面向 XL–MIMO 可视区域 识别的非均匀空间采样



Non–Uniform Spatial Sampling for Visibility Region Recognition in XL–MIMO

厉凯/LI Kai,高锐锋/GAO Ruifeng,王珏/WANG Jue

(南通大学,中国 南通 226019) (Nantong University, Nantong 226019, China) DOI:10.12142/ZTETJ.202403009 网络出版地址: http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240618.1815.002.html 网络出版日期: 2024-06-19 收稿日期: 2024-04-25

摘要:超大规模多输入多输出(XL-MIMO)是面向未来6G超级无线宽带和超大规模连接的关键技术,其空间非平稳特性导致局部天线阵列区 域可能仅会被部分用户"看到",称为用户可视区域(VR)。利用VR可实现XL-MIMO低复杂度传输设计,如何识别用户VR是其必要前提。由 于用户VR与其空间位置存在天然联系,可通过选择少量用户估计并反馈其所在位置处的VR,然后结合用户位置外推出其余用户VR。该过程可 解释为"VR地图"的空间采样与重建,外推效果与采样点位置选择关系密切。为提高采样效率,基于探测与细化相结合的设计理念,提出了一 种有限样本下的非均匀空间采样方案,并分析探测细化调控因子的设计方法。仿真结果表明,所提方案相较于传统随机采样具有更高的效率, 可显著提升小样本下的VR识别准确性。

关键词:超大规模多输入多输出;空间采样;可视区域识别;探测细化

Abstract: Extra-large massive multiple-input multiple-output (XL-MIMO) is a key technology for future 6G ultra wireless broadband and ultra large-scale connectivity. Its spatial non-stationary characteristic may result in the local antenna array region being only "visible" to some users, known as the user's visibility region (VR). Utilizing VR can achieve low complexity transmission design for XL-MIMO, while recognizing user's VR is a necessary prerequisite. Due to the natural connection between user's VR and their spatial location, a small number of users can be selected to estimate and provide feedback on the VR at their location, and then combined with the user's location to extrapolate the VR information of other users. This process can be explained as spatial sampling and reconstruction of "VR maps", and the extrapolation effect is closely related to the selection of sampling point positions. In order to improve sampling efficiency, a non-uniform spatial sampling scheme under limited samples is proposed based on the design concept of combining exploration and refinement, and the design method of exploration and refinement control factor in general scenarios is analyzed. The simulation results show that the proposed scheme has higher efficiency compared to traditional random sampling and can significantly improve the accuracy of VR recognition in small samples.

Keywords: XL-MIMO; spatial sampling; visibility region recognition; exploration and refinement

引用格式: 厉凯,高锐锋,王珏.面向XL-MIMO可视区域识别的非均匀空间采样 [J].中兴通讯技术,2024,30(3):52-59.DOI:10.12142/ ZTETJ.202403009

Citation: LI K, GAO R F, WANG J. Non-uniform spatial sampling for visibility region recognition in XL-MIMO [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(3): 52-59. DOI: 10.12142/ZTETJ.202403009

MT-2030(6G)推进组指出,未来6G移动通信系统将在 5G三大典型场景基础上深化,支持构建超级无线宽带和 超大规模连接网络^[1]。面对6G的超高速率与海量连接需求, 对空间资源的挖掘将被推升至新的层次。超大规模多输入多 输出(XL-MIMO)是大规模 MIMO 天线技术的演进升级, 是提升6G通信能力的物理层候选关键技术^[2]。然而,天线数 量激增导致XL-MIMO传输设计变得更具挑战。

XL-MIMO空间非平稳传播特性产生了可视区域(VR), 即局部天线阵列可能仅会被部分用户"看到"³³。不同用户 VR可能具有空间正交特性,这为XL-MIMO的低复杂度传输 提供了新的设计维度。利用VR的传输设计需要以VR识别 作为前提。由于用户VR与用户位置存在天然联系,可通过

基金项目: 国家自然科学基金项目(62171240、62001254);福建省促进海洋 与渔业产业高质量发展专项资金项目(FJHYF-ZH-2023-03);江苏省研究生科 研与实践创新计划项目(KYCX23_3395);南通市自然科学基金项目 (JC2023074)

热点专题

选取少量用户并发送探测导频信号的方式测量用户所在位置的VR信息^[4],然后外推其他位置的用户VR。显然,外推效 果与采样用户位置密切相关。

上述过程本质上是对VR信道环境的空间采样与重构。 尽管较大的采样率通常意味着可实现更好的重构效果,但受 限于样点的探测导频资源开销,现实中在信道VR环境变化 之前,可实现的采样数目往往有限。为提升采样效率,需要 对样本数量受限下的空间采样方法展开深入研究。

VR信道环境的采样重构与空间域数字信号(特别是数 字图像)处理具有相关性,因此可借鉴相关领域的经典算 法,比如图像采样、图像边缘检测等^[5-6]。具体到VR识别的 任务,其首要目标是利用有限的空间采样点检测出每个VR 区域的边界。在数字图像处理中,边界检测通常利用各种边 缘检测算子从图像中抽取边缘线段,然后从一个边界点出 发,依据判决准则逐个搜索下一边界点,直至形成目标物体 的边界曲线^[6]。与之不同,VR信道环境中用户(即可行采 样点)的分布是离散的、非均匀的,无法实现连续的空间采 样。因此,图像边界检测方法难以直接应用到所关注的用户 采样场景,需要从离散、非均匀采样的角度研究VR信道环 境的空间采样问题。

在此背景下,本文讨论了非均匀空间采样方案在XL-MIMO系统用户VR识别中的应用。首先,分析了导致VR区 域识别出错的两种主要原因,并提出通过限定采样用户间距 抑制因VR区域未探出而导致的错误(即未知区域探测), 以及通过增加边界采样抑制因VR区域边界不匹配而导致的 错误(即已知边界细化)。进一步地,将上述两种采样方法 灵活适配于不同的传输阶段:在传输初期优先扩大VR探测 范围,在后期进一步丰富VR边界细节。通过蒙特卡罗法, 对不同VR环境下的探测细化比例调控因子最佳设计进行研 究。最后,通过仿真验证了所提非均匀空间采样方案在全传 输阶段均可取得比传统随机采样更好的VR识别准确率。

1系统模型

为讨论面向VR识别的用户空间采样方法,首先需要建立XL-MIMO系统中VR信道环境识别的一般系统模型。

1.1 用户位置与可视区域映射关系

考虑如图1所示的VR模型。该模型中多个散射体簇随 机覆盖目标区域,每个簇仅能被位于其覆盖区域内的用户看 到。根据COST-2100信道模型^[7],将每个簇的覆盖区域建模 为随机半径的圆形,该圆形区域称为移动站侧可视区域 (MS-VR)。不同的MS-VR可以通过簇映射到天线阵列侧的



▲图1 用户侧VR区域与天线阵列侧VR的映射关系

不同子阵列区域,即基站侧可视区域(BS-VR)。通过上述 映射关系,将各用户所能看到的BS-VR集合称为该用户的 VR,即其"可视"的天线阵列集合。由于位置相近的用户 通常具有相同的VR,将用户侧具有相同VR的用户所在几何 区域称为一个VR区域(如图中绿色方格区域所示),整个 覆盖区域可由此划分为多个不同的VR区域。

VR区域反映了用户位置与用户VR之间的映射关系,图 1所示的VR区域分割可视为VR环境地图。通过选择信标用 户发送上行导频以估计其所在位置的VR,实现对VR信道环 境的空间采样,可建立用户位置-VR数据集^[4]。在此基础 上,结合用户位置先验信息可外推其余用户VR。显然,整 体的VR外推效果与当前VR环境的空间采样数量及位置有 关。一般而言,采样数量越多(即位置-VR数据集越丰富), VR识别准确率也会相应地提升。但空间采样点的增多将造 成探测导频资源开销的增加。为提高整体VR外推准确性, 需要优化有限样点的采样位置。

1.2 VR识别的时序框架

为了进一步阐述面向VR识别的用户空间采样问题,我 们建立如图2所示的时域传输框架。在研究中,为描述VR 环境随时间的变化,我们采用基于散射体簇的几何信道模 型。模型中各散射体簇服从特定生灭过程,其变化相对缓 慢^[8]。因此可假定在环境相对静止的一段时间内用户VR保 持不变,定义为环境相干时间*T*。在一个完整的时段*T*内, 将传输过程划分为*N*个传输周期,每个周期在数据传输之前 均执行空间采样、导频探测和VR识别等系列步骤。由于同



一时段*T*内所有传输周期的用户VR保持不变,因此之前周期通过空间采样和导频探测获得的位置-VR数据集可辅助其后周期的采样选点、VR识别及传输设计。例如,可利用传输周期1…n累积的位置-VR数据集,实现第n个周期的VR识别,其中1 $\leq n \leq N$ 。显然,VR识别性能会随周期的演进和空间采样的累积而逐步提升。

当周期累积较少时,由于位置--VR数据集中样本数量较 少,可能出现部分VR区域内因没有采样用户而导致的VR 区域无法识别现象(即VR标签缺失);此外,还可能出现 利用样点外推出的用户VR标签与真实VR标签不同的错误 (即VR边界误判)。为减少上述错误的发生,以下我们对小 样本下的高效空间采样问题展开深入研究。

2 空间采样方案

考虑VR识别出错的两种主要原因,即VR标签缺失和 VR边界误判,在前期工作[9]中提出了探测与细化相结合的 用户采样方案:一方面,利用VR探测用户采样来克服VR 标签缺失错误;另一方面,利用边界细化用户采样来减少 VR边界误判。探测用户和细化用户的比例会随传输周期演 进而动态变化。定义比例调控因子

$$\alpha = \frac{探测采样数}{采样总数}, \alpha \in [0,1]_{\circ}$$
(1)

用于灵活分配探测与细化两部分采样用户的比例。在不 同传输周期,动态调整α有利于协调发挥探测和细化两方面 的优势。α取值与用户环境(特别是用户采样密度)相关, 当采样用户密度较小时,有限的采样点主要用于探测出更多 的VR区域,因此α取值较大;当采样用户密度较大时,充 足的采样点将进一步用于细化VR区域边界,因此α取值较 小。同一应用场景中,往往在传输初期对应密度较小情景, 而后期对应密度较大情景。

本节在探测细化相结合的设计理念上进一步展开深入研

究,包括面向扩大探测范围的空间采样算法、细化区域边界 的空间采样算法,以及探测细化比例调控因子的设计方法。

2.1 面向扩大探测范围的空间采样方法

已有的用户空间采样方法主要基于随机算法^[4],虽然实现简单,但由于缺乏空间约束,容易出现局部区域采样用户 过度集中而导致非必要资源浪费,或大面积区域因采样过于 稀疏而导致潜在VR区域无法探出。为了高效探测出更多VR 区域,可利用已有采样用户的位置信息,通过限定空间采样 点之间的距离来实现更加均匀的采样,并由此增加未知VR 区域的探测效率^[9]。

图3显示了在随机采样与限定间距采样两种方式下,采 样用户间距的累积分布函数(CDF)曲线。由图可知,随机 采样的用户间距在一个较大的范围内变化,而限定间距采样 的用户间距变化范围很小,这反映出后者用户位置分布更为 均匀分散。





厉凯 等

2.2 面向细化区域边界的空间采样方法

刻画 VR 区域边界细节有利于抑制 VR 边界误判现象发 生,更多地在区域边界附近进行非均匀空间采样是一种有效 的方法。文献[9]中提出了一种名为 DBR(动态边界细化) 的启发式方法用于识别已知采样 VR 区域边界附近的用户。 该方法在 VR 标签不同的已知采样用户对的中垂线附近采样 新用户,其 VR 识别性能可随着采样用户数量的增加而逐步 提升。尽管该方法有效性得到实验验证,但其启发式设计缺 乏理论解释。

为此,基于图像处理领域的边缘检测理论,本节进一步 设计了小样本 K 邻点(SSKP)法和邻周期残差边缘 (APRE)法,用于 VR 区域边界附近用户采样。图像处理领 域将边缘定义为图像中亮度突变的区域,通过计算局部图像 区域的亮度差异,可以检测出不同目标的边界^[6]。一方面, 基于计算图像区域亮度差异可得到边缘的图像检测理论^[6], SSKP法通过统计 VR 区域中小样本集合的 K 邻点临时 VR 标 签中同属小样本集合的用户占比,从邻点占比低于设定阈值 的中心用户中选出边界用户;另一方面,基于原图像中减去 一幅平滑处理图像可得到边缘的图像检测理论^[10],APRE 法 通过对比两相邻传输周期中普通用户的临时 VR 标签,从先 后标签不同的用户中选出边界用户。

为了进一步阐述以上两种边界用户采样算法,假定当前 VR场景覆盖的用户集为 Φ ,在一个时段T内共包含N个传 输周期,且每周期的调控因子 α_n ($n = 1, 2, \dots, N$)已提前测得。 由于导频资源受限,每周期固定从 Φ 中少量采样L个用户。 第n个周期的采样用户集为 L_n ,累积得到的用户采样集为 S_n 。以下两种算法描述均基于上述假定。

算法1:SSKP空间采样

输入:用户集 Φ ; 传输周期数N; 每周期采样数L; 调控因子 $\{\alpha_n\}, n = 1, \dots, N$; 邻点数K

输出: 第n个传输周期累积的用户空间采样集S。 1 初始化集合 S_0 ← Ø; 2 for n = 1 to N do $L_n \leftarrow \emptyset, S_n \leftarrow S_{n-1};$ 3 if n < 2 then 4 while $|L_n| < L$ do 5 6 利用2.1节所述方式从集合**(**)。中采样探测用户*l*; 7 $L_n \leftarrow L_n \cup \{l\};$ $S_n \leftarrow S_n \cup L_n;$ 8 9 end 10 else 11 while $|L_n| < \alpha_n L$ do 重复步骤6-8,采样探测用户l; 12 13 end 14 while $|L_n| < L$ do 15 将临时VR标签相同的用户归入同一子集; 从元素数量较少的子集中采样用户1': 16 17 统计l'最近K邻点中临时VR标签与l'不同的点 数*k*: 18 if $k/K \ge 50\%$ then 重复步骤7和8,将采样的1'作为细化用户1; 19 20 end 21 end 22 end 23 返回S_; for m = 1 to $|\Phi|$ do 24 计算用户m与S_n中每个采样点的距离; 25 找出距离最近点,并以其VR标签作为m的临时VR 26 标签; 27 end

28 end

由于SSKP法对相邻用户依赖性较强,当用户点数较少时,可能难以获取足够的采样点。与SSKP法不同,APRE 法不受空间用户点数约束,因此更具普遍适用性,其具体实现过程如算法2所述。前两个传输周期内分别采样L个探测 用户,在此基础上初步建立位置-VR数据集,其余用户依据 此数据集判决自身位置所属的VR区域,并将区域VR标签 作为当前用户的临时VR标签。自第3个传输周期起,将L 个采样用户分为两部分,前一部分对应探测用户,后一部分 对应细化用户,两部分的占比由调控因子决定。步骤14— 19和步骤26—30将当前传输周期及其之前两周期的用户临

厉凯 等

时 VR 标签集合依次表示为 ΔT 、 ΔT_1 和 ΔT_2 ,并通过对比 ΔT_1			
和 ΔT_{2} 中用 户 <i>m</i> 的 临时 VR 标签 值 Δt_{m}^{1} 和 Δt_{m}^{2} ,将前后标签不			
同的用户 m 放入候选用户集 E 中,用于采样边界用户。			
算法2:APRE空间采样			
输入 :用户集 Φ ; 传输周期数 N ; 每周期采样数 L ; 调控因子			
$\{\alpha_n\}, n = 1, \cdots, N$			
输出: 第 <i>n</i> 个传输周期累积的用户空间采样集 <i>S_n</i>			
1 初始化集合 $S_0 \leftarrow \emptyset$, $\Delta T_1 \leftarrow \emptyset$, $\Delta T \leftarrow \emptyset$;			
2 for n = 1 to N do			
3 $L_n \leftarrow \emptyset$, $S_n \leftarrow S_{n-1}$, $\Delta T_2 \leftarrow \Delta T_1$, $\Delta T_1 \leftarrow \Delta T$,			
$\Delta T \leftarrow \varnothing, E \leftarrow \varnothing;$			
4 if $n \leq 2$ then			
5 while $ L_n < L$ do			
6 利用 2.1 节所述均匀采样方式从集合 Φ\S _n 中采			
样探测用户1;			
7 $L_n \leftarrow L_n \cup \{l\};$			
8 $S_n \leftarrow S_n \cup L_n;$			
9 end			
10 else			
11 while $ L_n < \alpha L$ do			
12 重复步骤6-8,采样探测用户l;			
13 end			
14 for $m = 1$ to $ \Phi $ do			

15	
	临时 VR 标签 Δt_m^1 和 Δt_m^2 ;
16	if $\Delta t_m^1 \neq \Delta t_m^2$ then
17	$E \leftarrow E \cup \{m\};$
18	end
19	end
20	$\mathbf{while} \left L_n \right < L \mathbf{ do}$
21	从集合 $EN(E \cap S_n)$ 中采样用户 l ;
22	重复步骤7和8,将 <i>l</i> 作为细化用户;
23	end
24	end
25	返回 S_n ;
26	for $m = 1$ to $ \Phi $ do
27	计算用户 $m = S_n$ 中每个采样点的距离;
28	找出距离最近点,并以其VR标签作为m的临时VR
	标签 Δt_m ;
29	$\Delta T \leftarrow \Delta T \cup \{\Delta t_m\};$
30	end
31 en o	1

使用 SSKP 和 APRE 非均匀空间采样法可以得到的用户 分布如图4所示。由图中绿色星点(边界采样点)的位置分 布可知,所选边界用户都处在真实 VR 边界附近,这表明所 提算法能够有效采样边界用户。需要说明的是,考虑到初始



▲图4 用户空间采样分布图

传输周期采样用户主要用于快速探测潜在的VR区域,因此在SSKP和APRE方法中将初期采样全部作为探测用户使用。

2.3 调控因子设计

在任意指定的VR场景下,通过蒙特卡罗法进行大量试验可以得到 α 的最佳取值。首先将用户划分到探测和细化两个不同的子用户集中。然后,假设已知覆盖区域内M个MS-VR的圆心 c_m 和半径 r_m ($m = 1, 2, \dots, M$),也即已知用户VR区域的边界,首先计算用户l(其位置坐标为 (l_x, l_y))到不同MS-VR圆心的距离:

$$d_m^l = \sqrt{(l_x - c_x^m)^2 + (l_y - c_y^m)^2},$$
(2)

并求出各个距离d^l与相应MS-VR半径差的绝对值:

$$\Delta d_m^l = \left\| d_m^l - r_m \right\|_{\mathcal{O}} \tag{3}$$

然后选取 $M \uparrow \Delta d_m^l$ 中的最小值作为该用户与其最近VR边界的距离:

$$\Delta d^{l} = \min \left\{ \Delta d_{1}^{l}, \Delta d_{2}^{l}, \cdots, \Delta d_{M}^{l} \right\}_{\circ}$$

$$\tag{4}$$

同理,重复以上步骤可得到所有用户与VR边界的距离。对得到的距离从小到大进行排序,将前面距离小的用户 采样放入细化子用户集中,并将其余用户采样放入探测子用 户集中。在此基础上,每次从探测用户子集中选出彼此间距 均匀的用户作为探测部分,从细化用户子集中选出距离VR 边界最近的用户作为细化部分。

对于特定的VR环境场景(如图1所示),假设每个时段 T内存在N=8个传输周期。每周期在VR识别之前进行一次 空间采样。每次采样均需遍历所有可能的α取值,并依据α 取值从前面得到的探测用户子集和细化用户子集中分别选出 相应数量的用户,用于测试不同α取值下的VR识别准确率, 并从中选出使VR识别准确率最大的α作为本次最佳调控因 子。为使结果更具一般性,在同一VR环境下分别针对不同 的用户分布情况反复进行100次独立试验,取每周期最佳α 的数学期望作为最终结果。当α取值范围设定为[0,0.2,0.4, 0.6,0.8,1]时,不同传输周期的最佳α取值结果如表1所示。

同理,对其他不同VR场景下的α进行蒙特卡罗搜索, 同样可以得到相应的最佳α。利用预先测得的最佳α可以有 效指导对应场景下的探测细化比例分配。

3 仿真与测试

3.1 仿真设计

利用图1所示的VR模型对超大规模连接场景进行仿真

传输周期	最佳α取值	
1	[1]	
2	[1, 1]	
3	[1, 1, 0.8]	
4	[1, 1, 0.8, 0.8]	
5	[1, 1, 0.8, 0.8, 0.6]	
6	[1, 1, 0.8, 0.8, 0.6, 0.4]	
7	[1, 1, 0.8, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2]	
8	[1, 1, 0.8, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2, 0.2]	

测试。在一个300×300m²的平面区域内,20个MS-VR覆 盖所有用户,不同MS-VR相交共产生56个VR区域。假定 共有30000个用户终端随机分布在覆盖区域内,且在一个时 段T内共包含8个传输周期,每个传输周期从用户空间不重 复地采样200个用户,其余作为普通用户。仿真中对比的空 间采样方法包括前文提及的随机采样、限定间距采样、DBR 采样,以及本文设计的非均匀空间采样中的SSKP和APRE。

3.2 测试结果

▼表1 最佳 a 取值列表

首先,测试固定α时所提非均匀空间采样方法的性能。 令α = 0.8,对不同空间采样方法下的VR识别性能进行仿真 测试,结果如图5所示。由图可知,所提的两种非均匀空间 采样SSKP和APRE均可获得比已有的随机采样、限定间距 采样、DBR采样更好的效果。

其次,测试动态调整α时所提非均匀空间采样方法的性能。利用2.3节所述的调控因子设计方法,预先测得当前场



▲图5 固定α时不同采样方法的VR识别性能对比

景下 α 列表的最佳取值为[1,1,0.8,0.8,0.6,0.4,0.2,0.2],将 其代入所提非均匀空间采样方案进行仿真,结果如图 6 所 示。该图表明,所提两种非均匀空间采样方法在动态调整 α 时均可获得比固定 α 时更好的性能。这同时也验证了蒙特卡 罗法搜索出的动态 α 取值的有效性。此外,由图 6 可以看 出,动态调整 α 方案带来的性能提升有限,因此实际应用中 为简化系统设计可采用次优的固定 α 方案。

随后,在1000次独立试验中分别仿真了不同传输周期时的VR识别准确率的CDF曲线。图7选取展示了其中第6~ 8个周期的仿真结果。结果表明,所提非均匀空间采样方法 (此处以APRE为例)选取的用户,相比于现有的随机采样



▲图6 固定和动态 α 采样下的 VR 识别性能对比



法在VR识别方面准确率更高,而且性能更加稳定,具有较好的鲁棒性。

以上仿真测试均在20个MS-VR覆盖场景下实现。为验证所提非均匀空间采样方法(同样以APRE为例)在不同场 景下的普遍适用性,最后我们分别针对10和30个MS-VR场 景下的用户空间采样性能进行测试,测试结果如图8所示。 结果表明,不同场景下动态调整α的非均匀空间采样得到的 用户均可实现更好的VR识别效果。

综上仿真结果可知,所设计的两种非均匀空间采样方法 效率较高,可显著提升小样本下用户VR识别准确率,且具 有较好的鲁棒性和普适性。

4 结束语

本文介绍了用户VR信息在XL-MIMO系统中实现低复 杂度传输设计的应用潜力。考虑用户VR与其位置之间的内 在联系,阐述了基于样点测量并外推的用户VR识别方法。 在此基础上设计了探测与细化相结合的非均匀空间采样方 案;根据不同位置采样点在提升整体VR识别准确率方面所 发挥的作用不同,将采样用户划分为探测用户和细化用户, 并通过动态调控比例因子α实现扩大VR探测范围和刻画VR 边界细节的性能提升。考虑到α的重要性,所提方案通过蒙 特卡罗法搜索指定场景下的α最佳取值,并可推广得到其他 不同场景下的α设计。最后,通过仿真结果证明探测细化相 结合的非均匀空间采样方案效率较高,在小样本采样下可显 著提升VR识别性能。在识别用户VR之后,利用不同用户 VR之间的空间正交特性,可为XL-MIMO低复杂度传输提供 新的设计维度。



▲图8 其他场景不同采样方法的VR识别性能验证

参考文献

- [1] IMT-2030(6G)推进组. 6G 典型场景和关键能力白皮书 [R]. 2022
- [2] IMT-2030(6G)推进组. 超大规模 MIMO 技术研究报告(第二版) [R]. 2022
- [3] 王珏, 景海涛, 高锐锋, 等. 基于可视区域降维的超大规模 MIMO 传输性能分析 [J]. 南通大学学报(自然科学版), 2023, 22(4): 14-24. DOI: 10.12194/j.ntu.20230216002
- [4] LIU D H, WANG J, LI Y, et al. Location-based visible region recognition in extra-large massive MIMO systems [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2023, 72(6): 8186–8191. DOI: 10.1109/TVT.2023.3242615
- [5] 朱秀昌, 唐贵进. 现代数字图像处理 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020
- [6] 蔡利梅 . MATLAB 图像处理:理论、算法与实例分析 [M]. 北京:清华 大学出版社, 2020
- [7] LIU L F, OESTGES C, POUTANEN J, et al. The COST 2100 MIMO channel model [J]. IEEE wireless communications, 2012, 19(6): 92–99. DOI: 10.1109/MWC.2012.6393523
- [8] CZINK N, ZEMEN T, NUUTINEN J P, et al. A time-variant MIMO channel model directly parametrised from measurements [J]. EURASIP journal on wireless communications and networking, 2009, 2009: 4. DOI: 10.1155/2009/687238
- [9] LI K, WANG J, LIU D H, et al. Efficient beacon user selection for visibility region recognition in XL-MIMO systems [EB/OL]. [2024– 04–28]. https://www. online-ecp. org/wcnc2024/Home/ DownloadZip?id=WCNC_2024_Conference
- [10] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理(第四版) [M]. 阮秋 琦, 阮宇智,译. 北京: 电子工业出版社, 2020

作者简介

厉凯,南通大学信息科学技术学院在读博士研究 生;研究方向为超大规模 MIMO 传输技术。



高锐锋,南通大学副教授;主要研究方向为海域 无线通信、移动通信系统、智能通信技术等;先 后主持和参与基金项目10余项;获科研成果奖4 项;已发表论文30余篇。



王珏,南通大学副教授、博士生导师;主要研究 领域为面向6G的无线通信前沿问题,包括超大规 模 MIMO、智能反射面、智能通信、数字孪生、 空天地一体化网络等方向;先后主持和参与基金 项目10余项;已发表论文60余篇。