

基于迟滞噪声混沌神经网络的导频分配

邵凯^{*①②③} 李述栋^{①②} 王光宇^{①②③} 付天飞^{①②}

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

^②(移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

^③(移动通信教育部工程研究中心 重庆 400065)

摘要: 在多小区大规模多输入多输出(MIMO)系统中, 导频污染已经成为制约整个系统的瓶颈。合理地使用导频资源能减轻导频污染的影响, 为了寻找使边缘用户和容量最大的导频分配方式, 该文首次提出了基于迟滞噪声混沌神经网络(HNCNN)的导频分配方案。迟滞噪声混沌神经网络作为良好的优化工具, 其优化能力与所设计的能量函数相关。该方案结合导频资源使用的特点以及最大化边缘用户和容量的计算方式, 设计了新的能量函数。仿真结果表明, 网络能在一定迭代次数后收敛到较优的导频分配方式。与其它文献方案相比, 采用以HNCNN为框架求取导频分配方式, 可以更有效地减轻导频污染的影响, 使系统性能得到改善。

关键词: 大规模多输入多输出; 导频污染; 导频分配; 迟滞噪声混沌神经网络

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)10-2454-08

DOI: 10.11999/JEIT190748

Hysteretic Noisy Chaotic Neural Networks Based Pilot Assignment

SHAO Kai^{①②③} LI Shudong^{①②} WANG Guangyu^{①②③} FU Tianfei^{①②}

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

^②(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing 400065, China)

^③(Engineering Research Center of Mobile Communications, Ministry of Education, Chongqing 400065, China)

Abstract: In multi-cell massive Multiple Input Multiple Output (MIMO) systems, pilot contamination has become the bottleneck which restricts the performance of the whole system, so the reasonable usage of pilot resources can mitigate the pilot contamination of the system. In order to find the pilot allocation method that maximizes the total transmission capacity of edge users, a pilot allocation scheme based on Hysteretic Noise Chaotic Neural Network (HNCNN) is proposed for the first time. HNCNN is a famous optimization tool, and its optimization ability is related to the designed energy function. This scheme combines the characteristics of pilot resource usage and the calculation method of maximizing the total transmission capacity of edge users to design a new energy function. The simulation results show that the proposed network can converge to a better pilot allocation mode after a certain number of iterations. Compared with other literature pilot allocation solution, the pilot allocation method based on HNCNN can further reduce the influence of pilot contamination and improve the system performance.

Key words: Massive Multiple Input Multiple Output(MIMO) ; Pilot contamination; Pilot assignment; Hysteretic Noise Chaotic Neural Network (HNCNN)

1 引言

目前, 大规模MIMO(Multiple Input Multiple Output, MIMO)技术已成为5G的关键技术之一。它通过在基站端配置更高数量级的天线阵列, 能够利用空分多址技术在同一时频资源上服务多个用

户^[1]。大规模MIMO系统性能的提升会受到基站端信道状态信息(Channel State Information, CSI)的影响, 只有当大规模MIMO基站获取了用户精准的信道信息, 才能朝着用户位置发送波束信号。然而小区间导频资源的复用会增加CSI获取的误差, 这限制了大规模MIMO系统性能的发挥^[2]。这种重复使用相同导频资源导致对系统产生影响的现象称为“导频污染”。

收稿日期: 2019-09-27; 改回日期: 2020-05-29; 网络出版: 2020-06-24

*通信作者: 邵凯 shaokai@cqupt.edu.cn

通过导频资源调度来减小或消除导频污染问题基于这样一个事实：导频污染主要是小区边缘用户使用相同导频从而影响小区边缘用户设备的服务质量，而对小区中心用户设备影响很小^[3]。文献[4,5]分别利用用户位置信息和不同干扰水平与时移导频相结合来减小导频污染，该方案虽然抑制导频污染，但是这种异步传输很难精准地控制易造成相同导频的重叠。文献[6]是一种导频复用方式，利用目标小区与干扰小区用户之间的信号干扰强度差将干扰小区分为U_{in}和U_{out}两类，其中U_{in}重复使用目标小区的导频，而U_{out}用户使用随机导频分配。文献[7]则是通过上行导频功率控制与正交小区标识结合的方式，所有小区先通过功率控制进行分类，接着以正交小区标识的方式对前面已分类的小区又一次分组，并将相应的标识添加到由本地小区的移动终端发送的导频序列的头部，从而使基站能区别来自不同小区组的导频。文献[8]中通过遗传算法对上行功率控制来抑制导频污染。一类更实际的导频资源调度方案是通过优化导频分配来减轻导频污染。文献[9]中总的导频资源被分为3组，边缘用户采用复用因子为3的导频资源交替复用方式，中心用户采用部分导频交替复用的使用方式。文献[10]通过基于加权图着色的导频分配方案实现更加细致的导频分配。该方案以大尺度衰落来量化两个设备间潜在导频污染强度然后以加权图的方式来描绘，并借鉴图论着色理论完成导频分配，其缺点在于只度量了两个用户间潜在在干扰，没有以网络整体为对考察干扰的大小。

边缘用户导频分配是一种组合优化问题，即当相邻小区边缘用户分配不同导频可以极大降低导频污染，将每个小区分配不同导频边缘用户连成一个回路，这类似于对给定不同节点的最短哈密顿回路路径问题。而Hopfield神经网络(Hopfield Neural Network, HNN)能很好地将目标函数转换为网络能量函数解决组合优化问题^[11-13]。文献[11]中Hopfield设计出了HNN的模拟电路，并应用它较好地解决了著名的组合优化问题——旅行商问题。由于Hopfield网络易收敛到局部最优解的问题，许多在HNN基础上改进的神经网络被提出，文献[12]中的噪声混沌神经网络(Noise Chaotic Neural Network, NCNN)，以及文献[13]迟滞噪声混沌神经网络(Hysteretic Noise Chaotic Neural Network, HNCNN)，都能较好地解决Hopfield网络局部最优解从而达到全局最优解。在较高噪声幅值下，相比NCNN网络，HNCNN能更有效地解决组合优化问题^[12]。受此启发本文以HNCNN为优化工具，通过以边缘用户和容量最大为目标，以所设计导频分配

矩阵为约束条件从而优化多个小区边缘用户导频分配以减少导频污染。

本文其它部分结构如下：第2节主要介绍了多小区大规模MIMO系统模型。第3节中，简单介绍了HNCNN-C和HNCNN-A两种网络模型。第4节是本文的重点，首先用神经网络来描述导频分配问题，然后推导了导频分配问题的优化函数。第5节是仿真验证，分析了不同能量函数下网络优化能力的差异，然后将本文方案与其它文献做了对比。

2 系统模型

2.1 信道模型

考虑具有 L 个小区组成的多小区大规模MIMO系统，其中每个小区的基站装备有 M 根天线，同时服务 K 个单天线用户($K \ll M$)。将第 l 个小区里的第 k 个用户到第 j 个小区基站的信道定义为 $\mathbf{h}_{lk}^j \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ ^[14]。

$$\mathbf{h}_{lk}^j = \mathbf{g}_{lk}^j \sqrt{\beta_{lk}^j} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{g}_{lk}^j \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 代表 M 根天线的快衰落矢量，且在信道相干带宽与相干时间内被认为是近似不变的。 $\sqrt{\beta_{lk}^j}$ 代表基站与用户间信号的路径损耗与阴影衰落，它在多个相干时间内为常量。因为用户与基站的距离远远大于天线间的距离，衰落系数 β_{lk}^j 变化很缓慢，并可以被追踪，所以假设基站能够获取该慢衰落系数^[1]。大尺度衰落系数由式(2)生成^[14]

$$\beta_{jk}^i = \frac{z_{jk}^i}{(d_{jk}^i)^\alpha} \quad (2)$$

其中 z_{jk}^i 代表信道阴影衰落系数，它服从对数正态分布，且满足不同小区不同用户之间统计独立， d_{jk}^i 是小区 j 中用户 k 到第 i 个基站的空间距离， α 是信道路径衰落指数。

2.2 数据传输

上下行链路数据传输由以下4个阶段组成：(1)所有小区的用户同步发送上行数据；(2)用户发送导频序列；(3)基站利用导频序列估计出信道，然后利用信道信息对上行数据进行检测；(4)基站利用信道信息生成波束成形矢量，并发送下行数据。本文主要考虑上行链路即前3个阶段。

在阶段(1)，所有小区的用户同步发送上行数据到基站，基站 j 接收的信号 $\mathbf{Y}_j^u \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_j^u = & \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^K \sqrt{\rho_u} \mathbf{h}_{ln}^j x_{ln} + \mathbf{n}_j = \sum_{n=1}^K \sqrt{\rho_u} \mathbf{h}_{jn}^j x_{jn} \\ & + \underbrace{\sum_{l=1, l \neq j}^L \sum_{n=1}^K \sqrt{\rho_u} \mathbf{h}_{ln}^j x_{ln}}_{\text{小区间干扰}} + \mathbf{n}_j \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $\sqrt{\rho_u}$ 代表上行数据发送功率。 x_{ln} 是第 l 个小区用户 n 发送的上行数据,且满足 $E\{|x_{ln}|^2\}=1$,而 $\mathbf{n}_j$ 为零均值的加性高斯白噪声,且 $E(\mathbf{n}_j \mathbf{n}_j^H) = \sigma_n^2 \mathbf{I}_M$, σ_n^2 为噪声功率。

假设总的导频资源为 $\Phi = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_\tau] \in \mathcal{C}^{\tau \times \tau}$,其中 τ 是导频长度,满足 $LK \gg \tau \geq K$,后文分析中默认 $\tau = K$ 。 Φ 的每列都代表一个导频序列,且导频序列之间满足正交性($\phi_a^H \phi_b = 0, a \neq b; \phi_a^H \phi_b = \tau, a = b$)。

为了方便分析与书写,后文使用导频序列的索引来标记用户,例如:小区 l_1 中第 k 个用户,具体指的是发送 ϕ_k 的用户,该用户和小区 l_2 中第 k 个用户发送的导频序列相同。在阶段(2)中,所有小区都使用相同的导频资源,基站 j 接收到的信号为 $\mathbf{Y}_j^p \in \mathcal{C}^{M \times \tau}$,可以表示为

$$\mathbf{Y}_j^p = \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^K \sqrt{\rho_p} \mathbf{h}_{ln}^j \phi_n^T + \mathbf{N}_j^p \quad (4)$$

其中 $\sqrt{\rho_p}$ 是导频发送功率, $\mathbf{N}_j^p \in \mathcal{C}^{M \times \tau}$ 是导频发送阶段的高斯白噪声,同样满足均值为0,方差为 σ_n^2 。

在阶段(3),基站利用接收的导频信号完成LS信道估计^[15]。第 j 个小区用户 k 的信道估计值表示为

$$\hat{\mathbf{h}}_{jk}^j = \frac{1}{\sqrt{\rho_p \tau}} \mathbf{Y}_j^p \phi_k^* = \mathbf{h}_{jk}^j + \underbrace{\sum_{l=1, l \neq j}^L \mathbf{h}_{lk}^j}_{\text{导频污染}} + \frac{1}{\sqrt{\rho_p \tau}} \mathbf{N}_j^p \phi_k^* \quad (5)$$

其中第2项为导频污染,是由于小区间使用了相同的导频而产生的相互干扰。第 j 个小区用户 k 接收信号的信干噪比SINR为

$$\text{SINR}_{jk} = \left(\frac{\sqrt{\rho_u} \mathbf{h}_{jk}^j \mathbf{h}_{jn}^j}{\hat{\mathbf{h}}_{jk}^j \mathbf{Y}_j^u - \sqrt{\rho_u} \mathbf{h}_{jk}^j \mathbf{h}_{jn}^j} \right)^2 \quad (6)$$

当 $M \rightarrow \infty$ 时,通过式(1)、式(2),式(6)可以化简为

$$\text{SINR}_{jk} = \left(\beta_{jk}^j / \sum_{l=1, l \neq j}^L \beta_{lk}^j \right)^2 \quad (7)$$

该用户对应的上行链路容量可以表示为

$$C_{jk} = B \left\{ \left(\frac{N_{\text{slot}} - N_{\text{pilot}}}{N_{\text{solt}}} \right) \left(\frac{T_u}{T_s} \right) \log_2 (1 + \text{SINR}_{jk}) \right\} \quad (8)$$

其中 B 为系统带宽, N_{slot} 为上行总的符号数, N_{pilot} 为导频所占符号数, T_s 为OFDM符号间隔,而 T_u 为去除循环前缀后有用信号持续时间。

2.3 导频分配

从式(7)可以看出,天线数 M 非常大时,噪声等干扰几乎可以忽略,而剩下的干扰主要来自导频污染,即采用相同导频的用户会成为彼此的干扰源,导频的分配方式直接影响了用户的信干噪比。如图1给出了3个小区,每个小区基站同时同频服务4个用户时的两种导频分配方案。图1(b)的分配方案要优于图1(a)方案,因为当采用图1(a)方案时,红色、蓝色导频用户彼此间的干扰很大。本文的目标是最大化边缘用户的容量,这需要在各个小区间通过协作的方式分配导频。而是否为边缘用户,则根据 F 来判断。定义 $F = \frac{\text{Area}_{\text{Cell}}}{\text{Area}_{\text{C}} + \text{Area}_{\text{E}}}$,其中, $\text{Area}_{\text{Cell}}$ 是中心区域的面积, Area_{E} 是边缘区域的面积,如图2所示

$$F = \frac{\text{Area}_{\text{E}}}{\text{Area}_{\text{Cell}}} \quad (9)$$

设第 j 个小区边缘用户数为 $K_{j,E}$,则最大化边缘用户的容量下的导频分配问题可以描述为

$$\max \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_{l,E}} C_{lk} \quad (10)$$

选择分配方式是一个搜索过程,分配方式有 $(K!)^L$ 种。显然,对于多小区大规模MIMO系统以及未来的节能无线系统来说,穷举法并不是一个好的选择,下面将提出以HNCNN为工具来进行导频分配。首先简单介绍HNCNN网络,然后以导频分

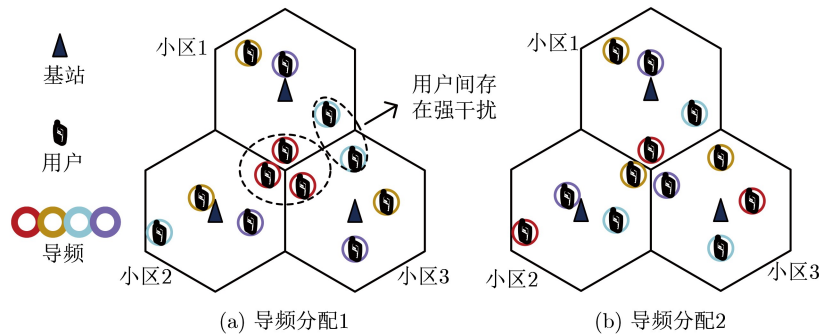


图1 导频分配示意图($L=3, K=4$)

配矩阵约束,设计以最大化边缘用户传输容量为目标的HNCNN网络能量函数。

3 HNCNN网络

在HNCNN网络中,神经元*i*在*t*时刻的输出和输入分别用 $x_i(t)$ 和 $y_i(t)$ 来表示, w_{ij} 是神经元*i*到神经元*j*的连接权重, I_i 是神经元*i*的外部输入偏置^[14]。HNCNN网络能量函数定义为

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) x_i(t) - \sum_{i=1}^n x_i(t) I_i \quad (11)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial x_i(t)} = -\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) - I_i \quad (12)$$

可以证明能量函数是有界的,且 $\partial E(t)/\partial(x_i(t)) \leq 0$,随着时间向前推进,网络的状态朝着能量减小的方向运动,直到 $E(t)$ 取得极小值,同时表明系统是稳定的。HNCNN-C可通过以下方程描述为

$$x_i(t+1) = \frac{1}{1 + \exp\{-[y_i(t) + \zeta(t)]/\varepsilon\}} \quad (13)$$

$$y_i(t+1) = s y_i(t) + \kappa \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) + I_i \right) - z_i(t) (x_i(t) - I_0) + n_i(t) \quad (14)$$

$$z_i(t+1) = z_i(t) (1 - \mu_1) \quad (15)$$

$$A[n(t+1)] = A[n(t)] (1 - \mu_2) \quad (16)$$

$$\zeta(t) = \begin{cases} 0, & t = 0 \\ -|n(t-1)|, & t > 0, y_i(t) < y_i(t-1) \\ +|n(t-1)|, & t > 0, y_i(t) \geq y_i(t-1) \end{cases} \quad (17)$$

式(13)与(17)中, $\zeta(t)$ 是神经元激活函数的中心参数, ε 是神经元激活函数的斜率参数, s 是神经

元的阻尼系数, κ 是正比例参数, z 是自反馈连接权重, I_0 是一个正参数, $n_i(t)$ 是均匀分布在 $[-A, A]$ 范围内的随机噪声, μ_1 和 μ_2 分别是参数 z 和 A 的模拟退火速度。HNCNN-A与HNCNN-C唯一区别在于神经元激活函数中心参数与式(17)相反。

4 基于HNCNN的导频分配

本节将采用HNCNN网络提升大规模MIMO中边缘用户传输容量,通过更好的导频分配来提高边缘用户的服务质量。优化目标函数为边缘用户总的容量,如式(8)所示,最大化容量对应的分配方案可以表示为

$$\arg \max_{f(\Phi)} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_{l,E}} \log_2 \left(1 + \text{SINR}_{lk}^{f(\Phi)} \right) \quad (18)$$

其中 $f(\Phi)$ 为导频资源 Φ 的分配方案, $\text{SINR}_{lk}^{f(\Phi)}$ 为一种分配方案下,小区*l*边缘用户*k*的SINR。

4.1 导频分配问题描述

构造一个 $LK \times N_{\text{pilot}}$ 的矩阵来描述导频分配。图3给出了*L*为4,*K*为4, $K_{1,E} = 1$, $K_{2,E} = 1$, $K_{3,E} = 2$, $K_{4,E} = 0$, N_{pilot} 为4的一种可能的导频分配矩阵示例。后文中,矩阵第*a*行*b*列元素用 $x_{a,b}$ 表示。

4.2 能量函数设计以及动力方程

文献[12]解决分组无线网中广播调度问题,以每个节点在TDMA帧中传输方式为约束,设计最小化TDMA帧长度和最大化信道利用率为目标,从而得到较小长度的TDMA帧,并同时求得信道利用率最大化。而文献[13]中通过以子载波数及每个用户按比例分配子载波数为约束条件,设计能量函数以最大化系统容量为目标进行OFDMA系统的子载波分配。由于能量函数决定了HNCNN的优化方向,这里通过设计导频分配矩阵作为约束条件,同时以最大化边缘用户容量为目标构造能量函数。导频分配矩阵,以及相应的能量函数由以下3部分给出:

(1) 导频分配矩阵行约束:对于单个小区内,每个导频序列最多被用户使用1次,所以这要求小区内任意行的元素之和为1,且按顺序两两相乘之和为0,例如,对于小区*l*第*n*行有式(19)的约束

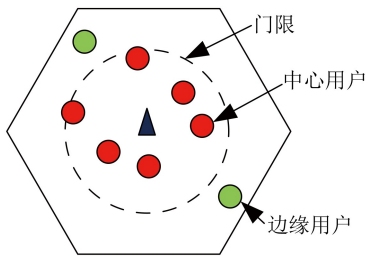


图2 用户分组门限示意图

	小区1				小区2				小区3				小区4			
导频序列1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
导频序列2	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
导频序列3	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1
导频序列4	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0

边缘用户
 中心用户

图3 导频分配矩阵示例

$$\left. \begin{aligned} \sum_{k=1}^K x_{n,(l-1) \times K+k} &= 1 \\ \sum_{k=1}^{K-1} \sum_{k'=k+1}^K (x_{n,(l-1) \times K+k} \times x_{n,(l-1) \times K+k'}) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

$$\left. \begin{aligned} \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} x_{n,i} &= 1 \\ \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}-1} \sum_{n'=n+1}^{N_{\text{pilot}}} x_{n,i} x_{n',i} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

以上约束可以定义能量 E_1 为

$$E_1 = \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} \left[\left(\sum_{k=1}^K x_{n,(l-1) \times K+k} \right) - 1 \right]^2 + \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} \left(\sum_{k=1}^{K-1} \sum_{k'=k+1}^K (x_{n,(l-1) \times K+k} \times x_{n,(l-1) \times K+k'}) \right) \quad (20)$$

(2) 导频分配矩阵列约束: 每个用户都必须分配导频, 即每列仅有1个1, 所以这要求任意列的元素之和为1, 且按顺序两两相乘之和为0, 例如, 对于第 i 列有如式(21)的约束

$$\Sigma = \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_{l,E}} \log_2 \left\{ 1 + \left[x_{(l-1)K+k,n} \beta_{lk}^l / \left(\left(\sum_{l'=1}^L \sum_{k'=1}^{K_{l',E}} x_{(l'-1)K+k',n} \beta_{l'k'}^{l'} \right) - x_{(l-1)K+k,n} \beta_{lk}^l \right) \right]^2 \right\} \quad (23)$$

其能量函数可以表示为

$$E_3 = 1/\Sigma \quad (24)$$

综合以上分析, 网络的总能量为

$$E = Q \cdot (E_1 + E_2) + D \cdot E_3 \quad (25)$$

式(25)中参数 Q, D 是待定参数, 其作用是调节各个能量占总能量的比例。网络的动力方程式(12)可以表示为

$$\frac{\partial \{E\}}{\partial x_{a,b}} = Q \cdot \left(\frac{\partial \{E_1 + E_2\}}{\partial x_{a,b}} \right) + D \cdot \left(\frac{\partial \{E_3\}}{\partial x_{a,b}} \right) \quad (26)$$

对式(26)进一步化简, 其中第1项求导式可以化简为

$$\frac{\partial \{E_1 + E_2\}}{\partial x_{a,b}} = \left[\left(\sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} x_{n,b} \right) + \sum_{k=1}^K x_{a,[g(b)-1]K+k} - x_{a,b} - 1 \right] \quad (27)$$

式(27)中 $g(b) = \lceil b/K \rceil$, 是求取导频分配矩阵第 b 列对应的小区索引。对式(27)第2项求导项化简, 分两种情况讨论:

(a) 当 b 对应边缘用户时, 定义 $u(b) = b - [g(b) - 1]K$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \{E_3\}}{\partial x_{a,b}} &= -1/\Sigma^2 / \ln 2 / \left\{ 1 + \left[x_{a,b} \beta_{g(b)u(b)}^{g(b)} / \left(\sum_{i'=1, i' \neq b}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i)u(i)}^{g(i)} \right) \right]^2 \right\} \\ &\quad \times 2 \left[x_{a,b} \left(\beta_{g(b)u(b)}^{g(b)} \right)^2 / \left(\sum_{i'=1, i' \neq b}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i)u(i)}^{g(i)} \right)^2 \right] \\ &\quad + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_E} 1 / \Sigma^2 / \ln 2 / \left\{ 1 + \left[x_{a,(l-1)K+k} \beta_{lk}^l / \left(\sum_{i'=1, i' \neq (l-1)K+k}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i')u(i')}^l \right) \right]^2 \right\} \\ &\quad \times 2 \left[(x_{(l-1)K+k,b} \beta_{lk}^l)^2 / \left(\sum_{i'=1, i' \neq (l-1)K+k}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i')u(i')}^l \right)^3 \right] \beta_{g(b)u(b)}^l \end{aligned} \quad (28)$$

按此约束可定义能量 E_2 为

$$E_2 = \sum_{i=1}^{LK} \left[\left(\sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}} x_{n,i} \right) - 1 \right]^2 + \sum_{i=1}^{LK} \sum_{n=1}^{N_{\text{pilot}}-1} \sum_{n'=n+1}^{N_{\text{pilot}}} x_{n,i} x_{n',i} \quad (22)$$

显然, 当 $E_1 = 0, E_2 = 0$ 时就保证导频分配方案是有效的。

(3) 目标约束: 满足以上约束条件只能说明导频分配方案是有效的, 但不一定是最优的。按照最大化边缘用户容量的优化目标即式(23), 结合导频分配矩阵, 可以表示为

(b) 当 b 对应中心用户时

$$\begin{aligned} \frac{\partial \{E_3\}}{\partial x_{a,b}} = & \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^{K_E} 1 / \Sigma^2 / \ln 2 / \left\{ 1 + \left[x_{a,(l-1)K+k} \beta_{lk}^l / \left(\sum_{i'=1, i' \neq (l-1)K+k}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i')u(i')}^l \right) \right]^2 \right\} \\ & \times 2 \left[(x_{(l-1)K+k,b} \beta_{lk}^l)^2 / \left(\sum_{i'=1, i' \neq (l-1)K+k}^{LK} x_{a,i'} \beta_{g(i')u(i')}^l \right)^3 \right] \beta_{g(b)u(b)}^l \end{aligned} \quad (29)$$

当网络的能量函数 E 收敛后，导频分配矩阵满足式(19)、式(21)，同时边缘用户容量达到最大。

4.3 基于HNCNN的导频分配流程

HNCNN的导频分配流程如图4所示。

基于以上分析结果，基于HNCNN的导频分配可以被描述为：

步骤 1 输入边缘用户的大尺度衰落信息；

步骤 2 初始化模型参数包括：神经元激活函数的斜率参数 ε 、神经元的阻尼系数 s 、正比例参数 κ ，自反馈连接权重 z ，正参数 I_0 、噪声幅值 A 、以及 z 和 A 的模拟退火速度 μ_1 和 μ_2 ；

步骤 3 $t=0$ ，随机生成输入信号 $y(0)$ ；

步骤 4 $t=1$ ，生成随机噪声 $n(1)$ ， $\zeta(1)$ ，由式(13)生成输出信号 $x(1)$ ，利用式(26)一式(29)求取网络动力方程 $\left\{ \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j(t) + I_i \right\}$ ，再将结果代入式(14)中求得 $y(1)$ ，最后由式(15)、式(16)更新噪声幅值 A 和自反馈权重 z ；

步骤 5 $t=t+1$ ，生成随机噪声 $n(t)$ ，将 $y(t-1)$ ， $y(t-2)$ ， $n(t-1)$ 代入式(17)求出新的中心参数 $\zeta(t-1)$ ，利用式(13)求得 $x(t)$ ，并利用式(26)一式(28)求取 $\left\{ \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j(t) + I_i \right\}$ 来更新能量值 E ，再将结果代入到式(14)中求得 $y(t)$ ，最后由式(15)、式(16)更新噪声幅值 A 和自反馈权重 z ；

步骤 6 如果步骤5中能量函数没有收敛，重复步骤5；如果已收敛，输出 $x(t)$ 完成导频分配。

5 仿真分析

使用蒙特卡罗法在MIMO-OFDM系统中对大规模MIMO多小区的导频分配方案在MATLAB中进行仿真验证。OFDM帧结构参数设置如下：符号间隔 $T_s = 71.4 \mu\text{s}$ ，载波间隔 $\Delta f = 15 \text{ kHz}$ ，符号有效传输时间 $T_u = 1/\Delta f \approx 66.7 \mu\text{s}$ ，保护间隔 $T_g = T_s - T_u = 4.76 \mu\text{s}$ ，频域平坦间隔为 $N_{\text{smooth}} = 14$ 个子载波，相干时间 $T_c = 500 \mu\text{s}$ 。在1个平滑间隔内，一共包含98个符号，其中12个位导频符号，上行占30个符号，下行占42个符号，剩余的符号为其它开销。系统中大规模MIMO仿真参数的设置如表1所示。

根据以上网络参数随机生成了6组多小区多用户场景，其中某次仿真场景如图5所示。用户的大尺度信息由式(2)确定，其近似的SINR由式(7)确定。HNCNN采用的参数设置如下： $s=0.95$ ， $\varepsilon=0.1$ ， $z(0)=2$ ， $\kappa=1$ ， $A=0.03$ ， $I_0=0.63$ ， $\mu_1=0.003$ ， $\mu_2=0.003$ ， $Q=0.2$ ， $D=4$ 。表2给出了6个场景下用HNCNN实现导频分配的性能仿真，以式(23)结果 Σ 作为导频分配优劣的计算标准。以1000次随机导频的 Σ 平均值作为对照组，本文所提出的方案均能有效提升 Σ ，在场景6下提升了16.45%，在场景5下提升了41.70%。另外，对比不同场景下HNCNN-C与HNCNN-A的 Σ ，可以看出HNCNN-A实现的有效解的次数高于HNCNN-C，而且平均优化结果更佳。

图6给出了不同算法下，100次仿真后所有边缘

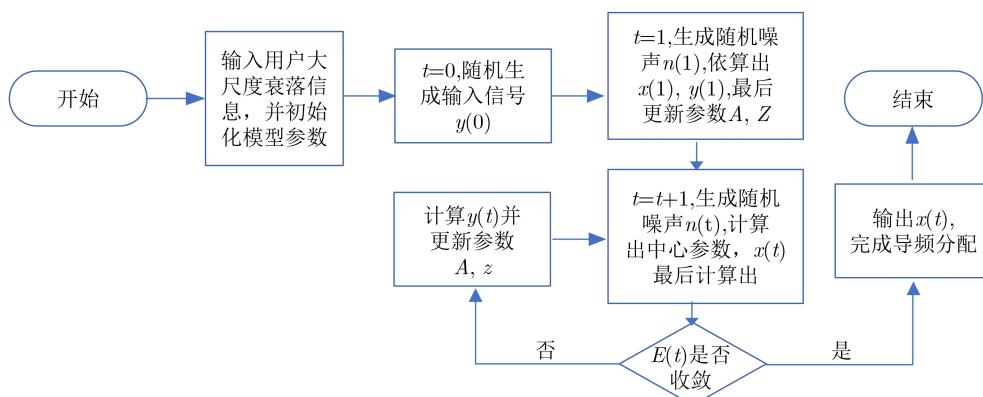


图4 基于HNCNN的导频分配流程框图

表 1 大规模MIMO参数

参数	取值
小区数 L	7
每小区天线数	256
小区半径	1.6 km
小区服务数	12
上下行发射功率	15 dBm, 43 dBm
路径衰落指数 α	3.8
用户分组门限 F	0.33
对数阴影衰落	8 dB

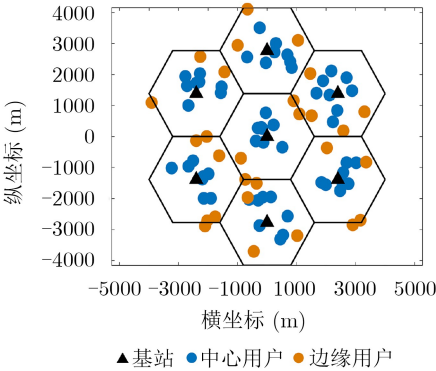


图 5 多小区多用户场景

表 2 HNCNN仿真分析

场景	随机平均 Σ	算法	有效次数	平均 Σ	提升比例(%)
1	58.38	HNCNN-C	981/1000	78.73	34.86
		HNCNN-A	1000/1000	79.90	36.86
2	65.43	HNCNN-C	982/1000	84.98	29.88
		HNCNN-A	990/1000	85.86	31.22
3	78.26	HNCNN-C	964/1000	97.07	24.04
		HNCNN-A	982/1000	97.49	24.57
4	54.47	HNCNN-C	982/1000	65.65	20.53
		HNCNN-A	1000/1000	67.13	23.24
5	59.04	HNCNN-C	946/1000	82.20	39.23
		HNCNN-A	958/1000	83.66	41.70
6	62.81	HNCNN-C	984/1000	73.14	16.45
		HNCNN-A	993/1000	74.80	19.09

用户上行传输容量的累积分布函数，从仿真结果可以看出相比于随机导频分配、文献[9,10]的方案，采用本文提出的基于HNCNN导频分配方案低容量的用户显著降低，高容量用户所占的比例得到提升，说明了本文方案能有效减轻导频污染，提升系统性能。

图7给出了100次仿真后全部用户上行传输容量的累积分布函数，由于导频污染主要影响小区边缘用户设备的服务质量，而对小区中心用户设备影响很小，所以从仿真结果可以看出传输容量50 Mbps以上用户大部分属于中心用户，所以不同算法下曲线走势接近一致，而对于低传输容量的边缘用户，相比于随机导频分配以及文献[9,10]的方案，采用本文提出的基于HNCNN导频分配方案低容量的用户显著降低。

6 结束语

为了寻找使边缘用户和容量最大的导频分配方式，本文提出了基于迟滞噪声混沌神经网络的导频分配方案。迟滞噪声混沌神经网络作为良好的优化

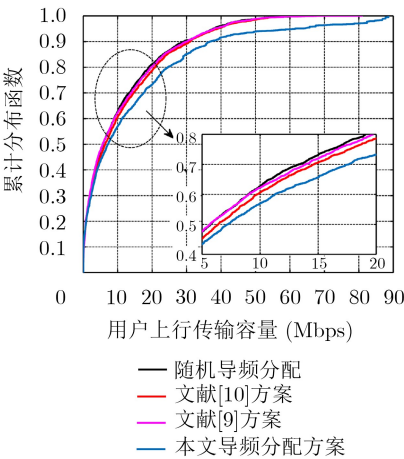


图 6 不同算法的边缘用户上行传输容量对比

工具，可以进行全局的优化。本文设计了导频分配矩阵，推导了以最大化边缘用户和容量最大为目标的HNCNN网络能量函数。仿真结果表明，与其它文献方案相比，采用以HNCNN为框架求取导频分配方式，可以更有效减轻导频污染的影响，同时提升系统性能。

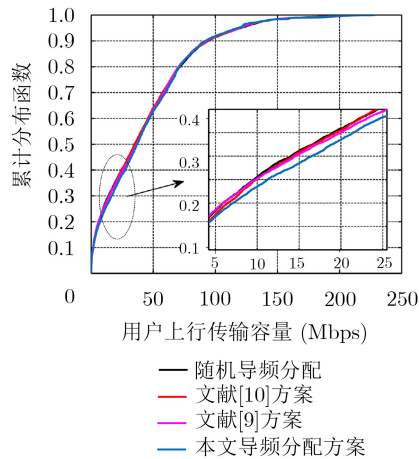


图7 不同算法的用户上行传输容量对比

参考文献

- [1] NGO H Q, LARSSON E G, and MARZETTA T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(4): 1436–1449. doi: [10.1109/TCOMM.2013.020413.110848](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2013.020413.110848).
- [2] RUSEK R, PERSSON D, LAU B K, *et al.* Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, 30(1): 40–60. doi: [10.1109/MSP.2011.2178495](https://doi.org/10.1109/MSP.2011.2178495).
- [3] LEE T, PARK S, KIM H S, *et al.* Sounding resource management for QoS support in massive MIMO systems[J]. *Computer Networks*, 2014, 70: 142–153. doi: [10.1016/j.comnet.2014.05.001](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2014.05.001).
- [4] MUPPIRISSETTY L S, CHARALAMBOUS T, KAROUT J, *et al.* Location-aided pilot contamination avoidance for massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018, 17(4): 2662–2674. doi: [10.1109/TWC.2018.2800038](https://doi.org/10.1109/TWC.2018.2800038).
- [5] ZHOU Zhichao, WANG Dong, and Wang Zhenchao. Asynchronous pilots scheduling in massive MIMO systems[C]. 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC), Paris, France, 2017: 1–6.
- [6] 方昕, 张建锋, 曹海燕, 等. 大规模MIMO系统中动态导频分配[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(8): 1901–1907. doi: [10.11999/JEIT151091](https://doi.org/10.11999/JEIT151091).
FANG Xin, ZHANG Jianfeng, CAO Haiyan, *et al.* Dynamic pilot allocation in massive MIMO system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 1901–1907. doi: [10.11999/JEIT151091](https://doi.org/10.11999/JEIT151091).
- [7] XU Yaohua and WU Yong. An approach of pilot contamination reduction based on power control and orthogonal identification[C]. The 3rd IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA), Chengdu, China, 2018: 476–480.
- [8] ZHANG Xiaoqing, LIU Ju, WU Shangbin, *et al.* Uplink pilot power control with genetic algorithm for massive MIMO networks[C]. The 9th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), Nanjing, China, 2017: 1–6.
- [9] 李梦婉, 景小荣, 莫林琳. 多小区大规模MIMO系统中基于部分导频交替复用的导频污染减轻方法[J]. *信号处理*, 2017, 33(8): 1104–1114. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.08.011](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.08.011).
LI Mengwan, JING Xiaorong, and MO Linlin. Pilot contamination reduction method with alternately fractional pilot reuse for multi-cell massive MIMO Systems[J]. *Journal of Signal Processing*, 2017, 33(8): 1104–1114. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.08.011](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.08.011).
- [10] ZHU Xudong, DAI Linglong, WANG Zhaocheng, *et al.* Weighted-Graph-Coloring-Based pilot decontamination for multicell massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(3): 2829–2834. doi: [10.1109/TVT.2016.2572203](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2572203).
- [11] AHN C W, RAMAKRISHNA R S, KANG C G, *et al.* Shortest path routing algorithm using Hopfield neural network[J]. *Electronics Letters*, 2001, 37(19): 1176–1178. doi: [10.1049/el:20010800](https://doi.org/10.1049/el:20010800).
- [12] SUN Ming, ZHAO Lin, CAO Wei, *et al.* Novel hysteretic noisy chaotic neural network for broadcast scheduling problems in packet radio networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21(9): 1422–1433. doi: [10.1109/TNN.2010.2059041](https://doi.org/10.1109/TNN.2010.2059041).
- [13] SUN Ming, LEE K Y, XU Yaoqun, *et al.* Hysteretic noisy chaotic neural networks for resource allocation in OFDMA system[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(2): 273–285. doi: [10.1109/TNNLS.2016.2618898](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2618898).
- [14] MARZETTA T L. Noncooperative cellular wireless with unlimited numbers of base station antennas[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3590–3600. doi: [10.1109/TWC.2010.092810.091092](https://doi.org/10.1109/TWC.2010.092810.091092).
- [15] 周鹏, 赵春明, 盛彬. MIMO-OFDM系统中基于导频辅助的信道估计[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(1): 133–137.
ZHOU Peng, ZHAO Chunming, and SHENG Bin. Channel estimation based on pilot-assisted for MIMO-OFDM systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(1): 133–137.

邵凯：男，1977年生，副教授，研究方向为新型多载波调制技术、新型多址接入技术。

李述栋：男，1994年生，硕士，研究方向为AI在无线通信中的应用。

王光宇：男，1964年生，教授，研究方向为新型多载波调制技术、新型多址接入技术。

付天飞：男，1992年生，硕士，研究方向为大规模MIMO导频污染抑制技术。

责任编辑：余蓉