DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2210259

基于深度学习的射频电路空间辐射测试系统*

全 智,顾一帆

(深圳大学电子与信息工程学院 深圳 518060)

摘 要:针对射频电路及天线的辐射性能测试需求,提出一种基于机器学习的射频电路空间辐射 OTA 测试系统。系统引入深度学习方法,利用三维空间有限测量数据训练一个全连接深度神经网络(FCDNN)模型,从而估计被测射频电路系统在三维空间各个方向上的辐射性能。为了权衡训练 FCDNN 模型所需的测试点数量与模型预测结果的准确度,进一步提出动态检验模型 准确度,逐步提升训练测试点数量,直到模型精度达到预设要求的解决办法。实验结果表明,相比于现有 OTA 测试系统,所提 出的基于深度学习的测试系统只需约 60% 的测试点,就能精准重构被测射频电路的空间辐射性能,验证了该方案的准确性与 高效性,为行业提供了一种精确却低成本的空间辐射测试技术解决方案。

关键词:射频电路;空间辐射;无线通信;测试系统;深度学习

中图分类号: TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.99

Deep learning-based over-the-air measurement system for RF circuitries

Quan Zhi, Gu Yifan

(College of Electronics and Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: To effectively evaluate the radiation performance of RF front-end circuitries as demanded by the wireless industry, this article proposes a deep learning-based over-the-air (OTA) measurement system. By training a fully-connected deep neural network (FCDNN) with radiation measurements in some test points, we are able to accurately estimate the radiation performance of a RF circuitry in all 3D directions. To balance between the number of radiation measurements for FCDNN training and the estimation accuracy, we further propose to dynamically evaluate the accuracy of the trained model and increase the number of training radiation measurements, until the trained mode can satisfy a predefined accuracy. Experimental results show that the proposed OTA measurement system can accurately reconstruct the radiation performance of a RF circuitry with approximately 60% test points as compared to traditional methods. The proposed OTA measurement system can provide an accurate but cost-effective radiation measurement solution for the wireless industry. **Keywords**:RF circuit; space radiation; wireless communication; measurement system; deep learning

0 引 言

射频发射机与接收机的空间辐射性能是无线通信设备的关键性能指标,主要由射频前端电路系统包括天线整体性能决定^[14]。国际标准化组织蜂窝电信行业协会(cellular telecommunications industry association,TIA)与第三代合作伙伴项目(the 3rd generation partnership project, 3GPP)等规范要求其认证的无线通信设备必须通过在特定微波暗室中三维空间各个方向的发射功率与接收灵敏

收稿日期:2022-08-04 Received Date: 2022-08-04

度测试^[5-6]。然而,现有的射频辐射(over-the-air, OTA)测 试系统受到微波暗室尺寸大小、天线探头数量、转台旋转 精度等物理条件及测试时间限制,其空间分辨力始终受 限。实际应用中,常常需要更高的空间分辨力来评估射频 电路及天线系统在空间各个方向的辐射性能,用于预测无 线通信设备在三维空间上的信号覆盖与接收能力。

为了提升射频 OTA 测试系统的空间分辨力,很多研究人员提出使用更大的微波暗室^[7-9],及部署更多的天线 探头^[10-11],从而通过在三维空间上测试更多点的射频辐 射数据以获得更好的射频辐射空间分辨力。然而,这些

^{*}基金项目:国家重点研发计划专项(2019YFB1803305)资助

方法会占用更大的场地空间,增加测试系统的复杂度,从 而大幅增加测试时间和测试成本。

为了降低测试时间,一些学者提出使用更少的天线 探头或更大的转台旋转步长,通过减少空间上的测试点 数从而节省测试时间^[12-14]。这类方法以牺牲射频电路系 统辐射性能的空间分辨力和测量精度来加快测试速度, 适用于需要快速验证设计的场景。另一方面,为了减少 场地空间占用,一些学者提出使用紧缩场技术在近距离 上实现射频电路空间辐射性能的远场测量^[15-16],但这类 测量方法仍无法有效推断被测设备在未测试点上的射频 电路辐射性能,会引入较高的误差。

为了解决上述瓶颈,本文提出一种基于深度学习的 射频电路空间辐射测试系统。所设计的系统通过三维空 间中有限的测量数据,训练一个全连接深度神经网络 (fully-connected deep neural network, FCDNN)模型,从而 得到被测射频电路系统在整个三维空间中各个方向上的 辐射性能。值得强调的是,现有基于理论模型的推断方 法,如插值法,所能刻画出的函数空间(function space)往 往有限。而射频电路的辐射性能特征是复杂非线性,导 致现有方法很难形成有效近似并确保模型推断的准确 度。FCDNN 模型已被证明为一个通用逼近器(universal approximator)^[17],因此其能够更好的逼近被测设备的真实 空间辐射特性,并准确推断出被测设备在未测试点上的射 频电路辐射性能。实验结果表明,相比于现有直接测试方 法,所设计的系统只需约60%的测试点,就能精准重构被 测射频电路的空间辐射性能,及准确推断出在未测试点上 的测试数据,从而大幅降低了测试时间和测试成本。

1 理论分析

1.1 辐射功率

射频电路系统在微波暗室中三维空间各个方向的辐 射功率是衡量其上行传输性能的关键指标。辐射功率的 测试包括等效全向辐射功率(effective isotropic radiated power, EIRP),以及总辐射功率(total radiated power, TRP)。EIRP 表征天线在各个方向上辐射功率的大小, 其定义为在某一特定极化方式下,天线的功率与给定方 向上天线绝对增益的乘积,可表示为 $EIRP_p(\theta,,\phi,)$,单 位为dBm。下标 $p \in \{\theta,\phi\}$ 用以区别测试时天线探头的 极化方式,包括水平极化 θ ,以及垂直极化 ϕ 。如图1所 示,坐标($\theta,,\phi_r$)表示单位半径球坐标系中的一个点,即 三维空间中一个特定方向上的测试点。其中, $0 \le \theta_r \le \pi$ 为球坐标系的仰角,可通过选取不同的测试天线探头进 行调整, $0 \le \phi_r \le 2\pi$ 为球坐标系的方位角,可通过控制 测试系统转台的角度进行调整。本文针对空间辐射性能 测试的测量结果只与三维空间中的方向有关。为了更好 的体现三维空间中的不同方向,本文在画图时引入了 x、 y、z 轴。值得强调的是,该坐标轴不具备单位,只代表三

y,z轴。值得强调的是,该坐标轴不具备单位,只代表三 维空间中的方向而非位置,在某一特定方向上所测量的 空间辐射性能单位为 dBm。EIRP 的测试原理及步骤如 下:首先,在测试前校准多探头微波暗室系统,衡量固定 的探头天线增益 G_s 、射频电缆损耗 L_{RF} 、以及暗室内自由 空间传播损耗 L_{PL} 。然后,放入被测设备并另其处于最 大发射功率状态。接下来,调整控制转台的方向,并使 天线探头分别采纳水平和垂直的极化方式,测试某一 特定方向上被测设备的 EIRP 值 EIRP = $P_M + L_{RF} - G_s + L_{PL}$,其中 P_M 是探头测得信号平均功率电平。最 后,利用多个部署的探头从而得以衡量各个方向上被 测设备的 EIRP 值。



Fig. 1 3D spatial direction and spherical coordinates with unit radius

等效全向辐射功率的测试给出了被测设备在空间各 个方向上的辐射功率性能,而总辐射功率则反映了其整 体辐射功率情况,定义为空间中各点的 EIRP 值在三维 球面上的积分。由于实际系统所能承载的测试点数量往 往受制于其硬件复杂度,如转台精度、天线探头数目等, 总辐射功率通常采纳数值积分的方式进行计算。当在仰 角坐标上采样 N 个点,即部署 N 个天线探头,方位角坐标 上采样 M 个点,即水平转台可精确转向 M 个角度时,被 测件的总辐射功率如式(1)所示。

$$TRP \cong \frac{\pi}{2NM} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} (EIRP_{\theta}(\theta_{n}, \phi_{m}) + EIRP_{\phi}(\theta_{n}, \phi_{m})) \sin\theta_{n}$$
(1)

1.2 接收灵敏度

前文所述的辐射功率测试主要针对射频电路系统作 为发射机时的性能表现,而其作为接收机时的性能表现 同样至关重要,可以由等效全向灵敏度(effective isotropic sensitivity, EIS)以及总全向灵敏度(total isotropic sensitivity, TIS)进行衡量。EIS的测试可以反应当发射 天线探头在某一极化方式下,被测接收设备针对空间中 特定方向上的灵敏度,可以表示为 $EIS_a(\theta_r, \phi_r)$,单位为 dBm。EIS 的测试原理及步骤如下:首先,需校准多探头 微波暗室系统,得到探头天线增益 G_s 、射频电缆损耗 L_{RF} 、以及暗室内自由空间传播损耗 L_{PL} 。然后,将被测设 备放置于转台上,并调整转台角度,激活某一特定方向上 的天线探头,从而得以测量该方向上的 EIS 值 $EIS = P_T - L_{RF} + G_s - L_{PL}$ 。其中 P_T 是当被测设备的接收误比特率 (bit error rate, BER)小于一个给定门限时,如 10%,天线 探头的最小发射功率。该最小发射功率可以通过缓慢逐 步降低或者升高天线探头的发射功率测得。结合考虑固 定的射频电缆损耗、探头天线增益、传播路损,即可得到 此时接收端的灵敏度。接下来,通过调整转台的方向、激 活不同的天线探头、采纳不同的天线极化方式进行测试, 从而确立被测设备在三维空间各个方向的接收灵敏度。

类似于 EIRP 与 TRP 之间的关系, TIS 反映了被测设 备的整体灵敏度, 可以通过对三维球面上各点 EIS 的值 积分进行计算, 其表达式如式(2) 所示:

$$TIS \approx \frac{2NM}{\pi \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} \left(\frac{1}{EIS_{\theta}(\theta_n, \phi_m)} + \frac{1}{EIS_{\phi}(\theta_n, \phi_m)}\right) \sin\theta_n}$$
(2)

与式(1)不同,式(2)中采纳了 EIS 的倒数进行积分。这是由于被测设备在空间各个方向上的灵敏度往往差异较大,若不采纳倒数,灵敏度较差的测试点,即 EIS_p(θ_r , ϕ_r)值较高的项,会主导式(2)中积分的结果,将导致积分忽略了灵敏度较优的测试点对被测设备整体灵敏度的影响。

1.3 所提出基于深度学习的测试方法

为了准确的测试被测设备在三维空间各个方向上的 EIRP、EIS性能表现,并根据式(1)和(2)衡量被测设备 的 TRP、TIS 性能,现有直接测试方法首先需在图 1 所示 的球坐标系上选取较密集的测试点。然而,实际暗室系 统中每个测试点所需的测试时间成本较高,尤其针对 EIS 测试,需在测试点上不断调整探头的发射功率以穷 搜该点被测设备的接收灵敏度,导致实际测试系统很难 支撑高密集度的测试点。此外,直接测试方法只能获取 测试点上被测设备的辐射性能,缺乏有效准确的模型推 断被测设备在未测试点上的辐射性能,通常会引入较大 的推断误差。因此,现有直接测试方法无论在系统复杂 度、测试精度,还是在测试时间成本方面上均受到了较高 的制约,亟需探寻新的测试方法以解决上述瓶颈。基于 以上原因,本文提出了如下两个关键问题:1)如何充分利 用射频电路测试系统中各个测试点所获取的真实数据, 推断出未测试点的空间辐射性能?2)如何在保证射频电 路测试系统精度的条件下,大幅减少系统所需的测试点 数目? 接下来将围绕以上两个核心问题,提出基于深度 学习的射频电路空间辐射测试系统创新性设计思路。

为了方便阐述,用 $y_{E}(\mathbf{x})$ 表示被测设备的射频电路系统在图1所示的三维空间球面上任意一点的辐射性能指标,其下标 $E \in \{EIRP, EIS\}$ 用以区分 EIRP 或者 EIS 性能。其中,向量 \mathbf{x} 代表三维空间上的任意点,并进一步考虑了测试天线不同的极化方式,可被定义为式(3):

 $\boldsymbol{x} = [p, \theta_r, \phi_r], p \in \{\theta, \phi\}, 0 \le \theta_r \le \pi, 0 \le \phi_r \le 2\pi$ (3)

被测设备射频电路的整个空间辐射特性本质上可以被描述为式(4)中的函数模型 $f_{E}(\cdot)$ 。该函数刻画了 三维空间中的任意点 x,到该点上 EIRP、EIS 性能的映 射关系。

 $y_E(\boldsymbol{x}) = f_E(p, \boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\phi}_r) \tag{4}$

因此,如能利用所设计的射频电路测试系统在有限测量点上所获取的数据,确立式(4)中的映射函数 $f_{\epsilon}(\cdot)$,则能得到被测设备在三维空间上全面完整的辐射性能。然而,实际设备射频电路的辐射特性往往非常复杂,使得该层映射关系很难通过简单理论模型进行求解或者近似。得益于近年来深度学习模型在测试系统相关研究中取得的巨大成功^[18-19],以及深度神经网络构建复杂非线性映射关系时的强大能力,本文将提出通过一个 FCDNN 并基于有限测量点上的数据,确立函数 $f_{\epsilon}(\cdot)$ 的设计思路。

首先,通过测试系统对三维空间上的多个测试点进 行测试,获取真实环境下被测设备射频电路的 EIRP、EIS 数据。接下来,基于所采集的数据,以最小化 FCDNN 推 断数据与真实测量数据之间的均方误差(mean squared error, MSE)为目标,并采纳监督学习(supervised learning)的方式优化 FCDNN 的神经网络参数,该优化问 题可以表示为式(5),能通过现有的随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SCD)^[20]算法进行求解。

$$\underset{\varphi_{E} \ \mathbf{x}}{\operatorname{Min}\mathbb{E}} \left[\tilde{y}_{E}(\mathbf{x}) - y_{E}(\mathbf{x}) \right]^{2} \cong \frac{1}{|\mathbf{X}|} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \left[\tilde{y}_{E}(\mathbf{x}) - y_{E}(\mathbf{x}) \right]^{2}$$
s. t. $\tilde{y}_{E}(\mathbf{x}) = FCDNN_{E}(p, \theta_{r}, \phi_{r}; \varphi_{E})$
(5)

式中:符号 \mathbb{E} [•] 表示数学期望,其所针对的随机变量为 x, X 表示所有测试点的集合, |X|则代表所有测试点的 数量。 $\tilde{y}_{\varepsilon}(x)$ 表示 FCDNN 模型推断出被测设备在x 点 上的辐射性能, $FCDNN_{\varepsilon}(\cdot; \varphi_{\varepsilon})$ 表示全连接深度神经网 络模型,其参数为 φ_{ε} , 下标 E 用以区分针对 EIRP 或者 EIS 的模型。

虽然采纳越密集的测试点往往能训练出越准确的模型,但采纳过于密集的测试点通常很难有效提高模型的 准确度,且将引入实际测试系统难以承载的测试次数以 及时间成本。为了权衡训练 FCDNN 模型所需的测试点 数量与模型预测结果的准确度,将进一步提出通过动态 检验模型准确度,并逐步提升训练测试点数量,直到模型 精度达到预设要求的解决办法,最终构建出基于深度学 习的射频电路空间辐射测试系统。

如图2所示,所设计的射频电路测试系统将先在三 维空间上随机选取 N_{int} 个测试点进行测量并将数据 $\{N_{test}, \mathbf{x}, y_{F}\}$ 存储于验证池中用以后续模型训练准确度 的检验。接下来,系统将随机采集训练测试数据,并确保 训练样本不同于验证样本。如若训练样本与验证样本在 三维空间中距离很近,即训练测试点在验证测试点的周 邻,则训练后的模型通常能在验证集中具备极高的性能 表现。相反,如若训练样本与验证样本在三维空间中间 距均较大,则训练后的模型通常在验证集中的误差也较 大。因此,通过逐步提高训练样本的数量,则能不断提升 模型在验证集中的性能表现,进而在满足一定误差条件 下确立一个较低的训练集样本数量。具体训练步骤如 下,先随机选取 N_{train} 个测试点采集数据 { N_{train} , x, y_{F} },并 将其存储于训练池中。随后,系统将利用训练池中的数 据,围绕式(5)采纳监督学习的方式优化 FCDNN 模型的 神经网络参数。最后,将针对验证池中的样本评估训练 后 FCDNN 模型的准确度,只有当其在验证集中的均方误 差表现优于给定容忍门限时才最终确立模型,否则将进 一步采集 N_{train} 个训练数据存储于训练池中,并利用训练 池中存储的所有数据 $\{N_{tetal}, \mathbf{x}, y_{F}\}$ 重新训练模型、检验模 型准确度,直到满足给定 MSE 容忍门限要求。







2.1 实验环境

本文使用了自主研制的多探头微波暗室(multi-probe anechoic chamber, MPAC)测试系统作为测试环境,其原 理如图 3 (a) 所示,主要由宽带无线通信测试仪(RF communication test instrument)、微波暗室(anechoic chamber)、 天线探头(probe antennas)、高精度转台和控制器(turn table and controller),以及带自动测试软件(automatic test equipment, ATE)的个人电脑组成。其中,为了避免射频 信号在空间辐射测试中的反射以及回波,暗室的内部采 纳了吸波材料从而构建出理想的测试环境。在测试时, 将被测设备(device under test, DUT)放置于转台上,并通 过转台控制器使被测设备在水平面上进行全方位的高精 度转向。在垂直于水平转台的平面上,通常采纳环形均 匀分布的架构在暗室中部署多个天线探头,以测量被测 设备在空间各个方向上的射频电路辐射性能。这些天线 探头与射频转换开关以及空间信道模拟器相连,并由自 主研制的宽带无线通信测试仪进行控制,从而精准的测 量被测设备在空间中不同方向、以及不同无线环境下的 辐射性能。最后,宽带无线通信测试仪以及转台控制器 通过一台个人电脑全局管控,由自主开发的自动测试软 件提供用户接口,进一步实现高效的测试途径,以及可视 化数据的输出和存储。



(a) **多探头微波暗室测试系统框架** (a) Schematic of the MPAC measurement system



(b) 自主研制的MPAC测试系统 (b) The self-developed MPAC measurement system





2.2 实验方法

为了验证所提出的基于深度学习的射频电路空间辐射测试系统的可行性、高效性,以及准确性,接下来将先以 OPPO Reno3 Pro 手机作为被测设备,测量其 802.11 n Wi-Fi 射频电路的空间辐射性能。其中,手机的接入信道

为2.4 GHz 频段下的1号信道,载波中心频率为2412 MHz, 系统带宽为20 MHz,采用的调制与编码策略(modulation and coding scheme, MCS)为 MCS3。

首先,将利用自主研发的 MPAC 测试系统,并基于直接测试方式测量被测设备的 EIRP 以及 EIS,作为后续实验性能比对的基准。在测试点密度方面,我们分别考虑以 30°为间隔,和以 15°为间隔的两种方式,针对图 1 球

坐标系的仰角以及方位角采样确立测试点。结合考虑天 线探头水平与垂直的极化方式,两种不同测试点密度下 的总测量点数分别为 120、528 个。被测设备所测量的 EIRP、EIS 性能如图 4 所示。值得强调的是,与图 1 一 致,图 4 及 5 中的坐标轴不具备单位,只代表三维空间中 的方向而非位置,在某一特定方向上所测量的空间辐射 性能如图中的色柱所示,单位为 dBm。



Fig. 4 OTA performance of DUT based on the conventional method

从图 4 中可以看出被测设备在空间中不同方向上的 辐射性能存在明显差异。此外,越密集的测试点所刻画 出的空间辐射性能越精确,但同时所需的测试点数目也 较高,将导致较高的测试时间以及系统复杂度。

接下来,采纳了所提出的如图 2 所示的基于深度学 习的测试方法测量同一被测设备的空间辐射性能。首 先,将随机采样 N_{test} = 60 个测量点的测试数据以构成实 验的验证集。在训练集方面,将分别额外随机采样 140、 280、420 个测试点上的测量数据,构建出 3 种不同规模的 训练集,并比较他们所训练模型的预测准确度。

在模型的超参方面,每层神经网络的激活函数均为 修正线性单元(rectifiedlinearunit,ReLu)。此外,为了获 得更好的训练模型,我们对采集的数据进行了如式(6) 所示的归一化(normalization)处理。

$$\hat{a} = (a - a) / \sigma_a \tag{6}$$

式中: a 代表原始数据, \bar{a} 表示数据的均值, σ_a 则代表数据的标准差。最后, 采用 SGD 算法, 并以 0.02 作为学习率(learning rate) 训练各个 FCDNN 模型, 训练的迭代次数(epoch)为 15 000。

2.3 数据分析

在神经网络架构方面,表1给出了不同 FCDNN 隐藏 层结构训练的 EIS 模型在测试集中的 MSE 性能表现。 表中 {•}内的元素个数代表隐藏层层数,元素数值表示 各个隐藏层的神经元数量。实验结果表明,采纳每层包 含 64 个神经元的双层隐藏层架构能得到最好的预测性 能。因此,在接下来的实验中将均采纳 { 64, 64 } 作为 FCDNN 的隐藏层架构。在配备了 NVIDIA GeForce RTX 3050 Ti 显卡的笔记本电脑上,每个模型的训练均在十秒 内完成,不会成为测试系统的瓶颈。

表 1 不同 FCDNN 隐藏层结构训练的 EIS 模型在测试集 中的 MSE 性能表现(训练样本数 420,测试样本数 60) Table 1 The MSE of testing data set for the trained EIS model, where the FCDNN hidden layer structures are different (420 training samples, 60 testing samples)

| FCDNN 隐藏层结构 | {64,64} | {32, 32} | {128,128} | {64} | {32,32,32} |
|----------------|---------|----------|-----------|---------|------------|
| 测试集 MSE | 3.816 5 | 5.8505 | 7.8304 | 11.7817 | 9.060 2 |

表 2 所示为不同训练样本数目所训练的 FCDNN 模型 在测试集中的 MSE 误差性能比对。随着训练样本数的增 大,FCDNN 模型能更准确的预测被测设备在未测量点上的 空间辐射性能。此外,当训练样本数从 140 增加到 280 时, 模型预测的准确度获得了大幅提升,而当训练样本数从 280 增加到 420 时,准确度只取得了小幅的增加。因此,为 了减少训练模型所需的测试样本,可以采纳所提出的通过 动态检验模型准确度,并逐渐提升训练样本数的方法。

表 2 不同训练样本数训练的模型在测试集中的 MSE 性能表现(测试样本数 60)

Table 2MSE of testing data set for models trained withdifferent numbers of training samples (60 testing samples)

| 训练集样本数 | 140 | 280 | 420 |
|---------|---------|----------|---------|
| 测试集 MSE | 8.103 5 | 4. 435 2 | 3.722 3 |

图 5 所示为不同训练集规模下的 3 个 FCDNN 模型 所推断出的被测设备射频电路的空间辐射性能。相比于 图 4(b)和(d)中直接测试方法在高密度测试点下的测量 结果,可以看出随着训练样本数的增加,所提出的基于深 度学习测试方法能够准确的刻画出被测设备的空间辐射 性能。此外,当训练样本数为 280 时,所提出的方法得到 的测量结果趋近于直接测试方法采纳 528 个测试点时的 结果。因此,这一观测结果验证了所提基于深度学习测 试方法的可行性、高效性与准确性。

3 实际应用内容

在实际应用方面,表3所示为直接测试方法与所提 出的基于深度学习的测试方法针对不同被测设备 TRP、 TIS 测试结果与测试点数的比对。被测设备均采纳如下 参数:协议为 802.11 n,信道为 5 GHz 频段下的 36 号信 道,系统带宽为20 MHz,调制与编码策略为 MCSO。为了 形成有效的统计结果,表中的平均值为相应测试方法 10 次独立测量下的平均值,90% 置信区间为排除一个最 偏离平均值结果后的测量范围。在直接测试方法中,我 们分别针对三维球面采样了 528 个点以及 384 个点进行 EIRP、EIS 的测量并计算出 TRP、TIS。在所提出的测试 方法中,采纳 N_{test} = 60 构建测试集,并采纳 N_{testa} = 140 作为系统每次采集训练样本的个数。以6作为系统评 估模型时的 MSE 门限。在测试中,所设计的系统只需 采集两轮训练数据,即280个测试点上的数据,就可达 到所需的测试集 MSE 门限要求。考虑系统需采集 60个测试点上的数据作为测试集,因而所提出的基于 深度学习的测试方法共需要采集 340 个测试点上的数 据用以训练、测试。最后,当模型完成训练后,将分别 利用训练好的模型推断出3个被测设备在空间各个方 向上的 EIRP、EIS 值,并基于推断的结果计算设备的 TRP、TIS。实验结果表明,相比于直接测试方法,所提 出的基于深度学习的测试方法能得到精准的 TRP、TIS 测量结果,却只需约60%的测试点。此外,在采纳相近 测量点条件下,所提基于深度学习方法的测量精度显 著高于直接测量法,从而大幅提升了测试效率并降低 了系统硬件复杂度。



(e) 被测设备EIS性能,训练样本数280(e) EIS performance of DUT with 280 training samples



(f) 被测设备EIS性能,训练样本数420 (f) EIS performance of DUT with 420 training samples

图 5 基于所提深度学习测试方法的被测设备空间辐射性能

Fig. 5 Over-the-air performance of DUT based on the proposed deep learning method

表 3 直接测试方法与所提出测试方法针对不同被测设备 TRP、TIS 测试结果与测试点数的统计结果比对 Table 3 Comparison between direct and proposed methods in terms of statistical TRP, TIS measurements for different devices, and number of measurement samples

| | 小米 5 | | 小米 10s | | 华为荣耀 9 | |
|--------------------|-------------|------------------|-------------|------------------|-------------|------------------|
| 测试方法 | 平均值 /dBm | 90% 置信区间 /dBm | 平均值 /dBm | 90% 置信区间 /dBm | 平均值 /dBm | 90% 置信区间 /dBm |
| 直接方法 TRP(384 个测量点) | 7.99 | [7.75, 8.22] | 9.02 | [8.81,9.22] | 10.49 | [10.34, 10.69] |
| 直接方法 TRP(528 个测量点) | 8.31 | [8.04,8.50] | 9.41 | [9.19,9.61] | 10.62 | [10.43, 10.74] |
| 所提方法 TRP(340 个测量点) | 8.34 | [7.94, 8.54] | 9.38 | [9.10, 9.72] | 10.56 | [10.22, 10.79] |
| 直接方法 TIS(384 个测量点) | -82.06 | [-82.17, -81.99] | -85.61 | [-86.68, -85.58] | -85.02 | [-85.08, -84.90] |
| 直接方法 TIS(528 个测量点) | -82.37 | [-82.48, -82.30] | -85.96 | [-86.08, -85.84] | -85.14 | [-85.18, -85.08] |
| 所提方法 TIS(340 个测量点) | -82.40 | [-82.65, -82.24] | 86.02 | [-86.23, -85.77] | -85.16 | [-85.26, -84.94] |

4 结 论

本文提出了基于深度学习的射频电路空间辐射测 试系统。通过利用有限测量数据训练一个全连接深度 神经网络模型,从而得到被测射频电路系统在整个三 维空间各个方向上的辐射性能。此外,为了权衡训练 模型所需的测试点数量与模型预测结果的准确度,进 一步提出了通过动态检验模型准确度逐步提升训练样 本数量的解决办法。实验结果表明,相比于现有 OTA 测试系统采纳了 528 个测试点的方案,所提出的基于 深度学习的测试系统只需 340 个测试点,就能精准重 构出被测设备射频电路的空间辐射特性,并得到准确 的 TRP、TIS 测量结果。而现有直接测试方法在采纳较 少测试点数目时,会引入较高的测试误差。因此,所设 计的测试系统为行业提供了一种高效精确却低成本的 射频测试技术解决方案。最后,后续的研究工作可以 围绕采纳不同神经网络架构、以及高维度的模型建立 进行展开。

参考文献

- [1] ZHANG P, YANG X L, CHEN J Q, et al. A survey of testing for 5G: Solutions, opportunities, and challenges[J]. China Communications, 2019, 16(1): 69-85.
- [2] 祝思婷,谢江,安旭东,等. 5G 终端 MIMO OTA 测试 与标准化研究进展[J].安全与电磁兼容,2021(4): 17-23.

ZHU S T, XIE J, AN X D, et al. OTA test and standardization trend of 5G MIMO end devices [J]. Safety and EMC, 2021(4): 17-23.

- [3] 李勇,徐黎,李文. 5G 基站天线 OTA 测试方法研究[J]. 移动通信, 2018, 42(6): 7-10.
 LI Y, XU L, LI W. Methodologies of 5G base station antenna OTA test[J]. Mobile Communications, 2018, 42(6): 7-10.
- [4] 马楠,余菲,杨晓丽,等. 5G 终端 MIMO OTA 测试 方法研究现状与展望[J].电信科学,2021,37(2):

22-31.

MA N, YU F, YANG X L, et al. Research status and prospect of MIMO OTA test methods for 5G terminals[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(2): 22-31.

- [5] Verification of radiated multi-antenna reception performance of user equipment (UE)[S]. 3rd Generation Partnership Project, 2016.
- [6] Test plan for 2×2 downlink MIMO and transmit diversity over-the-air performance [S]. Washington, CTIA Certification, 2016.
- FAN W, CARTON I, KYÖSTI P, et al. A step toward 5G in 2020: Low-cost OTA performance evaluation of massive MIMO base stations [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2016, 59 (1): 38-47.
- [8] FAN W, KYÖSTI P, NIELSEN J Ø, et al. Wideband MIMO channel capacity analysis in multiprobe anechoic chamber setups [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(5): 2861-2871.
- [9] KYÖSTI P, HENTILÄ L, FAN W, et al. On radiated performance evaluation of massive MIMO devices in multiprobe anechoic chamber OTA setups [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2018, 66(10): 5485-5497.
- [10] KHATUN A, LAITINEN T, KOLMONEN V, et al. Dependence of error level on the number of probes in over-the-air multiprobe test systems [J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2012,2012.
- [11] KHATUN A, HANEDA K, HEINO M, et al. Feasibility of multi-probe over-the-air antenna test methods for frequencies above 6 GHz[C]. Loughborough Antennas & Propagation Conference (LAPC), 2015.
- [12] QI Y H, JARMUSZEWSKI P, ZHOU Q M, et al. An efficient TIS measurement technique based on RSSI for wireless mobile stations [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59 (9): 2414-2419.
- [13] SHEN P H, QI Y H, YU W, et al. Fast method for OTA performance testing of transmit-receive cofrequency mobile terminal [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2016, 58(4): 1367-1374.
- [14] LLORENTE I C, FAN W, PEDERSEN G F. MIMO OTA testing in small multi-probe anechoic chamber setups [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation

Letters, 2015(15): 1167-1170.

- [15] TANG J Z, CHEN X M, MENG X S, et al. Compact antenna test range using very small F/D transmitarray based on amplitude modification and phase modulation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022(71): 1-14.
- [16] QIAO Z L, XIE Y J, WANG Z P, et al. Exploring OTA testing for massive MIMO base stations in small region[C]. Sixth Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP), 2017.
- [17] KRATSIOS A, IEVGEN B. Non-euclidean universal approximation [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020(33): 10635-10646.
- [18] 宋浏阳,李石,王芃鑫,等.基于动态统计滤波与深度学习的智能故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(7):39-46.
 SONG L Y, LI SH, WANG P X, et al. Intelligent fault diagnosis method based on dynamic statistical filtering and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(7):39-46.
- [19] 温江涛,王涛,孙洁娣,等.基于深度迁移学习的复杂环境下油气管道周界入侵事件识别[J].仪器仪表学报,2019,40(8):12-19.
 WEN J T, WANG T, SUN J D, et al. Perimeter intrusion event identification of oil and gas pipelines under complex conditions based on deep transfer learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (8): 12-19.
- [20] ROBBINS H, SUTTON M. A stochastic approximation method [J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1951: 400-407.

作者简介



全智,1999年于北京邮电大学获得通信 工程学士学位,2009年于美国加州大学洛杉 矶分校(UCLA)获得电子工程博士学位,现 为深圳大学电子与信息工程学院特聘教授 (博士生导师),鹏城实验室先进通信环境创

新研究所总师,主要研究方向为无线通信系统、射频系统校 准与测量、数据驱动信号处理及机器学习。

E-mail: zquan@ szu. edu. cn

Quan Zhi received his B. Sc. degree in communication engineering from Beijing University of Posts and Telecommunications in 1999, and received his Ph. D. degree in electrical engineering from UCLA in 2009. He is currently a distinguished professor with the College of Electrical and Information Engineering at Shenzhen University (doctoral supervisor), and the chief technology officer with the Department of Advanced Communication Environment Innovation, Pengcheng Laboratory. His main research interests include wireless communication systems, RF calibration and measurement systems, data-driven signal processing, and machine learning.



顾一帆(通信作者),2015年于澳大利 亚悉尼大学及大连理工大学分别获得电子 工程,及计算机学士学位,2019年于澳大利 亚悉尼大学获得通信工程博士学位,现为深 圳大学电子与信息工程学院助理教授,主要 研究方向为无线通信系统、射频系统校准与测量、信息年龄、 及图神经网络。

E-mail: yifan. gu@ szu. edu. cn

Gu Yifan (Corresponding author) received his B. Sc. degree in electrical engineering from the University of Sydney, and B. Sc. degree in computer science from Dalian University of Technology in 2015. He received his Ph. D. degree in communication engineering from the University of Sydney in 2019. He is currently an assistant professor with the College of Electrical and Information Engineering at Shenzhen University. His main research interests include wireless communication systems, RF calibration and measurement systems, age-ofinformation, and graph neural network.