

# 采用粒子群算法的频率选择表面优化设计

张 波,薛正辉,任 武,李伟明,盛新庆

(北京理工大学信息与电子学院,北京 100080)

**摘 要:** 粒子群优化算法作为优秀的群体智能算法之一,已经被广泛应用于电磁优化问题中.通过与时域有限差分(FDTD)算法相结合,粒子群优化算法被运用于频率选择表面的优化设计.在此过程中,通过使用图形处理器(GPU)加速技术将 FDTD 算法速度提高近 100 倍,配合 FDTD 的宽频特性显著加速了优化过程.在此基础上,针对给定单元结构以及未知单元结构两种频率选择表面设计情况,分别采用带惯性权重的粒子群优化算法以及二进制离散粒子群优化算法进行优化.提出的两种优化流程在算例中得到验证与分析,证明了其可行性及高效性.

**关键词:** 频率选择表面;粒子群算法;FDTD;GPU 加速

**中图分类号:** TN012 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)0603-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.031

## Particle Swarm Optimization of Frequency Selective Surface

ZHANG Bo, XUE Zheng-hui, REN Wu, LI Wei-ming, SHENG Xin-qing

(School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100080, China)

**Abstract:** Particle swarm optimization (PSO) has been successfully applied in the design and optimization of electromagnetic structures. Combined with finite-difference time-domain (FDTD) technique, PSO algorithm was applied in the design of frequency-selective surfaces. Through the use of graphics processing unit (GPU) acceleration, the FDTD program achieves about 100 times speedup while preserving the broad-band nature of the algorithm. Standard PSO and binary PSO algorithms were implemented to deal with known cell structure and unknown cell structure optimization respectively. The feasibility and efficiency of the proposed optimization scheme are verified by numerical results.

**Key words:** frequency selective surface; PSO; FDTD; GPU acceleration

### 1 引言

频率选择表面属于空间滤波器的一种,可以作为天线的带通雷达罩及具有特定通带的吸波结构等加以应用<sup>[1,2]</sup>.频率选择表面通常由多个相同单元按照一定规律排列而成,而基本单元形状和电磁参数的细微改变,往往会对整个结构的电磁特性造成显著影响.如何通过调节单元形状及电磁参数达到对已知单元结构的优化,甚至完全从电磁特性目标出发,通过设计全新的单元形状来实现优化,都是频率选择表面设计的常见要求.

近些年来,以遗传算法为代表的启发式算法开始被应用于频率选择表面的设计与优化,并取得了良好的效果.上世纪末被提出的粒子群优化算法,以简洁的算法、相对较少的参数、较快的收敛速度等特点而受到广泛关注.2006年,Raj Mittra等将粒子群优化算法引入频率选择表面设计中,并通过实验得出结论,相对于遗传算法,

粒子群算法容易在更小的种群数量以及更短的时间步内取得优化收敛<sup>[3]</sup>.

迄今为止的频率选择表面优化流程中,无论其优化算法部分采取遗传算法或粒子群算法,其电磁计算部分多采用诸如谱展开配合矩量法等的频域算法,而非时域有限差分(FDTD)算法.原因是 FDTD 的计算时间通常为频域算法的数倍乃至数十倍,而群体智能优化算法一般需要进行多目标的数十乃至数百代迭代计算,即使采用频域算法,优化耗时也常数以天记,FDTD 的运算速度更无法满足优化需要,但频率选择表面设计与优化过程的突出特点是宽频带分析以及多模型分析,这正是 FDTD 算法的优势所在,若能解决运算速度问题,FDTD 算法无疑是频率选择表面优化设计的首选算法之一<sup>[4]</sup>.本文对粒子群算法原理进行介绍,将粒子群算法与硬件加速的 FDTD 算法联合,针对频率选择表面优化问题进行讨论并提出了两种优化流程,实现了使用 FDTD 算法结合粒

子群算法的频率选择表面优化设计,提出的优化流程在算例中得到验证与分析。

## 2 粒子群优化算法的原理

### 2.1 粒子群算法简介

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 属于群体智能算法 (swarm intelligence algorithm) 的一种,在 1995 年由 Eberhart 和 Kennedy 提出<sup>[5]</sup>,其基本思路是模拟自然界中的鸟群觅食的行为,通过鸟之间的信息传递与集体协作使得群体达到最优。与借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的遗传算法不同,粒子群算法属于对社会性动物(如鸟群)的自组织行为进行建模仿真的优化算法。算法基本思想如下:把每个优化问题的解都抽象成一个在搜索空间中的没有体积和质量,只有位置和速度的“粒子”。所有的粒子都有一个被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度决定它们的飞翔方向和距离,在每一代中,所有粒子都追踪两个极值来调节自己的速度,一个是单个粒子到目前为止发现的最好位置(即粒子个体的飞行经验),另一个是整个群体到目前为止发现的最好位置(即粒子群体的飞行经验),整个问题的求解过程可以看作是一群粒子通过相互分享信息从而寻找最优位置即最优解的过程。

### 2.2 带惯性权重的粒子群算法

原始粒子群算法中,假设一个由  $M$  个粒子组成的群体在  $D$  维搜索空间以一定的速度飞行,编号为  $i$  的粒子在时刻为  $t$  时状态定义如下:

位置:  $x_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$

$x_{id}^t \in [L_d, U_d], 1 \leq d \leq D, L_d, U_d$  分别是搜索空间的下限和上限;

速度:  $v_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)$

$v_{id}^t \in [v_{\min}, v_{\max}], 1 \leq d \leq D, v_{\min}, v_{\max}$  分别为速度的最小值和最大值;

个体最优位置:  $p_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{iD}^t)$

全局最优位置:  $p_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gD}^t)$

其中  $1 \leq d \leq D, 1 \leq i \leq M$ 。

然后粒子  $i$  在  $t+1$  时刻的位置由下式更新可得:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (2)$$

式(1)中,  $r_1, r_2$  均为均匀分布在(0,1)区间的随机数,  $c_1, c_2$  被定义为学习因子,通常取  $c_1 = c_2 = 2$ 。式(1)主要由三部分组成,  $v_{id}^t$  表示粒子对于当前运动状态的信任,  $c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t)$  为“个体认知”部分,表示粒子通过对自身运动轨迹的分析及学习,从而实现对于下一步的决策,  $c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t)$  为“社会交流”部分,表示粒子间通过信

息共享交流经验,从而影响每一个粒子的认知与决策。

粒子的适应值定义为  $f_i^t = (f_{i1}^t, f_{i2}^t, \dots, f_{iD}^t)$ ,在每代计算完毕后,各个粒子的适应度以及全局最佳适应度都会与其历史最佳值进行比较,如果当前更佳,则更新对应的个体最佳位置  $p_i^t$  或全局最佳位置  $p_g^t$ 。算法按此流程循环迭代,直至适应度函数收敛或者达到最大迭代次数为止。

为了协调原始 PSO 算法的全局及局部寻优能力, Shi 和 Eberhart 提出了带惯性权重的粒子群算法<sup>[6]</sup>,该法通过引入惯性权重  $w$  改善了原始 PSO 算法的收敛性能,也被称为基本粒子算法。在基本粒子群算法中,式(1)改写成以下形式:

$$v_{id}^{t+1} = w v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (3)$$

新增的惯性权重  $w$  的大小决定了粒子对于当前速度的继承程度。关于  $w$  的取值, Y. Shi 等在 2000 年建议采取从 0.9 线性递减到 0.4 的策略<sup>[7]</sup>。线性递减公式如下:

$$w = w_{\text{start}} - \frac{w_{\text{start}} - w_{\text{end}}}{t_{\text{max}}} \times t \quad (4)$$

式中,  $t_{\text{max}}$  为最大迭代代数,  $t$  为当前迭代代数,  $w_{\text{start}}$  和  $w_{\text{end}}$  分别是初始惯性权重和终止惯性权重。

### 2.3 二进制离散粒子群算法

由上文可知,传统的粒子群算法主要针对的是连续解空间进行搜索运算,但在许多实际的工程问题中,问题都被描述为离散的组合优化问题。针对这种情况, 1997 年 Kennedy 和 Eberhart 提出了二进制离散粒子群优化算法<sup>[8]</sup>。在该算法中,粒子的位置被限定为 1 和 0 两种状态,而粒子的速度则通过决定一个取值在  $[0, 1]$  间的概率选择参数  $s$  来影响下一步的粒子位置:  $s$  越接近于 1,粒子的位置就越可能被设置为 1,反之则越可能被设置为 0。通常  $s$  通过 Sigmoid 函数来确定,其表达式如下:

$$s = \text{Sigmoid}(v_i^t) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i^t)} \quad (5)$$

在实验中发现  $v_{\text{max}}$  设置得越高, Sigmoid( $v_i^t$ ) 的范围就越接近于  $[0, 1]$ ,收敛后的结果相应愈发稳定,反之则收敛后探索新最优解的能力更加优秀。

离散粒子群优化算法与基本粒子群算法的流程类似,但粒子速度和位置的更新公式修改如下:

$$v_{id}^{t+1} = w v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (6)$$

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \rho < \text{Sigmoid}(v_{id}^{t+1}) \\ 0, & \rho \geq \text{Sigmoid}(v_{id}^{t+1}) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\rho$  是  $[0, 1]$  之间的随机数,算法中其余参数保持与基本粒子群算法相同。

### 3 频率选择表面的优化及硬件加速

#### 3.1 粒子群优化算法的选择

当单元结构确定时(如十字环,耶路撒冷环),频率选择表面的优化问题通常体现在对结构尺寸、单元排列、材质电磁等参数的优化上,解空间在多个维度上呈现连续分布,适宜采取带惯性权重的粒子群算法进行优化。

当单元结构未知时,采取的方法是将一个单元沿所处平面划分成等尺寸区块后进行编号,并用 0 与 1 两种状态来表明某区块表面覆铜与否,通过粒子群算法的多次迭代寻找各个区块覆铜情况的最佳组合,二进制离散粒子群算法此时是最适宜的。

#### 3.2 粒子群算法的参数设置

由于 FDTD 算法的模型尺寸以网格大小为单位,因此在实际运算时,每步通过更新得到的尺寸值需要就近取成网格尺寸的整数倍,而介电常数等值,也需根据实际情况就近取到适值。

与遗传算法等优化算法相比,粒子群优化算法所需的种群数与迭代次数都偏小,根据计算经验,种群数设为 15,迭代次数上限设为 400 步已经可以满足大多数频率选择表面优化的需要。

粒子的  $v_{\max}$  与  $v_{\min}$  选值对于粒子群的搜索能力影响很大,  $v_{\max}$  过大容易导致粒子“飞越”最优解,而  $v_{\min}$  过小又容易导致寻优过程缓慢,因此在优化时,通常根据情况对  $v_{\max}$  与  $v_{\min}$  进行调节。

在迭代过程中,粒子的位置可能跳出  $[L_d, U_d]$  所限定的范围,这时将越界的粒子位置置于  $L_d$  或  $U_d$ ,并令  $v_{id}^t = -v_{id}^t$ ,即令粒子在边界上发生“反弹”以重新进入搜索空间进行迭代。

适应度是衡量粒子优化程度最重要的指标,定义一个合适的适应度计算函数对于优化过程的收敛性能具有至关重要的作用.针对频率选择表面在实验中定义了以下适应度计算函数:

$$f = \sum_{i=1}^N \frac{|\Gamma_i^2 - \Gamma_{id}^2|}{N}, \text{其中 } i = 1, 2, \dots, N \text{ 为欲控制频}$$

带内的频点,  $\Gamma_{id} = \begin{cases} 1, & i \text{ 处于阻带内} \\ 0, & i \text{ 处于通带内} \end{cases}$ 。

#### 3.3 GPU 硬件加速的采用

GPU 硬件加速的运用,是 FDTD 法得以应用于粒子群优化算法的性能保障.优化运算平台采用 Tesla C2050 GPU 搭建,粒子群算法优化程序基于 nVidia CUDA 通用计算技术.程序运用针对周期结构进行计算的谱 FDTD 法<sup>[9,10]</sup>配合周期性边界条件以模拟周期性结构,并采取带惯性权重的粒子群算法及二进制离散粒子群算法以满足不同的优化需求.GPU 加速的 FDTD 程序依照图 1

所示的流程运行。

流程中,Block 与 Thread 即为 GPU 的 CUDA 架构中的线程块与线程.在计算时,程序首先将  $Z = 1$  平面的网格映射为 GPU 的线程进行计算,在该平面上网格全部并行更新完毕后,再更新  $Z$  向的下一平面网格,如此往复直至空间全部网格更新完成,然后程序重新将  $Z = 1$  平面网格映射为线程,并开始下一时间步的计算.当所有时间步完成后,程序将运算结果从显存传输到内存中进行后期处理输出。

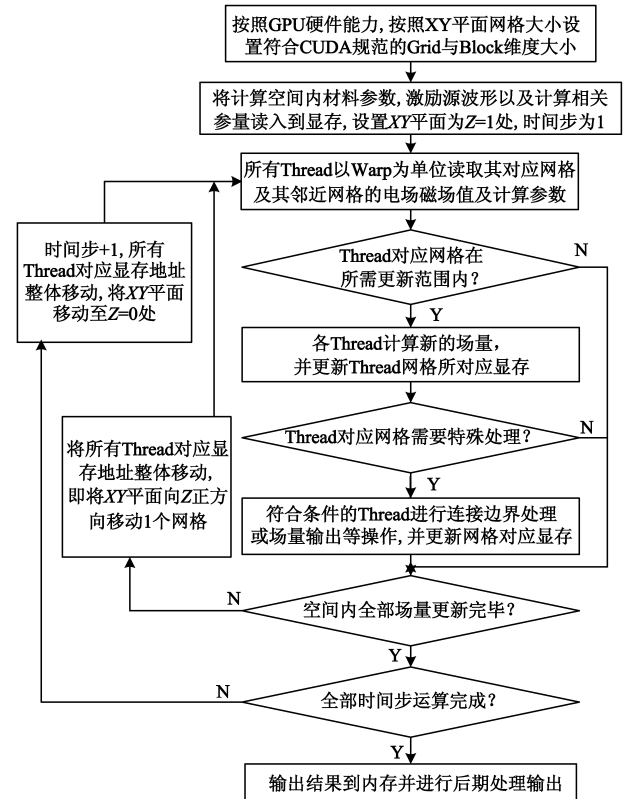


图1 GPU加速FDTD算法流程图

由于编写的硬件加速程序充分利用了 GPU 的并行硬件运算能力, FDTD 算法的速度瓶颈得以突破,在算例中计算速度甚至超越了传统频域算法以及商业电磁计算软件。

## 4 算例验证

#### 4.1 硬件加速性能的验证

算例 1:计算一个单元尺寸  $1\text{mm} \times 12\text{mm}$ ,单元间距  $20\text{mm}$  的偶极子阵列在入射波垂直入射时的反射系数,计算目的在于验证 GPU 加速 FDTD 算法的数值精确度与加速比.算例采取的 GPU 计算平台为 Tesla C2050 运算加速卡与 3GB 显存, CPU 计算平台为 Intel Core i5 760CPU 与 8GB 内存.为了分析网格大小对于 GPU 加速比的影响,网格尺寸分别设置为  $0.5\text{mm}$  和  $0.25\text{mm}$ ,使

用 GPU 与 CPU 进行两次对比计算,最后将结果与 CST 软件进行比较,计算结果见表 1 及图 2.

表 1 GPU 与 CPU 运行效率比较

平台	对比 1	对比 1	对比 2	对比 2
	CPU	GPU	CPU	GPU
网格尺寸	0.5mm	0.5mm	0.25mm	0.25mm
网格空间	40 * 40 * 100	40 * 40 * 100	80 * 80 * 200	80 * 80 * 200
时间步	8192	8192	16384	16384
用时	15m46s	15.46s	237m4s	2m29s
加速比	1	60.84	1	94.52

同时,CST 软件随网格剖分方式及精度变化,计算耗时 14min ~ 40min 不等.

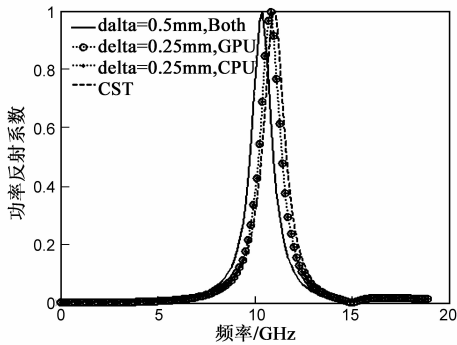


图2 算例1GPU, CPU与CST计算结果比较

由图 2 对比可见,两种尺寸下 GPU 硬件加速运算与 CPU 计算的结果都完全吻合,并且当网格尺寸足够小时,与 CST 计算结果符合的很好.由表 1 可见,随着网格空间的增大 GPU 加速效果愈发突出,在算例 1 中达到了 94.52.这充分体现了 GPU 硬件加速 FDTD 算法的精确性与高效性,也为基于该技术的优化算例提供了精度与性能保障.

#### 4.2 运用带惯性权重的粒子群算法优化频率选择表面

算例 2:优化一个矩形金属贴片阵列,由于阵列单元的结构已经固定,这里运用带惯性权重的粒子群算法对矩形金属贴片的长与宽进行优化.优化过程中,单元间距设置为 100mm,长与宽的搜索空间范围都设为 [8mm,92mm],优化目标设定为入射波垂直入射时阻带在 2.7GHz 附近,种群大小设置为 15,最大迭代次数设置为 100 代.

在优化进程初始化时,随机生成的 15 个粒子对应的反射系数见图 3.

整个种群的平均适应度随着迭代代数收敛情况见图 4.种群收敛后 15 个粒子对应的反射系数如图 5.

由于粒子群算法中群体的初始位置完全随机生成,因此图 3 中各个粒子的功率反射系数呈现出完全的

随机性.由于算例 2 中搜索空间维度只有二维,由图 4 可见在迭代 60 余代后,所有粒子都已经收敛于最优点,最优点对应长宽分别为 46mm 和 42mm,图 5 中的反射系数曲线已经较好满足了优化要求.

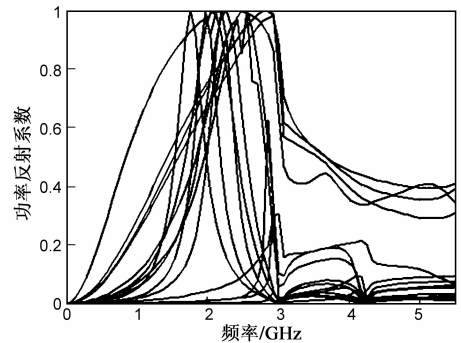


图3 算例2粒子群的初始功率反射系数

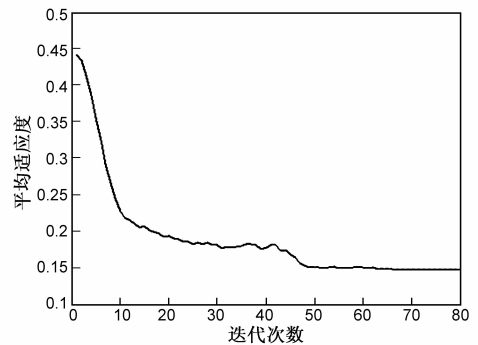


图4 算例2种群平均适应度收敛曲线

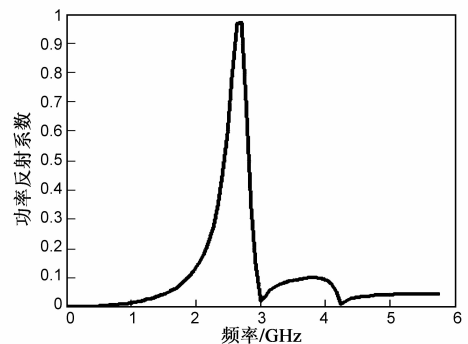


图5 算例2收敛所得最佳解的反射系数

算例 2 优化过程共耗时 2h48min,平均单个模型单次计算耗时 9.49s,这得益于 GPU 硬件加速技术的采用,与之相比,即使按照 60 倍的加速比计算,使用 CPU 完成相同优化流程也需要耗时 7 天左右.

#### 4.3 运用二进制离散粒子群算法设计频率选择表面

算例 3:优化一个大小为  $48 \times 48$  个网格,网格尺寸 2mm 的单元,如果对每个网格都进行编码,存在的解共有  $2^{2304}$  个之多,对这个解空间进行搜索无疑是不可能的.因此在计算时对解空间进行了降维处理:每个  $3 \times 3$

内的网格被编为同一号,新得到的编号网格大小为  $16 \times 16$ ,由于频率选择表面多为对称结构,因此可以对仅占总网格  $1/8$  左右的网格进行设计,然后经过多次对称得到整个结构.在本例中,则是对由 36 个网格组成的一片类直角三角形区域进行设计,可能解此时减为  $2^{36}$  个.在这个数量级上,借助粒子群算法的收敛速度优势和 GPU 硬件加速的计算速度优势,使得优化成为可能.本例中依然设定优化目标为入射波垂直入射时阻带在 2.7GHz 附近,种群大小设置为 15,最大迭代次数设置为 400 代进行了两次运算,两次运算所得的适应度收敛情况如图 6 所示.

算例 3 最终收敛结果的反射系数见图 7.

根据收敛结果解码后的单元形状如图 8 所示.

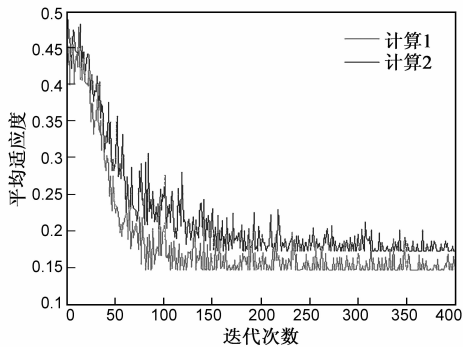


图6 算例3种群适应度收敛曲线

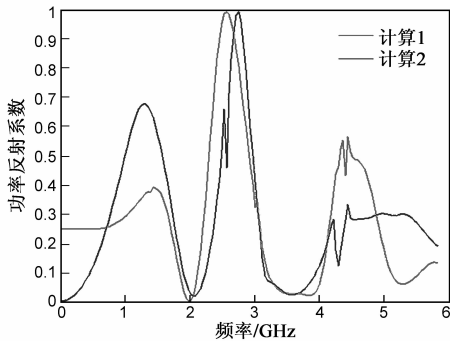


图7 算例3收敛所得最佳解的反射系数

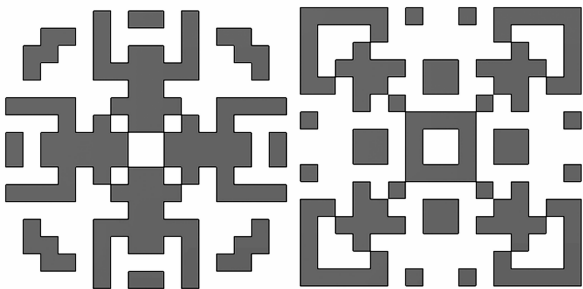


图8 两次优化得到的单元形状

由图 6 可见,平均适应度在收敛后,依然存在小范围波动,这是由二进制粒子群算法原理决定的:粒子的

状态取值以概率的大小来决定,因此即使收敛后某编号块取值为 1 的概率极小,也无法排除取 1 的情况.图 7 中优化后的曲线基本满足了阻带要求,而两次优化过程得到的完全不同的单元形态,也体现了由于巨大的解空间存在而导致的结果不确定性.需要指出的是,算例 3 更多的是为验证二进制粒子群优化流程的可行性,大多数情况下使用已知结构单元是可以满足设计需要的.

设计形状未知的频率选择表面,由于搜索的维度较多,计算时间较长,一向是频率选择表面优化设计的难题,FSS 优化的主流电磁算法是 Munk 提出的谱展开配合矩量法的混合算法,这种算法虽然相比 FDTD 算法具有明显的速度优势,但采取这一算法对 FSS 进行二进制时,存在着很大缺陷:随着各个网格状态的改变,每一代新的个体都需要重新计算单元上的电流分布.这是一个相当费时的过程,即使采用快速多极子等算法进行加速,优化过程都常常以数周记.特别是针对多目标优化时,时间更是无法估计,而且容易陷入局部最优,得不到期望的优化结果.算例 3 优化过程耗时 22h32min,平均每个模型单次计算耗时 13.52s,如果采取 CPU 进行运算,耗时会接近 1 个月,这说明采取 GPU 硬件加速技术是进行类似 FSS 二进制优化的少数可行方法之一.

## 5 总结

通过前文的原理分析与优化算例可以看出,粒子群优化算法作为一种原理简明收敛快速的算法,非常适合频率选择表面的设计与优化,通过采用 GPU 硬件加速技术,FDTD 算法可以克服其效率弊端,使得其宽频优势在优化过程中得到充分应用.在此基础上针对不同优化需求所采取的两种粒子群算法优化流程也得到了算例的验证,具有优秀的工程价值与开发潜力.

传统中 FSS 结构的研究都假设 FSS 结构为无限大,计算时通过周期性边界条件模拟周期作用,但实际应用时,FSS 结构总是有限大甚至是共形的.有限大意味着阵列的单元数目受到限制,而曲面曲率较大时 FSS 单元的周期性受到破坏,Floquet 定理此时已经不再适用,使得对 FSS 的分析必须对所有的 FSS 单元进行建模仿真.

采用 GPU 加速的 FDTD 算法在分析这种有限大 FSS 时存在优势,因为 FDTD 算法对于复杂形体的建模存在优势,FDTD 算法在采用 GPU 加速后,计算效率方面的劣势也得到了大幅改善.但其相较频域算法在内存占用方面的劣势目前依然存在,这有待于未来的深入研究.

## 参考文献

- [1] 阮颖铮,冯林,韩晓英.选频反射面隐身天线研究[J].电子学报,1993,21(9):91-93.  
Ruan Yingzheng, Feng Ling, Han Xiaoying. FSS reflector antennas with small RCS[J]. Acta Electronica Sinica, 1993, 21(9):91-93. (in Chinese)
- [2] 冯林.低 RCS 雷达天线技术的研究和应用[J].电子学报,1995,23(10):164-168.  
Feng Lin. Research and applications of low RCS radar antenna system[J]. Acta Electronica Sinica, 1995, 23(10):164-168. (in Chinese)
- [3] Genovesi S, Mittra R, Monorchio A, et al. Particle swarm optimization for the design of frequency Selective surfaces[J]. Antennas and Wireless Propagation Letters, IEEE, 2006, 5(1):277-279.
- [4] 刘茨,毛钧杰,姚德森.时域有限差分法分析平面周期性结构电磁特性[J].电子学报,2000,28(9):84,99-101.  
LIU Ying, MAO Jun jie, YAO De miao. The analysis of the electromagnetic characteristics of planar periodic structures using FDTD method[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(9):84,99-101. (in Chinese)
- [5] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[A]. 1995 IEEE International Conference on Neural Networks: Proceedings [C]. New Jersey: Piscataway, 1995. 1942-1948.
- [6] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[A]. 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings: IEEE World Congress on Computational Intelligence [C]. New Jersey: Piscataway, 1998. 69-73.
- [7] Shi Y, Eberhart R. C. Empirical study of particle swarm optimization[A]. CEC 99: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation [C]. New Jersey: Piscataway, 1999. 1945-1950.
- [8] J Kennedy, R Eberhart. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[A]. 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics [C]. New Jersey: Piscataway, 1997. 4104-4108.
- [9] Aminian A, Rahmat-Samii Y. Spectral FDTD: A novel computational technique for the analysis of periodic structures[A]. 2004 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium [C]. New Jersey: Piscataway, 2004. 3139-3142.
- [10] Aminian A, Rahmat-Samii Y. Spectral FDTD: A novel technique for the analysis of oblique incident plane wave on periodic structures[J]. Antennas and Propagation, IEEE Transactions on, 2006, 54(6):1818-1825.

## 作者简介



张波男,1984年生于河南.现于北京理工大学信息与电子学院攻读博士学位,主要研究方向为 GPU 加速 FDTD 运算及频率选择表面设计.

E-mail: samurai@bit.edu.cn



薛正辉(通信作者)男,1970年生于上海,现为北京理工大学电子工程系副教授,主要研究方向为计算电磁学、微波毫米波天线及其测试技术、电磁兼容及微波毫米波技术.

E-mail: zhxue@bit.edu.cn

任武男,1976年生于山西,现为北京理工大学电子工程系副教授,从事计算电磁学,特殊媒质和电磁兼容方面的有关研究.

E-mail: renwu@bit.edu.cn