



5G 城市轨道交通场景分类及信道建模

何睿斯¹, 艾渤¹, 钟章队¹, 杨汭¹, 黄晨¹, 马张枫¹, 孙桂琪¹, 米航¹, 周承毅¹, 陈瑞凤²

(1. 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室, 北京 100044;

2. 中国铁道科学研究院集团有限公司电子计算技术研究所, 北京 100081)

摘要: 城市轨道交通是现代化交通基础设施的重要组成部分, 5G 作为新一代移动通信技术, 可提供高速率、低时延的无线数据传输, 有助于提升城市轨道交通的运行效率和服务质量。由于城市轨道交通场景的复杂性, 需要针对性的通信场景分类、信道特性分析和精准的信道模型为城市轨道交通 5G 通信系统的设计提供理论支撑。基于此, 提出了 5G 城市轨道交通电波传播场景的分类, 以支撑典型场景下的信道测试与建模工作, 同时阐述了城市轨道交通场景信道测量和建模的现状, 并分析了当前面临的主要挑战。结合 5G 通信智能化特点, 讨论了人工智能在信道特征提取和信道建模方面的应用前景与可行思路, 并深入分析了基于可重构智能面和无人飞行器辅助的 5G 城市轨道交通信道建模研究现状和发展前景。最后, 阐述了毫米波频段下 5G 城市轨道交通信道建模的研究。

关键词: 智能轨道交通; 5G; 城市轨道交通; 场景分类; 信道建模; 电波传播

中图分类号: TN92

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021243

5G urban rail traffic scenario classification and channel modeling

HE Ruisi¹, AI Bo¹, ZHONG Zhangdui¹, YANG Mi¹, HUANG Chen¹,

MA Zhangfeng¹, Sun Guiqi¹, MI Hang¹, ZHOU Chengyi¹, CHEN Ruifeng²

1. State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

2. Institute of Computing Technology, China Academy of Railway Sciences Co., Ltd., Beijing 100081, China

Abstract: Urban rail traffic is an important part of modern transportation infrastructure. As a new generation of mobile communication technology, 5G can provide high data rate and low latency wireless transmission, which helps to improve the efficiency and service quality of urban rail traffic system. Due to the complexity of urban rail traffic scenarios, accurate communication scenario classification, channel characterization and channel models are required to provide theoretical support for the design of urban rail traffic 5G communication systems. The classification of 5G urban rail traffic radio propagation scenarios to support channel measurements and modeling was proposed. Current status of urban rail traffic channel measurements and modeling was shown, and the current challenges were analyzed.

收稿日期: 2021-06-11; 修回日期: 2021-10-15

通信作者: 艾渤, boai@bjtu.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2020YFB1806903); 国家自然科学基金资助项目 (No.61922012, No.62001519)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2020YFB1806903), The National Natural Science Foundation of China (No.61922012, No.62001519)

The applications of artificial intelligence in channel feature extraction and channel modeling were discussed, and the 5G urban rail traffic channels by considering reconfigurable intelligent surface and unmanned aerial vehicle were analyzed. Finally, the research on 5G urban rail traffic channel modeling at millimeter wave frequency band was described.

Key words: intelligent rail traffic, 5G, urban rail traffic, scenario classification, channel modeling, radio propagation

1 引言

随着现代社会城市化进程的推进,城市轨道交通系统的需求持续增长。中共中央、国务院印发的《交通强国建设纲要》中明确指出了要建设城市群一体化交通网,推进干线铁路、城际铁路、市域(郊)铁路、城市轨道交通的融合发展。5G 为城市轨道交通系统中高效可靠的数据传输、基于通信的列车控制以及高质量乘客服务提供了重要基础,城市轨道交通有望借助 5G 通信技术全面实现智能化和信息化的跨越式发展。2020 年《中国移动城市轨道交通 5G 应用技术白皮书》发布,标志着 5G 城市轨道交通技术发展进入新篇章。在 5G 城市轨道交通通信系统研究和关键技术装备研发中,城市轨道交通无线通信场景的精准分类、信道测量与高精度信道建模是重要的基础。准确合理的场景分类为无线信道的测量与建模、仿真,以及各类关键通信技术性能的评估与比对验证提供重要支撑,信道模型则是通信系统设计、仿真以及优化的基础。本文详细探讨 5G 城市轨道交通场景分类、信道测量与建模等问题,为未来 5G 城市轨道交通通信技术的高质量发展提供支撑。

2 5G 城市轨道交通传播场景

无线通信的场景定义是无线通信技术发展的基础,准确合理的场景定义是开展通信信道测量、仿真、系统设计与验证、通信性能评估的先决条件。5G 城市轨道交通通信场景有别于传统蜂窝通信和铁路移动通信场景,差异主要来源于两方面:首先,城市轨道交通的线路和车站大部分位于地

下,这与常规铁路线路多位于地面、高架桥等空旷环境存在显著差异,复杂的传播环境也导致城市轨道交通中非直射(non-line-of-sight, NLOS)通信较直射(line-of-sight, LOS)通信占比增多;其次大规模多输入多输出(massive multiple-input multiple-output, mMIMO)、毫米波、无人机、智能反射等 5G 新技术的引入带来了天线阵型、频段、覆盖范围等方面变化,这些因素显著影响 5G 城市轨道交通通信场景的分类。

具体而言,常规铁路传播场景可以被分为高架桥、路堑、隧道、车站、城区、郊区、乡村、水域、山区、沙漠、车厢内和混合场景等类型^[1-2]。城市轨道交通场景中也存在高架桥、隧道、路堑等场景,但差异在于城市轨道交通中的高架桥、隧道和路堑往往与城区环境相结合,这与常规铁路中存在大段独立的高架桥或路堑、且多位于郊区和乡村的情况存在明显不同。而隧道/地下场景为城市轨道交通较为常见的场景。此外,城市轨道交通中的车站应区分为地上车站和地下车站两类,二者环境中反散射体的分布和信道特征存在显著差异。需要指出的是,通信场景的分类除了考虑电波传播的因素外,还需结合对实际系统的性能以及所需支撑的通信业务等因素分析,对于车站等大带宽、高容量、多连接的通信场景,有望通过 5G mMIMO、毫米波、非正交多址接入等技术来满足超高速率以及多连接等需求,并实现多层异构网络的混合部署。

综合上述因素,本文结合城市轨道交通通信需求及 5G 技术特点,提出了如下 5G 城市轨道交通通信场景的分类方案,即分为高架桥-城区混合场景、路堑-城区混合场景、隧道场景、地上车站



场景、地下车站场景、地表城区场景、空-地通信场景、列车-列车通信场景共 8 类典型场景。各类场景的典型特点和场景示意图分别如表 1 和图 1 所示。通信场景的定义为无线信道测量与建模、通信系统设计与仿真、通信技术性能验证与评估奠定了基础。在相关定义的基础上,本文将结合城市轨道交通场景的分类探讨典型场景下信道测量与建模的研究状况,并在此基础上进一步结合

5G 通信技术的特点,分析讨论城市轨道交通通信信道建模研究的新方向和现状。

高架桥-城区混合场景:城市轨道交通中往往采用高架桥铺设轨道以满足不同城市环境下线路的平顺性。此类场景中,高架桥离地的高度一般为 5~30 m,但高架桥场景的通信同样受到复杂城区环境的影响,这一点也不同于高速铁路中的高架桥场景。由于城市轨道交通的广域覆盖性,

表 1 5G 城市轨道交通通信场景分类

场景种类	列车移动性	场景封闭性	信道多径密集程度	用户密度	LOS/NLOS	覆盖形式
高架桥-城区混合场景	高	开放	中等	中等	LOS	室外带状覆盖
路堑-城区混合场景	高	半封闭	高	中等	LOS/NLOS	室外带状覆盖
隧道场景	高	封闭	极高	中等	LOS/NLOS	封闭空间带状覆盖
地上车站场景	低	半封闭	高	高	LOS/NLOS	半封闭空间面状覆盖
地下车站场景	低	封闭	高	高	LOS/NLOS	封闭空间面状覆盖
地表城区场景	高	开放	中等	中等	LOS/NLOS	室外带状覆盖
空-地通信场景	高	开放	低	中等	LOS	室外带状覆盖
列车-列车场景	高	开放/封闭	中等/高/极高	中等	LOS/NLOS	室外带状覆盖



(a) 高架桥-城区混合场景



(b) 路堑-城区混合场景



(c) 隧道场景



(d) 地上车站场景



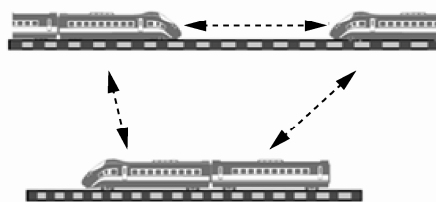
(e) 地下车站场景



(f) 地表城区场景



(g) 空-地通信场景



(h) 列车-列车通信场景

图 1 5G 城市轨道交通场景分类示意图

其覆盖范围主要包含主城区和远郊区。主城区的建筑较多且密度大,建筑会在通信中充当散射体和反射体的角色,无线电波的传播环境比远郊区更为复杂。在城市轨道交通的高架桥-城区混合场景中,靠近轨道的建筑物会引入丰富的散射和反射分量,并导致电波传播中 NLOS 分量占比增高。远郊区场景下,高架桥周围建筑一般高度较低,此时电波传播中 LOS 分量较少被阻挡,LOS 信号对于电波传播的贡献占比增大。

路堑-城区混合场景:路堑结构常见于高速铁路,在部分环境复杂的城市轨道交通线路中也有使用。路堑出现于城市轨道交通中地形情况变化较为复杂的区域,呈现沉降式结构,轨道两侧存在一定高度的斜侧面,且顶部往往不封闭。这种特殊的结构产生了丰富的反射和散射分量,对电波传播具有较大影响。此外,路堑外围复杂的城区环境也会对信号的传播产生影响。

隧道场景:隧道是城市轨道交通中较为常见的场景。城市轨道交通中隧道的断面通常为矩形、半圆形或者马蹄形,高度为 5~10 m,宽度为 10~20 m。由于隧道的封闭性,电波在传播中会出现波导效应,且信道中存在密集的多径分量,同时信号还会受到车体的影响。对于弯曲形隧道,信道中多径的分布则更加复杂,这些因素使得 5G 通信系统天线的部署面临诸多挑战。

地上车站场景:车站是城市轨道交通中的重要场景,地上车站多为远郊区车站或者是中小型城区站点,此类环境往往呈现开放或半封闭的特征,LOS 与 NLOS 传播同时存在,且受到站台顶棚结构和基站部署位置的影响。车站附近的楼宇也会引入一定的多径传播分量。

地下车站场景:城市轨道交通在密集人口区的站点一般都采用地下车站的形式。地下车站的人口密度大且流动性很强,设备接入量多。同时地下车站的封闭场景中存在丰富的反散射体,NLOS 传播占比较高,信道多径分布密集,衰落

特性复杂。

地表城区场景:此类场景中列车运行在与地表平行的轨面上,此时城区复杂的传播环境会直接影响车-地通信链路的质量,列车天线的近端反散射体数量较多,信号 NLOS 传播的占比也可能适当增大。

空-地通信场景:无人机作为辅助通信的空中基站可在 5G 城市轨道交通通信系统的设计中发挥重要作用,其主要用于高架桥-城区、地表、路堑-城区等开阔场景中。无人机可作为动态滞空通信平台,为城市轨道交通的覆盖深度和广度的扩展提供支撑。无人机通信的高度一般为几十至上百米,在这个高度范围很少有建筑物的阻碍,电波传播中 LOS 分量的占比较高。

列车-列车通信场景:列车-列车通信对全面保障城市轨道交通安全、支撑智慧交通无人驾驶等应用具有重要意义。该类场景中收发端列车的快速移动会带来较高的多普勒频移,并引起复杂的信道时变特征,通信的广义平稳假设面临更大的挑战。此外,运行过程中收发端近端反散射体会极大地影响无线信号的传输,而城区复杂的传播环境也会影响列车-列车通信信道的状态。

3 信道测量与建模现状

建立可靠的无线通信系统是保证城市轨道交通安全运营的关键。无线通信系统的设计离不开对相关环境中电波传播机制和信道特征的准确表征和建模,准确的信道模型是 5G 城市轨道交通无线通信系统设计的基础^[1]。

目前信道建模方法主要分为两大类:确定性建模和统计性建模。确定性信道建模以电磁波传播理论作为基础,借助精细的场景建模和电磁计算,获得无线电波在空间中每条传播路径的具体参数^[3]。确定性建模在已经完成参数校准的前提下较少依赖于信道测试数据,但该类方法复杂度较高,因此难以适用于大规模的链路级和系统级



仿真。统计性信道建模主要借助在典型传播场景中开展信道测量,采集信道数据并开展统计分析,提取出反映传播特征的各类信道参数的统计特性,建立信道模型。统计性建模一般不依赖于对具体场景中散射体空间分布的精细刻画,主要从统计角度提取一般性普适特征,因此统计性建模能够较为准确地刻画某一类典型传播环境的信道特征,且具有较低的复杂度和较好的可扩展性^[4]。

长期以来,信道测量是开展信道特性研究和建模的重要手段,信道测量数据一方面是统计性建模的基础,另一方面也可以在确定性建模中用于验证结果的准确性^[5]。5G 城市轨道交通系统的信道测量需要依赖于可支撑大带宽、大阵列和快变信道的测量平台,以实现动态非平稳信道特性的准确提取与分析。文献[6]介绍了一种典型的轨道交通动态信道测试系统,其以列车作为载体,可以实现高速移动环境下测试信号的生成、发送、接收和存储,并具备关键信道参数实时处理和显示功能,基于其能够实现面向 5G 城市轨道交通需求的高移动性动态信道测量。

对于 5G 城市轨道交通信道测量与建模,由于与蜂窝网和传统铁路在传播场景上存在显著差异,当前缺乏针对性的信道测量,这导致 5G 城市轨道交通中几类典型场景(如第 1 节定义)下传播机制与特征、信道多径分布规律、衰落特性与时变特性、传播损耗变化规律等均缺乏系统性的研究。相关场景下的信道特性当前仅能通过传统轨道交通场景的信道测量与研究获得一些初步了解,如在高架桥环境中开展的宽带信道测量^[7]、路堑环境中开展的宽带信道测量^[8]等。此外,当前也存在一些涵盖城市轨道交通场景的信道测量,如地铁地下车站场景的 5G mMIMO 测量^[9]、地铁隧道场景信道测量^[10]等。上述文献中对应的测试系统及测试场景示意图如图 2 所示。未来需要针对表 1 中的城市轨道交通通信场景分类,结合 5G 城市轨道交通场景特点开展完备的信道测

试,构建典型场景信道数据库,支撑信道模型的建立和通信系统的性能评估。

除了典型场景下信道测试较少、数据库与模型库难以建立之外,5G 通信时代下城市轨道交通场景信道测量和建模依然存在一些新挑战。其一,随着人工智能及大数据技术的飞速发展,当前亟须探索基于机器学习的城市轨道交通信道参数萃取、信道预测和建模新方法。城市轨道交通高速移动环境下多径跟踪与动态成簇分析涉及对非平稳信道参数的准确提取,其复杂的变化特性难以用统计模型准确描述,需要借助机器学习技术加以攻克^[11]。此外考虑到在轨道交通动态环境下开展信道测试较为困难,可以考虑借助机器学习技术,结合既有的数据分析与场景特征挖掘,开发基于数据的信道预测和建模方法,为 5G 城市轨道交通信道建模提供新思路。其二,5G 城市轨道交通场景更加复杂,传播场景呈现三维立体结构,覆盖面广、覆盖区域多变,需要借助智能反射、无人机能新技术综合开展通信系统的设计,实现各类场景下的高可靠覆盖及高速率无线传输。智能反射及无人机通信可为城市轨道交通通信终端提供多元化的覆盖补充与性能提升,但当前智能反射、无人机技术等均处于发展阶段,相关场景下信道测量较少,信道建模研究不够深入,城市轨道交通场景下智能反射的阵列设计与电波覆盖性能、阵列部署方案,以及无人机的移动性非平稳信道、无人机覆盖电波传播特性等问题的研究均存在诸多难点和挑战,需要研究准确合理的信道建模与仿真方法,探索基于随机及规则几何的信道建模理论,为相关技术下通信系统的设计与性能分析提供支撑。其三,毫米波频段动态信道测试需要解决高传播损耗补偿、高频天线设计与部署、大带宽信道探测理论、快速数据采集与实时存储等一系列困难,当前依然缺乏支持毫米波频段的动态 MIMO 信道测试方案和建模理论^[12-13],针对城市轨道交通场景的毫米波测试依

然非常困难,相关场景下实测数据的缺失也制约了高精度信道模型的开发。

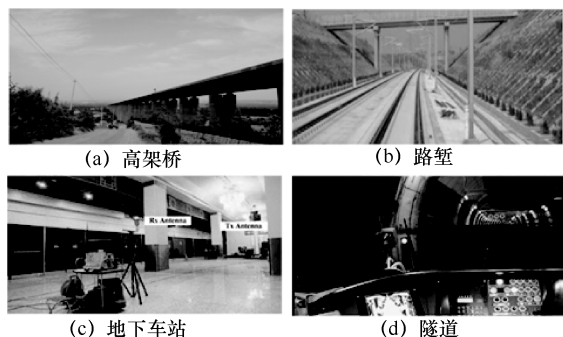


图2 城市轨道交通典型场景信道测量示意图

4 基于人工智能的动态信道特征提取与建模

与传统轨道交通常见的城郊或桥梁场景不同,5G 城市轨道交通通信场景更加复杂多变,应用与业务更加多样化,数据中隐含的各类电波传播特征更加丰富。在人工智能与大数据技术飞速发展的今天,5G 城市轨道交通信道建模的研究也面临新的挑战 and 机遇,主要表现在以下3个方向。

(1) 信道特征提取

传统的轨道交通信道特征提取主要关注信道冲激响应在功率时延谱上的包络特征,侧重于多径的时延与功率参数的估计,而在5G系统中需更多地关注多径角度域参数的估计。城市轨道交通5G智能通信的发展一方面对传统信道参数(如时延、角度、功率及多普勒等)的提取精度提出了更高的要求,另一方面还需要借助人工智能技术实现对动态信道高阶特征参数的提取^[14],如功率时延谱削度、复杂环境下多径簇^[15]等特征,为后续数据处理及智能化算法设计提供支撑。多径成簇现象由信道物理环境和电波传播机理相互作用而成,多径簇在信道多维特征层面具有较为明显的规律,因此使用人工智能技术实现更为准确且高效的多径簇提取也是重要研究方向之一^[16]。虽然深度学习在处理高维数据特征提取上已经取得了一些成果,但是目前尚未有基于深度学习的时

变信道多径簇提取算法,无法满足城市轨道交通通信信道研究的需求。

由于城市轨道交通场景复杂,且发射端常处于高速移动状态,信道动态变化快,非平稳性强,由此引起多径生灭过程的快速变化,为信道特征的提取带来更多挑战。但是由于轨道交通设施移动路线固定,信道中部分主导性反散射体的出现往往呈现一定规律,如城市轨道交通附近的建筑楼宇以及特殊的地势地形等。在对此类信道特征进行提取时,其时域上的可追踪性可以有效提高信道特征提取的效率与准确性^[17]。

(2) 信道场景识别

城市轨道交通移动性较强,电波传播环境复杂多变,不同通信场景常具有不同的通信业务特点与需求。为了满足上层通信资源调度的合理分配需求,需要针对不同通信场景的精准信道模型,并能及时识别列车当前所处的信道环境。

传统的信道场景识别主要针对视距传播与非视距传播场景进行识别,其中常用于传播场景识别的统计性特征包括莱斯衰落 K 因子^[18]、接收功率^[19]以及时延扩展等高维特征^[20]。而城市轨道交通沿线复杂多变的环境需要进一步对通信场景进行细化(如前文提到的高架桥、隧道等典型传播场景),因此,基于人工智能技术深入挖掘城市轨道交通场景物理传播特征,实时提取信道高阶参数,进而对当前动态信道环境进行准确识别成为一种有效的场景识别手段^[21]。基于人工智能的信道场景识别也可以与上层网络设计与优化过程进一步融合,在进行传播场景识别的同时辅助完成网络资源优化分配,并利用人工智能在模型预测上的优势对通信系统进行先验调整,实现更为灵活高效的网络管理。

文献[22]提出了一种利用机器学习进行场景识别的方法,具体流程示意图如图3所示,该方法以从不同场景下信道特征的数据作为训练集,利用神经网络建立一个识别模型。经过实测数据

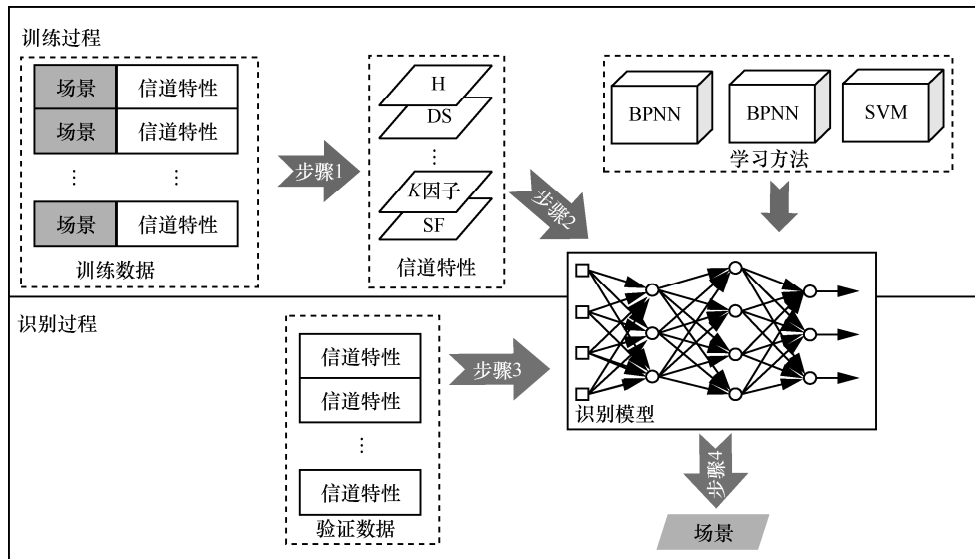


图3 基于人工智能的场景识别流程(训练过程、识别过程)示意图

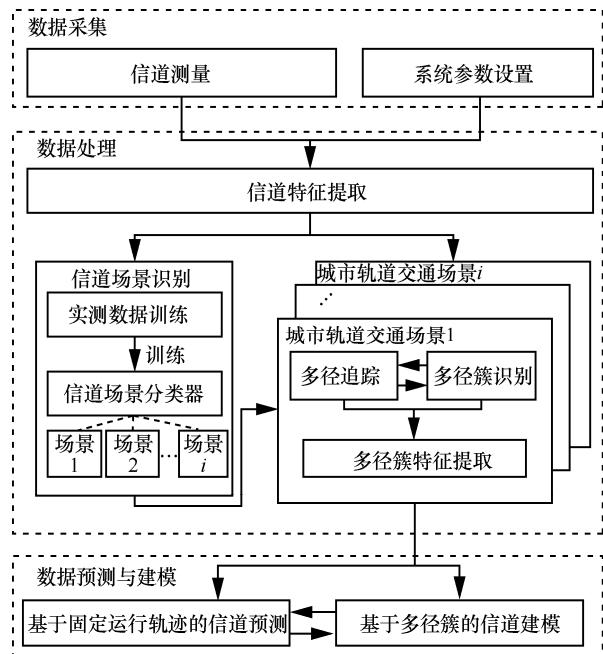
验证, 该模型在城区、隧道、障碍物遮挡等典型场景中的识别精度均达到 98% 以上, 这表明利用人工智能算法进行复杂场景识别是可行的, 并有望应用于 5G 城市轨道交通移动性场景。

(3) 信道建模

在高精度信道特征萃取和标准化信道场景分类支持下, 可建立更为准确的 5G 城市轨道交通信道模型库。受到城市轨道交通高环境复杂度、高移动性的影响, 城市轨道交通信道呈现较强的非平稳性。但与此同时, 轨道交通本身存在轨迹固定的特点, 因此可基于对具体通信场景中信道特征的准确把握, 结合历史信道状态信息, 建立更为准确的 5G 城市轨道交通信道数据库和模型库, 借助人工智能和大数据技术实现信道的精准实时预测, 支撑 5G 城市轨道交通信道仿真和通信系统设计。基于上述人工智能思想实现城市轨道交通信道智能建模的流程示意图如图 4 所示。

5 融合 RIS 的 5G 城市轨道交通信道建模

当前, 可重构智能面(reconfigurable intelligent surface, RIS)技术得到了广泛关注^[23], 成为 B5G、6G 通信中提升通信系统性能的有效手段之一, 可

图4 基于人工智能的信道建模流程
(数据采集、数据处理、预测与建模)示意图

以应用于城市轨道交通通信场景, 有效地提升覆盖的可靠性以及无线传输的速率。RIS 由大量低成本的无源反射元件组成, 通过放大反射信号^[24]和实时调控信号的振幅/相位^[25], 实现对反射波束的控制以及对无线传播环境的重新配置, 进而提高无线通信覆盖范围、吞吐量和能效。

(1) 无线信道特性

相比于一般的室外场景,城市轨道交通环境更为复杂,且列车具有较快的行驶速度,再加上车厢的密封性好、穿透损耗大,无线通信很容易中断。在该类情况下,将 RIS 部署于基站和列车之间的建筑物表面,借助 RIS 技术对信号进行精准控制和波束增强,可以显著提升基站与列车之间数据传输的可靠性和效率,相关场景如图 5 所示,RIS 可以改善非视距场景下用户的通信。

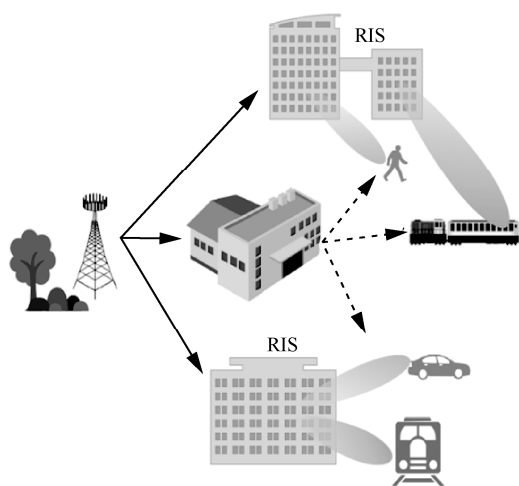


图 5 RIS 辅助的城市轨道交通通信场景示意图

在融合 RIS 的城市轨道交通场景中,基站-列车间的信道主要包含视距路径、RIS 反射路径和复杂多径。由于城市轨道交通场景复杂,接收到的无线电波会经历严重的多径衰落,从而导致相位噪声、多普勒频移或载波频偏。传统通信系统通常借助部署中继或功率放大器来解决此类问题,但该方法会造成网络功耗,并引入干扰信号^[26]。与之不同的是,RIS 技术可实现对多径传播的调控,将基站信号经由 RIS 反射到达列车端,从而建立虚拟视距,可以提升基站与列车之间通信的有效性和可靠性^[27],并减少信号干扰^[28]。该虚拟视距主要由两部分组成:基站-RIS 链路、RIS-列车链路。当基站与 RIS 安置的高度较高时,其周边的反散射体往往较少,此时基站-RIS 链路的信道往往呈现稀疏性。但由于列车周边反

散射环境复杂,RIS-列车链路信道往往为非稀疏,加之 RIS 对反射波束的物理调控,此时基站-RIS-列车的通信信道多径分布特征往往更加难以描述。

(2) 信道建模研究

尽管 RIS 展示出良好的应用前景,RIS 辅助的通信系统设计仍存在许多尚未解决的关键问题。为了准确设计与评估 RIS 辅助的城市轨道交通通信系统,建立准确的信道模型是亟待解决的重要问题。目前,RIS 技术的研究中使用的信道模型大多来自 3GPP 的标准化信道模型,但上述模型并未涵盖城市轨道交通场景,且大部分模型尚未在 RIS 场景下得到信道测量的准确验证,当前国际范围内依然缺少基于实测数据的 RIS 无线信道的深入研究。文献[29]和文献[30]均在信道状态信息已知的理想假设下,进行 RIS 电磁单元的反射相位设计。文献[31]对 RIS 辅助的移动通信自由空间路径损耗进行了建模和测量验证,可用于链路预算分析,但亟须开发真实环境下综合考虑各类衰落因素的 RIS 信道模型。文献[32]考虑了存在随机散射体情况下的 5G 毫米波 RIS 静态信道模型,但模型缺乏实测数据的充分验证。考虑搭配 RIS 通信场景对传播过程的简化和抽象,可以使用几何随机模型 (geometry-based stochastic model, GBSM) 模拟城市轨道交通 RIS 传播环境,如图 6 所示,环境中的近端、远端反散射体可建模为不同的规则几何体。图中分别将基站和列车周边的反散射环境建模为球体模型,其近端散射体(如植被、过往车辆和行人等)分布在球体表面,而收发两侧的远端反散射环境可建模为椭圆圆柱体结构,远处建筑物和 RIS 分别分布在椭圆圆柱体的底部和侧表面。由此所建立的 GBSM 可支撑在城市轨道交通环境中基于几何理论^[33]开展基于 RIS 的基站-列车信道建模与仿真研究,为融合 RIS 的 5G 城市轨道交通通信系统设计与性能分析提供支撑。

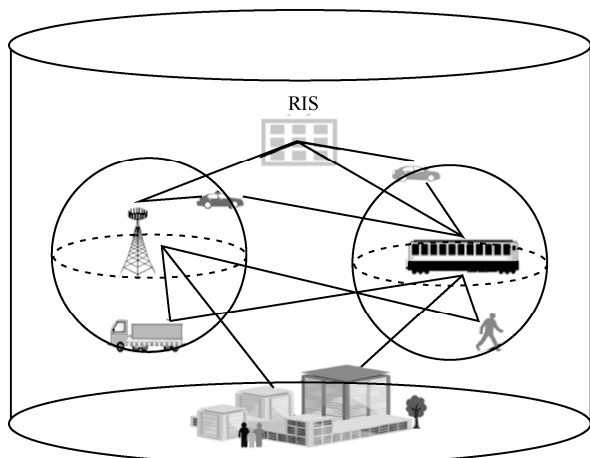


图6 RIS辅助的城市轨道通信传播场景几何建模示意图

(3) 当前挑战

在 RIS 辅助的城市轨道交通无线传输系统中, RIS 的引入导致信号的传播过程和经历的物理环境更加复杂。现有 RIS 的大部分研究工作都基于远场通信假设, 近场的相关研究很少。在实际系统中, RIS 由大量的低成本电磁反射单元组成, 其几何尺寸和单元规模远大于传统通信系统中的天线阵列。这意味着在一些城市轨道交通应用场景中, RIS 将在近场状态下工作^[34], 需要考虑球面波的传输特性以及辐射近场区域的影响。信道建模时需要充分考虑 RIS 的近场传播特性和信道相关性^[35], 合理建模亚波长电磁单元间的耦合等硬件非理想因素, 并通过信道测量进行验证。目前有关 RIS 信道估计的研究工作中, 均假定每个 RIS 元件具有连续相移^[36], 而由于硬件的制约, RIS 元件的实际相移器只能使用有限数量的离散相移值。此外, RIS 每个元件具有“开/关”两种模式, 如果频繁地切换 RIS 元件的开关模式, 会使得成本高昂, 相反, 若每次只有部分元件处于打开状态, 则会降低信道估计的精度^[37]。此外, 如何在城市轨道交通场景中合理地部署 RIS 以优化其信道性能是另一个需要解决的关键问题。例如, 如何选取部署位置点和 RIS 的部署密度、放置角度等^[38], 以最低系统成本实现所需的通信性能。上述问题的解决需要依赖于精准信道模型的建立。

6 UAV 辅助的 5G 城市轨道交通信道建模

由于其通用性和高移动性, 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)在 5G、6G 无线网络中得到广泛的关注, 如 UAV 可以作为空中基站, 提升非直射传播场景的通信质量, 为城市轨道交通各类复杂环境下提供辅助通信, 提升无线信号的覆盖质量与通信传输性能, 实现全方位的通信应急保障。

(1) 无线信道特性

为了准确设计与评估基于 UAV 的 5G 城市轨道交通通信技术, 建立精准的信道模型是亟须解决的重要问题。与传统陆地移动通信相比, UAV 通信具有诸多新特点, 如更加复杂多变的动态特性、较高的飞行高度、三维空间中的高移动性、较高的视距概率以及机体大小、重量和功率等因素的限制, 这些因素也进一步影响着 UAV 通信信道测量与建模的研究。UAV 辅助下 5G 城市轨道交通通信应用场景示意图如图 7 所示, UAV 可借助空-空、空-地通信网络提升城市轨道交通通信系统覆盖及性能。

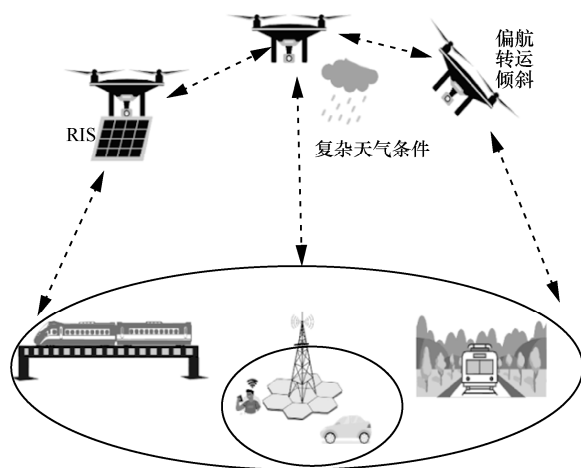


图7 UAV辅助下5G城市轨道交通通信应用场景示意图

(2) 信道建模研究

UAV 通信信道建模一般可以分为两大类, 即确定性信道模型与随机性信道模型, 随机性信道模型

可以进一步分为非几何随机模型 (non-geometrical stochastic model, NGSM) 和 GBSM。确定性信道建模需要大量的物理环境数据和较长的运行仿真时间, 随机性信道模型具有较低的复杂度和较高的通用性, 在 UAV 通信信道建模和系统性能分析中得到广泛应用。与 NGSM 相比, GBSM 利用简化的射线追踪原理和等效散射体的概念, 实现对复杂传播环境的抽象化模拟, 有效表征 UAV 空-地时变信道的特性, 并获得信道参数的闭合解, 近年来得到广泛关注。近年来, 虽然文献[39]和文献[40]提出了用多种三维几何信道模型 (如球体、圆柱体、双圆柱体等) 来描述 UAV 信道的思路, 但相关研究依然存在诸多局限。如现有的 GBSM 模型主要考虑低于 6 GHz 频段, 无法描述毫米波 UAV 空-地信道。对于毫米波信道, 由于存在较高的路径损耗, 远端散射体的传播影响减弱, 而城市轨道交通中地面终端的近端反散射能量则较强, 需要在信道建模中加以考虑。此外, 如何开发融合三维环境下空时频非平稳性的 GBSM 仍然是一个有待解决的问题。最后, 当前已有的 GBSM 尚未实现对 UAV 移动性模型和旋转状态的准确建模, 这些因素都会极大地影响 5G 城市轨道交通场景下 UAV 空-地信道的传播特性。

针对 UAV 通信环境, 文献[41]提出了一种 3D 双圆柱体几何信道模型, 该模型考虑了单次与双次散射, 并分析了 UAV 相关参数 (如运动方向、高度) 对信道特性的影响。文献[42]提出了一种 3D 单圆柱体几何非平稳 MIMO 信道模型, 使用圆柱体表面与底面分别刻画静止与运动散射体。另外, 将空间相关性与实测结果进行比较, 仿真结果表明所提出的信道模型适用于描述 UAV-MIMO 通信系统。文献[43]提出一种 3D 椭圆柱体几何信道模型来描述 UAV-MIMO 通信环境, 通过 UAV 运动引起的时变角度参数来描述信道非平稳性。最后, 探究了收发端运动方向及速度对

信道特性的影响。文献[44]提出了一种 3D 椭圆柱体的 UAV-MIMO 信道模型, 探究了 UAV 移动方向与速度对信道特性的影响。文献[45]提出一种基于 3D 单球体的 UAV-MIMO 信道模型, 推导了空时相关函数、多普勒功率谱密度以及电平交叉率和平均衰落时间, 并与确定性和统计仿真模型提取的仿真信道统计特性进行对比, 对仿真模型进行验证。文献[41-45]均假定 UAV 通信过程中具有固定速度与运动方向, 并且不受自然环境因素的影响。然而, 实际通信中的 UAV 在 3D 空间的运动轨迹往往具有一定随机性, 并且会由于经历恶劣的天气或者阵风而发生旋转, 上述问题分别在文献[46]与文献[47]进行了研究。文献[46]提出了一个基于 3D 圆柱体的几何信道模型, 该模型综合考虑了地面与路边的散射能量, 以及 UAV 终端运动轨迹对通信信号传输的影响。为了实现对 UAV 运动轨迹的精准建模, 文献[46]采用三维高斯马尔可夫过程来刻画 UAV 的运动状态, 模型指出 UAV 的速度与运动方向的变化会对无线信道的统计特性及非平稳效应产生较大影响, 进而影响 UAV 通信系统性能。悬停的 UAV 往往会因为环境的影响经历随机旋转, 文献[47]针对这一情况提出了半球形反散射结构下的三维几何的随机性信道模型, 该模型反映了 UAV 机身旋转对通信信道特性的影响, 仿真结果指出即使很小的 UAV 旋转幅度, 也会对信道特性产生较大影响, 信道的相干时间会随着 UAV 旋转幅度的增加而显著增加。上述 UAV 信道建模的进展有待在 5G 城市轨道交通场景得到进一步的验证和发展。

(3) 当前挑战

真实场景下的信道测量在 UAV 信道建模中起着至关重要的作用。因为载荷、电源以及特殊区域飞行实验的限制, 当前国际范围内 UAV 通信信道测量整体进展缓慢。目前 UAV 信道测量主要集中在静态场景、低于 6 GHz 频段与单天线配置情况。此外, 特定频段下大气、雨、雾等自然因



素造成的复合式衰减也没有得到充分的研究。现有的测量结果不足以准确地刻画与验证 UAV 通信信道特性。为了更好地探究城市轨道交通场景下的 UAV 通信信道特性,更加全面的信道测量必不可少,特别是对于高频段(毫米波、太赫兹等)、mMIMO、动态环境和极端天气条件下的信道测量,将是评估 UAV 辅助城市轨道交通通信传输性能的关键。

此外, RIS 技术的出现也为 UAV 通信系统设计提供了更多的选择。目前大多数研究主要将 RIS 部署在建筑物的表面,但这会带来诸如部署灵活性差、覆盖性能受限等局限。未来可将 RIS 部署在 UAV 上,通过空中 RIS 来解决 5G 城市轨道交通的通信传输问题。由于 UAV 移动属性的复杂性,建立 UAV RIS 信道模型更具挑战。

最后需要指出,由于 UAV 通信具有高视距概率的优势, UAV 辅助下的自由空间光系统(free space optical, FSO)可以满足城市轨道交通场景下高数据速率传输需求。与传统的陆地传播场景不同,基于 UAV 的 FSO 通信需要考虑更多的系统参数(如光束发散角、光电探测器大小、接收透镜半径等)。虽然基于 UAV 的 FSO 信道建模已经有一些进展,但相关的研究仍处于初级阶段,如何联合设计高效的信道模型并考虑系统参数的影响仍是未来在城市轨道交通场景应用 UAV 辅助的 FSO 通信的关键。

7 5G 城市轨道交通毫米波信道建模

随着智慧城市及智能轨道交通等技术和理念的发展,毫米波通信在城市轨道交通领域得到广泛关注。毫米波通信可以为 5G 城市轨道交通提供高速率无线传输,支撑诸如 4K/8K 超高清视频直播、复杂路段实时监控、虚拟现实/增强现实、智能语音交互等服务^[48]。

(1) 无线信道特性

电磁波在毫米波频段遭受的损耗和衰减相比

6 GHz 以下(sub-6 GHz)的频段要高很多,除路径损耗外,还会受到大气衰减、雨衰和植被衰减等因素的影响^[49]。上述毫米波传播机制与典型特性如图 8 所示。将毫米波通信技术用于 5G 城市轨道交通中除了需要克服与传统毫米波通信场景中类似的高自由空间路径损耗和植被衰减外,还需要克服比 sub-6 GHz 频段更加严重的多普勒效应,其中,文献[50]使用数值模拟的方法研究了在高移动性环境中不同传播条件下 sub-6 GHz 和毫米波频段的信道特征值和信道容量,并对系统性能进行了评估。图 9 显示了毫米波通信技术用于 5G 城市轨道交通场景的示意图。其中,由于城市轨道交通中列车的高移动特性以及毫米波的高频特性,导致多普勒效应尤为显著,进而使得信道的非平稳特征加剧,这为毫米波通信技术在 5G 城市轨道交通场景下的应用带来了更大的挑战。

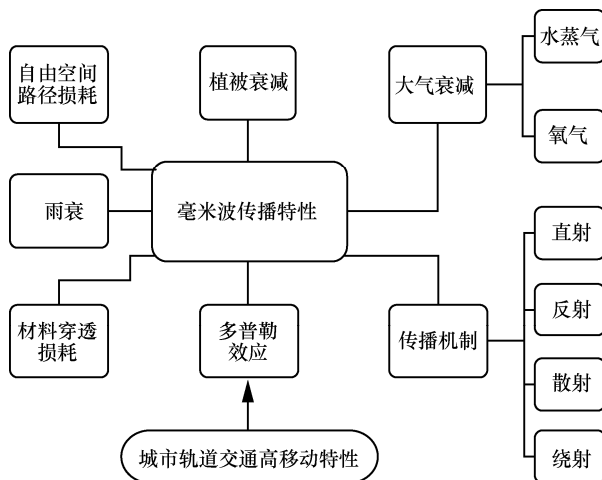


图 8 毫米波典型电波传播机制示意图

(2) 信道建模研究

针对毫米波频段下较高的传播损耗, 5G 通信中 mMIMO 和波束成形等技术可以在一定程度上克服毫米波频段较高的传播损耗^[51], 因为其可以提供更高的增益和更窄的波束。此外, 由于在毫米波频段下天线的孔径明显缩小, mMIMO 可以更加灵活地配置和部署。毫米波频段较高的传播损耗以及与 mMIMO 等最新技术的结合, 使得电

波传播特性与 sub-6 GHz 频段有很大差别。文献[52]和文献[53]分别进行了毫米波频段下 mMIMO 信道的测量和参数分析,并验证了如球面波传播、多径簇的生灭和天线阵列维度上的非平稳等毫米波 mMIMO 信道独有的特性。因此,探索毫米波在城市轨道交通场景下的无线信道特性成为系统设计和部署的关键,而在城市轨道交通场景下的无线信道测量是信道建模的重要支撑。文献[54]开展了地铁车厢内 26~40 GHz 的信道测量,提取了该场景下的路径损耗和功率时延谱,但其测量并没有与 MIMO 技术相结合,从而无法获取毫米波通信信道的角度域参数信息。文献[55]开展了 28 GHz 高速铁路场景下的系统级测量,分析了 28 GHz 毫米波频段下行链路吞吐量等系统级性能指标,但其并没有将测量活动深入无线信道层面,也没有对信道特性进行研究和分析。当前大多数毫米波信道测量工作都集中在静态、非轨道交通场景,如室内场景或室外场景,鲜有工作针对毫米波城市轨道交通场景开展 MIMO 信道测量。一方面 5G 城市轨道交通场景毫米波信道测量需要更大带宽和更高的采样率,另一方面,为了获取毫米波波束的到达角和离开角等角度域参数,需要采用 MIMO 天线阵列开展测量,这也对测量设备性能提出了更高的要求^[56]。

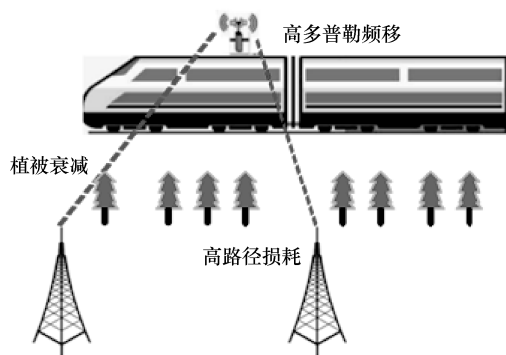


图9 毫米波通信应用于5G城市轨道交通场景及典型信道特性示意图

由于城市轨道交通场景下毫米波信道测量数据较为匮乏,当前该场景下的信道建模大多集中

在理论和仿真研究层面,如使用 GBSM^[57],假设信道中的散射体均匀地分布在规则的几何体表面,从理论和仿真分析中探究毫米波轨道交通信道的传播特性。该方法的优点在于可不依赖信道测量数据进行建模,但其获得的仿真结果也仅限于理论层面。此外,文献[58]使用了射线跟踪技术对 60 GHz 轨道交通场景进行了信道仿真,通过对传播环境、列车以及收发天线的建模,利用射线跟踪仿真模拟了特定场景下的信道传播过程,并通过仿真结果分析了该场景的接收功率、多径时延和角度等特性。

(3) 当前挑战

城市轨道交通场景的高移动性和环境封闭等特点,对毫米波信道测量和建模提出了诸多挑战。如毫米波相较 sub-6 GHz 有更大的带宽,根据奈奎斯特采样理论,这对高速移动环境下的信道探测和数据采样提出了更高的挑战。另一方面,更高的采样速率也带来海量的信道测试数据存储与处理的问题,如何处理和分析这些信道测试数据也成为信道建模的关键。而随着大数据、机器学习等技术的进步,相关算法也可以应用于无线信道建模、分析和预测中,如文献[59]使用了多种机器学习算法来快速预测移动场景中的到达角,相比使用 SAGE 等离线的信道参数估计算法,机器学习可以在损失较小预测精度的情况下快速获取移动场景下时变的到达角参数。因此,采用人工智能、大数据等技术对信道数据特征进行挖掘和分析可以更好地提取毫米波城市轨道交通场景下的信道特性,进而为毫米波通信终端的设计和部署提供支撑。

8 结束语

5G 城市轨道交通技术的发展已经成为我国交通强国、新基建等战略的重要组成部分。当前亟须围绕 5G 城市轨道交通通信系统设计,开展通信场景分类和信道建模,以支撑相关场景下可靠



通信系统的建立。本文在这一背景下,结合 5G 城市轨道交通通信发展的需求,提出了 5G 城市轨道交通电波传播场景的分类,并结合相关分类阐述了城市轨道交通场景信道测量和建模的研究现状。同时,针对 5G 时代人工智能、RIS、UAV 与毫米波等新技术的发展现状,分析探讨了城市轨道交通通信信道研究的问题与挑战,阐述了人工智能在城市轨道交通动态信道特征提取和建模方面的应用思路,分析了基于 RIS 和 UAV 辅助的 5G 城市轨道交通信道建模,还阐述了毫米波频段下 5G 城市轨道交通信道建模的相关事项。在归纳既有成果的基础上,提出了完备的通信场景分类标准,并探讨了未来信道建模发展中存在的一些关键问题,上述内容将有助于 5G 城市轨道交通信道模型的建立,支撑 5G 城市轨道交通场景通信系统的设计与评估。

参考文献:

- [1] AI B, CHENG X, KÜRNER T, et al. Challenges toward wireless communications for high-speed railway[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(5): 2143-2158.
- [2] AI B, HE R S, ZHONG Z D, et al. Radio wave propagation scene partitioning for high-speed rails[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2012: 1-7.
- [3] WANG C X, BIAN J, SUN J, et al. A survey of 5G channel measurements and models[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 3142-3168.
- [4] WANG C X, GHAZAL A, AI B, et al. Channel measurements and models for high-speed train communication systems: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(2): 974-987.
- [5] ZHANG J H, TANG P, YU L, et al. Channel measurements and models for 6G: current status and future outlook[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2020, 21(1): 39-61.
- [6] ZHANG B, ZHONG Z D, HE R S, et al. Measurement-based Markov modeling for multi-link channels in railway communication systems[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(3): 985-999.
- [7] HE R S, ZHONG Z D, AI B, et al. Measurements and analysis of propagation channels in high-speed railway viaducts[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(2): 794-805.
- [8] ZHANG B, ZHONG Z D, HE R S, et al. Measurement-based multiple-scattering model of small-scale fading in high-speed railway cutting scenarios[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2017, 16: 1427-1430.
- [9] LI J Z, AI B, HE R S, et al. Cluster-based 3D channel modeling for massive MIMO in subway station environment[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 6257-6272.
- [10] AI B, GUAN K, ZHONG Z D, et al. Measurement and analysis of extra propagation loss of tunnel curve[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4): 1847-1858.
- [11] WANG J, LI R, WANG J, et al. Artificial intelligence and wireless communications[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2020, 21(10): 1413-1425.
- [12] LIU Y, WANG C X, HUANG J. Recent developments and future challenges in channel measurements and models for 5G and beyond high-speed train communication systems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(9): 50-56.
- [13] AI B, MOLISCH A F, RUPP M, et al. 5G key technologies for smart railways[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2020, 108(6): 856-893.
- [14] HE R S, AI B, MOLISCH A F, et al. Clustering enabled wireless channel modeling using big data algorithms[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(5): 177-183.
- [15] HUANG C, MOLISCH A F, GENG Y L, et al. Trajectory-joint clustering algorithm for time-varying channel modeling[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(1): 1041-1045.
- [16] HUANG C, HE R S, ZHONG Z D, et al. A power-angle-spectrum based clustering and tracking algorithm for time-varying radio channels[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(1): 291-305.
- [17] HUANG C, MOLISCH A F, HE R S, et al. Machine-learning-based data processing techniques for vehicle-to-vehicle channel modeling[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(11): 109-115.
- [18] KURNIAWAN E, ZHIWEI L, SUN S M. Machine learning-based channel classification and its application to IEEE 802.11ad communications[C]//*Proceedings of GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [19] XIAO Z L, WEN H K, MARKHAM A, et al. Non-line-of-sight identification and mitigation using received signal strength[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(3): 1689-1702.
- [20] VAN NGUYEN T, JEONG Y, SHIN H, et al. Machine learning for wideband localization[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(7): 1357-1380.
- [21] HUANG C, MOLISCH A F, HE R S, et al. Machine learning-enabled LOS/NLOS identification for MIMO systems in

- dynamic environments[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(6): 3643-3657.
- [22] YANG M, AI B, HE R S, et al. Machine-learning-based scenario identification using channel characteristics in intelligent vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(7): 3961-3974.
- [23] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [24] LONG R Z, LIANG Y C, PEI Y Y, et al. Active reconfigurable intelligent surface-aided wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(8): 4962-4975.
- [25] JUNG M, SAAD W, DEBBAH M, et al. On the optimality of reconfigurable intelligent surfaces (RISs): passive beamforming, modulation, and resource allocation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(7): 4347-4363.
- [26] SHOJAEIFARD A, WONG K K, DI RENZO M, et al. Massive MIMO-enabled full-duplex cellular networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(11): 4734-4750.
- [27] LIASKOS C, NIE S, TSIOLIRIDOU A, et al. A new wireless communication paradigm through software-controlled metasurfaces[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(9): 162-169.
- [28] YANG B, CAO X L, HUANG C W, et al. Intelligent spectrum learning for wireless networks with reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(4): 3920-3925.
- [29] HUANG C W, ZAPPONE A, ALEXANDROPOULOS G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(8): 4157-4170.
- [30] TAHA A, ZHANG Y, MISMAR F B, et al. Deep reinforcement learning for intelligent reflecting surfaces: towards standalone operation[C]//Proceedings of 2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [31] TANG W K, CHEN M Z, CHEN X Y, et al. Wireless communications with reconfigurable intelligent surface: path loss modeling and experimental measurement[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 421-439.
- [32] BASAR E, YILDIRIM I, KILINC F. Indoor and outdoor physical channel modeling and efficient positioning for reconfigurable intelligent surfaces in mmWave bands[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(9): 1.
- [33] HE R S, SCHNEIDER C, AI B, et al. Propagation channels of 5G millimeter-wave vehicle-to-vehicle communications: recent advances and future challenges[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(1): 16-26.
- [34] DI RENZO M, ZAPPONE A, DEBBAH M, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable intelligent surfaces: how it works, state of research, and the road ahead[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2450-2525.
- [35] RENZO M D, DEBBAH M, PHAN-HUY D T, et al. Smart radio environments empowered by reconfigurable AI meta-surfaces: an idea whose time has come[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019: 129.
- [36] YOU C S, ZHENG B X, ZHANG R. Channel estimation and passive beamforming for intelligent reflecting surface: discrete phase shift and progressive refinement[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2604-2620.
- [37] ZHENG B X, ZHANG R. Intelligent reflecting surface-enhanced OFDM: channel estimation and reflection optimization[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(4): 518-522.
- [38] MATTHIESEN B, BJÖRNSON E, DE CARVALHO E, et al. Intelligent reflecting surface operation under predictable receiver mobility: a continuous time propagation model[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(2): 216-220.
- [39] KHAWAJA W, GUVENC I, MATOLAK D W, et al. A survey of air-to-ground propagation channel modeling for unmanned aerial vehicles[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2361-2391.
- [40] KHUWAJA A A, CHEN Y F, ZHAO N, et al. A survey of channel modeling for UAV communications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 2804-2821.
- [41] CHENG X, LI Y R, WANG C X, et al. A 3-D geometry-based stochastic model for unmanned aerial vehicle MIMO rician fading channels[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(9): 8674-8687.
- [42] JIA H L, CHEN H, WANG S W, et al. 3D non-stationary unmanned aerial vehicles' MIMO channel model[J]. IET Communications, 2019, 13(18): 2941-2945.
- [43] JIANG H, ZHANG Z C, GUI G. Three-dimensional non-stationary wideband geometry-based UAV channel model for A2G communication environments[J]. IEEE Access, 2019, 7: 26116-26122.
- [44] JIANG H, ZHANG Z C, WU L, et al. Three-dimensional geometry-based UAV-MIMO channel modeling for A2G communication environments[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1438-1441.
- [45] JIA R B, LI Y R, CHENG X, et al. 3D geometry-based UAV-MIMO channel modeling and simulation[J]. China Communications, 2018, 15(12): 64-74.
- [46] MA Z F, AI B, HE R S, et al. A wideband non-stationary air-to-air channel model for UAV communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(2): 1214-1226.
- [47] MA Z F, AI B, HE R S, et al. Impact of UAV rotation on MIMO channel characterization for air-to-ground communication systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 12418-12431.
- [48] CUI Y P, FANG X M, YAN L. Hybrid spatial modulation beamforming for mmWave railway communication systems[J].



- IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9597-9606.
- [49] HEMADEH I A, SATYANARAYANA K, EL-HAJJAR M, et al. Millimeter-wave communications: physical channel models, design considerations, antenna constructions, and link-budget[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 20(2): 870-913.
- [50] PFADLER A, BALLESTEROS C, ROMEU J, et al. Hybrid massive MIMO for urban V2I: sub-6 GHz vs mmWave performance assessment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(5): 4652-4662.
- [51] YAN L, FANG X M, FANG Y G. Stable beamforming with low overhead for C/U-plane decoupled HSR wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 6075-6086.
- [52] TARIQ M H, CHONDROULIS I, SKARTSILAS P, et al. MmWave massive MIMO channel measurements for fixed wireless and smart city applications[C]//Proceedings of 2020 IEEE 31st Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [53] HUANG J, WANG C X, FENG R, et al. Multi-frequency mmWave massive MIMO channel measurements and characterization for 5G wireless communication systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(7): 1591-1605.
- [54] MORENO GARCIA-LOYGORRI J, BRISO C, ARNEDO I, et al. Intra-train propagation between 26-40 GHz for 5G applications[C]//Proceedings of 12th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP 2018). Institution of Engineering and Technology, 2018.
- [55] NONAKA N, MURAOKA K, OKUYAMA T, et al. 28 GHz-band experimental trial at 283 km/h using the shinkansen for 5G evolution[C]//Proceedings of 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [56] HE R S, AI B, WANG G P, et al. High-speed railway communications: from GSM-R to LTE-R[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2016, 11(3): 49-58.
- [57] LIU Y, WANG C X, LOPEZ C F, et al. 3D non-stationary wideband tunnel channel models for 5G high-speed train wireless communications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 259-272.
- [58] CHANG Y Y, FURUKAWA M, SUZUKI H, et al. Propagation analysis with ray tracing method for high speed trains environment at 60 GHz[C]//Proceedings of 2015 IEEE 81st Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-5.
- [59] YANG M, AI B, HE R S, et al. Machine-learning-based fast angle-of-arrival recognition for vehicular communications[J].

IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(2): 1592-1605.

[作者简介]



何睿 (1987-), 男, 博士, 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室教授, 主要研究方向为无线传播信道、铁路通信、5G 和 6G 通信。

艾渤 (1974-), 男, 博士, 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室教授、常务副主任, 主要研究方向为无线电传播、信道建模的研究和应用、铁路系统的全球移动通信系统、铁路系统的长期发展。

钟章队 (1962-), 男, 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室教授, 主要研究方向为铁路无线通信、铁路控制理论和技术、GSM-R 系统。

杨汭 (1992-), 男, 博士, 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室副教授, 主要研究方向为信道建模、车对车通信、智能交通系统。

黄晨 (1991-), 男, 北京交通大学博士生, 主要研究方向为通道参数分析和表征、用于时变信道建模的聚类 and 跟踪、基于机器学习的传播信道特征描述技术的应用。

马张枫 (1991-), 男, 北京交通大学博士生, 主要研究方向为无线电传播模型、无人机通信、无线信道建模。

孙桂琪 (1993-), 女, 北京交通大学博士生, 主要研究方向为 RIS 无线信道建模。

米航 (1995-), 男, 北京交通大学博士生, 主要研究方向为毫米波信道建模和可重构智能表面辅助无线通信。

周承毅 (1993-), 男, 北京交通大学硕士生, 主要研究方向为高速铁路通信覆盖扩展技术。

陈瑞凤 (1989-), 女, 博士, 中国铁道科学研究院电子计算技术研究所副研究员, 主要研究方向为智能铁路通信和铁路传感器网络。