

# 基于灵敏度权重的电磁频谱管控问题降维与仿真

王 尚<sup>1</sup>, 张君毅<sup>1,2</sup>, 赵 研<sup>1</sup>

(1. 中国电子科技集团公司 第五十四研究所, 石家庄 050081;

2. 河北省电磁频谱认知与管控重点实验室, 石家庄 050081)

**摘要:** 针对复杂电磁环境下电磁感知难以形成量化评估与用频管控难以刻画参数贡献的问题, 开展电磁空间数字化建模与面向两类任务场景的优化分析; 通过电磁感知与用频管控分立建模进一步精准刻画以最大化感知距离或接收端信管噪比为目标的非线性最优化问题, 明确决策影响性变量与针对性约束; 基于方向梯度与对数灵敏度权重分析识别主导可调参数, 实现高维目标函数高效降维化简; 采用 Monte Carlo 对数均匀采样, 对化简前后目标函数进行相对误差与 Spearman 排序一致性检验, 仿真验证电磁感知场景  $MAPE \approx 0$  且相关系数为 1, 用频管控场景在  $I/N \geq 10$  时覆盖率约为 46.3%,  $MAPE$  约为 1.68%, 95% 分位误差约 7.46%, Spearman 相关系数约为 0.999 98, 且误差随  $I/N$  增大; 仿真结果表明所建立的降维模型在目标场景下保持最优排序一致性且显著降低计算复杂度, 可为电磁频谱参数调整与协同管控决策提供支撑。

**关键词:** 电磁资源; 频谱管控; 频谱感知; 空间建模; 灵敏度分析

## Dimensionality Reduction and Simulation of Electromagnetic Spectrum Management Based on Sensitivity Weighting

WANG Shang<sup>1</sup>, ZHANG Junyi<sup>1,2</sup>, ZHAO Yan<sup>1</sup>

(1. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China;

2. Hebei Province Key Laboratory of Electromagnetic Spectrum Cognition and Control, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** To address the difficulties in obtaining quantitative evaluations for electromagnetic sensing and in characterizing parameter contributions for spectrum management under complex electromagnetic environments, this paper presents an electromagnetic-space digital modeling framework and optimization-oriented analysis for two task scenarios. Separate models are established for electromagnetic sensing and spectrum management to accurately formulate nonlinear optimization problems, which aims to maximize either the sensing distance or the received signal-to-interference-plus-noise ratio (SINR), and to identify decision-relevant variables and scenario-specific constraints. Based on the directional gradients and logarithmic-sensitivity - based weighting, the dominant adjustable parameters are determined, thus efficiently reducing the dimensionality and simplifying the high-dimensional objective function. The Monte Carlo log-uniform sampling is then employed to evaluate the relative error and Spearman rank consistency tests on the objective function before and after simplification. Simulation results show that, in the sensing scenario, the mean absolute percentage error ( $MAPE$ ) is approximately zero, and the Spearman correlation coefficient equals 1. In the spectrum-management scenario, the coverage rate is about 46.3% over the  $I/N$  not less than 10, with the  $MAPE$  about 1.68%, the 95th-percentile error about 7.46%, and a Spearman correlation coefficient of approximately 0.999 98; Moreover, the error decreases with the increase of the  $I/N$ , the results indicate that the proposed reduced-order model preserves the optimal ranking consistency within the target scenario while significantly reducing computational complexity, thereby supporting parameter tuning and coordinated spectrum-management decision-making.

**Keywords:** electromagnetic resource; spectrum management; spectrum sensing; spatial modeling; sensitivity analysis

收稿日期: 2026-02-03; 修回日期: 2026-02-28。

作者简介: 王 尚(2001-), 男, 硕士研究生。

引用格式: 王 尚, 张君毅, 赵 研. 基于灵敏度权重的电磁频谱管控问题降维与仿真[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(4): 215-223.

## 0 引言

电磁频谱管控是指在公共场景中为加强无线电管理,维护空中电波秩序对无线电频谱资源所采取的一系列管理控制行动<sup>[1]</sup>。

电磁频谱管控领域随着电子信息技术的快速发展,面临大量各类用户同时介入、人为与自然电磁行动密集并发,且复杂环境加剧传播非线性的实际问题与现实挑战。当前,针对目标区域与设备的电磁频谱管控依赖于电磁感知设备和用频管控设备的协作配合:首先电磁感知设备依据得到的最优解得到目标区域的频谱信息,接着用频管控设备再根据电磁感知设备识别的信息进行管控决策的生成,完成本轮次频谱管控过程<sup>[2]</sup>。

目前,电磁频谱管控理论及关键技术研究正日益成为国际前沿热点。下面针对电磁感知和频谱管控决策梳理国内外研究现状,并据此引出本文研究思路与主要贡献。

频谱电磁感知是电磁频谱管控的基础和关键,其主要目的是准确及时的获取目标区域内多维度物理参数信息如空域、时域、频域等动态状态以及评估整体形势,为后续进行频谱行为推理、生成频谱管控决策提供先验知识和环境背景<sup>[3]</sup>。传统意义上对电磁频谱感知的研究通常是通过提取频谱特征信息获得当前时刻的频谱知识,主要方法包括相关性分析、时间序列分析、数据聚类<sup>[4]</sup>,进而分析挖掘得到电磁频谱感知和管控的特征或属性。文献 [5] 通过相关系数探讨了多种现实频谱数据集在频域和时域上的相关性。文献 [6] 则结合电磁频谱专家知识,提取多维特征向量,并据此对频谱状态演化过程进行广泛的聚类分析。文献 [7] 提出了一种基于免疫算法的特征加权支持向量机方法为认知用户的动态频谱接入决策提供依据。文献 [8] 在围绕当前时隙前后交替的  $K$  个连续感知时隙内进行能量检测,以判断主用户是否占用频谱。然而,上述针对已知电磁频谱的特征信息研究仅聚焦在离散的片面层次,对数据的挖掘仅停留在独立分析阶段,没有从系统的总体上对频谱特征信息进行研究,不能形成系统级的重要结论,直接制约了后续电磁频谱总体管控的性能效果。

频谱管控决策是指在通过电磁频谱感知得到目标区域频谱相关信息后,通过多种手段方法对己方电磁信号进行保护或对非法用频信号进行管控所采取的策略。传统的频谱管控方法主要包括频谱资源分配、信号功率压制、设备参数调整等,也可以通过博弈论、图论等数理方法对已有策略进行改进<sup>[9]</sup>。随着人工智能技术的发展演进,智能频谱管控决策逐渐成为了研究的方向和热点。文献 [10] 提出了一种基于图着色理论的频谱分配算法。该算法优化目标在于最大化用户接入数量和频谱利用率。文献 [11] 则探讨了博弈论在频谱分配中的应

用,指出基于博弈论的分配策略中系统往往难以收敛到理想的纳什均衡点。文献 [12] 转而采用深度学习技术解决资源分配问题,通过遗传算法生成大规模训练数据集,使神经网络获得对资源分配问题的决策能力。文献 [13] 采用启发式算法中的遗传算法,利用染色体间的均匀交换和变概率启发算子提升资源分配算法多样性。目前针对频谱管控决策的主流研究聚焦于如何通过资源调度使系统整体获得最大增益,但受限于缺少对频谱细节数据的挖掘,难以直观地体现不同参数和变量对频谱管控的影响。

针对上述电磁感知场景和频谱管控场景中的不足,本文从优化建模的目标函数层面出发,关注可解释的参数贡献度量与降维验证,进而提出一种基于灵敏度权重的电磁频谱管控问题降维与仿真方法。首先依据电磁波传播关系与电磁资源参数构建多维电磁空间数字模型,并通过明确目标函数、约束与决策变量的非线性优化问题给出两场景下的任务级建模;随后通过方向梯度与对数灵敏度权重计算识别主导可调参数,实现面向目标场景的筛参降维;最后通过 Monte Carlo 仿真对化简前后目标函数的数值一致性与排序一致性进行验证,为参数调整与协同管控决策提供可解释的量化依据。

## 1 电磁空间数字模型与电波传播公式

### 1.1 电磁空间数学模型

电磁空间数字化建模可分为空间物理环境与设备部署两部分。空间物理环境包括地形、气象等客观因素及其引起的传播损耗;设备部署包括感知与管控双方的装备类型及其关键参数(频率、带宽、功率、灵敏度等)。对上述要素进行模块化建模,可在任务前开展推演评估并为策略制定提供输入<sup>[14]</sup>。

传统的空间电磁模型主要基于简单地理位置分布和设备参数简化,难以适应现代场景中高精度、高协同、高即时的特点,也难以满足当下频谱管理对用频管控、任务筹划等功能的需要。数字化空间的现有研究主要集中在数字环境可视化、环境复杂度评估、设备作用范围等具体方面,这些技术往往立足某些特定方面的研究,如频管设备范围只针对设备的压制效能进行讨论、数字环境可视化也只针对目视环境内的目标进行建模<sup>[15]</sup>。

本文综合考虑设备参数设置和环境因素影响,基于认知过程提出一种多元电磁空间数字化模型体系(图 1),通过构建电磁信号库、地形环境库及设备参数库,实现多要素的数字化仿真。

为便于理解图 1 中的电磁空间数字模型的整体协同工作方式,本文将模型抽象为“物理环境-传播计算-装备参数-任务评估”的链路式架构,其核心在于用统一的链路预算和传播损耗表达把多类子模型耦合到同一目

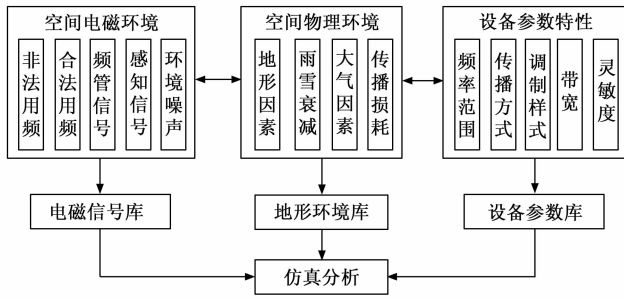


图 1 数字化空间模型

标函数中。

空间物理环境子模型输出环境状态量, 如降雨强度、透过系数等; 几何与传播子模型在已知频率与部署位置的条件输出距离  $d$ 、视距判据以及自由空间损耗  $L_{\text{FSPL}}$  与雨衰等附加衰减项; 装备参数子模型给出或采样发射功率  $P$ 、天线增益  $G$ 、等效噪声带宽  $B$  等; 任务评估子模型据此计算接收功率、噪声等任务指标, 并完成约束判定与目标函数求值。各子模型之间主要通过共享的中间变量实现参数级耦合, 便于在两类任务场景下复用同一套传播与链路预算接口。

## 1.2 电波传播公式

### 1.2.1 自由空间传播损耗算法

自由空间路径损耗 (FSPL, free space path loss) 是无线信号在理想自由空间中传播时的理论损耗 (dB), 其计算公式依赖于电磁波的能量扩散和波长依赖性<sup>[16]</sup>。以下是其基础形式:

$$FSPL = 20\log_{10}(d) + 20\log_{10}(f) + 20\log_{10}\left(\frac{4\pi}{c}\right) \quad (1)$$

### 1.2.2 雨衰算法

雨衰 (Rain Attenuation) 是电磁波在降雨环境中传播时因雨滴吸收和散射作用导致的信号衰减现象。雨衰算法旨在通过理论模型和实测数据, 量化雨衰的影响并优化系统设计<sup>[17]</sup>。以下是本文根据实际情况调整参数采用的计算公式:

$$A_R = \alpha_k \cdot R_{01}^{b_H} \cdot r_{01} \cdot L_s \quad (2)$$

$$r_{01} = \frac{90}{90 + 4L_s} \quad (3)$$

其中: 衰减因子  $r_{01}$ ,  $R_{01}$  为点降水量 (mm/h),  $L_s$  为穿过雨水的有效路径长度 (km),  $\alpha_k$  以及  $b_H$  为与频率和极化有关的参数。

### 1.2.3 空间距离计算算法

本算法用于在基于两点的经纬度的基础上计算目标在空间上的距离:

$$d = R \cdot \arccos[\sin(\varphi_1)\sin(\varphi_2) + \cos(\varphi_1)\cos(\varphi_2)\cos(\Delta\lambda)] \quad (4)$$

其中:  $\varphi_1, \varphi_2$  为两点的纬度 (弧度制);  $\Delta\lambda$  为经度差 (弧度制);  $R$  为地球半径。

### 1.2.4 视距计算算法

视距估算用于确定近似视距传播条件下的最大可达距离。

其核心公式为:

$$d = \sqrt{\alpha * (\alpha + 2 * R)} + \sqrt{\beta * (\beta + 2 * R)} \quad (5)$$

## 2 问题建模与场景建立

### 2.1 问题建模

为刻画电磁感知与用频管控中“参数可调-效能可量化”的决策过程, 将问题统一表述为带约束的最优化模型。最优化问题旨在约束条件下寻找使目标函数达到极值的决策变量。其一般形式为:

$$\min f(x) \text{ s.t. } x \in X \quad (6)$$

其中:  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$  是决策变量,  $f: R^n \rightarrow R$  是目标函数,  $X \subseteq R^n$  是约束集合或可行域, 可行域包含的点称为可行解或可行点<sup>[18]</sup>。

本文将基于建立的电磁模型, 明确感知与管控两个场景下的具体优化目标与约束, 如图 2 所示。

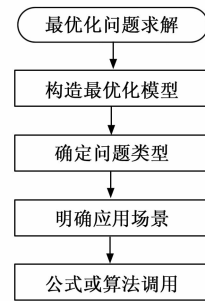


图 2 最优化问题求解

### 2.2 场景模型建立

#### 2.2.1 电磁感知场景

电磁感知是进行电磁用频管控的前提。它是指通过已有的先验知识以及我方设备信息对目标区域进行电磁行动前期规划和发展预测的过程。通过在该场景下得到目标区域信息和目标设备信息, 进而为后续的电磁用频管控提供数据支持和评判标准。

在该电磁感知场景中, 最优化问题中的目标函数  $f(x)$  是最大感知作用距离  $R_{\text{max}}$ , 约束条件是满足最小信噪比  $SNR_{\text{min}}$ , 决策变量则包含信号功率密度、电磁感知设备接收功率、接收机灵敏度等参数, 最终目标为求得  $R_{\text{max}}$  即最大电磁感知作用距离。

目标辐射源信号功率密度是指在单位面积上目标可以接收到的信号功率, 对电磁感知的效果和收益起直接决定作用, 其主要受目标发射功率和目标天线增益影响, 同时考虑到传播距离和大气传播损耗, 得到目标辐射源信号的功率密度  $S_{\text{inc}}$  为:

$$S_{\text{inc}} = \frac{P_t \cdot G_t}{4\pi R^2} \cdot L_{\text{atm}} \quad (7)$$

其中： $P_t$  为目标发射功率 (W)， $G_t$  为目标天线增益 (dB)， $R$  为距离 (m)， $L_{atm}$  为大气传播损耗 (dB)。

天线有效孔径  $A_{eff}$  是指天线对外表现出的等效面积：

$$A_{eff} = \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} \quad (8)$$

其中： $G_r$  为天线增益 (一般情况下同  $G_t$ )， $\lambda$  为波长。

根据辐射源信号功率密度  $S_{inc}$  和天线有效孔径  $A_{eff}$  就可以得到感知接收功率  $P_r$ ：

$$P_r = S_{inc} \cdot A_{eff} = \frac{P_t G_t}{4\pi R^2} \cdot \frac{G_r \lambda^2}{4\pi} \cdot L_{atm} \quad (9)$$

接收机灵敏度  $P_{min}$  是反映最小可检测信号功率的指标，作为电磁感知环节中的重要决策变量，其在电磁感知环节的形式如下：

$$P_{min} = kT_0 B \cdot F_n \cdot SNR_{min} \cdot L_{proc}^{-1} \quad (10)$$

其中： $k$  为玻尔兹曼常数， $T_0$  为标准噪声温度， $B$  为接收机等效噪声带宽 (Hz)， $F_n$  为接收机噪声系数， $L_{proc}$  为信号处理增益 (默认为 1)。

最后，引入目标等效辐射特性因子  $\sigma_{eff}$ ，用于描述副瓣比与指向误差对可接收功率的综合影响：

$$\sigma_{eff} = \frac{\lambda^2 G_t^2}{4\pi} \cdot SLR \cdot \zeta_{aspect} \quad (11)$$

其中： $SLR$  为天线副瓣比 (默认值 -30 dB)， $\zeta_{aspect}$  为方位/俯仰角相关因子 (范围 0~1)。 $\sigma_{eff}$  综合表征副瓣泄露与指向误差造成的等效接收增益变化。对于通信类辐射源且缺少方向性先验时，可取  $\sigma_{eff} = 1$  作为归一化基准。

此外，引入透过系数  $L_{wea}$  (线性域) 以表征气象条件造成的附加衰减；其取值范围为 0~1，数值越小表示衰减越强，与大气传播损耗呈负相关：

$$L_{wea} = L_{atm}^2 \cdot \omega \quad (12)$$

其中： $\omega$  为天气损耗变量，范围为 0~1。

根据以上决策变量可以抽象出最终目标函数  $R_{max}$  满足如下公式：

$$R_{max} = \sqrt{\frac{P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot \lambda^2 \cdot L_{proc} \cdot L_{atm} \cdot \sigma_{eff}}{P_{min} \cdot L_{wea}}} = \sqrt{\frac{P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot \lambda^2 \cdot L_{proc} \sigma_{eff}}{(4\pi)^2 \cdot R^2 \cdot kT_0 B \cdot F_n \cdot SNR_{min} \cdot L_{atm} \cdot \omega}} \quad (13)$$

约束条件为：

$$SNR \geq SNR_{min}$$

某些情况下，电磁感知场景的需求不再是最大感知距离  $R$  最大而是信噪比  $SNR$  最大，此时约束条件就相应的变为感知作用距离  $R$ ，此时目标函数  $SNR$  满足如下公式：

$$SNR = \frac{P_r \cdot L_{proc}}{P_n} = \frac{P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot \lambda^2 \cdot L_{proc} \sigma_{eff}}{(4\pi)^2 \cdot R^2 \cdot L_{atm} \cdot kT_0 B \cdot F_n \cdot \omega} \quad (14)$$

约束条件为： $R \leq R_{max}$ 。

此处仅简单讨论不同场景下目标函数和约束条件的设立，在后续设备优选的过程中，可以针对不同场景下不同需求确定不同的目标函数和约束条件，以满足不同情况下最优化问题模型的建立。通过系统性地调整目标函数与约束集的数学表达，能够灵活适配不同应用情境下的决策需求，为多目标、多约束条件下的设备优选提供结构清晰、适应性强的建模基础。

### 2.2.2 用频管控场景

在对非法用频和目标区域进行电磁感知后，可以基于已有态势和先验知识对目标设备展开用频管控。在此场景下，最优化问题中的目标函数引申为接收端信管噪比  $SINR$ ，约束条件为频管信号功率，决策变量包含信号自身功率、噪声、管控功率等，最终目标为求得最小信管噪比即  $SINR_{min}$ 。

在用频管控体系中，目标信号功率是一项至关重要的核心参数，直接关系到频谱资源的有效配置、通信质量的保障以及电磁环境的整体秩序。其数值由多个参数共同决定：

$$S = P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot L_{atm} \cdot \eta_{mod} \quad (15)$$

其中： $P_t$  为发射机功率 (W)， $G_t$  为发射天线增益 (dB)， $G_r$  为接收天线增益 (dB)， $L_{atm}$  为大气传播损耗 (dB)， $\eta_{mod}$  为调制编码增益 (如 QPSK、16 QAM 等)。

用频管控功率是决定着本次用频管控过程能否实现智能频谱动态管控与协同优化的关键参数，其不仅保障着电磁频谱高效有序的调用，也是对电磁频谱资源的精细化分配的基础。

其计算如公式 (16) 所示：

$$I = P_j \cdot G_j \cdot G_{r,j} \cdot J_{eff} \cdot \delta_{align} \cdot d_j^{-2} \quad (16)$$

其中： $P_j$  为频管机发射功率 (W)， $G_j$  为频管天线增益 (dB)， $G_{r,j}$  接收机对管控的天线增益 (与方向图相关)， $J_{eff}$  为频管信号样式效率 (默认为 1)， $\delta_{align}$  为频管-接收机频率、时间对准度 (0~1)， $d_j$  为管控距离。

在用频管控过程中，接收机自身的噪声功率会对管控过程产生较大影响。因此，需要把噪声功率纳入用频管控目标函数的计算中，下面展示了常用的接收机噪声公式：

$$N = N_0 \cdot B \cdot F_{rec} = kTBF_{rec} \quad (17)$$

其中： $N_0$  为噪声功率谱密度 (W/Hz)， $B$  为接收机等效噪声带宽 (Hz)， $F_{rec}$  为接收机噪声系数 (大于 1)。

同样，引入透过系数  $L_{wea}$  (线性域) 以表征气象条件造成的附加衰减；其取值范围为 0~1，数值越小表示衰减越强，与大气传播损耗呈负相关：

$$L_{wea} = L_{atm}^2 \cdot \omega \quad (18)$$

其中： $\omega$  为天气损耗变量，范围为 0~1。

根据以上决策变量可以抽象出最终目标函数信管噪比 SINR 满足如下公式:

$$\Gamma = \frac{S}{I + N} = \frac{P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot L_{atm} \cdot \eta_{mod} \cdot L_{wea}}{P_j \cdot G_j \cdot G_{r,j} \cdot J_{eff} \cdot \delta_{align} \cdot d_j^2 + N_0 \cdot B \cdot F_{rec}} = \frac{P_t \cdot G_t \cdot G_r \cdot \eta_{mod} \cdot L_{atm}^3 \cdot \omega}{P_j \cdot G_j \cdot G_{r,j} \cdot J_{eff} \cdot \delta_{align} \cdot d_j^2 + kT_0 BF_{rec}} \quad (19)$$

约束条件为:  $P \leq P_{max}$ 。

在用频管控场景下,除了以上涉及的决策变量,某些电磁用频管控设备会进行抗干扰处理,在后续进行设备优选的时候需要将抗干扰处理增益  $G_{pro}$  纳入考虑,但此参数不纳入本文考虑范围内,故此不做过多赘述。

### 3 基于灵敏度权重的降维简化

建立综合目标函数与约束后,将得到高维非线性优化问题。为提高建模可解释性并降低后续求解复杂度,需要评估各参数对目标函数的影响程度,据此识别主导因素并进行降维简化。敏感度分析可通过目标函数对变量的偏导或梯度进行刻画,并结合参数典型变化范围给出权重排序。

#### 3.1 灵敏度分析与权重

为便于对不同量纲、不同数量级的参数影响进行统一比较,对正值目标函数  $f$  与参数  $x_i$ , 设置对数灵敏度来体现局部斜率<sup>[19]</sup>。

$$s_i = \left| \frac{\partial \ln f}{\partial \ln x_i} \right| = \left| \frac{x_i}{f} \frac{\partial f}{\partial x_i} \right| \quad (20)$$

该量刻画了参数相对变化对目标相对变化的局部影响,能够消除量纲与数量级差异,便于在同一尺度下比较不同参数的贡献。

在此基础上加入参数取值的典型范围可以得到综合影响量:

$$h_i = s_i \cdot \ln\left(\frac{x_{i,max}}{x_{i,min}}\right) \quad (21)$$

其中:  $x_{i,min}$ ,  $x_{i,max}$  来自表 1 以及表 3 给出的典型范围。

对所有参数进行归一化(体现对目标函数整体波动贡献),可得到权重:

$$w_i = \frac{h_i}{\sum_k h_k} \quad (22)$$

权重越大表示该参数在“变化幅度×敏感度”意义下对目标函数贡献越大。

需要指出的是,上述权重属于局部一阶近似:其适用前提为目标函数在典型范围内保持正值且可微,且典型范围能够代表目标场景内的参数波动。若参数范围过宽或目标函数在某些极端组合下呈现强非线性,权重排序可能随工作点发生变化。为此本文在第 4 节通过

Monte Carlo 随机采样对化简前后目标函数的数值误差与排序一致性进行检验,从数值层面验证降维与权重筛选策略在目标场景内的合理性。

在降维化简时,优先保留累计权重不低于 0.9 且可调的主导参数;其余参数在目标场景下可取典型值并入常数项,从而得到低维目标函数。上一节中对两场景下的目标函数作了详细的推导,得到的目标函数是关于多个参数的表达式,考虑到实际影响效果并一定程度上简化分析过程,以下只选择部分影响程度大的可调参数作为降维简化问题的切入点。

#### 3.2 电磁感知场景

权重计算与目标函数化简如表 1 和表 2 所示。

表 1 电磁感知变量偏导

参数	偏导数	典型取值范围	影响程度
$P_t/W$	$\frac{\partial R_{max}}{\partial P_t} = \frac{R_{max}}{2P_t}$	$10^{-3} \sim 10^2$	中
$SNR_{min}/pW$	$\frac{\partial R_{max}}{\partial SNR_{min}} = -\frac{R_{max}}{2SNR_{min}}$	$10^{-1} \sim 10^2$	中
$\lambda/m$	$\frac{\partial R_{max}}{\partial \lambda} = \frac{R_{max}}{\lambda}$	$10^{-2} \sim 10$	高
$G_t G_r/dB$	$\frac{\partial R_{max}}{\partial G_t G_r} = \frac{R_{max}}{2G_t G_r}$	$10 \sim 30$	中
$L_{wea}$	$\frac{\partial R_{max}}{\partial L_{wea}} = -\frac{R_{max}}{2L_{wea}}$	$0.05 \sim 1$	中

表 2 电磁感知场景参数权重(基于线性归一化灵敏度)

参数	对数灵敏度 $S_i$	$\ln\left(\frac{x_{i,max}}{x_{i,min}}\right)$	权重 $w_i$
$\lambda$	1.000	6.908	0.347
$P_t$	0.500	11.513	0.289
$SNR_{min}$	0.500	6.908	0.173
$G_t G_r$	0.500	4.605	0.116
$L_{wea}$	0.500	2.996	0.075

根据表 2 计算结果,  $\lambda$ 、 $P_t$  以及  $SNR_{min}$  的权重较大;其中  $SNR_{min}$  通常由任务指标给定,  $L_{wea}$  为外部环境参数且在一次任务中可近似为常量。因此,可将  $SNR_{min}$ 、 $L_{wea}$  及其它不可调或低权重参数并入常数项,实现降维化简。

电磁感知场景的降维后目标函数可写为:

$$R_{max} = K_{sense} \cdot \lambda^2 \cdot \sqrt{P_t \cdot G_t \cdot G_r} \quad (23)$$

其中:  $K_{sense}$  表示与  $SNR_{min}$ ,  $L_{wea}$ ,  $B$ ,  $F_n$ ,  $L_{proc}$  等低维参数相关的常数。

值得注意的是,只有当门限以及透过系数、天气衰减等外部环境量在一次任务窗口内可近似视为常量时,化简后的目标函数与原目标函数仅相差常数缩放,不变可行解集合与最优解排序,因此可直接替代原模型用于设备选择与参数优选。而当需要跨任务/跨时段比较,或外部环境快速变化导致常量项显著波动时,应重新设

置常量项  $K$  (更新外部环境输入), 或直接使用原目标函数进行计算, 以避免由“常量化假设”带来的偏差。

### 3.3 用频管控场景

权重计算与目标函数化简如表 3 和表 4 所示。

表 3 用频管控变量偏导

参数	偏导数	典型取值范围	影响程度
$d_j/\text{km}$	$\frac{\partial \Gamma}{\partial d_j} = \frac{I}{I+N} \cdot \frac{2\Gamma}{d_j}$	$10^{-1} \sim 50$	高
$P_i/\text{W}$	$\frac{\partial \Gamma}{\partial P_i} = \frac{\Gamma}{P_i}$	$10^{-2} \sim 10^2$	中
$P_j/\text{W}$	$\frac{\partial \Gamma}{\partial P_j} = -\frac{I}{I+N} \cdot \frac{\Gamma}{P_j}$	$10 \sim 10^4$	中
$B/\text{hz}$	$\frac{\partial \Gamma}{\partial B} = -\frac{N}{I+N} \cdot \frac{\Gamma}{B}$	$1 \sim 10^2$	低
$L_{\text{wca}}$	$\frac{\partial \Gamma}{\partial L_{\text{wca}}} = \frac{\Gamma}{L_{\text{wca}}}$	$0.05 \sim 1$	中

表 4 用频管控场景参数权重 (目标场景  $I/N \geq 10$ )

参数	对数灵敏度 $S_i$	$\ln\left(\frac{x_{\max}}{x_{\min}}\right)$	权重 $w_i$
$d_j$	1.968	6.215	0.391
$P_i$	1.000	9.210	0.294
$P_j$	0.984	6.908	0.217
$L_{\text{wca}}$	1.000	2.996	0.096
$B$	0.016	4.605	0.002

值得注意的是, 在用频管控场景中, 本文以接收端信干噪比作为目标函数:

$$\Gamma = \text{SINR} = \frac{S}{I+N} \quad (24)$$

式中, 噪声功率可表示为:

$$N = N_0 BF \quad (25)$$

其中:  $N_0$  为噪声功率谱密度,  $B$  为接收机等效噪声带宽,  $F$  为噪声系数, 因此对带宽  $B$  求偏导可得:

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial B} = -\frac{N}{I+N} \cdot \frac{\Gamma}{B} \quad (26)$$

进一步得到其相对灵敏度 (即“ $B$  变化 1% 对  $\Gamma$  的相对影响”) 为:

$$\frac{\partial \ln \Gamma}{\partial \ln B} = -\frac{N}{I+N} \quad (27)$$

由此可见,  $B$  的相对影响并非常数, 而是由噪声在分母中所占比例决定: 当处于干扰占优区间  $I \gg N$  (等价于  $I/N \geq \eta$ ) 时, 有:

$$\left| \frac{\partial \ln \Gamma}{\partial \ln B} \right| = \frac{N}{I+N} \leq \frac{1}{1+\eta} \quad (28)$$

此时带宽变化对  $\Gamma$  的相对影响上界很小, 工程上可近似忽略  $B$  对目标函数的贡献, 并将目标函数进一步化简为如下形式以实现降维:

$$\Gamma = \frac{S}{I+N} \approx \frac{S}{I} \quad (29)$$

为保证该近似在优化仿真全参数范围内成立, 可采用最不利带宽  $B_{\max}$  进行判据检验, 即要求:

$$\frac{I}{N_0 B_{\max} F} \geq \eta \quad (30)$$

当  $I/N \geq 10$  (或更严格阈值) 时,

$$\frac{\partial \ln \Gamma}{\partial \ln B} = -\frac{N}{I+N} \leq 0.091 \quad (31)$$

因此在干扰占优的目标场景  $B$  对目标函数影响程度为低。

由式 (24) 可知  $\Gamma = S/(I+N)$ 。在“有效管控”目标场景下通常满足  $I \gg N$ , 此时  $I+N \approx I$ ; 同时由表 4 可见  $B$  的权重极小, 可作为常量并入噪声项。基于上述假设可得到用频管控场景的降维目标函数:

$$\Gamma = \frac{S}{I+N} \approx \frac{S}{I} \propto \frac{P_i \cdot L_{\text{wca}}}{P_j \cdot d_j^2} \quad (32)$$

用频管控场景下的降维模型主要适用于干扰占优、管控强度达到阈值的区间, 可用于快速搜索功率、距离、天线增益等主导可调参数的组合。而当  $I/N$  较低 (噪声占优、管控不足或距离过大)、或参数取值超出表 3 典型范围时, 近似误差可能显著增大, 甚至可能影响排序一致性; 此时应回退使用原目标函数, 或提高判据阈值  $T$  后再采用降维模型。

基于表 2 和表 4 的权重结果, 分别得到电磁感知与用频管控场景的降维目标函数。下一节通过 MATLAB 进行数值仿真, 对比降维前后目标函数在目标场景下的输出一致性与误差水平, 以验证化简的必要性与有效性。

## 4 实验仿真

### 4.1 仿真设置与评价指标

为验证第 3 节给出的降维目标函数在目标场景下的有效性, 采用 Monte Carlo 随机采样方式, 对比“原目标函数”与“化简后目标函数”的输出差异<sup>[20]</sup>。

采样方式: 对跨数量级的参数采用对数均匀采样 (log-uniform) 以覆盖典型范围内的整体变化; 对天线增益等 dB 参数先在 dB 域均匀采样, 再换算为线性增益。

采样点数与范围设置: 设置 Monte Carlo 采样点数始终为  $N$ 。采样范围遵循“典型范围覆盖”原则: 对参与决策的可变参数, 直接取表 1 与表 3 给出的典型取值区间; 对不参与决策的外部参数与常量项, 统一归一化或取任务给定值, 以避免常数缩放对误差指标与排序一致性的干扰。

评价指标: 定义相对误差:

$$RE = \left| \frac{f_{\text{simp}} - f_{\text{full}}}{f_{\text{full}}} \right| \quad (33)$$

及其平均值 MAPE (Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{\sum RE}{n} \times 100\% \quad (34)$$

同时使用 Spearman 等级相关系数衡量化简前后目标函数对“优劣排序”的一致性: Spearman 等级相关系数用于衡量两组输出对样本“优劣排序”的一致性, 相关系数越接近 1 表示排序一致性越高<sup>[21]</sup>。

### 4.2 场景一: 电磁感知目标函数对比

原目标函数取自式 (13):

$$R_{\max} \propto \sqrt{\frac{P_t \cdot G_r \cdot G_r \cdot \lambda^2}{SNR_{\min} \cdot L_{\text{wea}}}} \quad (35)$$

目标场景下  $SNR_{\min}$  为任务门限、 $L_{\text{wea}}$  为透过系数, 二者在一次任务内可视为常量, 因此化简后目标函数取式 (20):

$$R_{\max} = K_{\text{sense}} \cdot \lambda^2 \cdot \sqrt{P_t \cdot G_r \cdot G_r} \quad (36)$$

在  $SNR_{\min} = \sqrt{0.1 \cdot 100} = 3.162$ 、 $L_{\text{wea}} = \sqrt{0.05 \cdot 1} = 0.224$  的典型设置下, 对  $P_t \in [10^{-3}, 100]$  W、 $\lambda \in [0.01, 10]$ 、 $G_r \cdot G_r \in [10, 30]$  dB 进行对数均匀混合采样。

如图 3 所示, 化简后目标函数与原目标函数仅相差常数缩放,  $MAPE \approx 0$ , Spearman 等级相关系数为 1 (注: 散点与  $y=x$  基本重合, 说明在目标场景下化简不改变最优解的排序与选择)。

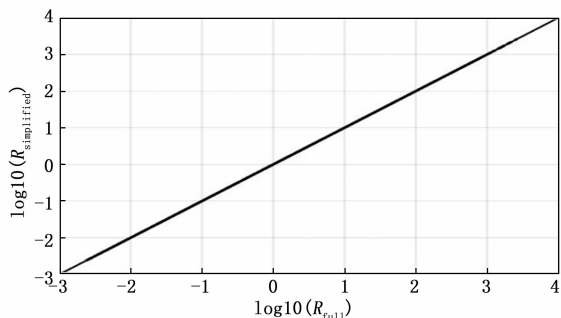


图 3 电磁感知场景: 化简前后目标函数一致性 (对数坐标散点图)

为进一步说明上述结论不依赖于特定门限或气象参数取值, 下面在保持将不参与决策的常数归一化为 1 的处理方式下, 补充选取多组任务门限与外部环境参数进行验证。

如表 5 所示, 不同参数设置下化简后与化简前的目标函数在归一化意义下数值一致。这说明场景一降维处理结论对任务门限与外部环境参数具有稳定性, 化简不会改变最优解排序与设备选择结果。

表 5 电磁感知场景对比数据

$SNR_{\min}/\text{pW}$	$L_{\text{wea}}$	$MAPE/\%$	Spearman
3.126	0.224	0.000	1.000
1.000	0.500	0.000	1.000
10.000	1.000	0.000	1.000

### 4.3 场景二: 用频管控目标函数对比

原目标函数取式 (19):

$$\Gamma = \frac{S}{I+N} \quad (37)$$

目标场景为“有效管控”时, 通常满足  $I \gg N$ , 此时  $\Gamma \approx S/I$ ; 同时表 4 显示噪声带宽  $B$  的权重极小, 可作为常量并入噪声项, 从而得到化简目标函数:

$$\Gamma = \frac{S}{I+N} \approx \frac{S}{I} \propto \frac{P_t \cdot L_{\text{wea}}}{P_j \cdot d_j^2} \quad (38)$$

采用  $d_j \in 0.1 \sim 50$  km、 $P_t \in 0.01 \sim 100$  W、 $P_j \in 10 \sim 10^4$  W、 $B \in 1 \sim 100$  Hz、 $L_{\text{wea}} \in 0.05 \sim 1$  的典型范围进行随机采样, 并计算:

$$\frac{I}{N} = \frac{P_j \cdot B}{d_j^2} \quad (39)$$

以  $I/N \geq 10$  作为目标场景判据, 统计得到: 覆盖率约 46.3%,  $MAPE \approx 1.68\%$ , 95% 分位误差约 7.46%, Spearman 相关系数约 0.999 98; 当  $I/N$  进一步增大时误差快速下降。

由图 4 可见, 化简误差近似满足:

$$RE \approx \frac{N}{I} = \frac{1}{\left(\frac{I}{N}\right)} \quad (40)$$

因此在目标场景  $I/N$  足够大时,  $\tilde{\Gamma}$  可以很好地替代  $\Gamma$  用于后续优化求解, 从而显著降低模型复杂度。

为使图 4 的趋势结论更具可复现性与可解释性, 在保持同样采样范围与评价指标不变的前提下, 本文进一步对不同的目标场景判据门限进行统计对比。下面分别在判据门限取  $T = \{10, 20, 50, 100\}$  时满足判据的样本子集上统计覆盖率、 $MAPE$ 、95% 分位误差与 Spearman。

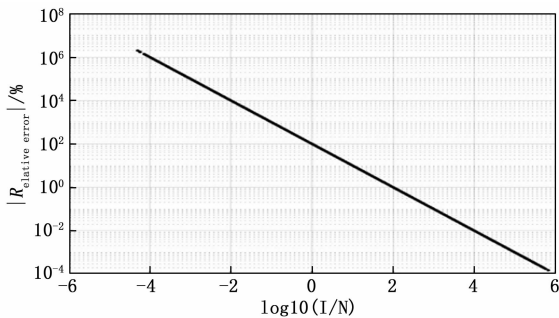


图 4 用频管控场景: 相对误差随  $I/N$  变化趋势 (纵轴对数刻度)

统计结果如表 6 所示: 判据越严格 ( $I/N$  越大), 相对误差整体越小,  $MAPE$  与 95% 分位误差快速下降, 同时 Spearman 始终接近 1, 表明化简目标函数在“有效管控”场景内能够高一致性保持方案排序。

### 4.4 仿真结果分析

电磁感知场景中, 在将任务门限与外部环境参数常量化后, 化简目标函数可严格化为原目标函数的等价形

表 6 用频管控场景对比数据

门限 $T$	覆盖率/%	MAPE/%	95%分位误差/%	Spearman
10	46.28	1.678	7.662	0.999 985
20	40.47	0.878	3.876	0.999 986
50	33.46	0.370	1.583	0.999 999
100	28.78	0.194	0.800	1.000 000

式；因此  $MAPE \approx 0$  与  $Spearman = 1$  属于必然结论，表明该降维处理在该目标场景下不会改变最优解排序与设备选择结果。同时，不同任务参数设置的对比实验表明降维处理对任务门限与外部环境常数不敏感，不会改变方案优劣排序与最优解选择。

用频管控场景中，在有效管控判据下，忽略噪声项带来的相对误差满足式 (39)，即误差按反比规律快速衰减；在给定采样范围内，满足判据的样本覆盖率约 46.3%，对应  $MAPE$  约 1.68%、95%分位误差约 7.46%、 $Spearman$  约 0.999 98，说明简化式在目标场景内能高一致性保持排序并显著降低模型复杂度。同时，不同门限设置下的对比实验表明简化目标在不同管控强度下均能稳定保持方案排序，从而进一步验证简化模型在有效管控场景中的适用性与稳定性。

两类场景的仿真共同证明：基于偏导灵敏度与权重筛选得到的主导参数保留策略能够在明确适用条件（目标场景判据）下实现“可控误差”的降维替代，为后续开展非线性优化求解与参数调整决策提供了简化且可信的目标函数表达。

从实际应用角度看，电磁感知场景中使用降维目标进行装备优选、接收机灵敏度设置与部署距离推算不会改变方案优劣排序。这意味着可在任务前以更低计算开销对大量候选配置进行快速筛选，并保留少量候选方案再用原模型精算验证，从而形成“先快筛、后精算”的规划流程。用频管控场景中，当  $I/N$  达到有效管控阈值时，简化目标在保持  $Spearman$  排序高度一致的同时显著降低模型复杂度，适合用于对功率、距离、天线指向增益、对准度等主导可调参数进行快速搜索与组合优化。

## 5 结束语

本文围绕复杂电磁环境下的频谱电磁感知与用频管控需求，构建了由空间电磁环境、空间物理环境与设备参数特性共同组成的电磁空间数字模型，并结合自由空间损耗、雨衰、空间距离与视距等传播计算建立了可用于分析计算的参数化表达；在此基础上，将电磁感知与用频管控分别抽象为具有明确目标函数、约束条件与决策变量的非线性最优化问题；通过偏导灵敏度分析与对数灵敏度权重计算识别主导参数，实现了高维目标函数的降维简化，并通过随机仿真验证了简化模型在目标场

景下对原模型的替代有效性与排序一致性，为电磁频谱参数调整与协同管控决策提供了可计算的理论与方法基础。

后续工作仍需进一步完善与拓展：在传播与环境建模方面，可引入地形遮挡、多径传播以及城市与海面散射等机理，对传播链路进行更精细的描述，以提升模型对复杂场景的适用性与预测一致性；在工程实现方面，可结合可部署的优化求解算法与实时计算资源，构建“态势输入—参数优化—策略输出”的闭环处理流程，并开展计算复杂度与实时性评估，为系统化应用提供依据。

## 参考文献：

- [1] 谢春茂, 张川, 黄明, 等. 电磁频谱空间应用及发展趋势综述 [J]. 电子科技大学学报, 2024, 53 (2): 161 - 173.
- [2] 周博, 马欣怡, 况婷妍, 等. 电磁频谱空间态势认知新范式: 频谱语义和频谱行为 [J]. 数据采集与处理, 2022, 37 (6): 1198 - 1207.
- [3] YANG M, SHAO X, XUE G, et al. Big data theory based spectrum sensing algorithm for the satellite cognitive radio network [J]. Wireless Networks, 2024, 30 (5): 3911 - 3919.
- [4] 丁国如, 孙佳琛, 王海超, 等. 复杂电磁环境下频谱智能管控技术探讨 [J]. 航空学报, 2020, 42 (4): 524750.
- [5] DINGG, WU F, WU Q, et al. Robust online spectrum prediction with incomplete and corrupted historical observations [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66 (9): 8022 - 8036.
- [6] 陈敏. 基于无线电监测的电磁目标时空信息挖掘 [D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [7] 张莉. 频谱数据挖掘算法研究与应用 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2016.
- [8] VLĂDEANU C, MARTIAN A, POPESCU D C. Spectrum sensing with energy detection in multiple alternating time slots [J]. IEEE Access, 2022, 10: 38565 - 38574.
- [9] 金云涛. 复杂电磁环境下的智能频谱管控技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2023.
- [10] WANG W, LIU X. List-coloring based channel allocation for open-spectrum wireless networks [C] //2005 IEEE 62nd Vehicular Technology Conference (VTC), Dallas, TX, USA; IEEE, 2005: 690 - 694.
- [11] CAO L, ZHENG H. Distributed spectrum allocation via local bargaining [C] //2005 Second Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), SantaClara, CA, USA; IEEE, 2005: 475 - 486.
- [12] AHMED K I, TABASSUM H, HOSSAIN E. Deep

learning for radio resource allocation in multi-cell networks [J]. *IEEE Network*, 2019, 33 (6): 188 - 195.

[13] YANG C, XU X, HAN J, et al. GA based optimal resource allocation and user matching in device to device underlaying network [C] //2014 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW), IEEE, 2014: 242 - 247.

[14] ANKER P. From spectrum management to spectrum governance [J]. *Telecommunications Policy*, 2017, 41 (5/6): 486 - 497.

[15] WEN Q. An overview of the study of the complexity of the complex electromagnetic environments [C] //2015 8th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), IEEE, 2015, 1: 245 - 250.

[16] CSÍK D, ODRYÁ, PESTI R, et al. A novel orientation-based FSPL model parameter optimization method using PSO for indoor localization [C] //2023 IEEE 21st World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), IEEE, 2023: 201 - 206.

(上接第 214 页)

[9] SHIDA T, NITTA I, FUKUDA D. Deep learning-based wafer-map failure pattern recognition framework [C] //20th International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED), IEEE, 2019: 291 - 297.

[10] 刘珈彤, 余建波. 晶圆表面缺陷模式识别的二维主成分分析卷积自编码器 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32 (3): 425 - 436.

[11] 严从宽, 朱德泉, 孟凡凯, 等. 基于改进 CycleGAN 的水稻叶片病害图像增强方法 [J]. *智慧农业 (中英文)*, 2024, 6 (6): 96 - 108.

[12] 高文超, 陈一帆, 陈诗雨, 等. 应用于齿轮箱故障诊断的小样本图形生成方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2025: 1 - 11.

[13] 赵忠文, 魏英姿, 付 垚. 一种基于生成对抗网络模型的工件图像数据增广方法 [J]. *信息与控制*, 2024, 53 (4): 520 - 528.

[14] CHEN S H, KANG C H, PERNG D B. Detecting and measuring defects in wafer die using GAN and YOLOv3 [J]. *Appl.Sci.*, 2020, 10 (23): 8725.

[15] 李 超. 基于生成对抗网络的晶圆图数据增强及零样本学习的研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2022.

[16] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to image translation using cycle-consistent adversarial networks [C] //2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), IEEE, 2017: 2223 - 2232.

[17] SAINI R, JHA N K, DAS B, et al. ULSAM: Ultralightweight subspace attention module for compact convolutional neural networks [C] //2020 IEEE Winter Con-

[17] LEE I S, NOH J H, OH S J. A Survey and analysis on a troposcatter propagation model based on ITU-R recommendations [J]. *ICT Express*, 2023, 9 (3): 507 - 516.

[18] LUCCHINI F, TORCHIO R, CIRIMELE V, et al. Topology optimization for electromagnetics: a survey [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 98593 - 98611.

[19] 钟慧荣, 顾雪平. 基于模糊层次分析法的黑启动方案评估及灵敏度分析 [J]. *电力系统自动化*, 2010 (16): 34 - 37.

[20] CONSTANTIN M A, SCHUURMAN N K, VERMUNT J K. A general Monte Carlo method for sample size analysis in the context of network models [J/OL]. *Psychological Methods*, 2023-7-10. <https://doi.org/10.1037/met0000555>.

[21] ESSAM F, EL H, ALI S R H. A comparison of the person, spearman rank and kendall tau correlation coefficients using quantitative variables [J]. *Asian J. Probab. Stat*, 2022, 20 (3): 36 - 48.

[22] 李 超. 基于生成对抗网络的晶圆图数据增广方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32 (3): 425 - 436.

[18] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Delving deep into rectifiers: surpassing human-level performance on ImageNet classification [C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015: 1026 - 1034.

[19] WANG J, XU C, YANG Z, et al. Deformable convolutional networks for efficient mixed-type wafer defect pattern recognition [J]. *IEEE Trans. Semicond. Manuf.*, 2020, 33 (4): 587 - 596.

[20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 - 778.

[21] JOHNSON J, ALAHI A, FEIFEI L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution [C] //Cham: Springer, 2016: 694 - 711.

[22] HEUSEL M, RAMSAUER H, UNTERTHINER T, et al. GANs trained by a two time-scale update rule converge to a local Nash equilibrium [C] //Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2017: 6626 - 6637.

[23] WANG Z, SIMONCELLI E P, BOVIK A C. Multi-scale structural similarity for image quality assessment [C] //Proceedings of the 37th IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2003: 1398 - 1402.

[24] 岳宗平, 段朝磊, 杨 洋. 基于机器视觉、百度 AI 与深度学习的晶圆缺陷检测方法研究 [J]. *山东工业技术*, 2023 (6): 18 - 27.