

光学系统设计:从迭代优化到人工智能

高金铭^{1,2}, 郭劲英², 戴安丽^{1,2}, 司徒国海^{1,2*}¹国科大杭州高等研究院物理与光电工程学院, 浙江 杭州 310024;²中国科学院上海光学精密机械研究所信息光学与光电技术实验室, 上海 201800

摘要 深度学习已逐步深入多个光学技术领域,推动了诸多光学技术的发展。同时,航空航天观测、AR/VR 消费电子、手机摄影、超短焦投影仪等产业快速发展,对光学系统提出了更高、更复杂的设计需求。这些光学系统对性能的高要求,使得光学元件面形的复杂度相应提高。因此,传统的设计方法面临巨大挑战。深度学习具有强大的运算、数据演化和非线性逆问题求解能力,为更复杂的光学系统设计优化求解提供了新思路、新方法。随着对光学系统性能的要求越来越高,自由曲面、超构表面等新型光学元件的需求大大增加,为光学系统提供了更大的发展潜力和想象空间。早期的迭代优化和直接求解的光学设计方法不再适用,光学设计方法向更高难度的数学求解方向发展。得益于人工智能技术软硬件的发展,光学系统设计方法也跨入新的时代——人工智能光学设计时代。从传统迭代优化到人工智能,光学系统设计方法并不能割裂地突跃式发展。本文系统地论述了光学系统设计方法的内在路径联系与发展逻辑,并对未来的发展方向进行了展望。

关键词 光学设计; 人工智能; 深度学习; 迭代优化

中图分类号 O439 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230497

1 引言

光学镜片及系统是现代信息感知的重要手段,在工业、日常生活、航空、航天、卫星观测和国防安全等重要应用领域,发挥着不可替代的作用^[1-4]。随着应用需求的不断发展,光学系统的性能指标要求也越来越高。在工业和日常生活应用中,人们通常要求光学系统体积更小、质量更轻,但是对成像视场和清晰度的要求却越来越高^[1]。例如,短短 10 年,手机镜头由 30 万像素发展到了 6400 万超高清像素,且镜头的物理厚度大大减小^[5-6]。在航空、航天、卫星遥感观测中,人们不仅要求大视场、高分辨,还希望大孔径、宽波段,以满足各种精密遥感测量的要求^[3,7-8]。在虚拟现实和沉浸式光学成像中,人们常常使用偏心、离轴等光路结构实现特殊、紧凑的光学结构^[1,9]。在应用需求的不断提升下,光学系统逐渐由球面镜片发展到低阶非球面镜片,进而发展到自由曲面和超构表面等光学镜片。与之相对应的是,光学设计方法不断发展^[1,9-10]。

为了能够成功地实现光学镜片的设计、加工和检测^[10],人们通常用某种数学形式来表达和描述各类光学面形。求解和确定光学面形的过程,就是光学系统设计的过程。球面和二次曲面(抛物面、椭球面和双曲面)是传统的旋转对称曲面,用初等代数和空间几何方

法就能实现求解^[11-13]。自由曲面和超构表面等的数学描述很复杂。当前常用的光学自由曲面的数学表达式包括高次非球面、泽尼克多项式曲面、超环曲面、非对称双锥曲面等。而超构表面的面形过于复杂,且为台阶式非光滑、非连续面形,通常用虚拟的相位函数表达。自由曲面和超构表面的设计自由度远远超过了传统的球面和低阶非球面,拥有更多自变量参数的优化空间。因此,自由曲面和超构表面为光学系统设计带来了更多的设计自由度,拥有强大的面形描述能力与像差校正能力。而且,自由曲面和超构表面可以减少系统中元件的数量,降低系统的体积与重量,实现传统光学系统难以实现的系统参数、结构与功能^[14-21]。

自由曲面和超构表面具有大大提高光学系统性能的潜力。传统的针对球面和低阶非球面的光学设计、加工和检测的方法,在面对此类新型光学面形时,几乎无力胜任。在传统的球面光学系统和低阶非球面光学系统中,面形参数自由度较低、参数自变量的幂级次也较低,因此基于线性规划方程组求解的迭代优化光学设计方法,或者基于逆向偏微分方程组求解的光学设计方法,都能较好地完成光学设计任务。对于含有更多自由度、更高自变量幂级次的自由曲面和超构表面设计,需要更高难度的数学求解方法,面临着诸多困难和挑战。得益于人工智能技术软硬件的发展,人工智

收稿日期: 2023-02-06; 修回日期: 2023-03-30; 录用日期: 2023-04-24; 网络首发日期: 2023-05-05

基金项目: 国家自然科学基金(62061136005, 12104472)

通信作者: *ghsitu@siom.ac.cn

能助力光学成像、光学物理场调控等技术得以实现^[22-28],光学系统设计方法也因此跨入新的时代——人工智能光学设计时代^[22]。从传统的迭代优化到人工智能,光学系统设计方法并不能割裂地突跃式发展,接下来本文将系统论述光学系统设计方法的内在路径联系与发展逻辑,并对其未来发展方向进行展望。

2 传统的迭代光学设计

当前,无论是球面、低阶非球面、自由曲面等连续面形光学元件,还是衍射元件、超构表面等离散微纳结构光学元件,在过去的几十年中,它们都依赖于迭代优化算法进行设计。在常见的迭代优化光学设计方法中,最小二乘法^[11]、最速下降法^[12]、锤化优化法^[13]等算法常被用于球面、低阶非球面等光学系统的优化,偏微分方程逆求解法^[1,16]、最速下降法^[17-18]、模拟退火法^[19-21]等常被用于自由曲面等光学系统的设计,G-S迭代法^[29]、时域有限差分(FDTD)法^[30-31]、严格耦合波(RCWA)法^[32-33]、有限元法等常被用于衍射元件、超构表面的设计,Richardson-Lucy盲迭代反卷积等在早期计算成像中常被用于图像去模糊。

传统光学设计方法的思路^[11,15]是:

1) 构建光学系统中光学镜片面形的结构参数与像差(或者约束条件)之间复杂的显式非线性关系,并构建显式方程组。在该方程组中,像质评价函数为方程的因变量,光学镜片面形的结构参数是方程的自变量。

不同的光学系统采用不同的光学面形。基于光学物理模型的光学系统设计,将这些光学面形建立联系,用数学模型准确构建数字语言描述的光学系统,而后对所需要的参数进行求解。光学面形能够被显式地进行设计的关键之一就是利用合理的数学公式准确地描述光学面形。虽然目前的高精密光学加工设备支持高密度的离散点云数据对面形进行描述,但是在光学设计和干涉检测环节,离散点云数据会面临诸多挑战。在成像光学系统设计、高精度波前的光学系统设计中,通常需要对像质进行优化(多参数优化),而且对成像质量以及光线追迹的速度与精度等有很高的要求,如果直接采用大量的离散数据点进行面形描述,并将离散点作为优化变量,就会导致优化设计极其复杂且困难。因此,在光学设计中,无论是球面透镜、低阶非球面、自由曲面等连续面形光学元件,还是衍射元件、超构表面等离散微纳结构光学元件,显式数学描述将十分有利于光学设计、光学加工和光学检测等整个环节^[1,10]。

基于光学物理模型将这些光学面形建立联系后,设计人员还需要将某些评判标准作为光学系统设计的“量化”评价标准。像差可以定量或者定性地描述光学系统成像缺陷的程度。相应地,光学系统设计的目的就是寻找合适的光学镜片的结构参数,校正各类光学

像差,使光学系统成像质量尽可能地达到像质要求。但是,任何系统的像差都不可能完全被消除,所以需要一些评价标准来判断目前系统的成像效果,即像差评价。判断系统像质的参量很多,常见的像质评价参量^[11,15]有波像差、点列图、分辨率、光学传递函数和斯特列尔比。

2) 基于最优化方法对像差(或者约束条件)进行平衡,直到满足像质(或者约束条件)要求。“盲目”地进行迭代优化寻找最优解,会导致优化失败,不能找到满足像质要求的结构参数。因此,光学系统设计至今为止仍然是一个相当复杂的过程,即:先根据镜头的性能参数和像质要求选定适当的结构,再基于初级像差理论求解或从文献中查取最佳的初始结构参数,然后对像质进行逐步平衡,直到满足像质要求。这类优化方法严重依赖于设计者的经验值和初始结构的选择,这些主观因素将直接决定设计结果的优劣和优化时间的长短。

3 人工智能光学设计

3.1 球面与低阶非球面的人工智能设计

传统球面多镜片光学系统设计方法为:先通过查找文献数据选择与设计指标接近的初始结构,再通过最优化算法进行迭代优化,直到满足设计指标和像质要求^[11,15]。此类优化设计方法不仅需要设计人员具有很丰富的经验,而且设计结果只能满足当前需求,泛化能力差。而基于深度学习的方法通过训练和学习数据进行优化,可以实现智能的优化设计过程,并且在每次训练时,都能从用于训练的数据中获益。

2019年,Côté等^[34]提出了基于深度学习的镜头设计外推法,该方法可帮助镜头设计人员确定镜头设计的初始结构。如图1所示,基于深度学习训练神经网络的方法可以不断扩展镜头设计数据库,从各种光学参数中产生新的高质量的光学镜头初始结构。该方法联合了监督训练和无监督训练两种方式。监督训练能够重现、搜索已知形式的光学镜头设计参数,而无监督训练能够对光学成像性能参数(视场、分辨能力等)进行泛化,从而满足更多的成像指标和应用场景。在该深度神经网络中,光学镜头的一阶参数指标作为输入,镜头的结构参数作为输出。该神经网络的输出可作为光学设计人员进一步迭代优化的初始结构。如果已经满足成像指标,则不需要进一步优化。该方法比传统方法更快,并且不依赖于镜头设计人员的专业知识,因此,该方法对新手和有经验的镜头设计人员具有通用性。最后,通过无监督训练推广到新规格,深度神经网络就可以直接优化大量随机镜头设计的光学性能-生成的输入规范。

随后,2021年,Côté等^[35]对上述深度神经网络进行了拓展,解决了先前框架的大部分局限性,其中最显著的是可以在光学镜头设计过程的任意时刻对孔径光

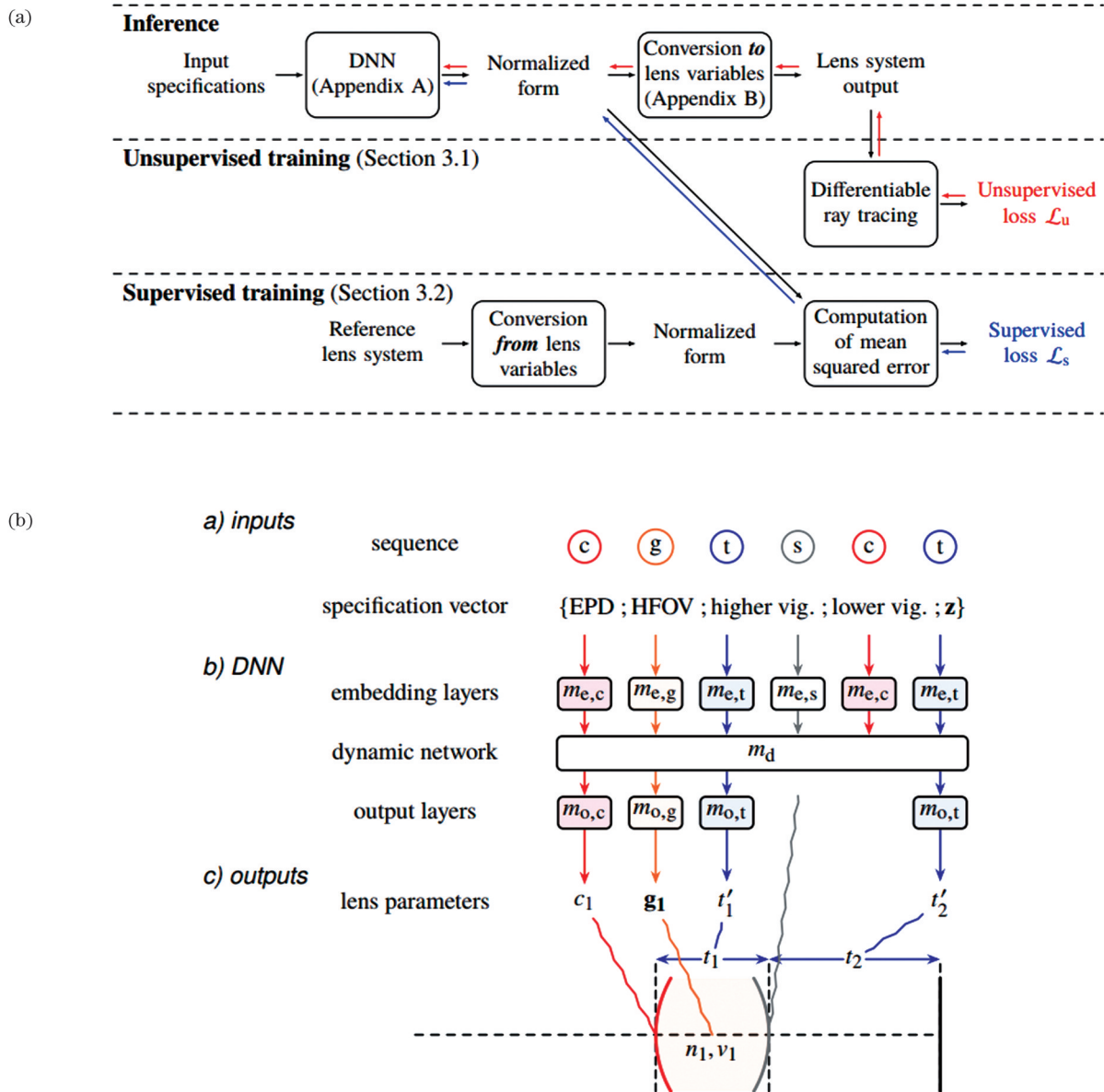


图 1 基于神经网络实现人工智能快速设计球面多镜片光学系统^[34-35]。(a)基于神经网络的算法流程框图。“Inference”：快速推理,实现光学系统设计。“Inference”中的DNN网络由下方的“Unsupervised training”(无监督学习)和“Supervised training”(监督学习)两个训练步骤获得。“Unsupervised training”(无监督学习)和“Supervised training”(监督学习)是训练过程,只需要进行一次。在人工智能光学设计时,设计人员只需要进行“Inference”(推理)过程,即可快速设计出球面多镜片光学系统。(b)深度神经网络的架构。输入参数是光学系统的一阶参数(入瞳直径EPD、半高视场HFOV和渐晕系数阈值等)。深度网络是可以实现动态迭代更新的网络。输出参数是镜片的结构参数(曲率、折射率和间隔等)

Fig. 1 Rapid design of spherical multi-lens optical system based on deep neural network AI methods^[34-35]. (a) Flow chart of the algorithm based on deep neural network. “Inference”: fast inference to realize optical system design. The DNN network in “Inference” is obtained by the two training steps of “Unsupervised training” and “Supervised training”. “Unsupervised training” and “Supervised training” are training processes that only need to be done once. In AI optical design, designers only need to carry out the “Inference” process to quickly design spherical multi-lens optical systems. (b) Architecture of the deep neural network. The input parameters are the first-order specifications of the optical system (entrance pupil diameter EPD, half height field of view HFOV, and vignetting coefficient threshold, etc.). A deep network can achieve dynamic iterative updates. The output parameters are the structural parameters of the lens (curvature, refractive index, and spacing, etc.)

进行优化,同时,可以通过添加更强大的可微分光线跟踪模块来计算光线路径(光程和传播方向),并且实现精确的孔径光阑光线瞄准。在该网络中,渐晕系数也可作为输入参数,并且输出的光学镜头结构参数可

以直接使用Schott玻璃库。

2022年,Côté等^[36]联合Carl Zeiss公司,进一步基于“镜头设计外推法”(LDE)设计了各种显微镜物镜(MOL),如图2所示。仅仅基于34个已知的显微镜物

镜参数,生成了 7432 个全新的镜头设计,而且生成的设计结果准确地捕捉了数据集的结构多样性和性能多样性。该方法的贡献在于:基于有意义的一对多的映射、深度学习推理,成功地智能推算出新的显微物镜的

结构参数。对该模型进行训练,以快速匹配数据中已经包含的光学显微物镜的设计(监督训练)。通过无监督训练,该方法能被更广泛地推广应用于更多种类的光学系统设计,实现跨参数跨序列的知识转移。

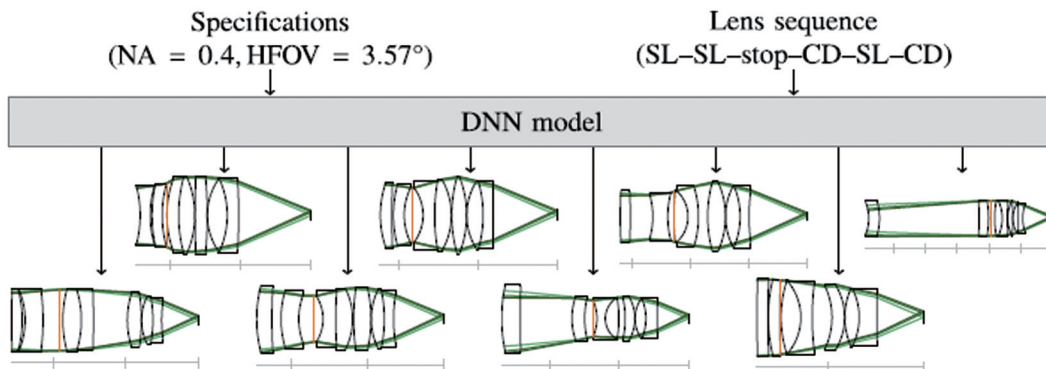


图 2 基于神经网络“镜头设计外推法”实现各种型号显微物镜的设计^[36](输入参数为显微物镜的一阶指标参数和镜片的定性排列描述,输出参数为显微物镜镜片的曲率、折射率和间隔等结构参数)

Fig. 2 “Lens design extrapolation method” based on deep neural networks realizes designing various types of microscope objectives^[36] (the input parameters are the first-order specifications of the microscope objective lens and the qualitative arrangement description of the lens, and the output parameters are the structural parameters of the microscope objectives, such as curvature, refractive index, and spacing)

Tsai 等^[37]利用深度学习进行基于局部优化算法的透镜初始结构设计。他们针对随机创建结构参数的双透镜元件光学系统的优化,实现了与光圈、光阑和视场变化相关的 3 条独立的镜头设计。他们利用 Zemax OpticStudio API 与深度学习网络进行互动,对随机镜头结构进行了优化,实现了一个大型优化数据集。所有优化结果都是通过进一步的深度学习过程收集的,以实现在输入镜头设计指标时更好地选择镜头。基于深度学习建立的模型表明,该方法训练得到的网络在快速预测镜头初始结构设计方面具有 78.89% 的准确率。

3.2 自由曲面的人工智能设计

本文涉及的多自由度复杂面形元件主要包括高次非球面元件和自由曲面元件^[1],其中:高次非球面元件具有明确的数学表达式,且面形具有旋转对称特性;自由曲面元件的数学表达更为复杂,甚至有些面形难以用明确的数学公式表达,具有非旋转对称的面形特性。传统的球面和二次曲面的数学表达参量较少,且结构局限性大,导致光学设计的自由度受限,难以满足像差优化的指标要求。多自由度的复杂面形更为灵活,需要使用更多的数学参数表达光学面形,为光学设计提供了更多自由度,能够实现诸多种类像差的校正,同时可以减少光学系统中的镜片数量,降低光学系统的体积与重量,实现传统光学系统难以实现的系统参数、结构与功能。具有复杂面形元件的成像系统在天文望远、遥感探测、虚拟现实(VR)/增强现实(AR)、光谱分析、高性能成像等领域都有广阔的发展前景并已经实现了很多突出应用,将深刻影响未来的高新技术变革。

Mao 等^[38]提出了一种具有自由曲面的离轴飞行视觉显示系统设计方法,使用深度学习来模拟飞行员起飞和着陆训练期间的视觉距离变化。如图 3 所示,该设计是通过使用 Zemax 软件进行光线追踪来实现的,通过该软件构建和优化了一系列符合相应光学规格的初始系统。深度神经网络用于训练回归模型,该模型专门设计用于预测系统自由曲面的拟合多项式模型。结果表明,飞行视觉显示系统的设计可以转化为深度学习问题,并通过训练和学习大量数据进一步优化,为设计更强大、更复杂的成像光学系统提供了途径。

Gannon 等^[39]提出了一种机器学习方法,以实现自由曲面照明器的设计。自由曲面照明设计问题是一个极其复杂的数学问题,设计人员需要创建自由曲面光学表面的逆问题,以产生所需的光分布。该过程需要计算非理想扩展型光源、光学自由曲面和目标光能量分布之间的映射关系。在目前主流的基于自由曲面逆向求解映射关系的数学方法中,光学设计人员需要数值求解的非线性二阶偏微分方程主要为 Monge-Ampere 类型方程或 SMS 方程。这些方法很强大,而且通常能够提供精确的解决方案,但是需要深刻的数学理解以及建立复杂的边界条件,以确保生成的自由曲面满足数学多维可积条件。从根本上说,自由曲面的照明设计是一项具有挑战性的任务,需要设计人员具有多年的专业知识,而且需要花费相对较多的计算时间。Gannon 等通过深度人工神经网络建立非理想扩展型光源、光学自由曲面和目标光能量分布之间的映射,能够绕过复杂的自由曲面逆向求解问题。在该方法中,Gannon 等基于极坐标设计了单个自由曲面,

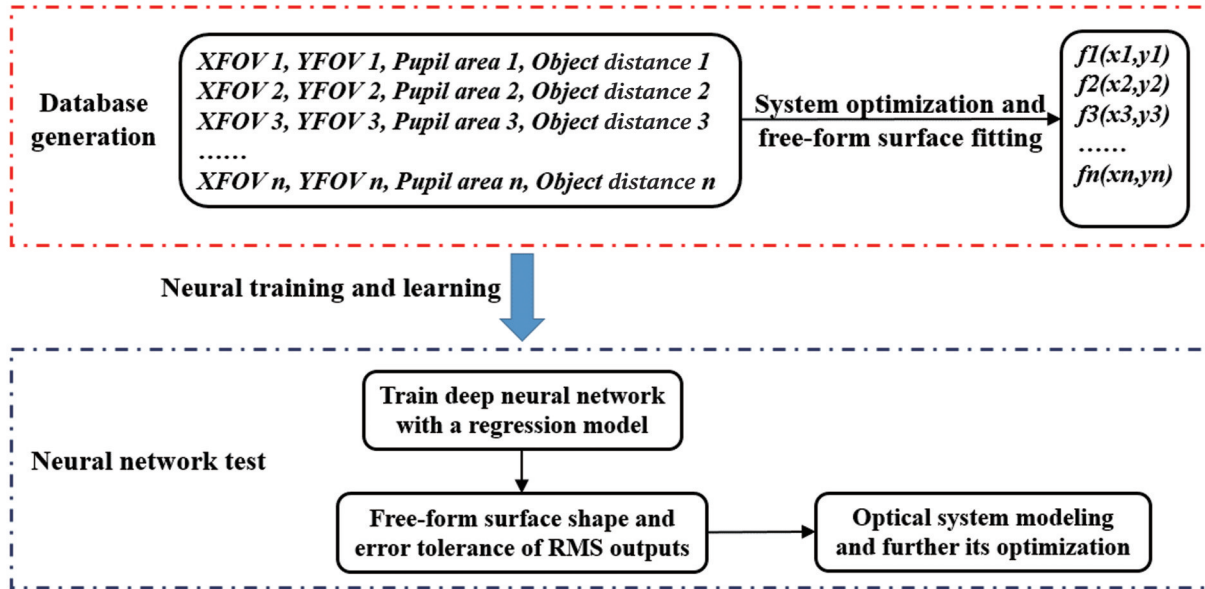


图 3 基于深度学习神经网络学习法实现离轴飞行视觉显示系统的设计^[38]。在数据库中(上虚线框),输入参数是离轴飞行视觉显示系统的一阶参数(X 方向视场、 Y 方向视场、光瞳的位置和大小、物距等),输出参数为离轴自由曲面的多项式函数。在网络测试和实际使用中(下虚线框),深度神经网络能够快速输出离轴自由曲面的初始结构,该初始结构在后续可被进一步优化

Fig. 3 Design off-axis flight visual display system based on deep learning neural network^[38]. In the database (upper dotted box), the input parameters are the first-order specifications of the off-axis flight visual display system, such as X -direction field of view, Y -direction field of view, pupil position and size, and object distance, and the output parameters are polynomial function of the off-axis free-form surface. In testing and practical use (the dotted box below), the deep neural network can quickly output the initial structure of the off-axis free-form surface, which can be further optimized later

实现了矩形区域的离轴均匀照明。

Yang 等^[40]提出了一种基于深度学习反向传播神

经网络的自由曲面生成方法。如图 4 所示,基于该方法,设计人员能够从一个初始基础系统快速演化出一

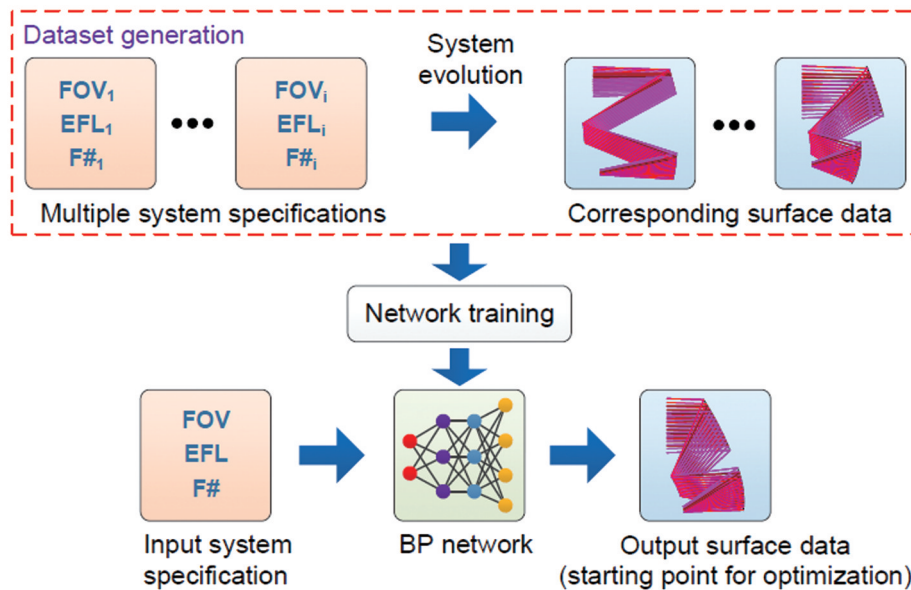


图 4 基于深度学习神经网络学习法实现离轴三反自由曲面成像系统设计^[40]。在“Dataset generation”中,输入参数是成像系统的一阶参数(视场 FOV、有效焦距 EFL、 F 数),输出参数是离轴自由曲面的面形、间隔和倾斜角度等参数。在实际使用中,输入系统的一阶参数后,深度神经网络就能够快速输出离轴自由曲面的初始结构,该初始结构在后续可被进一步优化

Fig. 4 Design of off-axis three-mirror free-form surface imaging system based on deep learning neural network^[40]. In the “Dataset generation”, the input parameters are the first-order specifications of the imaging system (field of view, effective focal length, and $F\#$), and the output parameters are surface structural data, such as off-axis free-form surface shape, interval, and tilt angles. In practical use, after the first-order specifications of the system are input, the deep neural network can quickly output the initial structure of the off-axis free-form surface, which can be further optimized later

系列反射式三镜成像系统,实现各种参数的快速设计。该网络结构(图 5)是基于前向反馈传播网络设计的,输入端为反射式三镜成像系统的一阶参数,输出端为反射式三镜成像系统的镜片面形数据。经过深度网络训练后,各种系统参数的反射式三镜成像系

统的镜片结构数据可以被快速生成。设计人员不需要进行复杂的数值计算,可以节约大量的设计时间和人力。可以将基于该机器学习方法得到的光学设计初始结构与全局优化、局部优化相结合,进一步进行迭代优化。

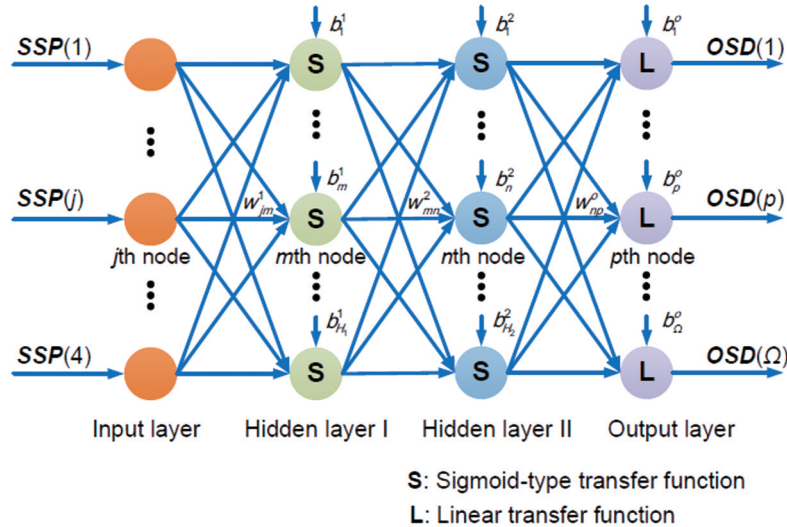


图 5 图 4 中所使用的深度学习网络架构^[40](SSP: 系统结构参数; OSD: 输出面形参数)

Fig. 5 Diagram of the deep learning network architecture used in Fig. 4^[40] (SSP: system specifications; OSD: output surface data)

反射式三镜成像系统不仅面形参数复杂,而且是多次折叠离轴结构,基于传统设计方法的求解计算十分复杂。基于深度学习反向传播神经网络的自由曲面生成方法,开辟了使用人工智能方法降低复杂数学问题求解难度和实现高性能成像光学系统的可能性。整个设计架构包括 4 个步骤: 1) 在给定范围内,生成具有相似结构的一系列基本系统参数; 2) 这些光学系统的一阶参数是深度学习网络的输入参数,反射镜的位置、自由曲面系数等面形参数是深度学习网络的输出参数; 3) 基于“输入-输出”数据集,反向传播神经网络的深度网络进行迭代训练; 4) 网络训练完毕后,对于新输入的某个特定的设计任务,反射式三镜成像系统的面形参数和位置可以被直接输出,而输出的参数可以进一步使用全局优化(或者局部优化)算法进行优化。

Chen 等^[41]在 Yang 方法的基础上提出了一种通用人工智能框架,该框架可以实现多种类型自由曲面光学系统的设计以及高度非旋转对称的自由曲面折射、反射和折反射系统光学面形参数的设计。基于系统演化法和 K 近邻算法,可初步获得包含主镜和次镜参数的系统数据集。这些光学系统的一阶参数是深度学习网络的输入参数,而折射透镜和反射镜的位置、自由曲面系数等面形参数是深度学习网络的输出参数。经过深度神经网络迭代训练后,该网络可以直接生成良好的自由曲面光学系统初始结构。Chen 等基于该方法成功设计了自由曲面三反射镜成像系统、自由曲面离轴四镜无焦望远系统和用于增强现实近

眼显示的自由曲面棱镜,如图 6 所示。该框架也可以集成到光学设计软件和云服务器中,以方便更多光学设计师。

3.3 衍射元件与超构表面元件的人工智能设计

基于光学电磁理论模型的深度学习快速发展,科研人员很快将光学电磁模型与深度学习方法结合在一起,设计了一系列自由空间光系统和光器件。已有大量论文报道了人工智能光学设计方法用于光通信、微型光电子器件和光学薄膜的设计^[22,42]。本文主要讨论的是自由空间光学系统,例如光学成像系统、空间激光整形系统等^[43-49],因此本节也只讨论相关技术的衍射元件与超构表面元件设计。

Lin 等^[43]采用 3D 打印制造了由透射层或反射层组成的衍射光学网络,如图 7 所示。在经过衍射光学神经网络的深度训练之后,衍射光网络的设计就固定下来,它一经制造出来就以光速执行所学习到的功能。Lin 等设计了由 5 层相位面组成的衍射光学神经网络,通过训练后,其在输出平面上展现出了光学聚焦效果。之后,他们基于 3D 打印技术构建了该衍射光学神经网络,实现了共轭“输入-输出”平面成像。

在类似的衍射光学神经网络的基础上, Mengu 等^[44]将衍射神经网络拓展到光电混合深度学习神经网络的设计中,设计特定任务的光学系统,如图 8 所示。与之前的单色衍射光学神经网络不同,这项工作中的光学前向模型是基于宽光谱光学电磁传播的角谱公式(而不是瑞利-索莫非公式)构建的。同时,与损失函数使用传统梯度下降算法不同,该方法中的

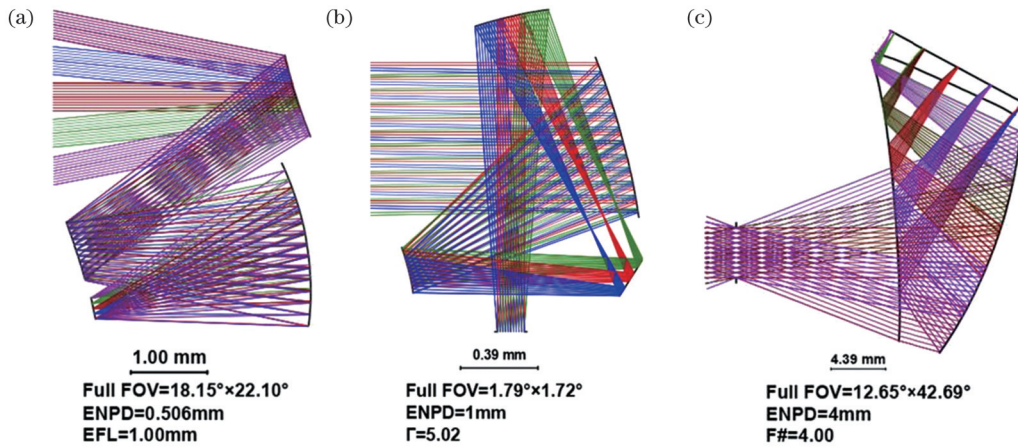


图 6 基于通用人工智能框架实现多种光学系统的设计^[41]。(a)离轴三反成像系统;(b)自由曲面离轴四镜无焦望远系统;(c)增强现实近眼显示的自由曲面棱镜系统

Fig. 6 Design of various optical systems based on a general artificial intelligence framework^[41]. (a) Off-axis triple-mirror imaging system; (b) off-axis four-mirror afocal telephoto system with free-form surface; (c) free-form prism system for augmented reality near-eye display

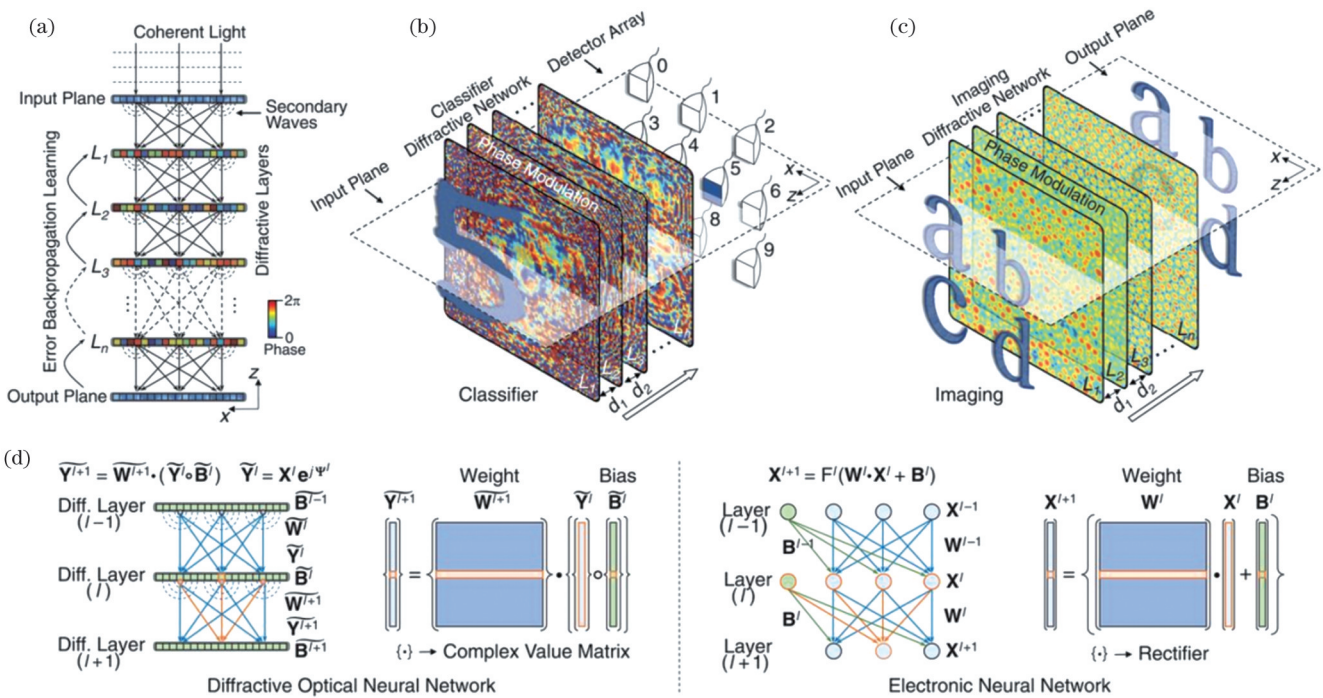


图 7 自由空间衍射光学系统实现光计算数字分类和成像^[43]。(a)深度衍射网络示意图;(b)基于衍射神经网络的自由空间光计算数字分类系统;(c)基于衍射神经网络的自由空间共轭成像系统;(d)衍射神经网络与常规计算机神经网络的对比

Fig. 7 Free-space diffractive optical system enables optical computing digital sorting and imaging^[43]. (a) Schematic of deep diffraction networks; (b) free-space optical computing digital classification system based on diffractive neural networks; (c) free-space conjugate imaging system based on diffractive neural networks; (d) comparison between diffractive neural networks and conventional neural networks

损失函数同样是基于宽光谱光学电磁传播原理设计的。他们采用所设计的宽光谱衍射光学神经网络进行了多个自由空间光传播实验,均取得了良好的测试效果。

随着衍射光学神经网络方法的进一步发展,研究人员提出了将深度学习方法与可编程空间光调制器(SLM)相结合的实验设计思路。与之前的3D打印方

法相比,这种方法具有多个显著优点:1)使用一个或多个SLM的光学网络架构可以用于深度学习神经网络的训练,并能动态实时实现各种任务,因为它具有动态、可重构的优点;2)可以利用衍射光学神经网络动态、可重构的优点来减小光学系统的对准误差或减少其他缺陷;3)当衍射光学神经网络面临训练学习偏差时,例如检测到分类标签错误或成像误差时,它可以通

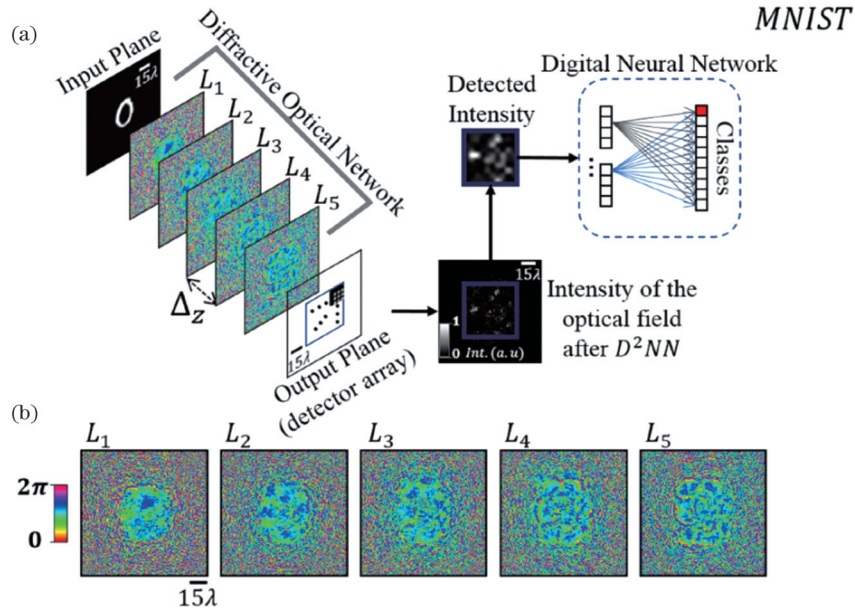


图 8 基于衍射神经网络的光电混合计算分类系统^[44]。(a)光电混合网络示意图;(b)5个衍射层的相位分布图

Fig. 8 Computational classification system for optoelectronic hybrid based on diffractive neural network^[44]. (a) Schematic of optoelectronic hybrid network; (b) phase distribution maps of five diffractive layers

过基于转移学习的重新训练来修补自身前期训练的误差。

Zhou 等^[45]基于衍射神经网络模型,使用相位型空间光调制器(SLM)实现了纯相位衍射调制光学系统。他们通过对 SLM 编程来动态训练、更新网络权重和偏置,实现光学误差反向传播,并证明了可以通过测量前向传播的输入光场和后向传播的误差光场来计算衍射神经网络损失函数的梯度。该方法进一步被应用到散射介质成像系统中,衍射光学神经网络模型的训练方式提供了极高的自由度,不仅能够控制光波前,还能够以可扩展性重建物体的光场。Qian 等^[46]利用衍射光学神经网络设计了一种用于光学逻辑运算的超构表面。物理上,入射平面波首先通过输入层的特定逻辑运算进行空间编码,并通过隐藏层进一步解码。在衍射神经网络训练之后,所有 7 种基本类型的光学逻辑运算都可以通过相同的超表面实现。

Luo 等^[47]设计了一种基于复用衍射神经网络(MDNN)的多功能超构表面,并将其用于可见光中进行多通道感知和多任务处理。MDNN 中人工神经元的密度达到了 $6.25 \times 10^6 \text{ mm}^{-2}$,远远超过了普通深度学习神经网络中神经元的分布密度。该团队将 MDNN 与成熟的互补金属氧化物半导体成像传感器集成,实现了芯片级架构,该架构可直接在物理层处理信息,充分体现了衍射光学神经网络的无源性优点,这也是普通深度学习所不能实现的。

Chen 等^[48]提出了自适应深度衍射神经网络(a-D²NNs)并将其用于两片超构表面的组合设计,该设计可将入射光聚焦在两个分离良好的光谱带上,并

且实现了不同焦点位置处光谱带宽的控制,设计结果超过了具有相同孔径的单透镜装置的理论极限。崔铁军院士团队^[49]设计了一款基于可编程衍射深度神经网络的多层数字编码超表面阵列,超表面上的每一个超构原子都与两个放大器芯片集成,并作为一个有源人工神经元。该超表面能够提供 35 dB 的动态调制范围(从 -22 dB 到 13 dB),可以实现图像分类、移动通信编码解码和实时多光束聚焦等多种功能。

深度学习改变了光学系统和光子器件设计(尤其是超构表面系统设计)繁琐、困难的现状,特别是基于衍射光学物理模型的神经网络^[50-54],不仅具有普通深度学习的优点,而且其本身的架构也是符合物理规律的,在解决现实问题时具有天然优势。

3.4 光学系统与计算成像协同设计

最初,计算成像通过数字图像后处理的方式来提高光学系统的成像性能。后来,研究人员逐渐认识到光学系统本质上是“光计算”过程,“光计算”与“计算机数字图像后处理”是光学成像链路上物理过程的两个方面。因此,“光学系统设计”与“计算成像”两者协同设计,能够更好地提高光学成像系统的性能^[55-59]。

单透镜计算成像系统利用计算机图像复原算法代替现代光学成像系统中多镜片组合的复杂系统的光学像差平衡功能,实现了可以媲美复杂多镜片相机的高像质图像。该方法的实质是:首先对引起光学系统退化的像差进行估计或者人为编码,然后使用图像复原算法对含有像差的图像进行反卷积复原,从而提高成像系统的性能。单透镜计算成像系统的核心思想在于充分结合单透镜成像的特点,设计针对单透镜像差的图像复原算法。

Schuler 等^[60]提出了带像差的单透镜结合计算成像的光学成像方法,该方法只使用一个带像差的单透镜即可实现彩色相机成像功能。他们通过一个校准实验将透镜像差编码成空间变化的点扩散函数,进而利用非平稳反卷积消除单色像差及色散,所设计的单透镜相机如图 9(a)所示。Heide 等^[61]提出了专门针对单透镜成像的图像复原算法,所设计的单透镜相机如图 9(b)所示。Harvey 课题组^[62]设计了一个视场角仅为 $\pm 3.5^\circ$ 的单透镜红外成像系统,整个透镜不是普通的球面透镜,而是一个三次相位板(一种复杂面形元件),能够使整幅图像的模糊函数具有视场不变性;

之后利用反卷积方法对模糊图像进行处理,提高了整个系统的分辨率。

此类研究和实验都证明了利用图像复原算法改善由像差引起的单透镜成像模糊的可能性,这些图像复原算法都可以归类为数字图像处理中的反卷积法。由于 Schuler、Heide 和 Harvey 三个课题组的单透镜本身并不具备超透镜、复杂面形镜片和变折射率透镜的面形特殊性或者材料特殊性,因此通过单透镜的光信息截止频率不会很高,在实际物理信息有限的情况下,计算成像方法也不会“无中生有”地创造出更多的细节信息。

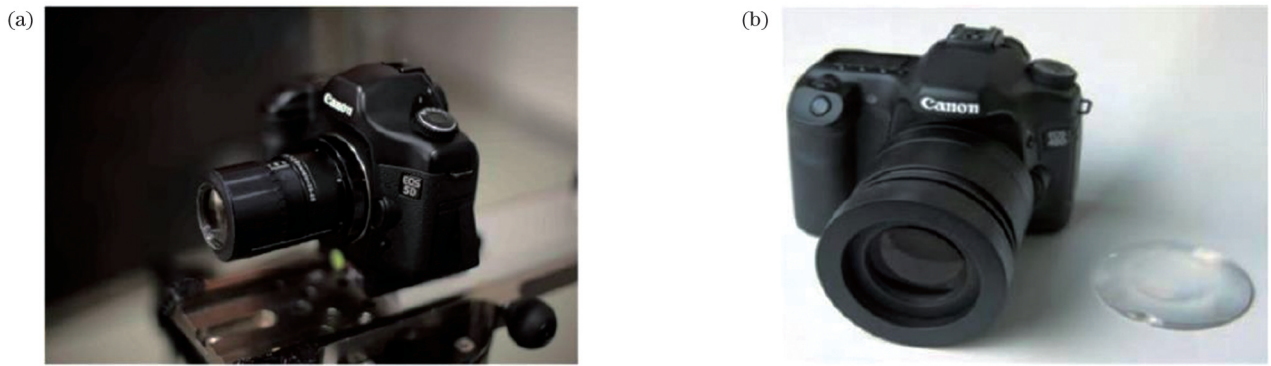


图 9 单透镜计算成像相机

Fig. 9 Singlet lens computational imaging cameras

斯坦福大学的 Peng 等^[63-64]是开展衍射元件应用研究的典型代表,提出了光学系统设计与计算成像联合优化的“端到端”光电系统设计方法,如图 10 所示。该团队一直致力于平面化衍射光学元件结合计算成像的研究。2015 年,他们提出用折衍射一体化元件实现白光彩色成像,并且验证了反卷积算法可以有效校正球差和色差^[65]。2019 年,他们提出了一种消色差景深拓展和超分辨成像的光学系统到图像处理的端对端设计方法^[66]。同年,他们实现了基于深度学习的大视场衍

射元件成像,将复杂光学系统中的像差校正任务转移到后期算法中^[67]。他们设计了一个独特的衍射元件,该元件具有空间位移不变的点扩散函数,然后通过训练的神经网络算法进行图像重构,实现了单个衍射元件的高质量成像系统,视场高达 53° 。2020 年,他们实现了孔径为 8 mm 的衍射消色差透镜与图像恢复神经网络的联合学习算法,该算法能够很好地解决自然光照下真实场景细节问题和色彩保真度问题^[63-64]。他们提出的设计方法为衍射消色差透镜应用于更薄、更轻、

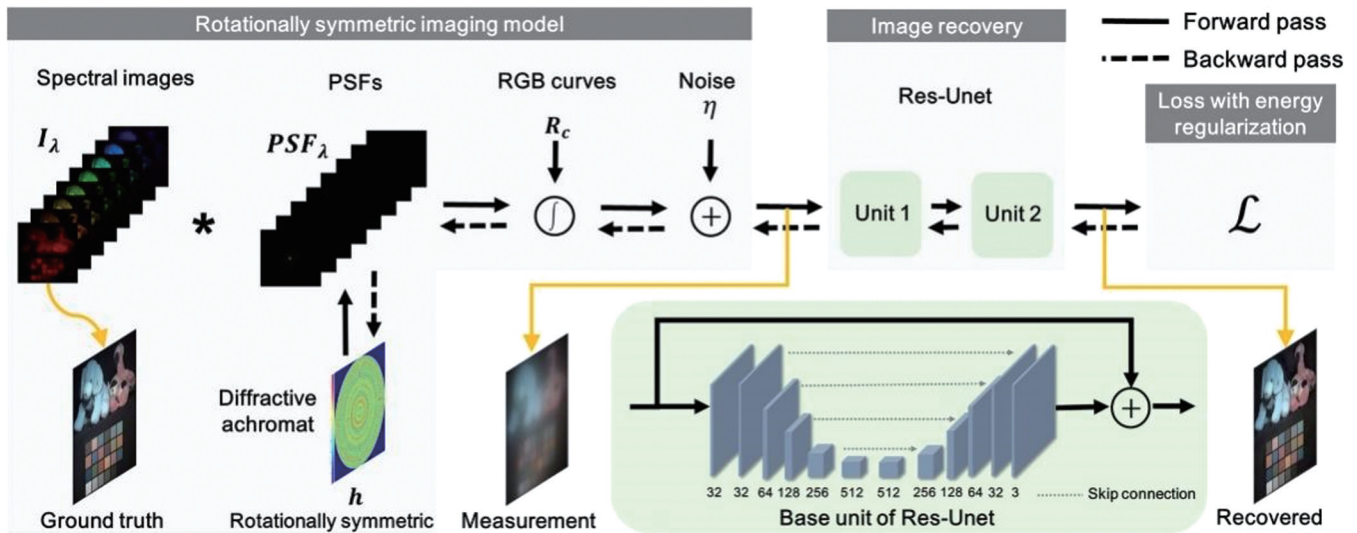


图 10 光学系统设计与计算成像联合优化的“端到端”光电系统设计方法^[63-64]

Fig. 10 “End-to-end” optoelectronic system design method with joint optimization of optical design and computational imaging^[63-64]

更紧凑的全光谱成像系统提供了一种新的可能性,同时为替换精密而笨重的传统相机镜头提供了额外选择。

Liu 等^[68]结合光学设计和计算成像联合优化的方法,设计了一种高分辨、大景深和大自由度的新型、紧凑、低成本的光学成像系统,如图 11 所示。该方法的核心是:1) 设计一个具有深度不变点扩散函数 (PSF) 的非球面透镜,以便在整个深度范围内进行均

匀的图像模糊;2) 构建一个深度学习网络,以通过计算重建得到具有高保真度的图像。非球面镜头拍摄的原始图像通过训练后的深度网络进行去模糊处理,从而能够以更小的 F 数进行大自由度成像。实验结果表明,这种“端到端”的光学设计和计算成像联合优化的方法可以增强成像性能。该方法有望用于显微病理诊断、虚拟/增强现实等应用显示和智能手机摄影。

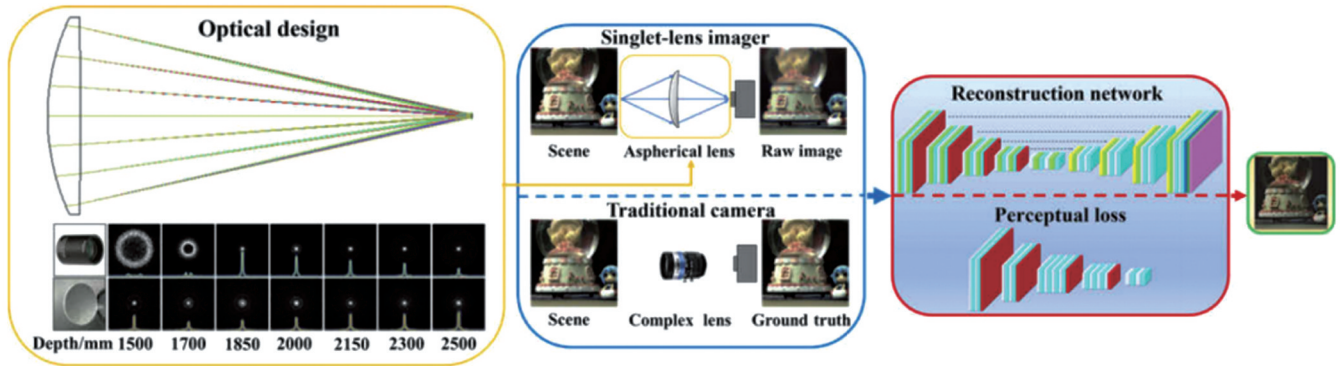


图 11 大景深单透镜成像系统^[68](进行光学设计时,保持大景深范围内的 PSF 的一致性。采集数字图像后,用反卷积方法进一步提高图像的对比度)

Fig. 11 Large depth-of-field (DOF) singlet lens imaging system^[68](In optical design, maintain the consistency of PSF within a large DOF. After the digital image is acquired, the image contrast is further enhanced by deconvolution method)

超表面光学系统的衍射特性会导致严重的色差,目前多光谱和窄带消色差超表面成像方法无法实现全波段(400~700 nm)可见光成像。针对这一问题,2018 年,Majumdar 团队^[69]首次实现了白光照明下基于超表面光学元件的全彩色计算成像,成像原理如图 12 所

示。他们将超表面元件成像与计算成像相结合,设计了一个数值孔径为 0.45 的超表面元件,该超表面元件具有点扩散函数的频谱不变特性。最后,他们通过计算成像对获取的离焦图像进行反卷积重建,实现了全彩色清晰成像。

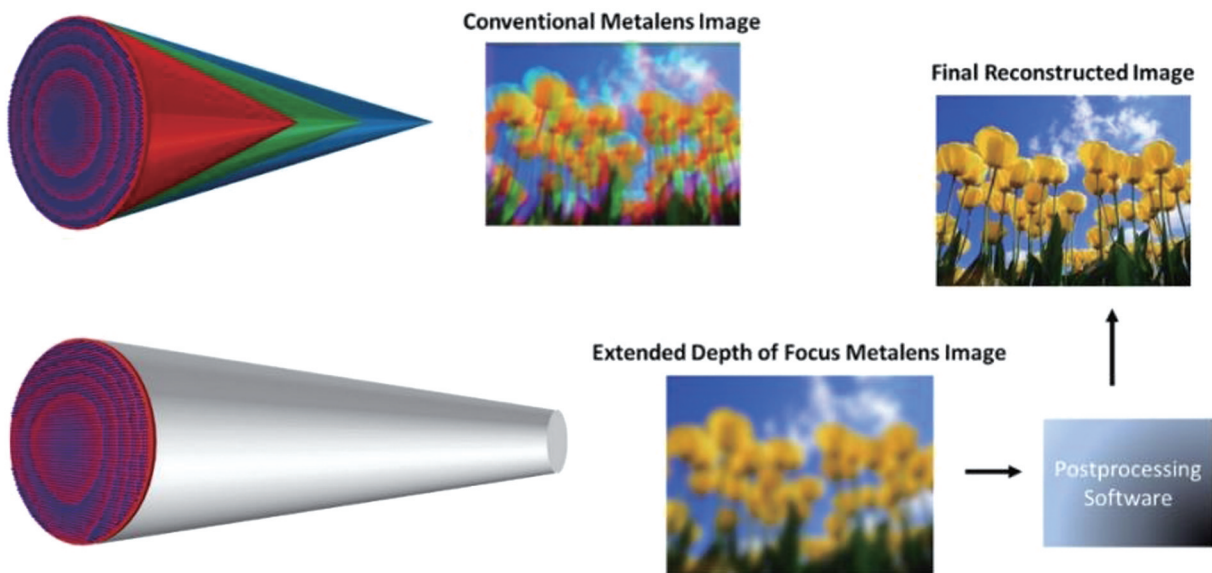


图 12 超表面结合计算成像的白光成像流程图^[69]

Fig. 12 Flowchart of metasurface imaging combined with computational algorithms in white visible light spectrum^[69]

加州理工大学的 Faraon 团队^[70]采用超表面元件结合基于深度学习的计算成像实现了散射介质成像,原理如图 13 所示。实验结果表明,超表面元件具有较大

的噪声容忍度、可靠的重现性和较强的鲁棒性。同时,基于深度学习的算法不仅显著降低了计算量,还能够改善成像性能。超表面元件的体积很小,因此该方法

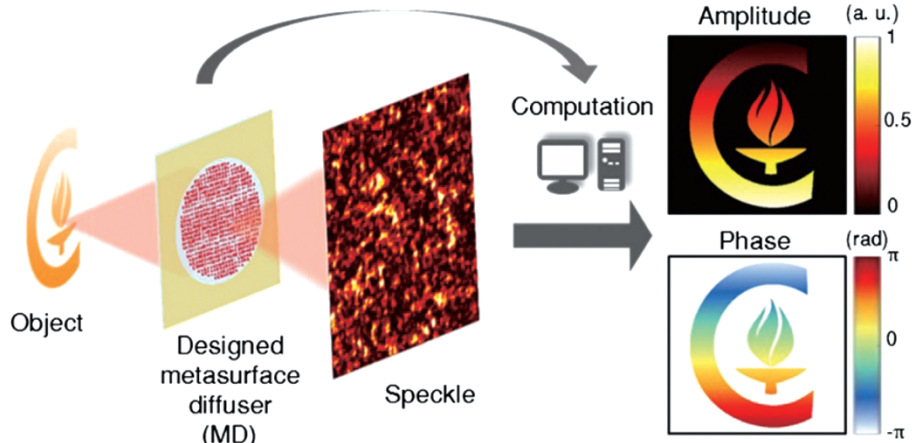


图 13 基于超表面扩散器的复函数光场计算成像^[70]

Fig. 13 Computational imaging of complex light-field based on metasurface diffuser^[70]

有望在生物医学成像、全息成像、光学加密等领域应用。

Gao 等^[71-72]提出了一种基于圆域对称型像差函数的单透镜设计方法。如图 14 所示,他们首先对计算成像进行分析,构建了适用于单透镜计算成像系统的基于圆域对称型像差的优化函数,进而利用该优化函数控制单透镜系统的像差平衡过程。在像差平衡过程

中,优先消除所有非对称型像差,允许残留部分对称型像差。最终,利用计算成像将光学设计阶段残留的对称型像差进行进一步优化,实现了单透镜计算成像系统的高分辨率成像。之后,Bian 等^[73-78]将该方法拓展到了多种便携式医学成像系统和极紫外天基成像系统的设计中。

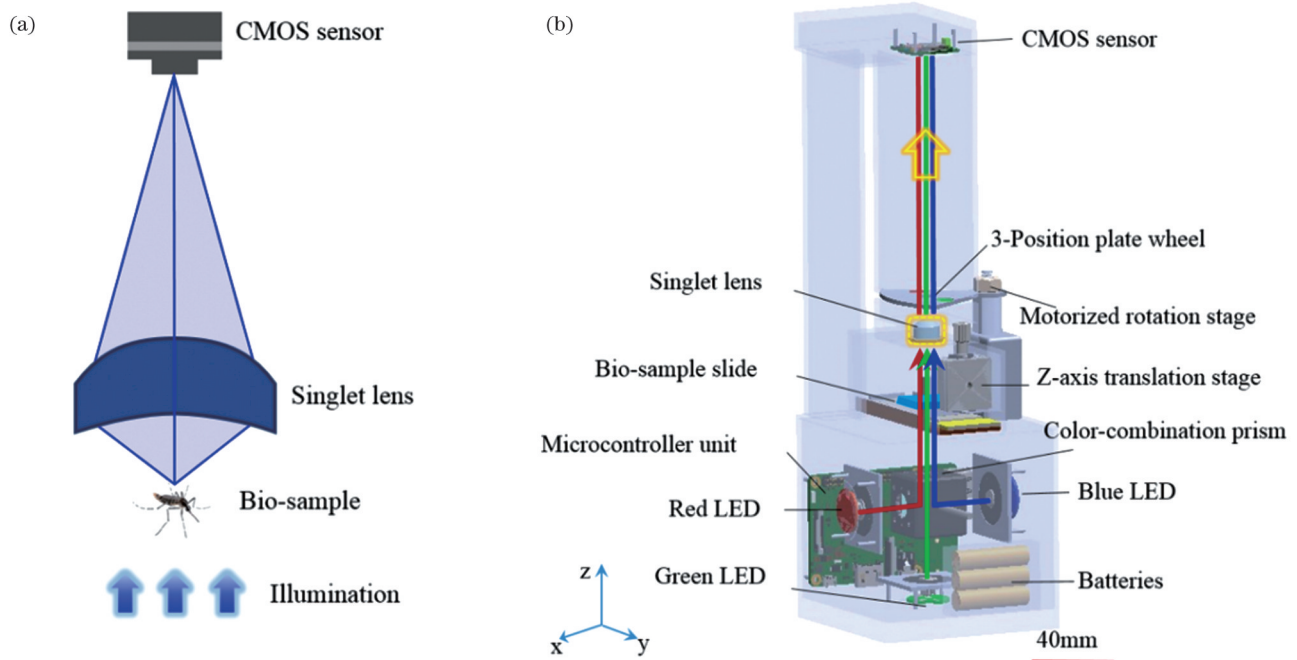


图 14 基于圆域对称型像差函数的单透镜显微成像系统^[71-72]。(a)单透镜显微成像系统示意图;(b)便携式彩色单透镜计算显微成像装置 3D 示意图

Fig. 14 Singlet lens microscopic imaging system based on circularly symmetric aberration functions^[71-72]. (a) Schematic of singlet lens microscopic imaging system; (b) three-dimensional schematic of portable color singlet lens computational microscopic imaging device

如图 15 所示,Fontbonne 等^[79]比较了采用商业镜头设计软件优化混合光学/数字成像系统的三种不同方法:基于点列图最小化的几何光学优化方法、基于调制传递函数(MTF)的先验均衡的优化方法以及理想清晰图像与通过反卷积滤波器恢复的图像之间的均方

误差(MSE)协同优化方法。结果显示,MSE协同优化方法在视觉图像质量方面优于其他方法。相对于孤立的光学设计和计算成像方法,“光学系统设计”与“计算成像”两者协同设计,能够更好地提高光学成像系统的性能,具有更广阔的思想空间和发展潜力^[80]。

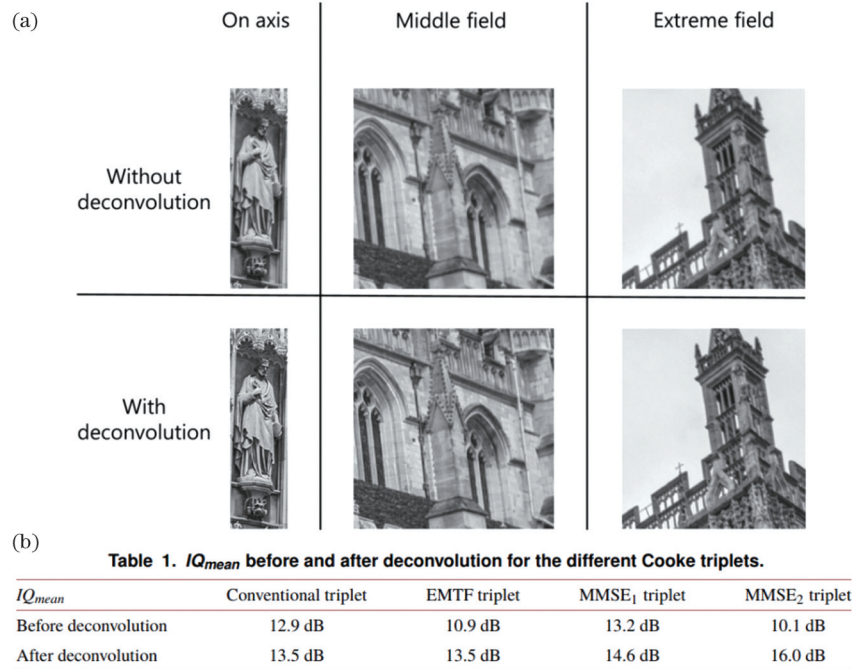


图 15 “端到端”联合优化光电成像系统方法对比^[79]。(a)后续反卷积计算成像方法能够显著提高光学镜头(Cooke Triplets)的图像画质;(b)基于不同优化准则的成像能力对比

Fig. 15 Comparison of “end-to-end” joint optimization optoelectronic imaging system methods^[79]. (a) Post deconvolution computational imaging method can significantly improve the image quality of the optical lens (Cooke Triplets); (b) comparison of imaging capabilities based on different optimization criteria

4 讨 论

光学系统设计极度依赖于物理和数学模型的正向构建或者逆问题的求解。在各类实际工程应用中,这些问题会被抽象成各种简化模型,而不是麦克斯韦统一方程形式。在球面、低阶非球面、自由曲面的光学系统中,光学直线传播模型、折射定律、空间向量模型和像差理论会被广泛使用,用于构建正向数学模型;而在衍射元件、超构表面等离散面形光学系统设计中,电磁场有限元模型、时域有限差分模型、衍射模型和波像差模型等会被用于构建正向数学模型。

光学系统设计就是寻找光学面形参数的过程,极度依赖于正向数学模型的逆向求解。传统的逆向求解大多依赖于迭代优化,而人工智能设计方法则基于数据驱动和物理模型驱动,在训练过程中就预先完成迭代优化过程,在设计应用时不需要实时迭代优化,能够快速且准确地实现初始光学系统设计。光学系统设计方法、迭代优化设计方法与人工智能设计方法的对比如表 1 所示。

传统的经典迭代优化设计方法都需要大量的实时计算,并且很容易陷入瓶颈。最小二乘法等优化算法和偏微分求解迭代优化算法极度消耗计算机的 CPU 线程数量,而干涉模型、衍射模型、电磁场有限元模型和时域有限差分模型不仅消耗 CPU 线程数量,还对计算机的实时内存空间提出了要求,以便进行多维矩阵运算。

基于深度学习的人工智能技术在算法和 GPU 或

TPU 的运算硬件上都实现了创新。相对于光学诸多算法而言,它同时在算法(软件)和并行计算(硬件)两方面有了明显改进。经典的光学电磁理论也可以被用于指导深度光学网络的设计、构建和训练。像差理论、波像差等具有显著光学物理意义的模型,可以用于设计与实际光学工程问题匹配的损失函数。这种损失函数的设计思想会极大地提高深度学习网络与实际工程问题导向的匹配程度。当然,在表 1 中,人工智能深度学习的“快速且准确”,是建立在深度网络成功训练基础之上的。人工智能深度学习已经将大量计算在迭代训练过程前“预先前置”,而不是像传统迭代优化设计那样需要大量“实时迭代优化”。

5 结束语

随着日益繁荣的消费电子、航空航天、自动驾驶等技术的发展,光学成像与光学系统的需求也日益增大。面对越来越复杂的设计指标,光学系统的结构参数、面形参数的自由度和幂级次也随之增长。基于线性规划方程组求解的迭代优化光学设计方法,或者基于逆向偏微分方程组求解的光学设计方法,在面对新的设计需求时,逐渐遇到了瓶颈和挑战。自由曲面、离轴反射结构、超构表面等新型光学系统的发展,为光学系统提供了更大的发展潜力和想象空间。

从传统迭代优化到人工智能,光学系统设计方法并不是割裂的突跃式发展。从数学意义上讲,人工智能的深度学习方法只是求解“光学面形-光学像差”数学方程

表 1 传统迭代优化设计方法与人工智能深度学习设计方法的比较

Table 1 Designing method comparison between traditional iterative algorithms and AI deep learning

| Surface type | Traditional iterative algorithm | | AI deep learning | |
|--|--|---|---|-------------|
| | Method | Time-cost | Method | Time-cost |
| Sphere, simple aspheric surface | Least square method ^[11] , gradient descent optimization ^[12] , Hammering optimization ^[13] , etc. | Seconds, minutes, up to hours, even failure | “Unsupervised learning + supervised learning” two step learning ^[34-35] , lens design extrapolation ^[36-37] | Millisecond |
| Free-form surface | Partial differential equation methods ^[1,16] , gradient descent optimization ^[17-18] , simulated annealing methods ^[19-21] , etc. | Seconds, minutes, up to hours, even failure | Supervised learning ^[38-39] , back propagation neural network method ^[40] , system evolution method and K-nearest neighbor method ^[41] | Millisecond |
| Diffractive surface, meta surface | G-S phase iteration ^[29] , FDTD solving ^[30-31] , RCWA solving ^[32-33] | Seconds, minutes, up to hours, even failure | Deep diffractive neural network ^[44-48] | Millisecond |
| Optical system and computational imaging co-design | Separated designing ^[16] , RL blinding iterative deconvolution ^[17] , etc. | Seconds, minutes, up to hours, even failure | “End-to-end” deep learning neural network training ^[66-67,71-72] | Millisecond |

的一种方法。当然,人工智能光学设计方法不仅仅是简单的算法层面的突破,还充分利用了人工智能时代的新型硬件——算力。在传统的凸优化规划算法中,镜头设计中的优化算法和偏微分求解迭代优化算法,都会极度地消耗计算机的 CPU 线程数量。涉及到物理光学的干涉模型和衍射模型不仅消耗 CPU 线程数量,还需要计算机具备实时内存空间,以便进行多维矩阵运算。

基于深度学习的人工智能光学设计技术,在算法和硬件双重维度上都优于传统的基于凸优化规划的光学系统设计方法。同时,人工智能光学设计可以作为快速获得光学系统初始结构的方法,与经典的基于凸优化规划的光学系统设计方法协同发展,有了更为清晰的演化方向。总之,基于人工智能深度学习架构的光学系统设计思想,是一种十分年轻的具有突破性的思想,还需要广大光学技术人员结合实际工程问题,进一步大力发展。

参 考 文 献

- [1] 杨通,段瓌哲,程德文,等.自由曲面成像光学系统设计:理论与应用[J].光学学报,2021,41(1):0108001.
Yang T, Duan Y Z, Cheng D W, et al. Freeform imaging optical system design: theories, development, and applications[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(1): 0108001.
- [2] 宋强,朱菁,王健,等.基于混合梯度下降的高性能光刻机离轴照明衍射光学元件设计[J].光学学报,2015,35(1):0122005.
Song Q, Zhu J, Wang J, et al. A mixed gradient algorithm for high performance DOE design in off-axis lithography illumination system[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0122005.
- [3] 刘群龙,吴哈平,熊衍建,等.高空预警探测用 450 mm 口径红外非球面光学系统设计[J].红外技术,2010,32(9):517-522.
Liu Q L, Wu H P, Xiong Y J, et al. Design of 450 mm aperture infrared aspheric optical system for warning detection in upper air [J]. Infrared Technology, 2010, 32(9): 517-522.
- [4] Bian Y X, Li H F, Wang Y F, et al. Method to design two aspheric surfaces for a wide field of view imaging system with low distortion[J]. Applied Optics, 2015, 54(27): 8241-8247.
- [5] 石崇源.手机中的摄像模块[J].世界电子元器件,2004(5):39-41.
Shi C Y. Camera modules for cell phone[J]. Global Electronics China, 2004(5): 39-41.
- [6] 尹志东.800万像素手机镜头的光学设计与制造[D].长春:长春理工大学,2014.
Yin Z D. An 800 Mega pixel mobile phone camera lens optics designs and produce[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2014.
- [7] 张慧,丁雪梅,谭久彬.基于折/衍混合原理的长焦深成像物镜消色差方法[J].光学精密工程,2008,16(10):1810-1814.
Zhang H, Ding X M, Tan J B. An achromatic method for optical imaging objective with long focal depth based on hybrid refractive-diffractive principle[J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(10): 1810-1814.
- [8] 刘韬,周一鸣,王景泉,等.波带片衍射成像技术在对地观测卫星中的应用[J].航天器工程,2012,21(3):88-95.
Liu T, Zhou Y M, Wang J Q, et al. Application of zone plate diffractive imaging technology in earth observation satellites[J]. Spacecraft Engineering, 2012, 21(3): 88-95.
- [9] 王涌天,程德文,许晨.虚拟现实光学显示技术[J].中国科学:信息科学,2016,46(12):1694-1710.
Wang Y T, Cheng D W, Xu C. Display technologies in virtual reality systems[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2016, 46(12): 1694-1710.
- [10] 朱日宏,孙越,沈华.光学自由曲面面形检测方法进展与展望[J].光学学报,2021,41(1):0112001.
Zhu R H, Sun Y, Shen H. Progress and prospect of optical freeform surface measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(1): 0112001.
- [11] 李晓彤,岑兆丰.几何光学·像差·光学设计[M].3版.杭州:浙江大学出版社,2014.
Li X T, Cen Z F. Geometrical optics, aberrations and optical design[M]. 3rd ed. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2014.
- [12] 宋强,朱菁,王健,等.基于混合梯度下降的高性能光刻机离轴照明衍射光学元件设计[J].光学学报,2015,35(1):0122005.
Song Q, Zhu J, Wang J, et al. A mixed gradient algorithm for high performance DOE design in off-axis lithography illumination system[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0122005.
- [13] 姚多舜,梁宏军.一个可全自动绘图的光学设计软件:OCAD 光学设计软件包[J].应用光学,2004,25(2):28-35.
Yao D S, Liang H J. An OCAD optical design software package for automatic drawing[J]. Journal of Applied Optics, 2004, 25(2): 28-35.
- [14] 侯佳.基于畸变校正的成像自由曲面光学设计[D].杭州:浙江大学,2013.
Hou J. Design method for imaging freeform lens based on distortion correction[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.

- [15] 张以谟. 应用光学[M]. 3版. 北京: 电子工业出版社, 2011.
Zhang Y M. Applied optics[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [16] 王梦晖, 赵高兴, 时其然, 等. 自由曲面成像光学系统的设计方法及其应用[J]. 光学学报, 2023, 43(8): 0822012.
Wang M H, Zhao G X, Shi Q R, et al. Design methods and applications of freeform imaging optical systems[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(8): 0822012.
- [17] Yang T, Zhu J, Hou W, et al. Design method of freeform off-axis reflective imaging systems with a direct construction process[J]. Optics Express, 2014, 22(8): 9193-9205.
- [18] 庄振锋. 自由曲面在非成像光学以及成像光学中应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
Zhuang Z F. Application of freeform surface in non-imaging and imaging optics[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- [19] 吴仍茂. 自由曲面照明设计方法的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
Wu R M. Research on the design method of freeform illumination [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [20] 程颖. 光学自由曲面设计方法及应用研究[D]. 天津: 天津大学, 2013.
Cheng Y. Study on design and application of freeform optics[D]. Tianjin: Tianjin University, 2013.
- [21] 李飞, 王克逸. RGB三通道衍射望远镜光学成像系统设计[J]. 应用光学, 2019, 40(3): 369-372.
Li F, Wang K Y. Design of optical imaging system for RGB three-channel diffraction telescope[J]. Journal of Applied Optics, 2019, 40(3): 369-372.
- [22] 周宏强, 黄玲玲, 王涌天. 深度学习算法及其在光学的应用[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(12): 1226004.
Zhou H Q, Huang L L, Wang Y T. Deep learning algorithm and its application in optics[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(12): 1226004.
- [23] 左超, 冯世杰, 张翔宇, 等. 深度学习下的计算成像: 现状、挑战与未来[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111003.
Zuo C, Feng S J, Zhang X Y, et al. Deep learning based computational imaging: status, challenges, and future[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111003.
- [24] 王飞, 王昊, 卞耀明, 等. 深度学习在计算成像中的应用[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111002.
Wang F, Wang H, Bian Y M, et al. Applications of deep learning in computational imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111002.
- [25] Situ G H. Deep holography[J]. Light: Advanced Manufacturing, 2022, 3(2): 278-300.
- [26] Shen H, Gao J M. Deep learning virtual colorful lens-free on-chip microscopy[J]. Chinese Optics Letters, 2020, 18(12): 121705.
- [27] Hou J F, Situ G H. Image encryption using spatial nonlinear optics [J]. eLight, 2022, 2(1): 1-10.
- [28] Zheng S S, Liao M H, Wang F, et al. Non-line-of-sight imaging under white-light illumination: a two-step deep learning approach [J]. Optics Express, 2021, 29(24): 40091-40105.
- [29] 毛珊, 赵建林. 镀有增透膜的多层衍射光学元件的优化设计方法[J]. 光学学报, 2019, 39(3): 0305001.
Mao S, Zhao J L. Optimal design for multi-layer diffractive optical elements with antireflection films[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0305001.
- [30] Kim G, Dominguez-Caballero J A, Menon R. Design and analysis of multi-wavelength diffractive optics[J]. Optics Express, 2012, 20(3): 2814-2823.
- [31] Eisenbach O, Avayu O, Ditcovski R, et al. Metasurfaces based dual wavelength diffractive lenses[J]. Optics Express, 2015, 23(4): 3928-3936.
- [32] 谢豪, 霍富荣, 薛常喜. 用于头戴显示的新型耦合光栅结构优化设计与分析[J]. 光学学报, 2022, 42(14): 1405001.
Xie H, Huo F R, Xue C X. Optimal design and analysis of new coupled grating structure for head-mounted display[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(14): 1405001.
- [33] Guo J J, Tu Y, Yang L L, et al. Design of a multiplexing grating for color holographic waveguide[J]. Optical Engineering, 2015, 54(12): 125105.
- [34] Côté G, Lalonde J F, Thibault S. Extrapolating from lens design databases using deep learning[J]. Optics Express, 2019, 27(20): 28279-28292.
- [35] Côté G, Lalonde J F, Thibault S. Deep learning-enabled framework for automatic lens design starting point generation[J]. Optics Express, 2021, 29(3): 3841-3854.
- [36] Côté G, Zhang Y Q, Menke C, et al. Inferring the solution space of microscope objective lenses using deep learning[J]. Optics Express, 2022, 30(5): 6531-6545.
- [37] Tsai C M, Han P, Lee H H, et al. Lens design method prediction of local optimization algorithm by using deep learning[J]. Crystals, 2022, 12(9): 1206.
- [38] Mao S, Ren Z B, Zhao J L. An off-axis flight vision display system design using machine learning[J]. IEEE Photonics Journal, 2022, 14(2): 8618806.
- [39] Gannon C, Liang R G. Using machine learning to create high-efficiency freeform illumination design tools[EB/OL]. (2018-12-12) [2023-11-02]. <https://arxiv.org/abs/1903.11166>.
- [40] Yang T, Cheng D W, Wang Y T. Direct generation of starting points for freeform off-axis three-mirror imaging system design using neural network based deep-learning[J]. Optics Express, 2019, 27(12): 17228-17238.
- [41] Chen W C, Yang T, Cheng D W, et al. Generating starting points for designing freeform imaging optical systems based on deep learning[J]. Optics Express, 2021, 29(17): 27845-27870.
- [42] Wang N, Yan W, Qu Y R, et al. Intelligent designs in nanophotonics: from optimization towards inverse creation[J]. Photonix, 2021, 2(1): 1-35.
- [43] Lin X, Rivenson Y, Yardimci N T, et al. All-optical machine learning using diffractive deep neural networks[J]. Science, 2018, 361(6406): 1004-1008.
- [44] Mengü D, Sakib Rahman M S, Luo Y, et al. At the intersection of optics and deep learning: statistical inference, computing, and inverse design[J]. Advances in Optics and Photonics, 2022, 14(2): 209-290.
- [45] Zhou T K, Fang L, Yan T, et al. *In situ* optical backpropagation training of diffractive optical neural networks[J]. Photonics Research, 2020, 8(6): 940-953.
- [46] Qian C, Lin X, Lin X B, et al. Performing optical logic operations by a diffractive neural network[J]. Light: Science & Applications, 2020, 9: 59.
- [47] Luo X H, Hu Y Q, Ou X N, et al. Metasurface-enabled on-chip multiplexed diffractive neural networks in the visible[J]. Light: Science & Applications, 2022, 11: 158.
- [48] Chen Y Y, Zhu Y L, Britton W A, et al. Inverse design of ultracompact multi-focal optical devices by diffractive neural networks[J]. Optics Letters, 2022, 47(11): 2842-2845.
- [49] Liu C, Ma Q, Luo Z J, et al. A programmable diffractive deep neural network based on a digital-coding metasurface array[J]. Nature Electronics, 2022, 5(2): 113-122.
- [50] Bai B J, Luo Y, Gan T Y, et al. To image, or not to image: class-specific diffractive cameras with all-optical erasure of undesired objects[J]. eLight, 2022, 2(1): 1-20.
- [51] Işıl Ç, Mengü D, Zhao Y F, et al. Super-resolution image display using diffractive decoders[J]. Science Advances, 2022, 8(48): eadd3433.
- [52] Li J X, Gan T Y, Bai B J, et al. Massively parallel universal linear transformations using a wavelength-multiplexed diffractive optical network[J]. Advanced Photonics, 2023, 5(1): 016003.
- [53] Mengü D, Ozcan A. All-optical phase recovery: diffractive computing for quantitative phase imaging[J]. Advanced Optical Materials, 2022, 10(15): 2200281.
- [54] Xiao Y L, Li S K, Situ G H, et al. Optical random phase dropout

- in a diffractive deep neural network[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(20): 5260-5263.
- [55] 袁睿, 赵春竹, 郭玉, 等. 基于计算成像的机载共形光学系统设计[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(23): 232201.
Yuan R, Zhao C Z, Guo Y, et al. Design of airborne conformal optical system based on computational imaging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(23): 232201.
- [56] 王新华, 郝建坤, 黄玮, 等. 基于简单透镜计算成像的图像复原重建[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2017, 47(3): 965-972.
Wang X H, Hao J K, Huang W, et al. Image restoration and reconstruction based on simple lenses computational imaging[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2017, 47(3): 965-972.
- [57] 郑云达. 简单光学系统计算成像技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2019.
Zheng Y. Research on computational imaging technology of simple optical system[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2019.
- [58] 邵晓鹏, 刘飞, 李伟, 等. 计算成像技术及应用最新进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 020001.
Shao X P, Liu F, Li W, et al. Latest progress in computational imaging technology and application[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 020001.
- [59] 崔金林. 基于计算光学的非完善光学系统图像质量提高及其应用研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2018.
Cui J L. Research on enhancing the image quality of imperfect optical systems and its application via computational optics[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [60] Schuler C J, Hirsch M, Harmeling S, et al. Non-stationary correction of optical aberrations[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2012: 659-666.
- [61] Heide F, Rouf M, Hullin M B, et al. High-quality computational imaging through simple lenses[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(5): 149.
- [62] Muyo G, Singh A, Andersson M, et al. Infrared imaging with a wavefront-coded singlet lens[J]. *Optics Express*, 2009, 17(23): 21118-21123.
- [63] Arguello H, Pinilla S, Peng Y F, et al. Shift-variant color-coded diffractive spectral imaging system[J]. *Optica*, 2021, 8(11): 1424-1434.
- [64] Dun X, Ikoma H, Wetzstein G, et al. Learned rotationally symmetric diffractive achromat for full-spectrum computational imaging[J]. *Optica*, 2020, 7(8): 913-922.
- [65] Peng Y F, Fu Q, Amata H, et al. Computational imaging using lightweight diffractive-refractive optics[J]. *Optics Express*, 2015, 23(24): 31393-31407.
- [66] Peng Y F, Sun Q L, Dun X, et al. Learned large field-of-view imaging with thin-plate optics[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38(6): 219.
- [67] Sitzmann V, Diamond S, Peng Y F, et al. End-to-end optimization of optics and image processing for achromatic extended depth of field and super-resolution imaging[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2018, 37(4): 114.
- [68] Liu Y K, Zhang C Y, Kou T D, et al. End-to-end computational optics with a singlet lens for large depth-of-field imaging[J]. *Optics Express*, 2021, 29(18): 28530-28548.
- [69] Colburn S, Zhan A L, Majumdar A. Metasurface optics for full-color computational imaging[J]. *Science Advances*, 2018, 4(2): eaar2114.
- [70] Kwon H, Arbabi E, Kamali S M, et al. Computational complex optical field imaging using a designed metasurface diffuser[J]. *Optica*, 2018, 5(8): 924-931.
- [71] Gao J M, Shen H, Cui X Q, et al. Portable deep learning singlet multi-spectral microscope[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 137: 106378.
- [72] Shen H, Gao J M. Portable deep learning singlet microscope[J]. *Journal of Biophotonics*, 2020, 13(6): e20200013.
- [73] Bian Y X, Jiang Y N, Deng W J, et al. Deep learning virtual Zernike phase contrast imaging for singlet microscopy[J]. *AIP Advances*, 2021, 11(6): 065311.
- [74] Bian Y X, Jiang Y N, Huang Y R, et al. Deep learning virtual colorization overcoming chromatic aberrations in singlet lens microscopy[J]. *APL Photonics*, 2021, 6(3): 031301.
- [75] Bian Y X, Jiang Y N, Huang Y R, et al. Smart-phone phase contrast microscope with a singlet lens and deep learning[J]. *Optics & Laser Technology*, 2021, 139: 106900.
- [76] Bian Y X, Jiang Y N, Wang J X, et al. Deep learning colorful ptychographic iterative engine lens-less diffraction microscopy[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 150: 106843.
- [77] Bian Y X, Xing T, Jiao K R, et al. Computational portable microscopes for point-of-care-test and tele-diagnosis[J]. *Cells*, 2022, 11(22): 3670.
- [78] 卞殷旭, 张超, 于钱, 等. 反射式紫外天基单镜计算成像系统设计[J]. *航天器环境工程*, 2021, 38(2): 193-199.
Bian Y X, Zhang C, Yu Q, et al. Design of reflective ultraviolet space-based single mirror computing imaging system[J]. *Spacecraft Environment Engineering*, 2021, 38(2): 193-199.
- [79] Fontbonne A, Sauer H, Goudail F. Comparison of methods for end-to-end co-optimization of optical systems and image processing with commercial lens design software[J]. *Optics Express*, 2022, 30(8): 13556-13571.
- [80] 顿雄, 张健, 冯诗淇, 等. 光学系统与图像处理端到端协同设计及其应用[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(21): 2827-2838.
Dun X, Zhang J, Feng S Q, et al. End-to-end collaborative design of optical system and image processing and its application[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(21): 2827-2838.

Optical System Design: From Iterative Optimization to Artificial Intelligence

Gao Jinming^{1,2}, Guo Jinying², Dai Anli^{1,2}, Situ Guohai^{1,2*}

¹*School of Physics and Optoelectronic Engineering, Hangzhou Institute for Advanced Study, UCAS, Hangzhou 310024, Zhejiang, China;*

²*Laboratory of Information Optics and Optoelectronic Technology, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China*

Abstract

Significance In the past decade, demand for deep learning-based technologies has exploded, gradually penetrating multiple optical

technology fields and driving the development of many corresponding technologies. Meanwhile, optical industries such as aerospace observation, AR/VR consumer electronics, mobile phone photography, and ultrashort-throw projectors are booming. This introduces complex design requirements for optical systems. The performance requirements of these optical systems have increased, and optical elements have become more complex. Free-form surfaces and metasurfaces have far more freedom than traditional spherical and low-order aspheric surfaces. This allows for further optimization of the independent variable parameters. Therefore, free-form surfaces and metasurfaces provide more freedom for optical system design. Moreover, free-form surfaces and metasurfaces can reduce the number of required optical components.

However, traditional optical design, manufacturing, and testing methods are not competitive for free-form surfaces and metasurfaces. In a traditional spherical optical system design, the degrees of freedom and the power orders of the independent variables are low. Therefore, iterative optimization and optical design methods are based on linear equations. In addition, solving the inverse partial differential equations can improve the completion of optical design tasks. With the demand for high-performance optical systems, the numbers of free-form surfaces and metasurfaces have significantly increased, providing a larger design space for optical systems. For free-form surfaces and metasurfaces, early iterative optimization and direct-solution optical design methods face many difficulties and challenges. The introduction of artificial intelligence (AI) technology has facilitated the development of many technologies, such as optical imaging and optical physical field regulation. System design methods have now entered a new era: the “AI optical design era”.

Deep-learning-based technologies have powerful computing, data evolution, and nonlinear inverse solving capabilities, which provide new ideas and methods for more complex optical system designs. From a mathematical perspective, AI deep learning methods are used to solve the mathematical equation of the relationship between the optical surface shape and optical aberration. AI optical design methods are not only a breakthrough at the algorithm level, but also make full use of the new hardware “computer power” in the AI era. Although most traditional inverse solutions rely on iterative optimization, AI optical design methods are based on data-driven and physical-model-driven approaches. The iterative optimization process is performed in advance during the training process without the need for real-time iterative optimization to achieve the initial optical system design quickly and accurately.

The classical optical electromagnetic theory can be used to guide the construction of neural networks for deep learning. Physical models such as aberration theory and wave aberration can be used to design loss functions that match real optical engineering problems. This loss function design significantly improves the degree of matching between deep learning networks and actual engineering problems. The rapid and accurate characteristics of AI deep learning are based on the successful training of neural networks. Additionally, deep learning-based methods are optimized through training and learning data, resulting in an intelligent and optimized design process that benefits from the data used for training in each training session.

Progress From traditional iterative optimization to AI deep-learning optimization, optical system design methods are not completely independent or separate. This review discusses the internal path connection and development logic of the optical system design method, and looks forward to future and potential development directions. First, the development trends of optical system design requirements and optical surface shape complexity are introduced. Second, the concepts of traditional optical design methods are introduced and problems are analyzed. Subsequently, optical design optimization algorithms based on AI deep learning are introduced, which are divided and categorized according to surface types. These include spherical and low-order aspherical surfaces, free-form surfaces, diffractive elements, metasurfaces, and the co-design of optical systems and computational imaging. The principles and time consumption of traditional design algorithms and AI deep-learning algorithms are compared for different surface types (Table 1). Finally, we look forward to the future direction of development in the “AI optical design era”.

Conclusions and Prospects From traditional iterative optimization to AI, optical system design methods cannot be analyzed and discussed separately. In traditional convex optimization algorithms, the partial differential solution consumes extremely large CPU threads. Moreover, the interference and diffraction models involving physical optics not only consume CPU threads, but also require the real-time memory space of the computer to perform multidimensional matrix operations. AI deep learning optical design technology provides new ideas on the algorithm as well as new means for computing the hardware of a GPU or TPU. Many optical algorithms have significantly improved both the algorithms (software) and parallel computing (hardware), demonstrating that AI optical design is superior to the traditional optical system design method based on convex optimization planning, in both algorithm and hardware ‘computing power.’ An AI optical design can be used to quickly obtain the initial structure of an optical system. It can be developed in conjunction with a classic optical system design method based on convex optimization. The optical system design idea, based on an AI deep-learning architecture, is a very young breakthrough technical idea. A large number of optical technicians still need to combine practical engineering problems for further development.

Key words optical design; artificial intelligence; deep learning; iterative optimization