



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118317449 B

(45) 授权公告日 2025. 02. 07

(21) 申请号 202410528429.1

(22) 申请日 2024.04.29

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118317449 A

(43) 申请公布日 2024.07.09

(73) 专利权人 国网四川省电力公司电力科学研究院

地址 610041 四川省成都市高新区锦晖西
二街16号(72) 发明人 张颀 庞博 刘洪利 邹仕富
李赋欣 刘春 张勇毅(74) 专利代理机构 成都行之专利代理有限公司
51220

专利代理师 喻英

(51) Int.Cl.

H04W 74/00 (2009.01)

H04L 1/00 (2006.01)

H04B 17/391 (2015.01)

(56) 对比文件

CN 116032317 A, 2023.04.28

审查员 王菊

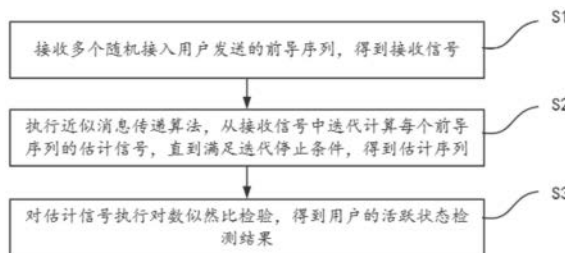
权利要求书3页 说明书11页 附图5页

(54) 发明名称

一种基于去相关近似消息传递算法的活跃
用户检测方法、设备及计算机可读介质

(57) 摘要

本发明公开了一种基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法,涉及信号处理技术领域,该方法包括:接收多个随机接入用户发送的前导序列;执行近似消息传递算法,从所述接收信号中迭代计算每个前导序列的估计序列;在每次迭代计算中,使用上一次迭代的估计信号的最小均方误差设计降噪器,降噪器中的滤波矩阵采用前导序列的去相关矩阵,对所述估计信号执行对数似然比检验,得到用户的活跃状态检测结果。本发明在降噪器中引入去相关矩阵,使得估计误差不相关,实现误差的正交性,从而提高了在大规模天线和高信噪比应用场景下检测结果的准确性。



1. 一种基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法,应用于基站,其特征在于,所述方法包括:

接收多个随机接入用户发送的前导序列,得到接收信号;所述前导序列为所述基站预先向多个所述用户分配的非正交导频序列;

执行近似消息传递算法,从所述接收信号中迭代计算每个前导序列的估计信号,直到满足迭代停止条件,得到估计序列;其中,在每次迭代计算中,使用上一次迭代的估计信号的最小均方误差设计降噪器,所述降噪器中的滤波矩阵为所述前导序列的去相关矩阵,通过所述降噪器对上一次迭代的估计信号进行降噪滤波,从而完成一次迭代计算;

对所述估计序列执行对数似然比检验,得到用户的活跃状态检测结果;

从所述接收信号中迭代计算每个前导序列的估计信号,直到满足迭代停止条件,得到估计序列,包括:

S101,初始化迭代参数:初始化估计信号 $\hat{x}_0 = \mathbf{0}$,初始化残差 $R_0 = Y$,初始化状态变量 $\tau_0 = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|R_0\|_F$,初始化误差方差 $v_0^2 = \frac{L}{K_{tot}} (\tau_0^2 - \sigma^2)$,初始化迭代次数 $t = 1$;其中, Y 为接收信号, M 为基站天线数量, L 为前导序列长度, K_{tot} 为随机接入用户数量, σ^2 为基站接收端的背景噪声方差, $\|R_0\|_F$ 是初始化残差的F范数;

S102,计算前导序列的去相关矩阵 W_t ;

S103,基于用户 k 的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 的最小均方误差设计降噪器,并将降噪器中的滤波矩阵替换为S102中的去相关矩阵;

S104,通过S103中的降噪器对用户 k 的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 进行降噪滤波,得到第 t 次迭代的用户 k 的估计信号 $\hat{x}_t^k$;

S105,更新残差 R_t 、状态变量 τ_t 和误差方差 v_t^2 ;

S106,更新迭代次数 $t = t + 1$,重复执行S102~S105,直到满足迭代停止条件,得到最后一次迭代的估计信号为 $\hat{x}_T^k$;

S107,根据最后一次迭代的估计信号 $\hat{x}_T^k$ 得到估计序列: $\hat{X} = W_T R_T + X_T$,其中, W_T 是最后一次迭代计算的去相关矩阵, R_T 是最后一次迭代的残差, $X_T = (\hat{x}_T^1, \hat{x}_T^2, \dots, \hat{x}_T^k)$,即 $\hat{x}_T^k$ 是 X_T 的列向量。

2. 根据权利要求1所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法,其特征在于,所述接收信号表示为:

$$Y = \sum_{k=1}^{K_{tot}} \alpha_k \sqrt{\rho_k} s_k h_k + W$$

其中, α_k 表示用户 k 的活跃状态, 若用户 k 为活跃用户, 则 $\alpha_k = 1$, 反之 $\alpha_k = 0$; $k \in K_{tot}$, K_{tot} 为随机接入用户总数; ρ_k 为用户 k 的发射功率; s_k 为用户 k 发送的前导序列; h_k 为用户 k 与基站 M 根天线之间的信道向量; W 为基站接收端的加性高斯白噪声, 均值为 0, 方差为 σ^2 。

3. 根据权利要求 2 所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法, 其特征在于, 所述用户 k 与基站 M 根天线之间的信道向量 h_k 表示为:

$$h_k = [\sqrt{\beta_k}g_{k1}, \sqrt{\beta_k}g_{km}, \dots, \sqrt{\beta_k}g_{km}, \dots, \sqrt{\beta_k}g_{kM}]$$

其中, β_k 为用户 k 的大尺度衰落值, g_{km} 表示用户 k 的小尺度衰落值, M 为基站的天线总数, $g_{km} \sim \mathcal{CN}(0,1)$, 表示服从均值为 0, 方差为 1 的高斯白噪声, $h_k \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, 表示 $1 \times M$ 维向量。

4. 根据权利要求 1 所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法, 其特征在于, 前导序列的去相关矩阵计算方法如下:

S110, 基于线性最小均方误差计算准去相关矩阵:

$$\hat{W}_t = v_t^2 S^H (v_t^2 S S^H + \sigma^2 I)^{-1}$$

其中, S 为用户的前导序列矩阵, $S \in \mathbb{C}^{L \times K_{tot}}$, 为 $L \times K_{tot}$ 维矩阵; L 为前导序列长度, K_{tot} 为用户总数; v_t^2 为第 t 次迭代的误差方差, S^H 为 S 的共轭转置, σ^2 为背景噪声方差, I 为单位矩阵;

S120, 基于准去相关矩阵计算前导序列的去相关矩阵:

$$W_t = \frac{K_{tot}}{\text{tr}(\hat{W}_t S)} \hat{W}_t$$

其中, K_{tot} 为随机接入用户总数, $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

5. 根据权利要求 1 所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法, 其特征在于, 所述降噪器表示为:

$$\eta_{t,k}(\hat{x}_t^k) = \phi_{t,k} \left(\frac{\beta_k}{\beta_k + \tau_t^2} \right) \hat{x}_t^k$$

$$\phi_{t,k} = \frac{1}{1 + \frac{1-\epsilon}{\epsilon} \exp \left(- \left(\frac{1}{\tau_t^2} - \frac{1}{\beta_k + \tau_t^2} \right) \hat{x}_t^k (\hat{x}_t^k)^H \right) \left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2} \right)^M}$$

其中, $\hat{x}_t^k$ 是第 t 次选中用户 k 的前导序列估计信号, ϵ 为每个用户随机接入的概率, τ_t 为第 t 次迭代的状态变量, $\tau_t = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|R_t\|_F$, M 为天线数量, L 为前导序列长度, R_t 为第 t 次迭代残差, $\|R_t\|_F$ 为第 t 次迭代残差的 F 范数, β_k 为用户 k 的大尺度衰落值, $(\hat{x}_t^k)^H$ 为 $\hat{x}_t^k$ 的共轭转置, $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2} \right)^H$ 为 $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2} \right)$ 的共轭转置。

6. 根据权利要求 1 所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法, 其特征在于, 通过降噪器对估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 进行降噪滤波, 得到第 t 次迭代的估计信号 $\hat{x}_t^k$, 具体为:

$$\hat{x}_t^k = \eta_{t,k} (W_t R_{t-1} + \hat{x}_{t-1}^k)$$

其中, $\eta_{t,k}$ 为第 t 次迭代的降噪器, W_t 为第 t 次迭代的去相关矩阵, R_{t-1} 为第 $t-1$ 次迭代的残差, $\hat{x}_{t-1}^k$ 为第 $t-1$ 次迭代的用户 k 的估计信号。

7. 根据权利要求1所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法, 其特征在于, 所述对所述估计序列执行对数似然比检验, 得到用户的活跃状态, 包括:

根据对数似然比检验求出判决门限 l_k^t , 判决规则表示为:

$$LLR = \log \left(\frac{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)}{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)} \right) \underset{H_1}{\overset{H_0}{\leq}} l_k^t$$

$$\begin{cases} H_0: & \alpha_k = 0, \text{该用户为不活跃状态} \\ H_1: & \alpha_k = 1, \text{该用户为活跃状态} \end{cases}$$

其中, LLR 表示对数似然比检验判决规则, 则对数似然比小于判决门限 l_k^t 时, 判决为该用户为不活跃状态; 对数似然比大于判决门限 l_k^t 时, 判决为该用户为活跃状态; $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)$ 表示当 $\alpha_k = 1$ 时, 该活跃用户的似然概率, $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)$ 表示当 $\alpha_k = 0$ 时, 该不活跃用户的似然概率, l_k^t 为判决门限;

根据判决门限, 将用户 k 的活动状态表示如下:

$$\hat{\alpha}_k = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{X}(\hat{X})^H > l_k^t \\ 0, & \text{if } \hat{X}(\hat{X})^H < l_k^t \end{cases}$$

其中, $\hat{X}$ 是估计序列, $(\hat{X})^H$ 是 $\hat{X}$ 的共轭转置, $\hat{\alpha}_k = 1$ 表示用户 k 为活跃用户, $\hat{\alpha}_k = 0$ 表示用户 k 为非活跃用户。

8. 一种电子设备, 包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至7中任一项所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

9. 一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 其特征在于, 所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至7中任一项所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

一种基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法、设备及计算机可读介质

技术领域

[0001] 本发明信号处理技术领域,尤其涉及一种基于去相关近似消息传递的活跃用户检测方法。

技术背景

[0002] 蜂窝网络作为世界上最大的无线网络,已经覆盖了世界90%的人口,并且支持远距离、高吞吐量、低延迟和高可靠的无线通信。尤其近年来蜂窝网络采用了各种新兴的无线传输接入技术,例如大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output,MIMO)、毫米波和太赫兹技术,蜂窝物联网可以为各种场景的物联网应用提供统一的解决方案。大规模MIMO技术,即利用基站处的大规模天线阵列,通过简单的信号处理,在相同的时间和频率资源内为数量较多的有源设备提供服务,从根本上重新定义了用户的空间复用,能够为用户创建大量空间自由度。大规模MIMO实现了两个重要特征:信道硬化和有利传播。信道硬化的发生本质上意味着大规模的多天线预处理或后处理将信道转换为几乎确定的量,使链路对瞬时信道的小规模变化具有准免疫性。有利传播的发生意味着随着天线阵列尺寸的增大,对不同用户的传播信道变得更加分离,通过使用空间复用技术有效减轻了用户间干扰。此外,天线阵列增益可以提高信噪比,以满足用户扩展覆盖要求。

[0003] 随着蜂窝物联网中设备连接需求的增加,传统的基于授权的随机接入技术因为其复杂的信令传输过程会导致较长的访问延迟和信令开销成本,降低无线资源的利用效率。因此,基于授权的随机接入协议不再适用于大规模机器类通信场景。在大规模连接中引入免授权的随机接入技术是当前的主要研究方向。免授权的随机接入技术要求活跃用户先发送导频序列到基站以识别用户身份,再传输数据信号,允许用户设备在没有获得基站授权的情况下实现通信。由于无线网络信道的相干时间是有限的,不可能为所有潜在用户设备分配正交导频序列。因此,一个急需解决的具有挑战性的问题是通过使用非正交导频序列在基站处执行活跃用户检测,对潜在用户的状态进行判断,识别活跃用户身份并进行信道估计,继而完成针对活跃用户的通信资源调度和信息传输等传统流程。

[0004] 大规模免授权随机接入技术中,基站通过大规模MIMO系统部署大量天线,根据用户发送的非正交导频序列信号执行活跃用户检测,是一个典型的稀疏信号恢复问题,利用稀疏信号的结构特征,可以转化为压缩感知理论中的多测量向量(Multiple Measurement Vector,MMV)模型。近年来,人们提出各类算法来解决MMV模型下的活跃用户检测问题,从文献搜索结果来看,现有研究主要涉及以下几类算法:

[0005] (1) 基于非凸优化方法的稀疏贝叶斯(sparse Bayesian learning,SBL)算法,由贝叶斯框架推导而来,算法灵活性较大,能够适应性地针对不同信号的先验分布刻画画出估计信号的完整统计值。但是由于计算的复杂性,不适合用于高维问题。

[0006] (2) 基于局部最优选择的贪婪算法扩展而来的分层块匹配追踪(hierarchical block orthogonal matching pursuit,HBOMP)算法,匹配追踪的主要思想是每次迭代时从

字典矩阵中选取与原始信号和残差信号最匹配的原子添加到恢复集合中,以此来逐步逼近稀疏信号,但是该算法需要先验已知信号的稀疏度,并且通过矩阵求逆来进行最小二乘估计,计算复杂度较高。

[0007] (3) 基于凸优化问题的近似消息传递 (Approximate Message Passing, AMP) 算法,该类算法在迭代收缩阈值去噪的基础上,加入消息变量的跟踪式,使其同时拥有迭代阈值算法的低复杂度和基追踪算法的重构能力,进一步提高了稀疏信号的恢复性能,但其对测量矩阵的独立同分布性要求较高,否则算法本身容易发散。

[0008] 针对大规模机器类通信场景中提出的活跃用户检测问题,利用大规模MIMO系统大空间多路复用能力和良好的传播特性,可以更好地支持大规模连接通信中大量设备进行多用户检测。然而,对于大规模MIMO系统机制下的MMV检测问题,基于无线信道的统计信息(大尺度衰落系数)来设计最小均方误差 (Minimum Mean Squared Error, MMSE) 降噪器的MMV-AMP算法在活跃用户检测过程中会变得难以收敛,导致结果准确性不高,尤其是当基站配置天线数目较大和接收信噪比较大时。因此,设计适用于大规模天线和高信噪比场景下的活跃用户检测方法十分必要。

发明内容

[0009] 本发明提供一种基于去相关近似消息传递的活跃用户检测方法及相关电子设备和存储介质,以解决现有活跃用户检测方法在大规模天线和高信噪比应用场景下检测结果准确性不高的问题。

[0010] 本发明通过下述技术方案实现:

[0011] 本发明的第一方面,提供了一种基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法,应用于基站,该方法包括:

[0012] 接收多个随机接入用户发送的前导序列,得到接收信号;所述前导序列为所述基站预先向多个所述用户分配的非正交导频序列;

[0013] 执行近似消息传递算法,从所述接收信号中迭代计算每个前导序列的估计信号,直到满足迭代停止条件,得到估计序列;其中,在每次迭代计算中,使用上一次迭代的估计信号的最小均方误差设计降噪器,所述降噪器中的滤波矩阵为所述前导序列的去相关矩阵,通过所述降噪器对上一次迭代的估计信号进行降噪滤波,从而完成一次迭代计算;

[0014] 对所述估计信号执行对数似然比检验,得到用户的活跃状态检测结果。

[0015] 本发明在MMV-AMP检测方法的基础上引入了前导序列的去相关矩阵,代替降噪器中的滤波矩阵与残差信号进行计算,使得估计误差不相关,实现误差的正交性,从而改变前导序列与每次迭代残差的相关性,提高了在大规模天线和高信噪比应用场景下检测结果的准确性。

[0016] 进一步地,从所述接收信号中迭代计算每个前导序列的估计信号,直到满足迭代停止条件,得到估计序列,包括:

[0017] S101, 初始化迭代参数:初始化估计信号 $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{0}$, 初始化残差 $\mathbf{R}_0 = \mathbf{Y}$, 初始化状态变量 $\tau_0 = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|\mathbf{R}_0\|_F$, 初始化误差方差 $v_0^2 = \frac{L}{K_{tot}} (\tau_0^2 - \sigma^2)$, 初始化迭代次数 $t = 1$; 其中, $\mathbf{Y}$ 为接收信号, M 为基站天线数量, L 为前导序列长度, K_{tot} 为随机接入用户数量, σ^2 为基站接收端的

背景噪声方差, $\|R_0\|_F$ 是初始化残差的F范数;

[0018] S102, 计算前导序列的去相关矩阵 W_t ;

[0019] S103, 基于用户k的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 的最小均方误差设计降噪器, 并将降噪器中的滤波矩阵替换为S102中的去相关矩阵;

[0020] S104, 通过S103中的降噪器对用户k的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 进行降噪滤波, 得到第t次迭代的用户k的估计信号 $\hat{x}_t^k$;

[0021] S105, 更新残差 R_t 、状态变量 τ_t 和误差方差 v_t^2 ;

[0022] S106, 更新迭代次数 $t = t + 1$, 重复执行S102 ~ S105, 直到满足迭代停止条件, 得到最后一次迭代的估计信号为 $\hat{x}_T^k$;

[0023] S107, 根据最后一次迭代的估计信号 $\hat{x}_T^k$ 得到估计序列: $\hat{X} = W_T R_T + X_T$, 其中, W_T 是最后一次迭代计算的去相关矩阵, R_t 是最后一次迭代的残差, $X_T = (\hat{x}_T^1, \hat{x}_T^2, \dots, \hat{x}_T^k)$, 即 $\hat{x}_T^k$ 是 X_T 的列向量。

[0024] 进一步地, 所述接收信号表示为:

$$[0025] \quad Y = \sum_{k=1}^{K_{tot}} \alpha_k \sqrt{\rho_k} s_k h_k + W$$

[0026] 其中, α_k 表示用户k的活跃状态, 若用户k为活跃用户, 则 $\alpha_k = 1$, 反之 $\alpha_k = 0$; $k \in K_{tot}$, K_{tot} 为随机接入用户总数; ρ_k 为用户k的发射功率; s_k 为用户k发送的前导序列; h_k 为用户k与基站M根天线之间的信道向量; W 为基站接收端的加性高斯白噪声, 均值为0, 方差为 σ^2 。

[0027] 进一步地, 所述用户k与基站M根天线之间的信道向量 h_k 表示为:

$$[0028] \quad h_k = [\sqrt{\beta_k} g_{k1}, \sqrt{\beta_k} g_{k2}, \dots, \sqrt{\beta_k} g_{kM}]$$

[0029] 其中, β_k 为用户k的大尺度衰落值, g_{km} 表示用户k的小尺度衰落值, M 为基站的天线总数, $g_{km} \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 表示服从均值为0, 方差为1的高斯白噪声, $h_k \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, 表示 $1 \times M$ 维向量。

[0030] 进一步地, 前导序列的去相关矩阵计算方法如下:

[0031] S110, 基于线性最小均方误差计算准去相关矩阵:

$$[0032] \quad \hat{W}_t = v_t^2 S^H (v_t^2 S S^H + \sigma^2 I)^{-1}$$

[0033] 其中, S 为用户的前导序列矩阵, $S \in \mathbb{C}^{L \times K}$, 为 $L \times K$ 维矩阵; L 为前导序列长度, K 为用户总数; v_t^2 为第t次迭代的误差方差, S^H 为 S 的共轭转置, σ^2 为背景噪声方差, I 为单位矩阵;

[0034] S120, 基于准去相关矩阵计算前导序列的去相关矩阵:

$$[0035] \quad W_t = \frac{K_{tot}}{\text{tr}(\hat{W}_t S)} \hat{W}_t$$

[0036] 其中, K_{tot} 为随机接入用户总数, $\text{tr}()$ 为矩阵的迹。

[0037] 进一步地, 降噪器表示为:

$$[0038] \quad \eta_{t,k}(\hat{x}_t^k) = \phi_{t,k} \left(\frac{\beta_k}{\beta_k + \tau_t^2} \right) \hat{x}_t^k$$

$$[0039] \quad \phi_{t,k} = \frac{1}{1 + \frac{1-\epsilon}{\epsilon} \exp\left(-\left(\frac{1}{\tau_t^2} - \frac{1}{\beta_k + \tau_t^2}\right) \hat{x}_t^k (\hat{x}_t^k)^H\right) \left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2}\right)^M}$$

[0040] 其中, $\hat{x}_t^k$ 是第t次迭中用户k的前导序列估计信号, ϵ 为每个用户随机接入的概率, τ_t 为第t次迭代的状态变量, $\tau_t = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|R_t\|_F$, M为天线数量, L为前导序列长度, R_t 为第t次迭代残差, $\|R_0\|_F$ 是初始化残差的F范数, β_k 为用户k的大尺度衰落值, $(\hat{x}_t^k)^H$ 为 $\hat{x}_t^k$ 的共轭转置, $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2}\right)^H$ 为 $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2}\right)$ 的共轭转置。

[0041] 进一步地, 通过降噪器对估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 进行降噪滤波, 得到第t次迭代的估计信号 $\hat{x}_t^k$, 具体为:

$$[0042] \quad \hat{x}_t^k = \eta_{t,k} (W_t R_{t-1} + \hat{x}_{t-1}^k)$$

[0043] 其中, $\eta_{t,k}$ 为第t次迭代的降噪器, W_t 为第t次迭代的去相关矩阵, R_{t-1} 为第t-1次迭代的残差, $\hat{x}_{t-1}^k$ 为第t-1次迭代的用户k的估计信号。

[0044] 进一步地, 通过降噪器对估计信号 $\hat{x}_{t-1}$ 进行降噪滤波, 得到第t次迭代的估计信号 $\hat{x}_t$, 具体为:

$$[0045] \quad \hat{x}_t = \eta_{t,k} (W^{t-1} R^{t-1} + \hat{x}_{t-1})$$

[0046] 其中, $\eta_{t,k}$ 为第t次迭代的降噪器, W^{t-1} 为第t-1次迭代的去相关矩阵, R^{t-1} 为第t-1次迭代的残差, $\hat{x}_{t-1}$ 为第t-1次迭代的估计信号。

[0047] 进一步地, 对所述估计序列执行对数似然比检验, 得到用户的活跃状态, 包括:

[0048] 根据对数似然比检验求出判决门限 l_k^t , 判决规则表示为:

$$[0049] \quad \text{LLR} = \log \left(\frac{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)}{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)} \right) \underset{H_1}{\overset{H_0}{\leq}} l_k^t$$

$$[0050] \quad \begin{cases} H_0: & \alpha_k = 0, \text{该用户为不活跃状态} \\ H_1: & \alpha_k = 1, \text{该用户为活跃状态} \end{cases}$$

[0051] 其中, LLR表示对数似然比检验判决规则, 则对数似然比小于判决门限 l_k^t 时, 判决为该用户为不活跃状态; 对数似然比大于判决门限 l_k^t 时, 判决为该用户为活跃状态。 $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)$ 表示当 $\alpha_k = 1$ 时, 该活跃用户的似然概率, $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)$ 表示当 $\alpha_k = 0$ 时, 该不活跃用户的似然概率, l_k^t 为判决门限;

[0052] 根据判决门限, 将用户k的活动状态表示如下:

$$[0053] \quad \hat{\alpha}_k = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{X}(\hat{X})^H > l_k^t \\ 0, & \text{if } \hat{X}(\hat{X})^H < l_k^t \end{cases}$$

[0054] 其中, $\hat{X}$ 是估计序列, $(\hat{X})^H$ 是 $\hat{X}$ 的共轭转置, $\hat{\alpha}_k = 1$ 表示用户k为活跃用户, $\hat{\alpha}_k = 0$

表示用户k为非活跃用户。

[0055] 本发明的第二方面,提供了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现本发明第一方面任一项所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

[0056] 本发明的第三方面,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现本发明第一方面任一项所述的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

[0057] 本发明与现有技术相比,具有如下的优点和有益效果:引入了前导序列去相关矩阵代替降噪器中的滤波矩阵,通过区相关矩阵与残差信号进行计算,使得估计误差不相关,实现误差的正交性,从而改变前导序列与每次迭代残差的相关性,提高了在大规模天线和高信噪比应用场景下检测结果的准确性。实验结果表明,采用线性最小均方误差计算前导序列的去相关矩阵具有优异性能表现。

附图说明

[0058] 为了更清楚地说明本发明示例性实施方式的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。在附图中:

[0059] 图1是本发明实施例的一种去相关近似消息传递的活跃用户检测方法的流程图;

[0060] 图2是本发明实施例的一种迭代求解的流程示意图;

[0061] 图3是本发明实施例的一种活跃用户检测结果对比图;

[0062] 图4是采用三种不同的去相关矩阵的漏检率对比图;

[0063] 图5是采用三种不同的去相关矩阵的虚警率对比图。

具体实施方式

[0064] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,下面结合实施例和附图,对本发明作进一步的详细说明,本发明的示意性实施方式及其说明仅用于解释本发明,并不作为对本发明的限定。

[0065] 需要说明的是,本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形,意图在于覆盖不排他的包含,例如,包含了一系列步骤或单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于或设备固有的其它步骤或单元。

[0066] 在本申请的各种实施例中使用的术语仅用于描述特定实施例的目的并且并非意在限制本申请的各种实施例。如在此所使用,单数形式意在也包括复数形式,除非上下文清楚地另有指示。除非另有限定,否则在这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语)具有与本申请的各种实施例所属领域普通技术人员通常理解的含义相同的含义。所述术语(诸如在一般使用的词典中限定的术语)将被解释为具有与在相关技术领域中的语境含义相同的含义并且将不被解释为具有理想化的含义或过于正式的含义,除非在本申请的各种实施例中被清楚地限定。

[0067] MMV-AMP算法呈现病态和难以预测的行为,从而影响了正常的活跃用户检测性能。

在高信噪比区域时,MMV-AMP算法难以区分估计误差的噪声方差和接收端的高斯加性白噪声,导致倾向于把不活跃的用户视为活跃的。为解决这一问题,本发明设计了适用于大规模天线和高信噪比场景下的活跃用户检测方法,通过在MMV-AMP算法的基础上引入了基于线性最小均方误差(Linear Minimum Mean Square Error,LMMSE)去相关矩阵,改进了用户活跃检测的稳定性和鲁棒性,从而提高了在大规模天线和高信噪比应用场景下检测结果的准确性。

[0068] 如图1所示,图1是本发明的一种基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法的流程图,本发明的方法应用于基站端检测活跃用户,进而为活跃用户分配正交前导序列,实现无授权通信。包括以下步骤:

[0069] S1,接收多个随机接入用户发送的前导序列,得到接收信号;其中,前导序列为基站预先向多个用户分配的非正交导频序列;

[0070] S2,执行近似消息传递算法,从接收信号中迭代计算每个前导序列的估计信号,直到满足迭代停止条件,得到估计序列;其中,在每次迭代计算中,使用上一次迭代的估计信号的最小均方误差设计降噪器,降噪器中的滤波矩阵为前导序列的去相关矩阵,通过降噪器对上一次迭代的估计信号进行降噪滤波,从而完成一次迭代计算;

[0071] S3,对估计信号执行对数似然比检验,得到用户的活跃状态检测结果。

[0072] 检测环境考虑蜂窝网络中的上行通信系统,基站天线采用大规模均匀线性阵列(Uniform Linear Array,ULA)的方式分布。假设置的天线数目为M,蜂窝小区中随机分布 K_{tot} 个单天线用户,所有用户的信道参数在每个相干时间 T_c 内是保持不变的,且保持相互独立。

[0073] 在步骤S1中,蜂窝小区中随机接入基站的用户向基站发送的前导序列由基站预先向蜂窝小区内用户随机进行分配,即在步骤S1之前,基站已经为每个用户分配了一条唯一的前导序列 $s_k \in \mathbb{C}^{(L \times 1)}$ 用于进行身份认证。其中,k为用户编号, S_k 表示用户k的前导序列,每个用户用于身份认证的前导序列由独立同分布的高斯序列生成,且每条高斯序列长度为L,满足

$$[0074] \quad \|s_k\|_2^2 = 1。$$

[0075] 各个用户每次随机接入无线网络时,在L个时隙内向蜂窝基站发送分配到的前导序列 s_k ;则基站的接收序列可以表示为发送信号的线性组合加上噪声项:

$$[0076] \quad Y = \sum_{k=1}^{K_{tot}} \alpha_k \sqrt{\rho_k} s_k h_k + W$$

[0077] 其中,Y为基站的接收信号, α_k 表示用户k的活跃状态,若用户k为活跃用户,则 $\alpha_k = 1$,反之 $\alpha_k = 0$; $k \in K_{tot}$, K_{tot} 为随机接入用户总数; ρ_k 为用户k的发射功率; s_k 为用户k发送的前导序列; K_{tot} 为随机接入用户总数; h_k 为用户k与基站的M根天线间的信道向量;

[0078] 其中,用户k与基站的M根天线间的信道向量表示为:

$$[0079] \quad h_k = [\sqrt{\beta_k} g_{k1}, \sqrt{\beta_k} g_{km}, \dots, \sqrt{\beta_k} g_{km}, \dots, \sqrt{\beta_k} g_{kM}]$$

[0080] 其中, $h_k \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, $\mathbb{C}^{1 \times M}$ 表示 $1 \times M$ 维向量; β_k 表示大尺度衰落值, g_{km} 表示用户k的小尺度衰落值,M为基站的天线总数, $g_{km} \sim \mathcal{CN}(0,1)$; $W = [w_1, w_2, \dots, w_M] \in \mathcal{CN}(0, \sigma^2 I)$ 为基

站接收端的加性高斯白噪声,均值为0,方差为 σ^2 , I 为单位矩阵。

[0081] 检测用户活跃度的关键在于准确的从接收信号中还原出用户发送的前导序列,因此在步骤S2中,基站通过近似消息传递算法从接收信号 Y 中通过迭代计算估计出每个用户发送的前导序列,进而可根据估计的前导序列检测用户活跃度。

[0082] 在执行步骤S2之前,基站从本地存储中调取估计所需的参数。基站在本地预先存储了估计所需的参数,包括每个用户到基站的大尺度衰落值 β_k 、背景噪声方差 σ^2 和用户前导序列 $S \in \mathbb{C}^{(L \times K)}$,基站为每个用户分配非正交导波序列时将分配的前导序列存储在了本地。如图2所述是迭代求解的流程示意图,步骤S2中的迭代计算过程具体为:

[0083] S101,初始化迭代参数:初始化估计信号 $\hat{x}_0 = 0$,初始化残差 $R_0 = Y$,初始化状态变量 $\tau_0 = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|R_0\|_F$,初始化误差方差 $v_0^2 = \frac{L}{K_{tot}} (\tau_0^2 - \sigma^2)$,初始化迭代次数 $t=1$;其中, Y 为接收信号, M 为基站天线数量, L 为前导序列长度, K_{tot} 为随机接入用户数量, σ^2 为基站接收端的背景噪声方差, $\|R_0\|_F$ 是初始化残差的F范数;

[0084] S102,计算前导序列的去相关矩阵 W_t 。

[0085] S103,基于用户 k 的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 的最小均方误差设计降噪器,并将降噪器中的滤波矩阵替换为S102中的去相关矩阵。

[0086] S104,通过S103中的降噪器对估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 进行降噪滤波,得到第 t 次迭代的估计信号 $\hat{x}_t^k$ 。

[0087] S105,更新残差 R_t 、状态变量 τ_t 和误差方差 v_t^2 。

[0088] S106,重复执行S102~S105,直到满足迭代停止条件,得到最后一次迭代的估计信号 $\hat{x}_T^k$ 。

[0089] 进一步地,根据最后一次迭代的估计信号 $\hat{x}_T^k$ 得到估计序列,具体为:

[0090] S107,根据最后一次迭代的估计信号计算估计序列 $\hat{X}$:

$$[0091] \quad \hat{X} = W_T R_T + X_T$$

[0092] 其中, W_T 是最后一次迭代计算的去相关矩阵, R_T 是最后一次迭代的残差, $X_T = (\hat{x}_T^1, \hat{x}_T^2, \dots, \hat{x}_T^K)$,即 $\hat{x}_T^k$ 是 X_T 的列向量。

[0093] 进一步地,在步骤S102中,基于线性最小均方误差 (Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE) 计算前导序列的去相关矩阵,包括:

[0094] S110,基于线性最小均方误差计算准去相关矩阵:

$$[0095] \quad \hat{W}_t = v_t^2 S^H (v_t^2 S S^H + \sigma^2 I)^{-1}$$

[0096] 其中, S 为用户的前导序列矩阵, $S \in \mathbb{C}^{L \times K}$,为 $L \times K$ 维矩阵; L 为前导序列长度, K 为接入用户总数; v_t^2 为第 t 次迭代的误差方差, S^H 为 S 的共轭转置, σ^2 为背景噪声方差, I 为单位矩阵。

[0097] S120,基于准去相关矩阵计算前导序列的去相关矩阵:

$$[0098] \quad W_t = \frac{K_{tot}}{\text{tr}(\hat{W}_t S)} \hat{W}_t$$

[0099] 其中, K_{tot} 为随机接入用户总数, $\text{tr}()$ 为矩阵的迹。

[0100] 在步骤S103中, 根据Y估计出的估计信号的最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 设计降噪器 $\eta_{t,k}$, $\eta_{t,k}(\hat{x}_{t,k}): \mathbb{C}^{1 \times M} \rightarrow \mathbb{C}^{1 \times M}$ 表示将输入信号 $\hat{x}_{t,k} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$ 经过滤波处理得到降噪后的信号 $\hat{x}_{t,k}' \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, 该降噪器不改变输入信号的可以利用用户的大尺度衰落统计实现更准确的降噪处理, 因此, 降噪器 $\eta_{t,k}(\hat{x}_t^k)$ 由条件期望 $E[X_k | \hat{X}_t^k]$ 展开为:

$$\begin{aligned} \eta_{t,k}(\hat{x}_t^k) &= E[X_k | \hat{X}_t^k = \hat{x}_t^k] \\ [0101] \quad &= \phi_{t,k} \left(\frac{\beta_k}{\beta_k + \tau_t^2} \right) \hat{x}_t^k \end{aligned}$$

$$[0102] \quad \phi_{t,k} = \frac{1}{1 + \frac{1-\epsilon}{\epsilon} \exp\left(-\left(\frac{1}{\tau_t^2} - \frac{1}{\beta_k + \tau_t^2}\right) \hat{x}_t^k (\hat{x}_t^k)^H\right) \left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2}\right)^M}$$

[0103] 其中, X_k 为用户k的信号, $\hat{X}_t^k$ 为用户k的估计信号, $\hat{x}_t^k$ 是第t次迭中用户k的前导序列估计信号, ϵ 为每个用户随机接入的概率, τ_t 为第t次迭代的状态变量 $\tau_t = \frac{1}{\sqrt{ML}} \|R_t\|_F$, M为天线数量, L为前导序列长度, R_t 为第t次迭代残差, $\|R_0\|_F$ 是初始化残差的F范数, β_k 为用户k的大尺度衰落值, $(\hat{x}_t^k)^H$ 为 $\hat{x}_t^k$ 的共轭转置, $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_{t-1}^2}\right)^H$ 是 $\left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_{t-1}^2}\right)$ 的共轭转置。

[0104] 在步骤S104中, 将用户k的估计信号 $\hat{x}_{t-1}^k$ 输入降噪器, 利用去相关函数对第t次迭代的残差信号进行匹配滤波, 得到滤波后的信号为:

$$[0105] \quad \hat{x}_t^k = \eta_{t,k}(W_t R_{t-1} + \hat{x}_{t-1}^k)$$

[0106] 其中, $\eta_{t,k}$ 为第t次迭代的降噪器, W_t 为第t次迭代的去相关矩阵, R_{t-1} 为第t-1次迭代的残差, $\hat{x}_{t-1}^k$ 为第t-1次迭代的用户k的估计信号。

[0107] 在步骤S105中, 计算第t次迭代残差:

$$[0108] \quad R_t = Y - SX^{t-1} + \frac{K_{\text{tot}}}{L} R^{t-1} \sum_{k=1}^{K_{\text{tot}}} \frac{\eta'_{t,k}((s_k)^H R_{t-1} + x_{t-1}^k)}{K_{\text{tot}}}$$

[0109] 其中, Y是接收信号, S是前导序列矩阵, X^{t-1} 是t-1次迭代的估计信号矩阵, s_k 是用户k的前导序列, $(s_k)^H$ 是 s_k 的共轭转置, R_{t-1} 是第t-1次迭代的残差, x_{t-1}^k 是第t-1次迭代的用户k的估计信号, $\eta_{t,k}$ 是第k次迭代的降噪器, $\eta'_{t,k}$ 是 $\eta_{t,k}$ 的一阶导数。

[0110] 考虑在每次迭代中估计信号的数学模型可以表示为原始信号与加性高斯白噪声的和值, 即:

$$[0111] \quad \hat{x}_t^k = x_t^k + \tau_t z_t$$

[0112] 其中, z_t 为一个具有零均值和单位方差的复高斯量, x_t^k 为第t次迭代的用户k的估计信号, $z_t \sim \mathcal{CN}(0,1)$, 误差方差 $v^2 = E\{(\hat{x}^k - x^k)^2\}$, 其中, $\hat{x}^k$ 为估计信号, x^k 为原始信号。因此, 由状态演进递归分析可得第t次迭代的误差方差为:

$$[0113] \quad v_t^2 = [(\eta_t(X + \tau_{t-1} Z_{t-1}) - X)^H \times (\eta_{t-1}(X + \tau_{t-1} Z_{t-1}) - X)]$$

[0114] 其中, η_t 为第t次迭代的降噪函数, X为估计信号, Z_{t-1} 为复高斯量, τ_{t-1} 为第t-1次迭

代的状态变量。

[0115] 第t次迭代的状态变量为：

$$[0116] \quad \tau_t^2 = \frac{K_{tot}}{L} v_t^2 + \sigma^2$$

[0117] 其中, v_t^2 为第t次迭代时的误差方差, σ^2 为背景噪声方差, K_{tot} 为用户总数, L 为前导序列长度。

[0118] 因此, 第t次迭代时的误差方差可以表示为：

$$[0119] \quad v_t^2 = \frac{L}{K_{tot}} (\tau_t^2 - \sigma^2)$$

[0120] 式中, τ_t^2 为第t次迭代时的状态变量, σ^2 为背景噪声方差, K_{tot} 为用户总数, L 为前导序列长度。

[0121] 步骤S106中, 使迭代次数 $t = t + 1$, 重复执行步骤102 ~ S105, 直到迭代次数达到迭代次数阈值T, 或者残差小于预设值, 则结束迭代过程, 得到最后一次迭代的估计信号。

[0122] 在步骤S107中, 输出包含噪声的估计序列：

$$[0123] \quad \hat{X} = W_T R_T + X_T$$

[0124] 其中, W_T 是最后一次迭代计算的去相关矩阵, R_T 是最后一次迭代的残差, X_T 是最后一次迭代的降噪信号。

[0125] 在步骤S3中, 对估计序列 $\hat{X}$ 采用对数似然比 (log-likelihood ratio, LLR) 检验, 实现用户活动结果最优判决。具体地, LLR 最优判决规则表示为：

$$[0126] \quad \text{LLR} = \log \left(\frac{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)}{p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)} \right) \underset{H_0}{\overset{H_0}{\leq}} l_k^t$$

[0127] 其中, LLR 表示对数似然比检验判决规则, $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1)$ 表示当 $\alpha_k = 1$ 时, 该活跃用户的似然概率, $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)$ 表示当 $\alpha_k = 0$ 时, 该不活跃用户的似然概率, l_k^t 为判决门限。

[0128] 根据活跃与不活跃用户的似然概率可得：

$$[0129] \quad \text{LLR} = \|\hat{x}_k^{t+1}\|_2^2 \left(\frac{1}{\tau_t^2} - \frac{1}{\beta_k + \tau_t^2} \right) - M \log \left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2} \right)$$

[0130] 为了使不同用户具有相同的似然概率, 令 $p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 1) = p(\hat{x}_k^t | \alpha_k = 0)$, 化简得到的判决表达式及阈值门限为：

$$[0131] \quad \|\hat{x}_k^{t+1}\|_2^2 \underset{H_0}{\overset{H_0}{\leq}} l_k^t = M \log \left(1 + \frac{\beta_k}{\tau_t^2} \right) / \left(\frac{1}{\tau_t^2} - \frac{1}{\tau_t^2 + \beta_k} \right)$$

[0132] 因此, 根据判决门限, 将用户k的活动状态表示如下：

$$[0133] \quad \hat{\alpha}_k = \begin{cases} 1, & \text{if } \hat{x}(\hat{x})^H > l_k^t \\ 0, & \text{if } \hat{x}(\hat{x})^H < l_k^t \end{cases}$$

[0134] 其中, $\hat{X}$ 是估计序列, $(\hat{X})^H$ 是 $\hat{X}$ 的共轭转置, $\hat{\alpha}_k = 1$ 表示用户k为活跃用户, $\hat{\alpha}_k = 0$ 表示用户k为非活跃用户。

[0135] 本发明基于MMSE降噪器的MMV-AMP算法检测活跃用户,增加了去相关操作。利用线性最小均方误差求出前导信序列矩阵S对应的去相关矩阵,代替降噪器中的滤波矩阵与残差信号进行计算,使得估计误差不相关,实现误差的正交性,从而改变前导序列与每次迭代残差的相关性。因此,本发明所提方法有利于增强用户在不同信噪比范围的信号检测的鲁棒性问题。

[0136] 下面基于上述检测方法对蜂窝小区内用户进行仿真实验,以验证本发明的检测方法的有效性。

[0137] 仿真实验应用的通信场景设置为:基站天线数 $M=64$,蜂窝小区总用户数 $K_{\text{tot}}=2000$,活跃用户数 $K_a=120$,用户发射功率 $p=15\text{dBm}$,其余仿真参数设置如表1所示。

[0138] 表1场景仿真参数

[0139]	仿真参数	设置值
	用户发射功率	15dBm
	大尺度衰落系数	-128.1dB
	大尺度衰落对数系数	-37.6dB
	噪声功率谱密度	-169dBm/Hz
	带宽	10MHz

[0140] 由以上参数计算的路径损耗为:

[0141] $\beta_k [\text{dB}] = -128.1 - 37.6 \log_{10}(d_k)$

[0142] 其中, d_k 为用户k到基站的水平距离,单位为km, d_k 的值根据用户分布的中间距离[0.2km,0.5km]随机选取。

[0143] 采用阻尼和自适应迭代方式的Enhanced-AMP算法,以及AMP算法与本发明的检测算法进行比较,如图3所示是活跃用户检测结果对比图,图中横坐标为前导序列长度,纵坐标为活跃用户检测错误率,错误检测率=漏检率+虚警率,漏检率为将活跃用户判决为不活跃用户的检测结果占总检测结果的比值,虚警率为将不活跃用户判决为活跃用户的检测结果占总检测结果的比值。

[0144] 从图3可以看出,当前导序列长度小于105时,Enhanced-AMP方法的活跃用户检测错误概率最优,但是随着前导序列长度增加而性能趋于平缓;当前导序列长度大于110时,基于本发明的方法的活跃用户检测错误概率随着输入前导序列长度增加急剧下降,与另外两种AMP方法有较大差距。因此,当前导序列长度大于活跃用户数目时,采用本发明方法的输出性能最好。

[0145] 图4、图5所示是采用三种不同的去相关矩阵替换降噪器的滤波矩阵的检测结果对比图,图4是采用三种不同的去相关矩阵的漏检率对比图,图5是采用三种不同的去相关矩阵的虚警率对比图。三种去相关矩阵分别为LMMSE去相关矩阵、伪逆(pseudo-inverse, PINV)去相关矩阵、匹配滤波器(Matched Filter, MF)去相关矩阵。从图4和图5可以看出,基于MF去相关方法的活跃用户检测错误率随着前导序列长度增加而趋于平稳;基于PINV去相关方法的活跃用户检测错误率随着前导序列长度增加而急剧下降,但是与基于LMMSE的性能仍有差距;因此,采用LMMSE去相关方法的输出性能最好,保证估计误差最小化。

[0146] 本发明的第二方面,提供一种电子设备,该电子设备包括处理器、存储器、输入装置、输出装置以及通信装置;计算机设备中处理器的数量可以是一个或多个,电子设备中的处理器、存储器、输入装置和输出装置可以通过总线或其他方式连接。

[0147] 存储器作为一种计算机可读存储介质,可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块。处理器通过运行存储在存储器中的软件程序、指令以及模块,从而执行电子设备的各种功能应用以及数据处理,以实现本发明上述任一实施例的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

[0148] 存储器可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序;存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此外,存储器可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中,存储器可进一步包括相对于处理器远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至电子设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0149] 本发明的第三方面,提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,当该计算机程序被处理器执行时实现本发明上述任一实施例的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。其中,存储介质可以是ROM/RAM、磁碟、光盘等。

[0150] 本发明的第五方面,提供一种计算机程序产品,当该计算机程序产品在计算机上运行时,使得计算机执行本发明上述任一实施例的基于去相关近似消息传递算法的活跃用户检测方法。

[0151] 以上所述的具体实施方式,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,所应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施方式而已,并不用于限定本发明的保护范围,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

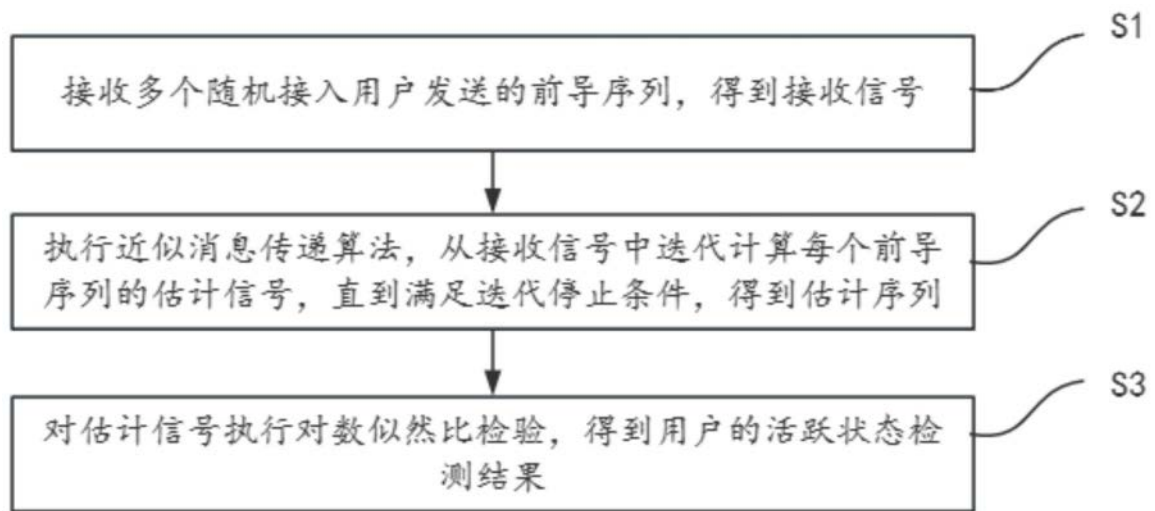


图1

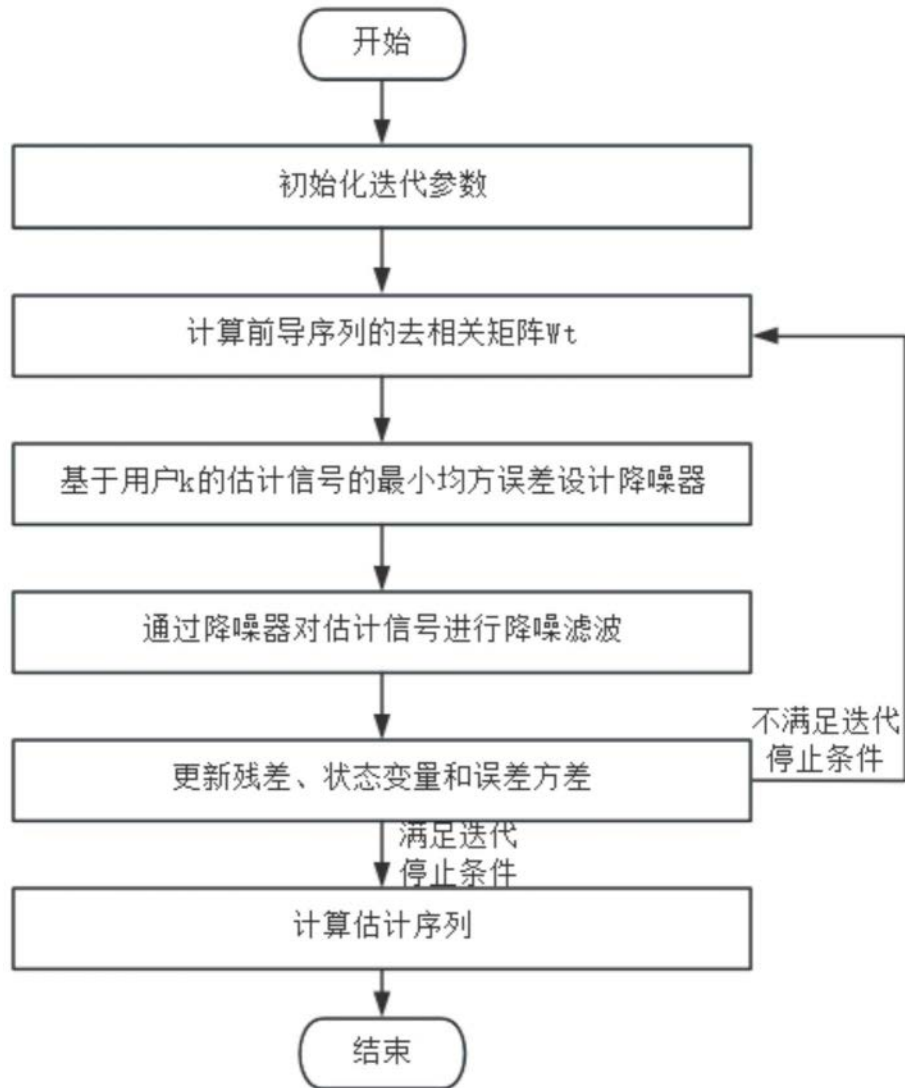


图2

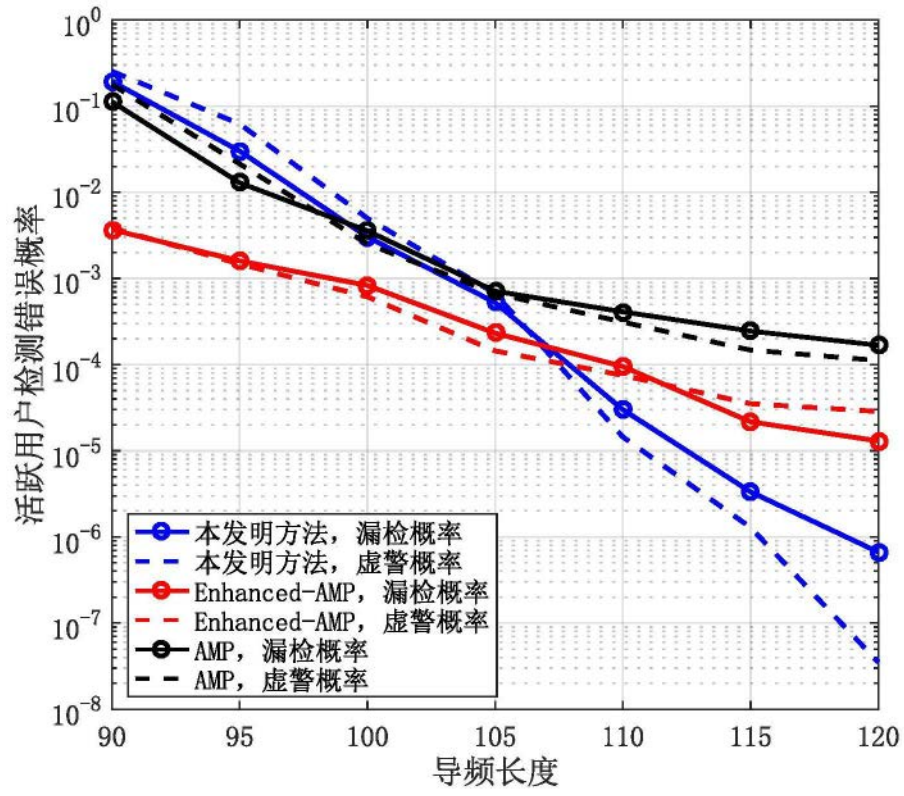


图3

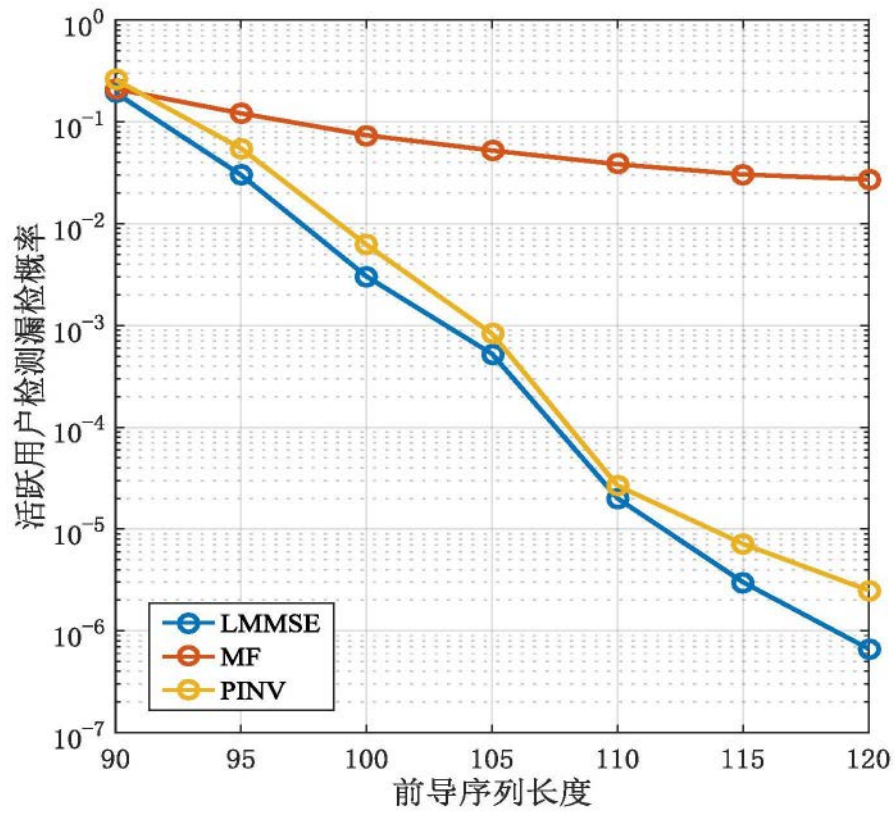


图4

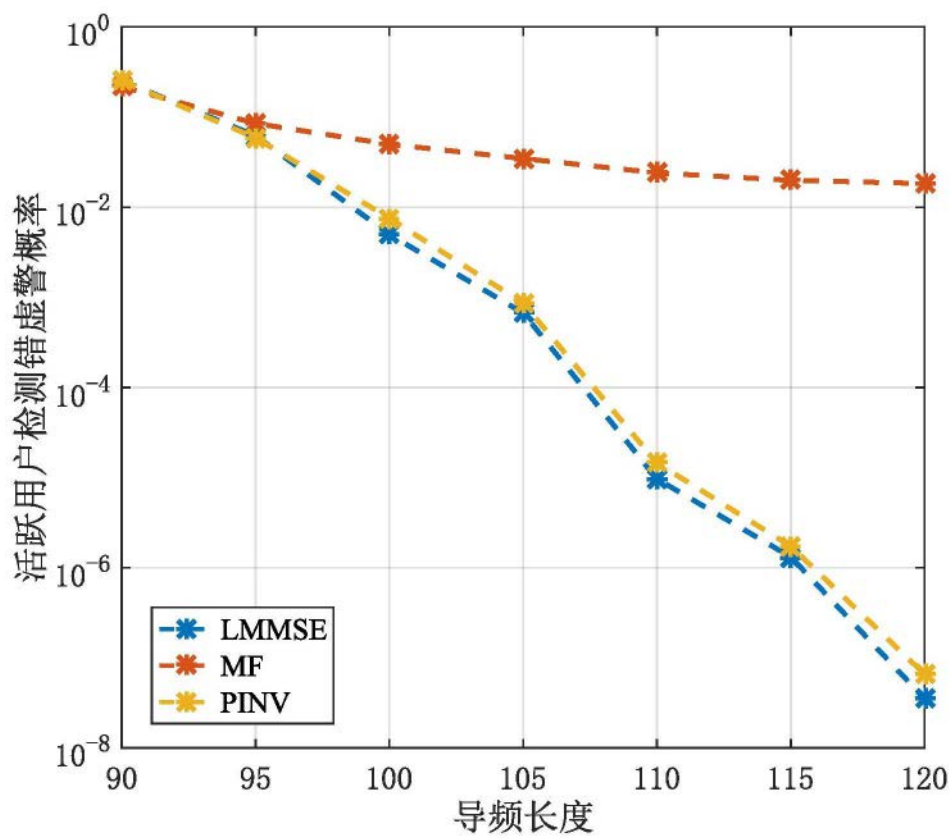


图5