

三维信道模型约束下的大规模 MIMO 信道估计方法

朱瑞芳, 张国梅, 曹艳梅
(西安交通大学电子与信息学部, 710049, 西安)

摘要: 针对配备 1 bit 模数转换器(ADC)的大规模多输入多输出(MIMO)上行信道估计精度差的问题,提出了一种三维信道模型约束下的大规模 MIMO 信道估计方法。首先,结合所选定的适用于面天线阵的三维空间信道模型,建立了带有信道模型约束的大规模 MIMO 信道估计优化问题,并在优化目标函数的接收信号误差项中引入随机白噪声扰动,以提升方法的抗噪能力;其次,采用交替迭代式算法对优化问题进行求解,推导了信道模型参数的更新过程;最后,通过采用信道模型空间结构并使用噪声功率来恢复低精度接收信号的振幅,进而实现更准确的信道参数提取。仿真结果表明:与最小二乘估计和基于 Busgang 分解的线性最小均方误差估计相比,所提方法可有效降低量化噪声和白噪声的影响,提高信道估计精度;当信噪比为 10 dB 时,采用所提方法估计信道的均方误差比基于 Busgang 分解的线性最小均方误差估计方法减小了 75%。

关键词: 大规模多输入多输出;1 bit 模数转换器;信道估计;三维信道模型约束

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202102018 **文章编号:** 0253-987X(2021)02-0150-08



OSID 码

A Channel Estimation Method Constrained by a 3D Channel Model for Massive MIMO

ZHU Ruifang, ZHANG Guomei, CAO Yanmei

(Faculty of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A channel estimation scheme constrained by a 3-dimensional (3D) channel model for the massive multi-input and multi-output (MIMO) systems is proposed to improve the estimation accuracy of large scale MIMO channels equipped with one-bit quantized analog-to-digital converters (ADCs). Firstly, a channel estimation optimization problem with a spatial channel model constraint is established for massive MIMO by combining a selected 3D space channel model suitable for the planar array antennas at the base station. Moreover, in order to improve the anti-noise ability of the method, a random white noise term is introduced into the error term of the received signal of the optimization objective function. Secondly, an alternating iterative algorithm is adopted to solve the optimization problem, and an updating process for the channel model parameters is derived in detail. Finally, the amplitude of the low-precision received signal is recovered by using the structure of the channel model and the power of noise, so as to achieve more accurate channel parameter extraction. Simulation results and comparisons with the least squares (LS) estimation and the linear minimum mean square error estimation (LMMSE) based

收稿日期: 2020-07-03。 作者简介: 朱瑞芳(1994—),女,硕士生;张国梅(通信作者),女,副教授。 基金项目: 国家科技重大专项资助项目(2018ZX03001003-004);国家自然科学基金资助项目(61401350)。

网络出版时间: 2020-11-04

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20201103.1634.004.html>

on Bussgang decomposition show that the proposed scheme effectively reduces the influence of the quantization noise and the white noise and improves the accuracy of channel estimation. When the signal to noise ratio (SNR) is 10 dB, the proposed method reduces the mean square error estimation of the channel by 75% compared with the linear minimum mean square error estimation algorithm based on Bussgang decomposition.

Keywords: massive multi-input and multi-output; one-bit analog-to-digital converter; channel estimation; 3-dimensional channel model constraints

随着移动智能终端的日益普及和移动数据业务的爆炸式增长,人们对无线通信系统的频谱利用率提出了更高的要求。大规模 MIMO 技术通过在基站(BSs)配置大规模天线来满足在相同时频资源上服务大量用户的要求,具有很高的频谱利用率,成为了 5G 系统的关键技术^[1-2]。为了有效克服部署大规模天线带来的高硬件成本和高功耗问题,在基站的射频端口处配置 1 bit 模数转换器成为一种潜在的解决方案^[3-5]。然而,1 bit 量化会导致接收信号中的幅度信息和相位信息严重损失,进而造成上行链路信道估计和数据检测的精度显著降低。此外,在时分双工(TDD)系统中,质量较差的上行信道估计结果还会恶化依赖于上行信道估计的下行传输性能。因此,如何从 1 bit 大规模 MIMO 严重失真的非线性接收信号中更准确地恢复信道信息,成为 1 bit 大规模 MIMO 部署面临的巨大挑战。

目前,基于导频的信道估计方法在 1 bit 大规模 MIMO 系统中仍然应用广泛^[6]。文献[7]研究了最小二乘信道估计方法在 1 bit 大规模 MIMO 系统中的应用,实验结果表明其估计精度很低;文献[8]提出了一种基于回溯线性搜索算法的最大似然估计方法,以牺牲计算复杂度为代价仅换取了估计精度在一定程度上的提升;文献[9]基于 1 bit 毫米波 MIMO 系统信道矩阵的稀疏特性,提出了一种改进的期望最大(EM)信道估计方法。文献[10]进一步提出了一种近似最大似然信道估计器,相比于 EM 估计器具有更好的估计质量且能更好地支持高阶星座。然而,这些信道估计方法大多涉及迭代更新过程,无法获得解析解,进而使得估计精度难以定量分析。为解决这一问题,文献[11]先利用 Bussgang 分解将非线性量化器转化为一个线性函数,再利用最小均方误差(LMMSE)准则设计了可解析的线性估计器,并分析得到,当信噪比趋于无穷大时,信道估计均方误差趋近于 -4.40 dB(即 0.363)。显然,该方法不能非常有效地降低量化噪声的影响,具有较高的均方误差下限。目前,许多研究工作采用了

Bussgang 分解原理来解决 1 bit 系统中的信道估计问题^[12-13],但实验结果显示,基于 Bussgang 分解的信道估计方法都存在一个明显的反弹现象,即信道估计均方误差随信噪比的增大先降低,到达某个拐点后均方误差反而随着信噪比增大而升高,并最终趋于一个稳定值。这正是 Bussgang 分解方法在背景噪声不显著时,对量化误差建模不准确所造成的现象。与上述研究工作不同,文献[14]考虑引入更多的关于信道的先验信息约束,来引导信道估计结果向真实值靠近。与该思路类似,文献[15]提出了一种基于二维多天线信道模型的振幅恢复信道估计方法,通过信道模型约束尽可能帮助恢复 1 bit 量化前接收信号的幅度,进而提升信道估计的精确。然而,该方案仅考虑了二维空间信道模型,不适用于实际中基站采用面阵天线的大规模 MIMO 系统。此外,该方案建立优化问题时忽略了白噪声的影响,在信噪比较低时抗噪能力较差。

本文针对上述研究工作所存在的局限,受文献[15]研究工作的启发,提出了一种带有三维空间信道模型约束的 1 bit 大规模 MIMO 上行抗噪信道估计方法。首先,选择了一种广泛使用的三维空间信道模型^[16],然后设计了一种带有三维信道模型约束的信道估计优化方法,通过在接收信号误差项中加入白噪声随机变量,使得优化模型更加准确,以提高方法的抗噪声能力。本文方法通过挖掘接收信号中包含的信道模型结构信息和噪声信息,可有效降低量化误差和白噪声的影响。实验结果表明,本文方法避免了高信噪比下估计精度反而下降的“反弹”现象,有效降低了信道估计误差。

1 系统模型

考虑如图 1 所示的单小区 1 bit 大规模 MIMO 上行传输系统,包括一个基站和 K 个均匀分布的单天线用户。基站配置均匀面阵,包含 $M = N_v \times N_h$ 根天线,其中 N_v 为垂直方向天线数, N_h 为水平方向天线数,且 $M \gg K$ 。为了进行信道估计,每个数据

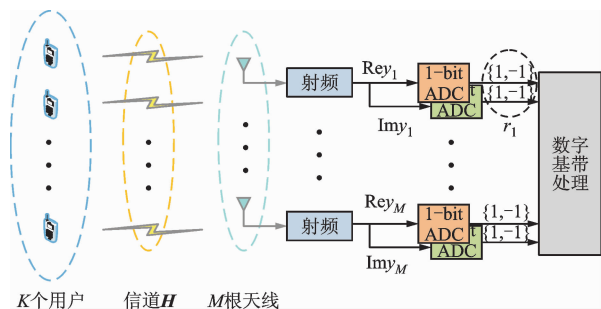


图1 1 bit ADC 大规模 MIMO 上行传输系统

帧的开始,各用户发送的导频序列构成相互正交的导频矩阵,记为 $\mathbf{X}_{K \times L}$,则基站收到的导频信号为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}$ 满足 $\mathbf{X}\mathbf{X}^H = \mathbf{L}\mathbf{I}_K$, $\mathbf{L}$ 为每个用户发送的导频序列长度, $\mathbf{I}_K$ 为 K 阶单位矩阵; $\mathbf{N}$ 为加性高斯白噪声,各元素相互独立且服从均值为 0、方差为 σ_n^2 的复高斯分布; $\mathbf{H}$ 为用户到基站的信道矩阵。

1 bit ADC 对接收信号 $\mathbf{Y}$ 进行阈值为 0 的 1 bit 量化处理,得到量化后的矩阵 $\mathbf{R}$ 为

$$\mathbf{R} = \mathbf{Q}(\mathbf{Y}) = \mathbf{Q}(\mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N}) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Q}(\cdot) = \frac{1}{\sqrt{2}}(\text{sgn}(\text{Re}(\cdot)) + j\text{sgn}(\text{Im}(\cdot)))$ 。

假设基站在 Y-Z 平面上部署均匀面阵天线,垂直方向天线数为 N_v ,天线间距为 d_1 ,水平方向上天线数为 N_t ,天线间距为 d_2 。针对基站采用均匀面阵的情况,选择文献[16]中给出的基于射线的三维空间信道模型对传播环境进行描述,该模型简单实用,被广泛用于三维 MIMO 技术研究中。进一步考虑块衰落信道且散射路径数为 L_u ,则可以建模第 k 个用户到基站间的信道矢量为^[16]

$$\mathbf{h}_k = \frac{1}{\sqrt{L_u}} \sum_{l=1}^{L_u} g_{k,l} \mathbf{b}_1(\theta_{k,l} \varphi_{k,l}) \otimes \mathbf{a}_1(\theta_{k,l}) = \mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) \mathbf{g}_k \quad (3)$$

式中: $\otimes$ 代表两个矢量的克罗克内积; $\mathbf{b}_1(\theta_{k,l}, \varphi_{k,l})$ 和 $\mathbf{a}_1(\theta_{k,l})$ 分别为第 k 个用户第 l 条路径的垂直方向阵列响应和水平方向阵列响应; $\mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}_k, \boldsymbol{\varphi}_k) = [\mathbf{b}_1(\theta_{k,1} \varphi_{k,1}) \otimes \mathbf{a}_1(\theta_{k,1}), \dots, \mathbf{b}_1(\theta_{k,L_u} \varphi_{k,L_u}) \otimes \mathbf{a}_1(\theta_{k,L_u})]$; 用户 k 的随机复增益为 $\mathbf{g}_k = [g_{k,1}, \dots, g_{k,L_u}]^T / \sqrt{L_u}$; 用户 k 的垂直和水平到达角分别为 $\boldsymbol{\theta}_k = [\theta_{k,1}, \dots, \theta_{k,L_u}]^T$ 和 $\boldsymbol{\varphi}_k = [\varphi_{k,1}, \dots, \varphi_{k,L_u}]^T$ 。由式(3)可得 K 个用户与基站间的信道矩阵 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{M \times K}$, 可表示为

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}_{1,2}, \dots, \mathbf{h}_{K,2}] = \mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}) \mathbf{G} \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\theta}_1^T, \dots, \boldsymbol{\theta}_K^T]^T$; $\boldsymbol{\Psi} = [\boldsymbol{\varphi}_1^T, \dots, \boldsymbol{\varphi}_K^T]^T$;

$$\mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}) = [\mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\varphi}_1), \dots, \mathbf{c}(\boldsymbol{\theta}_K, \boldsymbol{\varphi}_K)]; \mathbf{G} = \text{diag}(\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_K)。$$

2 信道估计方法设计

2.1 优化问题

接收信号矩阵 $\mathbf{R}$ 仅保留了基带信号实部和虚部的符号,而丢失了相应的幅度信息。要进行恢复,可将其视为相位检索问题的“对偶”问题,先完成振幅恢复再进行信道估计^[17-18]。根据文献[15],假设量化后输出信号 $\mathbf{R}$ 的振幅为 $\mathbf{P}(\text{Re}\mathbf{P} \geq 0, \text{Im}\mathbf{P} \geq 0)$, 那么恢复后的接收信号则可表示为

$$\mathbf{R} \odot \mathbf{P} = \text{Re}\mathbf{R} \odot \text{Re}\mathbf{P} + j\text{Im}\mathbf{R} \odot \text{Im}\mathbf{P} \quad (5)$$

式中: $\odot$ 为两矩阵中每个元素的实部和虚部对应相乘; $\odot$ 为矩阵的点乘运算,即两矩阵中每个元素对应相乘。下面用恢复的信号,重构高精度量化的接收信号,则得到下式

$$\mathbf{R} \odot \mathbf{P} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N} \quad (6)$$

由于量化后的信号 $\mathbf{R}$ 完全丢失了振幅和相位信息,所以要从量化后信号 $\mathbf{R}$ 中直接提取信道信息,必然导致估计精度很差。即使在高信噪比情况下,也无法保证信道估计结果向信道真值收敛。但若能对接收信号进行振幅恢复,再引入更多的关于信道矩阵结构的先验信息进行强制约束,则有望提高信道估计质量。在本方法中,引入了空间信道模型结构约束和信道范数约束。

为了进行振幅恢复,需要先估计振幅信息 $\mathbf{P}$ 。此外,空间信道模型中的随机参数 $\{\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}$ 未知,需要同信道信息矩阵 $\mathbf{H}$ 一起进行估计。此处假设信道散射路径数 L_u 已知。于是可建立如下联合优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{H}, \mathbf{P}, \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}} \quad & \|\mathbf{R} \odot \mathbf{P} - \mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{N}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H} - \mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}) \mathbf{G}\|_F^2 \\ \text{s. t.} \quad & \text{Re}\mathbf{P} \geq 0, \text{Im}\mathbf{P} \geq 0, \|\mathbf{H}\|_F^2 = T \end{aligned} \quad (7)$$

式中: T 表示信道信息矩阵 $\mathbf{H}$ 的范数平方值;前两个约束为幅度非负约束;第 3 个约束是信道范数约束,目的是防止信道尺度缩放模糊。目标函数中的第 2 项,就是为了实现利用信道模型信息对信道矩阵的结构进行约束。参数 λ 的作用是调节接收信号偏差项与信道模型约束项在最终优化目标函数中的比重。

式(7)中优化目标函数的第一项含有随机噪声项 $\mathbf{N}$,实际中无法得到。一般的做法是将其设置为零,忽略其影响,但在信噪比较低的情况下,噪声对

估计精度的影响较大,不宜忽略。为了提高估计方法的抗噪能力,此处用基于噪声方差 σ_n^2 和均值 0 所生成的复高斯随机变量矩阵 $\mathbf{N}_G$ 代替实际噪声矩阵 $\mathbf{N}$,则优化问题(7)将改写为

$$\min_{\mathbf{H}, \mathbf{F}, \boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}} \|\mathbf{R} \odot \mathbf{P} - \mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{N}_G\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H} - \mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi})\mathbf{G}\|_F^2 \quad (8)$$

s. t. $\text{Re}\mathbf{P} \geq 0, \text{Im}\mathbf{P} \geq 0, \|\mathbf{H}\|_F^2 = T$

为了消除噪声扰动项的随机影响,在所设计的交替迭代优化过程中,每次迭代会重新生成一个噪声扰动项样本。随着迭代次数的增加,该扰动项的随机影响被逐渐消除,而最终保留下噪声的统计影响。从仿真实验结果中也可以看到,加入噪声扰动项对噪声抑制是有意义的。

2.2 优化求解

针对式(8)的优化问题,借鉴文献[15]的做法,也采用交替优化的迭代算法进行求解。每次迭代包括3个步骤:①在第 i 次迭代得到的信道信息矩阵 $\mathbf{H}^{(i)}$ 和信道模型参数 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}^{(i)}$ 的基础上,更新高精度量化信号的振幅参数 $\mathbf{P}^{(i+1)}$;②在 $\mathbf{H}^{(i)}$ 和 $\mathbf{P}^{(i+1)}$ 已知的条件下,更新模型参数 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}^{(i+1)}$;③在 $\mathbf{P}^{(i+1)}$ 和 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}^{(i+1)}$ 已知的条件下,更新信道系数矩阵 $\mathbf{H}^{(i+1)}$ 。下面对各步骤进行详细推导和说明。

步骤1 考察第 $i+1$ 次迭代,更新振幅参数 $\mathbf{P}$ 。当 $\mathbf{H}^{(i)}$ 和 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}^{(i)}$ 已知时,优化问题(8)退化为优化 $\mathbf{P}$ 的子问题,具体形式如下

$$\min_{\mathbf{P}} \|\mathbf{R} \odot \mathbf{P} - \mathbf{H}^{(i)}\mathbf{X} - \mathbf{N}_G^{(i+1)}\|_F^2 \quad (9)$$

s. t. $\text{Re}\mathbf{P} \geq 0, \text{Im}\mathbf{P} \geq 0$

$\mathbf{P}$ 的实部和虚部是凸的且可分离的,对优化问题(9)利用 KKT 条件,可以获得 $\mathbf{P}$ 的闭式解为

$$\mathbf{P}^{(i+1)} = \max(\text{Re}\mathbf{R} \odot \text{Re}(\mathbf{H}^{(i)}\mathbf{X} + \mathbf{N}_G^{(i+1)}), \mathbf{0}) + \text{jmax}(\text{Im}\mathbf{R} \odot \text{Im}(\mathbf{H}^{(i)}\mathbf{X} + \mathbf{N}_G^{(i+1)}), \mathbf{0}) \quad (10)$$

步骤2 信道模型参数 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}$ 的优化。对于优化 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}$ 的子问题,可根据式(7)表示为

$$\min_{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}} \|\mathbf{H}^{(i)} - \mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi})\mathbf{G}\|_F^2 \quad (11)$$

为方便计算,将式(11)目标函数中的矩阵进行列化表示,则式(11)可改写为

$$\min_{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}} \|\mathbf{h}^{(i)} - \mathbf{C}_2(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi})\mathbf{g}\|_2^2 \quad (12)$$

式中: $\mathbf{C}_2(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}) = \text{diag}(\mathbf{c}(\boldsymbol{\Theta}_1, \boldsymbol{\Psi}_1), \dots, \mathbf{c}(\boldsymbol{\Theta}_K, \boldsymbol{\Psi}_K))$, $\mathbf{C}_2(\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}) \in \mathbf{C}^{(MK) \times (KL_u)}$; $\mathbf{h}^{(i)} = \text{vec}(\mathbf{H}^{(i)}) \in \mathbf{C}^{(MK) \times 1}$; $\mathbf{g} = [\mathbf{g}_1^T, \dots, \mathbf{g}_K^T]^T$ 。

借鉴文献[19],采用最小二乘方法对 $\mathbf{g}$ 进行估计,得到 $\hat{\mathbf{g}} = \mathbf{C}_2^* \mathbf{h}^{(i)}$,其中 $(\cdot)^*$ 为伪逆计算。将 $\hat{\mathbf{g}}$ 代入式(12),得到 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}\}$ 的最大似然代价可表示为

$f(\boldsymbol{\beta}) = \|\mathbf{P}_C^\perp \mathbf{h}^{(i)}\|_2^2$,其中 $\boldsymbol{\beta} = [\boldsymbol{\Theta}^T, \boldsymbol{\Psi}^T]^T$, $\mathbf{P}_C^\perp = \mathbf{I}_{(MK) \times (MK)} - \mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^*$ 。应用梯度下降法更新 $\boldsymbol{\beta}$ 得到

$$\boldsymbol{\beta}^{(i+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(i)} - \mu \nabla f(\boldsymbol{\beta}^{(i)}) \quad (13)$$

式中: μ 为更新步长; $\nabla f(\boldsymbol{\beta})$ 为 $f(\boldsymbol{\beta})$ 的一阶导数,可表示为

$$\nabla f(\boldsymbol{\beta}^{(i)}) = -2\text{Re} \left[\begin{aligned} &[(\mathbf{C}_2^{(j)*} \mathbf{h}^{(i)} \odot ((\mathbf{h}^{(i)})^H \mathbf{P}_C^\perp \mathbf{D}(\boldsymbol{\theta}^{(j)}))^T)^T] \\ &[(\mathbf{C}_2^{(j)*} \mathbf{h}^{(i)} \odot ((\mathbf{h}^{(i)})^H \mathbf{P}_C^\perp \mathbf{D}(\boldsymbol{\varphi}^{(j)}))^T)^T] \end{aligned} \right] \quad (14)$$

式中: $\mathbf{D}(\boldsymbol{\theta}^{(j)})$ 和 $\mathbf{D}(\boldsymbol{\varphi}^{(j)})$ 分别代表 $\mathbf{C}_2(\boldsymbol{\theta}^{(j)})$ 、 $\mathbf{C}_2(\boldsymbol{\varphi}^{(j)})$ 对 $\boldsymbol{\theta}$ 和 $\boldsymbol{\varphi}$ 的导数。

$\boldsymbol{\beta}$ 更新后, $\mathbf{g}$ 的最小二乘估计将更新为

$$\mathbf{g}^{(i+1)} = (\mathbf{C}_2(\boldsymbol{\theta}^{(i+1)}, \boldsymbol{\varphi}^{(i+1)})^H \mathbf{h}^{(i)}) \quad (15)$$

步骤3 信道矩阵 $\mathbf{H}$ 的优化。当获得 $\mathbf{P}^{(i+1)}$ 和 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}^{(i+1)}$ 之后,关于 $\mathbf{H}$ 的优化子问题为

$$\min_{\mathbf{H}} \|\mathbf{R} \odot \mathbf{P}^{(i+1)} - \mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{N}_G\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H} - \mathbf{H}_G^{(i+1)}\|_F^2 \quad (16)$$

s. t. $\|\mathbf{H}\|_F^2 = T$

式中: $\mathbf{H}_G^{(i+1)} = \mathbf{C}_1(\boldsymbol{\Theta}^{(i+1)}, \boldsymbol{\Psi}^{(i+1)})\mathbf{G}^{(i+1)}$ 是根据模型参数由式(4)计算得到的信道。式(16)是带有一个约束的二次约束二次规划问题,可以利用强对偶性进行求解^[20]。文献[15]正是采用了这种方法来完成 $\mathbf{H}$ 的更新,本文也采用相同的过程对 $\mathbf{H}$ 进行求解。

为表述简单,推导过程中省略上标 $(i+1)$ 。首先,式(16)的拉格朗日表达式为

$$Z(\mathbf{H}) = \|\mathbf{R} \odot \mathbf{P} - \mathbf{H}\mathbf{X} - \mathbf{N}_G\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{H} - \mathbf{H}_a\|_F^2 + \tau(\|\mathbf{H}\|_F^2 - T) \quad (17)$$

式中: τ 是对偶变量。为了求式(17)的最优解,让 $Z(\mathbf{H})$ 对 $\mathbf{H}$ 求一阶导并令导数为 0,即有

$$\nabla Z(\mathbf{H}) = \mathbf{H}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H + \tau_G \mathbf{I} - \mathbf{U}) = \mathbf{0} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{U} = (\mathbf{R} \odot \mathbf{P})\mathbf{X}^H + \lambda \mathbf{H}_1$; $\tau_G = \tau + \lambda$ 。求解式(18),得到信道矩阵的估计结果为

$$\mathbf{H}_G = \mathbf{U}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H + \tau_G \mathbf{I})^{-1} \quad (19)$$

式中: $(\cdot)^{-1}$ 为矩阵求逆。

现在来确定可用的 τ_G 。将式(19)代入式(16)的范数约束条件中,得到

$$\text{tr}(\mathbf{U}(\mathbf{X}\mathbf{X}^H + \tau_G \mathbf{I})^{-2} \mathbf{U}^H) = T \quad (20)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 是求矩阵的迹。式(20)等价于

$$J(\tau_G) = \sum_{j=1}^M \frac{\|\boldsymbol{\eta}_j\|_2^2}{(\tau_G + s_j)^2} - T = 0 \quad (21)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}_j$ 是矩阵 $\mathbf{U}\mathbf{A}^H$ 的第 j 列, $\mathbf{A}$ 是 $\mathbf{X}\mathbf{X}^H$ 特征向量构成的矩阵; s_j 是相应的特征值。在更新 $\mathbf{H}$ 时, $\mathbf{P}$ 和 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}$ 是已知的,而 $\{\boldsymbol{\eta}_j, s_j\}$ 可由 $\mathbf{P}$ 和 $\{\boldsymbol{\Theta}, \boldsymbol{\Psi}, \mathbf{G}\}$ 计算得到。因此,式(21)中只有 τ_G 是未知量,可直接求解得到。

对式(21)进行求解,可能得到多个 τ_G 值,下面便来判断 τ_G 是否有唯一的实数解。式(21)等号左边的项对 τ_G 求一阶导数,得到

$$J'(\tau_G) = -2 \sum_{j=1}^M \frac{\|\mathbf{\eta}_j\|_2^2}{(\tau_G + s_j)^3} \quad (22)$$

对于这个二次约束二次规划问题,有 $\mathbf{X}\mathbf{X}^H + \tau_G \mathbf{I} > 0$,因此式(22)分母中的三次方项大于零,所以有 $J'(\tau_G) < 0$ 。这意味着 $J(\tau_G)$ 是单调递减的,那么 τ_G 将有唯一的实数解。此外, $\tau_G + s_j > 0, \forall j$,这意味着 $s_{\min} < \tau_G < +\infty$,因此式(21)在 $(s_{\min}, +\infty)$ 范围内存在一个根,其中 $s_{\min}$ 是 $\mathbf{X}\mathbf{X}^H$ 的最小特征值。又因为 $\mathbf{X}\mathbf{X}^H = \mathbf{L}\mathbf{I}_K$,其中标量 L 为各用户发送的导频序列的长度,式(20)变为 $(L + \tau_G)^2 = \text{trace}(\mathbf{U}\mathbf{U}^H)/T$,则 τ_G 的最优解为

$$\tau_G = \sqrt{\text{trace}(\mathbf{U}\mathbf{U}^H)/T} - L \quad (23)$$

综上,当已知 $\mathbf{P}^{(i+1)}$ 和 $\{\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\phi}, \mathbf{g}\}^{(i+1)}$ 时,信道矩阵可估计为

$$\mathbf{H}_G^{(i+1)} = \mathbf{U}^{(i+1)} (\mathbf{X}\mathbf{X}^H + \tau_G^{(i+1)} \mathbf{I})^{-1} \quad (24)$$

式中: $\tau_G^{(i+1)} = \sqrt{\frac{\text{trace}(\mathbf{U}^{(i+1)} (\mathbf{U}^{(i+1)})^H)}{T}} - L$; $\mathbf{U}^{(i+1)} = (\mathbf{R} \odot \mathbf{P}^{(i+1)}) \mathbf{X}^H + \lambda \mathbf{H}_a^{(i+1)}$ 。

3 仿真及结果分析

本节通过计算机仿真,对本文提出的带有空间信道模型约束的信道估计方法进行性能测试。考虑将本文方法与文献[7]中的 LS 信道估计方法和文献[11]中提出的基于 Bussgang 分解的线性最小均方误差方法(BLMMSE)在以下条件下进行对比:一个包含 4 个用户的单小区 1 bit 大规模 MIMO 上行场景,基站部署包含 128 根天线的均匀面阵(水平方向天线数为 16,垂直方向天线数为 8),各用户到基站的散射路径数均为 5,假设散射路径数理想已知,用户发送的数据均采用 QPSK 调制。仿真结果如图 2~图 5 所示。

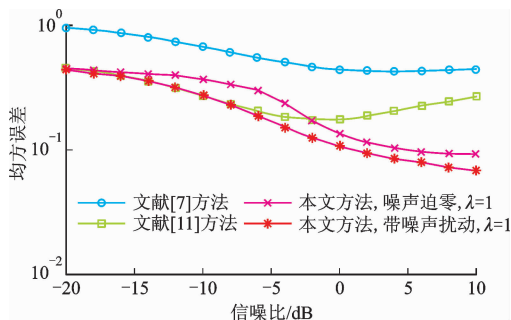


图 2 $L=16$ 时各方法均方误差随信噪比的变化曲线

本文所提出的信道估计方法采用了交替迭代的优化求解过程,式(13)中的参数 μ 为梯度下降算法中的更新步长, μ 值选取需要在算法收敛性能和计算复杂度之间进行折中。 μ 值过大,可能会导致迭代不收敛,估计性能差; μ 值过小,将导致收敛速度慢,计算复杂度过高,本文在仿真实验中根据经验并结合实验结果,选取 μ 为 0.001。

对比方法包括文献[7]中的 LS 信道估计方法和文献[11]中提出的基于 Bussgang 分解的线性最小均方误差估计方法(BLMMSE)。为了检验本文所提方法的信道估计性能,本文采用均方误差作为性能指标,定义为

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{MK} \|\mathbf{H}_G - \mathbf{H}\|_F^2 \quad (25)$$

图 2 给出了导频长度为 16 且参数 λ 为 1 时,几种估计方法获得的均方误差随信噪比变化的曲线。为了展示信道模型先验信息对提高估计精度的贡献,首先忽略优化目标函数中的噪声项(即将式(8)中噪声项 $\mathbf{N}_G$ 置零,对应于文献[15]的处理方法)。从图 2 可以看出,在信噪比 $R_{\text{SN}} > -2$ dB 时,该方法可以取得比 BLMMSE 方法更优的估计性能,对量化误差有明显的抑制效果。但在噪声较强的低信噪比范围上,其估计精度会略差于 BLMMSE 估计方法。这正是由于忽略噪声项、优化模型不准确,导致估计方法对噪声影响比较敏感所造成的。当 $R_{\text{SN}} \geq 0$ dB 时,随着噪声功率的减小,量化噪声对估计精度的影响越来越显著。BLMMSE 估计方法有抑制高斯白噪声的倾向,对量化噪声的抑制效果不明显,而且在抑制高斯白噪声时,Bussgang 分解理论将非线性量化过程等效为线性过程,甚至会增大量化噪声的影响。因此,当量化噪声占主导地位时,估计精度会下降,所以会有估计性能曲线出现“反弹”现象。从图 2 最下边的曲线可以看出,采用式(8)的优化目标函数,引入噪声扰动项,可以有效抑制白噪声的影响,在整个信噪比范围上估计精度均不低于对比方法,在高信噪比范围上不再出现 BLMMSE 估计存在的性能曲线“反弹”现象。当 $R_{\text{SN}} > 0$ dB 时,均方误差维持在 0.1 以下。如无特殊说明,后文中的“本文方法”均对应于引入噪声扰动项的抗噪方法。

在本文方法中,超参数 λ 的取值代表信道模型约束在信道估计中影响的大小。要评估超参数 λ 对估计精度的影响,一般难以进行理论分析,常采用实验方法对 λ 在一定范围上进行搜索,从估计精度最优的角度来确定一个较合适 λ 。为此,图 3 展示了

不同信噪比下本文方法的均方误差随着 λ 变化的曲线。可以看出,当 $R_{\text{SN}} = -10 \text{ dB}$ 和 $R_{\text{SN}} = -5 \text{ dB}$ 时,均方误差随着 λ 的增大略微降低。当 $R_{\text{SN}} = 5 \text{ dB}$ 时,均方误差随着 λ 的增大有明显的降低,但当 λ 大于 30 之后,均方误差将趋向于一个常数。当 $R_{\text{SN}} = 10 \text{ dB}$ 并且 λ 较小时,均方误差随着 λ 的增大将快速减小,当 λ 大于 1.8 之后将趋向于一个常数。可以看到,在不同的信噪比下,参数 λ 的最优值各不相同。在低信噪比时,接收信号完全淹没在噪声中,即使附加信道模型约束也很难从量化后的信号中有效提取信道信息。在高信噪比时,接收信号受量化噪声影响更大,随着 λ 的增加,利用信道模型约束提取信道信息的能力变强,但随着 λ 继续增加模型约束所能起到的作用已发挥至最大,而不能继续提高性能。

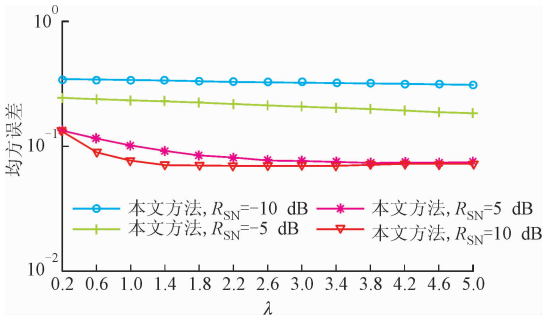


图 3 $L=16$ 时本文方法的均方误差随 λ 变化的曲线

图 4 进一步展示了 λ 为 0.5、1.0 和 2.0 这 3 种情况下,本文方法的均方误差随信噪比变化的曲线。可以看出,当 $R_{\text{SN}} < -8 \text{ dB}$ 时,参数 λ 取不同的值对估计精度的影响不大。当 $R_{\text{SN}} > -6 \text{ dB}$ 时, $\lambda=1$ 比 $\lambda=0.5$ 的估计精度更高。当 $\lambda=2$ 时,均方误差随着信噪比的增大先降低,但是当 $R_{\text{SN}} > 10 \text{ dB}$ 后均方误差会抬高。这是因为在不同信噪比下,参数 λ 对整个方法通过信道模型约束提取信道信息的能力不同,当 λ 较大时,整个方法更加依赖于信道模型约束,反而在高信噪比时,弱化了通过振幅恢复来降低量化噪声的影响,因此,高信噪比时,量化噪声的影响相对较大,故而当 $\lambda=2.0$ 且 $R_{\text{SN}} > 10 \text{ dB}$ 后均方误差会抬高。综合图 3 和图 4 来看,不同信噪比下最优的 λ 不同,低信噪比下适合取较大的 λ ,利用信道结构约束来降低强噪声的影响,随着信噪比增大 λ 值应适当减小,更多地发挥接收信号偏差项在信道估计中的作用,可获得更优的估计质量。结合图 3 和图 4,给出一种经验性的选取参数 λ 的方法:当 $R_{\text{SN}} < 10 \text{ dB}$ 时, λ 值可在 2.0 附近取值,在 $R_{\text{SN}} > 10 \text{ dB}$ 时, λ 值可取在 1.0 附近。

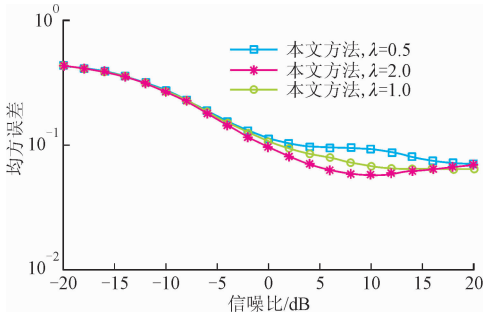


图 4 $L=16$ 时本文方法在不同 λ 下的均方误差随信噪比变化的曲线

图 5 中给出了各方法的均方误差随导频长度 L 的变化。可以看出随着 L 的增加,各方法的估计误差均有所下降,相比于 LS 方法,本文方法的估计误差随导频长度的增加下降速度更快,与 BLMMSE 方法相当。图 6 为 $L=16$ 、 $\lambda=1.0$ 且不同信道散射路径数下本文方法的均方误差随信噪比变化曲线。需要说明的是,在图 2 和图 6 中,由于关注的是各方法或各情况在整个观测信噪比范围上的相对性能,因此选择了在整个信噪比范围上可获得较优性能且性能随信噪比变化的趋势更为合理的 $\lambda=1.0$ 的配置。在图 5 中,则关注 $R_{\text{SN}} = 0 \text{ dB}$ 时各种方法在不同导频长度下的相对性能,选取了 $\lambda=1.0$ 和 $\lambda=1.5$ 两种配置。

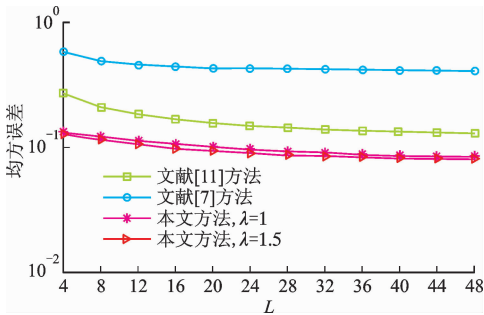


图 5 $R_{\text{SN}} = 0 \text{ dB}$ 时不同导频长度下各方法的均方误差变化曲线

在本文方法中,要求已知信道模型中的散射路径数,这需要结合实际场景进行提前估计。若该参数估计不准确,会对估计方法的性能有所影响。为了分析这种影响,本文对存在散射路径数估计误差的情况进行了实验。假设实际散射路径数为 5,但理论设定散射路径数分别为 4、5、6 和 8。由图 6 可以看出,当理论设定的路径数低于实际值时,估计方法的性能损失比较大,当理论设定的路径数高于实际值时,性能损失较小。因此,当实际信道的散射路径数未知,或者不能准确测量时,应把理论设定的路

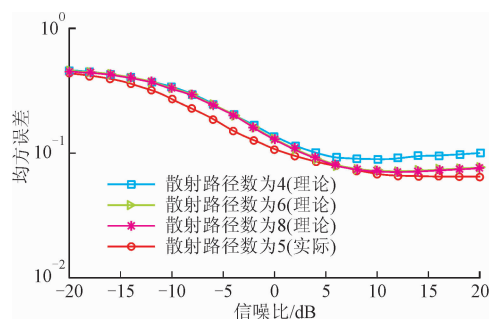


图6 在 $L=16, \lambda=1.0$ 及不同信道散射路径数下本文方法的均方误差随信噪比变化曲线

径数适当取大一些,从而减少由于该参数估计误差带来的信道估计精度损失。当理论设定的散射路径数不准确时,信道模型所发挥的作用受到限制,因此抑制量化误差的能力会减弱,而且在高信噪比时,量化噪声对估计性能的影响占比更多,因此当理论设定的散射路径数不准确时,高信噪比下的均方误差会抬高。

4 结 论

本文针对 1 bit 量化大规模 MIMO 上行信道估计精度差的问题,给出了一种带有三维空间信道模型约束的抗噪信道估计方法。根据选用的基于射线的三维信道模型,建立了振幅恢复参数、信道模型参数和信道系数矩阵的联合优化问题。通过在优化目标函数的接收信号偏差项中引入随机噪声扰动项,提高了方法的抗噪能力。最后,对所建立的联合优化问题,给出了一种迭代式优化求解算法。仿真实验结果表明,相比于 LS 和 BLMMSE 方法,所提出的信道估计方法具有更高的精度,对白噪声和散射路径数估计误差有较好的鲁棒性。虽然本文方法采用了较为通用的空间信道模型,但当实际信道结构与该模型偏差较大时,本方法将变得不再适用,需要重新推导优化过程。如何降低对信道模型不匹配的敏感度,是今后要研究的重点。

参考文献:

- [1] WANG Xinhua, ZHAI Chao. Simultaneous wireless information and power transfer for downlink multi-user massive antenna-array systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(9): 4039-4048.
- [2] CHEN Zhilin, SOHRABI F, YU Wei. Multi-cell sparse activity detection for massive random access; massive MIMO versus cooperative MIMO [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18

(8): 4060-4074.

- [3] 陶成, 郑文博, 李泳志, 等. 基于低精度量化的大规模 MIMO-OFDM 系统可达速率的研究 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40(10): 13-19.
TAO Cheng, ZHENG Wenbo, LI Yongzhi, et al. Achievable rate analysis on massive MIMO-OFDM systems with low-resolution ADC [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2018, 40(10): 2294-2300.
- [4] DEMIR Ö T, BJÖRNSSON E. ADMM-based one-bit quantized signal detection for massive MIMO Systems with hardware impairments [C]//2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 9120-9124.
- [5] 严飞, 李国兵, 张国梅, 等. 大规模 MIMO 系统中单精度模数转换器的量化门限设置方案 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(8): 45-51.
YAN Fei, LI Guobing, ZHANG Guomei, et al. Adaptive quantization threshold setting method for massive MIMO systems with one bit analog to digital converter [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(8): 45-51.
- [6] LIU Fangqing, ZHU Heng, LI Changheng, et al. Angular-domain channel estimation for one-bit massive MIMO systems: performance bounds and algorithms [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(3): 2928-2942.
- [7] RISI C, PERSSON D, LARSSON E G. Massive MIMO with 1-bit ADC [EB/OL]. [2019-06-07]. <http://www.arxiv.org/pdf/1404.7736.pdf>.
- [8] WANG Feiyu, FANG Jun, LI Hongbin, et al. Quantization design and channel estimation for massive MIMO systems with one-bit ADCs [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10921-10934.
- [9] MO J, SCHNITER P, PRELCIC N G, et al. Channel estimation in millimeter wave MIMO systems with one-bit quantization [C]//2014 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 957-961.
- [10] CHOI J, MO J, HEATH R W. Near maximum-likelihood detector and channel estimator for uplink multi-user massive MIMO systems with one-bit ADCs [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(5): 2005-2018.
- [11] LI Yongzhi, TAO Cheng, SECO-GRANADOS G, et al. Channel estimation and performance analysis of

- one-bit massive MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(15): 4075-4089.
- [12] PIRZADEH H, SWINDIEHURST A L. Spectral efficiency under energy constraint for mixed-ADC MRC massive MIMO [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(12): 1847-1851.
- [13] KONG Chuli, MEZGHANI A, ZHONG Caijun, et al. Multipair massive MIMO relaying systems with one-bit ADCs and DACs [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 66(11): 2984-2997.
- [14] 姜薇, 黄秋实, 黄学军. 基于矩阵完备理论的大规模 MIMO 系统信道估计研究 [J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2019, 39(5): 20-25.
- JANG Wei, HUANG Qiushi, HUANG Xuejun. Channel estimation based on matrix completion for massive MIMO systems [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 39(5): 20-25.
- [15] QIAN Cheng, FU Xiao, SIDIROPOULOS N D. Amplitude retrieval for channel estimation of MIMO systems with one-bit ADCs [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(11): 1698-1702.
- [16] ZHANG Guomei, LI Jie, SUN Hao, et al. User scheduling based on horizontal and vertical double codebook for 3D MU-MIMO [C]// 2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1-6.
- [17] WANG Bin, FANG Jun, DUAN Huiping, et al. PhaseEqual; convex phase retrieval via alternating direction method of multipliers [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68(1): 1274-1285.
- [18] KNUDSON K, SAAB R and WARD R. One-bit compressive sensing with norm estimation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2016, 62(5): 2748-2758.
- [19] STOICA P, NEHORAI A. MUSIC, maximum likelihood and Cramer-Rao bound; further results and comparisons [C]// International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1989: 2605-2608.
- [20] HUANG Kejun, SIDIROPOULOS N D. Consensus-ADMM for general quadratically constrained quadratic programming [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(20): 5297-5310.
- [21] YUAN Fang. Tucker decomposition for rotated codebook in 3D MIMO system under spatially correlated channel [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(9): 7813-7818.

[本刊相关文献链接]

- 邵彦彰, 王磊, 薛奕蕾. 采用分布式 Alamouti 编码的虚拟全双工中继通信方案. 2020, 54(12): 45-53. [doi:10.7652/xjtuxb202012006]
- 曹鑫, 王磊, 薛奕蕾. 采用二重天线激活矩阵的差分空间调制算法. 2020, 54(10): 36-44. [doi:10.7652/xjtuxb202010005]
- 陈俊, 贺利芳, 张天骥. 多输入多输出高速差分混沌移位键控通信方案. 2020, 54(2): 137-143+174. [doi:10.7652/xjtuxb202002017]
- 胡旭东, 张成文, 刘玉涛, 等. 面向 OFDM 系统的高精度窄带干扰抑制算法. 2019, 53(8): 114-120+128. [doi:10.7652/xjtuxb201908015]
- 曹鑫, 王磊, 邵彦彰. 采用 Alamouti 码构造的正交空间调制及低复杂度解码算法. 2019, 53(6): 069-76. [doi:10.7652/xjtuxb201906010]
- 李云凤, 王磊, 王志成. 采用幅度相移键控调制的分层空间调制算法. 2018, 52(8): 117-123. [doi:10.7652/xjtuxb201808018]
- 赵贝贝, 冯莉芳. 室内可见光通信系统切换机制设计. 2019, 53(8): 107-113. [doi:10.7652/xjtuxb201908014]
- 刘彤, 廖学文, 高贞贞. 无线能量传输中继选择与发送功率分配方案. 2019, 53(4): 58-64. [doi:10.7652/xjtuxb201904009]
- 龚逸帅, 李开明, 张群, 等. 面向成像任务的宽带 MIMO 雷达认知波形设计. 2018, 52(6): 114-121. [doi:10.7652/xjtuxb201806017]
- 柏婷, 郑娜娥, 李海文. 面向邻近目标分辨的 MIMO 雷达波形设计方法. 2018, 52(4): 125-131. [doi:10.7652/xjtuxb201804018]

(编辑 刘杨)