



光学学报
Acta Optica Sinica
ISSN 0253-2239, CN 31-1252/O4

《光学学报》网络首发论文

题目: 基于神经网络的高色散宽带介质超光栅的快速优化
作者: 李润泽, 董希谱, 程洁嵘, 常胜江
收稿日期: 2020-08-18
网络首发日期: 2020-10-22
引用格式: 李润泽, 董希谱, 程洁嵘, 常胜江. 基于神经网络的高色散宽带介质超光栅的快速优化[J/OL]. 光学学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1252.O4.20201021.1135.006.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于神经网络的高色散宽带介质超光栅的快速优化

李润泽¹, 董希谱¹, 程洁嵘^{1,2**}, 常胜江^{1,3*}

¹南开大学现代光学研究所, 天津 300350;

²天津市微尺度光学信息技术科学重点实验室, 天津 300350;

³光电传感器与传感网络天津重点实验室, 天津 300350

摘要 由于超材料和超表面的亚波长结构单元的形状和尺寸具有很大的设计自由度, 可对电磁波的振幅、相位、波前、方向等进行复杂而精确的调控, 同时随着结构参数数量的增加, 结构设计的时间往往呈指数增长。本文提出了一种基于 BP 神经网络对超表面结构进行快速优化的方法, 实现了兼具高衍射效率、宽带、高角色散等优势的特赫兹介质超光栅。通过有限次数的严格耦合波分析建立数据集, 训练 BP 神经网络, 可准确预测任意结构参数的超光栅衍射光谱, 并通过遍历所有结构参数快速筛选出衍射效率最高且宽带的超光栅, 相比采用严格耦合波分析遍历所有结构参数的设计方法速度提高了一万倍, 证明了基于 BP 神经网络的超表面优化方法的高效性以及精准性, 同时为太赫兹波段提供了一种性能优异的衍射元件。

关键词 深度学习; BP 神经网络; 超光栅; 优化

中图分类号 O436 **文献标识码** A

Fast optimization of high-angular-dispersion wideband dielectric metagrating based on neural network

Li Runze¹, Dong Xipu¹, Cheng Jierong^{1,2**}, Chang Shengjiang^{1,3*}

¹*Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300350, China;*

²*Tianjin Key Laboratory of Micro-scale Optical Information Science and Technology, Tianjin 300350, China;*

³*Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Sensor and Sensing Network Technology, Tianjin 300350, China*

Abstract Metamaterials and metasurfaces show great potential to adjust the amplitude, phase, wavefront and direction of the electromagnetic waves in a complex and precise manner, since the shape and size of the subwavelength units can be designed with large degree of freedom. At the same time, with the increasing number of structural parameters involved, the design of the metasurface is very time-consuming. This paper proposes a method for fast optimization of metasurface structures based on the BP neural network, and a terahertz dielectric metagrating with the merits of high diffraction efficiency, wide bandwidth, and high angular dispersion is achieved. A data set established via a limited number of rigorous coupled wave analysis is used to train the BP neural network. It can accurately predict the diffraction spectrum of metagratings with arbitrary geometry. An optimal design with the highest diffraction efficiency and wide bandwidth is selected by quickly traversing all structural parameters. The design time

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(编号: 2017YFA0701000)国家自然科学基金(编号: 61831012, 61805123)和天津市自然科学基金(编号: 18JCQNJC02200)资助项目

*E-mail: sjchang@nankai.edu.cn **E-mail: chengjr@nankai.edu.cn

is shortened by 10,000 times as compared to the brute-force numerical simulations, which proves the efficiency and accuracy of the metasurface optimization method based on BP neural network. The study provides a diffractive element with excellent performance for terahertz applications.

Key words deep learning; BP neural network; metagrating; optimization

OCIS codes 050.1950; 160.1245; 160.3918; 160.4670

1 引言

随着计算机计算力的发展,神经网络的计算速度有了显著的提升,人工智能再次迎来热潮阶段。深度学习 BP 神经网络具有强大的数据处理能力,可通过学习数据之间的逻辑关系来完成复杂的任务,极大推动了计算机视觉、语音识别、图像处理等领域的发展^[1-5]。同时,神经网络也逐步应用于光学元件的优化设计^[6]。

超表面是一类紧凑型新颖光学元件,可通过对电磁波振幅、相位和偏振的精确控制实现波前操控、偏振变换、全息成像等功能^[7,8]。超表面的亚波长结构单元有很多结构参数,这一方面表明结构的自由度很高,可为波束操控提供很大的空间,同时也增加了结构设计的复杂度。将神经网络用于超表面结构的优化设计可以提高优化速度,对多变量多目标的复杂问题寻找全局最优解提供一种高效的方法^[9]。传统数值优化方法如梯度下降等容易陷入局域最优解,常常需要采用不同的初始解进行多次优化来寻找全局最优解^[10],而另一些数值优化方法如遗传算法和粒子群优化算法^[11]等虽然不依赖于初始解,但其收敛速度慢,迭代次数多。优化的每一步迭代中都要采用时域有限差分法(FDTD)、有限元法(FEM)、严格耦合波分析法(RCWA)等方法进行电磁仿真计算,当超表面面积较大、不具备周期性时,每一次电磁仿真都需要一定的时间和计算资源,这大大限制了优化的速度。而神经网络只需学习一定数量的电磁仿真的数据,无需求解麦克斯韦方程组即可预测出器件的光学性能或反向预测器件的结构,从而可将优化设计的时间缩短多个数量级。

神经网络与超表面元器件设计的融合已取得了一定进展^[12]。神经网络对超表面的优化可分为正向预测和反向设计^[13]。正向预测是输入结构的几何参数,输出预测的效率、电磁场分布等光学响应。Qian C et al^[14]利用神经网络提出一种隐形斗篷,对直流偏置电压进行正向预测,进而快速地调节超表面内部每个元素的反射特性,实现了快速高效的自适应隐身。神经网络也被用于预测数百万种不同纳米结构的光谱^[15]以及纳米波导的有效折射率^[16]。

反向设计分为反向参数设计以及反向拓扑优化,反向参数设计是对于一个大致确定的结

构，输入性能参数，输出结构的几何参数；反向拓扑优化是根据性能的需要，对结构进行拓扑生成。常见的反向设计包括利用对抗神经网络，反向预测折射率分布^[17]，也可以通过训练深层神经网络进行纳米光子结构逆设计^[18-20]，利用卷积逆向生成等离子体超表面^[21]，按照所需的圆二向色性谱，通过 GAN 对抗神经网络对手性器件进行拓扑优化设计，逆向生成器件拓扑结构^[22-24]。针对一个拥有有限可变参数的超表面结构，正向设计就可以对光学性能进行较好地预测。而当超表面需要实现多目标的复杂功能时，基于神经网络的反向拓扑优化可提高设计自由度，增强模型的多样性。

本工作构建了一种深度学习 BP 神经网络，采用正向预测的方法实现了太赫兹波段宽带、高效率和高角色散的衍射光栅的快速优化设计，利用全连接 BP 神经网络，对衍射物理过程进行泛化学习，以神经网络表征复杂的数值计算过程。该神经网络可准确的预测各种光栅结构参数下的衍射光谱，并最终找到了衍射效率大于 80%，带宽 19.2% 的太赫兹超光栅，其在 161GHz 处的峰值衍射效率为 95.7%，角度色散 43.61(°)/mm。相比于利用电磁仿真的遍历搜索，该优化速度提高了 1 万倍。

2 基于神经网络的超光栅衍射光谱预测

2.1 物理问题及数据集的制作

衍射光栅可以控制波束的传播方向，其衍射方向决定于光栅方程：

$$\sin(\theta_m) - \sin(\theta_i) = k \frac{\lambda}{\Lambda}, \quad (1)$$

式中： λ 为波长， Λ 为光栅周期， k 为衍射级次， θ_i 为入射角度， θ_m 为第 k 级衍射角度。

光栅的角色散率表征衍射角随波长的变化率，可用下式表示：

$$D = \frac{d\theta}{d\lambda} = \frac{k}{\cos(\theta_m)\Lambda} = \frac{k}{\sqrt{\Lambda^2 - \lambda^2}}. \quad (2)$$

利用其角色散特性，衍射光栅被广泛应用于光谱分析和脉冲整形等，对于 300 刻线/mm 闪耀角为 17.5° 的可见光透射式光栅(THORLABS GT13-03)来说，衍射效率峰值约为 70%，带宽(效率大于 70%)约为 22.2%，角色散约为 0.0174(°)/nm。为了得到更大的角色散，往往需要减小光栅周期，牺牲衍射效率和带宽。太赫兹波段衍射光栅的研究较少，发展太赫兹衍射光栅对于太赫兹波束方向的控制以及太赫兹光谱分析具有重要意义。因此本工作以实现太赫

兹波段的高效率、宽频带、高角色散的衍射光栅为目标，以全连接 BP 神经网络实现该器件结构的快速优化。

衍射光栅的结构及功能示意如图 1(a)所示，可将垂直入射的太赫兹波高效率地偏折至+1 衍射级。该光栅由上下两层光栅及中间层构成，光栅的构成材料为聚乳酸(PLA)，其在 0.1-0.3 THz 的折射率为 1.57^[25]。光栅沿 y 方向无限延伸，沿 z 方向的周期 Λ 固定为 2.28 mm，当入射频率为 161 GHz 时，衍射角度为 54.81°，角色散为 43.61(°)/mm。可变结构参数分别为图 1(b)所示的上下层光栅宽度 W_1 、 W_2 ，以及光栅高度 H_1 、 H_2 和中间层高度 H_{sub} 。入射光沿 x 轴负方向传播，电场方向与光栅垂直。

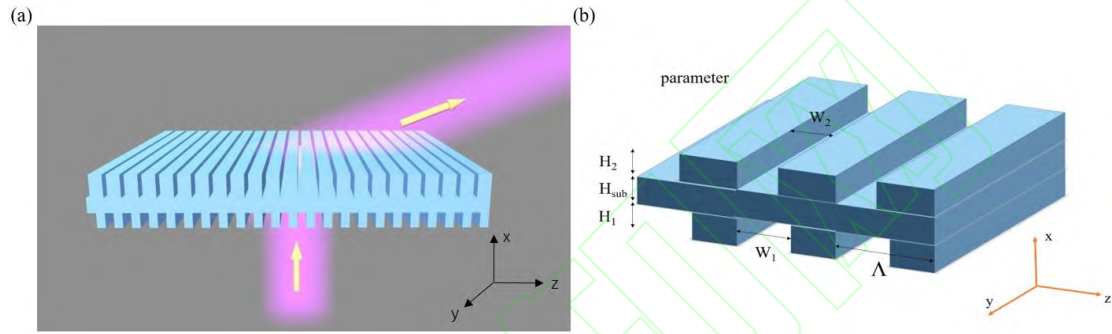


图 1(a)超光栅结构及功能示意图。(b)超光栅的结构参数示意图。

Figure 1(a) Schematic diagram of the structure and function of the metagrating. (b) Schematic diagram of the structural parameters of the metagrating.

为了找到 1 阶衍射效率最高、带宽最宽、角色散较大的光栅结构，优化流程主要包含图 2 所示的 4 个部分：1、数据集的制作，2、神经网络的训练，3、利用神经网络进行结构参数区间内的高效遍历预测，4、筛选具有宽带、高效的光栅结构。

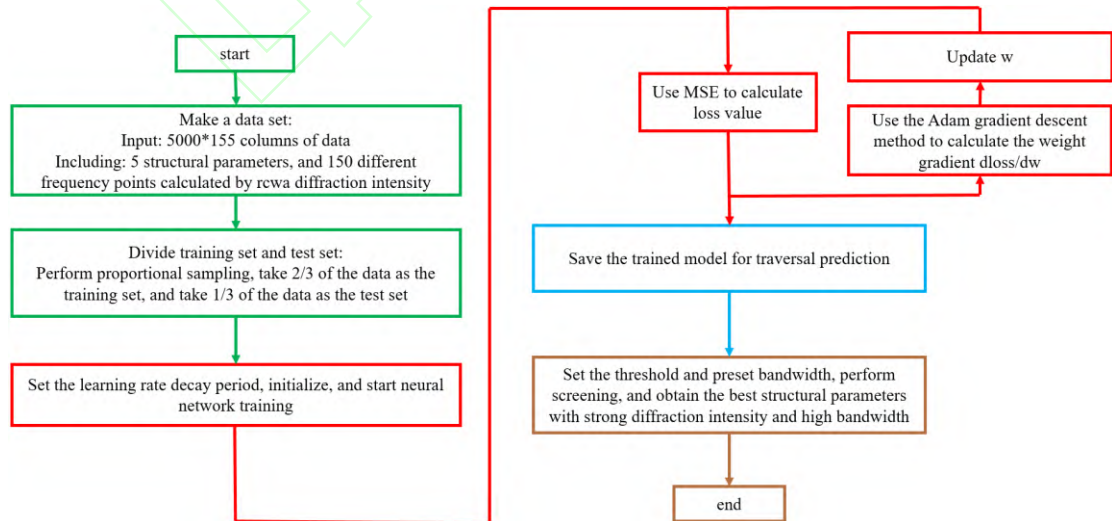


图 2 基于深度学习神经网络的光栅优化流程图，其中 4 种框图颜色代表优化流程的 4 个部分。

Figure 2 Flow chart of metagrating optimization based on deep learning neural network, where the 4 parts are distinguished by the color of the diagram.

在光栅的 5 个结构参数中, 考虑到加工精度, 宽度 W_1, W_2 的变化范围设置为 0.3-2.28 mm, 高度 H_1, H_2, H_{sub} 的变化范围为 0.5-6 mm。如果每个参数以 0.1 mm 的步长进行遍历, 共有 70246400 种可能的情况, 直接利用 RCWA 进行计算的时间过长。因此采用可取范围内参数随机生成的方法, 随机生成 5000 组数据, 并且利用 RCWA 计算其 130-180 GHz 区间内 150 个频点的一阶衍射效率。生成了一个 5000×155 的二维数据集, 数据中每一行代表其 5 个结构参数以及 150 个对应频点的衍射效率。在 cpu-i9-9900k, 运行内存 RAM 为 48G 的情况下使用 RCWA 计算 5000 组数据的时间为 36 分 41 秒。以这 5000 组数据为原始数据集, 对其进行训练集以及测试集的分割, 按照比例抽样的准则, 每隔 2 个数据抽取一个数据加入测试集, 其他为训练集。

2.2 训练神经网络, 保存网络模型

通过使用全连接的神经网络对衍射强度进行预测, 输入 5 个结构参数, 分别标为 x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 , 经过 7 个隐藏层, z_{ki} 表示第 k 个隐藏层的第 i 个神经元的数值, 由前层元素的权重乘积与偏置之和决定, 如公式(3)所示, 其中 w 为每个神经元的权重, b 为偏置系数。最终输出层神经元为 130-180 GHz 波段范围内 150 个等间隔频点的衍射效率 y_i ($i = 1:150$)。计算机实验配置环境如表 1 所示, 图 3 为神经网络训练过程示意图。

$$z_{ki} = \sum_{j=1}^m (w_{(k-1)j} \times z_{(k-1)j}) + b_{(k-1)i} \quad (3)$$

表 1 实验环境

Tab.1 Experimental Environment

Cpu	Gpu	Python	Pytorch	torchvision	Cuda	RAM	Matlab
i9-9900k	RTX2080ti	3.6	1.2.0	0.4.0	10.0	48 GB	R2019b

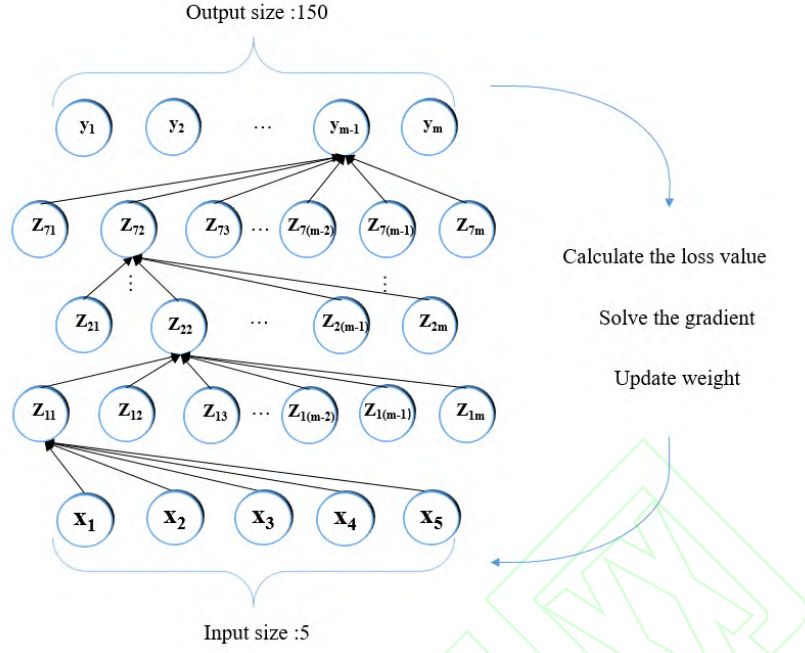


图 3 神经网络训练过程示意图

Figure 3 Schematic diagram of the neural network training process

目标函数 loss 为各频点衍射效率与 RCWA 计算的衍射效率的均方误差 MSE 总和，即

$$loss = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N (Eff_{pred(i)}^{(m)} - Eff_{real(i)}^{(m)})^2, \quad (4)$$

公式(4)中 m 代表当前光栅结构标号， M 为预测的结构总数， n 、 N 代表当前预测频点标号与频点总数， $Eff_{real(i)}^{(m)}$ 代表第 m 个结构的第 i 个频点的真实衍射效率，由 RCWA 计算获得， $Eff_{pred(i)}^{(m)}$ 代表第 m 个结构的第 i 个频点的预测衍射效率，通过公式(5)获得，其中 G_{ϕ} 代表整个神经网络的计算过程。训练过程使用公式(6)中的 Adam 梯度下降算法^[26]，计算 loss 梯度 g_w ，适当设置学习率 α ，然后利用公式(7)不断更新神经元权重 w ， β_1, β_2 是 Adam 梯度下降算法的初始参数设置。优化目标经过反向传播^[27]使 loss 计算结果最小，即预测值趋近 RCWA 计算值，获得公式(8)所示的最佳权重参数 w^* 。

$$\{\{Eff_{pre}^{(m)}\}_{n=1}^{N=150}\} = G_{\phi}(x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, x_3^{(m)}, x_4^{(m)}, x_5^{(m)})\}_{m=1}^M, \quad (5)$$

$$g_w \leftarrow \nabla_w loss, \quad (6)$$

$$w \leftarrow Adam(w, \alpha, g_w, \beta_1, \beta_2), \quad (7)$$

$$w^* \leftarrow \arg \max(-loss). \quad (8)$$

其中学习率 α 的初始值设置为 0.001, β_1 和 β_2 是 Adam 梯度下降算法中的一阶、二阶梯度指数衰减率, 用于控制梯度下降的一阶动量和二阶动量, 为了使梯度方向不变的维度上更新速度变快, 梯度方向有所改变的维度上的更新速度变慢, 将 β_1 和 β_2 分别设置为 0.9 和 0.99^[26]。设置相应的批次大小 *batchsize* 以及训练周期 *epoch*。为了提高训练速度, 增大传入训练的每批次数据量, 选取 *batchsize* 为 2500, 为了使训练更加充分, 选取较大的训练周期, *epoch* 设置为 1000。训练过程大约 147 s, 训练时间主要由训练周期以及批次大小决定, *epoch* 越大, *batchsize* 越小, 训练时间越长, 反之则用时更短。

同时采用指数衰减调整学习率的方法^[28], 以便于获得更小的 loss 值。具体设置 *denominator* 为梯度下降学习率的变化周期, 底数设置为 0.1, 实现每隔 *denominator* 个周期学习率变为原来的十分之一。不同的 *denominator* 对 loss 值收敛效果的影响如图 4(a)所示, 随着 *denominator* 的增加, loss 值逐渐降低并趋于收敛。过小的 *denominator* 会使得学习率下降过快, 更新步长基本为 0, 使模型收敛到较大的 loss 值。合适的 *denominator* 可以使模型在最优点波动的时候降低更新步长, 使得模型逐渐收敛到最优点。

图 4 (b)为 *denominator* 为 300 的训练过程中 loss 值的变化曲线图, 红色曲线为训练过程的 loss 值, 蓝色曲线为测试过程的 loss 值。模型在经过 200 周期后 loss 值表现为上下波动, 在 300 周期减小学习率后, loss 值进一步减小, 模型逐渐收敛到最优点, 最终保存训练 loss 值为 0.00095, 测试 loss 值为 0.00160 的预测模型。

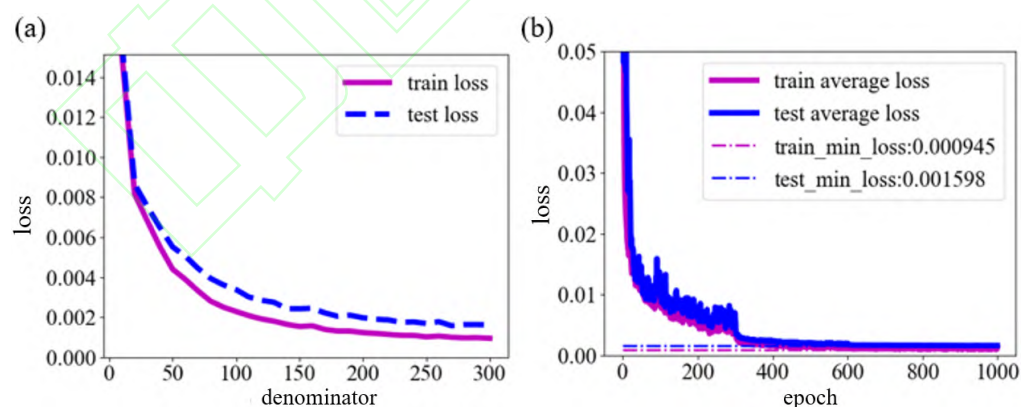


图 4 (a) *epoch*=1000, *batchsize*=2500 时的 *denominator* 与 loss 的关系曲线图。(b) *denominator* 为 300, *batchsize* 为 2500 时训练周期与 loss 值的变化曲线图。

Figure 4 (a) The relationship between denominator and loss when *epoch*=1000 and *batchsize*=2500. (b) The relationship between the training period and loss value when denominator is 300 and *batchsize* is 2500.

3 神经网络预测及最优结果

对可变参数范围内以 0.1 mm 为步长的所有可能的光栅结构参数组合进行遍历，加载训练好的神经网络模型，经过神经网络 50 分 37 秒的计算后得到一个 70246400 组 150 频点的衍射光谱预测值。RCWA 方法完成同样的计算量需要耗时 423 天。两种方法的耗时均通过同一台计算机的单线程运算方式来统计。在 Matlab 中利用因此神经网络预测可以快速获取光栅的衍射光谱，比 RCWA 的计算速度提高了约一万倍。选取部分预测结果与 RCWA 计算结果做如图 5 所示的对比：

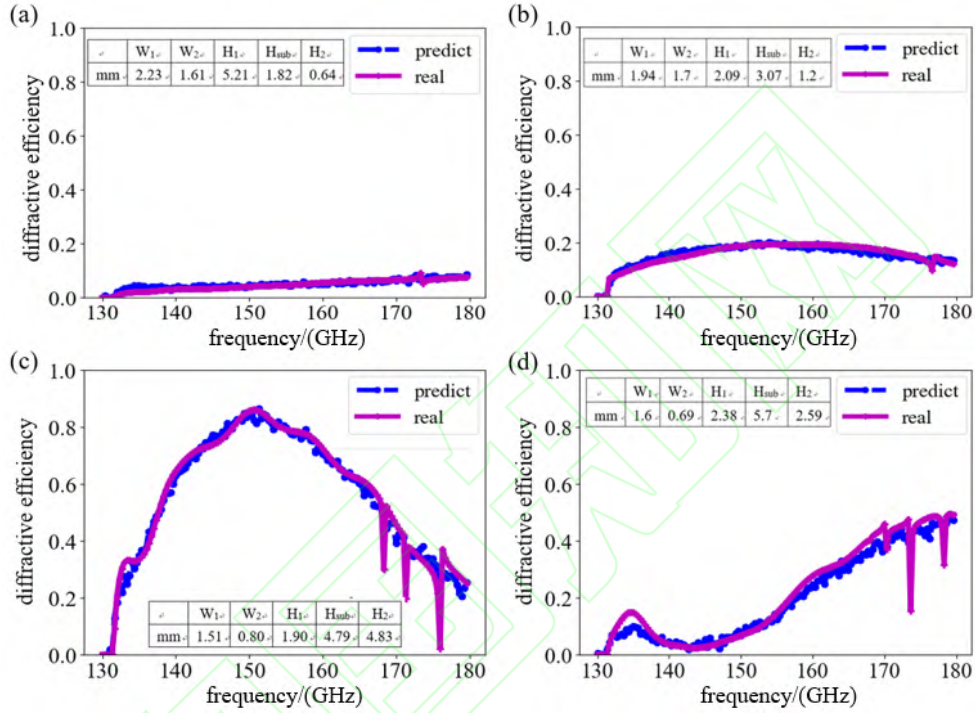


图 5 随机选取超光栅的神经网络预测衍射光谱与实际衍射光谱的对比。(a-d)中实线为 RCWA 的计算曲线，虚线为神经网络预测结果，图中左上角为对应光栅的结构参数。

Figure 5 Comparison between the predicted diffraction spectrum and the actual diffraction spectrum of randomly selected metagratings. The solid lines in (a-d) are the actual diffraction spectrum from RCWA, and the dash lines are the predicted results by the neural network. The upper left corner of each subplot is the structural parameters of the corresponding metagrating.

可见，神经网络对于各种衍射光谱均能进行比较准确的预测，验证了神经网络预测的有效性和准确性。对于平滑的曲线，神经网络预测的效果十分理想，但是对于波动较多的频段，神经网络的预测结果显示的是大致的趋势以及整体的衍射效率水平，因此对窄谐振峰的预测并不是十分准确。这是由于窄谐振峰在数据样本中的比例过小，为了使得 loss 值更小，预测值会偏向于无谐振预测，对回归曲线进行了平滑。

为了选取衍射效率最高、带宽最宽的光栅，对连续高于 80% 衍射效率，宽度大于 60 个频点(20 GHz)的波段进行筛选，得到的最佳光栅结构参数 W_1 , W_2 , H_1 , H_{sub} , H_2 依次为 1.03 mm, 0.41 mm, 1.92 mm, 2.79 mm, 2.9 mm。图 6 的红色曲线为神经网络预测的最佳结构

的预测光谱，蓝色曲线为 RCWA 计算光谱，可以明显看出经过神经网络预测的结果可以较好的反映实际的衍射光谱，其在 139.7 GHz 到 169.3 GHz 频段中都具有大于 80 % 的衍射效率，最高衍射效率达 95.7%，兼具高效与宽带特性。

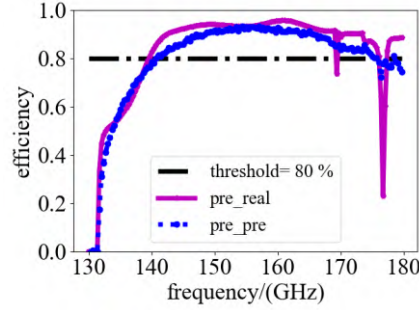


图 6 基于神经网络筛选出的最优光栅的衍射光谱。threshold 为阈值 80%，pre_real 为神经网络筛选出来的结构参数利用 RCWA 计算的衍射光谱，pre_pre 为神经网络筛选出来的结构利用神经网络预测的光谱。

Figure 6 Diffraction spectrum of the optimal metagrating screened out based on the neural network. The threshold is 80%, pre_real is the diffraction spectrum calculated by RCWA, and pre_pre is the spectrum predicted by the neural network.

其中衍射效率大于 80% 的频率范围对应的衍射角变化范围为 51° 至 70.4° ，如图 7(a) 所示，对应的角色散为 $43.61 (^\circ)/\text{mm}$ 。图 7(b) 为采用 RCWA 计算的不同衍射角度对应的衍射效率。图 7(c) 画出了不同频率太赫兹波的远场强度分布图，采用二维 FDTD 仿真得到。采用线监视器获得近场 ($\sim \lambda/10$) 的电场分布之后，利用近远场变换获得距离结构中心 $R=30 \text{ cm}$ 处的场分布。由于光源面积有限 (束腰 = 25 mm)，因此强度的角分布有一定程度的展宽。不同频点的强度均对 160.6 GHz 的强度峰值作了归一化。不同频率的太赫兹波的 -1 级和 0 级衍射强度很弱，而 +1 级的强度很强。

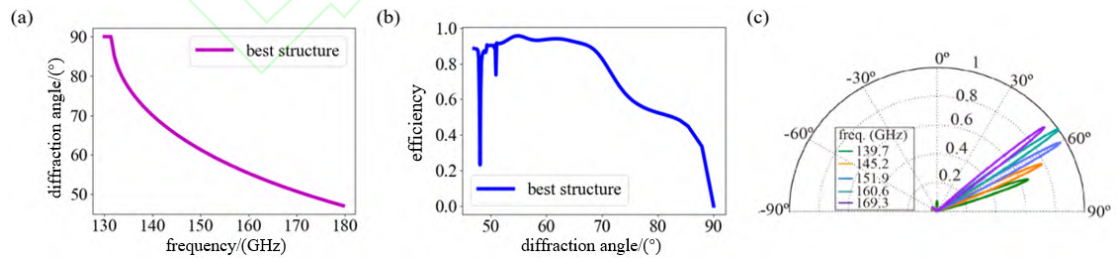


图 7 (a) 频率与衍射角度的关系曲线。(b) 衍射角与衍射效率的关系曲线。(c) 5 个频点的远场强度角分布图。
Figure 7 (a) The relationship between frequency and diffraction angle. (b) The relationship curve between diffraction angle and diffraction efficiency. (c) The far-field intensity angular distribution diagram at 5 frequency points.

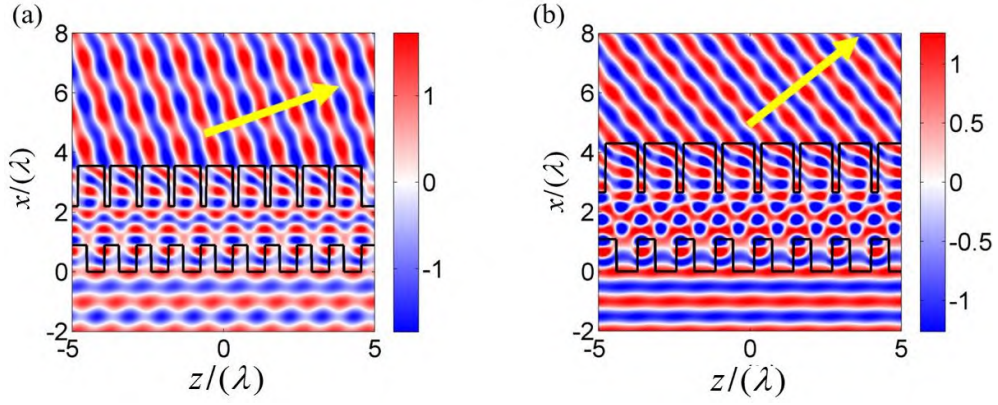


图 8 (a) 139.7 GHz 和(b)169.3 GHz 时超光栅的近场(H_y)分布图。

Figure 8 (a) 139.7 GHz and (b) 169.3 GHz near-field (H_y) distribution of the metagrating.

图 8(a,b)分别为 139.7 GHz 和 169.3 GHz 时的近场分布, 对应的衍射角分别为 70.4° 、 51° , 场分布均匀, 衍射角度与理论分析对应, 衍射效率比较理想。为了验证该结构具有高角色散性, 分别计算该光栅与可见光闪耀光栅在波长变化 10%时的衍射角度的改变。其中可见光波段 300 刻线/mm、闪耀角为 17.5° 的透射式衍射光栅(THORLABS GT13-03)在波长改变 10%(从 $2.0\mu\text{m}$ 到 $2.2\mu\text{m}$)时衍射角度偏转 3.65° , 而本工作优化的太赫兹衍射光栅在波长改变 10%(从 1.86 mm 到 2.05 mm)时衍射角度偏转 9.21° 。可以明显看出, 神经网络筛选的太赫兹光栅的角色散更大。

当然, 该光栅结构也可以通过采用梯度下降等数值优化方法进行优化设计, 但是比较依赖参数的初始位置, 容易陷入局部最优, 使用深度网络学习进行预测可以避免局部最优, 在训练出可靠的模型之后, 进行遍历预测, 对遍历结果进行筛选, 找到全局最优解。同时, 当结构更为复杂、涉及参数更多时, 直接数值优化的时间会指数增加, 但是神经网络预测时间变化不大。

4 结 论

本文利用深度学习神经网络与传统数值计算相结合的方法对太赫兹介质超光栅以高衍射效率、宽带和高角色散为期望进行了快速优化设计。通过少数传统数值计算获得部分超光栅结构的衍射光谱, 建立数据集, 训练出神经网络的最佳模型, 可以对各种光栅结构的衍射光谱进行准确预测, 进而快速遍历并筛选出最佳性能的光栅结构, 相比传统的遍历计算方法速度提高了一万倍, 证明了深度学习神经网络在超表面和超光栅结构设计中的准确性和高效性。最终筛选的介质光栅峰值衍射效率为 95.7%, 在 139.7 GHz-169.3 GHz(19.2%)带宽范围内衍射效率大于 80%, 且角色散大, 当波长变化 10%时, 衍射角度偏转 9.21° , 同时该设计可通过 3D 打印快速加工制备, 在太赫兹波段的光谱分析等应用中具有重要意义。

参考文献

- [1] Graves A, Santiago F, Gomez F. Connectionist temporal classification: labelling unsegmented sequence data with recurrent neural networks[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning. June. 26-28, 2006, New York, NY, USA: ACM, 2006, 369-376.
- [2] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [EB/OL]. (2019-05-24)[2020-08-13]. <https://arxiv.org/pdf/1412.6980v8.pdf>.
- [3] He K, Gkioxari G, Piotr D, et al. Mask r-cnn[J]. Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020,42(2): 386-397.
- [4] Ma H Q, Ma G Q, Xu Y L, et al. Low-Light Image Enhancement Based on Deep Convolutional Neural Network[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(2):0210004.
马红强, 马时平, 许悦雷,等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. 光学学报, 2019, 39(2): 0210004.
- [5] Wu L, Lü G Q, Xue Z T, et al. Super-Resolution Reconstruction of Images Based on Multi-Scale Recursive Network[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(6): 0610001.
吴磊, 吕国强, 薛治天,等. 基于多尺度递归网络的图像超分辨率重建[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0610001.
- [6] D Sawyer. C, Sell D, P. Jenkins R, et al. Review of numerical optimization techniques for meta-device design[J]. Optical Materials Express, 2019, 9(4): 1842-1863.
- [7] Yu M X, Zhou W C, Zhou S, et al. Manipulation on Amplitude of Anomalous Refraction in Staggered Terahertz V-Shaped Metasurface[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(3): 0318001.
余慕欣, 周文超, 周松,等. 太赫兹 V 形错位超表面异常折射振幅调控研究[J]. 光学学报, 2018, 38(3): 0318001.
- [8] Liu S F, Yuan S J, Sun Y Q, et al. Focusing Properties of Cylindrical Vector Beams Through Subwavelength Grating Lenses with Negative Refractive Indices[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(11): 1105001.
刘山峰, 袁沐娟, 孙钰淇,等. 亚波长光栅负折射透镜的柱矢量光束聚焦特性[J]. 光学学报, 2019, 39(11): 1105001.
- [9] Zhang S. AI empowered metasurfaces[J]. Light: Science & Applications, 2020, 9(94):1-4.
- [10] Dong X P, Cheng J R, Fan F, et al. Low-index second-order metagratings for large-angle anomalous reflection[J]. Optics Letters, 2019, 44(4): 939-942.
- [11] Zhu C L, Jiao Q B, Tan X, et al. Fast Convergent Particle Swarm Optimization Algorithm for Subwavelength Azimuthally Polarized Metal Grating Design[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(7): 0705002.
朱春霖, 焦庆斌, 谭鑫,等. 应用于亚波长角向偏振金属光栅设计的快速收敛粒子群算法优化[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 0705002
- [12] Yao K, Unni R, Zheng Y B. Intelligent nanophotonics: merging photonics and artificial intelligence at the nanoscale [J]. Nanophotonics, 2019, 8(3): 339-366.
- [13] He J, He C, Zheng C, et al. Plasmonic nanoparticle simulations and inverse design using machine learning[J]. Nanoscale, 2019, 11(37): 17444-17459.
- [14] Qian C, Zheng B, Shen Y, et al. Deep-learning-enabled self-adaptive microwave cloak without

- human intervention[J]. *Nature Photonics*, 2020, 14(6): 383-390.
- [15] Li X Z, Shu J, Gu W H, et al. Deep neural network for plasmonic sensor modeling[J]. 2019, 9(9): 3857-3862.
- [16] Chugh S, Ghosh S, Gulistan A, et al. Machine learning regression approach to the nanophotonic waveguide analyses[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(24): 6080-6089.
- [17] Jiang J, Fan J A. Global optimization of dielectric metasurfaces using a physics-driven neural network[J]. *Nano Letters*, 2019, 19(8): 5366-5372.
- [18] Peurifoy J E, Shen Y, Jing L, et al. Nanophotonic inverse design using artificial neural network[C]//*Proceedings of 2017 Frontiers in Optics*. Sept. 15-19, 2017, Washington, D.C., United States: IEEE, 2017: FTh4A.4.
- [19] Molesky S, Lin Z, Y.Piggott A, et al. Inverse design in nanophotonics[J]. *Nature Photonics*, 2018, 11(12): 659-670.
- [20] Liu D J, Tan Y X, Khoram E, et al. Training deep neural networks for the inverse design of nanophotonic structures[J]. *Acs Photonics*, 2018, 5(4): 1365-1369.
- [21] Liu D J, Tan Y X, Khoram E, et al. Training deep neural networks for the inverse design of nanophotonic structures[J]. *Acs Photonics*, 2018, 5(4): 1365-1369.
- [22] Lin R H, Zhai Y F, Xiong C X, et al. Inverse design of plasmonic metasurfaces by convolutional neural network[J]. *Optics Letters*, 2020, 45(6): 1362-1365.
- [23] Ma W, Cheng F, Liu Y M. Deep-learning enabled on-demand design of chiral metamaterials[J]. *Acs Nano*, 2018, 12(6): 6326-6334.
- [24] Jiang J Q, Sell D, Hoyer S, et al. Free-form diffractive metagrating design based on generative adversarial networks[J]. *ACS Nano*, 2019, 13(8): 8872-8878.
- [25] Liu Z C, Zhu D Y, Rodrigues SP, et al. Generative model for the inverse design of metasurfaces[J]. *Nano Letters*, 2018, 18(10): 6570-6576.
- [26] Dong X P, Cheng J R, Fan F, et al. Extremely large-angle beam deflection based on low-index sparse dielectric metagratings[J]. *Journal of Physics D Applied Physics*, 2020, 53(24): 245101.
- [27] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2017-01-30)[2020-08-13]. <https://arxiv.org/pdf/1412.6980v8.pdf>.
- [28] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6080): 533-536.
- [28] Feng Y X, Li Y M. An Overview of Deep Learning Optimization Methods and Learning Rate Attenuation Methods[J]. *Hans Journal of Data Mining*, 2018, 008(004): 186-200.
- 冯宇旭, 李裕梅. 深度学习优化器方法及学习率衰减方式综述[J]. *数据挖掘*, 2018, 008(004): 186-200.

网络首发:

标题: 基于神经网络的高色散宽带介质超光栅的快速优化

作者: 李润泽,董希谱,常胜江,程洁嵘

收稿日期: 2020-08-18

录用日期: 2020-09-08

DOI: 10.3788/aos202040.2305001

引用格式:

李润泽,董希谱,常胜江,程洁嵘. 基于神经网络的高色散宽带介质超光栅的快速优化[J]. 光学学报,2020,40(23):2305001.

网络首发文章内容与正式出版的有细微差别,请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

类别非均衡遥感图像语义分割的全卷积网络方法

吴止媛 高永明 李磊 薛俊诗

航天工程大学研究生院, 北京 101416

光学学报,2019,39(4):0428004

基于生成对抗式神经网络的红外目标仿真方法

谢江荣 李范鸣 卫红 李冰

中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083

光学学报,2019,39(3):0311002

基于深层残差网络的加速图像超分辨率重建

席志红 侯彩燕 袁昆鹏 薛卓群

哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

光学学报,2019,39(2):0210003

基于多目标极值优化法的多光谱真温反演

张福才 孙博君 孙晓刚

哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

光学学报,2019,39(2):0212008

行车环境下钢轨轮廓激光条纹中心的提取方法

王胜春 韩强 王昊 赵鑫欣 戴鹏

中国铁道科学研究院集团有限公司基础设施检测研究所, 北京 100081

光学学报,2019,39(2):0212004