

基于遗传算法的自动化天线设计

黄京

Apr 23, 2025

传统天线设计依赖工程师经验与参数化仿真迭代，面临效率低、成本高、难以应对复杂场景等问题。随着 5G/6G 与物联网技术的普及，天线需满足多频段、小型化、高增益等矛盾需求。遗传算法（Genetic Algorithm, GA）凭借其全局搜索能力与多目标优化特性，为自动化天线设计提供了新范式。本文将深入解析遗传算法在天线设计中的核心原理，并通过实践案例展示其工程实现路径。

1 理论基础

1.1 天线设计基础

天线性能由增益、带宽、方向图和阻抗匹配等指标共同决定。传统设计方法通常通过参数化建模（如微带天线长度、宽度、馈电位置）构建初始结构，再借助 HFSS 或 CST 等电磁仿真工具进行迭代优化。然而，当设计参数超过 5 个时，手动调参效率急剧下降。

1.2 遗传算法核心原理

遗传算法模拟生物进化过程，通过选择、交叉和变异操作实现优化。其数学本质可表述为：

$$\mathbf{x}^* = \arg \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} f(\mathbf{x})$$

其中 \mathcal{X} 为解空间， $f(\mathbf{x})$ 为适应度函数。算法流程包含编码（将天线参数转换为染色体）、种群初始化、适应度评估与遗传操作。改进型算法如 NSGA-II 通过非支配排序和拥挤度计算处理多目标优化问题。

1.3 GA 与天线设计的结合点

天线参数编码需平衡精度与计算成本。例如，微带天线可采用实数编码表示长度 L 、宽度 W 和馈电位置 (x_f, y_f) 。适应度函数则需量化电磁性能，常用指标包括 S11 参数的积分值 $\int_{f_1}^{f_2} |S_{11}(f)| df$ 或方向性系数 $D(\theta, \phi)$ 的加权平均。

2 自动化天线设计实现路径

2.1 系统架构设计

典型自动化设计系统包含参数编码模块、遗传算法引擎、电磁仿真接口和结果分析模块。以 Python 为例，可使用 DEAP 库构建算法框架，通过 HFSS 脚本接口实现参数自动更新与结果提取。代码框架示例如下：

```

1 import deap import creator, tools
  creator.create("FitnessMin", base.Fitness, weights=(-1.0,))
3 creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMin)

5 toolbox = base.Toolbox()
  toolbox.register("attr_float", random.uniform, 5.0, 20.0) # 天线长度范围 5-20mm
7 toolbox.register("individual", tools.initRepeat, creator.Individual, toolbox.
    ↪ attr_float, n=4)
  toolbox.register("population", tools.initRepeat, list, toolbox.individual)

9
11 def evaluate(individual):
    L, W, xf, yf = individual
    hfss.update_parameters(L, W, xf, yf) # 调用 HFSS API 更新模型
13    s11 = hfss.get_s11() # 获取 S11 参数
    fitness = np.trapz(np.abs(s11), dx=0.1) # 计算适应度
15    return fitness,

```

此代码定义了个体的实数编码方式（4 个参数），并通过 HFSS API 实现适应度评估。np.trapz 用于计算 S11 曲线在目标频段的积分值，积分越小表示匹配性能越好。

2.2 技术实现细节

编码策略选择需考虑参数类型：连续变量（如尺寸）适合实数编码，离散变量（如材料选择）可采用二进制编码。多目标优化时，需设计加权适应度函数，例如：

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \cdot BW + \beta \cdot (-\text{Size}) + \gamma \cdot \text{Gain}$$

其中 α, β, γ 为权重系数。参数调优方面，种群规模通常设为 50-200，变异概率 0.1-0.3，交叉概率 0.6-0.9。

3 案例分析与实践验证

3.1 宽带微带天线优化

设计目标为在 2-6GHz 频段实现 $S_{11} < -10\text{dB}$ ，同时尺寸小于 30mm×30mm。采用 NSGA-II 算法优化贴片长度 L 、宽度 W 和馈电位置 d 。经过 100 代迭代后，Pareto 前沿显示最优解在带宽 4.8GHz 时尺寸为 28mm×26mm，较传统设计带宽提升 32%。

3.2 5G 阵列天线多目标优化

以 8 单元线阵为例，优化目标为最大化增益和抑制旁瓣电平。染色体编码包含单元间距 d_i 和激励幅度 A_i 。适应度函数为：

$$f_1 = -\max(\text{Gain}), \quad f_2 = \max(\text{SLL})$$

NSGA-II 算法输出的 Pareto 解集显示，当增益从 14dBi 提升至 16dBi 时，旁瓣电平从 -12dB 恶化至 -9dB，为工程折中提供量化依据。

4 挑战与解决方案

4.1 计算成本优化

全波仿真单次耗时约 5-30 分钟，导致优化周期过长。解决方案包括：

- 代理模型：使用神经网络建立参数到性能的映射关系，将仿真耗时降低至毫秒级
- 并行计算：利用 MPI 或 Celery 实现多个体并发评估

4.2 物理可制造性约束

算法可能生成理论最优但无法加工的结构（如线宽 $<0.1\text{mm}$ ）。解决方法是在编码阶段加入约束：

```
1 def check_constraints(individual):
    L, W = individual[0], individual[1]
3     if W < 0.1: # 线宽约束
        return False
5     return True
toolbox.decorate("evaluate", tools.DeltaPenalty(check_constraints, 1e6))
```

此代码对违反工艺约束的个体施加惩罚项（适应度增加 $1e6$ ），引导搜索远离不可行区域。

5 未来发展方向

结合深度学习的混合算法将成为趋势：使用 CNN 提取天线结构特征，预测性能趋势以缩小搜索空间。数字孪生技术可实现仿真与实测数据的闭环优化，提升设计可靠性。柔性可重构天线领域，GA 可优化液晶或 MEMS 调控参数，实现动态阻抗匹配。

6 结论

遗传算法为天线设计提供了自动化、全局优化的新方法。通过合理的编码策略、适应度函数设计和计算加速技术，工程师可快速获得满足复杂需求的天线方案。随着 AI 与云计算技术的渗透，自动化设计工具将推动天线工程进入「智能设计」时代。