ARES：面向 6G 的具备能量采集和自配置功能的自主 RIS 解决方案

Antonio Albanese，*IEEE* 会员，Francesco Devoti，*IEEE* 会员，Vincenzo Sciancalepore，*IEEE* 高级会员，Marco Di Renzo，*IEEE* 会士，Albert Banchs，*IEEE* 高级会员，Xavier Costa-P´erez，*IEEE* 高级会员

arXiv:2303.01161v1 [cs.NI] 2 Mar 2023

摘要—可重构智能表面（RIS）有望在实现未来 6G网络的关键绩效指标（KPI）方面发挥关键作用。与传统技术相比，其竞争优势在于能够随意控制无线环境的传播特性，从而彻底改变将通信信道视为不可控黑盒的传统通信范式。随着 RIS 从研究走向市场，实际部署问题也随之出现。实现 RIS 商业化的主要障碍包括：*i*) 需要快速且复杂的控制信道，以适应不断变化的无线信道条件；以及 *ii*) 需要铺设庞大的电网，为每个已部署的 RIS 供电。本文对既有的 RIS 实践提出质疑，并提出一种融合自配置和能源自给能力的新型 RIS设计。我们分析了设计完全自主的 *RIS* 的可行性，使其能够遵循表面互联网（IoS）这一新范式，轻松无缝地安装在整个环境中，且无需对已部署的移动网络或配电系统进行任何改造。具体而言，我们提出 ARES，即具备能量采集和自配置功能的自主可重构智能表面解决方案。ARES 在展现能量采集（EH）可为未来部署中的 RIS 供电这一可行性的同时，也实现了卓越的通信性能。

关键词—B5G、6G、可重构智能表面、自配置、能量收集、混合可重构智能表面、IRS、物联网表面

1 引言

对网络性能持续增长的提升需求，促使人们探索新的方法，以突破经典通信范式，提升通信传输效率。近期，一项能够控制传播环境的革命性技术应运而生：超表面及其基于反射阵列的变体——可重构智能表面（RIS），使人们能够以智能、可控且灵活的方式改变波在环境中的传播方式，从而有望对传播环境进行优化，实现前所未有的通信性能 [1]。尽管这项颠覆性技术带来了大量面向下一代无线网络（B5G 或 6G）的全新商业机遇和先进用例，但也带来了亟待解决的新挑战 [2]。

RIS范式将传播环境从对立因素转变为可优化的通信伙伴，仅利用配备低成本、低复杂度电子器件的表面，即可积极助力性能提升 [3]。然而，RIS需要专用控制信道以适应网络动态。此外，作为准被动设备，信道估计需要在整个发射机-RIS-接收机路径上执行复杂流程，这可能阻碍其敏捷部署 [4]。为克服这一缺点，文献 [5],提出了混合可重构智能表面（HRIS）的概念，为准被动RIS引入内置感知能力。这推动了自配置可重构智能表面的发展，使其成为将RIS以即插即用（P&P）方式集成到现有网络部署中的典范解决方案；该方案无需控制信道和运营商管理，为大规模、灵活部署RIS铺平了道路，这种部署被称为物联网表面（IoS） [6]。

由于运行中的可重构智能表面能量消耗有限 [7],，它们可以使用小型电池供电，因此无需持续连接外部电源，但需要定期维护，这可能会限制其运行可用性。或者，可在可重构智能表面上采用能量收集（EH）技术，为其提供潜在的无限能量，从而长时间免于维护 [8] ，并实现配置、能量和维护方面的完全自主。

根据物联网表面（IoS）框架，我们选择高分辨率智能表面（HRISs）作为参考硬件，因为它们具备信号反射、吸收和感知能力。在 [6],中，我们此前分析了传统可重构智能表面（RIS）部署的一项基本限制，即需要可靠的控制信道，并提出了 MARISA，这是一种新颖的系统设计，可实现完全自主、自配置的可重构智能表面部署。在本文中，我们进一步推进 [6]，，针对电源需求，设计了一种完全自主、自配置且能源自给 的超表面解决方案，即采用能量采集和自配置的自主可重构智能表面（ARES）。ARES充分利用了MARISA带来的关键优势，包

A. Albanese 任职于德国海德堡 *69115* 的 *NEC*欧洲实验室、美国纽约 *10019* 的 *Flyhound Co.*，以及西班牙莱加内斯 *28911* 的马德里卡洛斯三世大学。*F. Devoti* 和 *V. Sciancalepore* 任职于德国海德堡 *69115* 的 *NEC*欧洲实验室。*M. Di Renzo* 任职于法国吉夫叙尔伊维特 *91190* 的巴黎萨克雷大学、法国国家科学研究中心和 *CentraleSupélec*。*Albert Banchs* 任职于西班牙莱加内斯 *28911* 的马德里卡洛斯三世大学和 *IMDEA*网络研究所。*X. Costa-Pérez* 任职于西班牙巴塞罗那 *08034* 的 *i2cat*、*ICREA* 和 *NEC*欧洲实验室。本研究获欧盟*H2020 RISE-6G*项目资助，资助协议编号为 *101017011*。通讯作者邮箱：*francesco.devoti@neclab.eu*。

括HRIS中的新型广义信道估计模型，以及仅基于HRIS可获取的信道状态信息（CSI）的自主混合可重构智能表面配置方法，并提出以下主要贡献：i)设计一种完全集成的射频（RF）能量采集（EH）技术，以实现离网运行； ii)基于不可约马尔可夫链（MC）建立精确的电池充放电过程模型； iii)提出一种电池容量配置策略，确保HRIS在所需时间段内可用。研究表明，与充分利用CSI且由电网供电的方法相比，ARES能够实现近乎最优的性能，同时促进能源自给型物联网表面部署。

本文其余部分安排如下。第 3 节介绍有关基于 HRIS 的设计的预备信息，并指出实现完全自主的 IoS 部署所面临的主要障碍。第 4 节概述我们方案的各个构成模块。第 5 节介绍系统模型，以及针对不含射频链和专用控制信道的 HRIS 的优化问题。此外，本节利用定制的马尔可夫链模型来表示电池的充放电过程，并对 HRIS 的能量管理进行了新颖分析。第 6 节通过采用基于码本的优化解决上述问题，实现 HRIS 自配置和能源自给；同时，该节还评估了与 HRIS 硬件相关的功耗。第 7 节将 ARES 的性能与最先进（SoA）方案及启发式方案进行比较，而第 2 节则综述相关文献。最后，第 8 节总结全文。

符号说明。我们用粗体表示矩阵和向量，而其中的每个元素则用正体并以下标表示。$(\cdot)^{\mathrm{T}}$ 和 $(\cdot)^{\mathrm{H}}$ 分别表示向量或矩阵的转置和厄米转置。向量的 L2 范数表示为 $\|\cdot\|$，而 $\mathrm{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。此外，$\langle\cdot,\cdot\rangle$ 表示向量之间的内积，$\circ$ 表示两个矩阵之间的 *Hadamard* 积。

2 相关工作

近年来，可重构智能表面凭借将不可控的传播信道转变为可优化的受控变量的能力，引起了科学界的广泛关注 [9], [10]。文献 [11] 对可重构智能表面的可达性能进行了初步分析。具体而言，作者针对主动波束成形（在多天线基站（BS）处）和被动波束成形配置（在可重构智能表面处）构建了一个联合优化问题，并证明基于可重构智能表面的多输入多输出（MIMO）系统能够以更少的有源天线单元实现与传统大规模多输入多输出系统相近的速率性能。文献 [12] 将可重构智能表面采用连续相移的理想案例推广到采用离散相移的情况。作者证明，即使存在相位量化，功率增益仍随反射单元数量呈平方增长，但同时观察到功率损失取决于相移级数 [13]。文献 [14], 提出了一种实用算法，用于最大化系统总均方误差，同时联合优化MIMO基站的发射波束成形和可重构智能表面的配置。近期还有其他论文研究了基于统计信道状态信息优化可重构智能表面的可能性，以降低相关反馈开销。文献 [15] 考虑了一种双时间尺度传输协议，在一般相关莱斯信道模型下最大化RIS辅助多用户系统的可达平均和速率；而文献 [16] 和 [17] 则利用用户位置的统计特征最大化网络和速率，无需频繁更新可重构智能表面的配置。然而，这些方案都依赖于控制信道。文献 [18], 对RIS辅助多流MIMO系统进行了详细分析，作者针对发射信号的协方差矩阵和RIS 相移构建了一个联合优化问题。由此得到了一种有效的解决方案，其性能与最先进方案相近，同时计算复杂度较低。文献 [19] 将该方法推广至离散值星座符号。文献 [20] 提供了一份聚焦于优化的可重构智能表面综合教程。

关于可重构智能表面的设计，文献中已有多种原型架构。大多数研究采用基于正本征负（PIN）二极管的设计，实现不同的相移量化级数。早期研究如 [21]和 [22] 提出了相移分辨率为1比特的可重构智能表面硬件设计，分别工作于28 GHz和5.8 GHz。类似方案通过增加电路复杂度来提供更多量化比特，例如， [23] 采用每个单元配备5个PIN二极管的设计，可产生4种可能的相移； [24]则通过3个PIN二极管实现8种相移。 [25],提出了一种多频设计，为开发能够利用频率可调天线作为单元、在不同载波频率间动态工作的可重构智能表面铺平了道路。除了PIN二极管外，还可以使用变容二极管控制每个可重构智能表面单元的相位响应，从而连续调节所施加的相移 [26]。作为参考， [27]提出每个单元使用4个变容二极管，以确保在5.15-5.75 GHz频段内具有对称的辐射方向图。其他设计则采用射频开关 [28],，以降低相关生产成本。例如， [29] 的作者设计并构建了一种由80块矩形板组成的二维表面，每块板均包含40 个安装在定制印刷电路板上的天线。具体而言，射频开关决定信号是穿过表面传播还是被反射。沿着这一思路， [30]提出了一种5 GHz可重构智能表面设计，其相移分辨率为2比特；该设计利用传输线在每个可重构智能表面单元上产生不同的相移，同时使用射频开关将信号导向最优传输线（根据可重构智能表面配置确定）。此外， [7]在传输线方法的基础上设计了一种3比特分辨率RIS，并提出可分别将每个可重构智能表面单元设置为完全耗散入射射频功率，即有效关闭部分可重构智能表面单元，从而在实际层面改变整个阵列的形状。

上述工作均未涉及无需依赖控制信道的自配置RIS赋能网络。此外，尽管 [7] 提示RIS单元可采用吸收模式，但这种能量仅被耗散

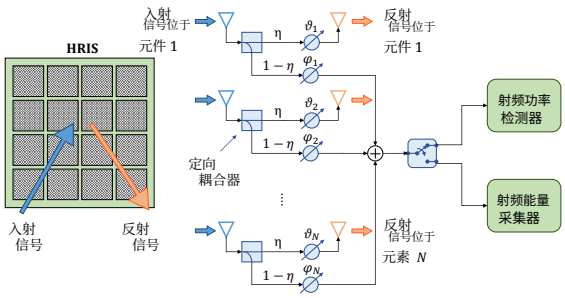


图 1. 混合可重构智能表面的参考示意图。

在匹配负载上，并未用于为设备供电以实现其能源自给，从而凸显了本文工作的贡献与新颖性。

3 即插即用混合可重构智能表面：关键特性

本节介绍混合可重构智能表面的核心概念，并简要概述所提出的定制硬件设计。随后，我们分析实现混合可重构智能表面自配置和能源自给能力所需克服的挑战。

3.1 硬件设计

混合超表面。我们考虑一种混合可重构智能表面 [5]，其由混合超原子阵列组成，能够同时反射和吸收（即感知功率）入射信号。在所考虑的架构中，每个超表面单元都与一个采样波导耦合，该波导将吸收的（即感知到的）入射电磁（EM）波功率传输至下游的某些射频硬件，以实现数字信号处理（DSP）。为降低相较于传统混合可重构智能表面所需硬件的复杂性和成本，并实现能量采集，我们提出了不配备完整射频链、而仅配备射频功率检测器和射频能量收集器的即插即用混合可重构智能表面。如图 1 所示，每个超表面单元吸收的信号通过射频合路器进行求和；这些合路器可以作为集总元件，方便地布置在整个超表面射频电路中 [31]。所得信号被馈入射频开关，由射频开关将其切换至上述功率检测器或能量采集器。前者将射频功率转换为可测量的直流电（DC）或低频（LF）信号，例如由热敏电阻或二极管检波器制成， [32], [33]。后者通过整流器或倍压器从电磁场中提取能量，形成直流电压；倍压器通过堆叠多个整流器来提升输出直流电压，例如采用考克饶夫特–沃尔顿或迪克森结构 [34]。借助这些组件，我们分别实现了混合可重构智能表面的自配置和能源自给[1]。

移相器组设计。在所考虑的硬件架构中，反射信号和吸收信号均由超表面单元施加相移。具体而言，每个信号都输入到各自对应的移相器组中，并且每组独立于其他组进行优化，从而能够同时控制信号反射

[1]在某些实现中，射频功率检测器和射频能量收集器可能会完全集成 [35]。然而，此类设备的电子电路设计不在本文讨论范围内。

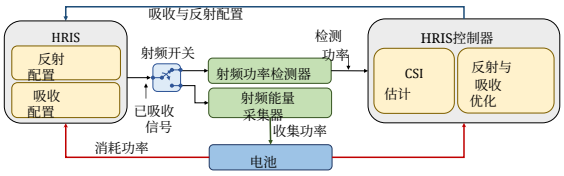
和混合可重构智能表面的能量吸收特性。我们将在第6.1节讨论相关移相优化的影响，即同一移相器组同时作用于反射信号和吸收信号的情况。这里我们强调，即使原本采用的是相关移相器组设计，只需在每个超原子中额外引入一个移相器，即可同时实现彼此独立的移相器组，但代价是电路复杂度更高。

3.2 迈向物联网表面：自配置、自给自足的可重构智能表面

受控智能反射面部署。传统的先进智能反射面部署依赖于可重构智能表面与集中式控制器之间的控制信道[2]，，该信道有双重作用： i)共享基站和可重构智能表面估计的信道状态信息， ii)联合优化基站预编码矩阵和可重构智能表面单元的相移，以避免基站接收上行链路信号或用户设备（UE）接收下行链路信号时因相位不一致而造成损失。实际上，如果基站与用户设备（UE）之间存在直达传播链路，以及经由一个或多个可重构智能表面反射的传播链路，那么发射信号沿两条路径传播所经历的时延可能存在显著差异，因此需要对可重构智能表面进行配置以补偿这些差异。只有当集中式控制实体能够获取直达和反射传播信道的信道状态信息，并且能够全面控制可重构智能表面的配置时，这种配置才可行。此外，尽管可重构智能表面运行所需的功率很少（主要用于可重构智能表面控制器和移相电路），目前设想的可重构智能表面部署仍依赖庞大的电力系统，为每个可重构智能表面供电以实现其波操控功能 [36]。因此，受控可重构智能表面部署 i)与不部署可重构智能表面的基站部署相比，其成本效益令人质疑，从而阻碍了其大规模应用；ii)还会给希望率先采用此类技术的网络运营商带来严格的物理约束（即需要控制信道和电功率） [37]。

自主混合反射式智能表面部署。 不再需要外部管理与控制实体和庞大的电网，这对智能反射面辅助无线网络的设计和部署具有重大积极意义。在物联网表面的发展愿景中，新型智能反射面设备将实现配置和电源供应方面的完全自主，无需专用控制信道或电源，从而最大限度地提高部署的敏捷性和灵活性，同时将安装、配置和维护成本降至最低。典型的可重构智能表面无法在没有外部控制信道的情况下运行，而我们最近在 [6] 中提出的自配置混合反射式智能表面则不依赖远程控制信道。相反，它完全基于混合反射式智能表面自身对信道状态信息的本地估计进行优化和配置。在这项工作中，我们将此前在 [6] 中的研究进一步拓展，推动自配置混合反射式智能表面迈上新台阶，使其能够摆脱持续电源供应，方法是集成

[2]可重构智能表面通常由集中式实体（即编排层）或基站本身控制。



F图 2. ARES 架构和功能概览

模块

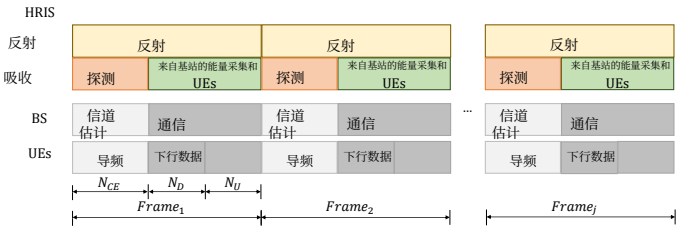


图3. ARES参考时分双工（TDD）帧。

具备收集吸收的电磁能量的能力，并将其储存在容量适当的可充电电池中，以支持离网运行，如图 2 所示。因此，我们在控制和能量方面都能实现自主运行。

4 ARES概述

我们在图2中展示了ARES的主要构成模块，并指出参考HRIS设计包含两个支路，即反射支路和吸收支路。由于反射支路与典型RIS一样完全被动，因此我们在此着重展示吸收信号通往HRIS控制器的路径；该控制器输出HRIS反射与吸收配置，同时图中还标示了与业务电池之间的能量传输。为全面理解ARES的运行机制，我们首先介绍参考通信帧。这对于确保HRIS能够自主运行且符合基站和用户设备通信所遵循的标准至关重要。

ARES 参考通信帧。不失一般性，我们假设所有设备均采用时分双工，具体帧结构如图 3 所示。如第 3.1 节所述，混合可重构智能表面的两个支路通过不同的移相器组实现相互独立的信号路径。这一点体现在帧结构中：混合可重构智能表面通过反射支路持续反射入射信号，而吸收支路则参与两项基本操作，即探测和能量采集，并利用基于功率的间接波束成形，具体如下。每帧开始时，用户设备在 N_{CE} 个时隙内发送导频信号，基站则进行信道估计，以获取端到端信道状态信息[3]。与此同时，混合可重构智能表面通过探测感知这些导频，从而获得信道状态信息的局部估计（见第 5.2 节）。值得注意的是，混合可重构智能表面通过反射支路提供的额外高增益路径会影响端到端信道状态信息。因此，为尽量减小基站处的信道估计误差，我们假设在某一通信帧内由混合可重构智能表面获取的信道状态信息，将用于优化下一帧中的混合可重构智能表面反射配置。当信道估计阶段结束后，基站优化预编码器，并启动通信过程，其中 N_U 个时隙和 N_D 个时隙分别用于上行链路和下行链路。同时，混合可重构智能表面启用能量采集器，并选择最合适的吸收配置，从基站（下行链路）和用户设备（上行链路）采集电磁能量。

基于功率的间接波束成形。 图1和图2中吸收信号的两类使用者，即功率检测器和能量采集器，分别需要通过波束成形实现信道估计和能量采集（EH）。首先，我们来分析仅使用一个射频功率检测器来实现自主HRIS运行（探测和能量采集）时需要克服的挑战。该检测器只能测量每个HRIS超原子处所有入射信号的总功率。大多数现有的到达角（AoA）估计技术都需要获取每根接收天线上的信号样本。相比之下，我们充分利用所提出的硬件设计，通过优化施加于每个超原子的吸收（感知）信号的相移，使检测器感知到的功率最大化，从而间接估计到达角。由于调整超原子施加的相移，等同于针对相对于HRIS表面的指定入射信号到达角实现一个虚拟（无源）波束成形器，因此我们可以利用HRIS的功率感知能力，仅凭极少的本地信息估计基站-HRIS信道和HRIS-用户设备信道，并据此配置反射支路和吸收支路，以支持通信和能量采集。

HRIS自配置。 第 5.2 节将讨论 HRIS 的最优配置。这里我们先指出，任何用于优化 HRIS 吸收和反射特性的算法解决方案，都需要估计基站-HRIS 信道和 HRIS-用户设备信道的信道状态信息。这会导致一个需要解决的先有鸡还是先有蛋的问题。为此，我们在第 6 节提出一种在线优化方法，该方法依赖于一组有限的 HRIS 配置，即一个码本，可通过迭代测试来探测一组有限的预定义到达角。

HRIS自给自足。 在不部署庞大电气网络的情况下实现 HRIS 能源自给，最经济、直接的方法是为每个 HRIS 配备专用电池，例如锂离子（Li-ion）或镍氢（NiMH）电池。然而，采用电池供电的高分辨率智能表面需要定期维护，从而在无线接入网（RAN）规划阶段产生持续成本并增加复杂性。相反，通过引入收集已吸收射频能量的能力，我们提出的解决方案为自给自足的 HRIS 设计提供了可能，使其能够通过随时为业务电池充电来维持运行。在第 5.3 节中，我们将详细讨论其在所需电池容量方面的可行性，并在第 6.2 节中将其实现与对 HRIS 硬件功耗的现实评估联系起来。

5 模型设计

本节介绍所考虑的无线HRIS辅助网络场景的参考分析模型。我们首先说明考虑到此类硬件平台实际限制的HRIS配置问题。

[3]该帧结构遵循大规模MIMO流程 [38]。

5.1 通信系统模型

我们考虑这样一种场景：配备 M根天线的基站借助混合可重构智能表面为 K 个单天线用户设备提供服务。我们将基站建模为均匀线性阵列（ULA），将混合可重构智能表面建模为配备$N = N_x \times N_z$ 个超原子的平面线性阵列（PLA），其中 N_x 和 N_z 分别表示沿 x 轴和 z 轴的阵元数量。我们假设基站和混合可重构智能表面阵列的阵元间距为 $\lambda/2$，其中 $\lambda = c_0/f_c$ 表示载波波长， f_c 表示对应的载波频率，c_0 表示光速。混合可重构智能表面的联合反射与吸收能力通过定向耦合器[4] 实现，其工作状态由参数$\eta \in [0,1]$决定；该参数表示接收功率中用于通信反射的比例，而 $1-\eta$ 表示在功率检测器处测量或由能量采集器收集的吸收功率。

我们分别用$\mathbf{b} \in \mathbb{R}^3$、$\mathbf{r} \in \mathbb{R}^3$ 和$\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^3$ 表示基站中心、混合可重构智能表面中心以及第 k个用户设备的位置。聚焦于下行链路，基站通过直接视距（LoS）链路$\mathbf{h}_{D,k} \in \mathbb{C}^{M\times 1}$ 以及经由混合可重构智能表面的反射链路，向第 k个用户设备发送数据。该路径可分解为混合可重构智能表面将入射信号反射至用户设备所经过的视距信道$\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ ，以及基站与混合可重构智能表面之间的视距信道$\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N\times M}$ 。

分别以 $\mathrm{a}_{BS}(\mathrm{p}) \in \mathbb{C}^{M\times 1}$ 和 $\mathrm{a}_R(\mathrm{p}) \in \mathbb{C}^{N\times 1}$表示基站和混合可重构智能表面朝向一般位置 $\mathrm{p} \in \mathbb{R}^3$ 的阵列响应向量。其元素定义为 $\{\mathrm{a}_{BS}(\mathrm{p})\}_{m=1}^{M} \triangleq e^{j\langle \mathbf{k}_{PB},(\mathrm{b}_m-\mathrm{b})\rangle}$ 和 $\{\mathrm{a}_R(\mathrm{p})\}_{n=1}^{N} \triangleq e^{j\langle \mathbf{k}_{PR},(\mathrm{r}_n-\mathrm{r})\rangle}$，其中 k_{BP} 和 $\mathbf{k}_{PR}$ 为波矢，定义如下：

$$\mathbf{k}_{PB} \triangleq \frac{2\pi}{\lambda}\frac{\mathbf{p}-\mathbf{b}}{\|\mathbf{b}-\mathbf{p}\|}, \quad \text{and} \quad \mathbf{k}_{PR} \triangleq \frac{2\pi}{\lambda}\frac{\mathbf{p}-\mathbf{r}}{\|\mathbf{r}-\mathbf{p}\|}, \tag{1}$$

其中，$\mathbf{b}_m$ 和$\mathbf{r}_n$ 分别表示第 m个基站天线单元和第 n个混合可重构智能表面超原子的坐标。

两个给定位置$\mathbf{p}$、$\mathbf{q} \in \mathbb{R}^3$ 之间一般通信路径的总增益定义为 $\gamma(\mathbf{p},\mathbf{q}) \triangleq \gamma_0 \left(d_0/\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|\right)^{\chi}$，其中 γ_0 是参考距离 d_0 处的信道增益， χ 是路径损耗指数。因此，基站-混合可重构智能表面和混合可重构智能表面-用户设备$_k$ 信道为

$$\mathbf{G} \triangleq \sqrt{\gamma(\mathbf{b},\mathbf{r})}\mathbf{a}_R(\mathbf{b})\mathbf{a}_{BS}^{\mathrm{H}}(\mathbf{r}) \in \mathbb{C}^{N\times M}, \quad \text{and} \tag{2}$$

$$\mathbf{h}_k \triangleq \sqrt{\gamma(\mathbf{u}_k,\mathbf{r})}\mathbf{a}_R(\mathbf{u}_k) \in \mathbb{C}^{N\times 1}. \tag{3}$$

而直达基站-用户设备$_k$ 信道为

$$\mathbf{h}_{D,k} \triangleq \sqrt{\gamma(\mathbf{b},\mathbf{u}_k)}\mathbf{a}_{BS}(\mathbf{u}_k) \in \mathbb{C}^{M\times 1}. \tag{4}$$

因此，第 k个用户设备处的接收信号为

$$y_k = \left(\sqrt{\eta}\mathbf{h}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}\mathbf{G} + \mathbf{h}_{D,k}^{\mathrm{H}}\right)\mathbf{W}\mathbf{s} + n_k \in \mathbb{C}, \tag{5}$$

其中 $\mathbf{\Theta} = \mathrm{diag}[\alpha_1 e^{j\vartheta_1},\ldots,\alpha_N e^{j\vartheta_N}]$，其中 $\vartheta_i \in [0,2\pi]$ 和 $|\alpha_i|^2 \le 1$是混合可重构智能表面引入的相移和增益，$\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{M\times K}$ 是发射预编码矩阵，其第 k 列 $\mathbf{w}_k$ 是用户设备$_k$的发射预编码器，$\mathbf{s} = [s_1,\ldots,s_K]^{\mathrm{T}}$ 是发射符号向量，$\mathbb{E}[|s_k|^2] = 1\ \forall k$，而 n_k 是噪声项，其分布为 $\mathcal{CN}(0,\sigma_n^2)$。此外，我们假设 $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$和 $\{\vartheta_i\}_{i=1}^N$ 可以独立优化。最后，我们强调，图 1 中的移相器组可以分别对反射支路和吸收支路上的入射信号应用不同的配置。此假设允许将混合可重构智能表面的两种操作解耦，在最大化采集能量的同时不影响通信任务。

[4]一种实际的该架构实现可以在以下位置找到 在 [5]中。

5.2 HRIS优化

本节重点讨论如何赋予混合可重构智能表面自配置能力，特别是，在不存在专用控制信道的情况下，HRIS需要在本地估计其与基站和用户设备之间的信道，以建立并维持高质量的反射路径。为此，我们首先在不施加不存在控制信道这一条件的情况下 formulat e 优化问题，随后阐述仅依靠RIS处的本地信道状态信息解决所得问题的困难。第 k个用户设备的信干噪比（SINR）可表示为

$$\mathrm{SINR}_k = \frac{\left|\left(\sqrt{\eta}\mathbf{h}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}\mathbf{G} + \mathbf{h}_{D.k}^{\mathrm{H}}\right)\mathbf{w}_k\right|^2}{\sigma_n^2 + \sum_{j\neq k}\left|\left(\sqrt{\eta}\mathbf{h}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}\mathbf{G} + \mathbf{h}_{D.k}^{\mathrm{H}}\right)\mathbf{w}_j\right|^2}, \tag{6}$$

其中，假设在HRIS配置的优化过程中，$\mathbf{w}_k$ 为给定值。更准确地说，信道估计阶段结束后，由基站对$\mathbf{w}_k$ 进行优化。将 $\mathbf{w}_k$ 与RIS配置分开优化，有助于控制信道-free HRIS的设计与部署。$\mathbf{w}_k$ 的优化将在后文中详细介绍。我们的目标是找到能够最大化网络和速率的最优HRIS配置，而网络和速率与每个用户设备处的信干噪比直接相关。更准确地说，网络和速率定义为$\mathrm{R} \triangleq \sum_{k=1}^{K}\log_2(1+\mathrm{SINR}_k)$。

一种可行的和速率最大化策略是优化混合可重构智能表面的配置，使式（6）中$\mathbf{h}_k^{\mathrm{H}}\mathbf{\Theta}\mathbf{G}\mathbf{w}_k$ 的强度达到最大， $\forall k$ 也就是说，增强每个用户的端到端可重构智能表面辅助信道增益，这近似等同于最大化信干噪比$_k$ ，如 [6]所示。完成这项优化后，基站可以优化预编码矩阵$\mathbf{W}$。事实上，尽管由于没有控制信道，基站无法控制混合可重构智能表面的配置，但它始终可以估计到每个用户设备的直达信道以及等效的可重构智能表面辅助链路。

信道估计与混合可重构智能表面配置。现在我们来重点讨论混合可重构智能表面的配置优化，并考虑其配备了单个射频功率检测器。为此，我们推导出使反射功率最大化的混合可重构智能表面配置闭式表达式。我们假设存在一个训练阶段，在此期间，基站和每个用户设备都会发送导频符号 s，以完成初始波束对准过程[5]。不失一般性，我们假设存在一定程度的同步，即基站和用户设备在不同时间发送，但所有用户设备同时发送。我们将在第6.1节放宽后一假设。

[5]在例如毫米波网络中进行数据传输之前，这一标准流程对于初始设备发现和信道估计至关重要 [39]。

为便于表述，我们定义 $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 和 $\boldsymbol{\phi} \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 分别表示反射支路和吸收支路中的HRIS配置，如下：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\theta} &\triangleq [\alpha_1 e^{-j\vartheta_1}, \ldots, \alpha_N e^{-j\vartheta_N}]^{\mathrm{T}}, \quad \text{and} \\ \boldsymbol{\phi} &\triangleq [\beta_1 e^{-j\varphi_1}, \ldots, \beta_N e^{-j\varphi_N}]^{\mathrm{T}},\end{aligned} \tag{7}$$

其中 $\boldsymbol{\Theta} = \mathrm{diag}(\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}})$。吸收支路上的射频合并器输出端的信号由基站和用户设备发送的导频信号获得，其表达式为

$$\begin{aligned}y_B &= \sqrt{(1-\eta)}\, \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_R s + n \in \mathbb{C}, \quad \text{and} \\ y_U &= \sqrt{(1-\eta)}\, \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_\Sigma s + n \in \mathbb{C},\end{aligned} \tag{8}$$

其中，我们假设基站和用户设备发射的功率相同，即 P，且 $n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$ 为加性噪声项。令 $\mathbf{w}_R$ 为基站-HRIS 链路的最优基站预编码器。我们稍后将看到，优化HRIS配置时并不需要显式知道 $\mathbf{w}_R$。此外，我们定义 $\mathbf{h}_\Sigma \triangleq \sum_{k=1}^{K} \mathbf{h}_k$。由于用户设备-HRIS 信道 $\mathbf{h}_k$ 对应上行链路，为了在下行链路中使用该信道，我们假设信道互易性成立。

因此，射频合并电路下游的功率检测器或能量采集器可用的功率 P_B 和能量 P_U 可表示为期望值 $\mathbb{E}\left[|y_b|^2\right]$ 和 $\mathbb{E}\left[|y_u|^2\right]$，即

$$P_B = (1-\eta)\left|\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_R s\right|^2 + \sigma_n^2, \quad \text{and} \tag{9}$$

$$P_U = (1-\eta)\left|\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{h}_\Sigma s\right|^2 + \sigma_n^2, \tag{10}$$

分别被基站和用户设备发射的导频信号吸收时。为了实现自配置，混合可重构智能表面仅需分别根据式（10）中的 P_B 和 P_U 推断信道 $\mathbf{G}$ 和 $\mathbf{h}_\Sigma$。这等价于寻找使 P_B 和 P_U 最大化的混合可重构智能表面配置，而这又对应于估计信号入射到混合可重构智能表面上的方向。因此，我们构建如下优化问题，其解即为使 P_B 最大化的混合可重构智能表面配置

$$\begin{aligned}\max_{\boldsymbol{\phi}} \ & |\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_R|^2 \\ \text{s.t.} \ & |\phi_i|^2 \le 1 \quad i = 1, \ldots, N,\end{aligned} \tag{11}$$

其中，ϕ_i 是 $\boldsymbol{\phi}$ 的第 i 个元素。式（11）中的目标函数可改写为

$$|\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{G} \mathbf{w}_R|^2 = \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{H}} \mathbf{a}_R(\mathbf{b}) \mathbf{a}_R^{\mathrm{H}}(\mathbf{b}) \boldsymbol{\phi}\, |z_{R,R}|^2, \tag{12}$$

其中，$z_{R,R} \triangleq \sqrt{\gamma(\mathbf{b}, \mathbf{r})} \mathbf{a}_{BS}^{\mathrm{H}}(\mathbf{r}) \mathbf{w}_R \in \mathbb{C}$ 是基站预编码向量 $\mathbf{w}_R$ 在基站—混合可重构智能表面方向上的投影。因此，使从基站吸收的功率最大化的最优混合可重构智能表面配置为 $\boldsymbol{\phi}_B \in \mathbb{C}^{N\times 1}$，其中

$$\phi_{B,i} = e^{j\angle a_{R,i}(\mathbf{b})}, \quad i = 1, \ldots, N. \tag{13}$$

类似地，使 P_U 最大化的最优混合可重构智能表面配置为 $\boldsymbol{\phi}_U \in \mathbb{C}^{N\times 1}$，其中

$$\phi_{U,i} = e^{j\angle h_{\Sigma,i}}, \quad i = 1, \ldots, N. \tag{14}$$

由式（13）和（14）可知，正如预期，能够最大化感知功率的最优 HRIS配置（即 HRIS 吸收配置）仅取决于朝向基站和用户设备方向的 HRIS 阵列响应向量，而与（最优）基站预编码无关。

基于 $\boldsymbol{\phi}_B$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$，我们现在可以提出一种分布式方法，用于优化反射支路 $\boldsymbol{\theta}$（即 HRIS 反射配置）中的 HRIS配置。具体而言，我们构造如下优化问题。

问题 ***1***（基于多用户设备 ***SINR*** 的 ***HRIS*** 配置）。

$$\begin{aligned}\max_{\boldsymbol{\Theta}} \ & \frac{\left|\mathbf{h}_\Sigma^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \mathbf{w}\right|^2}{\sigma_n^2} \\ \text{s.t.} \ & |\Theta_{ii}|^2 \le 1 \quad i = 1, \ldots, N.\end{aligned} \tag{15}$$

问题 1 与基站和用户设备之间的直达信道以及基站预编码器 $\mathbf{w}$ 无关：由于缺乏控制信道，这些是基本要求。值得注意的是，式（15）中的目标函数是用户设备独立传输的信号功率之和的下界，即 $\left|\mathbf{h}_\Sigma^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \mathbf{w}\right|^2 \le \sum_{k=1}^{K} \left|\mathbf{h}_k^{\mathrm{H}} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \mathbf{w}\right|^2$，这些信号经由 HRIS 反射。这使我们能够将式（15）中的目标函数重新表述为

$$\frac{\left|z_R \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{H}} \hat{\mathbf{h}}\right|^2}{\sigma_n^2}, \tag{16}$$

其中，$\hat{\mathbf{h}} \triangleq \mathbf{h}_\Sigma^* \circ \mathbf{a}_R(\mathbf{b})$ 是等效信道，它从 HRIS 的角度考虑了聚合用户设备-HRIS 信道的整体影响；而 $z_R \triangleq \sqrt{\gamma(\mathbf{b}, \mathbf{r})} \mathbf{a}_{BS}^{\mathrm{H}}(\mathbf{r}) \mathbf{w} \in \mathbb{C}$ 则是给定基站处预编码器 $\mathbf{w}$ 时，基站与 HRIS 之间的反射路径。

因此，问题 1 的 HRIS 最优配置解为

$$\boldsymbol{\theta}_{BU} = e^{j\angle \hat{\mathbf{h}}} = e^{j\angle(\mathbf{h}_\Sigma^* \circ \mathbf{a}_R(\mathbf{b}))} = \boldsymbol{\phi}_U^* \circ \boldsymbol{\phi}_B, \tag{17}$$

这证明，在没有控制信道的情况下，HRIS配置仅凭 $\boldsymbol{\phi}_U$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$ 即可推断得出。

5.3 能量管理模型

接下来，我们将扩展上述 HRIS自配置能力，并提出一种能量自给型设计。值得强调的是，HRIS 不会同时执行自配置和能量收集。具体而言，如第 5.2 节所述，HRIS自配置需要在探测阶段测量基站和用户设备发送的导频信号的感知功率。另一方面，配置完成后，HRIS 会在通信过程中从基站和用户设备发射的射频信号中收集能量，即从下行链路基站-HRIS 链路和上行用户设备-HRIS 链路[6]的传输中收集能量。在执行能量收集时，能量采集器会将吸收的射频功率转换为电功率，供 HRIS 运行，从而无需外部电源。接下来，我们将分析 HRIS 收集和消耗的能量，并确定实现能量收集辅助的自给型 HRIS 背后的基本设计与运行选择。

能量收集与消耗。给定式（7）中 HRIS 吸收支路（即 HRIS 吸收配置）的配置 $\boldsymbol{\phi}$ 和输入射频功率

[6]W我们假设下行链路和上行链路无线信道是互易的。

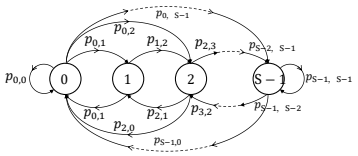


图4. 基于参考马尔可夫链的电池状态转移图。P_B 和式(10)中的 P_U 输入至能量采集器后，基站-HRIS和用户设备-HRIS传输所收集的功率可分别表示为

$$P_{H,B} = f(P_B), \quad \text{and} \quad P_{H,U} = f(P_U), \tag{18}$$

其中 $f(\cdot)$ 表示收集器输入输出特性的非线性函数，即

$$f(x) = \frac{ax+b}{x+c} - \frac{b}{c}, \tag{19}$$

其中， a、 b和 c 是拟合能量采集器 [40]输入/输出响应的常数。我们认为，下行链路和上行链路用户设备-基站传输按照典型的时分双工帧进行调度，该帧由 N_D 个下行链路传输时隙和 N_U 个上行链路传输时隙组成，如图3所示。因此，总收集功率可表示为

$$P_H = \xi \left(N_D \, P_{H,B} + N_U \, P_{H,U} \right), \tag{20}$$

其中，我们引入因子 $\xi \in [0,1]$ 来建模： *i*) 每个时隙对应基站和用户设备的一次传输机会，该机会根据各设备待传输的业务流量水平确定； *ii*) 能量采集与自配置功能交替执行，因此仅在总活跃时间的一部分内进行，以便在收集足够的射频功率用于运行的同时，保持HRIS配置为最新状态。

现对HRIS功耗进行分析。尽管从通信角度来看，HRIS是一种无源设备，但我们的设计需要（少量）电功率来运行其有源组件，即在测量吸收的射频功率时的功率检测器，以及用于保持所需相移配置的超原子。由于功耗取决于具体的HRIS硬件，因此可将其建模为

$$P_C = g(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\phi}, \text{hardware}), \tag{21}$$

其中， $g(\cdot)$ 是一个自定义函数，用于针对特定硬件设计考虑瞬时HRIS反射与吸收配置；该设计将在第6.2节中针对实际的HRIS实现进行定制。设EH与功率检测（即自配置）每隔 T 秒周期性交替进行，即重新配置周期。每个重新配置周期内平均采集和消耗的能量可写为

$$E_H = TP_H, \quad \text{and} \quad E_C = TP_C. \tag{22}$$

基于马尔可夫链的能量存储模型。推导能源自给条件需要一个HRIS电池模型。具体而言，我们将HRIS电池中的能量存储表示为一个齐次马尔可夫过程[7]，，其中下一个电池荷电状态（荷电状态）仅取决于当前状态，满足所谓的马尔可夫无记忆性质 [42]。让我们考虑图 4 中的马尔可夫链模型，其 $S \in \mathbb{N} \setminus \{0,1\}$ 离散状态对应于 HRIS 电池可能的荷电状态，范围从状态0（即完全放电）到状态 $S-1$（即完全充电）。不失一般性，我们假设相邻两个状态 $\Delta \in \mathbb{R}$之间的能量差恒定。因此，我们可以将电池容量定义为

$$C = (S-1)\,\Delta, \tag{23}$$

在线性充电和放电过程的假设下。我们将转移概率矩阵（或随机矩阵）表示为 $\Psi \in [0,1]^{S\times S}$，其中每个元素$p_{i,\ j}$ 表示从状态 i 转移到状态j的概率。电池每个时间单位内储存的能量并非恒定，因此可能发生多次状态变化。事实上，我们事先并不了解基站和用户设备在通信期间采集到的能量，因为根据式（20），该能量与多个外部因素紧密相关。因此，为便于推导，我们认为单位时间内的净储存能量 $\Delta E = E_H - E_C$ 服从累积分布函数（CDF）为 $F_{\Delta E}$的随机分布。此外，我们假设相关随机过程是平稳的，以确保其无条件概率分布在时间平移后保持不变（即对每个时间单位均如此）。

转移概率可写为

$$p_{0,0} = P[\Delta E < \Delta], \tag{24}$$

$$p_{i,j} = P[(j-i)\Delta \le \Delta E < (j-i+1)\Delta], \quad 0 < i < S-1,\ 0 < j < S-1, \tag{25}$$

$$p_{S-1,S-1} = P[\Delta E > -\Delta], \tag{26}$$

其中，我们指出，若要向上移动一个状态，所需的净储存能量为 $\Delta E \ge \Delta$ ；而 $\Delta E < 0$则会导致转移到前一个状态。例如，从当前荷电状态转移到下一个状态需要满足 $\Delta \le \Delta E < 2\Delta$，而向上跨越两个状态则要求 $2\Delta \le \Delta E < 3\Delta$。此外，在状态 0 下，电池电量进一步耗尽，或在状态 $S-1$ 下电量增加，都不会改变当前的马尔可夫链状态；也就是说，由于电池管理电路的物理实现机制，荷电状态区间的边界值是饱和点。

如上所述， ΔE 是一个连续随机变量（RV），因此可以通过其累积分布函数 $F_{\Delta E}$ 推导出等效且更简洁的转移概率表达式，即 $P[\Delta E \le x] = F_{\Delta E}(x)$。因此，转移概率可重写为

$$p_{0,0} = F_{\Delta E}(\Delta), \tag{27}$$

$$p_{i,j} = F_{\Delta E}((j-i+1)\,\Delta) - F_{\Delta E}((j-i)\,\Delta), \quad 0 < i < S-1,\ 0 < j < S-1, \tag{28}$$

$$p_{S-1,S-1} = 1 - F_{\Delta E}(\Delta). \tag{29}$$

在稳态下，极限概率可表示为 $\boldsymbol{\pi} = \Psi^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\pi}$，其中 $\boldsymbol{\pi} \in [0,1]^{S\times 1}$ 是平稳分布，表示 MC 收敛后最终处于各个状态的期望概率。值得强调的是，我们通过以下方式避免状态 0 成为

[7]文献已通过实测验证了用于储能的马尔可夫链模型，例如参见 [41]。

MC 的吸收态，即一旦进入便无法离开的状态：假设电池荷电状态较低的 HRIS 默认切换至空闲配置，该配置不会消耗功率，同时仍可吸收能量，只是效率较低。具体而言，为实现可忽略的功耗，当电池荷电状态低于最低保护阈值Γ时，我们关闭所有移相器，使 HRIS 仅能从空闲波束成形配置所增强的立体角范围内接收信号并收集能量。这会导致效率降低；在用户设备均匀分布于服务区域的假设下，所收集功率中仅有一部分能够保留，即 $P_{H,\,\Gamma} = \nu P_H$，其中 $\nu = \nu_x \nu_y = B_x B_y/\pi^2$，$B_x$、$B_y$ 分别表示相应波束成形器在水平轴和垂直轴上的波束宽度。按照 [43]，，我们考虑$B_x = 1/(N_x\delta)$、$B_y = 1/(N_y\delta)$，而 $\delta = d/\lambda$ 是 HRIS 单元间距与波长之比。

基于上述表述，我们可以分析混合可重构智能表面的能源自给条件，即 SoC 大于 Γ 的条件。我们将 p_{LoC} 定义为失电概率（LoC），即在给定当前 SoC 的情况下，马尔可夫链无法满足负的净储存能量且不低于 Γ 的概率。换言之，

$$p_{LoC} = \sum_{j=0}^{S_\Gamma} \pi_j, \tag{30}$$

其中，我们考虑所有可能导致失电的互斥事件，并将 S_Γ 表示为对应于 SoC 最小保护阈值的马尔可夫链状态。根据（30），p_{LoC} 取决于稳态概率 $\boldsymbol{\pi}$ 和转移概率矩阵 Ψ，而后者又受到状态数量 S、相邻状态之间的能量差 Δ 以及净储存能量统计特性的影响。因此，对于给定的 ΔE 分布，我们对 S 和一组可行的 Δ 进行线性搜索，并推导出 $\boldsymbol{\pi}$ 和 Ψ，以逼近设计p_{LoC}。相应的最小电池容量由（23）给出。

6 基于码本的HRIS优化

问题 1为我们提供了一个数学模型，用于根据从吸收支路收集的信息优化HRIS配置。然而，从实际角度来看，(17)中的最优解 θ_{BU} 取决于HRIS朝向基站和用户设备的阵列响应向量。要实现所得解，需要估计阵列响应向量，即基站-RIS和RIS-用户设备的到达角；但由于HRIS缺少射频链和控制信道，因此无法在HRIS处进行估计。本节提出一种基于码本的方法，用于估计所需的到达角，并以分布式方式在HRIS本地计算 θ_{BU}、$\boldsymbol{\phi}_B$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$，即我们提出的ARES。

6.1 ARES

ARES 基于精心设计的码本 [6]，优化 HRISs，从而能够以分布式方式估计基站-RIS 和 RIS-用户设备的到达角。

码本是 RIS 辅助通信中一种已知的方法，例如 [12], [44]，，通常假设 RIS 的电子电路能够实现有限数量的相位响应（例如通过 PIN 二极管 [45]）来实现。因此，我们提出的 ARES 与传统的可重构智能表面实现方式兼容，但不需要控制信道。

考虑一个码本 $\mathcal{C} = \{\mathbf{c}_1, \ldots\ldots, \mathbf{c}_L\}$，其码字$\mathbf{c}_l \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ 是单位范数的波束成形向量，对应于一组离散的可能移相矩阵 $\boldsymbol{\Theta}_l = \mathrm{diag}(\mathbf{c}_l^{\mathrm{H}})$。具体而言，每个码字$\mathbf{c}_l$由离散值元素构成，以模拟某种相位量化。假设码字的离散值属于以下集合

$$\mathcal{Q} = \left\{ \frac{2\pi}{2^Q} m : m = 0, \ldots, 2^{Q-1}, m \in \mathbb{N} \right\}, \tag{31}$$

其中 2^Q 是离散数值的可能数量。

在 ARES 中，HRIS 以 TDD 方式运行，如第 4 节前文所述，包括探测和 EH（吸收支路），以及反射（反射支路）。在探测期间，HRIS 会估计分别对应于基站和用户设备的到达角。探测完成后，HRIS 已收集到足够的信息，可据此推导并设置反射配置和吸收配置，从而协助基站与用户设备之间的数据传输，同时采集足够的能量以维持自身运行。

不失一般性，我们假设码本中的每个码字都具有一定程度的空间指向性，即所得 HRIS 配置仅在一个（较窄的）立体角范围内使吸收功率最大。通过对 HRIS 对应辐射方向图的半功率波束宽度等指标施加约束来设计码字，即可较为简单地实现这一点。因此，通过迭代扫描所有码字$\mathbf{c}_l \in \mathcal{C}$，HRIS 可以按给定的空间分辨率扫描三维空间，并仅利用这些网络设备（基站和用户设备）发出的导频信号检测网络设备。在此探测阶段，HRIS 会收集一组功率测量值，或等价地说，一个功率剖面 $\mathcal{P} = \{\rho_1, \ldots, \rho_L\}$，其中每个元素 $\rho_l \in \mathbb{R}$ 表示 HRIS 使用码字$\mathbf{c}_l$时感知（测量）到的功率值。因此，可以根据 $\mathcal{P}$估计$\mathbf{G}$ 或$\mathbf{h}_\Sigma$ 中的阵列响应向量。实际上，这归结为检测 $\mathcal{P}$ 中的峰值并确定相应的角度方向。事实上，根据构造，只有当至少有一个发射机位于 HRIS 波束图（即所考虑的码字）所合成的方向上时，HRIS 才会检测到功率峰值。HRIS 的角度选择性越精细，探测阶段就越长，因此需要做出适当的权衡。具体而言，若 ρ_l 大于给定阈值 $\tau \in \mathbb{R}^+$，我们就认为它是 $\mathcal{P}$ 中的一个功率峰值。令 $\mathcal{I} \triangleq \{i < L : \ \rho_i \in \mathcal{P} > \tau\}$ 为与功率峰值相对应的索引集合l 。那么，根据哪些设备发射了导频信号，可以估计式 (17) 中的 $\boldsymbol{\phi}_B$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$，如下所示

$$\boldsymbol{\phi}_B = \sum\nolimits_{i\in\mathcal{I}} \delta_i \mathbf{c}_i, \qquad \boldsymbol{\phi}_U = \sum\nolimits_{i\in\mathcal{I}} \delta_i \mathbf{c}_i, \tag{32}$$

其中，$\delta_i \in \{1, \rho_i\}$ 是一个权重参数，用于根据$\delta_i = 1$执行对$\delta_i = \rho_i$的硬（$\delta_i = 1$）或软组合

算法 1ARES – 探测阶段

1: 数据： $\mathcal{C}, \tau \in \mathbb{R}^{+}$
2: 执行波束扫描设置 $\mathbf{\Theta}_l = \mathrm{diag}(\mathbf{c}_l),\ \forall \mathbf{c}_l \in \mathcal{C}$
3: 测量相应的功率剖面 $\mathcal{P}$
4: 获取 $\mathcal{I} = \{i < L :\ \rho_i \in \mathcal{P} > \tau\}$
5: **若**基站发送导频信号**则**
6: 计算$\boldsymbol{\phi}_B = \sum_{i\in\mathcal{I}} \delta_i \mathbf{c}_i^{\mathrm{H}}$
7: **否则如果**用户设备发送导频信号**则**
8: 计算$\boldsymbol{\phi}_U = \sum_{i\in\mathcal{I}} \delta_i \mathbf{c}_i^{\mathrm{H}}$
9: **结束条件判断**
10 $\boldsymbol{\theta}_{BU} = \boldsymbol{\phi}_B \circ \boldsymbol{\phi}_U^{*}$： 获取量化后的：获取量化后的（反射） $\bar{\boldsymbol{\theta}}_B$ 和 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_B$ （吸收）
11 $\bar{\boldsymbol{\theta}}_{BU}$

根据实际测得的功率ρ_i，对 $\mathcal{I}$ 中的功率峰值进行组合。因此，探测可直接返回 HRIS 吸收配置 $\boldsymbol{\phi}_B$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$，分别用于从基站和用户设备采集能量。首先根据式（17）计算用于反射的端到端HRIS最优配置 $\boldsymbol{\theta}_{BU}$，然后将其投影到式（31）中的离散相移可行集$^{-}$，最终得到所需的 $\boldsymbol{\theta}_{BU}$。所提出的探测阶段总结于算法1。

耦合移相器的影响。值得指出的是，如果 HRIS 硬件的实现采用耦合移相器组（而非独立移相器组，见第 3.1 节），即反射支路与吸收支路的配置彼此耦合，那么在探测阶段将迭代设置 HRIS 的次优配置（针对功率检测进行优化），从而导致通信性能下降，因为这些配置会同时在不期望的方向上产生反射。同样，在通信过程中执行能量收集时也会产生另一种折衷，因为这两项功能对射频功率流的影响方式在根本上有所不同，即分别增强和抑制反射路径。为简洁起见，我们不对这种更简单的硬件设计所涉及的性能折衷进行深入分析，以下仅考虑基于独立移相器的设计。

6.2 与配置相关的硬件消耗

如第 5.3 节所述，混合可重构智能表面的功耗很大程度上取决于其实际硬件实现方式。下文将分析消耗功率P_C，并针对第 3.1 节提出的硬件设计，将式（21）中给出的一般定义具体化。

我们首先注意到，文献中尚未建立基于超原子的高分辨率智能表面的功耗模型。因此，为了便于分析，我们将每个超原子近似为由数量可变的 PIN 二极管 [23], [46]互连的一组无源元件。通过激活（开启状态）或停用（关闭状态）PIN 二极管，可以控制超原子的电磁特性，并调节相关相移的配置 [23]。每个超原子可以采用 $\mathcal{Q}$ 种不同的相位配置数值，每种配置对应于构成该超原子的 PIN 二极管的一种不同激活组合。因此，在不失一般性的前提下，我们将 PIN 二极管的数量设为式 (31) 中的量化级别 Q。此外，我们假设配置索引m与 $\mathcal{Q}$中的第 m 种相位配置相对应，并且该配置索引与相应的 PIN 二极管激活模式直接映射；我们将该激活模式视为索引 m的二进制表示m_2。于是，我们可以将第 m种相位配置吸收的功率建模为以下功率总和

该功率由所有处于激活状态的二极管吸收，可表示为

$$P_{atom}(m) = P_{ON}\left(m - \sum_{i=1}^{Q} \left\lfloor \frac{m}{2^i} \right\rfloor\right), \tag{33}$$

其中， P_{ON} 表示单个 PIN二极管处于导通状态时吸收的功率。给定属于可行集 $\mathcal{Q}$的混合可重构智能表面配置$\mathbf{c}$，总吸收功率为

$$P_C(\mathbf{c}) = \sum_{n=1}^{N} P_{atom}(\kappa_{\mathbf{c},n}), \tag{34}$$

其中，$\kappa_{\mathbf{c},\ n} \in \{0, ..., 2^{Q-1}\}$ 表示当$\mathbf{c}$ 被设置时，混合可重构智能表面第 n 个单元的 PIN 二极管激活模式。有趣的是，吸收功率取决于配置本身，这表明可以联合优化码本的通信性能和能耗特性，但这超出了本文的研究范围。尽管如此，我们仍建议读者参考 [6]，其中给出了一个不考虑能耗的码本优化示例。

7 性能评估

为证明 ARES 的可行性，我们在不同场景下对其进行评估，并将其与近期在 [14], 中报告的 SoA 基准方案进行比较，该方案依靠控制信道执行集中式优化。仿真设置和参数如表1所示。所有结果均取100 次仿真实例的平均值。

网络区域 A 为一个正方形，基站和 HRIS（或 RIS）分别位于其两条相邻边的中点。用户设备在网络区域内均匀分布，即 $\mathbf{u}_k \sim \mathcal{U}(A)$。为展示 ARES 在现实传播场景中的鲁棒性，我们放宽视距传播条件的假设，同时考虑非视距（NLoS）路径。具体而言，我们采用基于随机几何的模型 [47],，该模型将遮挡物建模为高度为 h_B、直径为 r_B 的圆柱体，并根据强度为 λ_B的泊松点过程（PPP）进行分布。视距或非视距路径的路径损耗指数分别表示为 χ_{LoS} 和 χ_{NLoS}。

我们考虑帧持续时间为 T 10 ms，总共分为 10 个时隙，其中一个时隙用于信道估计和探测阶段，$N_D = 8$ 个上行链路时隙，以及 $N_U = 3$个下行链路时隙。对于基站预编码器的优化，我们假设基站拥有完美的信道状态信息。具体而言，在优化基站预编码器时，假设 ARES 已固定混合可重构智能表面的配置。因此，该系统等效于一个多输入单输出（MISO）信道，该信道由基站与各用户设备之间的直射路径和反射路径之和构成，其中混合可重构智能表面被视为一个额外的固定散射体（其优化通过 ARES 实现）。为与基准方案进行公平比较， [14], 基站预编码器选择为

$$\mathbf{W} = \sqrt{P}\frac{\left(\mathbf{H}\mathbf{H}^{\mathrm{H}} + \mu\mathbf{I}_m\right)^{-1}\mathbf{H}}{\|\left(\mathbf{H}\mathbf{H}^{\mathrm{H}} + \mu\mathbf{I}_m\right)^{-1}\mathbf{H}\|_F}, \tag{35}$$

其中 $\mu = K\frac{\sigma_n^2}{P}$，$\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{M\times K}$ 的每一列都是基站与相应用户设备之间的等效端到端多输入单输出信道。

表1 仿真设置和参数

参数	P	M	N_x, N_z	f_c	$\mathbf{b}$	$\mathbf{r}$	A	ζ	λ_B	h_B	r_B	N_D, N_U
数值	20 dBm	4	$8, 4$	28 吉赫兹	$(-25,\ 25,\ 6)$ 米	$(0,\ 0,\ 6)$ 米	$50 \times 50\ \mathrm{m}^2$	0.5	$0.3\ \mathrm{m}^{-2}$	1。8 米	0.6 m	$8, 3$
参数	L	Q	η	T	P_{ON}	$\chi_{\mathrm{LoS}}, \chi_{\mathrm{NLoS}}$	σ_n^2	d_0, γ_0	C	Δ	Γ	T
数值	32	2	0.8	10 毫秒	0.10 毫瓦	$2, 4$	−80 分贝毫瓦	1	400 毫安时	20 毫安时	10%	10 毫秒

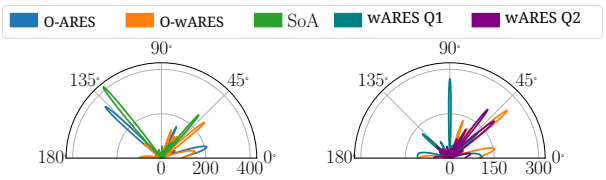


图 5. 使用 O-ARES、O-wARES 和 SoA 获得的 HRIS 沿方位角方向的辐射方向图 [14]（左），以及使用 Q 比特相位量化获得的辐射方向图（右）。

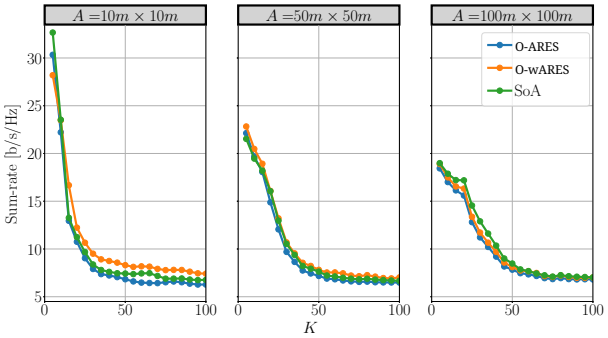


图 6. 在多用户设备场景中，通过使用完美信道状态信息求解问题 1 以及使用 SoA [14] 获得的平均和速率，该速率随用户设备数量K 的变化情况；结果针对不同网络区域以及 HRIS 单元数量为 $N = 32$时给出。

值得一提的是，集中式部署和 ARES 的性能分别取决于信道估计与上报的开销 [48], 以及探测阶段的开销 [49], 。这两种方案截然不同，相关开销的公平比较将留待未来研究。

7.1 与集中式部署的比较

我们通过利用完美已知的 HRIS-用户设备聚合信道 $\mathbf{h}_\Sigma$ 以及 HRIS 朝向基站的响应向量 $\mathbf{a}_R(\mathbf{b})$ （见式（17）），求解问题 1，分析 HRIS 自配置的可行性。我们将该设计称为 *Oracle* （O）方案，因为假设信道已被完全获知。此外，我们还分析了两种假设相移为实值（连续值）的解决方案：i) O-ARES，计算 $\mathbf{h}_\Sigma = \sum_k \mathbf{h}\|^{k}\mathbf{h}_k\|$；以及 ii) O-加权 ARES （O-wARES），计算 $\mathbf{h}_\Sigma = \sum_k \mathbf{h}_k$。具体而言，O-ARES 仅根据假设具有单位增益的路径方向来估计 $\mathbf{v}_B$ 和 $\boldsymbol{\theta}_U$，而 O-wARES 则利用路径的方向和增益。

图 5（左）展示了 O-ARES、O-wARES 和 SoA 集中式解决方案所获得的 HRIS 配置对比。SoA 通过控制信道联合优化基站预编码器和 RIS 相移。SoA 提供了方向性很强的波束方向图，增强方向较少；相比之下，O-ARES 的两个版本都覆盖了更广的方向范围，但由于存在多个旁瓣，增益较小。尽管波束方向图各不相同，如图 6 所示，ARES 和集中式基准所获得的和速率非常

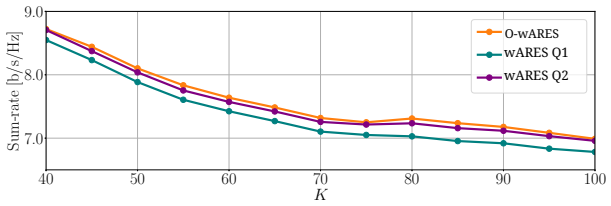


图 7. wARES 在多用户设备场景下获得的不同量化级别的平均和速率

Q，以及 O-wARES 随用户设备数量的变化 K。

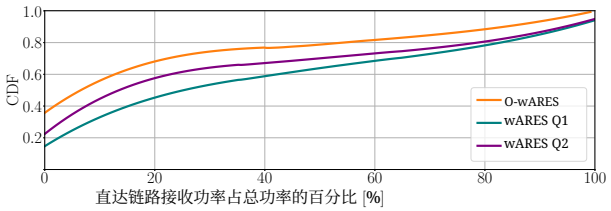


图 8. 在基站进行预编码器优化和选择后，各用户设备经由直达路径接收的功率占总接收功率比例的累积分布函数（CDF）。

相似。具体而言，O-ARES 和 SoA 的和速率不会随着用户设备数量的增加而提高，这表明该场景受到干扰限制。值得注意的是，O-wARES 的性能更好，这得益于其加权机制能够增强功率增益更高的反射路径。

7.2 基于码本的ARES

本节分析在以下现实假设下ARES所能实现的性能：混合可重构智能表面通过功率测量，并通过迭代激活码本中的波束图样（码字） $\mathcal{C}$来优化其配置。因此，假设事先不知道聚合信道 $\mathbf{h}_\Sigma$ 以及指向基站的响应向量 $\mathbf{a}_R(\mathbf{b})$ 。此外，混合可重构智能表面所施加的相移属于(31)中的离散集合 $\mathcal{Q}$ 。波束指向根据测得的功率剖面 $\mathcal{P}$中的估计峰值计算。基于前述案例研究，我们仅分析wARES的性能。根据估计的角功率分布 $\mathcal{P}$， $\boldsymbol{\phi}_B$ 和 $\boldsymbol{\phi}_U$ 根据(32)进行估计。权重 δ_l 被设置为等于 ρ_l、$\forall l \in \mathcal{I}$ˆ和0 $\forall l \in \mathcal{I}$。

我们考虑 wARES 的两种实现，分别记为 wARES Q1 和 wARES Q2，对应采用 $Q = 1$ 和 $Q = 2$ 位量化级别的 wARES算法。图 7 展示了可实现的平均和速率。放宽信道状态信息完美且相移连续的假设，对和速率的影响有限，这证实了所提出方法的有效性。正如预期的那样，使用 1 个量化比特时和速率会下降，而使用 2 个量化比特已能获得良好的性能。

最后，图 8 展示了每个用户设备从直达链路接收的功率占比的分布

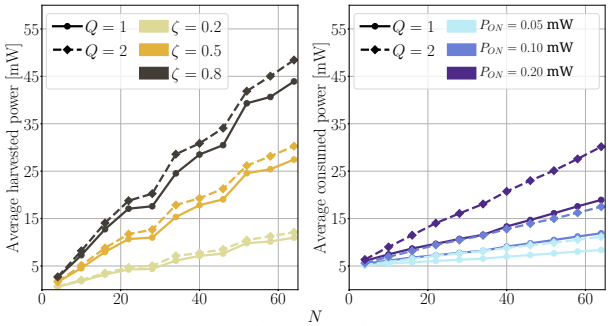


图9. ARES 的平均能量采集功率和消耗功率随 HRIS 单元数量 N 的变化，针对不同的业务流量数值 ζ、PIN二极管开启功耗 P_{ON}以及相位量化 Q。网络区域为 $A = 50m \times 50m$，用户数量为 $K = 75$。

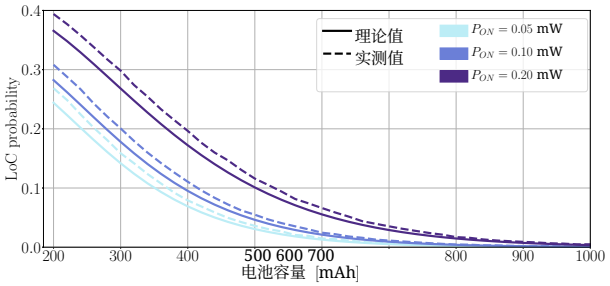


图10. ARES 概率与电池容量的关系。混合可重构智能表面包含$N = 40$ 个超原子，量化为 $Q = 2$，场景中有 $K = 75$ 个用户，业务流量为 $\zeta = 0.5$。

相对于总接收功率（来自直达链路和反射链路）的分布。我们注意到，得益于理想的波束成形能力，O-wARES 可从反射路径获得最高的功率增益。另一方面，wARES Q1和 Q2 会受到量化误差的影响，导致波束方向图中的功率分布更加分散。图 5（右）也可以看到类似的不期望反射，其中展示了 O-wARES、wARES Q1 和 Q2 得到的波束方向图。不过，这些不期望的反射对和速率的影响很小。

7.3 能源自给

最后，我们从评估收集功率和消耗功率入手，并考虑较低的荷电状态阈值 $\Gamma = 10\%$，评估 ARES 在能源自给方面的性能。图 9 展示了不同 HRIS 硬件配置和不同业务流量条件下的平均收集功率（左）与消耗功率（右）。根据这些结果，我们推导出 ΔE 的统计特性，并假设其服从高斯随机变量分布，即 $\Delta E \sim \mathcal{N}(\mu_\Delta,\ \sigma^2_\Delta)$。此外，为计入 HRIS控制器的功耗，我们考虑设备分别在标准状态或空闲状态下吸收 4。9mW 和1。8 mW[8]。平均收集功率随着构成表面的超原子数量增加而呈单调递增趋势，这是因为元件数量越多，HRIS 将信号聚焦于信号源方向的能力越强，进而使收集功率提高。同样，更多量化级别Q 能够实现更精细的相移选择粒度，从而进一步改善能量收集性能。然而，N 和 Q 的数值越高，

[8]所选数值对应于 [7]中提出的可重构智能表面实现方案所采用的 STM32L071V8T6 微控制器在运行模式和停止模式下的功耗。

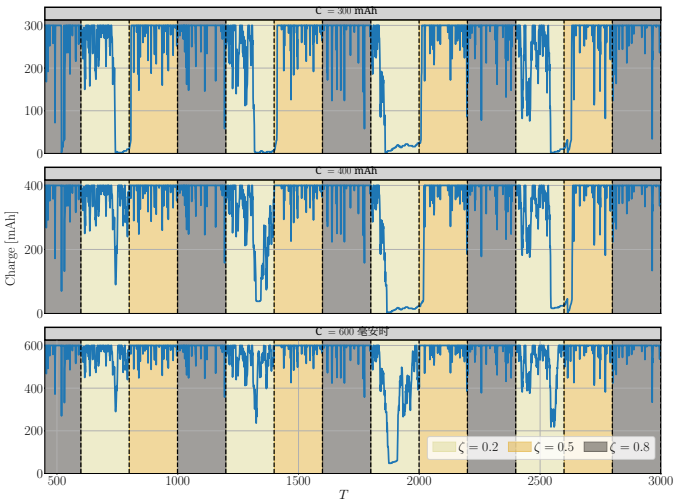


图11. 展示了电池容量不同时的充放电过程示例；所考虑的混合可重构智能表面包含 $N = 40$ 个超原子，量化为 $Q = 2$，功率为 $P_{ON} = 0.1$ mW，部署在一个包含 $K = 75$ 个用户的环境中，$\zeta = \{0.2, 0.5, 0.8\}$ 分别以黄色、青色和红色表示。

HRIS 硬件的复杂度越高，从而增加相应的整体功耗。因此，收集功率与消耗功率之间出现了一种新的权衡关系，其偏差需要由电池进行补偿，以使 HRIS 保持运行并维持所需的 p_{LoC}。

在图10中，我们展示了 p_{LoC} 在不同设备电池容量和不同 P_{ON}取值下的情况，其中 P_{ON}会直接影响HRIS功耗。我们同时考虑了根据公式（30）得到的p_{LoC} （记为理论值），以及通过在 10^7个重新配置周期内模拟充放电过程得到的结果（记为实测值） T。此外，我们考虑电池电压为3.7 V，并将 Δ 设置为10mAh。正如预期，增大电池容量可以降低电量耗尽概率。然而，对于较高的 P_{ON}取值，即整体功耗较高时，增大电池容量可能无法使 p_{LoC} 降至足够低的水平，因为收集功率会小于HRIS硬件的整体功耗。图11展示了不同业务强度$\zeta \in \{0.2, 0.5, 0.8\}$下电池充放电过程的一个示例。具体而言，我们说明了电池在低业务量条件下趋于放电，而在高业务量条件下重新充电。我们还确认，为HRIS配备更大容量的电池有助于避免电量耗尽，因为这可以防止HRIS在长时间低业务量条件下耗尽电池电量。

8 结论

可重构智能表面是一项新兴的全新技术，具有从根本上重塑移动通信系统设计与部署的潜力。本文介绍了 ARES——一种面向 6G、具备能量采集和自配置功能的自主可重构智能表面解决方案。该方案无需复杂的专用控制信道，也无需电源即可运行可重构智能表面，从而实现一种完全自主的可重构智能表面解决方案，且不受部署限制。ARES 基于以下组件构建：i）一种新型低复杂度硬件设计，使高分辨率智能表面兼具感知和能量采集能力；ii）适用于高分辨率智能表面的广义信道估计模型；iii）一种自主的高分辨率智能表面配置方法，可同时配置其反射特性和能量采集特性，且仅基于

本地估计的信道状态信息运行，无需控制信道。ARES 实现了与完全信道状态信息感知基准方案相当的通信性能，同时证明了在未来部署中利用能量采集为可重构智能表面供电的可行性。

参考文献

[1] O. Tsilipakos 等，《迈向智能超表面：从全局可调超表面到嵌入控制器网络的软件定义超表面》，Advanced Optical Materials，第 8 卷，第 17 期，2020 年。[2] M. Di Renzo 等，《可重构智能表面赋能的智能无线电环境：工作原理、研究现状与未来展望》，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 38 卷，11，2020 年，第 期。[3] E. C. Strinati 等，《面向 6G 智能连接的可重构、智能且可持续的无线环境》，IEEE Commun. Mag.，第 59 卷，第 10 期，2021 年。[4] M. Di Renzo 等，《可重构人工智能超表面赋能的智能无线电环境：其时已至》，EURASIP J. Wireless Commun. Net.，第 2019 卷，第 1 期，2019 年 5 月。[5] G. C. Alexandropoulos 等，《混合可重构智能超表面：支持 6G 无线通信中的可调反射与感知》，arXiv 预印本 arXiv:2104.04690，2021 年。[6] A. Albanese 等，《MARISA：面向 6G 的自配置超表面吸收与反射解决方案》。IEEE，2022 年。[7] M. Rossanese 等，《基于射频开关的可重构智能表面的设计、构建与特性分析》，2022 年。[8] S. Zeadally 等，《物联网能量收集的设计架构》，Renewable and Sustainable Energy Reviews，第 128 卷，2020 年。[9] H. Liu 等，《基于交替方向乘子法的可重构智能表面辅助毫米波通信信道估计》，IEEE Commun. Lett.，第 25 卷，第 9 期，2021 年。[10] R. Liang 等，《毫米波通信系统中的级联多 IRS 波束成形方案》，IEEE Access，第 9 卷，2021 年。[11] Q. Wu 和 R. Zhang，《通过联合有源与无源波束成形增强无线网络的智能反射面》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 18 卷，第 11 期，2019 年。[12] ——，《智能反射面辅助无线网络的离散相移波束成形优化》，IEEE Trans. Commun.，第 68 卷，第 3 期，2020 年。[13] I. Yildirim 等，《面向未来无线网络室内与室外应用的可重构智能表面建模与分析》，IEEE Trans. Commun.，第 69 卷，第 2 期，2021 年。[14] P. Mursia 等，《RISMA：支持物联网海量接入波束成形的可重构智能表面》，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 39 卷，第 4 期，2021 年。[15] M.-M. Zhao 等，《智能反射面增强无线网络：双时间尺度波束成形优化》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 20 卷，第 1 期，2020 年。[16] A. Abrardo 等，《智能反射面：基于统计位置信息的和速率优化》，IEEE Trans. Commun.，第 69 卷，第 10 期，2021 年。[17] K. Zhi 等，《具有直达链路的可重构智能表面辅助大规模多输入多输出系统的统计信道状态信息设计》，IEEE Wireless Commun. Lett.，第 10 卷，第 5 期，2021 年。[18] N. S. Perovi´c 等，《可重构智能表面辅助多输入多输出系统的可达速率优化》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 20 卷，第 6 期，2021 年。[19] N. S. Perovi´c 等，《通过截止速率优化可重构智能表面辅助的多输入多输出系统》，IEEE Wireless Commun. Lett.，2021 年。[20] Q. Wu 等，《智能反射面辅助无线通信：教程》，IEEE Trans. Commun.，第 69 卷，第 5 期，2021 年。[21] Y. Li 等，《一种用于 5G 移动通信的新型 28 GHz 相控阵天线》，ZTE Communications，第 18， 3, 期。2020 [ ] 在线获取：https://res-www.zte.com.cn/mediares/magazine/publication/com en/article/202003/202003004.pdf [22] G. C. Trichopoulos 等，《真实环境中可重构智能表面的设计与评估》，第 3 卷，2022 年。[23] L. Dai 等，《基于可重构智能表面的无线通信：天线设计、原型开发与实验结果》，IEEE Access，第 8 卷，2020 年。[24] J. Hu 等，《基于可重构智能表面的射频感知：设计、优化与实现》，IEEE J. Sel. Areas Commun.，第 38 卷，第 11 期，2020 年。[25] F. Maresca 等，《一种与频率无关的基于可重构智能表面的解决方案，用于控制智能无线电传播环境》，2022 年。[26] R. Fara 等，《可重构智能表面辅助的环境反向散射通信——实验评估》，2021 年。[27] ——，《一种可连续控制反射相位的可重构智能表面原型》，第 29 卷，第 1 期，2022 年。[28] X. Tan 等，《基于智能反射阵列的室内移动毫米波网络》，2018 年。[29] V. Arun 和 H. Balakrishnan，《RFocus：利用数千个无源天线进行波束成形》，2020 年。[30] M. Dunna 等，《ScatterMIMO：利用智能表面实现虚拟多输入多输出》，2020 年。[31] A. E. Lamminen 等，《采用嵌入式腔体基板的低温共烧陶瓷上的 60 GHz 贴片天线与阵列》，IEEE Trans. Antennas Propag.，第 56 卷，第 9 期，2008 年。[32] J.-H. Li 等，《一种在微机电系统薄膜上采用惠斯通电桥制造的新型热敏电阻式射频功率传感器》，J. Microelectromech. Syst.，第 29 卷，第 5 期，2020 年。[33] M. Yasir 等，《用于 28 GHz 检测的天线阵列与自开关石墨烯二极管集成》，IEEE Electron Device Lett.，第 40 卷，第 4 期，2019 年。[34] L.-G. Tran 等，《射频功率收集：设计方法与应用综述》，Micro and Nano Systems Letters，第 5 卷，第 1 期，2017 年。[35] H. P. Partal 等，《超低功耗感知射频能量收集模块的设计与实现及其射频和直流子组件》，Int. J. RF Microw. Comput.-Aided Eng.，第 29 卷，第 1 期，页码 e21622，2019 年。[36] Q. Wu 等，《智能反射面辅助的无线能量与信息传输：综述》，Proc. IEEE，2021 年。[37] A. Albanese 等，《RIS感知室内网络规划：雷恩火车站案例》，2022 年。[38] T. L. Marzetta，《大规模多输入多输出：简介》，Bell Labs Technical Journal，第 20 卷，2015 年。[39] A. Alkhateeb 等，《毫米波蜂窝系统中的初始波束关联：分析与设计见解》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 16 卷，第 5 期，2017 年。[40] Y. Chen 等，《利用多个衰落信道信号进行无线能量收集》，IEEE Trans. Commun.，第 65 卷，11，2017 年，第 期。[41] Y.-z. Li 、 R. Luan 和 J.-c. Niu，《基于灰色模型和马尔可夫链的并网光伏系统发电量预测》，载于 IEEE 工业电子与应用会议，2008 年，第 1729–1733 页。[42] J. Song 等，《用于光伏发电厂供电可用性评估的基于马尔可夫链的储能模型开发》，IEEE Trans. Sustain. Energy，第 4 卷，第 2 期，2012 年。[43] A. Albanese 等，《RIS感知室内网络规划：雷恩火车站案例》，2022 年。[44] J. He 等，《毫米波可重构智能表面辅助联合定位与通信的自适应波束成形设计》，2020 年。[45] T. Boles 等，《砷化铝镓PIN二极管多倍频程毫米波开关》。IEEE，2011 年。[46] L. Petrou 等，《首批用于可编程和可重构超表面的专用集成电路》，Scientific reports，第 12 卷，第 1 期，2022 年。[47] M. Gapeyenko 等，《城市毫米波蜂窝场景中移动遮挡物的时间效应》，IEEE Trans. Veh. Technol.，第 66 卷，第 11 期，2017 年。[48] A. Zappone 等，《智能无线电环境中可重构智能表面的开销感知设计》，IEEE Trans. Wireless Commun.，第 20 卷，第 1 期，2020 年。[49] I. Rouissi 等，《采用电容性加载和变容二极管的频率可重构贴片天线设计》。IEEE，2015 年。