



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113271652 A

(43) 申请公布日 2021.08.17

(21) 申请号 202110392676.X

(22) 申请日 2021.04.13

(71) 申请人 复旦大学

地址 200433 上海市杨浦区邯郸路220号

(72) 发明人 蒋轶 王锐

(74) 专利代理机构 上海正旦专利代理有限公司

31200

代理人 陆飞 陆尤

(51) Int. Cl.

H04W 52/46 (2009.01)

H04W 24/02 (2009.01)

H04W 16/28 (2009.01)

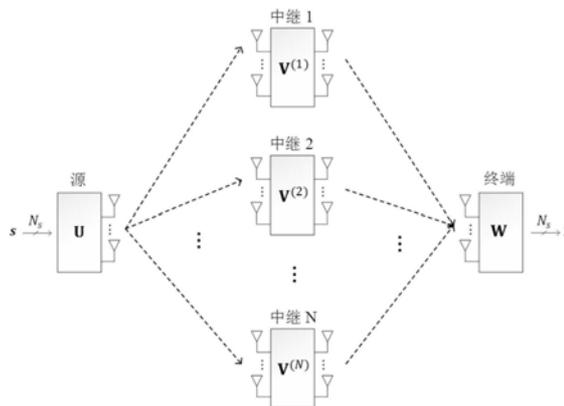
权利要求书5页 说明书8页 附图5页

(54) 发明名称

基于反向传播算法的中继网络性能优化方法

(57) 摘要

本发明属于无线通信技术领域,具体为一种基于反向传播算法的中继网络性能优化方法。本发明根据中继网络的结构,建立中继通信网络和神经网络之间的类比关系,然后借鉴BP算法,利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导数,这里系数矩阵包括源节点和中继节点的波束赋形矩阵,以及终端节点的接收均衡矩阵;通过前向的信号传播和后向的导数传播迭代的优化系数矩阵;本发明只需要终端和中继节点的反向广播,就可以完成中继网络的分布式优化,并天然具有抗干扰能力。仿真表明,本发明可以在功率放大器的非线性约束下,有效提高中继网络终端节点的输出信噪比;对反馈信道噪声具有鲁棒性;误码率性能显著优于最先进的线性方案。



1. 一种基于反向传播算法的中继网络性能优化方法,其中,信号源节点产生多流信号序列,经波束赋形矩阵处理后,通过非线性功放发送给单/多个中继节点;各个中继节点也对接收信号进行波束赋形,然后经非线性功放转发给终端;终端节点利用均衡矩阵进行线性接收,最终输出估计信号;其中,根据中继网络的结构,建立中继通信网络和神经网络之间的类比关系,然后借鉴BP算法,利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导数,这里系数矩阵包括源节点和中继节点的波束赋形矩阵,以及终端节点的接收均衡矩阵;通过前向的信号传播和后向的导数传播迭代的优化系数矩阵;具体步骤如下:

第一步,考虑非线性功放的瞬时功率约束,设计中继通信网络结构,建立中继网络和神经网络之间的相似性;

第二步,借鉴BP算法,利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导;在没有任何信道信息的条件下,通过终端节点和中继节点的反向广播,使得所有节点获得各自的导数信息,从而更新自身的系数矩阵,完成网络的优化;

第三步,设计支持前向和后向传输过程的帧结构;

其中,设信号源节点通过N个中继节点向终端节点传递 N_s 个数据流, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N_s}$, \mathbb{C}^{N_s} 表示 N_s 维的复矢量集合,源节点有 M_s 个发送天线,中继节点的接收天线和发送天线数都是 M_r ,终端节点有 M_d 个接收天线;假设信号源从天线端口发送信号 x ,则第n个中继接收到信号为:

$$\mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{H}_r^{(n)} \mathbf{x} + \boldsymbol{\eta}_r^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{H}_r^{(n)} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_s}$,是源节点和第n个中继节点之间的信道矩阵, $\mathbb{C}^{M_r \times M_s}$ 表示维度为 $M_r \times M_s$ 的复矩阵集合, $\boldsymbol{\eta}_r^{(n)} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_r^2 \mathbf{I})$ 是均值为0、协方差矩阵为 $\sigma_r^2 \mathbf{I}$ 的复高斯随机噪声;中继处理后从天线端口发送信号 $\mathbf{a}^{(n)}$,终端接收到:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}_d \tilde{\mathbf{a}} + \boldsymbol{\eta}_d \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H}_d \in \mathbb{C}^{M_d \times NM_r}$,是中继节点到终端节点的信道矩阵;

$\tilde{\mathbf{a}} \triangleq \text{vec}([\mathbf{a}^{(1)}, \mathbf{a}^{(2)}, \dots, \mathbf{a}^{(N)}]) \in \mathbb{C}^{NM_r}$,是所有中继的发送信号的堆叠; $\boldsymbol{\eta}_d \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_d^2 \mathbf{I})$ 是噪声。

2. 根据权利要求1所述的基于反向传播算法的中继网络性能优化方法,其特征在于,第一步中,所述考虑非线性功放的瞬时功率约束,设计中继通信网络结构,建立中继网络和神经网络之间的相似性,具体过程如下:

(1) 源节点利用波束赋形矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M_s \times N_s}$ 对待传递的数据流信号 \mathbf{s} 进行发送波束赋形,第n($n=1, \dots, N$)个中继节点利用波束赋形矩阵 $\mathbf{V}^{(n)} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_r}$ 对接收信号进行放大转发,终端节点利用波束矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_r}$ 进行均衡接收;

(2) 考虑非线性射频功放的瞬时功率约束,从源节点和中继节点的天线端口发送的信号分别是:

$$\mathbf{x} = \sigma(z) = \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) \quad (3)$$

和

$$a^{(n)} = \sigma(b^{(n)}) = \sigma(V^{(n)H} r^{(n)}), n=1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

其中, σ 代表对功放瞬时功率约束模型, 信号 z 和 $b^{(n)}$ 分别是源节点和中继节点的波束赋形结果;

(3) 终端节点输出的估计信号为:

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W}^H \mathbf{y}. \quad (6)$$

其中, 上角标 $(\cdot)^H$ 表示共轭转置操作。

(4) 基于上述收发机结构, 中继网络和神经网络之间的相似性如下:

(a) 中继网络中的源节点、中继节点和终端节点类比于神经网络中的不同层, 发送天线类比神经元;

(b) 中继网络中的源节点的波束赋形矩阵 \mathbf{U} , 中继的预编码矩阵 $\mathbf{V}^{(n)}, n=1, \dots, N$, 和源-中继信道矩阵 \mathbf{H}_r 的级联, 以及终端的接收波束矩阵 \mathbf{W} 和中继-终端信道矩阵 \mathbf{H}_d 的级联, 类比于一个四层神经网络中不同层的神经元之间的连接系数;

(c) 中继网络中的射频器件的非线性约束 σ 类比于神经网络中的非线性激活函数。

3. 根据权利要求2所述的基于反向传播算法的中继网络性能优化方法, 其特征在于, 第二步中, 所述借鉴BP算法, 利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导数; 在没有任何信道信息的条件下, 通过终端节点和中继节点的反向广播, 使得所有节点获得各自的导数信息, 从而更新自身的系数矩阵, 完成网络的优化, 具体过程如下:

考虑各个节点的瞬时功率约束, 根据最小均方误差准则 (MMSE), 网络的代价函数为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}} \quad & \mathbb{E} \|\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}\|^2 \\ \text{s. t.} \quad & |\mathbf{x}| \leq 1, |\mathbf{a}| \leq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $|\cdot| \leq 1$ 表示矢量的各元素均小于等于1; 由于第一步中将非线性功放的瞬时功率约束建模为函数 σ , 问题 (7) 变成一个无约束的优化问题:

$$\min_{\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}} \quad \mathbb{E} \left\| \mathbf{W}^H \left\{ \mathbf{H}_d \begin{bmatrix} \sigma(\mathbf{V}^{(1)H} (\mathbf{H}_r^{(1)} \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) + \boldsymbol{\eta}_r^{(1)})) \\ \vdots \\ \sigma(\mathbf{V}^{(N)H} (\mathbf{H}_r^{(N)} \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) + \boldsymbol{\eta}_r^{(N)})) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\eta}_d \right\} - \mathbf{s} \right\|^2 \quad (8)$$

将该式的一次实现作为目标函数, 即:

$$J \triangleq \|\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}\|^2 \quad (9)$$

根据第一步中建立的中继网络和神经网络之间的相似性, 借鉴神经网络中的BP算法, 即利用导数的链式法则对系数 $\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}$ 逐项求一阶导:

(1) 对于终端节点:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^*} = \mathbf{y} \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}} \right)^H = \mathbf{y} (\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s})^H, \quad (10)$$

其中, 上角标 $(\cdot)^*$ 表示共轭操作; \mathbf{y} 和 $\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}} = \hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}$ 均为终端节点的本地信息, 故终端节点无需任何信道信息即可获得接收矩阵的一阶导;

(2) 对于第 n 个中继节点:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}^{(n)*}} = \mathbf{r}^{(n)} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \right)^H = \mathbf{r}^{(n)} \left[\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} + \frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} \right)^* \right]^H, \quad (11)$$

其中:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} = \mathbf{H}_d^{(n)H} \mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*}, n = 1, \dots, N, \quad (12)$$

$$\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right), \quad \frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right) \quad (13)$$

其中, $\text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right)$ 表示对角元素为 $\frac{\partial a_1^{(n)*}}{\partial b_1^{(n)*}}, \frac{\partial a_2^{(n)*}}{\partial b_2^{(n)*}}, \dots, \frac{\partial a_{M_r}^{(n)*}}{\partial b_{M_r}^{(n)*}}$ 的对角阵;

而:

$$\frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} = \begin{cases} 1 & |b_i^{(n)}| \leq 1 \\ \frac{1}{2|b_i^{(n)}|} & |b_i^{(n)}| > 1 \end{cases}, \quad \frac{\partial a_i^{(n)}}{\partial b_i^{(n)*}} = \begin{cases} 0 & |b_i^{(n)}| \leq 1 \\ \frac{-1}{2|b_i^{(n)}|} e^{j2\angle b_i^{(n)}} & |b_i^{(n)}| > 1 \end{cases}. \quad (14)$$

在 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}^{(n)*}}$ 中, $\mathbf{r}^{(n)}$, $\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}$ 和 $\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}$ 都是该中继节点的本地信息, 只需要让终端节点向中继层广播信息 $\left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} \right)^*$, 根据信道的互易性, 中继节点接收 $\mathbf{H}_d^{(n)T} \left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} \right)^* = \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} \right)^*$, 即获得 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}$, 则可以获得完整的一阶导数信息; 即中继节点即可获得目标函数关于其波束赋形矩阵的一阶导数值; 另外, 为了避免自干扰, 中继节点工作于频分双工模式, 即在两个不同的频率上进行收发;

(3) 对于信号源节点:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{u}^*} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{z}^*} \mathbf{s}^H = \left[\frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} + \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} \right)^* \right] \mathbf{s}^H \quad (15)$$

其中:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} = \sum_{n=1}^N \mathbf{H}_r^{(n)H} \mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \quad (16)$$

$$\frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} \dots \right), \quad \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i}{\partial z_i^*} \dots \right) \quad (17)$$

其中, $\text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} \dots \right)$ 表示对角元素为 $\frac{\partial x_1^*}{\partial z_1^*}, \frac{\partial x_2^*}{\partial z_2^*}, \dots, \frac{\partial x_{M_s}^*}{\partial z_{M_s}^*}$ 的对角阵; 而:

$$\frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} = \begin{cases} 1 & |z_i| \leq 1 \\ \frac{1}{2|z_i|} & |z_i| > 1 \end{cases}, \quad \frac{\partial x_i}{\partial z_i^*} = \begin{cases} 0 & |z_i| \leq 1 \\ \frac{-1}{2|z_i|} e^{j2\angle z_i} & |z_i| > 1 \end{cases} \quad (18)$$

与中继节点获取导数信息的过程类似, 信号源节点在获取导数信息时, 除了本地信息

s^H 、 $\frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*}$ 和 $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*}$ 以外,还需获取 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*}$;只需要让各个中继节点反馈信息 $(\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}})^*$, $n = 1, \dots, N$,源节点接收 $\sum_{n=1}^N \mathbf{H}_r^{(n)T} (\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}})^* = (\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*})^*$ 即可;即源节点也无需任何显式的信道信息即可获得目标函数关于本地波束赋形矩阵的导数结果;

(4) 中继网络中的各个节点根据获取到的导数信息直接进行系数矩阵的更新;上述结果均是基于单次采样的结果;对于一个L长的导频序列,那么对L个导数结果进行平均,即:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{u}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{U}^*}(i) \\ \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{v}^{(n)}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{V}^{(n)*}}(i), n = 1, \dots, N \\ \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{w}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^*} \end{aligned} \quad (17)$$

(5) 对于多个导频序列,则利用momentum方法更新导数结果:

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t) &= \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{u}}(t) \\ \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t) &= \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t), n = 1, \dots, N \\ \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t) &= \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{w}}(t) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ 是导频序列的索引, $\lambda \in (0, 1)$ 是momentum参数;

(6) 中继网络各节点根据导数结果更新系数矩阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{U}(t) &= \mathbf{U}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t) \\ \mathbf{V}^{(n)}(t) &= \mathbf{V}^{(n)}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t), n = 1, \dots, N \\ \mathbf{W}(t) &= \mathbf{W}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t) \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\alpha \in (0, 1)$ 是学习率。

4. 根据权利要求3所述的基于反向传播算法的中继网络性能优化方法,其特征在于,第三步中,所述设计支持前向和后向传输过程的帧结构,具体过程如下:

(1) 中继节点采用FDD模式进行收发以避免自干扰,而相邻层节点之间的数据交换采用TDD模式,进而利用信道的互易性;

(2) 通过两个方向的信息传输来优化中继网络;一个是前向的信号传输,包括从源节点到中继节点和从中继节点到终端节点的信号传输;另一个是后向的导数传输,包括从终端节点向中继节点和从中继节点向源节点的导数传输;

(3) 为了支持前向的信号传输和后向的导数传输,设计一种包含周期导频和时隙的帧结构,具体为:以横轴代表不同的时隙,中继节点①、终端节点②、中继节点③和源节点④位于不同的时隙,即网络传输为TDD模式;以纵轴代表不同的频点,中继节点①和源节点④之间的通信均位于频率1,终端节点②和中继节点③之间的通信均位于频率2,即中继通信为FDD模式。

5. 根据权利要求3所述的基于反向传播算法的中继网络性能优化方法,其特征在于,所述对功放瞬时功率约束的模型 σ 采用软包络约束:

$$\sigma(x) = \begin{cases} e^{j\angle x} & |x| \geq 1 \\ x & |x| < 1 \end{cases}$$

其中, $\angle x$ 代表取 x 的相位;

或者采用功放模型:

$$\sigma(x) = \frac{|x|e^{j\angle x}}{(1 + |x|^{2p})^{\frac{1}{2p}}}。$$

基于反向传播算法的中继网络性能优化方法

技术领域

[0001] 本发明属于无线通信技术领域,具体涉及分布式中继网络性能优化方法,以提高中继网络通信质量。

背景技术

[0002] 超密集网络是5G网络的主要形式,中继通信是其中一种重要手段。中继网络作为广播信道和多址接入信道的级联,既能扩大通信范围,又能增加系统容量。根据中继节点对信号的处理方式的不同,分为三种中继方案:压缩转发(compress-and-forward,CF)方案[1],解码转发(decode-and-forward,DF)方案[2]和放大转发(amplify-and-forward,AF)方案[3],其中AF方案最为简单且性能良好,因此最受欢迎。

[0003] 大部分关于AF方案的研究工作都忽略了功放的非线性约束,只考虑节点的平均发送功率约束,显然考虑功放的瞬时约束更加贴近物理实际,而少部分考虑功放非线性影响的工作往往局限于单天线等结构限制;现有的中继网络研究工作大多假设中继节点已知信道状态信息(channel state information,CSI),但是这样会引入信道估计的准确性对中继网络通信性能的影响;另外,随着频谱的日益拥挤,干扰变得无处不在,但关于抗干扰中继网络的文献却十分稀缺。因此,如何在考虑功放非线性幅值/功率约束的情况下,无需已知信道信息即可对中继网络的性能进行优化,同时能够达到抗干扰的目的是一个亟待解决的问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种在考虑功放非线性幅值/功率约束的情况下,无需信道信息即可提高中继网络的通信质量的中继网络性能优化方法,以便于进一步扩大中继网络的应用场景。

[0005] 本发明提供的中继网络性能优化方法,是受神经网络中的反向传播算法(backpropagation,BP)[4]启发。其中,信号源节点产生多流信号序列,经波束赋形矩阵处理后,通过非线性功放发送给单/多个中继节点;各个中继节点也对接收信号进行波束赋形,然后经非线性功放转发给终端;终端节点利用均衡矩阵进行线性接收,最终输出估计信号;本发明根据中继网络的结构,建立中继通信网络和神经网络之间的类比关系,然后借鉴BP算法,利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵(包括源节点和中继节点的波束赋形矩阵,终端节点的接收均衡矩阵)的一阶导数,通过前向的信号传播和后向的导数传播迭代的优化系数矩阵,以提高终端节点的输出信噪比/信干噪比(SNR/SINR),整个优化过程均为空口传输,既不需要任何显式的信道状态信息,也不需要中继节点之间的数据交换;为了分布式优化的有效实现,本发明还设计了相应的帧结构;同时,本发明方法天然具有抗干扰能力。具体步骤如下:

[0006] 第一步,考虑非线性功放的瞬时功率约束,设计中继通信网络结构,建立中继网络和神经网络之间的相似性;

[0007] 第二步,借鉴BP算法,利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导;在没有任何信道信息的条件下,通过终端节点和中继节点的反向广播,使得所有节点获得各自的导数信息,从而更新自身的系数矩阵,完成网络的优化;

[0008] 第三步,设计支持前向和后向传输过程的帧结构;

[0009] 本发明方法天然具有抗干扰能力。

[0010] 其中,设信号源节点通过N个中继节点向终端节点传递 N_s 个数据流, $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N_s}$ (\mathbb{C}^{N_s} 表示 N_s 维的复矢量集合),源节点有 M_s 个发送天线,中继节点的接收天线和发送天线数都是 M_r ,终端节点有 M_d 个接收天线;假设信号源从天线端口发送信号 x ,则第n个中继接收到信号为:

$$[0011] \quad \mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{H}_r^{(n)} \mathbf{x} + \boldsymbol{\eta}_r^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

[0012] 其中, $\mathbf{H}_r^{(n)} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_s}$,是源节点和第n个中继节点之间的信道矩阵, $\mathbb{C}^{M_r \times M_s}$ 表示维度为 $M_r \times M_s$ 的复矩阵集合, $\boldsymbol{\eta}_r^{(n)} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_r^2 \mathbf{I})$ 是均值为0、协方差矩阵为 $\sigma_r^2 \mathbf{I}$ 的复高斯随机噪声。

[0013] 中继处理后从天线端口发送信号 $\mathbf{a}^{(n)}$,终端接收到:

$$[0014] \quad \mathbf{y} = \mathbf{H}_d \tilde{\mathbf{a}} + \boldsymbol{\eta}_d \quad (2)$$

[0015] 其中, $\mathbf{H}_d \in \mathbb{C}^{M_d \times NM_r}$,是中继节点到终端节点的信道矩阵; $\tilde{\mathbf{a}} \triangleq \text{vec}([\mathbf{a}^{(1)}, \mathbf{a}^{(2)}, \dots, \mathbf{a}^{(N)}]) \in \mathbb{C}^{NM_r}$,是所有中继的发送信号的堆叠; $\boldsymbol{\eta}_d \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_d^2 \mathbf{I})$ 是噪声。

[0016] 第一步中,所述考虑非线性功放的瞬时功率约束,设计中继通信网络结构,建立中继网络和神经网络之间的相似性,具体过程如下:

[0017] (1) 源节点利用波束赋形矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M_s \times N_s}$ 对待传递的数据流信号 \mathbf{s} 进行发送波束赋形,第n($n=1, \dots, N$)个中继节点利用波束赋形矩阵 $\mathbf{V}^{(n)} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_r}$ 对接收信号进行放大转发,终端节点利用波束矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M_r \times M_r}$ 进行均衡接收,如图1所示。

[0018] (2) 考虑非线性射频功放的瞬时功率约束,从源节点和中继节点的天线端口发送的信号分别是:

$$[0019] \quad x = \sigma(z) = \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) \quad (3)$$

[0020] 和

$$[0021] \quad \mathbf{a}^{(n)} = \sigma(\mathbf{b}^{(n)}) = \sigma(\mathbf{V}^{(n)} \mathbf{H}_r^{(n)} \mathbf{x}), n = 1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

[0022] 其中,信号 z 和 $\mathbf{b}^{(n)}$ 分别是源节点和中继节点的波束赋形结果, σ 代表对功放瞬时功率约束的模型,比如,软包络约束(soft envelop limiter, SEL) [5]:

$$[0023] \quad \sigma(x) = \begin{cases} e^{j\angle x} & |x| \geq 1 \\ x & |x| < 1 \end{cases} \quad (5)$$

[0024] 其中, $\angle x$ 代表取 x 的相位;此处可以利用任意形式的功放模型,比如,比SEL更复杂的模型[6]:

$$[0025] \quad \sigma(x) = \frac{|x| e^{j\angle x}}{(1 + |x|^{2p})^{2p}}$$

[0026] (3) 终端节点输出的估计信号为:

$$[0027] \quad \hat{\mathbf{s}} = \mathbf{W}^H \mathbf{y}. \quad (6)$$

[0028] (4) 基于上述收发机结构, 中继网络 (图2) 和神经网络 (图3) 之间的相似性如下:

[0029] (a) 中继网络中的源节点、中继节点和终端节点可类比于神经网络中的不同层, 发送天线可类比神经元;

[0030] (b) 中继网络中的源节点的波束赋形矩阵 \mathbf{U} , 中继的预编码矩阵 $\mathbf{V}^{(n)}$, $n=1, \dots, N$, 和源-中继信道矩阵 \mathbf{H}_r 的级联, 以及终端的接收波束矩阵 \mathbf{W} 和中继-终端信道矩阵 \mathbf{H}_d 的级联, 可类比于一个四层神经网络中不同层的神经元之间的连接系数;

[0031] (c) 中继网络中的射频器件的非线性约束 σ 可类比于神经网络中的非线性激活函数 (如ReLU, sigmoid等);。

[0032] 第二步中, 所述借鉴BP算法, 利用导数的链式法则求解目标函数关于各个节点的系数矩阵的一阶导数; 在没有任何信道信息的条件下, 通过终端节点和中继节点的反向广播, 使得所有节点获得各自的导数信息, 从而更新自身的系数矩阵, 完成网络的优化, 具体过程如下:

[0033] 考虑各个节点的瞬时功率约束, 根据最小均方误差准则 (MMSE), 网络的代价函数为:

$$[0034] \quad \min_{\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}} \mathbb{E} \|\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}\|^2 \quad (7)$$

$$\text{s. t.} \quad |\mathbf{x}| \leq 1, |\mathbf{a}| \leq 1$$

[0035] 其中, $|\cdot| \leq 1$ 表示矢量的各元素均小于等于1; 由于第一步中将非线性功放的瞬时功率约束建模为函数 σ , 因此问题 (7) 变成了一个无约束的优化问题:

$$[0036] \quad \min_{\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}} \mathbb{E} \left\| \mathbf{W}^H \left\{ \mathbf{H}_d \begin{bmatrix} \sigma(\mathbf{V}^{(1)H} (\mathbf{H}_r^{(1)} \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) + \boldsymbol{\eta}_r^{(1)})) \\ \vdots \\ \sigma(\mathbf{V}^{(N)H} (\mathbf{H}_r^{(N)} \sigma(\mathbf{U}\mathbf{s}) + \boldsymbol{\eta}_r^{(N)})) \end{bmatrix} + \boldsymbol{\eta}_d \right\} - \mathbf{s} \right\|^2 \quad (8)$$

[0037] 将该式的一次实现作为目标函数, 即:

$$[0038] \quad J \triangleq \|\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}\|^2 \quad (9)$$

[0039] 根据第一步中建立的中继网络和神经网络之间的相似性, 可以借鉴神经网络中的BP算法, 即利用导数的链式法则对系数 $\mathbf{U}, \{\mathbf{V}^{(n)}\}_{n=1}^N, \mathbf{W}$ 逐项求一阶导:

[0040] (1) 对于终端节点:

$$[0041] \quad \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^*} = \mathbf{y} \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} \right)^H = \mathbf{y} (\hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s})^H, \quad (10)$$

[0042] 其中, 上角标 $(\cdot)^*$ 表示共轭操作; \mathbf{y} 和 $\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} = \hat{\mathbf{s}} - \mathbf{s}$ 均为终端节点的本地信息, 故终端节点无需任何信道信息即可获得接收矩阵的一阶导。

[0043] (2) 对于第 n 个中继节点:

$$[0044] \quad \frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}^{(n)*}} = \mathbf{r}^{(n)} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \right)^H = \mathbf{r}^{(n)} \left[\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} + \frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} \right)^* \right]^H, \quad (11)$$

[0045] 其中:

$$[0046] \quad \frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} = \mathbf{H}_d^{(n)H} \mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*}, n = 1, \dots, N, \quad (12)$$

$$[0047] \quad \frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right), \quad \frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right) \quad (13)$$

[0048] 其中, $\text{diag} \left(\dots \frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} \dots \right)$ 表示对角元素为 $\frac{\partial a_1^{(n)*}}{\partial b_1^{(n)*}}, \frac{\partial a_2^{(n)*}}{\partial b_2^{(n)*}}, \dots, \frac{\partial a_{M_r}^{(n)*}}{\partial b_{M_r}^{(n)*}}$ 的对角阵;

[0049] 而:

$$[0050] \quad \frac{\partial a_i^{(n)*}}{\partial b_i^{(n)*}} = \begin{cases} 1 & |b_i^{(n)}| \leq 1 \\ \frac{1}{2|b_i^{(n)}|} & |b_i^{(n)}| > 1 \end{cases}, \quad \frac{\partial a_i^{(n)}}{\partial b_i^{(n)*}} = \begin{cases} 0 & |b_i^{(n)}| \leq 1 \\ \frac{-1}{2|b_i^{(n)}|} e^{j2\angle b_i^{(n)}} & |b_i^{(n)}| > 1 \end{cases}. \quad (14)$$

[0051] 在 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}^{(n)*}}$ 中, $\mathbf{r}^{(n)}$, $\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}$ 和 $\frac{\partial \mathbf{a}^{(n)}}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}$ 都是该中继节点的本地信息, 只需要让终端节点向中继层广播信息 $\left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} \right)^*$, 根据信道的互易性, 中继节点接收 $\mathbf{H}_d^{(n)T} \left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{s}}^*} \right)^* = \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}} \right)^*$, 即获得 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{a}^{(n)*}}$, 则可以获得完整的一阶导数信息。因此, 无需任何显式的信道信息, 也不需要中继节点之间的信息交换, 中继节点即可获得目标函数关于其波束赋形矩阵的一阶导数值。另外, 为了避免自干扰, 中继节点工作于频分双工 (frequency division duplex, FDD) 模式, 即在两个不同的频率上进行收发。

[0052] (3) 对于信号源节点:

$$[0053] \quad \frac{\partial J}{\partial \mathbf{U}^*} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{z}^*} \mathbf{s}^H = \left[\frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} + \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*} \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} \right)^* \right] \mathbf{s}^H \quad (15)$$

[0054] 其中:

$$[0055] \quad \frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*} = \sum_{n=1}^N \mathbf{H}_r^{(n)H} \mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}} \quad (16)$$

$$[0056] \quad \frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} \dots \right), \quad \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*} = \text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i}{\partial z_i^*} \dots \right) \quad (17)$$

[0057] 其中, $\text{diag} \left(\dots \frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} \dots \right)$ 表示对角元素为 $\frac{\partial x_1^*}{\partial z_1^*}, \frac{\partial x_2^*}{\partial z_2^*}, \dots, \frac{\partial x_{M_s}^*}{\partial z_{M_s}^*}$ 的对角阵;

[0058] 而:

$$[0059] \quad \frac{\partial x_i^*}{\partial z_i^*} = \begin{cases} 1 & |z_i| \leq 1 \\ \frac{1}{2|z_i|} & |z_i| > 1 \end{cases}, \quad \frac{\partial x_i}{\partial z_i^*} = \begin{cases} 0 & |z_i| \leq 1 \\ \frac{-1}{2|z_i|} e^{j2\angle z_i} & |z_i| > 1 \end{cases}. \quad (18)$$

[0060] 与中继节点获取导数信息的过程类似,信号源节点在获取导数信息时,除了本地信息 \mathbf{s}^H 、 $\frac{\partial \mathbf{x}^*}{\partial \mathbf{z}^*}$ 和 $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{z}^*}$ 以外,还需获取 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*}$ 。只需要让各个中继节点反馈信息 $\left(\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}\right)^*$, $n = 1, \dots, N$, 源节点接收 $\sum_{n=1}^N \mathbf{H}_r^{(n)T} \left(\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}\right)^* = \left(\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}^*}\right)^*$ 即可。因此,源节点也无需任何显式的信道信息即可获得目标函数关于本地波束赋形矩阵的导数结果。

[0061] (4) 中继网络中的各个节点可以根据获取到的导数信息直接进行系数矩阵的更新,但是上述结果均是基于单次采样的结果,如果有一个L长的导频序列,那么可以对L个导数结果进行平均,即:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{u}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{U}^*}(i) \\ [0062] \quad \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{v}^{(n)}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{V}^{(n)*}}(i), n = 1, \dots, N \\ \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{w}} &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}^*} \end{aligned} \quad (17)$$

[0063] (5) 如果有多个导频序列,则利用momentum方法[4]更新导数结果:

$$\begin{aligned} \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t) &= \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{u}}(t) \\ [0064] \quad \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t) &= \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t), n = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (18)$$

$$[0065] \quad \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t) = \lambda \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t-1) + (1-\lambda) \bar{\mathbf{d}}_{\mathbf{w}}(t)$$

[0066] 其中, $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ 是导频序列的索引, $\lambda \in (0, 1)$ 是momentum参数;

[0067] (6) 中继网络各节点根据导数结果更新系数矩阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{U}(t) &= \mathbf{U}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{u}}(t) \\ [0068] \quad \mathbf{V}^{(n)}(t) &= \mathbf{V}^{(n)}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{v}^{(n)}}(t), n = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (19)$$

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{W}(t-1) - \alpha \mathbf{d}_{\mathbf{w}}(t)$$

[0069] 其中, $\alpha \in (0, 1)$ 是学习率。

[0070] 第三步中,所述设计支持前向和后向传输过程的帧结构,具体过程如下:

[0071] (1) 本发明中的中继节点采用FDD模式进行收发以避免自干扰,而相邻层节点之间的数据交换采用TDD模式,进而利用信道的互易性。

[0072] (2) 本发明通过两个方向的信息传输来优化中继网络,如图4所示,一个是前向的信号传输,包括从源节点到中继节点①和从中继节点到终端节点②的信号传输;另一个是后向的导数传输,包括从终端节点向中继节点③和从中继节点向源节点④的导数传输。

[0073] (3) 为了支持前向的信号传输和后向的导数传输,本发明设计了包含周期导频和时隙的帧结构,如图5所示;同一种颜色的模块构成系数矩阵的一次更新过程,①和②分别对应源节点到中继节点和中继节点到终端节点的导频信号传输,③和④分别对应终端到中继和中继到源的导数传输;图中的横轴代表不同的时隙,①、②、③和④位于不同的时隙,即

网络传输为TDD模式；纵轴代表不同的频点，①和④（源和中继之间的通信）位于频率1，②和③（中继和终端之间的通信）均位于频率2，即中继通信为FDD模式；不同模块之间的时间间隔是为了适应空口传播延迟和处理时间；图中省略了导频后面的有效载荷。

[0074] 本发明天然具有抗干扰能力，具体说明如下：

[0075] 当中继节点受到干扰影响，如图10所示，第 n 个中继节点的接收信号由(1)式变为：

$$[0076] \quad \mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{H}_r^{(n)} \mathbf{x} + \mathbf{G}^{(n)} \mathbf{z} + \boldsymbol{\eta}_r^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N, \quad (22)$$

[0077] 其中， $\mathbf{z} \in \mathbb{C}^K$ 为 K 个干扰信号， $\mathbf{G}^{(n)} \in \mathbb{C}^{M_r \times K}$ 是干扰源和中继节点之间的信道，其余的收发结构与无干扰的情况一致。

[0078] 显然，本发明中的导数结果不受干扰的影响，仍然保持不变。

[0079] 本发明方法的优点：

[0080] (1) 本发明研究了多流且所有节点多天线的中继网络的优化问题。

[0081] (2) 本发明考虑了物理实际中的非线性功率放大器的瞬时功率约束的影响。

[0082] (3) 本发明建立了非线性中继网络和神经网络之间有趣的类比关系，进而借鉴神经网络中的BP算法，求解目标函数关于各节点的系数矩阵的一阶导，从而完成网络的优化。

[0083] (4) 本发明在实现时，无需任何显示的信道信息，也不需要中继节点之间的信息交换，只需要终端节点和中继节点的反向广播，即可完成中继网络的分布式优化。

[0084] (5) 本发明无需任何调整天然具有抗干扰能力，且无需任何干扰的相关信息。

[0085] 本发明在考虑非线性功率放大器的瞬时功率约束的条件下，无需任何显示的信道信息和中继节点之间的信息交换，即可完成多天线中继网络的分布式优化，同时具有抗干扰能力。仿真表明，本发明可以在非线性功率约束下，有效提高终端节点的输出信噪比/信干噪比，改善中继网络的通信质量；在单流、存在功放非线性情况下，本发明显著地优于最先进的线性方案。

附图说明

[0086] 图1是中继网络的结构框图。

[0087] 图2是非线性中继网络的模型图解。

[0088] 图3是四层神经网络的示意图。

[0089] 图4是本发明实际实现的示意图（以单中继节点为例）。

[0090] 图5是本发明设计的帧结构示意图。

[0091] 图6是本发明方法的收敛性能结果图。

[0092] 图7是本发明方法的性能随着中继-终端信道的信噪比变化的结果图。

[0093] 图8是本发明方法与文献[7]中的方法的误码率性能对比图。

[0094] 图9是本发明方法关于反馈信道噪声的鲁棒性能的结果图。

[0095] 图10是受干扰影响的中继网络的结构图。

[0096] 图11是本发明方法抗干扰性能图示。

具体实施方式

[0097] 下面通过具体实施例子进一步介绍本发明。

[0098] 作为实施例,本发明用计算机仿真了信号的前向传播和导数的后向传播过程,注意在导数的后向传播中,由于考虑了非线性功放的影响,所以终端节点的广播信号是 $\sigma\left(\left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{s}^*}\right)^*\right)$ 而不是 $\left(\mathbf{W} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{s}^*}\right)^*$,各个中继节点的反馈信号是 $\sigma\left(\left(\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}\right)^*\right)$ 而不是 $\left(\mathbf{V}^{(n)} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b}^{(n)*}}\right)^*$,但这不会对本发明的性能有削减,因为反馈信号较小,尤其是当算法趋于收敛时, $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{s}^*}$ 趋近于零,因此几乎不会使功放饱和。根据SNR与MSE之间的关系: $\text{SNR} = \frac{1}{\text{MSE}} - 1$,利用中继网络的输出信噪比和误码率(bit error ratio, BER)来评估系统性能。信号源节点共发送 N_s 流信号,每一个训练序列长 $L=100$ 。源-中继信道和中继-终端信道都是瑞利平坦衰落信道,信噪比分别为 $\rho_{\text{relay}}\left(= \frac{NM_r}{\sigma_d^2}\right)$ 和 $\rho_{\text{dest}}\left(= \frac{M_s}{\sigma_r^2}\right)$; momentum算法的参数为 $\alpha=0.3, \lambda=1.9$ 。每个仿真结果都进行了500次蒙特卡洛。

[0099] 实施例1,考虑信号源节点发送两流QPSK信号,中继节点不受干扰的影响,源节点和终端节点的天线数均为2,源-中继信道和中继-终端信道的信噪比为 $\rho_{\text{relay}} = \rho_{\text{dest}} = 20\text{dB}$ 。图6为不同中继个数(2个或4个)和中继天线数(2根或4根)的情况下,终端输出的两流信号的信噪比随着迭代次数变化的收敛曲线,其中一次迭代代表了一轮的前向和后向传播。仿真表明网络的输出信噪比随着中继个数和天线个数的增加而升高;另外,经过前200次迭代就几乎收敛,因此实际应用(以及后续实施例)中均是基于200组训练序列的结果。

[0100] 实施例2,考虑网络中有两个不受干扰影响的中继节点,且所有节点都是4根天线的情况,探究当源-中继信道的信噪比固定($\rho_{\text{relay}} = 10\text{dB}$)时,终端输出的各流数据的信噪比随着中继-终端的信噪比的变化情况。图7画出了训练序列分别为QPSK和16QAM时,终端输出的四流数据的性能结果。仿真表明本发明优化的网络输出信噪比随着中继-终端信道信噪比的提高而提高,然后由于源-中继信道信噪比的限制而趋于平缓;另外,本发明处理QPSK信号的性能优于处理16QAM信号的性能,因为在中继节点处的截断操作有助于降低QPSK信号的噪声。

[0101] 实施例3,将本发明与文献[7]中的方法进行对比。文献[7]中考虑的是无干扰的情景,其方法针对的是具有单个中继节点且传输单流数据的线性AF中继网络,而且该工作仅考虑平均功率约束,未考虑功放的影响。因此,当存在非线性功放时,需要对文献[7]中的算法进行调整,具体操作为:当传输非恒模信号时,应利用参数 $\gamma \in (0, 1)$ 进行信号功率回退(power back-off, PBO),选择使得BER最小的PBO值。图8展示了本发明算法、文献[7]中的原始算法以及经过PBO优化的文献[7]中的算法的BER性能对比结果,仿真表明本发明方法的BER性能优于文献[7]中的方法。

[0102] 实施例4,考虑网络中有两个不受干扰影响的中继节点,所有节点都是两个天线,信噪比为 $\rho_{\text{relay}} = \rho_{\text{dest}} = 10\text{dB}$ 的情况,探究了当终端节点和中继节点的反馈受到噪声影响时的收敛性能。图9给出了反馈信道的信噪比(ρ_{back})为不同值时,本发明的收敛性能。仿真表明不管是发送QPSK还是16QAM信号,对于不同反馈噪声的大小,终端的输出信噪比之间的差值均小于1dB,即本发明对反向传播信道中的噪声具有鲁棒性。

[0103] 实施例5,考虑网络中有四个单天线的中继节点,源节点和终端节点都有两个天线,信噪比为 $\rho_{\text{relay}} = \rho_{\text{dest}} = 20\text{dB}$ 的情况,探究了当中继节点受到信干比大小为 $\text{SIR} = -5\text{dB}$ 的

干扰的影响时的收敛性能。图11给出了源节点发送QPSK信号时,中继节点受到1、2、3或4个干扰的影响时的收敛性能。仿真表明本发明使得具有4个单天线中继的网络可以抑制多达3个干扰,即终端节点可以协调中继节点形成一个虚拟阵列,无需信息交换即可抑制干扰。

[0104] 参考文献

[0105] [1]G.Kramer,M.Gastpar,and P.Gupta,“Cooperative strategies and capacity theorems for relay networks,”IEEE Transactions on Information Theory,vol.51,no.9,pp.3037-3063,2005.

[0106] [2]J.N.Laneman and G.W.Wornell,“Cooperative diversity in wireless networks:algorithms and architectures,”2002.

[0107] [3]J.Li,A.P.Petropulu,and H.V.Poor,“Cooperative transmission for relaynetworks based on second-order statistics of channel state information,”IEEE Transactions on Signal Processing,vol.59,no.3,pp.1280-1291,2011.

[0108] [4]I.Goodfellow,Y.Bengio,and A.Courville,Deep Learning.MIT Press,2016.<http://www.deeplearningbook.org>.

[0109] [5]H.E.Rowe,“Memoryless nonlinearities with Gaussian inputs:Elementary results,”Bell System Technical Journal,vol.61,no.7,pp.1519-1526,1982.

[0110] [6]E.Perahia and R.Stacey,Next Generation Wireless LANs:802.11n and 802.11ac,2nd edition.Cambridge University Press,2013.

[0111] [7]B.Khoshnevis,W.Yu,and R.Adve,“Grassmannian beamforming for MIMO amplify-and-forward relaying,”IEEE Journal on Selected Areas in Communications,vol.26,no.8,pp.1397-1407,2008.

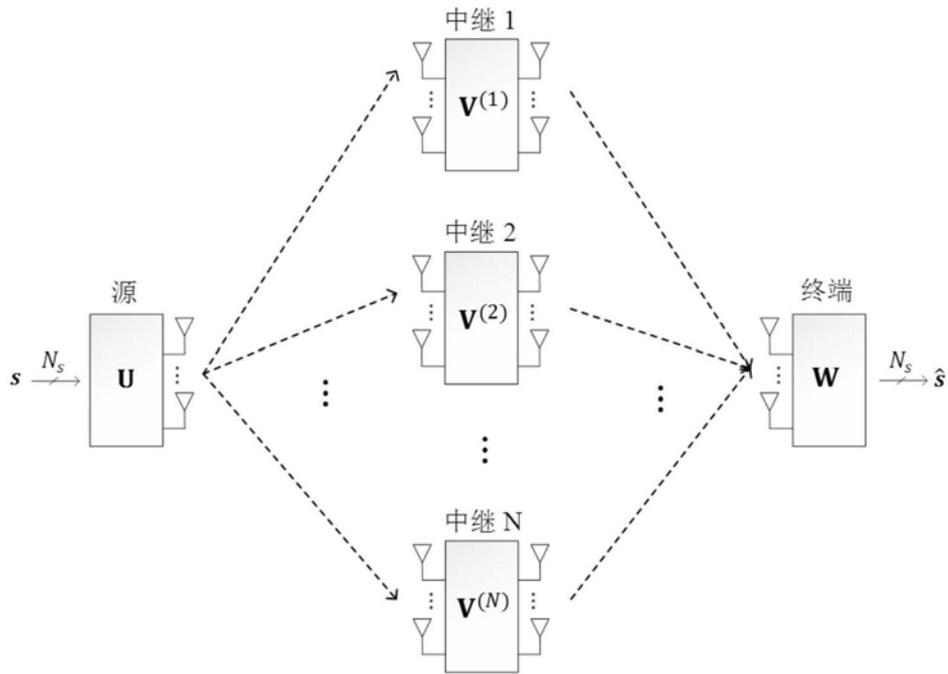


图1

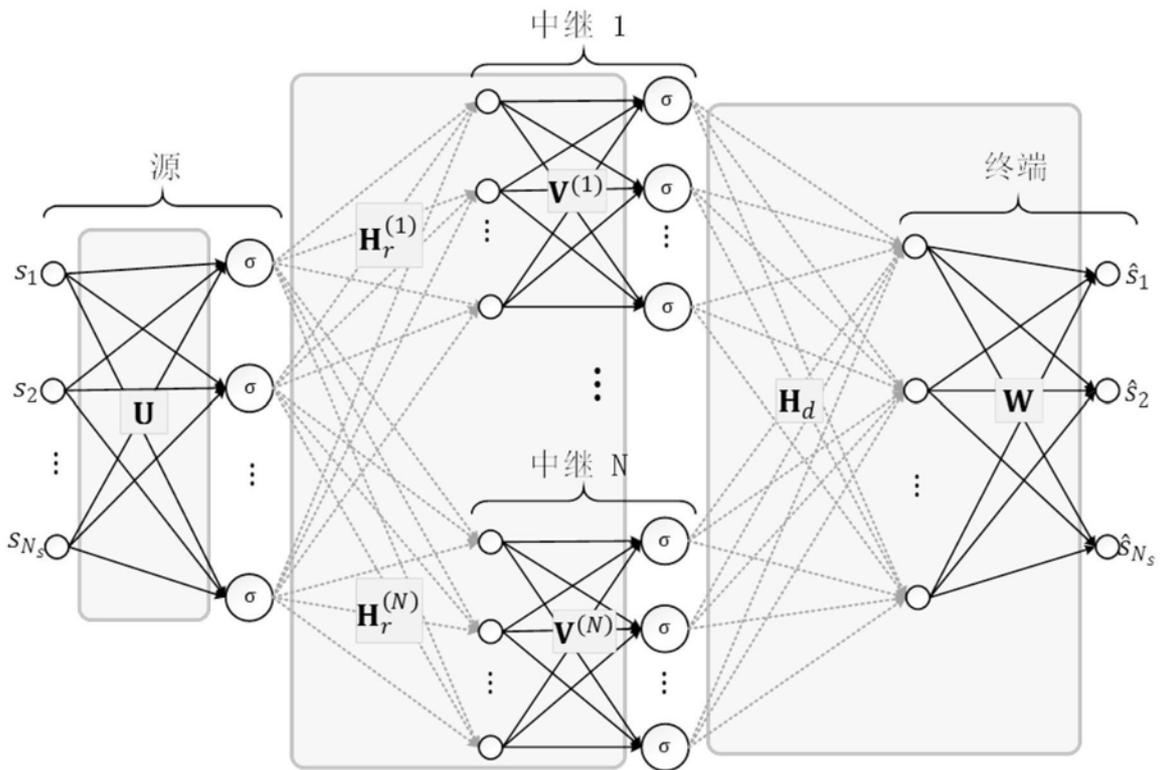


图2

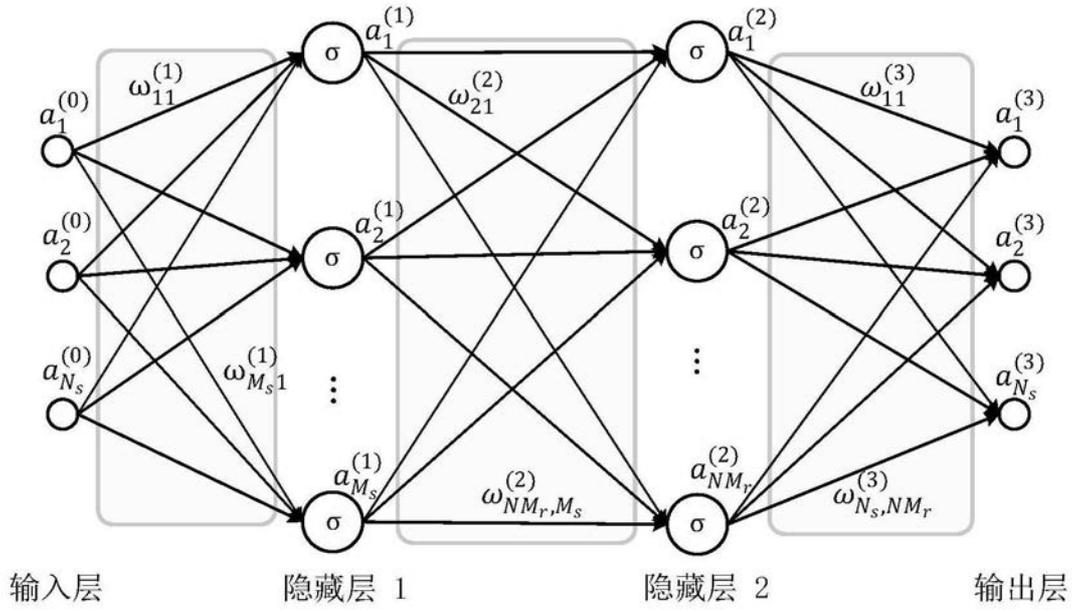


图3

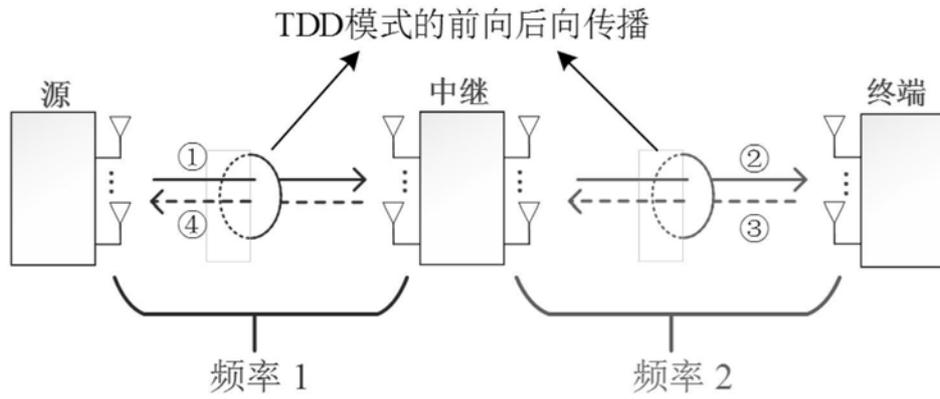


图4



图5

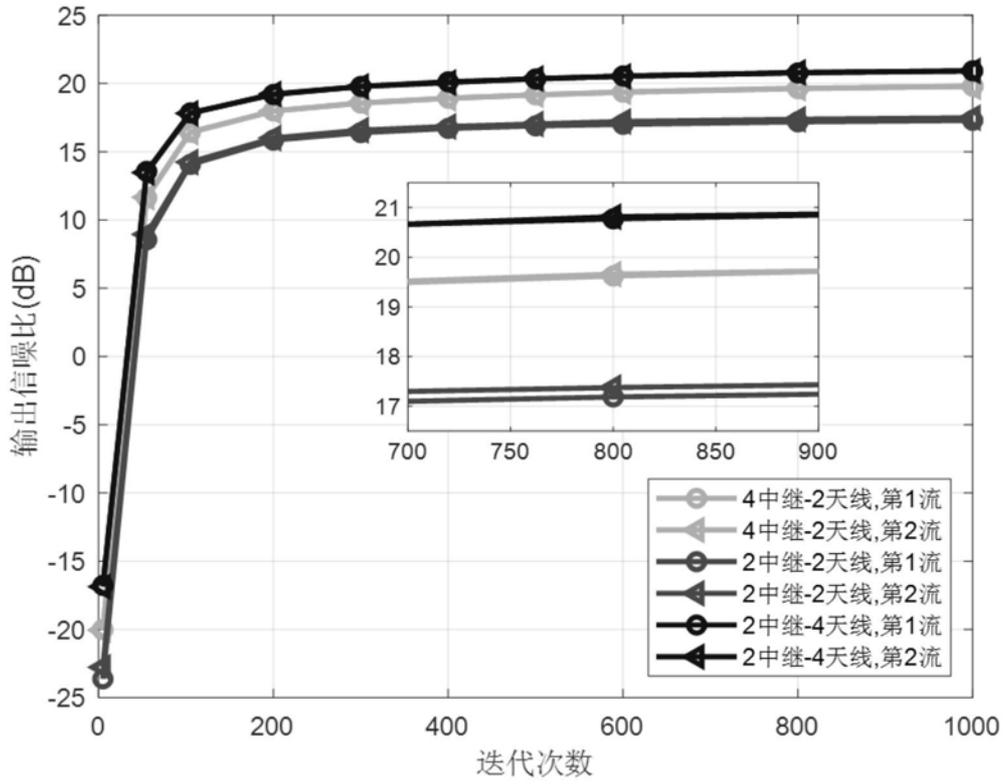


图6

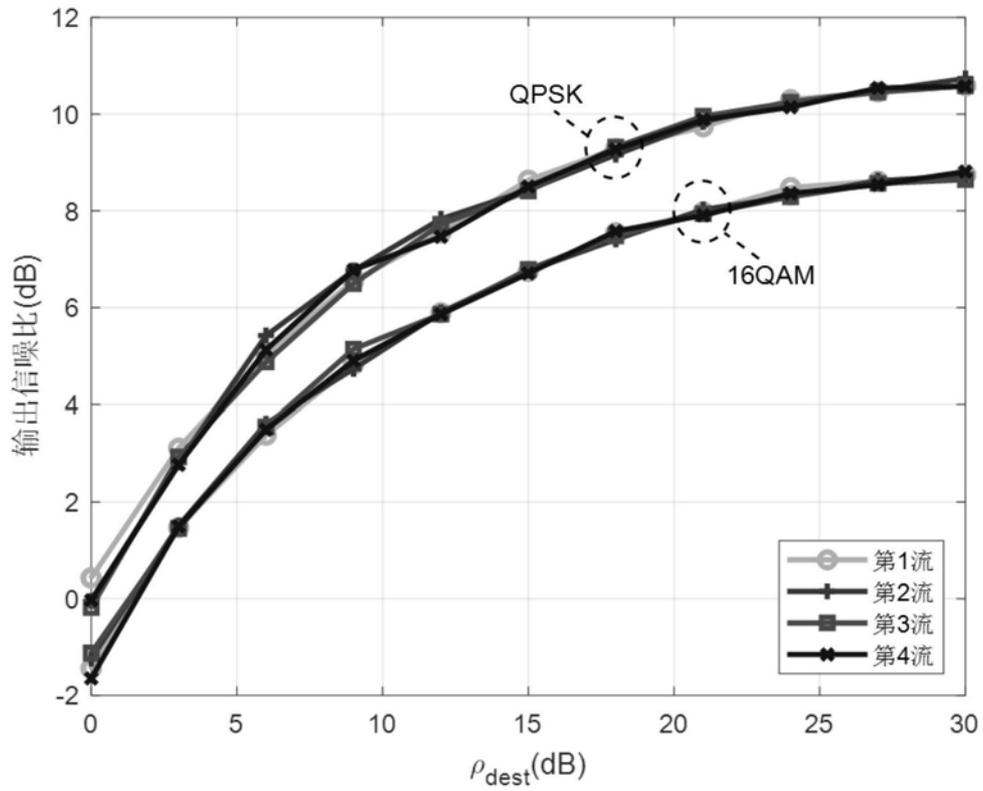


图7

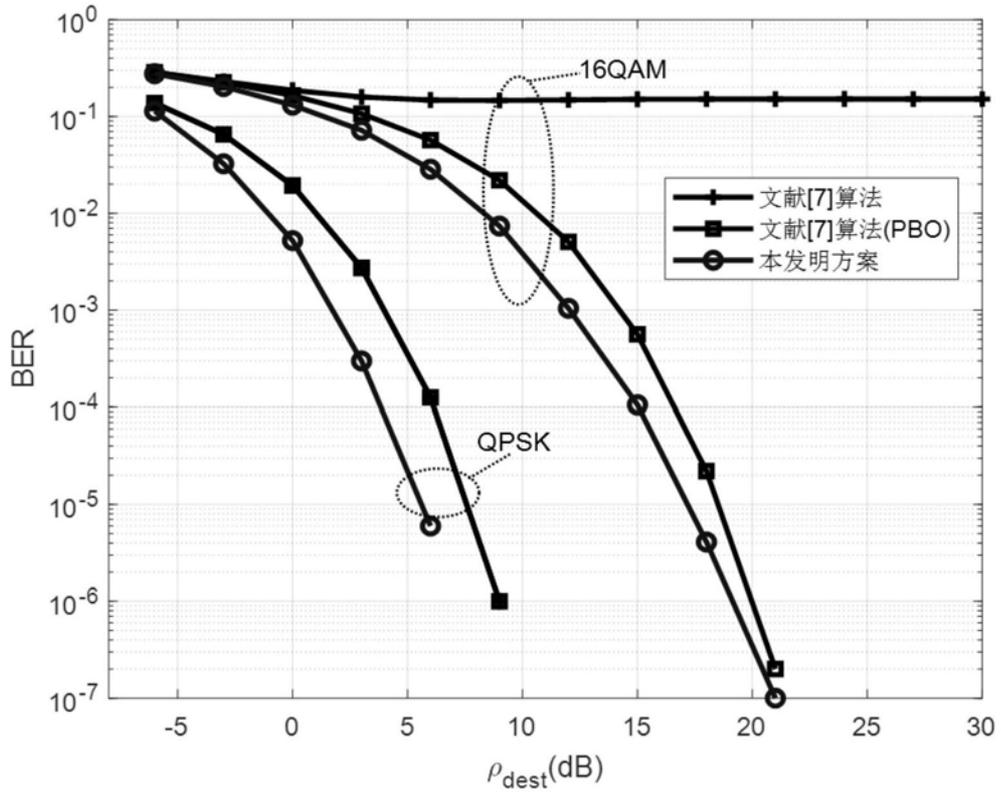


图8

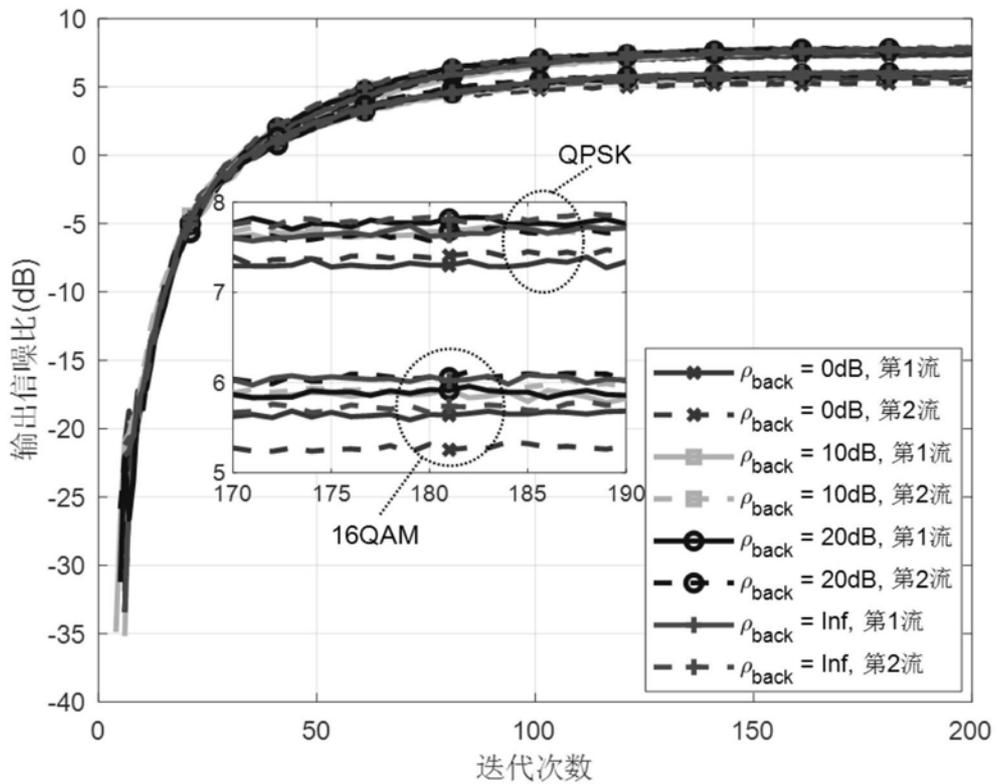


图9

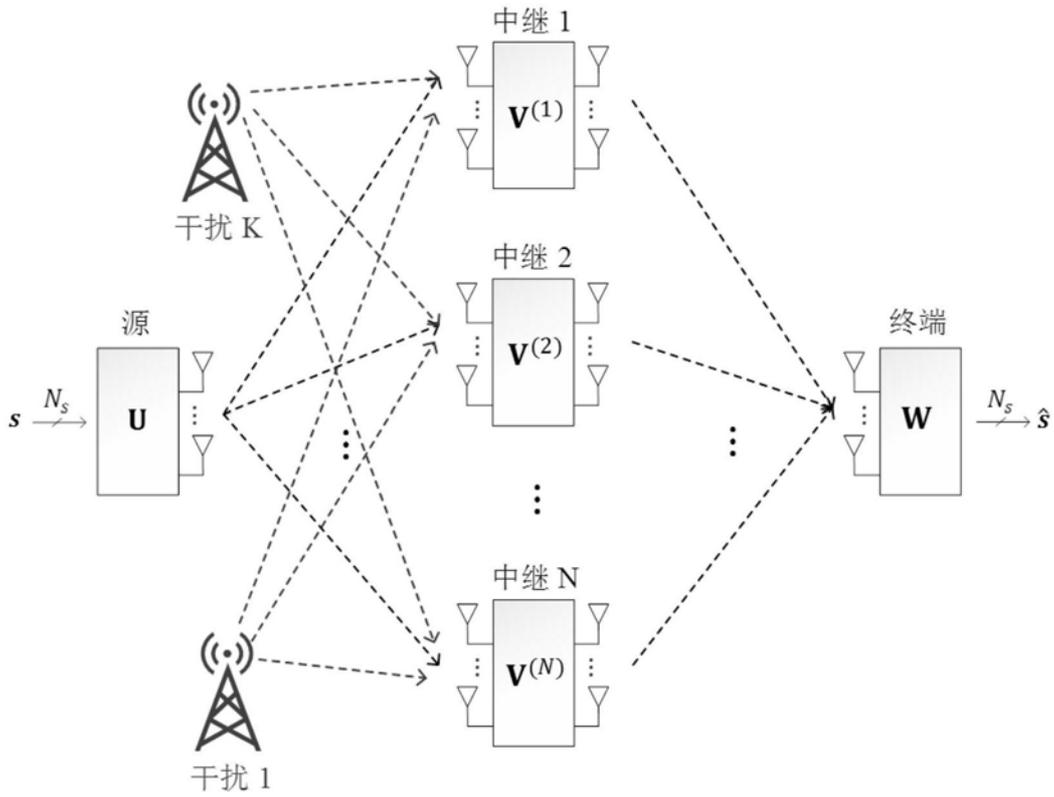


图10

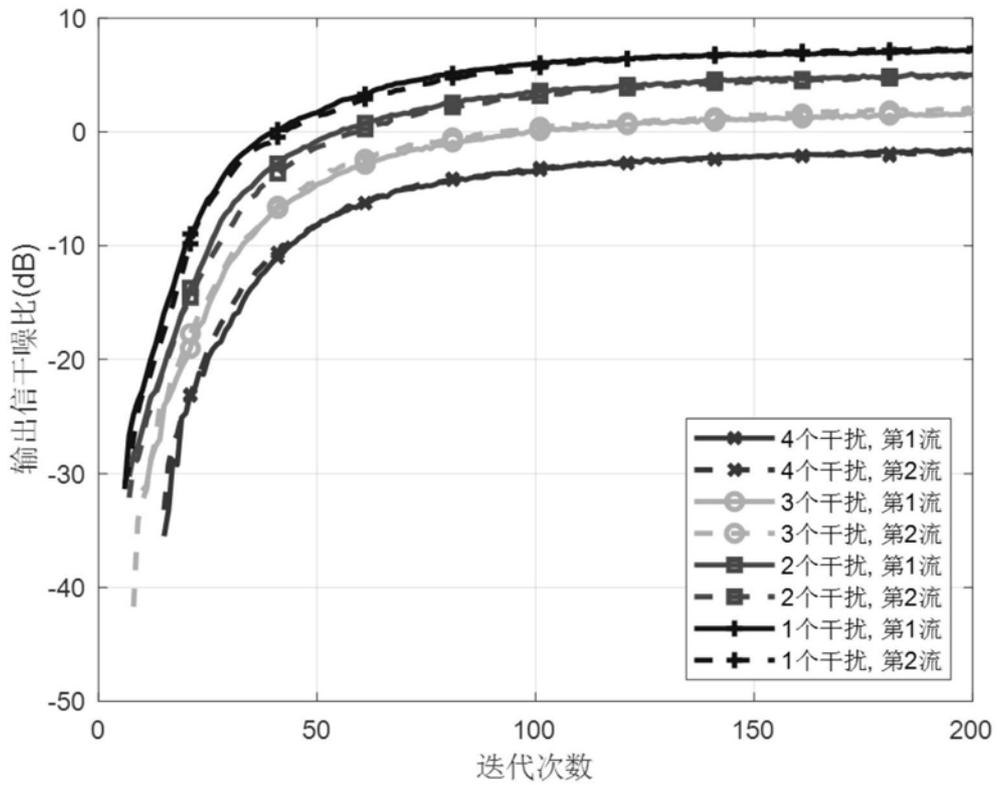


图11