

基于深度学习的线性偏振均匀聚焦的超构透镜 逆向设计

迟浩翔

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海

收稿日期: 2024年4月23日; 录用日期: 2024年5月23日; 发布日期: 2024年5月31日

摘要

为了实现线偏振的多焦点的能量均匀调控, 提出了一种基于深度学习和逆向算法相结合的设计方法实现的多焦能量均匀调控的全介质超构透镜。利用全连接神经网络预测不同尺寸的单元结构, 结合时域有限差分方法(FDTD)来实现逆向设计并进行数值仿真验证。该设计方法表明, 通过对两个正交偏振态分别进行振幅和相位分布的逆向设计, 实现了在x偏振态下的横向三个能量均匀的焦点, 在y偏振态下的纵向三个能量均匀的焦点。这种独特的设计超表面的方式为开发太赫兹波段的高精度功能器件提供了新的路径, 有望应用于成像、探测、传感。

关键词

超表面, 深度学习, 焦点, 均匀能量, 逆向设计

Inverse Design of Meta-Lenses for Linearly Polarized Focusing with Uniform Field Distribution via Deep Learning

Haoliang Chi

School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 23rd, 2024; accepted: May. 23rd, 2024; published: May. 31st, 2024

Abstract

In order to realize the uniform energy control of linearly polarized multi-focus, a novel design

method based on deep learning and inverse algorithm is proposed to achieve the uniform energy control of multi-focus all-dielectric metaslens. The fully connected neural network is used to predict the unit-cell structures of different sizes, and the Finite Difference Time Domain (FDTD) method is used to obtain the reverse design and the numerical simulation is verified. Our design methodology demonstrates the inverse design of amplitude and phase distributions for two orthogonal polarization states, resulting in three uniformly distributed focal points in the transverse direction for x-polarized state and three uniformly distributed focal points in the longitudinal direction for y-polarized state. This unique approach to designing metasurfaces offers a promising avenue for the development of high-precision devices in the terahertz frequency band, with potential applications in sensing, imaging and detection.

Keywords

Metasurface, Deep Learning, Focal Points, Uniform Energy, Inverse Design

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,超表面技术已经成为光学领域的研究热点,它是一种由亚波长单元结构组成的二维平面。通过改变结构尺寸的大小以及取向角的不同,实现对电磁波的振幅、相位和偏振的调制。这种高度集成的超薄的平面器件已经实现了诸多传统光学元件的功能,如广义斯涅尔定律[1][2]、超透镜[3]-[8]、全息成像[9][10][11][12]和涡旋光束[13][14][15][16][17]等。其中,超透镜是研究较为广泛的一项应用,具有超分辨、消色差和阵列透镜等特点,有望实现大规模应用。然而,利用传统的设计方法,多个焦点的超构透镜往往不能满足需求的相位和振幅,如动力学相位[18]调控方式。

深度学习技术是机器学习领域中的一个新兴研究方向,因其强大的学习能力而被广泛应用于人工智能领域,其旨在使机器能够像人类一样学习处理文字、语音和图片等数据。在语音识别[19]和图像处理[20]等领域,深度学习已经取得了巨大成功,而在与电磁场的结合方面主要应用于预测特定结构,例如光谱结构[21][22]、手性结构[23][24]等,但目前大部分研究还处于对现象的描述阶段。由于神经网络可以自动学习输入和输出之间的关系(即输入光学结构和输出之间产生的光学响应),为实现对定量场的调控研究,本文提出了一种基于深度学习和逆向算法相结合的超表面设计方式。该方法利用全连接神经网络预测具有正交线偏振态的结构,结合逆向迭代算法优化预测单元结构振幅,实现了在 x 偏振和 y 偏振下三个焦点的能量均匀调控。通过这种方法,实现了多焦点的横向和纵向复用,极大地提高了偏振通道中的信息容量和准确性,为实现更精确的聚焦能量调控打下了基础。

2. 设计原理

2.1. 太赫兹超透镜示意图

设计正交偏振态的三焦点能量均匀分布的超构透镜,如图1所示。当 x 偏振太赫兹波入射到超表面器件时,透镜的后方将在横向上产生三个 x 偏振分布且能量均匀的焦点,其中左右两侧的两个焦点距离中心焦点(0,0)位置处分别为(-3000,0)处和(3000,0)处。当 y 偏振太赫兹入射时,透镜的后方在纵向上也会产生三个能量均匀分布的 y 偏振焦点,其上下两侧的两个焦点位置距离中心聚焦位置(0,0)处分别为(0,

3000)处和(0, -3000)处。

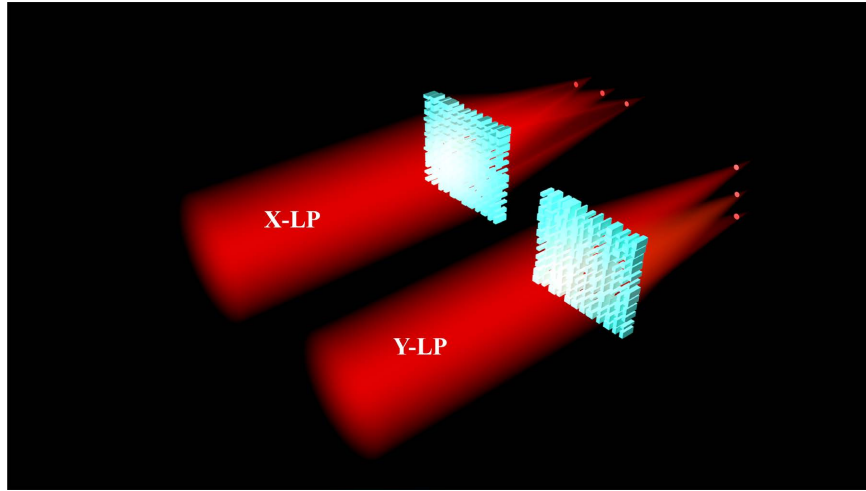


Figure 1. Schematic diagram of metasurface with uniform distribution of three focal points for orthogonal linear polarization
图 1. 正交线性偏振能量均匀分布的三焦点太赫兹超透镜示意图

2.2. 设计原理

产生正交线偏振态均匀聚焦能量神经网络结构流程图如图 2(a)所示。为了要实现我们设计的均匀能量分布的超透镜， x 偏振和 y 偏振太赫兹波入射时，每个单元结构所需求的相位可以写成：

$$\varphi_x = k \left(f_x - \sqrt{f_x^2 + (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \right) \quad (1)$$

$$\varphi_y = k \left(f_y - \sqrt{f_y^2 + (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2} \right) \quad (2)$$

其中 $k = 2\pi/\lambda$ 为入射波矢， x_1 和 y_1 是 x 偏振态的聚焦位置， x_2 和 y_2 是 y 偏振态的聚焦位置， f_x 和 f_y 是 x 偏振态和 y 偏振态的焦距。初始振幅我们假定为 $A_x = A_y = 1$ ，得到超表面的复振幅为 $A_x e^{i\varphi_x}$ 和 $A_y e^{i\varphi_y}$ 。在这里将单元结构复振幅处理成实部和虚部作为神经网络的输入，即 $Input = [L_1(1) L_1(2) L_1(3) L_1(4)]$ 。为了实现保证神经网络的准确性，我们需要多个这样的数据作为输入来训练网络模型。我们利用时域有限差分法(FDTD)进行参数扫描获取矩形结构在 0.7TH 下不同的尺寸变换，即从 30 μm 变化到 100 μm ，步长为 1 共有 5041 组数据，将结构参数长和宽与复振幅的实部和虚部一一对应作为数据包，其中 80% 作为训练集，20% 作为测试集。我们首先提前训练了一个前向的神经网络如图 2(a)所示，矩形结构的长和宽作为输入，对应结构的实部和虚部作为输出，当整个网络区域收敛的时候就停止训练。我们的流程中用到的是一个逆向网络，如图 2(b)左边，值得注意的是虽然在实际预测当中使用的是从复振幅到结构的逆向网络，但是在训练中我们采用的是一个双向网络来训练我们的逆向网络，这种串联结构的网络架构有利于避免神经网络出现一对多的干扰，即避免预测出来的结构是无规则的形状。将前向和逆向网络相结合实现了完整的双向网络结构，前部分网络是复振幅参数作为输入，输出的是长和宽；后部分网络是预先训练好的，输入的是长和宽，输出是复振幅参数。两个网络都是使用的全连接层，全连接层中层与层之间的可学习参数为权重和偏置，不同点在于左侧网络的权重和偏置是变化的，右侧的权重和偏置是固定不变的。全连接神经网络结构中第 $m-1$ 层的第 k 个神经元与第 m 层的第 j 个神经元之间的关系可以表达为： $a_j^m = \sigma \left(\sum_k w_{jk}^m a_k^{m-1} + b_j^m \right)$ ，其中 w_{jk}^m 是第 $m-1$ 层的第 k 个神经元与第 m 层的第 j 个神经元之间的权重， b_j^m

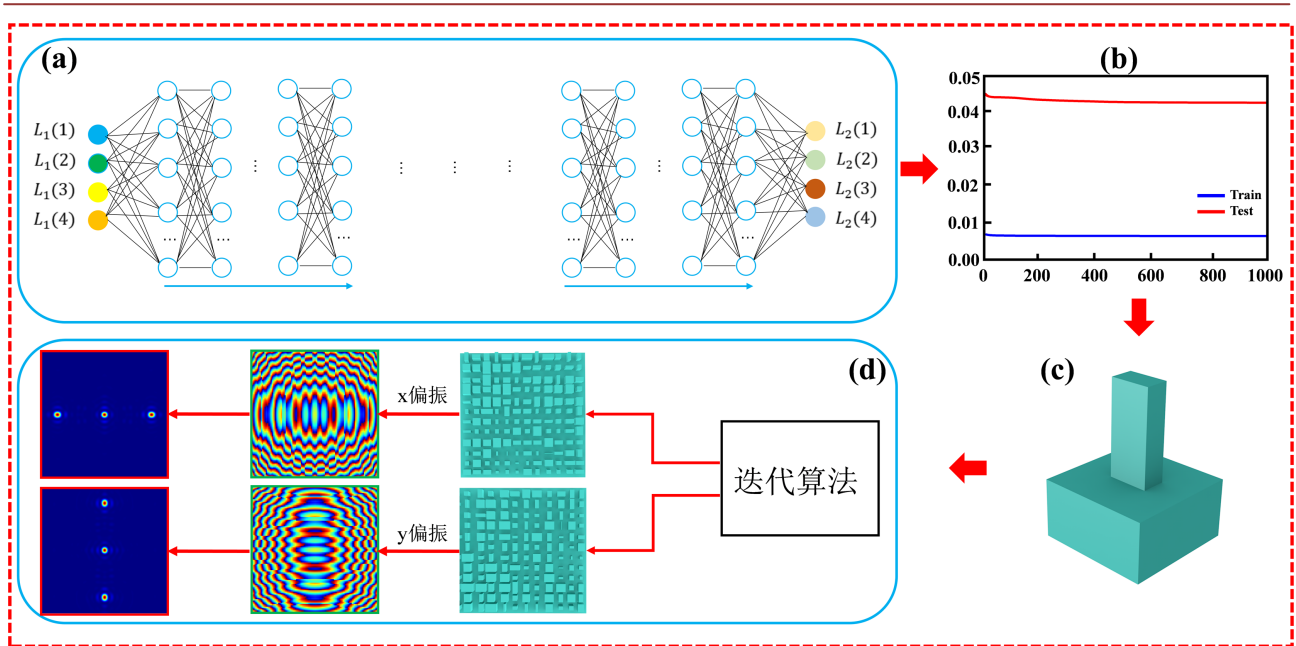


Figure 2. Schematic diagram of neural network architecture design for orthogonal linearly polarized uniform three-focus points. (a) Bidirectional neural network model; (b) Loss function for training the bidirectional neural network; (c) Unit cell structure predicted by bidirectional neural network model; (d) Multi-focal device with orthogonal polarization designed by the inverse algorithm for uniform energy distribution

图 2. 正交线偏振均匀三焦点的神经网络结构设计。(a) 双向神经网络模型；(b) 双向神经网络训练的损失函数；(c) 模型预测的单元结构；(d) 逆向算法设计的正交偏振的均匀能量分布的多焦点器件

为第 m 层 j 个神经元的偏置， $\sigma(\cdot)$ 为非线性激活函数。我们设计的整个串联网模型包括输入和输出共计 8 层结构，逆向网络的 3 层隐藏层，每层的神经元数量分别为 100, 500, 200 个，前向网络的三个隐藏层的神经元分别为 100, 500, 100，激活函数采用 relu ，两个偏振态的复振幅的实部虚部作为输入，经过预测神经网络输出结构参数，即矩形的长和宽，再经过预先训练好的前向网络输出两种偏振态复振幅的实部虚部，这种双向网络可以最大化地利用同一复振幅对应的结构多样性，损失函数定义为输入的四个复振幅参数与输出的四个复振幅参数均方差，其表达式为： $Loss = \frac{1}{N} \sum_{i=1,2,\dots,N} (L_1(i) - L_2(i))^2$ 。我们设置

初始学习率 lr (learning rate) 为 0.01，每两百次学习率降为原来的二分之一。最后训练的损失如图 2(b) 所示，可以看到最后经过 1000 次的训练之后，训练损失降为 0.0016，测试损失降为 0.043。而经过收敛的神经网络的预测之后，预测出来的单元结构如图 2(c) 所示，这些结构都是尺寸各不相同，依赖于不同结构所对应的相位和振幅不同来实现波前调控从而实现聚焦。这些被预测出来的结构结合设计的振幅优化算法实现对能量的均匀调控如图 2(d) 所示。我们对这个预测出来的结构采用电磁仿真软件 FDTD 进行仿真，分别得到聚焦区域 x 偏振态和 y 偏振态的多焦点均匀能量分布，如果满足我们的设定，迭代就结束，此时的结构就是最后满足需求的结构，如果不满足我们设定的需求，就需要对振幅进行迭代替换，生成新的结构，直到满足需求为止。

3. 仿真结果分析

在预测神经网络训练结束之后，将权重和偏置提取出来用于预测结构。我们首先验证了 x 偏振态聚焦三焦点且能量是均匀分布的，同时 y 偏振不聚焦。总的相位可以写成：

$$\varphi_x = \arg(A_x \exp(i\varphi_1) + B_x \exp(i\varphi_2) + C_x \exp(i\varphi_3)) \quad (3)$$

其中 $\varphi_1 = k\left(f_x - \sqrt{f_x^2 + (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2}\right)$, $\varphi_2 = k\left(f_x - \sqrt{f_x^2 + (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2}\right)$, $\varphi_3 = k\left(f_x - \sqrt{f_x^2 + (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2}\right)$, k 为入射波矢量, y 偏振的相位设置为 $\varphi_y = 0$, 焦距 $f_x = 6000 \mu\text{m}$, $x_2 = 0$, $y_2 = 0$, $x_1 = -x_3 = 3000 \mu\text{m}$, $y_1 = y_3 = 0$ 。整个超表面的设计将 x 偏振光聚焦到 3 个位置, 同时散射 y 偏振光。我们首先类比了未经过神经网络优化的超表面, 在实际数值仿真当中, A_x, B_x, C_x 默认设置为 1, 整个超表面的结构大小为 100×100 , 总的尺寸大小为 $1.1 \text{ cm} \times 1.1 \text{ cm}$, 设置的小棍子及基底的材料均为高阻硅。利用时域有限差分(FDTD)法进行数值计算, FDTD 边界在 x, y, z 三个方向上的设置范围分别为 $11,110 \mu\text{m}, 11,110 \mu\text{m}, -1000 \mu\text{m}$ 到 $8000 \mu\text{m}$, 在 x, y, z 三个方向上的网格分别为 $15 \mu\text{m}, 15 \mu\text{m}, 20 \mu\text{m}$, 工作频率设置为 0.7 THz , 边界条件设置为完美匹配层, 计算结果的总场强度如图 3(a₁)~(a₃) 所示。图 3(a₁)显示了 x 偏振在入射到超表面后, 在 $z = 6000 \mu\text{m}$ 处 x - y 面上出现了三个横向分布且能量不均匀的焦点的电场分布, 可以看到中心的焦点(0, 0)的强度高于左侧(-3000, 0)的焦点和右侧(3000, 0)的焦点能量, 且左右两侧焦点的能量相等。这是由于整个结构是关于中心的对称分布, 即左右两侧焦点设计的相位分布是中心对称分布的, 同时由于透镜的中心位置聚焦效率最高, 所以显示的能量分布是高于两侧的。图 3(a₂)是 x - z 面上的三个焦点的电场分布, 归一化后的能量强度如图 3(a₃)所示, 可以看到三个焦点的能量分布是不相等的, 三个焦点的能量比分别为 0.7533:0.9999:0.7533。为了实现 x 偏振的横向分布的三个焦点的能量相同, 利用神经网络优化的后的结构仿真如图 3(b₁)~(b₃)所示。由于结合振幅优化逆向算法, A_x, B_x, C_x 随着迭代次数的不同会自动优化调整成符合设计结构的振幅。优化后的结构得到的场分布如图 3(b₁)显示了 x 偏振在入射到超表面后, 在 $z = 6000 \mu\text{m}$ 处 x - y 面上出现了三个能量均匀的焦点, 可以看到优化后中心的焦点的强度几乎等于左右两侧的焦点能量。图 3(b₂)是 x - z 面上的三个焦点的电场

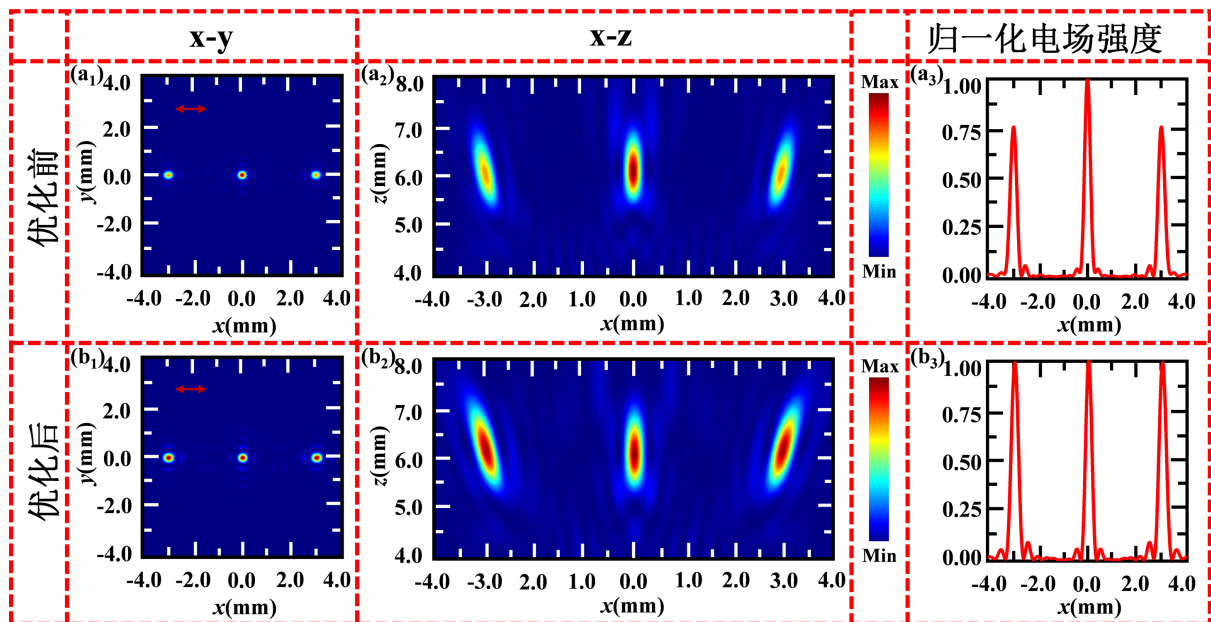


Figure 3. Simulation results of the electric field distribution for three focal points under x -polarization, both non-optimized and optimized. (a₁)~(a₂) The simulated electric field distribution results on the x - y and x - z planes for non-optimized. (a₃) The non-optimized normalized electric field intensity. (b₁)~(b₂) The simulated electric field distribution results on the x - y and x - z planes for optimization. (b₃) The normalized electric field intensity for optimization

图 3. 优化前和优化后的 x 偏振下的三焦点电场分布仿真结果。(a₁)~(a₂) 未经过神经网络优化的 x - y 面和 x - z 面的的电场分布仿真结果。(a₃) 未优化的归一化电场强度。(b₁)~(b₂) 神经网络优化的 x - y 面和 x - z 面的的电场分布仿真结果。(b₃) 优化后的归一化电场强度

分布, 归一化后的能量强度如图 3(b₃)所示, 三个焦点的能量比分别为 0.99411:0.9998:0.99411, 这进一步证明了三个焦点的能量分布是相等的。

为了进一步实现正交偏振态的调制, 验证了当 y 偏振态的太赫兹波入射时, 在超表面的后方可以得到三个能量均匀分布的焦点, 同时 x 偏振不聚焦。总的相位可以写成:

$$\varphi_y = \arg(A_y \exp(i\varphi_1) + B_y \exp(i\varphi_2) + C_y \exp(i\varphi_3)) \quad (4)$$

其中 $\varphi_1 = k \left(f_y - \sqrt{f_y^2 + (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} \right)$, $\varphi_2 = k \left(f_y - \sqrt{f_y^2 + (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} \right)$,

$\varphi_3 = k \left(f_y - \sqrt{f_y^2 + (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2} \right)$, k 为入射波矢量, x 偏振的相位设置为 $\varphi_x = 0$, 焦距 $f_y = 6000 \mu\text{m}$, $x_2 = 0$, $y_2 = 0$, $x_1 = x_3 = 0$, $y_1 = -y_3 = 3000 \mu\text{m}$ 。整个超表面的设计将 y 偏振光聚焦到 3 个纵向位置, 同时散射 x 偏振光。我们依旧是先类比了未经过神经网络优化的超表面, A_y , B_y , C_y 设置为 1, 计算结果的总场强度如图 4(a₁)~(a₃)所示。图 4(a₁)显示了 y 偏振入射到超表面后, 在 $z = 6000 \mu\text{m}$ 处, x - y 面上出现了三个纵向分布且能量不均匀的焦点的电场分布, 可以看到中心的焦点(0, 0)的强度高于上侧(0, 3000)的焦点和下侧(0, 3000)的焦点能量。图 4(a₂)是 x - z 面上的三个焦点的电场分布, 归一化后的能量强度如图 4(a₃)所示, 可以看到三个焦点的能量分布是不均匀的, 三个焦点的能量比分别为 0.7533:0.9999:0.7533。

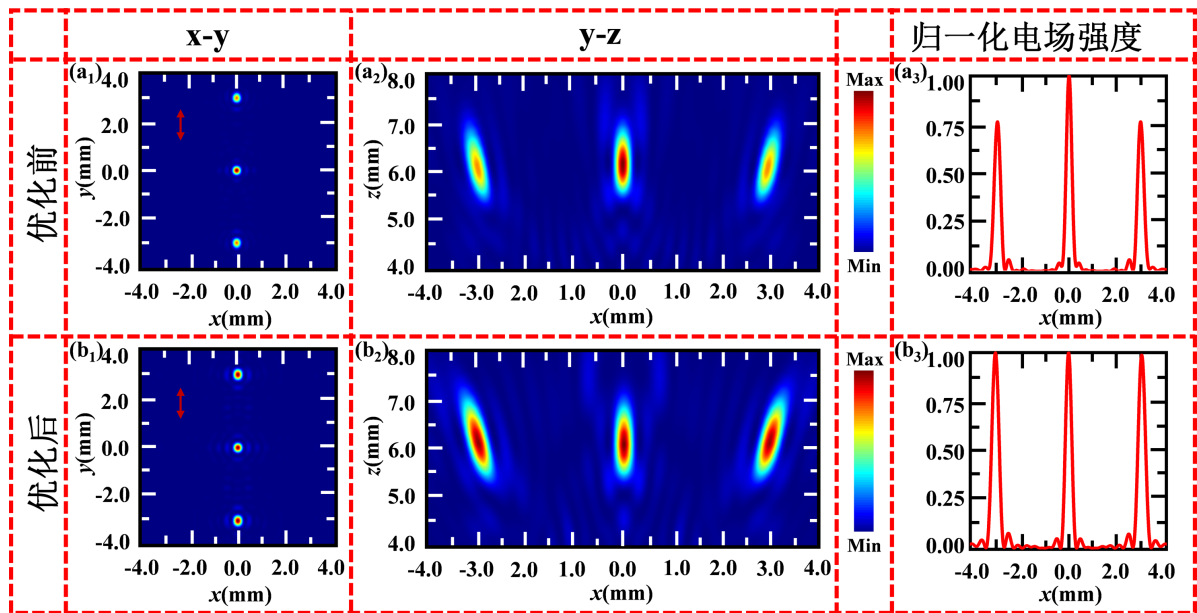


Figure 4. Simulation results of the electric field distribution for three focal points under y -polarization, both non-optimized and optimized. (a₁)~(a₂) The simulated electric field distribution results on the x - y and y - z planes for non-optimized. (a₃) The non-optimized normalized electric field intensity. (b₁)~(b₂) The simulated electric field distribution results on the x - y and x - z planes for optimization. (b₃) The normalized electric field intensity for optimization

图 4. 优化前和优化后的 y 偏振下的三焦点电场分布仿真结果。(a₁)~(a₂) 未经过神经网络优化的 x - y 面和 y - z 面的的电场分布仿真结果。(a₃) 未优化的归一化电场强度。(b₁)~(b₂) 神经网络优化的 x - y 面和 y - z 面的的电场分布仿真结果。(b₃) 优化后的归一化电场强度

为了实现当 y 偏振入射时, 在超表面的后方可以产生的纵向分布的三个能量均匀焦点, 利用神经网络优化的后的结构仿真如图 4(b₁)~(b₃)所示。 A_y , B_y , C_y 会随着迭代次数的不同会自动优化调整成符合设计结构的振幅。优化后的结构得到的场分布如图 4(b₁)显示了当 y 偏振在入射到超表面后, 在 $z = 6000 \mu\text{m}$ 处, x - y 面上出现了三个 y 偏振且能量均匀的焦点, 可以看到优化后中心的焦点的强度几乎等于左右两侧

的焦点能量。图 4(b₂)是 x-z 面上的三个焦点的电场分布，归一化后的能量强度如图 4(b₃)所示，三个焦点的能量比分别为 0.99411:0.9998:0.99411。

4. 结论

本文提出了利用神经网络逆向设计结构，实现了正交偏振态多焦点聚焦能量强度的精确控制，利用振幅优化算法结合预测神经网络实现了不同线偏振态聚焦的能量均匀调控。本文利用数值仿真软件 (FDTD) 实现了在 x 偏振态下三个横向能量均匀分布的三个焦点、y 偏振态下三个纵向能量分布均匀的三个焦点。这种全新的设计方法打破了传统设计方式难以实现的均匀场分布，以神经网络为设计载体实现多个焦点的能量可控。这种基于神经网络设计的超构表面，为实现高精度的太赫兹功能器件开辟了新的道路，在成像、探测、传感等领域具有潜在应用。

参考文献

- [1] Yu, N.F., Genevet, P., Kats, M.A., Aieta, F., Tetienne, J.P., Capasso, F., *et al.* (2011) Light Propagation with Phase Discontinuities: Generalized Laws of Reflection and Refraction. *Science*, **334**, 333-337. <https://doi.org/10.1126/science.1210713>
- [2] Huang, L.L., Chen, X.Z., Muhlenbernd, H., *et al.* (2012) Dispersionless Phase Discontinuities for Controlling Light Propagation. *Nano Letters*, **12**, 5750-5755. <https://doi.org/10.1021/nl303031j>
- [3] Chen, X.Z., Huang, L.L., Muhlenbernd, H., Li, G.X., Bai, B.F., Tan, Q.F., *et al.* (2012) Dual-Polarity Plasmonic Metalens for Visible Light. *Nature Communications*, **3**, Article 1198. <https://doi.org/10.1038/ncomms2207>
- [4] Wang, S.M., Wu, P.C., Su, V.C., Lai, Y.C., Chu, C.H., Chen, J.W., *et al.* (2017) Broadband Achromatic Optical Metasurface Devices. *Nature Communications*, **8**, Article 187. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-00166-7>
- [5] Chen, W.T., Zhu, A.Y., Sanjeev, V., Khorasaninejad, M., Shi, Z.J., Lee, E., *et al.* (2019) A Broadband Achromatic Metalens for Focusing and Imaging in the Visible. *Nature Nanotechnology*, **13**, 220-226. <https://doi.org/10.1038/s41565-017-0034-6>
- [6] Lin, R.J., Su, V.C., Wang, S.M., Chen, M.K., Chung, T.L., Chen, Y.H., *et al.* (2019) Achromatic Metalens Array for Full-Colour Light-Field Imaging. *Nature Nanotechnology*, **14**, 227-231. <https://doi.org/10.1515/ntrev-2019-0021>
- [7] Zang, X.F., Ding, H.Z., Intaravanne, Y., *et al.* (2019) A Multi-Foci Metalens with Polarization-Rotated Focal Points. *Laser & Photonics Reviews*, **13**, Article ID: 1900182. <https://doi.org/10.1002/lpor.201970051>
- [8] Zang, X.F., Xu, W.W., Gu, M., *et al.* (2020) Polarization-Insensitive Metalens with Extended Focal Depth and Longitudinal High-Tolerance Imaging. *Advanced Optical Materials*, **8**, Article ID: 1901342. <https://doi.org/10.1002/adom.201901342>
- [9] Maguid, E., Yulevich, I., Veksler, D., Kleiner, V., Brongersma, M.L. and Hasman E. (2015) Photonic Spin-Controlled Multifunctional Shared-Aperture Antenna Array. *Science*, **352**, 1202-1206. <https://doi.org/10.1126/science.aaf3417>
- [10] Yue, F.Y., Wen, D.D., Xin, J.T., Gerardot, B.D., Li, J.S., Chen, X.Z., *et al.* (2016) Vector vortex beam generation with a single plasmonic metasurface. *ACS Photon*, **3**, 1558-1563. <https://doi.org/10.1021/acsp Photonics.6b00392>
- [11] Yue, F.Y., Wen, D.D., Zhang, C.M., Gerardot, B.D., Wang, W., Zhang, S., *et al.* (2017) Multichannel Polarization-Controllable Superpositions of Orbital Angular Momentum States. *Advanced Materials*, **29**, Article ID: 1603838. <https://doi.org/10.1002/adma.201603838>
- [12] Zhang, Y.C., Liu, W.W., Gao, J., Yang, X.D., *et al.* (2018) Generating Focused 3D Perfect Vortex Beams by Plasmonic Metasurfaces. *Advanced Optical Materials*, **6**, Article ID: 1701228. <https://doi.org/10.1002/adom.201701228>
- [13] Ni, X.J., Kildishev, A.V. and Shalaev, V.M. (2013) Metasurface Holograms for Visible Light. *Nature Communications*, **4**, Article 2807. <https://doi.org/10.1038/ncomms3807>
- [14] Huang, L.L., Chen, X.Z., Muhlenbernd, H., *et al.* (2013) Three-Dimensional Optical Holography Using a Plasmonic Metasurface. *Nature Communications*, **4**, Article 2808. <https://doi.org/10.1038/ncomms3808>
- [15] Zheng, G.X., Muhlenbernd, H., Kenney, M., Li, G.X., Zentgraf, T. and Zhang, S. (2015) Metasurface Holograms Reaching 80% Efficiency. *Nature Nanotechnology*, **10**, 308-312. <https://doi.org/10.1038/nnano.2015.2>
- [16] Wen, D.D., Yue, F.Y., Li, G.X., *et al.* (2015) Helicity Multiplexed Broadband Metasurface Holograms. *Nature Communications*, **6**, Article 8241. <https://doi.org/10.1038/ncomms9241>
- [17] Li, X., Chen, L.W., Li, Y., *et al.* (2016) Multicolor 3D Meta-Holography by Broadband Plasmonic Modulation.

-
- Science Advances*, **2**, e1601102. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1601102>
- [18] Arbabi, A., Horie, Y., Bagheri, M. and Faraon, A. (2015) Dielectric Metasurfaces for Complete Control of Phase and Polarization with Subwavelength Spatial Resolution and High Transmission. *Nature Nanotechnology*, **10**, 937-943. <https://doi.org/10.1038/nnano.2015.186>
- [19] Zong, W. and Huang, G.-B. (2011) Face Recognition Based on Extreme Learning Machine. *Neurocomputing*, **74**, 2541-2551. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2010.12.041>
- [20] Zhu, J.Y., Zhang, R., Pathak, D., *et al.* (2017) Toward Multimodal Image-to-Image Translation. *Advances in Neural Information Processing Systems*, **36**: 465-476.
- [21] Unni, R., Yao, K. and Zheng, Y. (2020) Deep Convolutional Mixture Density Network for Inverse Design of Layered Photonic Structures. *ACS Photonics*, **7**, 2703-2712. <https://doi.org/10.1021/acsp Photonics.0c00630>
- [22] Qiu, T., Shi, X., Wang, J., *et al.* (2019) Deep Learning: A Rapid and Efficient Route to Automatic Metasurface Design. *Advanced Science*, **6**, Article ID: 1900128. <https://doi.org/10.1002/adv.201900128>
- [23] Tao, Z., You, J., Zhang, J., *et al.* (2020) Optical Circular Dichroism Engineering in Chiral Metamaterials Utilizing a Deep Learning Network. *Optics Letters*, **45**, 1403-1406. <https://doi.org/10.1364/OL.386980>
- [24] Li, Y., Xu, Y., Jiang, M., *et al.* (2019) Self-Learning Perfect Optical Chirality via a Deep Neural Network. *Physical Review Letters*, **123**, Article ID: 213902. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.123.213902>