

超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统的非线性频偏 自干扰与信道联合估计方法

孙启禄, 张博, 李涛泳

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

摘要 系统同步产生的载波频偏会导致超宽带毫米波多输入输出(MIMO)正交频分复用(OFDM)系统产生非线性频偏自干扰,影响后续信道估计性能。为此,提出了一种非线性频偏自干扰与信道联合估计方法,通过挖掘数据超维隐藏空间的方式,将复杂的多目标优化问题降维分解成多个可并行求解的子优化问题,并利用超宽带毫米波信道的稀疏特性,采用压缩感知算法实现载波频偏与信道的迭代估计。与现有的联合估计方法相比,仿真结果表明所提方法能够有效降低计算复杂度,提升了系统信道估计准确度,并降低了系统误码率。

关键词 超宽带毫米波;MIMO-OFDM;非线性频偏自干扰;信道估计

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.06.012

中图分类号 TN911.72 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)06-0096-08

Nonlinear Frequency Offset Self-Interference and Channel Joint Estimation Method in UWB Millimeter Wave MIMO-OFDM Systems

SUN Qilu, ZHANG Bo, LI Taoyong

(Information and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract In performance, carrier frequency offset generated by the system synchronization can cause not only nonlinear frequency offset self-interference in the ultra-wideband millimeter-wave multi-input multi-output (MIMO) orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) system, but also influence of subsequent channel estimation performance. For this reason, this paper proposes a method for joint estimation of nonlinear frequency offset self-interference and channel, by exploiting the hyper-dimensional hidden space of data, reducing the complex multi-objective optimization problem into multiple parallel solvable sub-optimization problems, and using the sparse characteristics of ultra-wideband millimeter wave channels to realize iterative estimation of carrier frequency offset and channel based on compressive sensing. Compared with the existing methods, the simulation results show that the proposed method can effectively reduce the computational complexity by nearly one order of magnitude, improve the accuracy of channel estimation, and reduce the system bit error rate.

收稿日期: 2024-07-21

基金项目: 陕西省自然科学基金计划(2023-JC-QN-0674)

作者简介: 孙启禄(1977-),男,山东新泰人,博士,研究方向为无线通信。E-mail:tigersql@163.com

通信作者: 张博(1989-),女,河北石家庄人,硕士,研究方向为无线通信。E-mail:zbkitty1126@126.com

引用格式: 孙启禄,张博,李涛泳.超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统的非线性频偏自干扰与信道联合估计方法[J].空军工程大学学报,2024,25(6):96-103. SUN Qilu, ZHANG Bo, LI Taoyong. Nonlinear Frequency Offset Self-Interference and Channel Joint Estimation Method in UWB Millimeter Wave MIMO-OFDM Systems[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(6): 96-103.

Key words ultra-wideband millimeter wave; MIMO-OFDM; nonlinear frequency offset self-interference; channel estimation

物联网是一个将各种信息传感设备与互联网结合而形成的巨大网络,已经在军事、医疗、运输等各个领域得到了广泛的应用。其中军事物联网的应用对数据的传输需求巨大,例如态势信息传输、军事云平台服务、地理信息系统服务等。多输入多输出(multi-input multi-output, MIMO)正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)系统在 OFDM 技术高频谱利用率的基础上,结合 MIMO 技术合理开发空间资源,可为军事物联网应用的数据高速传输提供保障^[1-3]。为了进一步提升数据传输速率,国内外学者对超宽带技术在 MIMO-OFDM 系统中的应用进行了多方面的研究,包括系统同步技术^[4]、信道估计技术^[5]等。

系统同步以及信道估计对于 MIMO-OFDM 系统性能至关重要,如果接收端未做到精准同步或者无法获取准确的信道估计结果,数据将无法在接收端被有效地恢复,导致系统性能下降。MIMO-OFDM 系统可优先进行系统同步操作,然后再进行信道估计,但是,由于系统无法做到完美同步,系统同步产生的载波频偏将会使得 MIMO 系统产生非线性频偏自干扰,影响信道估计的结果。针对此问题,文献[6]采用递归的方式循环迭代更新信道与载波频偏的估计值,有效消除了非线性频偏自干扰对信道的影响,实现了非线性频偏自干扰与信道的精准联合估计。文献[7]针对双选择信道,基于卡尔曼和粒子滤波,提出了一种多用户 MIMO-OFDM 系统的载频频偏与双选择信道联合估计方法。文献[8]针对具有高速特性的 MIMO 系统,提出了一种基于斜投影矩阵的迭代算法来同时估计载波频偏和信道。文献[9]首先提出了一种新的基于导频辅助的最大似然估计框架来获取载波频偏,随后开发了一种基于群稀疏贝叶斯学习的时域半盲信道估计方法,该信道方法将载波频偏融入估计过程中,从而恢复出原始信号。文献[10]设计了一种在多用户 MIMO 系统上行链路中联合跟踪载波频偏和信道的算法。该算法采用期望最大化方法,并使用变分推断来近似隐变量的后验概率,从而实现载波频偏和信道的联合估计。西交利物浦大学 Lim 教授团队^[11]提出了一种 ToA 和载波频偏的联合估计框架,实现

了信道和载波频偏的精准估计。文献[12]通过最大后验概率估计实现了信道和载波频偏的联合估计,该估计算子的贝叶斯克拉美罗下限能够给导频信号的设计提供理论依据。

上述方法有效地解决了系统同步问题以及信道估计问题,保障了系统的通信质量。然而,超宽带毫米波信号的使用必将导致信号采样率升高,而随着采样率的提升,多径效应将使超宽带毫米波信道的长度变长^[13]。因此,上述联合估计方法将需要大量的导频信号来准确估计超宽带系统的同步误差与信道,导致系统的数据吞吐量下降。为了解决 MIMO 系统所需导频数过多的问题,文献[14]通过改进前导导频信号结构,采用压缩感知的方法,在保证信道估计性能的前提下,大幅度减少系统导频数,提升系统吞吐量。文献[15]采用稀疏贝叶斯学习框架,利用期望最大化算法迭代地估计与信道和噪声方差,有效减少了系统所需的导频数,降低算法的计算复杂度。文献[16]提出了一种混合毫米波 MIMO 的同步框架,并在期望最大化算法的基础上,提出了 2 种新的多阶段算法来联合估计载波频偏与毫米波 MIMO 信道,最后通过 5G 毫米波信道模拟器,验证了所提方法的有效性。

上述基于压缩感知的载波频偏与信道联合估计方法虽然有效降低了所需导频数,但其未考虑载波频偏对导频信号非线性影响。此外,随着发射天线数的增加,上述方法的计算复杂度剧增。为了解决以上问题,本文提出了一种非线性频偏自干扰与信道联合估计方法,通过挖掘数据超维隐藏空间^[17]的方式将复杂的优化问题分解成多个子优化问题,并利用并行的思想迭代求解这些子优化问题。在问题求解过程中,利用超宽带毫米波的稀疏特性,采用压缩感知的方法实现信道的快速估计,并进行了性能仿真验证。

1 信号模型

如图 1 所示,超宽带毫米波 MIMO-OFDM 通信系统共有 N_t 个发射天线或者 N_r 个接收天线,且该系统采用包(packet)传输模式,在单个包传输过程中,信道被认为是稳定不变的。

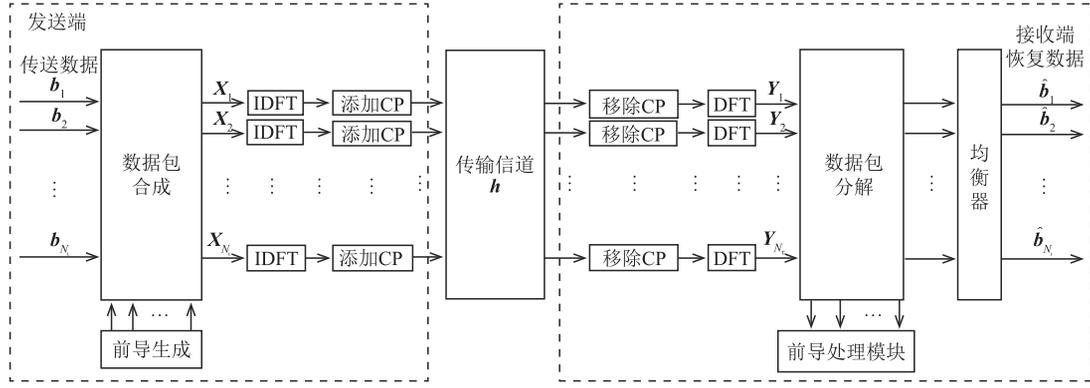


图1 超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统示意图

Fig. 1 The block diagram of the considered UWB millimeter wave MIMO-OFDM system

如图 2 所示,每个包由前导(preamble)和载荷(payload)组成,其中前导包含 1 个 OFDM 符号,用于系统同步和信道估计;载荷包含 N_d 个 OFDM 符号,用于数据传输。

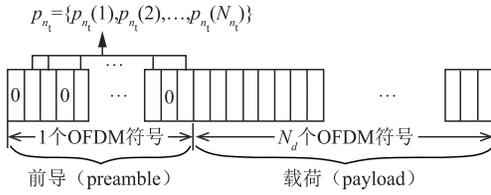


图2 包结构示意图

Fig. 2 The block diagram of the packet structure

每个 OFDM 符号由 N 个子载波组成,第 n_t 个发射天线发送的 OFDM 符号中第 k 个子载波的值 $X_{n_t}(k)$ 是通过信息序列 $b_{n_t}(k)$ 映射得到的。此时,假设第 n_t 个发射天线需要传输的数据为 \mathbf{b}_{n_t} ,其经过调制后与前导信号合成为数据包进行发送。前导信号 $\mathbf{X}_{n_t} = [0, \dots, X_{n_t}(p_{n_t}(1)), \dots, X_{n_t}(p_{n_t}(N_{n_t})), \dots, 0]$ 的长度为 N ,其发送的导频所在位置集合为 $P_{n_t} = [p_{n_t}(1), p_{n_t}(2), \dots, p_{n_t}(N_{n_t})]$, $X_{n_t}(s) = 0, s \notin P_{n_t}$ 且 $P_i \cap P_j, i \neq j$,即各个发射天线采用不同位置的子载波作为该发射天线的导频。对信号 \mathbf{X}_{n_t} 进行离散傅里叶逆变换(inverse discrete Fourier transform, IDFT),得到时域信号 $\mathbf{x}_{n_t} = [x_{n_t}(0), x_{n_t}(1), \dots, x_{n_t}(N-1)]$,其中 $x_{n_t}(n)$ 可表示为:

$$x_{n_t}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X_{n_t}(k) e^{j2\pi \frac{nk}{N}} \quad (1)$$

随后添加长度为 N_{cp} 的循环前缀(cyclic prefix, CP)并发送。对于超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统而言,系统同步是保证系统性能的关键。然而,尽管经过了系统同步,无线通信系统仍将不可避免地产生载波频偏,此时,第 n_r 个接收天线接收到的信号 $y_{n_r}(n)$ 可表示为:

$$y_{n_r}(n) = \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{l=0}^{L-1} h_{n_t, n_r}(l) x_{n_t}(n-l) \cdot$$

$$e^{j2\pi \frac{\epsilon_{n_t, n_r} n}{N}} + w_{n_r}(n) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{h}_{n_t, n_r} = [h_{n_t, n_r}(0), h_{n_t, n_r}(1), \dots, h_{n_t, n_r}(L-1)]$ 为第 n_t 个发送天线与第 n_r 个接收天线之间的信道脉冲响应; ϵ_{n_t, n_r} 为第 n_t 个发送天线与第 n_r 个接收天线之间的归一化载波频偏因子,即 $\epsilon_{n_t, n_r} \in [0, 1]$, $w_{n_r}(n)$ 为均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声。将式(1)代入式(2),可以得到:

$$y_{n_r}(n) = \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{L-1} X_{n_t}(k) h_{n_t, n_r}(l) \cdot e^{j2\pi \frac{[\epsilon_{n_t, n_r} n + kn - kl]}{N}} + w_{n_r}(n) \quad (3)$$

将式(3)改写成矩阵形式,接收信号 $\mathbf{y}_{n_r} = [y_{n_r}(0), y_{n_r}(1), \dots, y_{n_r}(N-1)]$ 可表示为:

$$\mathbf{y}_{n_r} = \Phi_{n_r} \mathbf{h}_{n_r} + \mathbf{w}_{n_r} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{h}_{n_r} = [\mathbf{h}_{1, n_r}^T, \mathbf{h}_{2, n_r}^T, \dots, \mathbf{h}_{N_t, n_r}^T]$; $\mathbf{w}_{n_r} = [w_{n_r}(0), w_{n_r}(1), \dots, w_{n_r}(N-1)]$; 联合矩阵 $\Phi_{n_r} = [\Phi_{1, n_r}, \Phi_{2, n_r}, \dots, \Phi_{N_t, n_r}]$ 中 Φ_{n_t, n_r} 的第 i 行、第 j 列的元素可表示为:

$$\Phi_{n_t, n_r}(i, j) = \sum_{k=0}^{N-1} X_{n_t}(k) e^{j2\pi \frac{[\epsilon_{n_t, n_r} n + ki - kj]}{N}} \quad (5)$$

当 $\epsilon_{n_t, n_r}, n_t = 1, 2, \dots, N_t$ 已知时,精准的信道估计结果 $\hat{\mathbf{h}}_{n_r}$ 可基于已知的导频信号 \mathbf{X}_{n_t} 获取,从而为后续传输数据的恢复提供信道状态信息。然而, $\epsilon_{n_t, n_r}, n_t = 1, 2, \dots, N_t$ 对于接收端是未知的,因此,需要在估计信道 \mathbf{h}_{n_r} 的同时获取 $\epsilon_{n_t, n_r}, n_t = 1, 2, \dots, N_t$ 的精确估计值。

尽管系统可以通过添加足够长的 CP 以有效避免符号间干扰,并且可以通过合理分配导频信号的位置 \mathbf{P}_{n_t} 规避单个发射天线所发射导频信号的自身干扰。然而,由于系统是多天线系统,在移除 CP 后,对信号直接进行离散傅里叶(discrete Fourier

transform, DFT) 变换, 此时第 n_r 个接收端在第 p 个 DFT 输出 $Y_{n_r}(p)$ 可表示为:

$$Y_{n_r}(p) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{L-1} X_{n_t}(k) h_{n_t, n_r}(l) \cdot e^{j\frac{2\pi}{N} [n\epsilon_{n_t, n_r} + kn - kl]} e^{-j\frac{2\pi p}{N}} + W_{n_r}(p) \quad (6)$$

从式(6)可以看出, 由于载波频偏 ϵ_{n_t, n_r} 的存在, 接收信号 $Y_{n_r}(p)$ 存在载波间干扰, 多个发射天线的导频信号发生相互干扰, 破坏了单个 OFDM 信号的正交性, 这意味着接收端无法根据不同发射天线分配的导频信号位置来分离接收信号, 从而无法直接在频域上实现信道的准确估计。其次, 式(6)显示 ϵ_{n_t, n_r} 对接收信号的影响将会随着 n 的变化而变化, 这种变化是非线性的, 因此, ϵ_{n_t, n_r} 的存在将使得接收信号产生非线性频偏自干扰。此外, 载波频偏 ϵ_{n_t, n_r} 与发射天线 n_t 有关, 这意味着不同的 ϵ_{n_t, n_r} 对 $y_{n_r}(n)$ 影响是不同的, 且由 $\epsilon_{n_t, n_r}, n_t = 1, 2, \dots, N_t$ 的影响叠加而成的, 也就是说不同发射天线的前导信号由于载波频偏的不同, 对接收信号的影响也是不同的, 从而影响后续信道估计。

2 非线性频偏自干扰与信道联合估计

由于载波频偏的存在, 使得前导信号中各个发射天线发送的导频信号相互干扰, 导致传统的信道估计方法无法准确估计信道, 系统误码率升高。为了实现信息的准确传输, 需要对载波频偏造成的非线性频偏自干扰进行估计。考虑到信道估计同样需要利用导频信号来实现, 为了减少系统所需导频数, 提升系统吞吐量, 需要对非线性频偏自干扰与信道进行联合估计。

虽然式(3)显示各发射天线的导频信号产生了相互干扰, 但可以通过循环迭代的方式挖掘数据的隐藏空间^[17], 将各发射天线的导频信号进行分离, 将复杂的多目标优化问题分解成 N_t 个相对简单的优化问题, 实现非线性频偏自干扰和信道同步联合估计, 降低算法计算复杂度, 提升系统性能。

基于式(3)和式(4), 需要估计的参数可表示为 $\theta_{n_r} = [\theta_{1, n_r}, \theta_{2, n_r}, \dots, \theta_{N_t, n_r}]$, 其中 $\theta_{n_t, n_r} = [\epsilon_{n_t, n_r}, \mathbf{h}_{n_t, n_r}^T]$ 。此时, 非线性频偏自干扰与信号联合估计问题可通过求解下述优化问题:

$$\hat{\theta}_{n_r} = \operatorname{argmin}_{\theta_{n_r}} \| \mathbf{y}_{n_r} - \Phi_{n_r} \mathbf{h}_{n_r} \|^2 \quad (7)$$

由于 θ_{n_r} 需要估计的参数过多, 直接估计 θ_{n_r} 较为困难, 可先对 $\boldsymbol{\epsilon}_{n_r} = [\epsilon_{1, n_r}, \epsilon_{2, n_r}, \dots, \epsilon_{N_t, n_r}]$ 进行初始化赋值, 此时, 对于给定的 $\boldsymbol{\epsilon}_{n_r}$, 式(7)的最优解即

是信道估计的最优解, 可通过最小二乘法 (least-squares, LS) 进行求解。采用传统信道估计方法 LS 可通过下式求解:

$$\hat{\mathbf{h}}_{n_r} = (\Phi_{n_r}^H \Phi_{n_r})^{-1} \Phi_{n_r}^H \mathbf{y}_{n_r} \quad (8)$$

为了获取准确的信道估计结果 $\hat{\mathbf{h}}_{n_r}$, LS 要求各个天线的导频数需要满足 $N_{n_t} > L$, 这意味着系统至少需要 $N_{n_t} L$ 个导频。然而, 超宽带系统相比于传统宽带系统, 其信道长度增大, 致使所需的导频数也急剧上升, 系统复杂度上升, 进而影响系统性能。但大量实验证明超宽带毫米波信道是稀疏的, 可通过采用压缩感知的方法减少所需的导频数, 从而提升系统吞吐量。基于压缩感知方法, 信道估计可通过下述凸优化问题求解来实现:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{h}}_{n_r} &= \operatorname{argmin} \| \mathbf{h}_{n_r} \|_1 \\ \text{s. t. } \mathbf{y}_{n_r} &= \Phi_{n_r} \mathbf{h}_{n_r} + \mathbf{w}_{n_r} \end{aligned} \quad (9)$$

由于压缩采样匹配追踪 (compressive sampling matching pursuit, CoSaMP) 在算法计算复杂度以及性能方面的优势, 式(9)的求解拟采用 CoSaMP 算法来实现。获取信道估计结果 $\hat{\mathbf{h}}_{n_r}$ 后, 可通过 LS 方法求解, 从而实现 $\boldsymbol{\epsilon}_{n_r}$ 的修正:

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}}_{n_r} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\epsilon}_{n_r}} \| \mathbf{y}_{n_r} - \Phi_{n_r} \hat{\mathbf{h}}_{n_r} \|^2 \quad (10)$$

基于式(9)和式(10), 可通过迭代更新的方式完成非线性频偏自干扰与超宽带毫米波信道的联合估计。然而, 随着系统发射天线和接收天线的增加, 求解越来越复杂, 极大地增加了估计算法的复杂度。针对这一问题, 可通过循环迭代的方法挖掘数据超维隐藏空间, 将上述复杂的优化问题分解成 N_t 个子优化问题, 从而降低其计算复杂度, 实现非线性频偏自干扰与信道的快速估计。定义第 t 次迭代数据超维隐藏空间 $\mathbf{z}_{n_r}^t = [\mathbf{z}_{1, n_r}^t, \mathbf{z}_{2, n_r}^t, \dots, \mathbf{z}_{N_t, n_r}^t]$, 其中 \mathbf{z}_{n_t, n_r}^t 可表示为:

$$\mathbf{z}_{n_r}^t \triangleq \Phi_{n_t, n_r}^{t-1} \mathbf{h}_{n_t, n_r}^{t-1} + \mathbf{w}_{n_t, n_r}^t \quad (11)$$

其中 \mathbf{w}_{n_t, n_r}^t 计算式为:

$$\mathbf{w}_{n_t, n_r}^t \triangleq \frac{1}{N_t} (\mathbf{y}_{n_r} - \sum_{n_t=1}^{N_t} \Phi_{n_t, n_r}^{t-1} \mathbf{h}_{n_t, n_r}^{t-1}) \quad (12)$$

此时, 第 t 次迭代的信道和归一化载波频偏因子的估计值 \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t 和 ϵ_{n_t, n_r}^t 计算式分别为:

$$\mathbf{h}_{n_t, n_r}^t = \operatorname{argmin} \| \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t \|_1 \quad (13)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{z}_{n_r}^t = \Phi_{n_t, n_r}^{t-1} \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t + \mathbf{w}_{n_t, n_r}^t$$

$$\epsilon_{n_t, n_r}^t = \operatorname{argmin}_{\epsilon_{n_t, n_r}^t} \| \mathbf{z}_{n_r}^t - \Phi_{n_t, n_r}^{t-1} \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t \|^2 \quad (14)$$

根据式(13)和式(14)可知, 原本复杂的联合优化问题转化为多个可并行求解的子优化问题, 针对

单个子优化问题,同样可通过迭代求解的方式实现非线性频偏自干扰与信道的联合估计,具体见算法 1。

在挖掘数据超维隐藏空间前,需要对信道与载波频偏因子进行初始化,因此算法 1 在开始阶段,首先假设载波频偏因子为 0,从而基于式(5)构造出联合矩阵 Φ_{n_r} ,随后基于式(9)获得信道估计的初始值,为数据超维隐藏空间的挖掘提供数据基础。该阶段需要获取联合矩阵 Φ_{n_r} 和信道 h_{n_r} 的初始估计值,有了这些初始估计值后,就能通过挖掘数据超维隐藏空间的方式将问题简化,分解成 N_t 个可并行求解的问题,极大减小了算法的计算复杂度。进一步地,上述这些操作可以在单个接收天线上独立完成,因此各接收天线可并行完成非线性频偏自干扰与信道的联合估计,进一步提升系统性能。需要说明的是,受载波频偏影响,这些子问题处于相互纠缠的状态,其优化求解的结果也会受到噪声的影响,并不是唯一的。但是,当观测值足够时,隐藏空间搜索随着迭代次数的增加,该算法是收敛的,能够通过隐藏空间搜索的方式将数据分离,从而消除之间相互纠缠造成的影响^[17]。

算法 1 非线性频偏自干扰与信道联合估计方法

1. 输入:接收信号 y_{n_r} ,发射信号 X_{n_t}
2. 设置迭代总数 T ,迭代数 $t=0$,初始归一化载波频偏因子 $\epsilon_{n_t, n_r}^t = [\epsilon_{1, n_r}^t, \epsilon_{2, n_r}^t, \dots, \epsilon_{N_t, n_r}^t] = \mathbf{0}$
3. 基于式(5),根据 X_{n_t} 和 ϵ_{n_t, n_r}^t 构造矩阵 Φ_{n_t, n_r}^t
4. 基于式(9),利用 CoSaMP 算法获得信道的估计值 $h_{n_r}^t = [h_{1, n_r}^t, h_{2, n_r}^t, \dots, h_{N_t, n_r}^t]$
5. **while** $t < T$ **do**
6. $t = t + 1$
7. 基于式(12),根据 h_{n_t, n_r}^{t-1} 、 Φ_{n_t, n_r}^{t-1} 计算 w_{n_t, n_r}^t
8. 基于式(11),计算数据超维隐藏空间 $z_{n_r}^t$
9. 基于式(13),采用 CoSaMP 算法获得新的信道估计值 h_{n_t, n_r}^t
10. 基于式(14),利用 LS 方法获取新的归一化载波频偏估计值 ϵ_{n_t, n_r}^t
11. 重新构造矩阵 Φ_{n_t, n_r}^t
12. **end while**
13. 输出: h_{n_t, n_r}^t 和 ϵ_{n_t, n_r}^t

根据上述分析,算法 1 计算复杂度分为算法初始化估计阶段和算法并行求解阶段。以复数乘法的次数(number of complex multiplication, NCM)作

为算法计算复杂度的计量单位,初始化估计阶段的计算复杂度分别为 $O(N_t N^2 L)$ 和 $O(N \log(N) \log(N_t L))$,因此该阶段总计算复杂度应为 $O(N_t N^2 L + N \log N \log N_t L)$ 。算法并行求解阶段 w_{n_t, n_r}^t 主要涉及 $\sum_{n_t=1}^{N_t} \Phi_{n_t, n_r}^{t-1} h_{n_t, n_r}^{t-1}$ 的计算,该部分也和数据超维隐藏空间 $z_{n_r}^t$ 中的 $\Phi_{n_t, n_r}^{t-1} h_{n_t, n_r}^{t-1}$ 计算一致,因此可以分摊到并行求解的每个子优化问题中,不需要额外的计算复杂度,该阶段的计算复杂度分别为 $O(NL)$ 、 $O(N \log N \log L)$ 、 $O(2NL^2 + L^3 + N)$ 和 $O(N^2 L)$ 。上述计算一共执行了 T 次,因此,并行求解阶段总的计算复杂度为 $O(T(NL(1+2L+N) + N(1+\log N \log L) + L))$ 。

3 仿真分析

基于 4×4 的 MIMO 系统,采用仿真的方式验证所提出联合估计方法的有效性。传输数据与导频信号均采用 QPSK 调制,每个 OFDM 符号的子载波数为 $N=1024$,发射信号为 500 MHz 的超宽带信号,载波频率为 28 GHz。采用载波频偏估计的归一化均方误差(normalized mean squared error, NMSE)、信道估计的 NMSE 和误码率(bit error rate, BER)等指标对所提算法进行性能评价,其中载波频偏估计 NMSE $_{\epsilon}$ 的计算式为:

$$\text{NMSE}_{\epsilon} = \frac{1}{N_t N_r} \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{n_r=1}^{N_r} \frac{\|\hat{\epsilon}_{n_t, n_r} - \epsilon_{n_t, n_r}\|^2}{\|\epsilon_{n_t, n_r}\|^2} \quad (15)$$

信道估计 NMSE $_h$ 的计算式为:

$$\text{NMSE}_h = \frac{1}{N_t N_r} \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{n_r=1}^{N_r} \frac{\|\hat{h}_{n_t, n_r} - h_{n_t, n_r}\|^2}{\|h_{n_t, n_r}\|^2} \quad (16)$$

而 BER 的计算式为:

$$\text{BER} = \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{n=1}^N \frac{1}{2N_t N} d_H(\hat{\mathbf{b}}_{n_t}(n), \mathbf{b}_{n_t}(n)) \quad (17)$$

式中: $d_H(\hat{\mathbf{b}}_{n_t}(n), \mathbf{b}_{n_t}(n))$ 为 $\hat{\mathbf{b}}_{n_t}(n)$ 和 $\mathbf{b}_{n_t}(n)$ 之间的汉明距离; $\hat{\mathbf{b}}_{n_t}(n)$ 为 $\mathbf{b}_{n_t}(n)$ 的估计值。基于蒙特卡罗实验,统计在不同的信噪比(signal to noise ratio, SNR)上的 NMSE 和 BER,每次实验发送 500 个包,每个包由 1 个作为导频信号的 OFDM 符号和 500 个作为数据载荷的 OFDM 符号组成,每个包都经过毫米波信道模型生成的信道长度 $L=200$ 的随机超宽带毫米波信道^[13] 传输到达接收端,并且每个包同步后产生的归一化载波频偏 ϵ_{n_t, n_r} 由 $[0, 1]$ 的均匀分布随机生成。

3.1 计算复杂度比较

本文所提方法通过挖掘数据超维隐藏空间的方法,将复杂的多目标优化问题分解成 N_t 个子优化问题,利用并行的思想同时求解这些子优化问题,从而降低了联合估计算法的计算复杂度,并且利用超宽带毫米波信道的稀疏特性,采用压缩感知的方法,在确保信道估计准确的前提下,进一步减低算法的计算复杂度。

为了证明所提算法的优越性,首先对不同算法的计算复杂度进行比较。对比算法分别为文献[6]中的传统联合估计方法以及文献[15]中基于压缩感知的联合估计方法。其中,文献[6]算法同样利用迭代的方式,采用传统的估计算法完成信道与非线性频偏自干扰的联合估计,因此该方法的计算复杂度主要由矩阵 $\Phi_{n_r}^t$ 的构造与 $\mathbf{h}_{n_r}^t$ 和 $\epsilon_{n_r}^t$ 的估计决定,表示为 $O(T(N_t N^2 L + 4NN_t^2 L^2 + 2N_t^3 L^3))$ 。文献[15]算法也采用迭代的方式来实现,不同之处是其利用压缩感知的方式估计信道,因此该方法构造矩阵 $\Phi_{n_r}^t$ 的计算复杂度与传统估计算法是一样的,仅是 $\mathbf{h}_{n_r}^t$ 和 $\epsilon_{n_r}^t$ 估计的计算复杂度不同,其计算复杂度可表示为 $O(T(N_t N^2 L + N_t^2 L^2 (2N+1) + N_t^3 L^3))$ 。

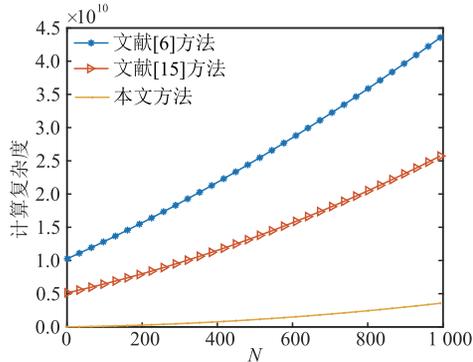


图3 3种联合估计方法的计算复杂度比较

Fig. 3 Comparison of computational complexity in three joint estimation methods

图3为3种方法计算复杂度的对比结果,其中迭代次数 $T=10$ 。从图中可以看出,本文所提方法的计算复杂度远远低于其他2种算法,这是因为本文的方法利用数据超维隐藏空间挖掘的方法将复杂优化问题转化为可并行求解的子优化问题,而每次迭代过程的计算复杂度仅仅为单个信道 \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t 与载波频偏 ϵ_{n_t, n_r}^t 估计所需的复杂度,因此所提方法的计算复杂度增加速度等比于 N^2 ,但对比方法的计算复杂度增加速度等比于 TN^2 。表1中分别给出了 $N=256, 512, 1024$ 时3种方法的计算复杂度,从表中可以看出,本文所提方法的计算复杂度远低于其他算法。

表1 3种联合估计方法计算复杂度典型数值比较

Tab. 1 Computational complexity comparison results at typical values for three joint estimation methods

| 方法 | NCM | | |
|----------|------------------------|------------------------|------------------------|
| | $N=256$ | $N=512$ | $N=1024$ |
| 文献[6]方法 | 1.027×10^{10} | 1.735×10^{10} | 3.466×10^{10} |
| 文献[15]方法 | 5.133×10^9 | 8.938×10^9 | 1.969×10^{10} |
| 本文方法 | 8.068×10^5 | 3.916×10^8 | 2.274×10^9 |

3.2 NMSE 性能比较

考虑每个发射天线发射的前导导频数分别为 $N_{n_t} = 128$ 和 $N_{n_t} = 256$ 时的性能进行评估。首先是载波频偏估计性能比较,2种情形的NMSE_c统计结果如图4所示。可以看出,当 $N_{n_t} = 128$ 时,由于系统导频数无法满足传统估计方法实现精确信道估计的最低要求,因此在联合估计载波频偏时同样无法获取其准确的估计值。这种情况可通过增加导频数 N_{n_t} 来改善,即当 $N_{n_t} = 256$ 时,文献[6]方法载波频偏估计精度大幅度提升,能够较准确地估计出载波频偏。相比于文献[6]方法,文献[15]方法和本文所提方法采用压缩感知方法,能够用较少导频数实现载波频偏的精准估计,本文所提方法取得的NMSE_c比文献[15]的方法更低,说明本文所提方法能够更加精确地估计载波频偏。

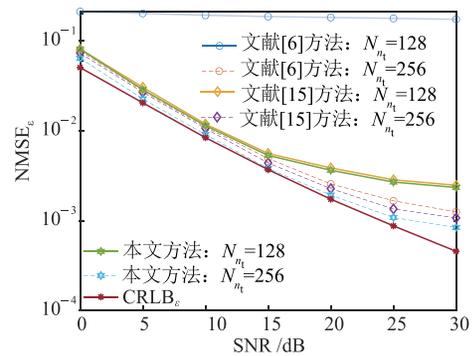


图4 3种联合估计算法载波频偏估计 NMSE 性能比较

Fig. 4 NMSE performance comparison of carrier frequency offset in three joint estimation methods

进一步地,将取得的NMSE_c与载波频偏估计的克拉美罗界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)对比。根据文献[18],参数估计的CRLB与所采用的估计方法无关,载波频偏 ϵ_{n_t, n_r} 的克拉美罗界具体可表示为:

$$\text{CRLB}_{\epsilon_{n_t, n_r}} \geq \frac{1}{\sigma^2 \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{\partial}{\partial \epsilon_{n_t, n_r}} g_{n_r}(n; \boldsymbol{\epsilon}_{n_r}, \mathbf{h}_{n_r}) \right)^2} \quad (18)$$

其中,函数 $g_{n_r}(n; \boldsymbol{\epsilon}_{n_r}, \mathbf{h}_{n_r})$ 计算式为:

$$g_{n_r}(n; \boldsymbol{\varepsilon}_{n_r}, \mathbf{h}_{n_r}) = \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{L-1} X_{n_t}(k) h_{n_t, n_r}(l) \cdot e^{j \frac{2\pi}{N} \lfloor n \varepsilon_{n_t, n_r} + kn - kl \rfloor} \quad (19)$$

因此,估计载波频偏 $\boldsymbol{\varepsilon} = [\boldsymbol{\varepsilon}_1, \boldsymbol{\varepsilon}_2, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_{N_r}]$ 的克拉美罗界可表示为:

$$\text{CRLB}_{\boldsymbol{\varepsilon}} \geq \frac{1}{N_t N_r} \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{n_r=1}^{N_r} \text{CRLB}_{\boldsymbol{\varepsilon}_{n_t, n_r}} \quad (20)$$

基于式(20),载波频偏的 CRLB 结果如图 4 所示,随着 SNR 增加,所有方法的 $\text{NMSE}_{\boldsymbol{\varepsilon}}$ 越来越接近 $\text{CRLB}_{\boldsymbol{\varepsilon}}$,但当 SNR 大于 20 dB 后,其差距越来越大,这是因为导频数的限制,其估计性能已经达到了极限,增加导频数可以进一步缩小其差距。

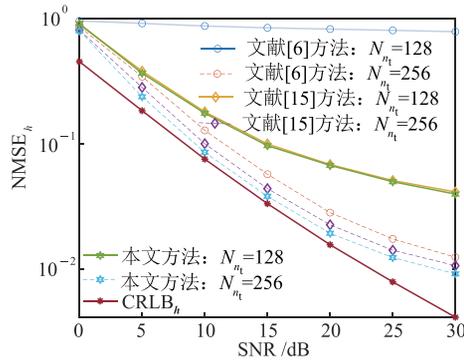


图 5 3 种联合估计算法信道估计 NMSE 性能比较

Fig. 5 NMSE performance comparison of channel estimation in three joint estimation methods

随后对信道估计性能进行比较,其结果如图 5 所示。同样地,当 $N_{n_t} = 128$ 时,文献[6]方法因导频不足无法得到信道的准确估计值,但当 $N_{n_t} = 256$ 时,此时导频数大于信道长度,传统估计方法能够实现信道的精准估计。文献[15]方法以及本文所提方法利用压缩感知的优势,在 $N_{n_t} = 128$ 时就能获取较为准确的信道估计结果,并随着 N_{n_t} 的增大, NMSE_h 减小,信道估计更精确。从图 5 可以看出,随着 SNR 的提升,所有方法 NMSE_h 越来越小,但对比 3 种联合估计方法,本文所提方法能够取得更小的 NMSE_h ,意味着所提方法能够更加准确地估计信道 \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t 。为了进一步展示算法的有效性,同样将所得结果与信道估计的 CRLB 对比。根据文献[18],信道参数 $\mathbf{h}_{n_t, n_r}(l)$ 的 CRLB 的计算式为:

$$\text{CRLB}_{\mathbf{h}_{n_t, n_r}(l)} \geq \frac{1}{\sigma^2 \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{\partial}{\partial \mathbf{h}_{n_t, n_r}(l)} g_{n_r}(n; \boldsymbol{\varepsilon}_{n_r}, \mathbf{h}_{n_r}) \right)^2} \quad (21)$$

因此,估计信道 $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{N_r}]$ 的 CRLB 可表示为:

$$\text{CRLB}_{\mathbf{h}} \geq \frac{1}{N_t N_r L} \sum_{n_t=1}^{N_t} \sum_{n_r=1}^{N_r} \sum_{l=0}^{L-1} \text{CRLB}_{\mathbf{h}_{n_t, n_r}(l)} \quad (22)$$

对比图 5 中 NMSE_h 和 CRLB_h 可以看出,随着 SNR 增大,信道估计精度不断提高,它们之间的差距不断缩小。当 SNR 大于 20 dB 时,它们之间的差距呈现增大的趋势,可以通过增加导频数来缩小差距。

3.3 BER 性能比较

基于 3.2 节中的信道与载波频偏的估计结果,对传输的数据进行检测与估计,并统计相应的 BER 结果,具体如图 6 所示。当 $N_{n_t} = 128$ 时,文献[6]方法无法获取准确的信道估计结果,其 BER 性能非常糟糕,因此不再统计展示其 BER 结果,图 6 中仅包含 $N_{n_t} = 128$ 时文献[15]方法与本文所提方法的 BER 统计结果。但当 $N_{n_t} = 256$ 时,3 种联合估计方法都能取得不错的信道估计结果,因此图 6 包含 $N_{n_t} = 256$ 时 3 种方法的 BER 统计结果。此外,图 6 还给出了所有信道 \mathbf{h}_{n_t, n_r}^t 以及载波频偏 $\boldsymbol{\varepsilon}_{n_t, n_r}^t$ 对于接收端已知情况下的 BER 统计结果。从图 6 可以看出,BER 统计结果符合载波频偏和信道联合估计的结果,即联合估计方法的 $\text{NMSE}_{\boldsymbol{\varepsilon}}$ 和 NMSE_h 越小,其相应的 BER 也越小,意味着本文所提的联合估计方法相比于其他 2 种方法能够更有效地提升系统性能。需要注意的是,对比于信道与载波频偏已知情况下的 BER 结果,本文所提方法的 BER 与其还有差距,可以通过增加各个发射天线前导导频数来减小差距。

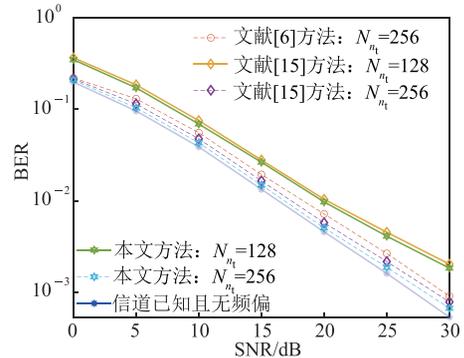


图 6 3 种联合估计算法 BER 性能比较

Fig. 6 BER performance comparison results of three joint estimation methods

4 结语

系统同步与信道估计的精度对超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统在军事物联网应用至关重要。因此,本文针对现有载波频偏与信道联合估计方法计算复杂度过高,且未考虑同步误差对不同发射天线导频信号的非线性频偏自干扰等问题,提出了一种针对超宽带毫米波 MIMO-OFDM 系统的非线性频偏自干

扰和信道联合估计方法,首先基于数据超维隐藏空间挖掘的思想,将复杂的多目标优化问题分解成多个子优化问题,再通过并行求解的思想实现载波频偏与 MIMO 信道的同步估计,显著降低了方法的计算复杂。在信道估计过程中,利用超宽带毫米波信道的稀疏特性,采用压缩感知的方法,在保证载波频偏与信道估计精度的前提下,大幅度减少系统所需的导频数。仿真结果表明相比于现有的联合估计方法,本文所提方法具有更低的计算复杂度的同时,能够更加精确地估计出载波频偏和信道。

参考文献

- [1] ZHONG Y, WANG J, WU S L, et al. Multilocation Human Activity Recognition via MIMO-OFDM-Based Wireless Networks: an IoT-Inspired Device-Free Sensing Approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(20): 15148-15159.
- [2] IRAQI Y, AL-DWEIK A. Efficient Information Transmission Using Smart OFDM for IoT Applications[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(9): 8397-8409.
- [3] ZHONG Y, WANG J, WU S L, et al. Multilocation Human Activity Recognition via MIMO-OFDM-Based Wireless Networks: an IoT-Inspired Device-Free Sensing Approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(20): 15148-15159.
- [4] KARIM A M, OTHMAN M. Improved Fine CFO Synchronization for MB-OFDM UWB[J]. *IEEE Communications Letters*, 2010, 14(4): 351-353.
- [5] SHI V T, NHG D R. Channel Estimation Optimization Model in Internet of Things Based on MIMO/OFDM with Deep Extended Kalman Filter[J]. *Advances in Engineering and Intelligence Systems*, 2022, 1(2): 8-22.
- [6] SIMON E P, ROS L, HIJAZI H, et al. Joint Carrier Frequency Offset and Fast Time-Varying Channel Estimation for MIMO-OFDM Systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 60(3): 955-965.
- [7] ABDZADEH-ZIABARI H, ZHU W P, SWAMY M N S. Joint Carrier Frequency Offset and Doubly Selective Channel Estimation for MIMO-OFDMA Uplink with Kalman and Particle Filtering[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(15): 4001-4012.
- [8] MUNEEER P, SAMEER S M. Iterative Joint Carrier Frequency Offset and Doubly Selective Channel Estimation in High-Mobility MIMO-OFDMA Uplink Using Oblique Projection[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(9): 7110-7121.
- [9] PRIYA P, SEN D. Particle Filter Based Nonlinear Data Detection in Presence of CFO for Frequency Selective mmWave MIMO-OFDM Systems [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(6): 5892-5907.
- [10] 王旭,何凡,冯辉,等. MU-MIMO-OFDM 上行频偏与信道联合跟踪 [J]. *电子学报*, 2014, 42(7): 1256-1261.
WANG X, HE F, FENG H, et al. Joint Carrier Frequency Offset and Channel Tracking for MU-MIMO-OFDM Uplink Systems[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(7): 1256-1261. (in Chinese)
- [11] LIU Y J, ZHU X, LIM E G, et al. High-Robustness and Low-Complexity Joint Estimation of TOAs and CFOs for Multiuser SIMO OFDM Systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(8): 7739-7743.
- [12] ZHOU M D, FENG Z, HUANG X M, et al. Maximum a Posteriori Probability (MAP) Joint Fine Frequency Offset and Channel Estimation for MIMO Systems with Channels of Arbitrary Correlation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 4357-4370.
- [13] RAPPAPORT T S, MACCARTNEY G R, SAMIMI M K, et al. Wideband Millimeter-Wave Propagation Measurements and Channel Models for Future Wireless Communication System Design[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2015, 63(9): 3029-3056.
- [14] LI G, LI T Y, XU M K, et al. Sparse Massive MIMO-OFDM Channel Estimation Based on Compressed Sensing over Frequency Offset Environment [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2019, 2019(1): 31.
- [15] SALARI S, CHAN F. Joint CFO and Channel Estimation in OFDM Systems Using Sparse Bayesian Learning[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(1): 166-170.
- [16] RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ J. Joint Synchronization and Compressive Channel Estimation for Frequency-Selective Hybrid mmWave MIMO Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(1): 548-562.
- [17] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 1977, 39(1): 1-22.
- [18] KAY S. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume I: Estimation Theory* [M]. Englewood Cliffs, NJ: PTR Prentice-Hall, 1993.

(编辑:徐楠楠)