

doi:10.13756/j.gtxyj.2022.03.003

光通信系统与网络技术

一种基于优化的毫米波信道估计算法研究

谢广成, 苏 宇, 曾 妍, 程瑛颖

(国家电网重庆市电力公司, 重庆 401121)

摘要:毫米波大规模多输入多输出(MIMO)系统具有更多的射频链路,带来更大的功耗,接收端使用低分辨率模数转换器(ADC)可有效解决功耗高的问题。针对低分辨率 ADC 引起接收信号幅度失真,进而影响信道估计准确性的问题,文章提出了一种基于优化的两阶段毫米波信道估计算法。第 1 阶段,根据量化后的接收信号确定采样后的接收信号取值范围,并将其作为约束条件构造优化问题,利用 l_1 范数衡量向量稀疏度估计波达方向;第 2 阶段,根据估计的波达方向,使用 Bussgang 分解模型近似非线性量化过程,得到信道复增益的最小二乘估计。仿真结果表明,所提算法准确性比目前最先进的算法提升了约 5 dB,且算法复杂度降为线性。由此可见,所提算法在有效性和可靠性方面均有较大提升,具有实用价值。

关键词:毫米波通信;大规模多输入多输出;信道估计;低分辨率模数转换器;凸优化

中图分类号: TN911

文献标志码: A

文章编号: 1005-8788(2022)03-0011-06

Optimization based Millimeter Wave Channel Estimation with Low-resolution Analog-to-digital Converters

XIE Guang-cheng, SU Yu, ZENG Yan, CHENG Ying-ying

(State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 401121, China)

Abstract: Millimeter wave large-scale Multiple Input Multiple Output (MIMO) system has more radio frequency links that bringing more power consumption, which could be efficiently tackled by using low-resolution Analog-to-Digital Converters (ADCs) in receiver. Considering the influence of the received signal amplitude distortion caused by low-resolution ADCs on the performance of channel estimation, a two-stage millimeter wave channel estimation algorithm is proposed after optimization. In the first stage, we construct the optimization problem which inequality constraints originating from the received signal determined by the quantized received signal and estimate the direction of arrival by using l_1 -norm to measure the sparsity. In the second stage, according to the estimated direction, Bussgang decomposition has been used to approximate the nonlinear quantization process, and the least square estimation of the complex channel gain is obtained. Simulation results show that the performance of the proposed algorithm is improved by about 5 dB compared with the current state-of-the-art algorithm, and the complexity is reduced to be linear. It can be seen that the proposed algorithm is greatly improved in terms of effectiveness and reliability, and has certain practical value.

Key words: millimeter wave communication; massive MIMO; channel estimation; low-resolution ADC; convex optimization

0 引 言

毫米波频段尚存大量未用频谱,是下一代移动通信的主要选择^[1]。毫米波具有极高的频率选择性衰落,不适合室外远距离无线通信。毫米波和大规模多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)可以相辅相成,共同发挥起各自的优势^[2]。然而,毫米波大规模 MIMO 天线系统射频链路更多,所以功耗更大,其中模数转换器(Analog-to-Digital Converter, ADC)的功耗在整个射频链路中占主导地位^[3]。

文献[4]假设接收端已知信道状态信息(Channel State Information, CSI),全面分析了接收端使用低分辨率 ADC 时毫米波 MIMO 系统的信道容

量、频谱效率和功耗等;文献[5]利用毫米波信道在角度域和延迟域的联合稀疏性,将信道估计问题转化为含噪量化稀疏信号重构问题,结合最大化期望算法(expectation Maximization, EM)和近似消息传递算法(Approximately Message Passing, AMP),提出了 EM-AMP 算法求解该重构问题。

本文将信道估计问题分为两个阶段,提出了一种基于优化的估计算法。第 1 阶段利用低精度 ADC 量化后接收信号的幅度信息作为约束条件,构造优化问题,估计波达方向,并提出归一化梯度下降法(Normalized Gradient Descent, NGD)求解该优化问题;第 2 阶段根据第 1 阶段估计的波达方向,使用 Bussgang 分解(Bussgang Decomposition, BD)模型近似非线性量化过程,得到信道复增益的最小二

收稿日期:2021-06-20

基金项目:国家电网科学技术研究资助项目(SGCQKHOOJSJS2000053)

作者简介:谢广成(1973—),男,山东青岛人。工程师,硕士,主要研究方向为用电信息采集通信协议、系统应用及新技术研究。

通信作者:谢广成,工程师。E-mail:xianguangcheng1973@163.com

乘估计。本文所提算法称为 NGD-BD 算法。

1 系统模型

本文考虑低分辨率 ADC 下窄带毫米波 MIMO 系统上行链路, K 个单天线用户位于同一小区, N_r 为基站天线数量。如图 1 所示, 基站侧每个射频链路配备两个低分辨率 ADC 分别用于量化接收信号的同相分量和正交分量。

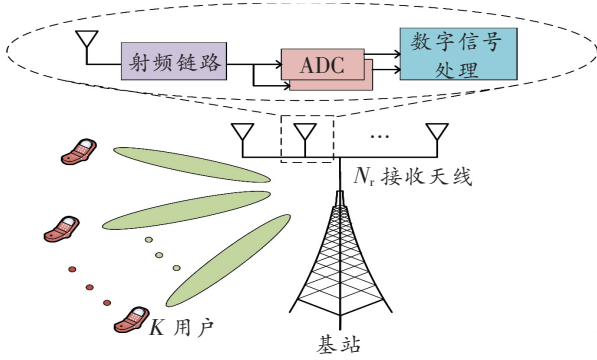


图 1 低分辨率 ADC 下 MIMO 系统模型

毫米波信道采用角度域 Saleh-Valenzuela 信道模型^[6]:

$$\mathbf{H} = \sum_{n=1}^{N_{\text{path}}} \alpha_n \mathbf{a}_r(\varphi_n) \mathbf{a}_t^H(\theta_n) = \mathbf{A}_R \mathbf{A} \mathbf{A}_T^H, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_r \times K}$ 为毫米波信道矩阵; N_{path} 为毫米波信道路径数; α_n 为第 n 条路径的复信道增益; φ_n 和 θ_n 分别为第 n 条路径的到达角和离开角, 在区间 $[-\pi/2, \pi/2]$ 上均匀分布; $\mathbf{a}_r \in \mathbb{C}^{N_r}$ 和 $\mathbf{a}_t \in \mathbb{C}^K$ 分别为接收端和发送端的阵列响应矢量。定义:

$$\mathbf{A} \triangleq \text{diag}\{\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \alpha_{N_{\text{path}}}\},$$

$$\mathbf{A}_R \triangleq [\mathbf{a}_r(\varphi_1) \quad \mathbf{a}_r(\varphi_2) \quad \cdots \quad \mathbf{a}_r(\varphi_{N_{\text{path}}})],$$

$$\mathbf{A}_T \triangleq [\mathbf{a}_t(\theta_1) \quad \mathbf{a}_t(\theta_2) \quad \cdots \quad \mathbf{a}_t(\theta_{N_{\text{path}}})],$$

式中: $\text{diag}\{\cdot\}$ 为对角运算; $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{N_{\text{path}} \times N_{\text{path}}}$ 为对角矩阵; $\mathbf{A}_R \in \mathbb{C}^{N_r \times N_{\text{path}}}$ 和 $\mathbf{A}_T \in \mathbb{C}^{K \times N_{\text{path}}}$ 分别为接收阵列响应矩阵和发送阵列响应矩阵。

将接收阵列响应矩阵和发送阵列响应矩阵字典化, 可得到毫米波信道的等效模型^[7~8]:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}_R \mathbf{H}_S \mathbf{U}_T^H,$$

式中: $\mathbf{U}_R \in \mathbb{C}^{N_r \times N_r}$ 和 $\mathbf{U}_T \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 分别为接收端字典矩阵和发送端字典矩阵; $\mathbf{H}_S \in \mathbb{C}^{N_r \times K}$ 为等效信道矩阵。

等效信道矩阵 $\mathbf{H}_S$ 中较大元素的位置对应波达方向, 其值表示毫米波信道复增益。信道矩阵的稀疏网格化表示将信道估计问题转化为波达方向和信道复增益的参数估计问题, 即估计等效信道矩阵较

大元素的位置和值。

2 毫米波信道估计

2.1 问题的数学描述

在训练阶段, 令 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{K \times P}$ 为训练矩阵, 式中, P 为导频长度^[9]。训练矩阵取 $\mathbf{X} = \mathbf{U}_T \mathbf{Z}$, 式中, $\mathbf{Z}$ 为等效训练矩阵, 故有:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{R}) &= \text{vec}(\mathbf{Q}(\mathbf{Y})) = \mathbf{Q}(\text{vec}(\mathbf{Y})) = \\ &= \mathbf{Q}(\text{vec}(\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N})) = \\ &= \mathbf{Q}(\text{vec}(\mathbf{U}_R \mathbf{H}_S \mathbf{Z} + \mathbf{N})) = \\ &= \mathbf{Q}((\mathbf{Z}^T \otimes \mathbf{U}_R) \text{vec}(\mathbf{H}_S) + \text{vec}(\mathbf{N})), \quad (2) \end{aligned}$$

式中: $\mathbf{R}$ 为量化后接收矩阵; $\mathbf{Y}$ 为量化前接收矩阵; $\mathbf{N}$ 为噪声矩阵; $\mathbf{Q}(\cdot)$ 为量化运算; $\text{vec}(\cdot)$ 为列向量化。经过下列对应:

$$\begin{aligned} \Phi &= \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{Z}^T \otimes \mathbf{U}_R) & -\text{Im}(\mathbf{Z}^T \otimes \mathbf{U}_R) \\ \text{Im}(\mathbf{Z}^T \otimes \mathbf{U}_R) & \text{Re}(\mathbf{Z}^T \otimes \mathbf{U}_R) \end{bmatrix}, \\ \mathbf{r} &= \begin{bmatrix} \text{Re}\{\text{vec}(\mathbf{R})\} \\ \text{Im}\{\text{vec}(\mathbf{R})\} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\text{vec}(\mathbf{Y})\} \\ \text{Im}\{\text{vec}(\mathbf{Y})\} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{h} &= \begin{bmatrix} \text{Re}\{\text{vec}(\mathbf{H}_S)\} \\ \text{Im}\{\text{vec}(\mathbf{H}_S)\} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{n} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\text{vec}(\mathbf{N})\} \\ \text{Im}\{\text{vec}(\mathbf{N})\} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

式(2)可表示为

$$\mathbf{r} = \mathbf{Q}(\mathbf{y}) = \mathbf{Q}(\Phi \mathbf{h} + \mathbf{n}), \quad (3)$$

式中: $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^{2N_r P \times 1}$ 为量化后接收信号; $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{2N_r P \times 1}$ 为量化前接收信号; $\Phi \in \mathbb{R}^{2N_r P \times 2N_r K}$ 为感知矩阵; $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^{2N_r K \times 1}$ 为信道向量; $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^{2N_r P \times 1}$ 为噪声向量。

信道估计问题转化为稀疏信号重构问题: 已知量化后接收信号 $\mathbf{r}$ 和等效训练矩阵 $\mathbf{Z}$, 估计信道向量 $\mathbf{h}$ 。

2.2 波达方向估计

均匀量化的实现过程可概括为, 接收信号经过采样保持电路后, 通过电压比较器与若干基准电压比较, 得到量化后接收信号, 文献[7]给出了 ADC 的量化比特数与基准电压的关系。根据式(3)给出的问题描述, $\mathbf{r}$ 的值反映了 $\mathbf{y}$ 的取值范围:

$$\mathbf{l} \leq \Phi \mathbf{h} \leq \mathbf{u},$$

式中: $\mathbf{l}$ 和 $\mathbf{u}$ 分别为 $\Phi \mathbf{h}$ 的下界和上界。重构稀疏信道向量 $\mathbf{h}$ 可理解为在满足幅度约束条件的所有可行解中寻找最稀疏解。文献[8]证明 l_1 范数可近似为 l_0 范数衡量向量稀疏性, 将重构问题建模为如下优化问题:

$$\mathbf{h}^* = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_1,$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{l} \leq \Phi \mathbf{h} \leq \mathbf{u}.$$

若下界为零向量, 上述优化问题的最优解恒为

零向量。为了得到上述优化问题的非平凡解,对信道向量的模加以限制:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^* = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_1, \\ \text{s. t. } \quad \Phi \mathbf{h} - \mathbf{l} \geq 0, \\ -\Phi \mathbf{h} + \mathbf{u} \geq 0, \\ \|\mathbf{h}\|_2 = 1. \end{aligned} \quad (4)$$

l_1 和 l_2 范数在 $\mathbb{R}^n$ 空间均为凸函数,因此优化问题式(4)为凸优化问题。人为引入模约束条件缩小了优化问题的可行解集,不等式约束可看作超平面分割出的半空间,可行解集由半空间之间的并集缩小为单位球内半空间的并集。同时,模约束条件会影响估计信道增益的准确性,但由于该阶段只需要确定波达方向,即信道向量支撑集,模约束条件引入的信道增益误差不影响支撑集的判断。

为了消除不等式约束对可行解集的影响,利用拉格朗日函数,式(4)可松弛为

$$\begin{aligned} \mathbf{h}^* = \arg \min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{h}\|_1 + \lambda \sum_{i=1}^n f((\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i) + \\ \lambda \sum_{i=1}^n f((-\Phi \mathbf{h} + \mathbf{u})_i), \\ \text{s. t. } \|\mathbf{h}\|_2 = 1, \end{aligned} \quad (5)$$

式中: λ 为松弛因子; $(\cdot)_i$ 为括号内向量的第 i 个元素; $f(t) = t^2 \mu(-t)/2$ 为单边二次罚函数, $\mu(t)$ 为阶跃函数。文献[10]证明当 λ 趋于正无穷时,式(4)与其松弛优化问题式(5)有相同的最优解。

单边二次罚函数是光滑凸函数,为了满足约束条件,提出 NGD 算法求解约束问题式(5)。本文所提算法考虑了单边二次罚函数对目标函数的影响,更新梯度计算过程,将目标函数的梯度投影到单位球上,同时在算法每次迭代后归一化当前最优解,使其满足单位模约束条件。

定义式(5)的目标函数为代价函数 $J(\mathbf{h})$:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{h}) \triangleq \|\mathbf{h}\|_1 + \lambda \sum_{i=1}^n f((\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i) + \\ \lambda \sum_{i=1}^n f((-\Phi \mathbf{h} + \mathbf{u})_i). \end{aligned} \quad (6)$$

代价函数的最速下降方向为负梯度方向。单边二次罚函数与范数均为凸函数且 $\lambda > 0$,凸函数的非负加权求和为凸函数,所以代价函数为凸函数。若不考虑单位模约束,代价函数取最小值时梯度为零向量:

$$\begin{aligned} J'(\mathbf{h}) = (\|\mathbf{h}\|_1)' + \lambda \Phi^T \left[\sum_{i=1}^n f((\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i) \right]' - \\ \lambda \Phi^T \left[\sum_{i=1}^n f((-\Phi \mathbf{h} + \mathbf{u})_i) \right]', \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $J'(\mathbf{h})$ 为目标函数的一阶导数; $[(\|\mathbf{h}\|_1)']_i = \begin{cases} -1, & h_i < 0 \\ 1, & h_i > 0 \end{cases}$, h_i 为向量 $\mathbf{h}$ 的第 i 个元素; $[f((\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i)]' = \begin{cases} (\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i, & (\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i \leq 0 \\ 0, & (\Phi \mathbf{h} - \mathbf{l})_i > 0 \end{cases}$

l_1 范数连续但不光滑,因此当 $h_i = 0$ 时导数 $[(\|\mathbf{h}\|_1)']_i$ 不存在, $h_i = 0$ 表示该维度信道向量已达到最优。为了解决导数不存在问题,采用文献[10]提出的 l_1 范数收缩法,收缩函数曲线如图 2 红色实线所示,表达式为

$$S(t) = \text{sign}(t) \max\left\{|t| - \frac{\delta}{\lambda}, 0\right\}, \quad t \in \mathbb{R},$$

式中: δ/λ 为梯度下降步长; $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。收缩函数本质上表示每次迭代过程代价函数在 l_1 范数分量的变化值。

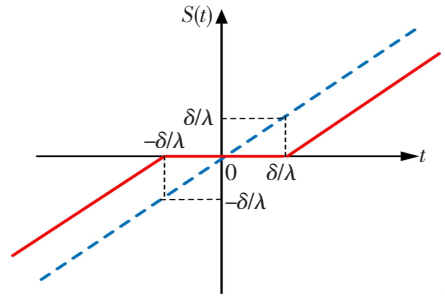


图 2 收缩曲线函数

收缩函数虽然解决了 $h_i = 0$ 时该维度导数不存在的问题,却带来了新的问题:若 $h_i \in (-\delta/\lambda, \delta/\lambda)$ 且 $h_i \neq 0$,此时该维度上 l_1 范数分量仍有优化空间,但每次迭代变化值恒为 0。引入收缩函数带来的问题并不影响最终结果,其原因是:第 1,在理想情况下,优化问题所得最优解 $\mathbf{h}^*$ 应严格稀疏,但由于测量值受噪声影响,通常最优解为近似稀疏向量,不管是否引入收缩函数,所得最优解均为近似稀疏;第 2,为了保证式(4)与式(5)有相同的最优解, λ 取较大实数,故区间长度 $2\delta/\lambda$ 较小,导致算法迭代终止时 h_i 的值为接近 0 的较小常数,该值不影响支撑集的判断。第 1 阶段只需估计波达方向,最优解支撑集外元素值的小幅波动不影响支撑集的判断。

归一化梯度下降法每次迭代时,首先计算单边二次罚函数的梯度,为了满足约束条件,需将该梯度投影到单位球上,然后依次在罚函数与 l_1 范数方向上更新优化变量。

初始化:初始值 $\hat{\mathbf{h}}_0 = \Phi^T \mathbf{r} / \|\Phi^T \mathbf{r}\|_2$, Φ^T 为感知矩阵的伪逆矩阵,步长 δ ,计数器 $k=0$,误差 ϵ ;

步骤 1:更新计数器 $k = k + 1$, 计算单边二次罚函数梯度 $\bar{f}_k = F'(\Phi \hat{\mathbf{h}}_{k-1} - \mathbf{I}) + F'(-\Phi \hat{\mathbf{h}}_{k-1} + \mathbf{u})$, 式中: $F'(\cdot)$ 为 $F(\cdot)$ 的一阶导数; $\hat{\mathbf{h}}_{k-1}$ 为当前循环的估计值;

步骤 2: 将所得单边二次罚函数梯度投影到单位球 $\tilde{\mathbf{f}}_k = \bar{\mathbf{f}}_k - \langle \bar{\mathbf{f}}_k, \hat{\mathbf{h}}_{k-1} \rangle \hat{\mathbf{h}}_{k-1}$;

步骤 3: 单边二次罚函数分量上梯度下降 $\mathbf{p} = \hat{\mathbf{h}}_{k-1} - \delta \tilde{\mathbf{f}}_k$;

步骤 4: L_1 范数分量上梯度下降 $(\mathbf{v})_i = S((\mathbf{p})_i)$;

步骤 5: 归一化 $\hat{\mathbf{h}}_k = \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|_2}$;

步骤 6: 若 $\|\hat{\mathbf{h}}_k - \hat{\mathbf{h}}_{k-1}\|_2 \leq \epsilon$ 返回 $\hat{\mathbf{h}}_k$, 否则返回步骤 2。

为了确保式(4)与式(5)有相同的最优解, 算法执行时应选择较大的松弛因子 λ 。 λ 的值先验未知, 可预先通过测试确定。 首先取 λ 为一较小常数得到最优解, 再增大 λ 重新测试, 若相邻测试结果的归一化均方误差 (Normalized Mean Squared Error, NMSE) 小于某一门限值, 则终止测试, 返回最优解。

2.3 毫米波信道增益估计

由于低分辨率 ADC 的非线性特性, 可应用 BD 对非线性量化过程进行建模, 服从高斯分布的输入信号经过非线性量化器后, 输出信号可表示为信号分量与不相关量化噪声分量之和, 由式(3)可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= \mathbf{Q}(\mathbf{y}) = (1 - \eta_b) \mathbf{y} + \mathbf{n}_q = \\ &(1 - \eta_b)(\Phi \mathbf{h} + \mathbf{n}) + \mathbf{n}_q = \\ &(1 - \eta_b) \Phi \mathbf{h} + (1 - \eta_b) \mathbf{n} + \mathbf{n}_q, \end{aligned}$$

式中: $\mathbf{n}_q$ 为量化噪声; η_b 为量化输出与输入之间的 NMSE, 定义为 $\eta_b \triangleq E\{|\mathbf{Q}(\mathbf{y}) - \mathbf{y}|^2\} / E\{|\mathbf{y}|^2\}$, 其值由 ADC 量化比特数 b 决定, 如表 1 所示。

表 1 NMSE

b	η_b
1	0.363 40
2	0.118 80
3	0.037 44
4	0.011 54

信道估计第 1 阶段估计出信道向量的支撑集 $SUPP$, 记感知矩阵 Φ 对应支撑集索引的子矩阵为 Φ_{SUPP} , 则信道向量支撑集内元素的最小二乘估计:

$$\hat{\mathbf{h}}_{SUPP} = [(\Phi_{SUPP})^{\dagger} \mathbf{r}_{SUPP}] / (1 - \eta_b),$$

式中: $(\Phi_{SUPP})^{\dagger}$ 为 Φ_{SUPP} 的伪逆矩阵; $\mathbf{r}_{SUPP}$ 为量化后接收信号 $\mathbf{r}$ 在索引 $SUPP$ 处的子向量; $\hat{\mathbf{h}}_{SUPP}$ 为对降维后信道向量 $\mathbf{h}_{SUPP}$ 的最小二乘估计。

2.4 计算复杂度分析

本节分析所提信道估计算法的计算复杂度。式

(3) 中感知矩阵 $\Phi \in \mathbb{R}^{2N_r P \times 2N_r K}$, 代价函数导数的计算复杂度为矩阵与向量相乘的计算复杂度 $O(N_r P)^{[5]}$, 第 2 阶段需计算 Φ_{SUPP} 的伪逆矩阵, 由于毫米波信道的稀疏性, Φ_{SUPP} 具有较少的列, 因此其伪逆矩阵的计算复杂度可近似为 $O(1)^{[5]}$ 。 综上所述, 所提信道估计算法计算复杂度为 $O(N_r P)$ 。 表 2 所示为期望最大一向量近似消息传递 (Expectation Maximization-Vector Approximate Message Passing, EM-VAMP)^[5] 和线性最小均方误差 (Linear Minimum Mean Square Error, LMMSE) 算法^[4] 的计算复杂度, 本文所提算法的计算复杂度远低于传统 LMMSE 算法与目前最先进的 EM-VAMP 算法。

表 2 计算复杂度

算法	计算复杂度
NGD-BD	$O(N_r P)$
LMMSE ^[4]	$O(N_r^3 P^3)$
EM-VAMP ^[5]	$O(N_r P \log_2(N_r P))$

3 仿真分析

为了验证本文所提信道估计算法的准确性, 本节分别在视距传播 (Line of Sight, LoS) 与非视距传播 (Non LoS, NLoS) 场景下选取不同 ADC 精度进行仿真验证, NLoS 场景考虑两条路径。 文献[4]指出, 4 bit ADC 可实现能量一效率最大化, 因此本节只对 4 bit 及更少 bit ADC 做仿真验证。 $\hat{\mathbf{h}}$ 为信道向量 $\mathbf{h}$ 的估计, 选取 NMSE 作为性能指标, 定义为

$$NMSE \triangleq \frac{E\{\|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|_2^2\}}{E\{\|\mathbf{h}\|_2^2\}}。$$

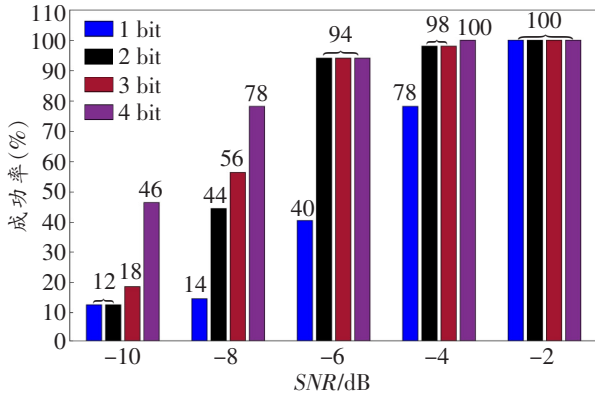
假设接收端理想同步, 对两种信道环境进行 1 000 次蒙特卡洛仿真。 表 3 所示为仿真配置参数。

表 3 仿真配置参数

参数名称	值
发送天线数 N_t	16
接收天线数 N_r	32
导频长度 P	64
信道类型	窄带信道
噪声类型	高斯白噪声
天线类型	均匀线阵
松弛因子 λ	100
天线间距	$\lambda/2$
步长 δ	1
重构精度 ϵ	10^{-3}

图 3 所示为 LoS 场景下波达方向估计成功率, ADC 精度分别为 1、2、3 和 4 bit 时, 波达方向估计

成功率依次在 -2 、 -3 、 -3 和 -4 dB, 达到百分之百。



注: SNR 为信噪比。

图 3 LoS 信道下波达方向估计成功率

图 4 所示为 LoS 场景下本文所提 NGD-BD 算法与目前最先进 EM-VAMP 算法在不同 ADC 精度下的 NMSE 曲线。传统 LMMSE 算法计算复杂度为 $(N_r^3 P^3)$, 无法实际应用, 故在此不提供其仿真性能曲线。在 SNR 为 -5 dB 左右时, 所提算法与 EM-VAMP 算法的信道估计准确性相近; 在

SNR > 0 时, 所提算法比 EM-VAMP 算法性能提升了约 5 dB。低比特量化时, NMSE 首先随 SNR 的升高而降低, 然后随 SNR 的升高而升高, 最后趋于稳定, 该现象称为随机共振, 文献[11]对其做了详细说明。

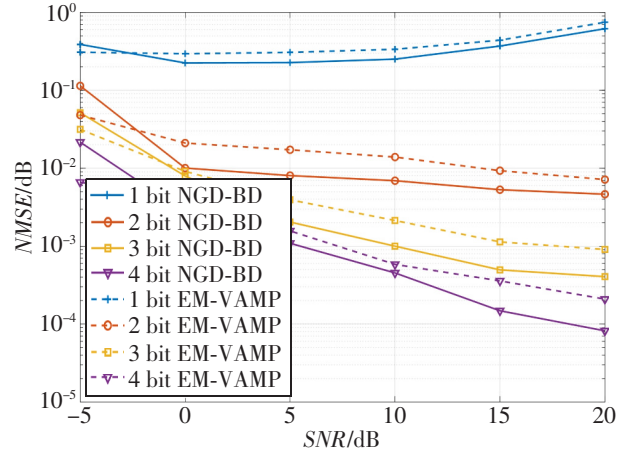


图 4 LoS 信道下 NMSE

NLoS 场景下, 波达方向估计成功率, ADC 精度分别为 1、2、3 和 4 bit 时, 波达方向估计成功率依次在 -8 、 -2 、 -2 和 -2 dB, 达到百分之百。

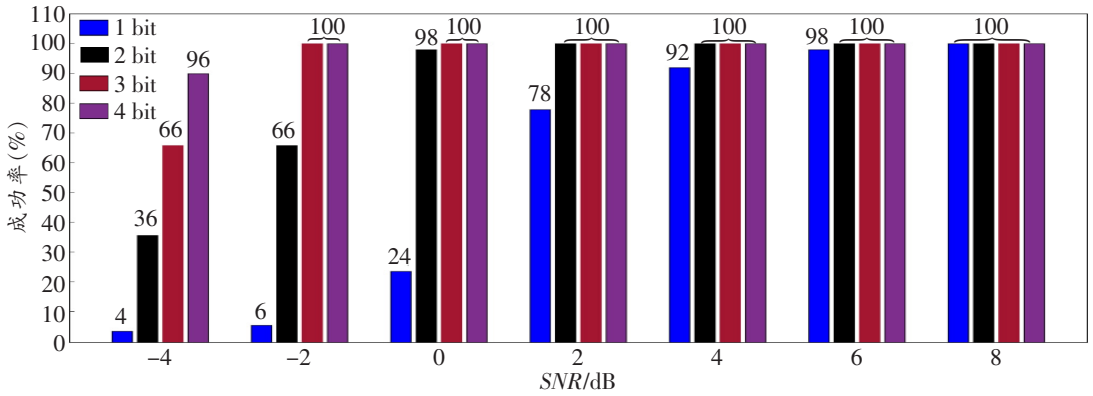


图 5 NLoS 信道下波达方向估计成功率

图 6 所示为 NLoS 场景下本文所提 NGD-BD 与 EM-VAMP 算法在不同 ADC 精度下的 NMSE 曲线。接收端使用 2 bit ADC 精度时, LoS 信道下随机共振现象不明显, 但 NLoS 信道下该现象较明显。接收端使用 1 bit ADC 精度时, NGD-BD 与 EM-VAMP 算法性能相近; 接收端使用 2 bit ADC 精度时, NGD-BD 算法在 SNR > 5 dB 时性能提升了 1 倍; 接收端使用 3 和 4 bit ADC 精度时, 所提算法性能提升了约 6 dB。

分析两种场景下的仿真结果可得出如下结论: 第 1, 路径数增多或量化精度变低都会导致波达方向估计性能下降; 第 2, 接收端使用 1 或 2 bit ADC 精度时, 信道路径数对波达方向估计成功率的影响

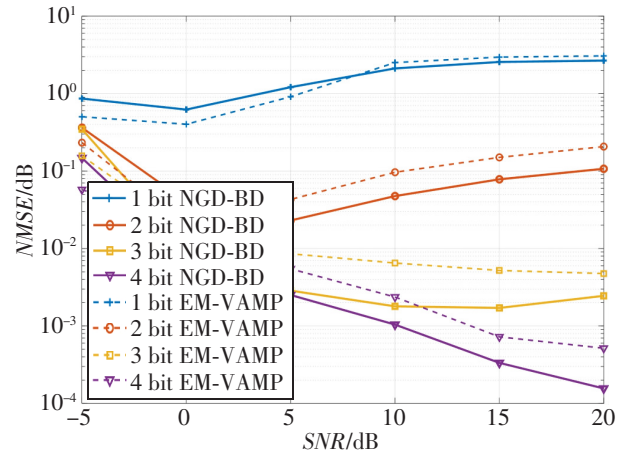


图 6 NLoS 信道下 NMSE

较大,接收端使用 3 或 4 bit ADC 精度时,信道路径数对波达方向估计成功率的影响相对较小;第 3,随机共振现象由低精度 ADC 引起,且与路径数有关,LoS 信道下,接收端使用 2 bit ADC 精度时随机共振现象不明显,但在两径 NLoS 信道下,接收端使用 2 bit ADC 精度时随机共振现象较明显。

4 结束语

本文将毫米波信道估计问题分为两个阶段,第 1 阶段将波达方向估计问题建模为凸优化问题,并提出 NGD 算法求解;第 2 阶段根据估计的波达方向与量化后的接收信号,得到毫米波信道复增益的最小二乘估计。然而,本文所做工作主要集中在低计算复杂度与低导频序列场景下波达方向估计,如何降低低精度 ADC 对信道向量复增益的影响,将是我们未来研究工作的重点。

参考文献:

[1] Rappaport T S, Sun S, Mayzus R, et al. Millimeter Wave Mobile Communications for 5G Cellular: It Will Work! [J]. IEEE Access, 2013, 1:335—349.

[2] 申敏,余开文.一种新的基于压缩感知的毫米波信道估计算法[J]. 电讯技术,2020,60(12):1437—1441.

[3] Wang S, Li Y, Wang J. Multiuser Detection in Massive Spatial Modulation MIMO with Low-resolution ADCs[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(4):2156—2168.

[4] Abbas W B, Gomez-Cuba F, Zorzi M. Millimeter Wave Receiver Efficiency: A Comprehensive Comparison of Beamforming Schemes with Low Resolution ADCs[J].

IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12):8131—8146.

[5] Mo J, Schniter P, Heath R W. Channel Estimation in Broadband Millimeter Wave MIMO Systems with Few-bit ADCs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(5):1141—1154.

[6] Risi C, Persson D, Larsson E G. Massive MIMO with 1-bit ADC[DB/OL]. (2014-04-30)[2021-06-20]. <https://arxiv.org/abs/1404.7736>.

[7] Wang Y, Xu W, Zhang H, et al. Wideband mmWave Channel Estimation for Hybrid Massive MIMO with Low-precision ADCs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 8(1):285—288.

[8] Heath R W, Gonzalez-Prelcic N, Rangan S, et al. An Overview of Signal Processing Techniques for Millimeter Wave MIMO Systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3):436—453.

[9] Choi J W, Shim B, Ding Y, et al. Compressed Sensing for Wireless Communications: Useful Tips and Tricks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3):1527—1550.

[10] Boufounos P T, Baraniuk R G. 1-bit Compressive Sensing[C]//2008 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems. Princeton, NJ, USA: IEEE, 2008:4558487.

[11] Stöckle C, Munir J, Mezghani A, et al. Channel Estimation in Massive MIMO Systems Using 1-bit Quantization[C]//2016 IEEE 17th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Edinburgh, UK: IEEE, 2016: 7536730.