

文章编号: 1007-5321(2024)03-0017-07

DOI: 10.13190/j.jbupt.2023-124

基于自适应滤波的带内全双工自干扰消除算法

李晓辉^{1,2}, 周楠¹, 石明利², 卫晓博²

(1. 西安电子科技大学 广州研究院, 广州 510555; 2. 西安电子科技大学 通信工程学院, 西安 710071)

摘要: 针对带内全双工通信系统中低噪声放大器和模数转换模块的饱和问题以及功率放大器的非线性特性和信号传输的多径效应, 提出一种基于自适应滤波的两阶段自干扰消除算法。在此基础上, 为了解决传统自适应滤波算法在信道突变时收敛速度较慢的问题, 提出一种改进递归最小二乘算法的低复杂度的滤波器初始权值更新方法。仿真实验结果表明, 所提算法能够将自干扰信号功率抑制到噪声水平, 保证有用信号的正确解调, 并且相比于使用传统自适应滤波算法可以有效降低自干扰信号消除所需的时间。

关键词: 带内全双工通信; 自干扰消除; 自适应滤波

中图分类号: TN911.4

文献标志码: A

In-Band Full Duplex Self-Interference Elimination Algorithm Based on Adaptive Filtering

LI Xiaohui^{1,2}, ZHOU Nan¹, SHI Mingli², WEI Xiaobo²

(1. Guangzhou Institute of Technology, Xidian University, Guangzhou 510555, China;

2. School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to solve the saturation problem of low noise amplifier and the analog-to-digital conversion module in in-band full-duplex communication system, the nonlinear characteristics of power amplifier and the multipath effect of signal transmission, a two-stage self-interference elimination algorithm based on adaptive filtering is proposed. On this basis, in order to solve the problem that the traditional adaptive filtering algorithm converges slowly when the channel changes, a low-complexity method for updating the initial weights of a filter in an improved recursive least squares algorithm is proposed. Simulation results show that the proposed algorithm can suppress the power of the self-interfering signal to the noise level, ensure the correct demodulation of useful signals, and effectively reduce the time required for the self-interfering signal elimination compared with the traditional adaptive filtering algorithm.

Key words: in-band full duplex communication; self-interference cancellation; adaptive filtering

带内全双工 (IBFD, in-band full-duplex) 技术^[1]允许在同一频带上同时发送和接收信号, 不需要在时间和频率上进行分离复用, 加倍链路的双向吞吐量是提高通信系统频谱效率的解决方案。实现

IBFD 的最大障碍在于传输信号带来的巨大干扰^[2]。由于同时进行双向通信, 本地接收机将接收到感兴趣的接收信号 (SOI, signal of interest)、自干扰信号 (SI, self interference) 和噪声信号。SI 信号是由同侧

收稿日期: 2023-06-13

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2018YFB1802004)

作者简介: 李晓辉 (1972—), 女, 教授, 博士生导师, 邮箱: xhli@mail.xidian.edu.cn。

的发射信号对接收信号产生的干扰。根据信道衰减的不同,自干扰信号会比有用信号强几百到几十亿倍^[3],导致接收机的信号自干扰加噪声比很差,SOI 信号无法正确解调。尽管收发信机知道其发送的信号,因为它经过各种模拟部件,不能直接从接收的信号中减去他,因此需要使用 SI 消除技术,降低 SI 信号的影响。IBFD 通信系统中的 SI 消除技术大致分为三类^[4],即无源自干扰抑制、模拟消除和数字消除。无源自干扰抑制技术是通过隔离发送信号与接收信号来实现。模拟消除和数字消除技术是对 SI 信号的重构并分别在模拟域和数字域进行抵消的技术。Tripodi 等^[5]在模拟域设计了一种基于多抽头滤波器的自干扰消除算法,可以有效消除多径耦合后的自干扰信号,但是该方法在追踪信道变化方面性能不佳。He 等^[6]在数字域设计出一种频域 SI 消除器,通过分别估计各阶 SI 信号所过信道的频率响应逐个消除,但是该消除系统的架构较为复杂。蒋伊琳等^[7]在数字域中利用深度神经网络可以逼近任意函数的特性,替代自适应滤波器消除自干扰信号。但是这类方法在训练阶段需要庞大的数据集和计算资源,并且由于通信信道的复杂性,该类方法实际部署是困难的。由于技术的局限性,考虑到低噪声放大器(LNA, low noise amplifier)和模数转化模块(ADC, analog-to-digital converter)的饱和问题^[8],目前并没有独立技术能够实现足够高的消除能力以满足解码要求^[9]。因此,需要利用多种技术的组合来提供足够好的 SI 消除效果。赵霞等^[10]提出一种两阶段的模拟干扰消除架构,首先部署射频单抽头模拟消除电路来重建和消除强泄漏自干扰;然后构建数字滤波器,进一步消除残余多径 SI 分量。但是该方法没有考虑到功率放大器(PA, power amplifier)的非线性特性。

针对以上算法在系统架构的复杂度、算法复杂度、算法性能以及系统性能权衡所表现出的问题,设计了一种基于自适应滤波器的两阶段自干扰消除算法。在此基础上,提出一种低复杂度的滤波器初始权值更新方法,主要贡献如下。

1) 文章综合考虑 IBFD 通信系统中信号的多径效应和功率放大器的非线性特性^[11],在数字域中建立非线性多径模型,利用基于递归最小二乘(RLS, recursive least squares)的自适应滤波算法^[12]进行 SI 信号的重构。

2) 为了避免 LNA 和 ADC 的饱和问题,设计出

一种两阶段的数字域构建信号模拟域消除(D-AIC, digitally controlled analog interference cancellation)和数字域构建信号数字域消除(D-DIC, digitally controlled digital interference cancellation)的 SI 消除算法,两阶段自干扰信号重构过程相似,在一定程度上简化了系统架构。

3) 针对信道突变情况下 RLS 滤波算法收敛速度较慢的问题,提出一种低复杂度的滤波器初始权值更新策略,可以有效加快自干扰信号的重构速度,减少适应信道变化时重构自干扰信号所需时间,同时将自干扰信号功率抑制到噪声水平。

1 系统模型

IBFD 通信系统的内部节点具有对称性结构,因此选择其中一个节点进行建模和算法研究。

1.1 非线性多径模型

IBFD 通信系统的架构如图 1 所示。基带上的时域信号 $\mathbf{x}(n)$ 经过数字转换器(DAC, digital analog converter)转换,由 PA 放大后变成发射信号 $\mathbf{s}(t)$ 。然而,发射端的 PA 以非线性方式严重扭曲发送信号,导致 SI 信号和原始发射信号之间不再是线性关系。这意味着在数字域进行自干扰重构时,必须使用非线性信号模型来精确地模拟观察到的 SI,才能准确地实现自干扰信号的重构。因此,选择并行 Hammerstein(PH, parallel Hammerstein)模型将非线性信号^[13]表示为

$$\tilde{\mathbf{s}}(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{q=0}^{Q-1} a_{k,q} |\mathbf{x}(n-q)|^{k-1} \mathbf{x}(n-q) \quad (1)$$

其中: $\tilde{\mathbf{s}}(n)$ 为 $\mathbf{s}(t)$ 的数字域重构信号; $\mathbf{x}(n)$ 为基带时域信号; K 为非线性阶数,由于只有奇数次高阶信号会对系统产生影响,因此 K 取值为奇数; Q 为记忆深度; $a_{k,q}$ 为阶数为 k 、记忆深度为 q 的模型系数。

在 IBFD 通信系统中,发射信号会以多径形式耦合到本地接收机,在接收端需要考虑到信号多径传输所带来的影响,以多径自干扰信道来表示发射信号成为自干扰信号的过程。

结合式(1),导出数字域重构信号 $\mathbf{c}(n)$ 与基带原始信号 $\mathbf{x}(n)$ 的关系为

$$\begin{aligned} \mathbf{c}(n) &= \sum_{l=0}^L h(l) \mathbf{s}(n-l) = \\ &= \sum_{k=1}^K \sum_{q=0}^{Q-1} \sum_{l=0}^L h(l) a_{k,q} \mathbf{x}(n-q-l) |\mathbf{x}(n-q-l)|^{k-1} = \end{aligned}$$

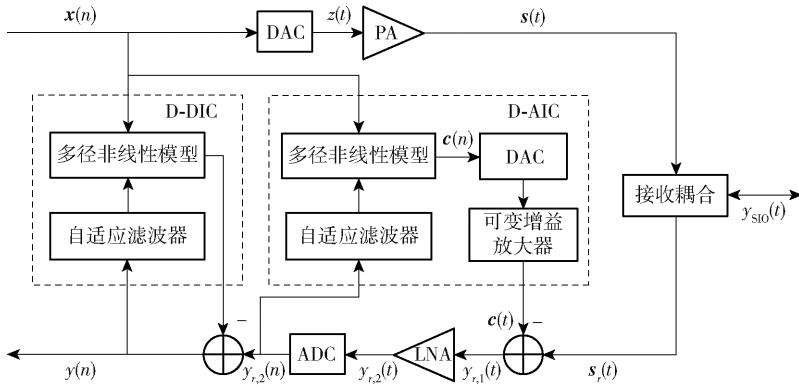


图1 IBFD通信系统的架构

$$\sum_{k=1}^K \sum_{p=0}^{Q+L-1} \omega_{k,p} x(n-p) |x(n-p)|^{k-1} \quad (2)$$

其中: L 为最大多径时延, $h(l)$ 表示时延为 l 的路径的信道系数, $\omega_{k,p} = \sum_{m=0}^p h(m) a_{k,p-m}$ 为阶数 k 、记忆深度 p 的非线性模型的系数。

利用原始基带信号可以在数字域中实现对不同阶段SI信号的重构,分别通过D-AIC和D-DIC的两阶段对SI信号进行消除,以实现SOI信号的正确接收和解调。

1.2 基于自适应滤波的两阶段自干扰消除

在上述非线性多径模型的基础上,需要进一步对模型参数 $\omega_{k,p}$ 进行估计,利用估计结果重新构建SI信号,以此实现自干扰消除。

1.2.1 D-AIC

首先为了防止在接收端的LNA处出现信号饱和从而导致信号失真,选择在信号进入LNA前通过D-AIC进行第一阶段的自干扰消除,SI消除之前的接收信号表示为

$$s_r(t) = s(t) * h_{si}(t) + y_{soi}(t) + w(t) \quad (3)$$

其中: $*$ 表示卷积运算, $h_{si}(t)$ 为多径信道时域冲激响应,包括收发机之间的直射路径以及反射路径, $y_{soi}(t)$ 为对侧端点传输的有用信号, $w(t)$ 为噪声。

D-AIC进行SI消除后的信号可表示为

$$y_r(t) = s_r(t) - c(t) \quad (4)$$

其中: $c(t)$ 为D-AIC模块重构出来的数字信号, $c(n)$ 为对应的模拟域信号。

为了实现SI信号的重构,需要对模型参数 $\omega_{k,p}$ 进行估计。利用已知的发射信号 $x(n)$ 构建一个基函数矩阵为

$$X = [\psi_{k,p}(0), \psi_{k,p}(2), \dots, \psi_{k,p}(N-1)]^T \quad (5)$$

其中 $\psi_{k,p}(n) = x(n-p) |x(n-p)|^{k-1}$ 。

因此,矩阵 X 的行数 M 与非线性多径模型参数有关, $M = \lceil k/2 \rceil p$ 。

接收端接收到的前 N 个数据矩阵为

$$C_1 = [y_{r2}(0), y_{r2}(1), \dots, y_{r2}(N-1)]^T \quad (6)$$

非线性多径模型参数矩阵为

$$\omega_1 = [\omega_{0,0}, \omega_{0,1}, \dots, \omega_{K,Q+L-1}]^T \quad (7)$$

由此得出D-AIC中关于基带信号和接收信号之间的表达式为

$$C_1 = X\omega_1 \quad (8)$$

利用自适应滤波算法估计参数矩阵 ω_1 ,将求解结果记为 $\hat{\omega}_1$,然后利用 $\hat{\omega}_1$ 在数字域重构自干扰信号。

1.2.2 D-DIC

经过D-AIC的模拟域消除之后,残留的自干扰信号功率仍远远高于噪声功率,无法满足正确解调SOI信号的要求,系统需要对剩余的自干扰信号进一步消除。因此,D-DIC可以看做是对D-AIC的一个有效补充,二者的消除架构相同,只是重构不同阶段的SI信号,参考D-AIC的消除过程,在D-DIC中继续使用式(5)所建立的基函数矩阵 X ,将接收端接收到的前 N 个数据构造成 $N \times 1$ 的矩阵:

$$C_2 = [y(0), y(1), \dots, y(N-1)]^T \quad (9)$$

由此得出D-DIC阶段关于基带信号和接收信号之间的表达式为

$$C_2 = X\omega_2 \quad (10)$$

利用自适应滤波算法得到参数矩阵估计结果 $\hat{\omega}_2$,并在数字域重构出自干扰信号。D-AIC和D-DIC在非线性多径模型的基础上,通过导入各阶段的自干扰信号,在数字域中使用自适应滤波算法对不同阶段的自干扰信号进行重构,联合消除自干

扰以达到满足解调信号与干扰噪声比要求的 SI 消除效果。

2 基于低复杂度初始权值更新的递归最小二乘算法

针对图 1 所示的 IBFD 通信系统,当信道变化时,D-AIC 和 D-DIC 所重构出的自干扰信号都无法立刻匹配实际 SI 信号,原有的自干扰消除系统失效,自干扰消除效果会急剧下降,接收端所接收信号的误码率显著增加,无法正确解调出有用信号。此时,系统需要进入到一种半双工模式,即不会接受来自远端的 SOI 信号,重新进行非线性多径模型的参数训练,系统需要额外时间重构出新的自干扰抵消信号。此段额外时间将会严重影响系统的通信效率。传统 RLS 算法可以以相对较少的递归次数实现对非线性多径模型参数矩阵 ω 的估计,在式(5)的基础上,传统 RLS 算法估计得到的非线性多径模型参数 $\tilde{\omega}$ 的过程为

$$\mathbf{k}(n) =$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{X}^T(n)[\lambda + \mathbf{X}(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{X}^T(n)]^{-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1}[\mathbf{I} - \mathbf{k}(n)\mathbf{X}(n)]\mathbf{R}^{-1}(n-1) \quad (12)$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{c}(n) - \mathbf{X}(n)\tilde{\omega}(n-1) \quad (13)$$

$$\tilde{\omega}(n) = \tilde{\omega}(n-1) + \mathbf{k}(n)\mathbf{e}(n) \quad (14)$$

其中: $\mathbf{k}(n)$ 为卡尔曼增益矩阵, $\mathbf{X}(n)$ 为第 n 行输入矩阵, $\mathbf{R}(n)$ 为输入信号的协方差矩阵, λ 为遗忘因子, \mathbf{I} 为单位矩阵, $\mathbf{e}(n)$ 为先验误差信号矩阵。

2.1 初始权值更新

为了进一步减少重构 SI 信号所花费的时间,在信道突变的情况下,提出一种低复杂度的自适应滤波器初始权值更新策略,可以有效减少重构 SI 信号所需的时间,提升系统效率。

2.1.1 基函数方阵的构建

由于式(5)构造出的基函数矩阵的列数 M 与多径非线性模型的参数 K, Q, L 有关,因此,利用该特性选择基函数矩阵的前 M 组数据,构造出一个 M 行 M 列的基函数方阵 \mathbf{X}_{MM} 。同时在接收端选择接收前 M 组数据,构造 M 行 1 列的接收矩阵 \mathbf{C}_M 。此时式(8)改写为

$$\mathbf{X}_{MM}\omega_0 = \mathbf{C}_M \quad (15)$$

针对上述构造的基函数方阵 \mathbf{X}_{MM} ,可进一步将

其分解为

$$\mathbf{X}_{MM} = \mathbf{X}_{ML}\mathbf{X}_{MU} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ l_{21} & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{M1} & l_{M2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1M} \\ & u_{22} & \cdots & u_{2M} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & u_{MM} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\text{其中: } u_{ij} = x_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}u_{kj}, j = i, i+1, \dots, M, i = j+1, \\ j+2, \dots, M, l_{ij} = \frac{x_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}u_{kj}}{u_{jj}}。$$

此时,关于初始权值矩阵 ω_0 和接收信号矩阵 \mathbf{C}_M 的关系可表示为

$$\mathbf{X}_{ML}\mathbf{X}_{MU}\omega_0 = \mathbf{C}_M \quad (17)$$

2.1.2 初始权值的求解

关于式(17)中初始权值 ω_0 的确定,可以将其转换为求解线性方程组,将其等价地分解为以下 2 个方程组:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_{ML}\mathbf{Y} &= \mathbf{C}_M \\ \mathbf{X}_{MU}\omega_0 &= \mathbf{Y} \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

根据三角矩阵的特性,可以进一步递推出关于 ω_0 的解为

$$\left. \begin{aligned} y_i &= c_i - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}y_k, i = 1, 2, \dots, M \\ \omega_i &= \frac{y_i - \sum_{k=i+1}^n u_{ik}y_k}{u_{ii}}, i = M, M-1, \dots, 1 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

在检测到信道突变和自干扰消除效果下降后,系统将会进入半双工模式,发射端发送一段固定的模型参数训练信号,结合接收信号,利用自适应滤波算法进行非线性多径模型参数的迭代。由于每次发送的训练信号固定,并且非线性模型的相关参数相对稳定。因此,2.1.1 节中所构造的方阵 \mathbf{X}_{MM} 确定,在后续信道变化和滤波器初始权值更新时,只需利用式(19)直接递推得到结果。在得到滤波器初始权值后,在此基础上利用传统 RLS 算法继续进行递归求解非线性多径模型参数。

2.2 算法复杂度分析

在对式(15)中的初始权值 ω_0 进行求解时,利用所构造方阵 \mathbf{X}_{MM} 的特性,将其进行分解,此时根据式(16)的分解过程,所需要进行的乘法运算次数可记为

$$\sum_{i=1}^M i^2 = \frac{M(M+1)(2M+1)}{6} \quad (20)$$

然后利用式(19)递推出关于 ω_0 的解所需要的乘法次数:

$$\sum_{i=1}^M i = \frac{(M+1)M}{2} \quad (21)$$

设置发送固定的基带数据,因此,方阵 \mathbf{X}_{MM} 恒定,只需要按照式(16)在第一次发送时进行一次分解过程,此时的计算复杂度为 $o(M^3)$ 。后续信道变化时,只需要按照式(19)直接递推滤波器的初始权值,此时的计算复杂度为 $o(M^2)$ 。相比于传统 LS 算法和 RLS 算法的计算复杂度一直为 $o(M^3)$,所提算法只是在初始阶段的计算量较大,在后续滤波器初始权值更新时需要更少的计算资源。

3 仿真和性能分析

3.1 仿真参数设置

为了验证所提算法的有效性,分别对基于自适应滤波的两阶段自干扰消除算法和低复杂度初始权值更新的 RLS 算法的效果进行了仿真验证。系统仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

参数	数值
系统工作频段/MHz	2 ~ 12
子载波数量	1 024
ADC 比特数	12
信号的最大发射功率/(dBm·H ⁻¹)	-45
全双工器的隔离度/dB	50
有用信号的平均功率/(dBm·H ⁻¹)	-128
噪声功率/(dBm·H ⁻¹)	-130
非线性多径模型阶数	$K = 7$
模型的记忆深度	$Q = 10$
仿真次数	5 000

3.2 基于自适应滤波器的两阶段自干扰消除

图 2 所示为两阶段 SI 消除效果随迭代次数的变化。分别在 D-AIC 和 D-DIC 阶段选择不同自适应滤波算法,进行了 5 000 次仿真的平均自干扰信号消除。由图 2 可知,以 LMS + RLS 为例,在 D-AIC 阶段使用 LMS 算法,在 D-DIC 阶段使用 RLS 算法。使用 RLS + RLS 算法的配置能够在最少的迭代次数内达到 31.8 dB 的消除效果。当在第二阶段即 D-DIC 阶段使用 LMS 算法,在迭代次数较少时,第二

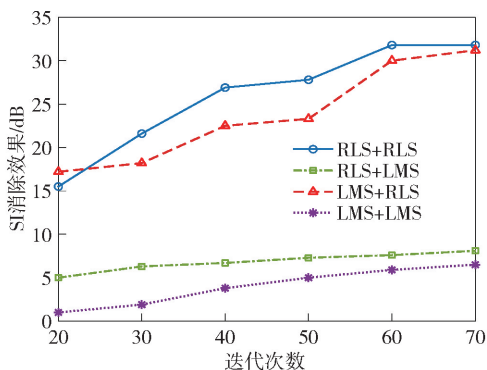
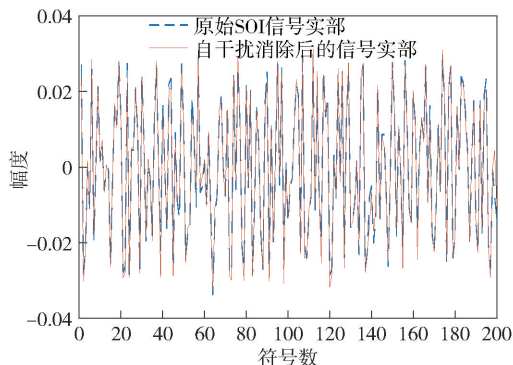


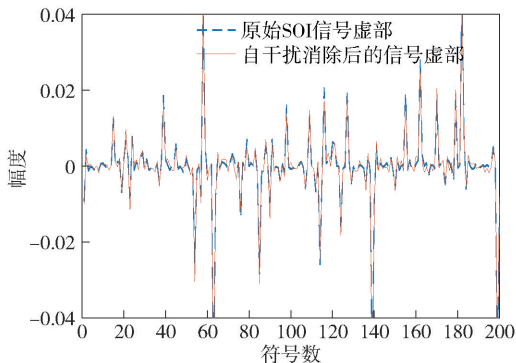
图 2 两阶段 SI 消除效果随迭代次数的变化

阶段的消除效果会急剧下降,甚至带来负面效果,考虑由于经过第一阶段的消除后,信号功率降低,噪声的影响变得更加明显。因此,LMS 算法需要更长的收敛时间。

为了验证自干扰消除的准确性,将自干扰消除后的剩余信号与原始的 SOI 信号进行比较。图 3 所示为自干扰消除后的信号与原始 SOI 信号。



(a) 消除后的信号与原始SOI信号的实部



(b) 消除后的信号与原始SOI信号的虚部

图3 自干扰消除后的信号与原始 SOI 信号

基于自适应滤波进行两阶段自干扰消除后的信号与原始 SOI 信号基本一致,由于自干扰消除后的信号受到了噪声的影响,因此,在某些位置存在轻微差异,但整体上实现了有用信号的正确输出。

3.3 低复杂度初始权值更新的 RLS 算法

图 4 所示为初始权值对自干扰信号重构的提升效果,由此比较滤波器初始权值对 SI 信号重构所需迭代次数的影响。由图 4 可以看出,使用传统 RLS 算法重构出可以达到 30 dB 消除效果的信号大概需要 70 次迭代。而利用所提出的初始权值后,使用 RLS 算法只需要 17 次迭代就可重构出 30 dB 自干扰消除效果的信号。同时,还与使用 LMS 算法重构 SI 信号进行了对比,使用 LMS 算法达到相同效果所需的迭代次数较多。因此,使用所提出的滤波器初始权值可以有效减少 SI 信号重构所需的迭代次数。

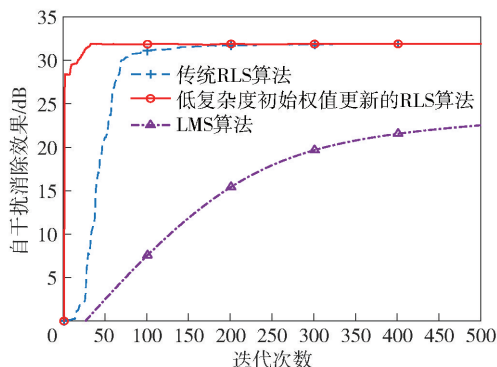


图 4 初始权值对自干扰信号重构的提升效果

系统使用传统 RLS 算法和所提算法重构自干扰信号达到不同消除效果所耗费的平均时间如图 5 所示。由图 5 可以看出,使用所提算法实现 20 dB 以下的自干扰消除所需时间基本不变,这是因为使用构建的初始权值就可以达到 20 dB 的消除效果,该时间基本就是系统得到滤波器初始权值所耗费的时间。在此基础上使用 D-DIC 进行第二阶段的消除,可以获得 9.0 dB 的自干扰消除效果。两阶段的自干扰消除效果达到了 31.8 dB,已经将接收端耦合信号功率降低至接近有用信号的功率水平。由于所提算法在初始阶段需要进行矩阵分解,因此,将使用

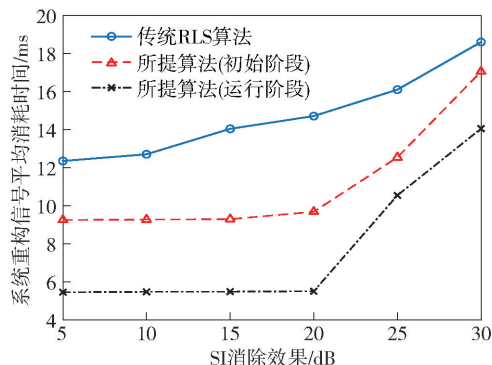


图 5 不同算法 SI 消除的消耗时间

所提算法重构自干扰信号的过程分为初始阶段和运行阶段。在实现 30 dB 的消除效果时,使用所提算法在初始阶段所消耗时间比使用传统 RLS 算法可以节约 8%;而在后续运行阶段,可以节约 24%。

由于滤波器初始权值的设置,RLS 算法迭代时并不是以传统的零点开始,加上非线性多径模型信号的强相关性,因此,在 20 dB 以上,所提算法的自干扰消除所需时间增长率会略高于传统 RLS 算法,但是所提低复杂度初始权值更新的 RLS 算法还是可以有效降低实现峰值 SI 消除时所需要的额外时间。

4 结束语

针对 IBFD 通信系统中 PA 的非线性特性和信号传输的多径效应,提出一种基于自适应滤波器的两阶段的自干扰消除算法,可以有效避免系统中 LNA 和 ADC 的饱和问题,并且可以将 SI 信号降至接近噪声水平,实现 SOI 信号的正确接收。在此基础上,还提出一种基于低复杂度初始权值更新的 RLS 算法,以减少信道突变时重构 SI 信号所需的时间。仿真实验结果表明,所提算法在保证消除效果的前提下,可以有效加快系统重构 SI 信号的速度。

参考文献:

- [1] RAWAT M. Self-interference cancellation in full-duplex MIMO system[C] // 2022 98th ARFTG Microwave Measurement Conference (ARFTG). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2022: 1-4.
- [2] HAN M, CHENY. Digitally assisted photonic analog domain self-interference cancellation for in-band full-duplex MIMO systems via the LS algorithm with adaptive order[J]. Optics Letters, 2022, 47(18): 4774-4777.
- [3] KRISTENSEN A T, BALATSOUKAS-STIMMING A, BURG A. On the implementation complexity of digital full-duplex self-interference cancellation[C] // 2020 54th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 969-973.
- [4] KOLODZIEJ K E, Perry B T, Herd J S. In-band full-duplex technology: techniques and systems survey[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2019, 67(7): 3025-3041.
- [5] TRIPODI C, FERRARI G, PIGHI R, et al. Echo cancellation in a power line modem in the presence of abrupt channel variations[C] // 18th IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applica-

- tions. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 208-213.
- [6] HE Y, ZHAO H, GUO W, et al. Frequency-domain successive cancellation of nonlinear self-interference with reduced complexity for full-duplex radios [J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(4): 2678-2690.
- [7] 蒋伊琳, 王林森, 李金鑫. 基于深度神经网络的收发同时系统中自干扰数字对消算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(12): 4229-4237.
- JIANG Y L, WANG L S, LI J X. Self-interference digital cancellation algorithm in transceiver simultaneous system based on deep neural network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(12): 4229-4237.
- [8] SABHARWAL A, SCHNITER P, GUO D, et al. In-band full-duplex wireless: challenges and opportunities [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(9): 1637-1652.
- [9] PRASAD G, LAMPE L. Full-duplex power line communications: design and applications from multimedia to smart grid[J]. IEEE Communications Magazine, 2019, 58(2): 106-112.
- [10] 赵霞, 李瞻宇. 一种新的基于反馈的数字预失真器模型[J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(5): 75-81.
- ZHAO X, LI Z N. A new feedback-based digital predistorter model[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017, 40(5): 75-81.
- [11] QUAN X, LIU Y, PAN W, et al. A two-stage analog cancellation architecture for self-interference suppression in full-duplex communications [C] // 2017 IEEEEMTT-S International Microwave Symposium (IMS). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2017: 1169-1172.
- [12] PALEOLOGU C, BENESTYB J, CIOCHINA S. Data-reuse recursive least-squares algorithms[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 752-756.
- [13] KORPID, RIIHONEN T, ANTILAL, et al. Self-interference modeling and digital cancellation along with full-duplex wireless system analysis [C] // 2018 International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2018: 432-436.

(上接第9页)

- [8] ZHU Y, HU Y, SCHMEINK A. Delay minimization offloading for interdependent tasks in energy-aware cooperative MEC networks [C] // 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [9] SUN C, HUI L, LI X, et al. Task offloading for end-edge-cloud orchestrated computing in mobile networks [C] // 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [10] ZENG Q, SUN Q, CHEN G, et al. Attention based multi-component spatiotemporal cross-domain neural network model for wireless cellular network traffic prediction [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2021, 46: 1-25.
- [11] LI Y, ZHANG X, SUN Y K, et al. Joint offloading and resource allocation with partial information for multi-user edge computing [C] // 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2022: 1736-1741.
- [12] ZHANG C, LIU Z, GU B, et al. A deep reinforcement learning based approach for cost and energy-aware multi-flow mobile data offloading [J]. IEICE Transactions on Communications, 2018, 101: 1625-1634.
- [13] FARHADI V, MEHMETI F, HE T, et al. Service placement and request scheduling for data-intensive applications in edge clouds [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, 29(2): 779-792.
- [14] WANG Y M, ZHAO C, YANG S S, et al. MPCSM: microservice placement for edge-cloud collaborative smart manufacturing [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9): 5898-5908.
- [15] LERA I, GUERRERO C, JUIZ C. Availability-aware service placement policy in fog computing based on graph partitions [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3641-3651.
- [16] ZHAN Y F, ZHANG J, HONG Z C, et al. A survey of incentive mechanism design for federated learning [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2022, 10(2): 1035-1044.