

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2520168

基于联合优化的 MIMO-OTFS 系统信号检测算法^{*}韦照川^{1,2} 刘志恒^{1,2} 纪元法^{1,2,3}(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学广西精密导航技术与应用重点实验室 桂林 541004;
3. 中国—东盟时空信息与智能位置服务国际合作联合实验室 桂林 541004)

摘要: 针对多输入多输出-正交时频空间(MIMO-OTFS)系统在高速移动场景下存在多径干扰、传统检测算法复杂度高昂且性能不稳定的问题,提出了一种基于低复杂度最小均方误差(MMSE)和 K-Best 联合优化的 MIMO-OTFS 系统检测算法(CG-MMSE-ADK-Best)。首先引入共轭梯度(CG)算法迭代求解 MMSE 矩阵方程,避免直接求逆以降低计算开销;其次,将 CG-MMSE 与 K-Best 检测结合优化,并改进传统 K-Best 算法的固定路径数策略,提出动态 K 值算法进一步优化复杂度;最后,通过仿真实验验证算法性能,仿真结果显示,在 4-QAM 调制、路径数 $K=8$ 且信噪比(SNR)为 20 dB 时,所提算法较传统 K-Best 算法误码率(BER)性能提高 45.9%;在结合动态路径数的算法后较固定路径数算法 BER 曲线基本吻合,却因路径数的减少显著降低计算复杂度。所提算法在同路径数下可提升 BER 性能,在同 BER 下可降低计算复杂度,有效解决了传统算法复杂度

关键词: 正交时频空调制;多输入多输出;K-Best;信号检测

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5025

Signal detection algorithm for MIMO-OTFS systems based on joint optimization

Wei Zhaochuan^{1,2} Liu Zhiheng^{1,2} Ji Yuanfa^{1,2,3}(1. School of Information and Communicaiton, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 3. International Joint Research Laboratory of Spatio-temporal Information and Intelligent Location Services, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: To address the problems of multipath interference, high complexity and unstable performance of traditional detection algorithms in multiple-input multiple-output-orthogonal time-frequency space (MIMO-OTFS) systems under high-speed mobile scenarios, a detection algorithm (CG-MMSE-ADK-Best) for MIMO-OTFS systems based on the joint optimization of low-complexity minimum mean square error (MMSE) and K-Best is proposed. First, the conjugate gradient (CG) algorithm is introduced to iteratively solve the MMSE matrix equation, avoiding direct matrix inversion to reduce computational overhead. Second, CG-MMSE is combined and optimized with K-Best detection. The fixed path number strategy of the traditional K-Best algorithm is improved, and a dynamic K -value algorithm is proposed to further optimize complexity. Finally, the algorithm performance is verified through simulation experiments. The simulation results show that with 4-QAM modulation, path number $K=8$ and signal-to-noise ratio (SNR) of 20 dB, the proposed algorithm improves the bit error rate (BER) performance by 45.9% compared with the traditional K-Best algorithm. After integrating the dynamic path number algorithm, the BER curve is basically consistent with that of the fixed path number algorithm, but the computational complexity is significantly reduced due to the decrease in path number. The proposed algorithm can improve BER performance under the same path number and reduce computational complexity under the same BER, effectively solving the problems of high complexity and unstable performance of traditional algorithms. It provides technical support for the application of large-scale MIMO-OTFS systems in high-speed mobile scenarios.

Keywords: OTFS; MIMO; K-Best; signal detection

0 引言

随着第 5 代移动通信技术(5G)向垂直行业深度渗透,

以及车联网、工业物联网、远程医疗等新兴场景的快速发展,无线通信系统面临着高速移动、多径干扰严重、频谱效率不足等核心挑战。在高速移动场景中,传统正交频分复

收稿日期:2025-11-04

^{*} 基金项目:国家重点研发计划资助(2025YFE0115800)、广西科技计划(桂科 AB23026120,桂科 ZY23055048,桂科 AD25069103)、国家自然科学基金(U23A20280,62471153,U25A20397)、南宁市科学研究与技术开发计划(20231029,20231011)、产研计划(CYY-HT2023-JSJJ-0023-1、CYY-HT2023-JSJJ-0024-1)、广西研究生教育创新计划(YCSW2025355)项目资助

用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术^[1]因多普勒频移与多径时延的耦合影响,易出现子载波间干扰(inter-carrier interference, ICI)与符号间干扰(inter-symbol interference, ISI),导致系统性能显著下降。正交时频空间调制(orthogonal time frequency space, OTFS)^[2]作为一种突破传统时频域框架的新型多载波技术,通过将信息符号直接映射至延迟-多普勒(delay-Doppler, DD)域,有效将时变的多径信道转化为 DD 域的静态信道矩阵,从物理层架构上缓解了高速移动带来的信道时变特性^[3-5]。相较于 OFDM, OTFS 在高速铁路、无人机通信等高移动性场景中展现出更优的抗干扰性能与链路稳定性^[6-7],而多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)技术与 OTFS 的结合(MIMO-OTFS)进一步通过空间维度的复用,显著提升了系统的频谱效率与传输速率^[8-9],成为支撑未来高速移动通信的关键技术方向之一。MIMO 系统的性能提升依赖于高效的信号检测算法,现有检测方案仍存在显著瓶颈。文献[10]提出了基于并行干扰消除的最大似然检测算法(parallel interference cancellation-maximum likelihood, PIC-ML),该算法通过并行处理多个符号的干扰,在低信噪比环境下展现出较好的检测性能,但需遍历所有可能的符号组合,其计算复杂度随发射天线数与调制阶数呈指数级增长,难以满足高实时性场景的需求。文献[11]提出了适用于 2×2 MIMO-OTFS 系统的低复杂度迫零均衡(zero forcing, ZF)和最小均方误差(minimum mean square error, MMSE)均衡器,利用分块矩阵和分块循环矩阵的性质显著降低了传统的线性均衡器的复杂度,但其误码率(bit error rate, BER)性能表现仍不令人满意。相比之下,非线性检测算法某种程度上有着更重要的地位^[12],如消息传递(message passing, MP)算法^[13]因其独特的检测机制备受瞩目。该方法深度挖掘了 DD 域中信道矩阵所呈现的稀疏性特征,借助构建符号间的概率依赖关系达成迭代检测。然而,在密集多径传播环境中,信道矩阵稀疏性的减弱会致使 MP 算法复杂度急剧攀升。文献[14]提出了 MP 变种的改进算法,一种基于串行干扰消除的 UAMP 算法,该算法可针对分数多普勒情况,利用数据流反馈有效抵抗了 MIMO 天线间的干扰,但低信噪比下有效反馈少可能导致性能不佳,且复杂度较高。文献[15-17]提到的球形检测算法和文献[18-19]提到的 K-Best 算法,属于 ML 的两个变体,已被广泛考虑。球形译码(sphere decoding, SD)算法能够实现接近 ML 的性能,其复杂度根据下界分析随发射天线数量和调制阶数增长。K-Best 算法通过树结构检测过程选择合适数量的存活节点,在性能和复杂度之间提供了一种灵活的解决方案。文献[20]提出了一种基于格基规约(lattice reduction, LR)的 SR-K-best 改进算法,一定程度上降低了复杂度,但 LR 仅作为信道矩阵预处理模块,未能优化 LR 与 K-Best 检测的协同逻辑,当信道突变时可能导致矩阵预处理精度不足,进而影响后续检测性能,且随着天线数增

加, LR 算法的格基更新复杂度会呈多项式增长。

K-Best 球形检测算法通过逐层保留最优路径的方式一定程度上降低了复杂度,但其性能高度依赖路径数 K 的选取——固定 K 值要么在低信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)下因路径数不足导致性能损失,要么在高 SNR 下因路径冗余增加计算开销。此外, MMSE 检测作为常用的线性检测方法,能通过预处理抑制信道干扰并提供较优的初始估计,但在大规模 MIMO-OTFS 系统中, MMSE 检测需对高维度信道矩阵进行求逆运算,不仅计算复杂度高,还面临数值稳定性差的问题。

为解决上述瓶颈,本文提出了一种基于 CG-MMSE 与自适应动态 K-Best 的 MIMO-OTFS 系统检测算法(CG-MMSE-ADK-Best):共轭梯度(conjugate gradient, CG)算法作为一种高效的迭代优化方法,可在不直接进行矩阵求逆的情况下逼近线性方程组的解,尤其适用于大规模稀疏矩阵场景,为降低 MMSE 检测的复杂度提供了新思路。而将 MMSE 结合到 K-Best 的目标函数中,显著提高了系统的鲁棒性。此外提出一种自适应动态调整 K 值的策略(adaptive dynamic K-Best, ADK-Best),有望在不同信道条件下平衡 K-Best 算法的性能与复杂度。

基于此,本文围绕 MIMO-OTFS 系统的低复杂度高效检测问题展开研究,主要工作与创新点如下:提出一种 CG-MMSE 与自适应动态 K-Best 联合检测算法,将低复杂度 MMSE 结合到 K-Best 算法中,提高最差分支的性能,提高系统鲁棒性,同时通过 CG 算法迭代求解 MMSE 检测中的矩阵方程,避免高维度矩阵直接求逆,显著降低预处理环节的计算复杂度;设计自适应动态 K 值调整策略:根据实时 SNR 自适应调整 K-Best 算法的路径保留数,并引入初始搜索半径筛选无效路径,在低 SNR 下保证检测性能,在高 SNR 下进一步降低计算开销;通过理论推导与仿真实验,验证所提算法在不同信噪比下的性能,结果表明,对比传统 K-Best 算法,所提算法在同路径数下可提升 BER 性能,在同 BER 下可降低计算复杂度,为大规模 MIMO-OTFS 系统的实际应用提供技术支撑。

1 系统模型

1.1 OTFS 系统模型

OTFS 是一种新型的多址调制方式,其核心思想是将信息符号映射到 DD 域,而不是传统的时域或频域。OTFS 通过逆辛有限傅里叶变换(inverse symplectic finite Fourier transform, ISFFT)将 DD 域的符号变换到时频(time-frequency, TF)域,再通过 Heisenberg 调制器转换为时域信号。接收端使用 Wigner 变换与辛有限傅里叶变换完成解调,并在 DD 域进行检测。OTFS 系统框图如图 1 所示。

在发射端,系统首先将从 QAM 调制星座映射符号列表中提取的 NM 个信息符号映射到离散 DD 域网格中,其中各符号通过索引 m 和 n 进行标识,构成矩阵 $\mathbf{X}[m, n]$,

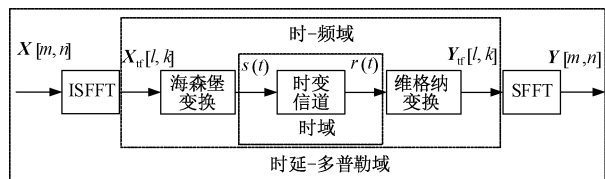


图 1 OTFS 系统框图

Fig. 1 OTFS system architecture

$m = 0, \dots, M-1, n = 0, \dots, N-1$ 。随后,借助辛有限傅里叶逆变换,把 DD 网格内的信息符号 $\mathbf{X}[m, n]$ 转换为时频网格上的信息符号 $\mathbf{x}_{\text{tf}}[l, k]$, 实现从 DD 域到 TF 域的映射。其数学表达式为:

$$\mathbf{x}_{\text{tf}}[l, k] = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{X}[m, n] e^{j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M} \right)} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_{\text{tf}} \in \mathbb{C}^{MN \times N}$ 为时频域的样本传输矩阵, $l=0, \dots, M-1, k=0, \dots, N-1$ 。辛傅里叶逆变换实质上是对 DD 域样本矩阵 $\mathbf{X}[m, n]$ 的列进行 M 点离散傅里叶变换, 行进行 N 点离散傅里叶变换。

然后,通过海森堡变换将 TF 域离散样本矩阵 $\mathbf{x}_{\text{tf}}[l, k]$ 转换为连续时域信号 $s(t)$:

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} \mathbf{x}_{\text{tf}}[l, k] g_{\text{tx}}(t - kT) e^{j2\pi l \Delta f (t - kT)} \quad (2)$$

其中, g_{tx} 表示发射端脉冲成型波形。当 g_{tx} 为矩形脉冲时,其频谱为理想冲激函数,此时海森堡变换等效于对时频域矩阵 $\mathbf{x}_{\text{tf}}[l, k]$ 直接进行离散傅里叶变换,生成 OFDM 时域信号。基于这一特性,OTFS 调制可视为 OFDM 的一种扩展形式,其核心在于额外引入了 ISFFT 作为预处理模块。

在接收端,时域接收信号 $r(t)$ 可表示为:

$$r(t) = \iint h(\tau, \nu) e^{j2\pi \nu t} s(t - \tau) d\nu d\tau + n(t) \quad (3)$$

其中, τ 和 ν 分别为时延和多普勒参数, $n(t)$ 表示时域的加性噪声。

接着,对时域接收信号 $r(t)$ 进行匹配滤波,其表示形式为:

$$\mathbf{Y}(f, t) = A_{g_{\text{rx}}, r}(f, t) \triangleq \int r(t') g_{\text{rx}}^*(t' - t) e^{-j2\pi f(t' - t)} dt' \quad (4)$$

其中, $A_{g_{\text{rx}}, r}(f, t)$ 表示交叉模糊函数。

接着,在离散时频域网格 Δ 进行采样,得到时频域接收样本矩阵 $\mathbf{Y}_{\text{tf}} \in \mathbb{C}^{MN \times N}$ 为:

$$\mathbf{Y}_{\text{tf}}[l, k] = \mathbf{Y}(f, t) |_{f=l\Delta f, t=kT} \quad (5)$$

式(3)、(4)合在一起被称作维格纳变换。

最后,通过辛有限傅里叶变换把时频域接收样本矩阵 $\mathbf{Y}_{\text{tf}}[l, k]$ 转变为 DD 域接收样本矩阵 $\mathbf{Y}[m, n]$:

$$\mathbf{Y}[m, n] = \frac{1}{\sqrt{NM}} \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{l=0}^{M-1} \mathbf{Y}_{\text{tf}}[l, k] e^{-j2\pi \left(\frac{nk}{N} - \frac{ml}{M} \right)} \quad (6)$$

同样地,OTFS 解调模块可被视作在 OFDM 的基础上增设了一个辛有限傅里叶变换后处理模块。

1.2 MIMO-OTFS 系统模型

考虑一个具有 N_t 发射天线和 N_r 接收天线的多输入多输出的 OTFS 系统(MIMO-OTFS)。信号经历的衰落信道矩阵表示为 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}} \in \mathbb{C}^{N_r MN \times N_t MN}$, 在发送端,信息比特流经过符号映射后,借助串并转换技术被分配到多根发射天线上同步传输。信号在传输过程中会经历衰落的多径信道,并受到加性高斯噪声的影响,之后到达接收端,由多根接收天线完成接收。其输入输出关系为:

$$\mathbf{y}_{\text{MIMO}} = \mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{x}_{\text{MIMO}} + \mathbf{n}_{\text{MIMO}} \quad (7)$$

其展开式为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{N_r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{1,1} & \mathbf{H}_{1,2} & \cdots & \mathbf{H}_{1,N_t} \\ \mathbf{H}_{2,1} & \mathbf{H}_{2,2} & \cdots & \mathbf{H}_{2,N_t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{N_r,1} & \mathbf{H}_{N_r,2} & \cdots & \mathbf{H}_{N_r,N_t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{N_t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_1 \\ \mathbf{n}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{n}_{N_r} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{y}_{\text{MIMO}} \in \mathbb{C}^{N_r MN \times 1}$ 为接收端符号, $\mathbf{x}_{\text{MIMO}} \in \mathbb{C}^{N_t MN \times 1}$ 为发射端符号, $\mathbf{H}_{\text{MIMO}} \in \mathbb{C}^{N_r MN \times N_t MN}$ 为 MIMO 信道矩阵,子矩阵为 $\mathbf{H}_{(r,t)}, \mathbf{n}_{\text{MIMO}} \in \mathbb{C}^{N_r MN \times 1}$ 为加性高斯白噪声向量。本文系统模型框图如图 2 所示,OTFS 解调后进行本文所提的信号检测,最后并串转换解星座映射后输出比特数据。

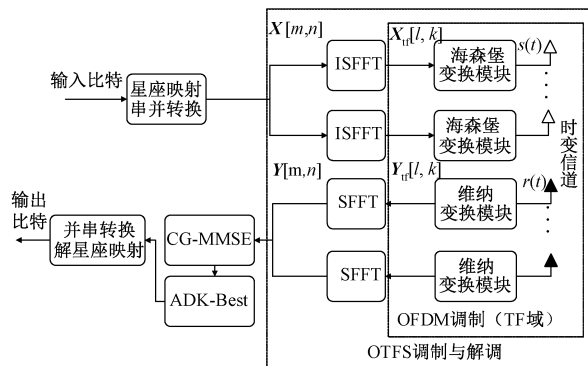


图 2 MIMO-OTFS 系统框图

Fig. 2 MIMO-OTFS system architecture

2 信号检测算法

2.1 基于 CG 的 MMSE 算法

在科学计算和工程应用中,经常需要解大规模线性方程组,比如有限元分析、电磁场仿真、图像处理以及通信系统中的信号检测。传统的直接方法(如高斯消元、LU 分解)在小规模问题上效果很好,但一旦问题规模很大,不仅计算量急剧增加,内存需求也很高,几乎不可行。

为此,发展了各种迭代方法,最简单的如最速下降法,

每次沿着梯度下降方向更新解,但收敛速度很慢。CG 算法就是在这种背景下提出的一种改进方法,它能够更快、更稳定地逼近方程组的解。

CG 算法是一种迭代优化算法,主要用于求解对称正定矩阵的线性方程组。它的核心思想是不再单纯沿着当前梯度的方向搜索,而是构造一组相互“共轭”的搜索方向;这些方向之间互不干扰,每次更新都能在新的方向上获得有效的改进;理论上只需有限次迭代就能得到精确解。简单来说,它是一种结合了“梯度下降的灵活性”和“正交化思想”的迭代方法。

CG 在 $\mathbf{A}$ 是大规模时,可避免高复杂度的矩阵求逆运算,仅需通过矩阵向量乘法与向量内积等低复杂度操作即可逐步逼近方程组的解,将 CG 结合到 MMSE 算法中,避免了高维度矩阵直接求逆,在保障接收端预处理结果准确性的同时显著降低其复杂度。

在 MIMO-OTFS 系统中,接收信号模型如式(7)所示。MMSE 检测器的估计为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MIMO}} = (\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{y}_{\text{MIMO}} \quad (9)$$

当 OTFS-MIMO 系统规模很大时, $(\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1}$ 的维度很高,直接求逆代价太大,使用共轭梯度算法可以在不显示求逆的情况下迭代逼近解。用 CG 方法迭代求解的矩阵方程为:

$$(\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I}) \hat{\mathbf{x}}_{\text{MIMO}} = \mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{y}_{\text{MIMO}} \quad (10)$$

$(\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I})$ 记为 $\mathbf{A}$, $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{y}_{\text{MIMO}}$ 记为 $\mathbf{b}$, 则上式可记为:

$$\mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_{\text{MIMO}} = \mathbf{b} \quad (11)$$

将 $\hat{\mathbf{x}}_{\text{MIMO}}$ 记为 $\mathbf{x}$, 构造一个从向量映射到标量的二次型函数:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{b}^T \mathbf{x} \quad (12)$$

对于计算描述,首先,初始化完成后进行残差向量的计算,如式(13)所示。

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{A} \mathbf{x}(k-1) - \mathbf{b} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{x}(k)$ 表示第 k 次迭代的解向量; $\mathbf{d}(k)$ 表示第 k 次迭代的方向向量; $\mathbf{r}(k)$ 表示第 k 次迭代的残差向量。

然后根据残差计算内积,进而计算方向向量为:

$$\mathbf{d}(k) = -\mathbf{r}(k) + \frac{\mathbf{r}^T(k) \mathbf{r}(k)}{\mathbf{r}^T(k-1) \mathbf{r}(k-1)} \mathbf{d}(k-1) \quad (14)$$

最后计算步长、更新解向量为:

$$\alpha(k) = -\frac{\mathbf{d}^T(k) \mathbf{r}(k)}{\mathbf{d}^T(k) \mathbf{A} \mathbf{d}(k)} \quad (15)$$

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k-1) + \alpha(k) \mathbf{d}(k) \quad (16)$$

经过多次迭代优化后,最终获得了线性 MMSE 的估计结果,这一过程不仅显著降低了计算复杂度,提高了运算效率,而且为后续的信号检测算法提供了具有较高精度的估计值。通过这种优化方法,系统在保证性能的前提下实现了计算资源的合理分配,使得整个信号处理流程更加高效

可靠。MMSE 估计器的这一特性使其成为通信系统中信道估计环节的理想选择,既满足了实时性要求,又确保了检测算法的准确性基础。

2.2 K-Best 球形检测算法

在 MIMO 系统中,接收端需要从叠加的多天线信号里恢复发射符号。理想的检测方法是最大似然检测(maximum likelihood detection, MLD),即在所有可能的符号组合里找到最可能的一组。但因为搜索空间随天线数和调制阶数呈指数增长,复杂度极高,几乎无法在实际系统中实现。为此,人们提出了 SD 和 K-Best 算法等近似方法,在保证接近 MLD 性能的同时降低复杂度。

K-Best 算法是一种基于树搜索的检测算法。传统 K-Best 检测在搜索过程的每一层都会扩展 K 条幸存路径,以得到所有可能的新路径。计算这些路径的部分欧氏距离(partial Euclidean distance, PED)后,将所有路径按 PED 值升序排序,随后保留 PED 最小的 K 条路径作为当前层的幸存路径,舍弃其余路径。重复上述操作,直至搜索到达叶节点层。叶节点层所有幸存路径中,欧氏距离最小的路径即为最优路径。图 3 为 K-Best 算法示意图。

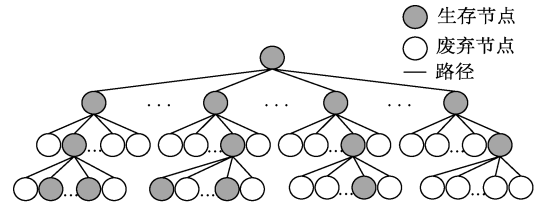


图 3 K-Best 算法

Fig. 3 K-Best algorithm system architecture

K-Best 算法本质上是对逐层最优检测的改进。将 MIMO 信号检测问题转化为一个树搜索问题,树的层对应发射符号,树的深度等于发射天线数。

传统 ML 检测准则是找到最有可能产生接收信号的发送向量,即:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{ML}} = \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t NM}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{x}\|^2 \quad (17)$$

其中, $\mathbf{x}$ 表示所有可能的发送符号集合,维度为 $(N_t MN \times 1)$,包含 N_t 个发射天线的符号, $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}$ 表示信道矩阵, $\mathbf{y}$ 表示接收符号向量。

在传统的逐层深度优先搜索(depthfirst search, DFS)或广度优先搜索(breadth first search, BFS)中,要么复杂度大(DFS 接近 ML),要么误差大。K-Best 算法采用逐层广度优先搜索,但在每一层只保留“最优的 K 条路径”,丢弃其余路径,从而避免指数爆炸。

具体流程:

1) 先对信道矩阵进行 QR 分解, $\mathbf{H}_{\text{MIMO}} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, 得到等效的上三角系统。则目标函数可写为

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{ML}} = \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t NM}}{\operatorname{argmin}} \|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{R}\mathbf{x}\|^2 \quad (18)$$

2) 构建搜索树,利用 $\mathbf{R}$ 上三角的特性,每一层对应一

个符号候选。

3) 从根节点开始, 逐层展开子节点 (所有可能的调制符号)。

4) 计算每条路径的部分度量 PED。

$$\text{PED}_i = \sum_{j=i}^{N_t \cdot NM} \left| \hat{\mathbf{y}}_j - \sum_{k=j}^{N_t \cdot NM} \mathbf{R}_{jk} \mathbf{x}_k \right|^2 \quad (19)$$

5) 在当前层只保留 K 条最优路径, 其余路径直接舍弃。

6) 重复直到叶子节点, 最终得到最优路径作为检测结果。

K-Best 译码策略在检测过程中于每一层仅保留具有最小部分欧氏距离的 K 条候选路径, 从而在保证较低计算复杂度的同时实现了相对稳定的译码吞吐率。然而, 当 K 取值不足时, 该方法的性能往往难以达到 SD 与 ML 算法的水平。因此, 如何设计出能够在性能保持与复杂度控制之间实现更优折中的高效 K-Best 译码算法, 已成为当前研究的重要方向。

2.3 基于 CG-MMSE 的低复杂度 K-Best 算法

在 OTFS-MIMO 系统中, 信号在 DD 域内经历高度耦合的二维卷积, 接收符号之间存在严重的干扰。特别是在多天场景下, 信道矩阵往往规模庞大、条件数较差, 直接检测难度很大。如果直接采用 ML、K-Best 检测, 复杂度会随着天线数和星座维度呈指数级增长, 在初始条件较差时容易收敛缓慢甚至陷入局部不收敛, 在信道矩阵条件不佳时, 算法也更容易受到噪声的影响。

本研究提出一种复杂度降低方案, 该方案将 MMSE 算法与 K-Best 算法联合应用, 通过将 MMSE 的初始估计结合到 K-Best 目标函数中, 提高分支性能与系统鲁棒性。同时利用 CG 避免了 MMSE 显示求逆, 显著降低了算法复杂度。期望通过使用这种方法能够提高最差分支的性能, 可以减少分支路径即 K 值数量达到相同的 BER 性能水平, 而同 K 值下能够提高 BER 性能。

在本系统模型, MMSE 滤波矩阵可以表示为:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \quad (20)$$

其中假设 $\mathbf{x}\mathbf{x}^H = \mathbf{I}$ 。

假设一个矩阵 $\mathbf{G}$, 表示为:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{\text{MIMO}} \\ \sigma \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (21)$$

并令:

$$\tilde{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

那么有:

$$\mathbf{G}^+ \tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (23)$$

对 $\mathbf{G}$ 执行 QR 分解得到:

$$\mathbf{G} = \tilde{\mathbf{Q}} \tilde{\mathbf{R}} \quad (24)$$

那么 MMSE 的判决统计量记为:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{G}^+ \tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (25)$$

求 $\tilde{\mathbf{x}}$ 过程利用上述 CG 算法, 避免显示求逆, 降低大规模信道矩阵 MMSE 的复杂度。

可以把原本的 K-Best 算法的目标函数重新描述为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{\text{ML}} = \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t \cdot NM}}{\text{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{x}\|^2 &= \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t \cdot NM}}{\text{argmin}} \{ \|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{G} \mathbf{x}\|^2 - \sigma^2 \|\mathbf{x}\|^2 \} \\ &= \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t \cdot NM}}{\text{argmin}} \{ \|\mathbf{G}(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})\|^2 - \sigma^2 \|\mathbf{x}\|^2 + \|(\mathbf{I} - \mathbf{G}\mathbf{G}^+) \|^2 \tilde{\mathbf{y}} \} \\ &= \underset{\mathbf{x} \in \Omega^{N_t \cdot NM}}{\text{argmin}} \{ \sum_{j=1}^{N_t \cdot NM} |\tilde{\mathbf{R}}_{j,j}(\tilde{\mathbf{x}}_j - \mathbf{x}_j) + \sum_{i=j+1}^{N_t \cdot NM} \tilde{\mathbf{R}}_{j,i}(\tilde{\mathbf{x}}_i - \mathbf{x}_i)|^2 - \sigma^2 \|\mathbf{x}\|^2 + \sum_{k=N_t \cdot NM}^{N_t \cdot NM} |\tilde{\mathbf{y}}_k|^2 \} \end{aligned} \quad (26)$$

接着利用其中矩阵的上三角特性, 逐层搜索、计算。

在 K 值选取方面, 提出一种动态选取 K 值的方法。在传统的 K-Best 检测方法中, 每一层搜索都会采用相同的固定候选数 K , 利用该数量的路径扩展并计算相应的部分 PED, 然后将其中最优的 K 条路径保留用于下一层搜索。而改进型 K-Best 算法则引入了自适应方法, 不再简单地保持固定的 K 。

自适应动态 K 值算法基本思路是在算法开始时, 先设定一个初始的候选数 K ; 在进入下一层扩展前, 对当前 SNR 进行评估。通过接收信号功率和噪声功率计算 SNR:

$$\text{SNR}_{\text{dB}} = 10 \lg \left(\frac{P_r}{\sigma_w^2} \right) \quad (27)$$

接着设置 SNR 阈值, 若 SNR 高于预设的阈值门限, 则动态调整 K 的取值; 若未达到门限, 则仍按原始固定 K 值进行搜索。为了进一步提升动态调节的效果, 当算法选择采用可变 K 时, 通过利用结合了 CG 的线性检测算法 MMSE 得到次优解, 计算与接收信号的 PRD 后乘一个调整因子 $\alpha \in (0, 1]$ 得到一个初始搜索半径 r 。若某个扩展节点的 PED 超过该半径, 则直接舍弃。筛选完成后, 根据保留的节点情况更新一个新的 K 值, 再以该值继续后续层的搜索。如式(28), 其中 n 表示舍弃的节点:

$$K_{\text{new}} = K_{\text{old}} - n \quad (28)$$

整个过程在每一层都会重复, 直至搜索完成。自适应动态 K 值算法流程如图 4 所示。

3 复杂度分析

在 MIMO-OTFS 系统中, 传统 MMSE 复杂度主要是考虑两方面, 即其矩阵乘法 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}}$ 和矩阵求逆 $(\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H \mathbf{H}_{\text{MIMO}} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1}$ 。 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H$ 维度为 $(N_t MN) \times (N_t MN)$, $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}$ 的维度为 $(N_r MN) \times (N_t MN)$, 所以其矩阵乘法的复杂度可以表示为 $\mathcal{O}[(N_t MN) \times (N_r MN) \times (N_t MN)]$, 即 $\mathcal{O}(N_r N_t^2 (MN)^3)$ 。同理由于其求逆矩阵的维度为 $(N_t MN) \times (N_t MN)$, 复杂度为 $\mathcal{O}(N_t^3 (MN)^3)$ 。综上, MMSE 的复杂度可概括为 $\mathcal{O}(N_t^3 (MN)^3)$ 。

而 CG-MMSE 通过迭代求解线性方程, 其核心复杂度仍来自矩阵向量乘法, CG 迭代的每一步都需要计算矩阵 $\mathbf{A}$

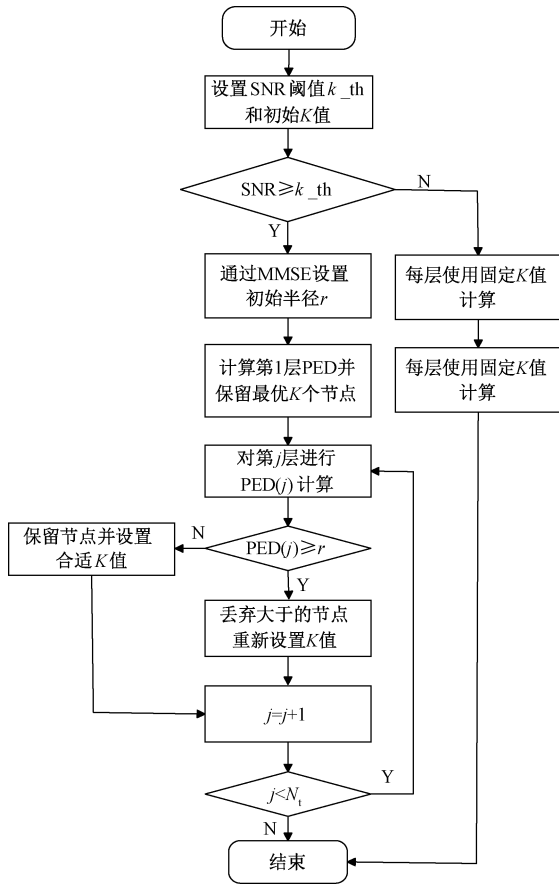


图 4 自适应动态 K 值算法流程

Fig. 4 Flowchart of adaptive dynamic K-value algorithm

与当前搜索向量 $\mathbf{d}_k$ 的乘积,这是 CG 算法更新解向量、残差向量的核心操作。由于 $\mathbf{d}_k$ 的维度是 $(N_r MN) \times 1$, 可得 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{d}_k$ 的复杂度为 $\mathcal{O}(N_r N_t (MN)^2)$, 而由于 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{d}_k$ 维度为 $(N_r MN) \times 1$, 可得 $\mathbf{H}_{\text{MIMO}}^H (\mathbf{H}_{\text{MIMO}} \mathbf{d}_k)$ 复杂度为 $\mathcal{O}(N_r N_t (MN)^2)$, 假设其迭代次数为 I_{CG} , 则 CG-MMSE 复杂度可表示为 $\mathcal{O}(I_{\text{CG}} \cdot N_r N_t (MN)^2)$ 。对比传统 MMSE 立方的增长趋势,CG-MMSE 复杂度大大降低。

K-Best 算法每层的扩展候选数为 KQ , 其中 Q 表示调制阶数,即考虑每一层的度量计算次数为上一层的候选数乘当前层的候选数,所有 L 层的理论复杂度可记为 $\mathcal{O}(KQL)$ 。而改进的 ADK-Best 算法复杂度为 $\mathcal{O}(K_{\text{AD}}QL)$, 其中 K_{AD} 表示自适应动态 K 值, $K_{\text{AD}} \leq K$, 故实现复杂度降低。

综上所述,CG-MMSE-ADK-Best 的复杂度可表示为 $\mathcal{O}(I_{\text{CG}} \cdot N_r N_t (MN)^2 + K_{\text{AD}}QL)$, 主要从共轭梯度和自适应动态 K 值算法两方面入手实现了复杂度的降低。

4 仿真结果与分析

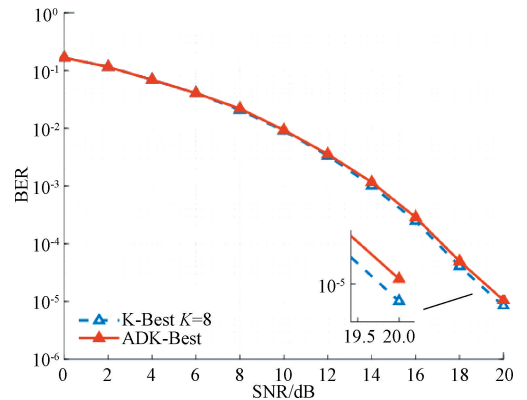
通过仿真对本文所提到的算法进行分析。仿真参数如表 1 所示,信道估计为完美信道估计。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值
(M, N)	$(32, 32)$
载波频率	4 GHz
子载波间隔	15 kHz
信道模型	EVA
用户速度	500 km/h
符号调制方案	4-QAM
天线规模	4×4

同样条件下, K 值为 8 时传统 K-Best 算法与结合自适应动态 K 值 K-Best 算法(即 ADK-Best)的 BER 性能对比如图 5 所示。可以看出结合了自适应动态 K 值的 K-Best 算法较未结合自适应动态 K 值的 K-Best 算法性能在最差情况下仅损失 0.3 dB, 整体曲线基本吻合, 而由于 K 值的减少, 复杂度得到降低。

图 5 相同 K 值下 K-Best 与 ADK-Best 误码率性能对比Fig. 5 Comparison of BER performance between K-Best and ADK-Best under the same K value

在 4-QAM 调制, OTFS 传输块为 32×32 条件下不同 K 值的传统 K-Best 算法与本文提出的结合低复杂度 MMSE 的自适应动态 K 值的 K-Best 算法(即 CG-MMSE-ADK-Best)的 BER 性能对比如图 6 所示。可以看出 K 值越小, BER 性能提高越大, 尽管如此, 在 K 值为 8, SNR 为 20 dB 时, 传统算法此时 BER 为 8.34×10^{-6} , 而所提算法 BER 为 4.51×10^{-6} , BER 较传统算法降低 45.9%。在 BER 为 10^{-4} 时, K 值为 4、8 的性能增益分别为 1 和 0.7 dB。尽管随着 K 值的增加, BER 性能的提升逐渐降低, 但在 K 值为 8、16 时仍有一定的提升, 且 K 值为 16 时已较为接近 MP 算法。此外由图可知, 所提算法在 K 值为 4 时的 BER 性能已接近传统算法 K 值为 8 时的 BER 性能; 所提算法在 K 值为 8 时的 BER 性能已经接近传统算法 K 值为 16 时的 BER 性能。这一结果表明, 将 MMSE 结合到 K-Best 目标函数, 同 K 值可以实现 BER 性能的提

高,而同 BER 性能可以通过较小 K 值实现,从一定程度上降低了复杂度。

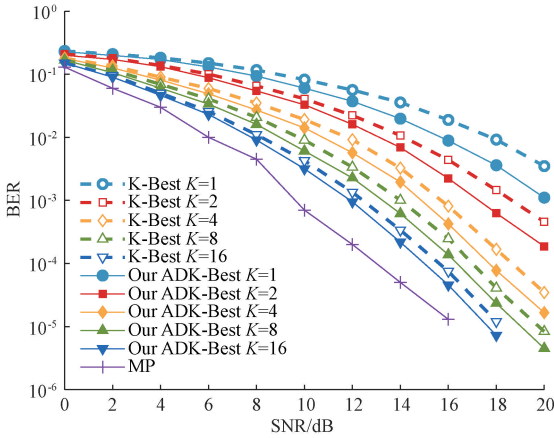


图 6 不同 K 值下 K-Best 与 CG-MMSE-ADK-Best 误码率性能对比

Fig. 6 Comparison of BER performance between K-Best and CG-MMSE-ADK-Best under different K values

5 结 论

本研究围绕 MIMO-OTFS 系统在高速移动场景下的检测瓶颈,提出融合 CG-MMSE 与动态 K-Best 的联合优化检测算法,通过理论推导、算法设计与仿真验证,系统解决了传统检测方案复杂度高、性能不稳定的问题。所提算法通过 CG 迭代求解 MMSE 矩阵方程,避免高维度信道矩阵直接求逆操作,而 MMSE 与 K-Best 的结合以及动态 K 值策略,实现了性能与复杂度平衡。仿真结果表明,本文提出的 CG-MMSE 与动态 K 值 K-Best 联合检测算法(CG-MMSE-ADK-Best),较传统 K-Best 算法相比同 K 值下 BER 性能提高,同 BER 下复杂度降低,成功实现了 MIMO-OTFS 系统“低复杂度、高性能、强鲁棒性”的三重目标。

参考文献

- [1] 李璋培,张天骐,孙浩源,等. 基于特征结合的 MIMO-OFDM 系统调制识别算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(19):106-114.
- [2] LI ZH P, ZHANG T Q, SUN H Y, et al. Modulation recognition algorithm for MIMO-OFDM systems based on feature combination [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(19):106-114.
- [3] HADANI R, RAKIB S, TSATSANIS M, et al. Orthogonal time frequency space modulation [C]// 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference(WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [4] MA Y Y, MA G Y, AI B, et al. OTFCS-modulated waveform design for joint grant-free random access and positioning in C-V2X[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(1):103-119.
- [5] LI X W, ZHANG M Y, CHEN H, et al. UAV-enabled multi-pair massive MIMO-NOMA relay systems with low-resolution ADCs/DACs [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(2): 2171-2186.
- [6] BUZZI S, CAIRE G, COLAVOLPE G, et al. LEO satellite diversity in 6G non-terrestrial networks: OFDM vs. OTFS[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(11):3013-3017.
- [7] WEI Z Q, YUAN W J, LI S Y, et al. Orthogonal time-frequency space modulation: A promising next-generation waveform[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(4):136-144.
- [8] YUAN W J, LI S Y, WEI Z Q, et al. New delay Doppler communication paradigm in 6G era: A survey of orthogonal time frequency space(OTFS)[J]. China Communications, 2023, 20(6):1-25.
- [9] RAMACHANDRAN M K, CHOCKALINGAM A. MIMO-OTFS in high-doppler fading channels: Signal detection and channel estimation [C]//2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 2018: 206-212.
- [10] LIU Y S, ZHANG S, GAO F F, et al. Uplink-aided high mobility downlink channel estimation over massive MIMO-OTFS system[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(9):1994-2009.
- [11] 邵加亮,李汀,解培中. 面向 6G 快时变信道下 OTFS 系统的信号检测[J]. 移动通信, 2024, 48(10):155-162.
- [12] SHAO J L, LI T, XIE P ZH. Signal detection for OTFS systems under 6G fast time-varying channels[J]. Mobile Communications, 2024, 48(10): 155-162.
- [13] SURABHI G D, CHOCKALINGAM A. Low-complexity linear equalization for 2×2 MIMO-OTFS signals[C]//2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications(SPAWC), 2020: 1-5.
- [14] 谢子成,郑隆浩,邹涌,等. 非线性超声短脉冲信号检测方法研究与实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(2):193-204.
- [15] XIE Z CH, ZHENG L H, ZOU Y, et al. Research and implementation of nonlinear ultrasonic short pulse signal detection method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(2): 193-204.
- [16] RAVITEJA P, PHAN K T, HONG Y, et al.

- Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6501-6515.
- [14] XU J, MA X Y, NIU K, et al. SIC-based UAMP detection for MIMO-OTFS under fractional delay-Doppler channel[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(6): 1745-1749.
- [15] LIU J Z, XING S, SHEN L F. Lattice-reduction-aided sphere decoding for MIMO detection achieving ML performance [J]. IEEE Communications Letters, 2015, 20(1): 125-128.
- [16] WANG B W, WU J Z, YIN H, et al. On maximum-likelihood detection via improved sphere decoding[C]// 2022 31st Wireless and Optical Communications Conference(WOCC), 2022: 47-51.
- [17] LIU T H, CHEN C E, LIU C H. Fast maximum likelihood detection of the generalized spatially modulated signals using successive sphere decoding algorithms[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(4): 656-659.
- [18] LIU Y X, JIHANG S J, UENG Y L. An efficient K-Best MIMO detector for large modulation constellations[J]. IEEE Open Journal of Circuits and Systems, 2023, 5: 2-16.
- [19] PENG G Q, LIU L B, ZHOU S, et al. Algorithm and architecture of a low-complexity and high-parallelism preprocessing-based K-Best detector for large-scale MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(7): 1860-1875.
- [20] 杨大江,宋常建,钟子发. 高阶 MIMO 下基于格基规约的 K-Best 检测改进算法[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(11): 20-24.
- YANG D J, SONG CH J, ZHONG Z F. Under statute of higher-order mimo lattice-basedk-best detection improved algorithm [J]. Fire Control & Command Control, 2015, 40(11): 20-24.

作者简介

韦照川,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数字通信、5G。

E-mail:wei510102@sina.com

刘志恒,硕士研究生,主要研究方向为无线通信。

E-mail:liuzhiheng8077@163.com

纪元法(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为卫星导航。

E-mail:jiyuanfa@163.com