带来一定复杂度, 但能减小误码率, 提高系统可靠性, 更适合于多跳 V-MIMO 系统稀疏信道估计. 因此, 中继簇间协作方式选择 DF 能使系统性能更为理想.

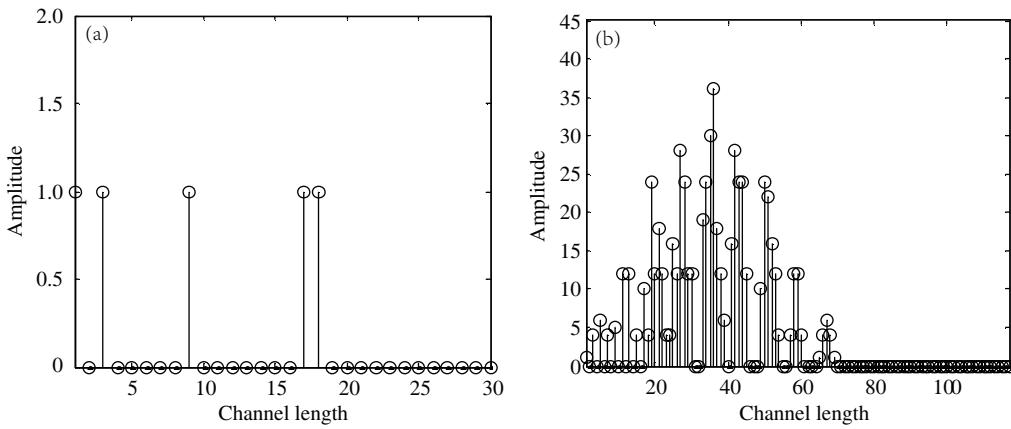


图 3 信道冲击响应
Figure 3 Channel impulse response. (a) h_1 ; (b) h

4 正交基优化

由于各节点协作通信，其相对移动速度较小，因此本文忽略 Doppler 频移，主要研究时域 – 角度域的平坦衰落信道，将 V-MIMO 信道响应矩阵建模为^[16]

$$H(f) = \sum_{n=1}^{N_p} \beta_n \alpha_R(\theta_{R,n}) \alpha_T^H(\theta_{T,n}) e^{-j2\pi\tau_n f}, \quad (8)$$

其中， β_n 表示复数路径增益且在不同路径中是统计独立的， N_p 表示信号传播路径数。 $(\theta_{R,n}, \theta_{T,n}) \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}] \times [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$ 表示角度域扩展， τ_n 为相对时延。 $N_T \times 1$ 向量 $\alpha_T(\theta_T)$ 和 $N_R \times 1$ 向量 $\alpha_R(\theta_R)$ 分别表示在 θ_T/θ_R 方向发送/接收信号的阵列导向向量和响应向量，

$$\alpha_R(\theta_R) = \frac{1}{\sqrt{N_R}} [1, e^{-j2\pi\theta_R}, \dots, e^{-j2\pi(N_R-1)\theta_R}]^T, \quad (9)$$

$$\alpha_T(\theta_T) = \frac{1}{\sqrt{N_T}} [1, e^{-j2\pi\theta_T}, \dots, e^{-j2\pi(N_T-1)\theta_T}]^T. \quad (10)$$

将其进行均匀采样得到虚拟信道模型

$$H \approx \tilde{H} = \sum_{i=0}^{N_R-1} \sum_{k=0}^{N_T-1} \sum_{l=0}^{L-1} H_v(i, k, l) \alpha_R\left(\frac{i}{N_R}\right) \alpha_T^H\left(\frac{k}{N_T}\right) e^{-j2\pi\frac{l}{W}f} = \sum_{l=0}^{L-1} A_R H_v^T(l) A_T^H e^{-j2\pi\frac{l}{W}f}, \quad (11)$$

$$H_v(i, k, l) \approx \sum_{n \in S_{R,i} \cap S_{T,k} \cap S_{\tau,l}} \beta_n f_{N_R}(i/N_R - \theta_{R,n}) \times f_{N_T}^*(k/N_T - \theta_{T,n}) \times \text{sinc}(l - W\tau_n), \quad (12)$$

$$f_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} e^{-j2\pi i \theta}, \quad (13)$$

式中， A_R 和 A_T 分别来自正交基 $\alpha_R(\theta_R)$ 和 $\alpha_T(\theta_T)$ ； $H_v(l) = [h_{v,1}(l), h_{v,2}(l), \dots, h_{v,N_R}(l)]$ 为 $N_T \times N_R$ 维矩阵，第 i 列向量 $h_{v,i}(l)$ 包含虚拟信道系数 $\{H_v(i, k, l)\}$ 。

虚拟信道模型是在时域 – 角度域内对信道响应进行采样得到的，其角度域信道矩阵能在正交基 A_R 和 A_T 下稀疏表示。然而，由于收、发信号角度的有限性，采样后会产生泄露效应，当信号到达角

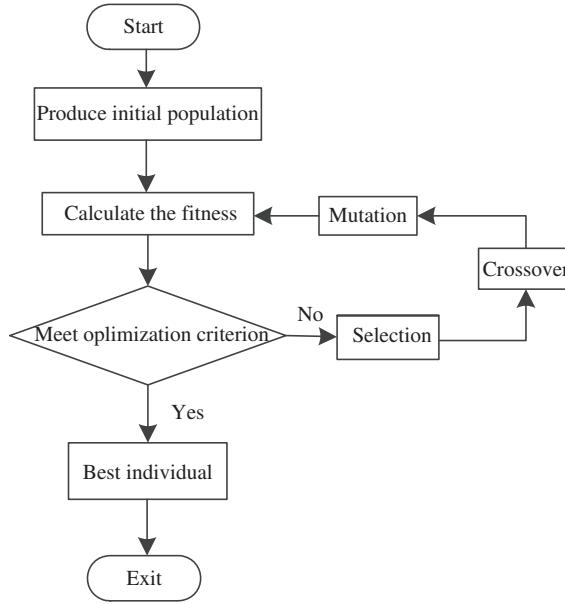


图 4 遗传算法流程图

Figure 4 Genetic algorithm flow chart

和离开角的角度不是采样间隔 $1/N_R$ 和 $1/N_T$ 的整数倍时, 采样后的输出就没有与输入角度相对应的值, 输入点的值会泄露到其他输出点上, 破坏信道稀疏性. 因此, 当 $\theta_{R,n} = a/N_R, \theta_{T,n} = b/N_T$ 时 (a, b 为非负整数), 没有产生能量泄露, 而当 $\theta_{R,n} \neq a/N_R, \theta_{T,n} \neq b/N_T$ 时, 由于泄露效应, 稀疏性降低.

假设角度偏移分别为 λ, η , 收、发天线阵列的分辨率分别为 $1/N_T$ 和 $1/N_R$, 则 λ, η 分别满足 $0 \leq \lambda \leq 1/N_T, 0 \leq \eta \leq 1/N_R$, 正交基集合表示为 $B = \{A_{\eta, \lambda}\}$, 其中一组正交基为 $A = \{(A_T^\eta, A_R^\lambda)\}$,

$$A_T^\eta = \left[a_T \left(\frac{1}{N_T} + \eta \right), \dots, a_T \left(\frac{N_T - 1}{N_T} + \eta \right), a_T(1 + \eta) \right], \quad (14)$$

$$A_R^\lambda = \left[a_R \left(\frac{1}{N_R} + \lambda \right), \dots, a_R \left(\frac{N_R - 1}{N_R} + \lambda \right), a_R(1 + \lambda) \right]. \quad (15)$$

正交基的优化问题就是从集合 B 中找到一组合适的正交基来增强信道的稀疏性. 假设 K 为稀疏度, 本文优化的目标是最小化 K , 即 MIMO 角度域信道矩阵中元素个数, 将其转换为下述优化问题:

$$\min K. \quad (16)$$

本文采用遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[17] 求解上述优化问题. GA 是一种通过模拟生物进化规律演化而来的随机搜索方法, 是解决搜索问题的一种通用算法, 具有很好的收敛性、鲁棒性和稳定性, 基本流程如图 4 所示.

由于目标函数值为信道矩阵中元素个数, 满足算法中适应度值非负的条件. 因此, 可以将目标函数直接转换为适应度函数. 适应度函数为

$$\|(A_R^\lambda)^H \tilde{H} A_T^\eta\|_0, \quad \text{s.t. } 0 \leq \lambda \leq \frac{1}{N_T}, 0 \leq \eta \leq \frac{1}{N_R}. \quad (17)$$

通过 GA, 解得 λ, η , 得到优化后的正交基 A_R^λ 和 A_T^η , 此时,

$$\tilde{H} = A_R^\lambda H_v^T (A_T^\eta)^H. \quad (18)$$

5 信道估计

对于 V-MIMO 系统的时间选择性衰落信道, 信道估计模型表示为

$$y_{n,l} = \tilde{H}x_{n,l} + z_{n,l}, \quad n = 0, \dots, M-1; \quad l = 0, \dots, L-1, \quad (19)$$

式中, \tilde{H} 为 $N_R \times N_T$ 角度域信道矩阵; x_n 为 $N_T \times M$ 导频向量; Z_n 为复 Gauss 白噪声; M 为导频总数; L 为信道长度.

将 \tilde{H} 代入式 (19) 得两边左乘 $(A_R^\lambda)^H$ 有

$$Y = H_v^T X + Z_n, \quad (20)$$

式中, $H_v = [h_{v,1} \cdots h_{v,N_R}]$ 为 $N_T L \times N_R$ 维信道矩阵, 其第 i 列包含系数 $\{H_v(i,k,l)\}$, 表示第 i 个到达角下频率响应矩阵.

将式 (20) 转置得

$$\tilde{Y} = \tilde{X}H_v + \tilde{Z}, \quad (21)$$

式中,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & w_{N_f}^m \cdots w_{N_f}^{m(L-1)} \end{bmatrix} \otimes x_{n,m}^T (A_T^\eta)^*, \quad (22)$$

\otimes 为 Kronecker 积.

根据压缩感知, 可将 \tilde{Y} 作为观测值, \tilde{X} 为观测矩阵, H_v 为待估计信道, 将 H_v 的每一个列分别进行重构,

$$\tilde{H}_v = [CS(\tilde{X}, \tilde{Y}_1), CS(\tilde{X}, \tilde{Y}_2), \dots, CS(\tilde{X}, \tilde{Y}_{N_r})]. \quad (23)$$

H_v 具有两个列矢量, 存在某些列全为零的情况, 没有必要对 H_v 每一列都进行重构. 并且, 按列重构 h 使得全局的稀疏度变为局部, 势必降低信道稀疏性. 因此, 对 \tilde{Y} 按列矢量化.

$$vec(\tilde{Y}) = vec(\tilde{X}H_v + \tilde{Z}) = vec(\tilde{X}H_v) + vec(\tilde{Z}) = (I \otimes \tilde{X})vec(H_v) + vec(\tilde{Z}), \quad (24)$$

式中, $vec()$ 表示拉直运算; I 为单位矩阵.

V-MIMO 系统中信道维度不仅与子载波个数有关, 还与收发端 VAA 内节点数有关, 簇内节点越多, 需要估计的信道矩阵越复杂、参数越多、计算量越大. 因此, 本文选择正交匹配追踪算法 (orthogonal matching pursuit, OMP) [18] 进行信道重构, 它隶属于贪婪算法, 复杂度低, 收敛速度快.

6 计算机仿真与分析

根据以上的分析, 由于 AF 协作模式在两跳时就会破坏信道的稀疏性, 而 DF 协作模型不会随着跳数的变化影响信道稀疏性. 因此, 本节以两跳 V-MIMO 系统为例, 假定每个 VAA 共有 4 个节点, 每条路径幅度服从 Rayleigh 分布, 时延不超过循环前缀长度, 仿真参数设置如表 2.

图 5 为函数 $H_v(i,k)$ 的幅值大小 $|H_v(i,k)|$. 假设 $\beta_n = 1$, 图 5(a) 中所有路径的 AoA 和 AoD 均为 $1/4$, 图 5(b) 和 (c) 中设置第 2 和 6 条路径的 AoA 和 AoD 为 $1/8$, 其余路径角度为 $1/4$. 由于图 5(a) 角度扩展为采样间隔 $1/N_R$ 和 $1/N_T$ 的整数倍, 没有能量泄露, 信道稀疏性较好. 图 5(b) 为泄露效应下 $H_v(i,k)$ 的近似稀疏幅值图, 忽略了幅值极小 ($|H_v(i,k)| < 0.07$) 的元素. 由于产生了能量泄露, 信道

表 2 仿真参数设置表
Table 2 Simulation parameters

Parameter	Value
The number of sub-carrier	256
Cyclic prefix	16
The number of pilot	32
The number of OFDM symbols per frame	1
Multipath number	8
The number of sending and receiving wireless antenna	4
Population size	20
Crossover probability	0.8
SNR	0~30 dB
Modulation mode	QPSK
Cooperation mode	AF, DF

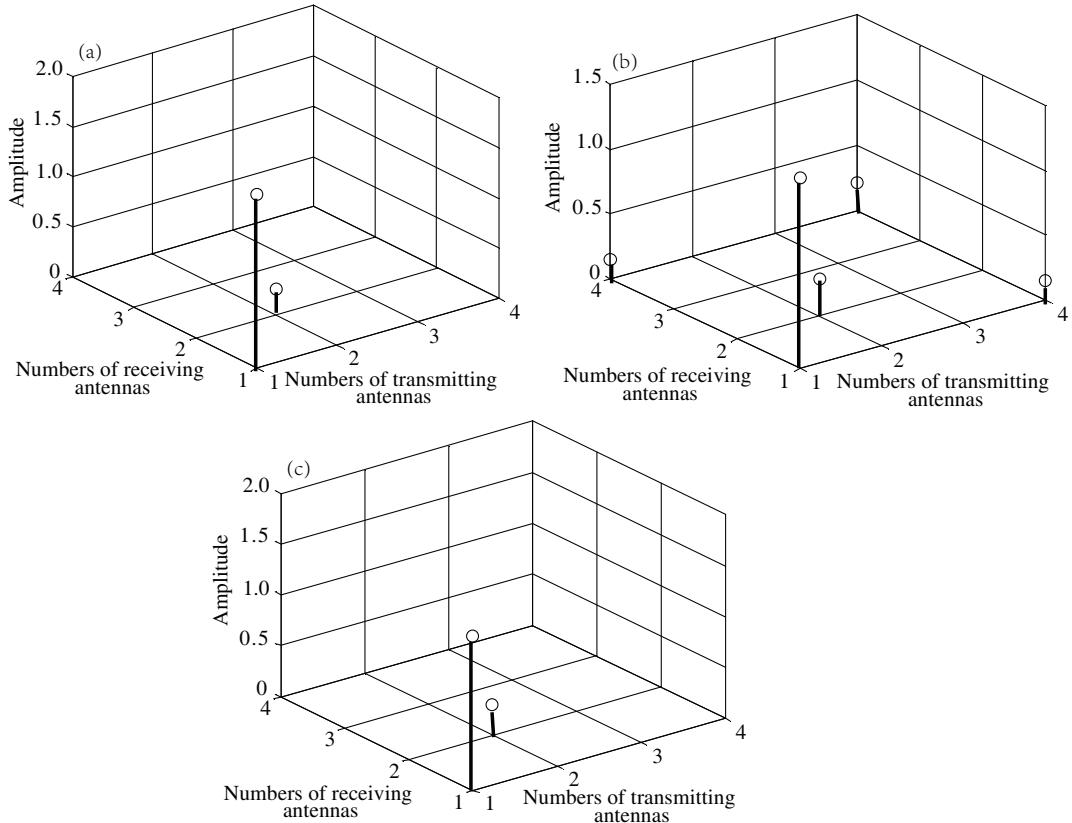


图 5 $H_v(i, k)$ 幅值图

Figure 5 $H_v(i, k)$ amplitude figure. (a) None leakage; (b) leakage; (c) after the optimized orthogonal matrix

稀疏性被破坏. 图 5(c) 为采用 GA 算法优化正交基得到的 $H_v(i, k)$ 近似稀疏幅值图 (此时 $\lambda = 0.2301$, $\eta = 0.2257$). 由图 5 可见, 优化正交基能够大大地改善角度域信道在其变换域的稀疏性. 由此可见, 当

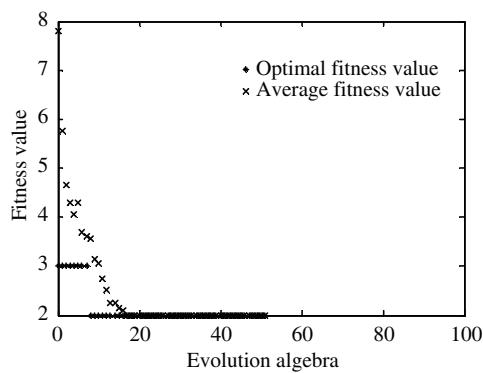


图 6 适应度值

Figure 6 The value of fitness

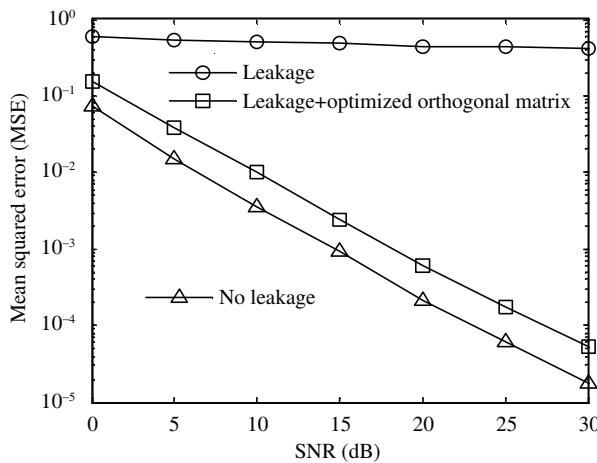


图 7 不同正交基下的信道估计 MSE

Figure 7 The comparison of MSE with different orthogonal bases

信号 AoA 和 AoD 是沿着 $a_T(\theta_T)$ 和 $a_R(\theta_R)$ 中方向时, 没有泄露效应, 稀疏性较好. 反之, 当信号 AoA 和 AoD 偏离 $a_R(\theta_R)$ $a_T(\theta_T)$ 中方向时, 由于泄露效应, 稀疏性将被破坏. 因此, 为了减小能量泄露现象, 首先, 选择在每一跳都做正交基优化和信道估计的 DF 协作模式, 解决因跳数增加带来的能量泄露更加严重的问题; 其次, 优化正交基 A_T 和 A_R 使其能够适应信号变化, 更好地匹配信号 AoA 和 AoD 的偏离方向, 减少泄露效应对稀疏度的影响, 增强信道稀疏性.

图 6 给出了 GA 在每次进化代数中适应度函数的最优值和平均值. 由图可见, 在进化代数还没有达到种群规模 20 的时候, 平均适应度值已经达到稳定, 种群规模和迭代次数都较小. 因此, 在信道估计算法中增加正交基优化模块并没有带来很高的计算复杂度, 算法收敛快速.

图 7 给出了稀疏变换中不同正交基对信道估计 MSE 的影响. 当 AoD 和 AoA 均为 $1/N_R$ 和 $1/N_T$ 的整数倍时, 没有能量泄露, 信道稀疏性最好, 信道重构精确度最高. 然而, 当设置第 2 和 6 条路径的 AoA 和 AoD 为 $1/8$ 时, 信道的能量将会泄露到其他采样点上, 破坏信道稀疏性, 信道重构性能很差. 在此种情况下, 采用 GA 优化后的正交基作为信道变换矩阵能减少泄露效应对信道稀疏度的影响, 提高信道估计精确度. 不过, 尽管优化正交基能提高信道稀疏性, 但是优化正交基仅得到了近似稀疏信

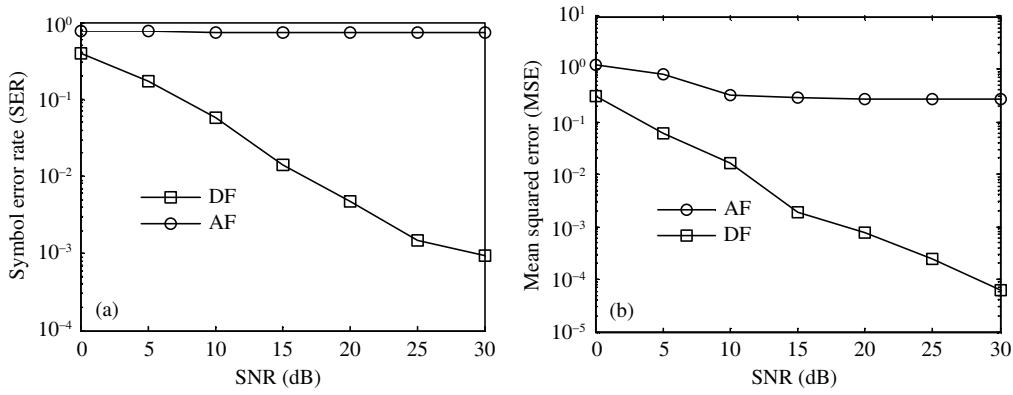


图 8 不同协作方式比较

Figure 8 The comparison of cooperation. (a) Symbol error rate (SER); (b) channel estimation MSE

道, $H_v(i, k)$ 中依然存在幅值极小的信道系数, 在一定程度上会影响重构效果.

图 8 分别为不同协作模式下系统误符号率和信道估计均方误差的比较. 采用 AF 模式估计的信道为级联信道 $H_{\text{SRD}}^{\text{AF}} = H_{\text{SR}} \times H_{\text{RD}}$, 因此将 $H_{\text{SRD}}^{\text{DF}} = H_{\text{SR}}^{\text{DF}} \times H_{\text{RD}}^{\text{DF}}$ 作为 DF 模式下的估计信道. AF 模式下, 卷积后得到的级联信道已不具备稀疏性, 压缩感知重构算法失效, 因此该模式下误符号率较高, 信道估计精确度较低, 并且当信噪比增加时精确度也没得到改善. DF 模式在 R-VAA 译码后再转发, 虽然相比 AF 模式复杂, 但信道估计精确度更高, 系统误符号率更小, 更加适合应用在多跳协作 V-MIMO 系统中.

7 结束语

本文研究了多跳协作 V-MIMO 系统下的稀疏信道估计, 分析了其在时域 – 角度域的稀疏性, 考虑到采用固定 Fourier 变换矩阵不能较好地适应信号的离开角和到达角, 使得信道稀疏度下降, 利用遗传算法优化角度域正交基, 增强信道稀疏性. 采用 OMP 重构算法进行信道估计, 并对两种协作方式下系统性能进行了仿真对比, 理论及仿真结果表明, 优化正交基后 OMP 重构算法能精确重构信道, DF 协作方式相比 AF 能进一步提高协作 V-MIMO 系统的可靠性.

参考文献

- 1 Feng W, Wang Y M, Ge N, et al. Virtual MIMO in multi-cell distributed antenna systems: coordinated transmissions with large-scale CSIT. *IEEE J Sel Area Commun*, 2013, 31: 2067–2081
- 2 Teodoro S, Silva A, Gil M A, et al. Virtual MIMO schemes for downlink space-frequency coding OFDM systems. In: Proceedings of IEEE 20th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), Tokyo, 2009. 1322–1326
- 3 Rui Y, Hu H, Yi H, et al. Robust user pairing algorithm under channel estimation errors for uplink virtual multiple-input multiple-output systems. *IET Commun*, 2010, 6: 318–323
- 4 Rui Y, Zhang Q T, Deng L, et al. Mode selection and power optimization for energy efficiency in uplink virtual MIMO systems. *IEEE J Sel Area Commun*, 2013, 31: 926–936
- 5 Zhou Y Q, Ng T S. Performance analysis on MIMO-OFCDM systems with multi-code transmission. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2009, 8: 4426–4433
- 6 Rajan V, Balakrishnan A A, Nissar K E. OFDM channel estimation using compressed sensing L1-regularized least

- square problem solver. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Advances in Computing and Communications (ICACC), Cochin, 2013. 94–97
- 7 Guan G, Mehbodniya A, Adachi F. Sparse channel estimation for MIMO-OFDM amplify-and-forward two-way relay networks. In: Proceedings of IEEE 78th Vehicular Technology Conference (VTC Fall), Las Vegas, 2013. 1–5
 - 8 Wang N N, Su Y T, Shi J L, et al. Sparse channel estimation for OFDM based two-way relay networks. In: Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC), Sydney, 2014. 4524–4529
 - 9 Mansoor S, Zhang M, Moustakas A L, et al. Polarized MIMO channels in 3-D: models, measurements and mutual information. *IEEE J Sel Area Commun*, 2006, 24: 514–527
 - 10 Wang Y, Li L, Zhang P, et al. Channel estimation for OFDM systems in non-sample-spaced multipath channels. *IET Electron Lett*, 2009, 45: 66–68
 - 11 Li D, Ke F. BEM based frequency domain fast time varying channel estimation method for OFDM systems. *Signal Process*, 2012, 28: 193–199 [李丹, 柯峰. 一种基于基扩展模型的OFDM频域快时变信道估计方法. 信号处理, 2012, 28: 193–199]
 - 12 Lü W. Sparse signal detection and optimization in MIMO wireless communication system. Dissertation for Ph.D. Degree. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013 [吕伟. MIMO无线通信系统中的稀疏信号检测与优化. 博士学位论文. 武汉: 华中科技大学, 2013]
 - 13 Taubock G, Hlawatsch F, Eiwei D, et al. Compressive estimation of doubly selective channels in multicarrier systems: leakage effects and sparsity-enhancing processing. *IEEE J Sel Topics Signal Process*, 2010, 4: 255–271
 - 14 Guo J Z, Qin X W. The performance of reconstruction ultrasound imaging based on compressed sensing by sparsity. *Sci Sin Inform*, 2012, 42: 743–753 [郭建中, 秦晓伟. 稀疏化的压缩传感超声图像重构特性研究. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 743–753]
 - 15 Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, et al. Compressed channel sensing: a new approach to estimating sparse multipath channels. *Proc IEEE*, 2010, 98: 1058–1076
 - 16 Zhu Y, Wu X H, Zhu T S. Hybrid AF and DF with network coding for wireless two way relay networks. In: Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Shanghai, 2013. 2428–2433
 - 17 Whitley L D, Vosem D. Foundations of Genetic Algorithms II. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1993
 - 18 Hu D, Wang X D, He L H. A new sparse channel estimation and tracking method for time-varying OFDM systems. *IEEE Trans Veh Tech*, 2013, 62: 4648–4653

Genetic optimization channel estimation for multi-hop cooperation V-MIMO

Zufan ZHANG^{1,2}, Yu ZHANG^{1*} & Yannan TANG¹

¹ School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

² Chongqing Key Labs of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

*E-mail: 49361952@qq.com

Abstract Considering the channel estimation of a multi-hop cooperation virtual multiple input multiple output (V-MIMO) system, we research and analyze the destructive effect of a multi-hop concatenate channel and energy leakage on channel sparseness. The decode-and-forward (DF) cooperation method can avoid estimation error accumulation of concatenate channel estimation. Moreover, the optimized orthogonal matrix with a genetic algorithm (GA) can enhance channel sparsity. This led us to propose a channel-estimation algorithm utilizing GA to optimize the orthogonal matrix of the multi-hop cooperation V-MIMO system based on a DF protocol. The simulation results show that, compared with the amplify-and-forward (AF) method, the proposed algorithm can improve the channel estimation accuracy and reduce the bit error rate of the multi-hop cooperation V-MIMO system.

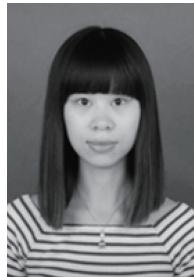
Keywords virtual multiple input multiple output (V-MIMO), sparse channel, channel estimation, genetic optimization, multi-hop cooperation



Zufan ZHANG received his M.S. degree in electromagnetic field and microwave technology from Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, China, and the Ph.D. degree in communication and information systems from the University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, China, in 1997 and 2007, respectively. He is currently a professor in the School of Communications and Information Engineering at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His major research interests focus on wireless and mobile communication networks, radio resource management, and network coding.



Yu ZHANG received her B.S. degree in the College of Mobile Telecommunications, Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2013. She is currently an M.S. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing, China. Her research concerns wireless and mobile communication networks.



Yannan TANG received her B.S. and M.S. degrees from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2015. Her research concerns wireless and mobile communication networks.