

基于改进随机森林算法与多尺度卷积神经网络的 频率选择表面敏捷设计

王义富¹, 廖广昕², 李华萍¹, 任燕飞^{1,2}, 黄浩然², 蒋伟², 郑沈理², 郭嘉诚², 杜力², 杜源²

(1. 中国西南电子技术研究所, 四川 成都 610036; 2. 南京大学电子科学与工程学院, 江苏 南京 210023)

摘要: 针对传统频率选择表面 (FSS) 结合神经网络的设计存在预测偏差大、数据集成本高的问题, 提出基于改进随机森林 (RF) 与多尺度卷积神经网络 (MS-CNN) 的 FSS 敏捷设计框架。改进 RF 通过电磁特性分裂准则与多特征交互评估, 优化采样策略, 构建高质量数据集, 达到均方误差 (MSE) < 2.0 的预测精度仅需 1 157 组样本, 较传统采样减少 61%; MS-CNN 采用 3×1、5×1、7×1 多尺度卷积核提取电磁响应特征, 结合频率梯度损失函数, 0°/70° 入射角下 TE/TM 双极化 S_{21} 曲线预测 MSE 低至 2.2。以 MS-CNN 为预测代理, 结合粒子群优化 (PSO) 的逆向设计, 输出满足 25~33 GHz 频段 $S_{21} \geq -1.5$ dB、0°~70° 入射角稳定、双极化适配的 FSS 参数, 经 HFSS 验证达标, 同时在 20~28 GHz 验证了模型泛化性。

关键词: 频率选择表面; 随机森林算法; 多尺度卷积神经网络; 粒子群优化

中图分类号: TN95

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026013

Integrating improved random forest algorithm and multi-scale convolutional neural network for agile design of frequency selective surface

Wang Yifu¹, Liao Guangxin², Li Huaping¹, Ren Yanfei^{1,2}, Huang Haoran²,
Jiang Wei², Zheng Shenli², Guo Jiacheng², Du Li², Du Yuan²

1. Southwest China Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China

2. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: To address the issues of large prediction deviation and high dataset cost in traditional frequency selective surface (FSS) design combined with neural networks, an agile FSS design framework based on improved random forest (RF) and multi-scale convolutional neural network (MS-CNN) was proposed. In the framework, the improved RF optimized the sampling strategy through electromagnetic characteristic splitting criteria and multi-feature interaction evaluation to construct a high-quality dataset—only 1 157 samples were needed to achieve a prediction mean squared error (MSE) < 2.0, reducing the sample size by 61% compared with traditional sampling. The MS-CNN used 3×1, 5×1, and 7×1 multi-scale convolution kernels to extract electromagnetic response features, and combined with a frequency gradient loss function; the prediction MSE of TE/TM dual-polarization S_{21} curves at 0°/70° incident angles was as low as 2.2. With MS-CNN as the prediction agent, reverse design combined with particle swarm optimization (PSO) was conducted to output FSS parameters meeting the requirements: $S_{21} \geq -1.5$ dB in the 25~33 GHz band, stable response at 0°~70° incident angles, and dual-polarization adaptation. The parameters were verified to meet the standards via HFSS, and the model's generalization was validated in the 20~28 GHz band. This framework provides an efficient solution for the agile design of wideband, multi-polarization, and wide-angle FSS.

Keywords: frequency selective surface, Random forest algorithm, multi-scale convolutional neural network, PSO

收稿日期: 2025-11-03; 修回日期: 2026-01-14

通信作者: 杜源, yuandu@nju.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2021YFA0717700); 江苏省双创团队基金资助项目 (No.JSSCTD202202)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFA0717700), Jiangsu Province Double Creation Team (No.JSSCTD202202)

0 引言

随着 6G、空天地一体化网络等新型无线通信系统加速演进,电磁频谱资源的动态性挑战持续加剧,其稀缺性压力日益凸显。如何高效利用频谱资源、优化电磁系统性能,已成为下一代智能无线通信发展的核心需求^[1]。

多智能超表面的信道空间调控抗干扰方案^[2],为频率选择表面(FSS)^[3]在 6G 动态频谱接入(DSA)场景的应用奠定基础。DSA 是破解频谱稀缺的核心技术^[4],但面临频谱动态变化、多用户干扰等挑战。FSS 可通过周期性单元排布实现特定频段电磁波的选择透射、反射或吸收,凭借精准的频段透射特性阻断非目标干扰信号;无源可重构智能超表面的室内信号覆盖优化方案^[5],为 FSS 通信场景落地提供了参考。FSS 在智能频谱感知滤波、动态频谱接入电磁防护及下一代通信设备性能优化中作用显著^[6]。在 6G 室内场景下,FSS 结合宽带选频与无源调控能力,可提升室内全域通信质量,其设计性能直接决定频谱利用效率与通信系统稳定性。

智能频谱应用场景对 FSS 提出宽带宽、多极化适配、大入射角稳定响应的高要求。而传统 FSS 设计因依赖专家经验与全波仿真存在三大瓶颈:一是多维度几何参数强耦合,专家经验仅适用于简单结构,复杂多目标场景需手动调参并反复仿真,参数优化效率低^[7];二是有限元法等数值方法单次仿真耗时久,多目标优化迭代次数多,计算成本高昂、设计周期长;三是易陷入局部最优,难以在高维参数空间探索兼顾宽带、宽角、双极化的全局最优方案,无法适配 6G 系统对 FSS 的敏捷设计需求。

为应对上述挑战,近年来基于深度学习的电磁器件设计方法逐渐成为研究热点并受到广泛关注^[8-10]。神经网络具备强大的非线性映射能力,为解决 FSS 设计难题提供了全新途径^[11-12]。但现有机器学习方法在应用中仍存在诸多局限性:第一,数据集构建效率低下,现有方法采用均匀采样构建数据集,为达到精度需大量样本,同时产生大量冗余样本;这些采样方法未量化参数间的耦合效应,导致数据集信息增益低;第二,模型预测精度与物理一致性不足^[13],现有模型多采用单尺度卷积核或简单全连接网络等相对简单模型,难以捕捉电磁响应特征——谐振谷点、通带滚降特性与宽角稳定性^[14]无法被同时精准提取;第三,设计收敛性与实用性不

足,现有设计多采用由性能到参数的“一步步”映射模型,未充分融合电磁物理约束与全局优化算法,同时模型预测偏差在优化过程中会不断传播,导致设计易陷入局部最优解^[15];第四,泛化能力受限,现有模型多针对特定频段的 FSS 设计,跨频段泛化性不足^[16]。综上,传统 FSS 设计方法的低效率与现有机器学习方法在数据集成本、预测精度、逆向设计实用性及泛化能力上的局限性,共同构成了 6G 智能频谱应用中 FSS 敏捷设计的核心技术瓶颈。

针对上述问题,本文提出融合多尺度卷积神经网络(MS-CNN)^[17-18]与改进随机森林(RF)^[19-20]算法的 FSS 逆向设计框架。其中,MS-CNN 是在卷积神经网络(CNN)基础上发展而来的深度学习模型架构,能够通过不同尺寸的卷积核,在多个尺度上对电磁数据进行特征提取,小尺度卷积核可捕捉电磁响应中的细节信息,大尺度卷积核则能把握整体特征趋势。同时,将智能频谱场景下的电磁约束(如频段匹配、极化兼容性)与物理规律融入网络训练过程,减少不符合频谱应用需求的局部最优解。此外,本文采用改进的 RF 算法,通过构建多个决策树对数据集的高维输入进行评估,并调整采样策略,实现数据集的高质量构建。

1 数据驱动的 FSS 敏捷设计流程

辅助设计框架如图 1 所示,由图 1 可以看出,基于 MS-CNN 的 FSS 逆向设计流程主要分为 4 个阶段:1)物理建模与设计变量定义,首先建立 FSS 物理模型,并明确几何参数作为设计变量;2)高质量数据集构建,在初始仿真数据集的基础上,引入改进的 RF 算法,优化采样策略,提升数据集质量;3)正向预测网络建模,利用 MS-CNN 学习 FSS 几何参数(输入)与电磁响应(输出)之间的非线性映射规律,建立高效的性能预测模型;4)逆向设计与优化,以 MS-CNN 正向预测网络替代耗时的全波仿真作为电磁响应性能评估代理,结合粒子群优化(PSO)搜索最优参数,实现 FSS 的敏捷设计。

1.1 FSS 建模

本文目标是实现 25~33 GHz 宽频带、多极化、宽角域的 FSS 敏捷设计。为满足设计需求,选用 3 层正六边形 FSS 结构,如图 2 所示。其几何参数由 Gap、 R_{out} 、 w 这 3 个变量决定,其中, t_{mp} 和 t_{xc} 分别表示蒙皮和中介质的厚度。

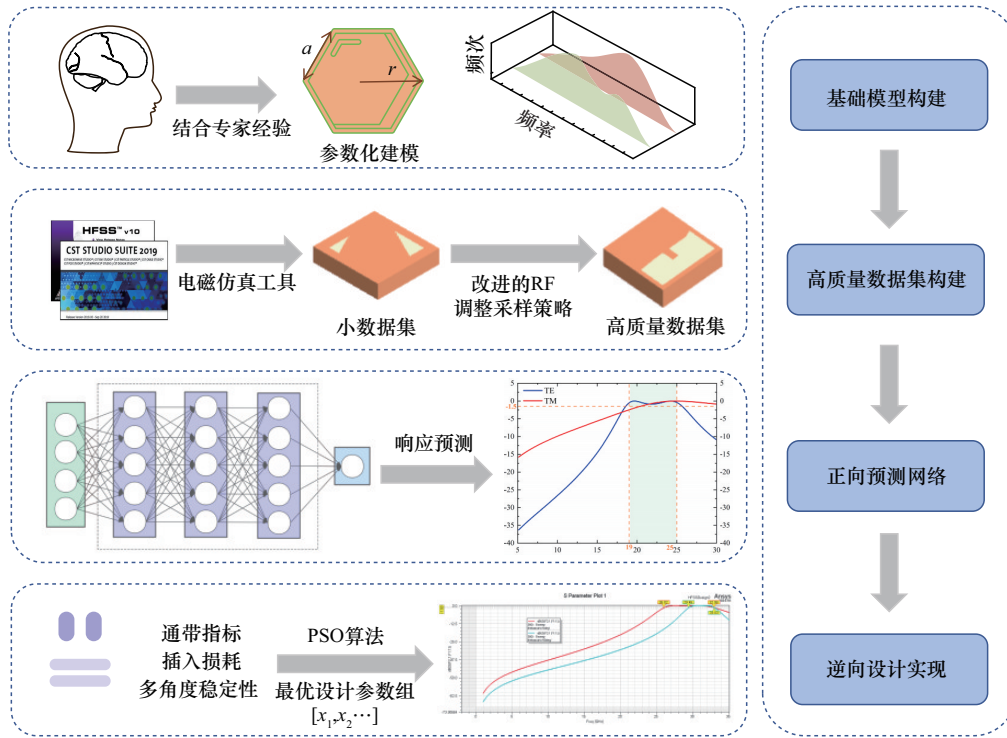


图1 辅助设计框架

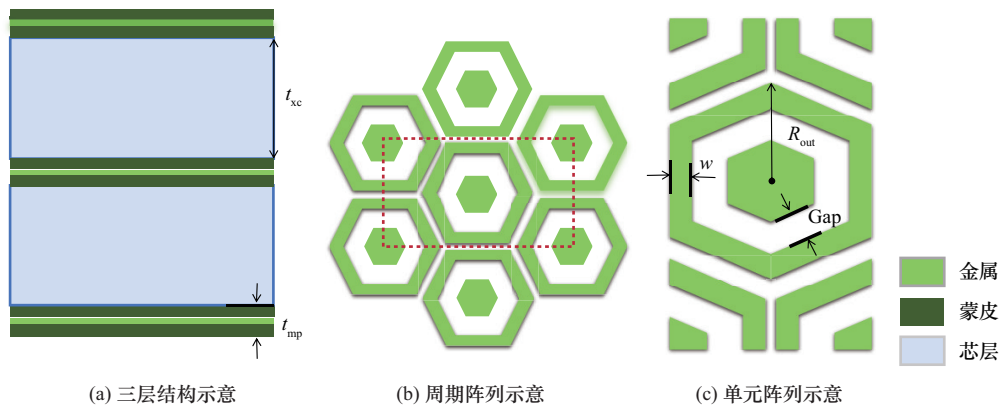


图2 3层正六边形FSS结构

3层结构相较于传统单层或双层FSS, 利用层间耦合显著增强了电磁波的透射与反射特性, 更易获得宽带性能, 并保证在多极化条件与不同入射角下的稳定性。本文通过设定入射角 θ_{scan} , 分析不同角度下的电磁响应。最终, 在 15.1~35 GHz 范围内, 分别在 TE 极化和 TM 极化下提取 400 个频点。

1.2 高质量数据集构建

高质量数据集是性能预测与逆向优化的基础, 通过构建一个分布均衡、信息丰富且冗余度低的数据集, 能显著减少训练与仿真成本。本文引入改进的 RF 算法, 对设计参数进行敏感性分析, 依据特征重要性排序, 识别对电磁响应影响显著的高敏感

参数 (如 R_{out}) 与影响相对较弱的低敏感参数 (如 t_{xc})。在采样方法上, 优先保证高敏感参数的采样密度与覆盖度, 保留关键电磁响应的特征频段数据; 对低敏感参数, 则减少其在无明显性能差异区间内的重复采样, 为后续正向网络建模与逆向设计提供更加高效的数据支持。

1.3 基于神经网络的正向预测

正向预测是指在 FSS 设计中, 基于已知的几何结构参数 (如 Gap 等), 通过神经网络建立参数与电磁响应之间的映射关系。本质是输入几何参数到输出性能指标的过程, 目标是准确复现 FSS 的电磁行为, 为后续设计优化提供性能评估依据。本文正向

预测网络以 MS-CNN 模型为核心实现：输入是六维几何参数向量，输出是双极化 (TE/TM) S_{21} 曲线。

1.4 基于深度学习的数据驱动逆向设计

逆向设计的核心思想是：以神经网络替代全波仿真，结合优化算法在参数空间中迭代，获得满足既定性能指标的 FSS 结构。这一过程结合神经网络的快速预测能力和优化算法的探索能力，旨在在高维设计空间中快速收敛到可行解，克服传统方法依赖专家经验、效率低下等局限。本文 MS-CNN 模型被用作高效的电磁响应预测代理，同时结合 PSO 算法^[21]的全局搜索能力，在多维参数空间找到满足设计条件的最优参数组合。

2 基于改进的 RF 算法的数据集构建

RF 算法在处理高维数据和评估特征重要性方面的优势，为解决此类问题提供了新的思路。本文提出一种改进的 RF，旨在更精准地评估这 6 个参数的特征敏感性，为 FSS 的优化设计提供有力支持。

2.1 改进的 RF 算法原理

2.1.1 结合物理信息的单特征分裂准则

节点分裂是 RF 决策树搭建过程中的核心操作，指将决策树中一个包含多个样本的父节点，依据特定规则划分为两个或多个包含不同样本子集的子节点，目的是让子节点内样本的特征或输出更具一致性，提升决策树对数据规律的捕捉能力。分裂准则函数则是指导节点分裂的依据，用于衡量不同分裂方式的优劣，选择最优分裂特征与分裂阈值。

在节点分裂标准方面，考虑到 FSS 的电磁性能具有特定的物理规律，引入基于电磁特性的分裂标准。例如，结合 FSS 的传输系数 S_{21} 等电磁指标，构建新的分裂准则函数。假设当前节点的样本集合为 D ，定义新的分裂准则函数式为

$$\text{EM_score}(D) = \sum_{d \in D} w |S_{21}(d) - \bar{S}_{21}(D)| \quad (1)$$

其中， w 为频段权重系数（用于平衡关键频段的传输特性）， $\bar{S}_{21}(D)$ 为样本集合的传输系数均值， $|D|$ 表示样本集合 D 的样本数量。当分裂节点时，优先选择能使该准则函数值差异最大化的特征，这样可以更有效地捕捉参数与电磁性能之间的关系。

2.1.2 多特征交互的联合评估机制

FSS 的电磁响应本质上是多参数协同作用的结果，如蒙皮厚度 t_{mp} 与贴片半径 R_{out} 等多个参数共同

决定谐振频率，需要关注多个几何参数间的耦合效应。为此，本文进一步引入互信息理论，量化特征与传输系数的独立相关性及其对特征的协同影响。

对于某一特征 X_i 对传输系数 Y 的信息贡献表达式为

$$I(X_i; Y) = H(Y) - H(Y|X_i) \quad (2)$$

其中， $H(Y)$ 为 Y 的信息熵， $H(Y|X_i)$ 给定 X_i 时 Y 的条件熵。该指标反映单特征对电磁性能的独立解释能力。

对于多个衡量特征 X_i 与 X_j 共同作用时对 Y 的信息增益表达式为

$$I(X_i, X_j; Y) = H(Y) - H(Y|X_i, X_j) \quad (3)$$

该指标捕捉参数之间耦合效应。

为融合单特征物理关联与特征交互效应，定义改进的分裂评分函数表达式为

$$\text{Score}(D, f) = \alpha \cdot \text{EM_score}(f) + (1 - \alpha) \cdot I(f; Y) + \beta \sum_{j \neq i} I(f, f_j; Y) \quad (4)$$

其中， f 为待评估特征； α 为电磁指标权重 ($0 \leq \alpha \leq 1$)，当 $\alpha=1$ 时为纯单参数导向分裂； β 为交互效应权重，由于本文设置为 3 层 FSS 结构，参数耦合较强时，设置 β 至少为 0.4，增大 β 可强化特征对的协同评估。

改进 RF 以单决策树物理导向改进为基础，多树集成稳定评估为手段，特征重要性驱动采样优化为目标，每棵决策树均采用电磁特性分裂准则结合多特征交互评估替代传统 RF 分裂指标，再通过采样生成独立训练集构建森林，集成过程对单树输出的分裂增益、互信息值等中间评估数据进行统计平均，抵消随机误差后输出稳定的参数敏感性排序，进而指导采样策略优化。

2.2 数据集构建

2.2.1 基础数据集收集

小数据集参数范围如表 1 所示，参数范围为 15.1~35 GHz，分别在 TE 和 TM 两种极化方式下，均匀取 S_{21} 曲线上 200 个频点，在 HFSS 中进行仿真，构建了一个 216 组样本的基础数据集。

2.2.2 基于特征重要性的高质量数据集生成

特征重要性评估方法如图 3 所示。该方法基于改进 RF 算法展开，决策树输入为六维参数与电磁响应数据的组合样本，输出为服务于特征重要性评估的中间评估数据，具体过程如下。

表 1 小数据集参数范围

| 对应参数 | 取值范围 | 步长 | 总计 |
|--------------|-------------|------|-----|
| R_{out}/mm | [2.1,2.5] | 0.2 | 3 |
| Gap/mm | [1.1,1.5] | 0.2 | 3 |
| w/mm | [0.04,0.12] | 0.04 | 3 |
| t_{mp}/mm | [0.05,0.15] | 0.1 | 2 |
| t_{xc}/mm | [2,2.4] | 0.4 | 2 |
| thetascan | [0°,70°] | 70° | 2 |
| | | | 216 |

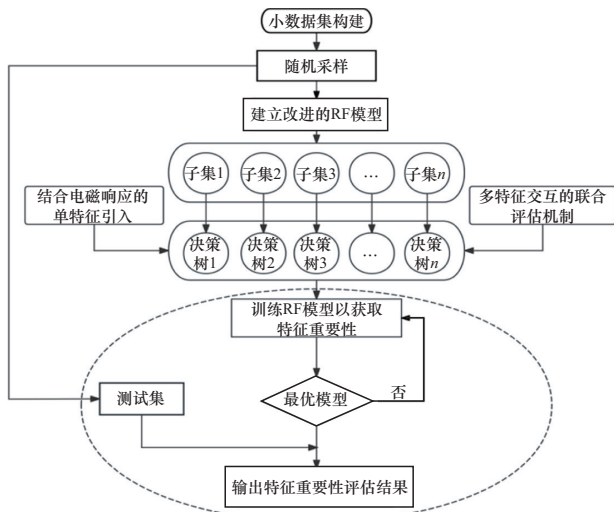


图 3 特征重要性评估方法

步骤 1 基础数据集准备。以包含 216 组样本的基础数据集为支撑，该数据集涵盖六维几何参数 [Gap、 w 、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{xc} 、thetascan] 及对应 15.1~35 GHz 频段 TE/TM 双极化下的 S_{21} 曲线，所有输入参数经归一化映射到 [0,1] 区间消除量纲差异后，作为评估的原始数据。

步骤 2 随机采样与初始化。通过有放回随机采样生成 n 个独立样本集（经过交叉验证，本文 n 取 50），每个训练集规模与基础数据集一致，每个样本集训练 1 棵决策树，设置分类终止条件。

步骤 3 节点分裂。采用融合电磁特性与多特征交互的评分函数，既通过 EM_score 准则量化特征与 S_{21} 传输系数的物理关联，又借助互信息理论计算单特征对电磁性能的独立贡献及特征对的协同增益。

步骤 4 交互评估。针对每个特征，累积其在单棵决策树所有分裂节点的分裂增益，经 n 棵

树的平均化处理抵消随机误差，得到单特征独立重要性；同时，计算该特征与其他所有特征的联合分裂增益并取平均值，获得多特征交互重要性。

步骤 5 输出结果。将单特征重要性与交互重要性按预设 α 和 β 融合，得到各特征的最终重要性评分，经排序后形成稳定的特征重要性结果，为后续数据集采样策略优化提供核心依据。

步骤 6 根据特征重要性评估结果调整采样策略。具体来说，加密高敏感性参数采样：对于输出影响显著的参数，在其取值范围内增加采样点数量。例如 R_{out} 若按等间距采样，共 3 个采样点；在得知其敏感性高后，可缩小间距至 0.05mm，采样点增加到 9 个，这样能获取更多不同 R_{out} 值下 FSS 的频率响应数据，更细致地研究其变化对输出的影响。稀疏低敏感性参数采样：对于敏感性较低的参数，如 t_{xc} ，在原研究中其对频率响应向量影响较小，适当减少采样点。

步骤 7 重复上述步骤，迭代至大于 5 000 组数据。

3 基于 MS-CNN 的正向网络构建

MS-CNN 旨在提取和融合 FSS 频率响应的多尺度特征。FSS 的电磁响应是几何参数与电磁波相互作用的非线性映射结果，其核心特征可从 3 个尺度解析。

1) 局部尺度：由几何单元结构 (Gap、 w 、 R_{out}) 决定的谐振谷点位置与深度。如 Gap 增加会导致谐振频率偏移。

2) 中尺度：多层 FSS 的层间距离 (t_{mp} 、 t_{xc}) 调控的通带边缘滚降特性。层间耦合强度随 t_{mp} 增加而减弱，导致通带收缩。

3) 全局尺度：周期结构的整体电磁响应，如大入射角 (70°) 下的极化稳定性。全局特征由多参数决定，对应电磁超材料理论中的布拉格散射与模式简并现象。

神经网络模型如图 4 所示，输入为六维几何参数向量 [Gap、 w 、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{xc} 、thetascan]，输出为双极化 S_{21} 曲线，原始的几何参数向量首先通过一个线性层，映射为一个高维的包含耦合信息的特征向量。网络采用 3 层一维卷积（核尺寸为 3、5、7）处理六维参数。通过多尺度卷积核处理参数特征，输出 S_{21} 曲线上 400 个点的预测值。

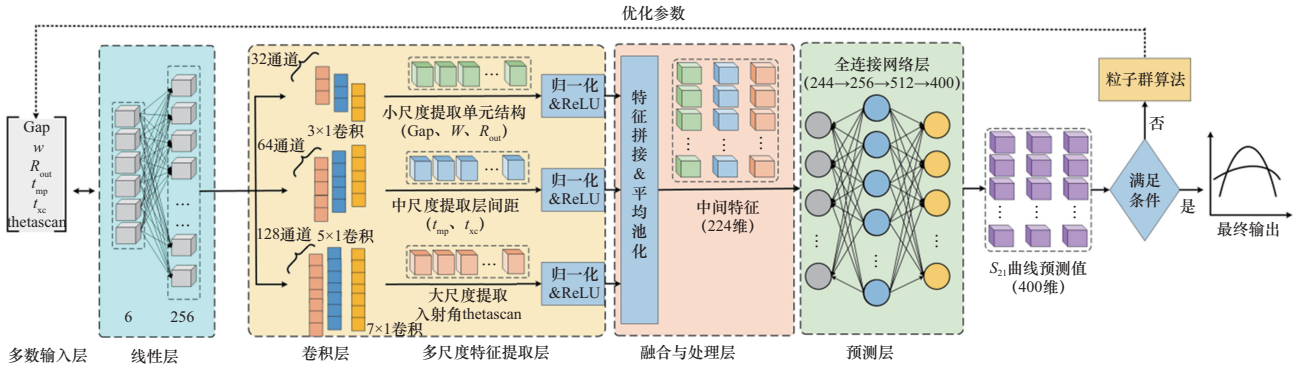


图 4 神经网络模型

3.1 特征提取

采用 3 组并行的 1D 卷积组成，卷积核尺寸分别为 [3、5、7]，步长均设为 1。较小的 3×1 卷积核能聚焦于局部细微特征，捕捉由 FSS 单元结构变化所引起的电磁响应的局部变化；5×1 卷积核则侧重于中尺度特征，能够整合一定范围内的频率信息，如通带边缘斜率的变化、局部频段内的响应趋势等；7×1 卷积核负责提取全局特征，能够从宏观角度把握频率响应的整体形态，如通带和阻带的整体分布、宽带内的多峰特性等，反映出 FSS 整体结构参数对电磁响应的全局调制作用。设输入数据为 X ，第 i 个卷积层的卷积核为 K_i ，卷积操作后的输出为 Y_i ，则卷积运算可表示为

$$Y_i = XK_i + b_i \quad (5)$$

其中， b_i 为偏置项。

每组卷积的输出通道数分别为 32、64、128。在每组卷积后，紧接着 Batch Normalization 层与 ReLU 激活函数。Batch Normalization 层能够对数据进行归一化处理，同时缓解梯度消失和梯度爆炸问题。ReLU 激活函数则为模型引入非线性因素，增强模型的表达能力，更好地区分不同尺度的特征。

3.2 响应预测

在完成多尺度特征提取后，预测分支会进行特征融合和后续处理。首先将不同卷积核提取的多尺度特征进行拼接，整合局部、中尺度和全局特征，形成包含丰富信息的特征表示。接着通过全局平均池化操作，将高维特征张量压缩成低维特征向量，提取特征图的全局统计信息，减少参数数量，降低模型复杂度。随后，该特征向量被输入到由 3 层全连接网络组成的结构中，神经元数量依次为 256、512、400。这些全连接层进一步融合和转换特征，通过调整神经元连接权重，学习特征之间的复杂关系，最

终输出代表电磁响应预测结果的 400 点 S_{21} 曲线。

在正向代理模型中，选用 Adam 优化器，学习率设置为 1×10^{-4} ，批量大小 32，进行 2 000 轮训练，并引入早停机制，即当验证损失连续 50 轮未下降时终止训练。

在神经网络训练过程中，需要衡量预测响应与真实响应之间的差异，传统均方误差损失对数据分布差异的衡量不够精确^[22]，引入频率梯度损失函数作为差异衡量公式。计算预测频率响应与真实频率响应在各频率点处的梯度损失函数表达式为

$$L_G = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \left| \frac{\hat{y}_{i+1} - \hat{y}_i}{\Delta f} - \frac{y_{i+1} - y_i}{\Delta f} \right| \quad (6)$$

其中， n 为频率点数量， Δf 为频率间隔， \hat{y}_i 表示第 i 个频点的预测值， y_i 表示真实值。式(6)约束模型学习频率响应变化趋势，避免出现不符合物理规律的突变。

4 基于神经网络的逆向设计实现

逆向设计实现流程如图 5 所示，精确的逆向设计需要精确的正向预测网络为基础。对于逆向设计模型，将预测参数组输入正向代理模型，以输出预测响应，通过式(6)计算预测响应与目标响应在各频率点处的梯度差异，评估是否满足要求，若满足则为设计结果；反之，再次迭代。

本文逆向设计输入是目标性能指标，具体为“25~33 GHz 频段内 $S_{21} \geq -1.5$ dB、TE/TM 双极化模式下 70° 入射角性能稳定”，对应 400 个频点的目标 S_{21} 曲线；输出是最优六维几何参数组合 [Gap、 w 、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{sc} 、 θ_{scan}]，该参数经 HFSS 仿真验证可满足目标性能。

下面介绍粒子群算法具体迭代实现设计目标步骤^[23]。

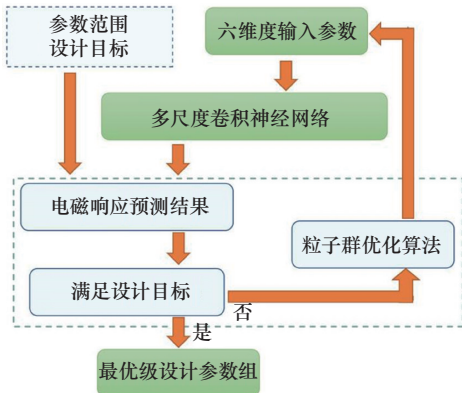


图5 逆向设计实现流程

步骤1 算法初始化。确定粒子群规模 N 为 80；最大迭代次数 T 设置为 200 次；惯性权重 ω 取值 0.7；学习因子 c_1 和 c_2 均设为 1.4。

步骤2 粒子的位置与速度初始化。依据六维输入参数 [Gap、 w 、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{xc} 、thetascan] 在表 1 取值范围进行设定。在该范围内，为每个粒子 i 随机生成初始位置 x_i^0 、初始速度 v_i^0 在 $[-0.1, 0.1]$ 范围内随机确定。

步骤3 记录初始化适应度。初始化时，将每个粒子的初始位置 x_i^0 设为个体最优位置 p_i^0 ，依据适应度函数^[24] $f(x_i^0)$ 计算相应的适应度。找出其中适应度最小的粒子，将其位置确定为全局最优位置 g^0 ，记录其适应度 $f(g^0)$ 。

步骤4 迭代更新。从 $t=0$ 到最大迭代次数 $T=200$ ，执行如下操作。

针对粒子 i ，将当前位置 x_i^t 输入获得对应输出，计算适应度。在更新个体最优位置时，将 $f(x_i^t)$ 与 $f(p_i^t)$ 对比。若 $f(x_i^t) < f(p_i^t)$ ，更新个体最优位置，即 $p_i^{t+1} = x_i^t$ ，同时更新个体最优适应度，即 $f(p_i^{t+1}) = f(x_i^t)$ ；反之，若 $f(x_i^t) \geq f(p_i^t)$ ，保持不变。

更新全局最优位置时，找适应度最小的粒子。若粒子适应度小于 $f(g^t)$ ，则全局最优位置更新，即 g^{t+1} 等于该粒子的位置，同步更新全局最优适应度，即 $f(g^{t+1})$ 等于该粒子的适应度；若不存在适应度更小的粒子，则不变。

在更新速度和位置方面，粒子新速度 v_i^{t+1} ，确定每个粒子的新位置 x_i^{t+1} 。更新粒子位置后，对新位置维度进行检查，超出范围则进行调整。当达到最大迭代次数 $T=200$ 时，过程终止。全局最优位置 g^T ，此位置的六维参数作为结果输出。

5 实验验证与仿真结果

5.1 分裂准则权重参数验证

本文设计目标是 25~33 GHz 频段内 $S_{21} \geq -1.5$ dB。根据能量守恒与仿真结果分析如下。

目标通带内电磁波透射能量占比达 85%，是决定设计性能的关键；过渡频段中能量占比低，仅影响通带边缘滚降特性，对核心性能影响有限；远非目标频段能量占比仅 3%~5%，对设计达标无实质影响。因此，权重 w 的设定需遵循关键频段优先的物理逻辑，向目标通带倾斜。因此，定义量化权重规则：目标通带， $w=1.0$ （高权重，优先捕捉通带内关键特征）；过渡频段（20~25 GHz、33~35 GHz）， $w=0.5$ （中等权重，兼顾特性）；远非目标频段（15.1~20 GHz）， $w=0.1$ （低权重，减少对非关键信息关注）。

根据电磁传输线理论，FSS 传输系数决定其频率选择功能，而 EM_score 准则通过量化 S_{21} 曲线一致性，直接关联由参数变化到电磁响应的物理本质，也需统计互信息捕捉不同参数的关联趋势。若 α 过小，会导致分裂决策偏向纯统计关联，脱离电磁设计需求；若 α 过大，则会忽略参数间的统计耦合信息，降低特征重要性评估的全面性。对于 α 权重取值，在区间 0.4~0.8 设置对比实验，电磁指标权重验证如表 2 所示，此时固定 $\beta=0.4$ ，选取综合性能最优的 $\alpha=0.6$ 作为取值。

| α | 0°MSE | 70°MSE | 逆向设计达标率 |
|------------|------------|------------|------------|
| 0.4 | 2.6 | 3.0 | 89% |
| 0.5 | 2.3 | 2.7 | 93% |
| 0.6 | 2.1 | 2.4 | 96% |
| 0.7 | 2.4 | 2.8 | 92% |
| 0.8 | 2.7 | 3.1 | 88% |

本文采用 3 层正六边形 FSS 结构，几何参数间存在显著耦合效应。根据电磁超材料理论，3 层结构的参数耦合强度较单层或双层提升 40%~60%，需通过权重 β 强化多特征交互评估，避免忽略参数协同作用导致的采样偏差。对于权重取值，在区间 0.2~0.6 设置对比实验，交互响应权重验证如表 3 所示，此时固定 $\alpha=0.6$ ，选取精度最高的 $\beta=0.4$ 作为取值。

表3 交互响应权重验证

| β | 0°MSE | 70°MSE | 逆向设计达标率 |
|------------|------------|------------|------------|
| 0.2 | 2.4 | 2.8 | 89% |
| 0.3 | 2.3 | 2.6 | 92% |
| 0.4 | 2.1 | 2.4 | 96% |
| 0.5 | 2.2 | 2.5 | 95% |
| 0.6 | 2.3 | 2.6 | 94% |

5.2 高质量数据集构建有效性验证

将本文与均匀采样和传统RF采样对比, 评估数据效率和模型精度, 以均方误差为指标。所有采样策略构建的数据集均用于训练本文多尺度卷积神经网络, 测试模型与本文正向代理, 参数优化所用模型完全一致, 确保数据集有效性验证与研究核心方法的强关联性。

首先, 评估数据效率, 设定共同目标。不同采样策略在达到目标精度 ($MSE < 2.0$) 时所需样本量的对比如表4所示, 本文仅需1 157组样本, 传统RF采样和均匀采样分别需1 809组和2 967组样本。本文方法在达到同等预测精度的前提下, 分别节省了36%和61%的数据量, 样本量的减少可转化为仿真周期和计算成本的显著降低。

表4 不同采样策略在达到目标精度(MSE<2.0)时所需样本量的对比

| 采样策略 | 所需样本数量/个 | 本文与之相比缩减百分比 |
|--------------|----------|-------------|
| 改进随机森林采样(本文) | 1 157 | — |
| 传统的RF采样 | 1 809 | -36% |
| 均匀采样 | 2 967 | -61% |

其次, 为验证固定计算预算下提升模型性能的能力, 开展了第二项实验, 所有方法的样本量均被固定为1 000组, 在同一测试集上进行评估。固定样本量 ($N=1\ 000$) 下不同采样策略的模型预测误差(MSE)对比如表5所示, 本文方法构建数据集所训练的模型, 测试误差(MSE)为2.2, 显著低于传统RF采样(3.3)和均匀采样(3.8)的结果。在样本成本完全相同的情况下, 本文模型预测误差相较于均匀采样和随机采样分别降低了约33.3%和42.1%。

表5 固定样本量(N=1 000)下不同采样策略的模型预测误差(MSE)对比

| 采样策略 | 测试误差 | 本文与之相比缩减百分比 |
|--------------|------|-------------|
| 改进随机森林采样(本文) | 2.2 | — |
| 传统的RF采样 | 3.3 | -33.3% |
| 均匀采样 | 4.3 | -42.1% |

综上, 改进RF采样有双重优势, 既能以更少的数据量达到预设目标, 也能在数据量固定的情况下训练出精度更高的模型。

5.3 模型精度验证

0°正向预测结果如图6所示。由图6可知, 模型能够精准捕捉FSS电磁响应的关键特征: 1)准确复现了谐振谷点的位置与深度, 与真实响应曲线的核心极值点高度吻合; 2)精准拟合了通带边缘的滚降特性, 反映出层间耦合调控下的频率响应变化规律; 3)完整还原了曲线的全局趋势。特别是在图6(b)中, 模型成功捕捉到20~25 GHz频段内TM极化下曲线的陡升特征, 进一步验证了其对于局部细微电磁响应的捕捉能力, 充分证明MS-CNN在0°入射角、双极化条件下对FSS电磁响应的高效预测性能。

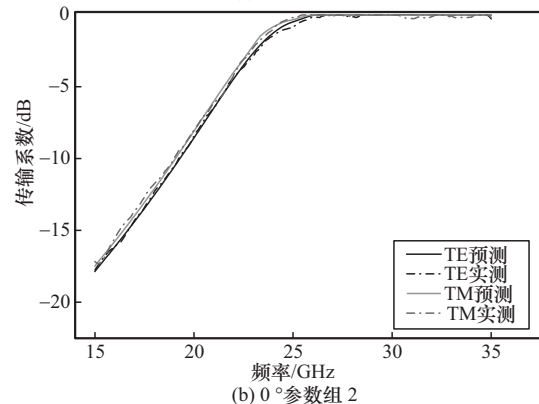
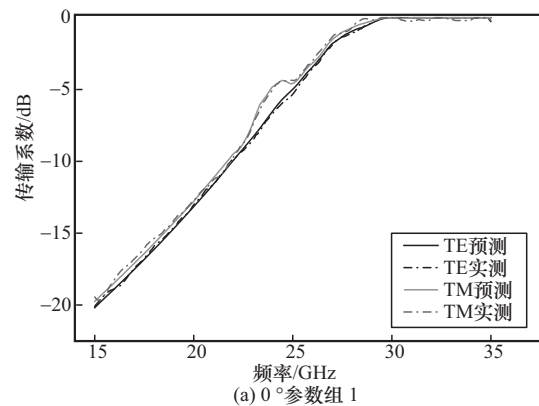


图6 0°正向预测结果

70°正向预测结果如图 7 所示。在大入射角情况下,作为更复杂的测试场景,呈现出 TE 与 TM 极化曲线差异显著、整体变化更为剧烈的特点。MS-CNN 通过大尺度卷积核对全局稳定趋势的把握,以及多尺度特征的融合,实现了对复杂电磁响应的精准拟合:预测曲线准确跟随真实响应的波动规律,有效还原了大角度下极化差异导致的响应分化,未出现特征失真或趋势偏离,相较于 0°场景,进一步印证了模型在宽角域范围内的稳定预测性能。

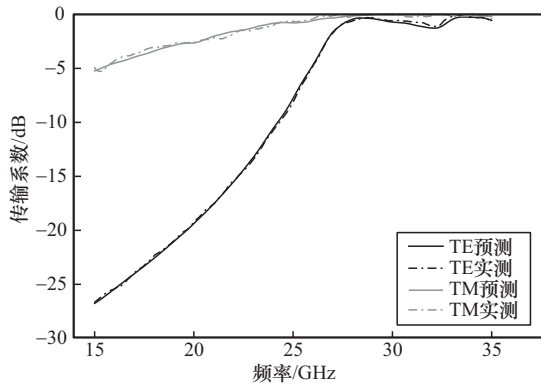


图 7 70°正向预测结果

由图 7(a)和图 7(b)可以看出,MS-CNN 通过多尺度卷积核的协同作用,能够适配 FSS 在不同入射角下的电磁响应特性,实现从局部细微特征到全局变化趋势的全维度精准捕捉,为后续逆向设计提供了可靠的正向预测支撑。训练过程损失变化情况如图 8 所示。由图 8 可以看出,在网络训练结束时,损失已经降低到 1 以下。

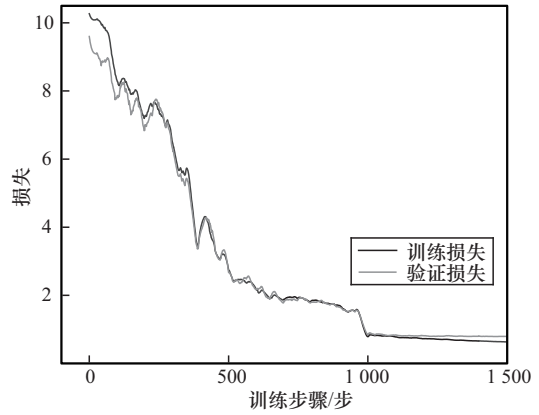


图 8 训练过程损失变化情况

5.4 对比实验设置

为明确本文模型的优势,设计了对比实验:在相同数据集(1 157 组样本)、相同训练参数下,对比传统 CNN (MSE 作为损失函数,核尺寸为 5×1)、不同卷积核尺寸与组合(式(6)作为损失函数)、文献[25]的深度学习模型与本文模型的核心性能。相同条件下不同模型性能对比如表 6 所示。

由表 6 可以看出,0°下 MSE 较 CNN 降低 46%,较文献[25]降低了 25%;在大入射角这一复杂场景下,优势更显著,较 CNN 降低了 53%,较文献[25]降低了 31%;同时逆向设计达标率高达 96%,明确适配宽带、双极化、宽角场景,解决了传统方法泛化性差、文献[25]适配场景不明确的核心问题。

上述结果也表明,本文研究的核尺寸选择合理。单尺度核因仅能捕捉单维度,导致预测精度不足、逆向设计达标率低;双尺度核缺失部分特征,大角度场景下偏差显著;偶核组合因无中心频点导

表 6 相同条件下不同模型性能对比

| 对比对象(核尺寸) | 0°MSE | 70°MSE | 逆向设计达标率 | 训练耗时/min | 适配场景 |
|-------------|-------|--------|---------|----------|-------------|
| 传统 CNN | 3.9 | 5.1 | 68% | 42 | 无固定适配(泛化性差) |
| 仅 3×1 | 3.2 | 4.5 | 78% | 40 | 谐振特征 |
| 仅 5×1 | 2.8 | 3.8 | 85% | 43 | 滚降特征 |
| 仅 7×1 | 3.0 | 3.5 | 88% | 45 | 全局趋势 |
| 3×1+5×1 | 2.5 | 3.0 | 91% | 46 | 谐振与滚降特征 |
| 2×1+4×1+6×1 | 3.9 | 5.3 | 62% | 42 | 特征偏移 |
| 5×1+7×1+9×1 | 2.3 | 2.6 | 93% | 71 | 计算激增 |
| 本文模型 | 2.1 | 2.4 | 96% | 48 | 宽带、双极化、宽角 |
| 文献[25] | 2.8 | 3.5 | 85% | 56 | — |

致特征偏移，非物理突变频发，达标率仅为62%；大核组合虽达标率接近，但耗时激增，性价比低。本文研究实现了FSS电磁响应多尺度特征的全覆盖，既保证了预测精度与物理一致性，又平衡了训练效率，是基于物理特性与系统消融实验的最优选择。

5.5 逆向设计实例

本文目标为实现覆盖25~33 GHz的FSS敏捷设计，要求在25~33 GHz内传输系数大于-1.5 dB。引入粒子群算法，经过200次迭代，分别给出最优设计参数组[Gap、w、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{xc}]和[2.43, 1.21, 0.08, 0.11, 2.2]，将所得结果经过HFSS电磁仿真工具在0°和70°下进行仿真，与目标进行对比，设计参数组仿真结果如图9所示。

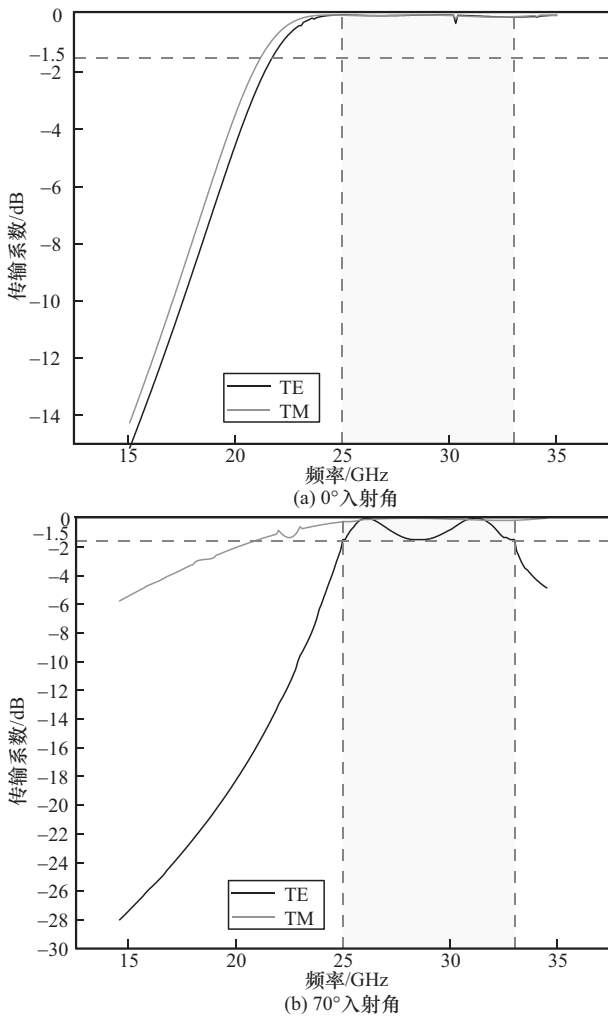


图9 设计参数组仿真结果

由图9可知，本文模型给出的参数组不仅实现了大入射角下的准确设计，还保证了两种极化模式下的设计要求。同时，为验证模型泛化性，本文在

20~28 GHz进行泛化性验证，要求该范围内传输系数大于-1.5 dB，给出最优设计参数组[Gap、w、 R_{out} 、 t_{mp} 、 t_{xc}]和[2.25, 1.3, 0.09, 0.21, 2.2]，泛化性验证参数组仿真结果如图10所示。

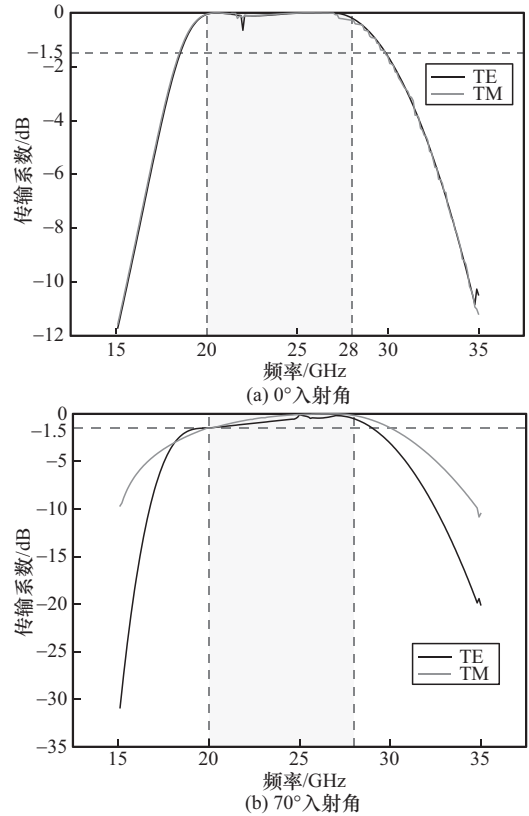


图10 泛化性验证参数组仿真结果

综上所述，本文模型具有较好泛化性，可实现20~28 GHz下的宽带FSS设计。

本文通过已训练好的模型和粒子群算法，在90 s内可实现指定目标的FSS选择表面设计，计算效率显著高于基于全波仿真的传统方法和其他基于深度学习的方法。相关工作对比如表7所示。由表7可知，本文仿真模型层数多，设计带宽大，同时解决了两种极化模式和大角度下的设计问题。

| 表7 | | 相关工作对比 | | | |
|--------|-----------|----------|-------|--------|-----------|
| 方法 | FSS模型层数/层 | 设计带宽/GHz | 极化模式 | 设计角度 | 传输系数要求/dB |
| 文献[12] | 2 | 3~12 | TE、TM | 0° | -3 |
| 文献[14] | 3 | 6~7.5 | TE、TM | 0° | -2 |
| 文献[25] | 2 | 5.3~7.3 | TE、TM | 0° | -3 |
| 文献[13] | 3 | 21~25.5 | TM | 0° | -1 |
| 本文方法 | 3 | 25~33 | TE、TM | 0°~70° | -1.5 |

6 结束语

本文针对智能频谱感知、管控系统对高性能FSS的敏捷设计需求,提出融合改进RF与MS-CNN的FSS智能逆向设计框架,有效突破传统设计与现有逆向方法的技术瓶颈,为下一代智能无线通信中的频谱选择性调控提供关键技术支撑,有效解决传统FSS设计依赖经验、全波仿真耗时,以及现有逆向设计预测偏差大、数据集成本高的问题。改进RF通过电磁特性分裂准则与多特征交互评估优化采样,1 157组样本即可实现 $MSE < 2.0$,较传统采样减少61%样本量;MS-CNN以多尺度卷积核提取特征并结合频率梯度损失函数,0~70°入射角度下TE/TM双极化 S_{21} 曲线预测MSE低至2.2。以MS-CNN为预测代理,结合PSO,90 s内可输出满足25~33 GHz频段 $S_{21} \geq -1.5$ dB、0~70°入射角稳定、双极化适配的最优参数,经HFSS仿真验证达标,且模型在20~28 GHz频段泛化性良好,为宽带多极化宽角域FSS敏捷设计提供高效解决方案。

参考文献:

- [1] 徐金雷, 赵俊涅, 卢华兵, 等. 面向6G的多维扩展通感一体化研究综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(5): 1672-1683.
Xu J L, Zhao J S, Lu H B, et al. An overview on multi-dimensional expanded integrated sensing and communication for 6G[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(5): 1672-1683.
- [2] 朱勇刚, 孙艺夫, 姚富强, 等. 基于多智能超表面的信道空间内生抗干扰方法[J]. 通信学报, 2023, 44(10): 13-22.
Zhu Y G, Sun Y F, Yao F Q, et al. Channel-space endogenous anti-jamming method based on multi-reconfigurable intelligent surface[J]. Journal on Communications, 2023, 44(10): 13-22.
- [3] 鲁戈舞, 张剑, 杨洁颖, 等. 频率选择表面天线罩研究现状与发展趋势[J]. 物理学报, 2013, 62(19): 9-18.
Lu G W, Zhang J, Yang J Y, et al. Status and development of frequency selective surface radome[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(19): 9-18.
- [4] Safavinejad R, Chang H H, Liu L J. Deep reinforcement learning for dynamic spectrum access: convergence analysis and system design[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(12): 18888-18902.
- [5] 吴利杰, 杨汉卿, 程强, 等. 可增强信号覆盖范围的放大型信息超表面设计[J]. 通信学报, 2022, 43(12): 3-12.
Wu L J, Yang H Q, Cheng Q, et al. Design of amplifying information metasurface for enhancing signal coverage[J]. Journal on Communications, 2022, 43(12): 3-12.
- [6] Fan Y D, Li D, Xing J Q, et al. A trifunctional active frequency selective surface for 6G shielding applications[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2024, 66(6): 1734-1743.
- [7] Liu X M, Xu L, Yu J S, et al. Frequency selective surfaces design for a dual-channel quasi-optical system[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2014, 56(10): 2365-2369.
- [8] Dai L H, Wang B, Cheng X M, et al. The application of deep learning technology in integrated circuit design[J]. Energy Informatics, 2024, 7(1): 77.
- [9] Gajbhiye P A, Singh S P, Sharma M K. Hybrid optimization framework for MIMO antenna design in wearable IoT applications using deep learning and Bayesian method[J]. Brazilian Journal of Physics, 2024, 55(1): 3.
- [10] Goyal P, Kathpal N. Potential of photonic crystal fiber for designing optical devices for telecommunication networks[J]. Optical and Quantum Electronics, 2023, 56(2): 147.
- [11] Gong L, Liu X, Zhou P, et al. Deep learning-based FSS spectral characterization and cross-band migration[J]. Applied Sciences, 2025, 15(7): 4035.
- [12] Cong R Q, Liu N, Li X, et al. Design of wideband frequency selective surface based on the combination of the equivalent circuit model and deep learning[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2023, 22(9): 2110-2114.
- [13] Naseri P, Hum S V. A generative machine learning-based approach for inverse design of multilayer metasurfaces[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2021, 69(9): 5725-5739.
- [14] Zhou Z, Wei Z H, Ren J, et al. Representation learning-driven fully automated framework for the inverse design of frequency-selective surfaces[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71(6): 2409-2421.
- [15] Pan Y X, Dong J, Wang M, et al. Inverse design of ultra-wideband transparent frequency selective surface absorbers based on evolutionary deep learning[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 2023, 56(41): 415002.
- [16] Mahouti P, Belen A, Tari O, et al. Data-driven surrogate-assisted optimization of metamaterial-based filtenna using deep learning[J]. Electronics, 2023, 12(7): 1584.
- [17] Zhang B Y, Tang J C, Huan Y K, et al. Multi-scale convolutional neural networks (CNNs) for landslide inventory mapping from remote sensing imagery and landslide susceptibility mapping (LSM)[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2024, 15(1): 2383309.
- [18] Said Y, Alassaf Y, Ghodhban R, et al. Optimized convolutional neural networks with multi-scale pyramid feature integration for efficient traffic light detection in intelligent transportation systems[J]. Computers, Materials & Continua, 2025, 82(2): 3005-3018.
- [19] Sutrarak V K, K A P, Kesharwani S, et al. A machine learning approach for design of frequency selective surface based radar absorbing material via image prediction[C]//Proceedings of the 2025 6th International Conference on Control, Communication and Computing (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-5.
- [20] Golla P, Sairam S, Kumar D S. Design and optimization of double square FSS for sub 6G applications using ML algorithms[C]//Proceedings of the 2024 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-5.
- [21] Kouhalvandi L, Matekovits L. Combinational of surrogate modeling and particle swarm optimization for improving the electromagnetic performances of a frequency selective surface[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(4): 1615-1620.
- [22] Yang S, Ren J X, Li Z X. Learning of neural networks based on

weighted mean squares error function[C]//Proceedings of the 2009 Second International Symposium on Computational Intelligence and Design. Piscataway: IEEE Press, 2009: 241-244.

[23] Ye A X. Study of the vehicle routing problem with time windows based on improved particle swarm optimization algorithm[C]//Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS). Piscataway: IEEE Press, 2011: 4053-4057.

[24] Wen C J, Wang L, Ren X J. General particle swarm optimization algorithm[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 2nd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1204-1208.

[25] Zhu E Z, Li E J, Wei Z, et al. Adversarial-network regularized inverse design of frequency-selective surface with frequency-temporal deep learning[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2022, 70 (10): 9460-9469.

[作者简介]



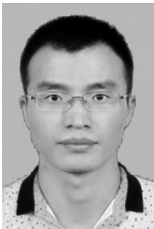
王义富 (1985-), 男, 湖北黄石人, 博士, 中国西南电子技术研究所高级工程师, 主要研究方向为天线隐身技术研究。



廖广昕 (2002-), 男, 湖南岳阳人, 南京大学硕士生, 主要研究方向为AI辅助设计。



李华萍 (1997-), 女, 四川广安人, 中国西南电子技术研究所助理工程师, 主要研究方向为天线隐身技术。



任燕飞 (1982-), 男, 山西太原人, 南京大学博士生, 中国西南电子技术研究所研究员, 主要研究方向为相控阵天线和智能天线。



黄浩然 (2001-), 男, 广东广州人, 南京大学硕士生, 主要研究方向为AI辅助设计。



蒋伟 (2003-), 男, 湖北荆州人, 南京大学硕士生, 主要研究方向为大模型的量化压缩加速。



郑沈理 (2002-), 男, 广东潮阳人, 南京大学硕士生, 主要研究方向为大模型的量化。



郭嘉诚 (1996-), 男, 山东济宁人, 博士, 南京大学副研究员, 主要研究方向为射频太赫兹芯片和超导低温电路。



杜力 (1988-), 男, 江苏南京人, 博士, 南京大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为智能传感电路与系统。



杜源 (1986-), 男, 山西太原人, 博士, 南京大学教授、博士生导师, 主要研究方向为高速芯片互联与智能计算。