

基于物理先验的简易光学系统计算像差校正

卓越 孟庆宇 孙天宇 严舒润 郭晓彤 康泽锋

Physics-informed computational aberration correction for simplified optical systems

ZHUO Yue, MENG Qing-yu, SUN Tian-yu, YAN Shu-run, GUO Xiao-tong, KANG Ze-feng

引用本文:

卓越, 孟庆宇, 孙天宇, 严舒润, 郭晓彤, 康泽锋. 基于物理先验的简易光学系统计算像差校正[J]. 中国光学, 优先发表. doi: 10.37188/CO.2025-0144

ZHUO Yue, MENG Qing-yu, SUN Tian-yu, YAN Shu-run, GUO Xiao-tong, KANG Ze-feng. Physics-informed computational aberration correction for simplified optical systems[J]. *Chinese Optics*, In press. doi: 10.37188/CO.2025-0144

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0144>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

应用于高能激光器的XY离焦像差校正方法

An XY defocus aberration correction method for high-energy lasers

中国光学 (中英文). 2024, 17(2): 366 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0142>

基于深度学习的空间脉冲位置调制多分类检测器

Spatial pulse position modulation multi-classification detector based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(2): 415 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0106>

基于掩模光刻的液晶波前校正器设计与制备

Design and fabrication of liquid crystal wavefront corrector based on mask lithography

中国光学 (中英文). 2024, 17(2): 324 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0137>

基于深度学习的Fano共振超材料设计

Fano resonances design of metamaterials based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(4): 816 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0208>

典型成像模式下非视域成像重建算法研究现状

Recent progress of non-line-of-sight imaging reconstruction algorithms in typical imaging modalities

中国光学 (中英文). 2023, 16(3): 479 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0186>

难点注意力感知红外小目标检测网络

Indistinguishable points attention-aware network for infrared small object detection

中国光学 (中英文). 2024, 17(3): 538 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0178>

文章编号 2097-1842(xxxx)x-0001-12

基于物理先验的简易光学系统计算像差校正

卓越^{1,2}, 孟庆宇^{1*}, 孙天宇¹, 严舒润^{1,2}, 郭晓彤^{1,2}, 康泽锋^{1,2}

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对高性能光学系统存在的结构复杂、成本高昂的问题,本研究提出了一种面向计算校正的光学系统简化与像差校正方法。在光学设计端,构建基于像差可校正性分析的光学系统简化设计准则:优先抑制神经网络难以补偿的像差,保留易于计算校正的部分,从而在保证成像质量的前提下简化光学系统结构。在计算处理端,设计了一个包含畸变校正、色差补偿、基于物理约束点扩散函数的单色像差校正和频域增强四个模块的多模块分阶段协同校正网络,该网络由时间阶段控制器(Temporal Stage Controller, TSC)驱动,利用其动态权重调度机制进行渐进式分阶段处理,有效抑制不同像差类型相互干扰的问题。实验结果表明,简易双透镜系统经过该网络校正后的图像峰值信噪比达到 31.47 dB,结构相似性达到 0.95,成像质量与传统六透镜双高斯系统相当,而光学系统复杂度显著降低。消融实验验证了 TSC 与多模块校正架构的有效性。该研究为简化光学系统实现高质量成像提供了新的技术路径。

关键词:像差校正; 计算成像; 简化透镜系统; 深度学习

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.37188/CO.2025-0144

CSTR: 32171.14.CO.2025-0144

Physics-informed computational aberration correction for simplified optical systems

ZHUO Yue^{1,2}, MENG Qing-yu^{1*}, SUN Tian-yu¹, YAN Shu-run^{1,2}, GUO Xiao-tong^{1,2}, KANG Ze-feng^{1,2}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics (CIOMP), Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, Jilin China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

* Corresponding author, E-mail: mengqy@ciomp.ac.cn2

Abstract: To address the issues of structural complexity and high cost in high-performance optical systems, this study proposes an optical system simplification and aberration correction method oriented toward computational correction. On the optical design side, a simplification design criterion based on aberration correctability analysis is constructed: priority is given to suppressing aberrations that are difficult for neural networks to compensate, while retaining portions amenable to computational correction, thereby simplifying the optical system structure while ensuring imaging quality. On the computational processing side, a multi-module progressive collaborative correction network is designed, comprising four modules: distortion correction,

收稿日期: xxxx-xx-xx; 修订日期: xxxx-xx-xx

基金项目: 国家自然科学基金(No. 62375264); 中国科学院战略性先导科技专项(B类)(No. XDB1050200); 中国科学院青年创新促进会优秀会员(No. Y2023061)

Supported by

chromatic aberration compensation, monochromatic aberration correction based on physically-constrained Point Spread Function, and frequency-domain enhancement. This network is driven by a Temporal Stage Controller (TSC), which utilizes its dynamic weight scheduling mechanism for progressive stage-wise processing, effectively suppressing the mutual interference between different aberration types. Experimental results demonstrate that images from a simplified dual-lens system corrected by this network achieve a Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) of 31.47 dB and Structural Similarity (SSIM) of 0.95, with imaging quality comparable to conventional six-lens double-Gauss systems, while significantly reducing optical system complexity. Ablation studies validate the effectiveness of the TSC and multi-module correction architecture. This research provides a novel technical pathway for achieving high-quality imaging with simplified optical systems.

Key words: aberration correction; computational imaging; simplified lens system; deep learning

1 引言

光学成像系统在现代工业检测^[1]、消费电子^[2]及航空航天^[3-4]等领域发挥着关键作用。随着光学技术的持续发展,现代光学系统追求兼具大视场、高分辨率与结构轻量化、制作成本低的双重目标^[5],这些要求普遍会导致显著的像差问题。传统设计通常依赖增加透镜片数或采用复杂面形^[6]来校正像差,这种方法虽可保证成像质量,却往往导致系统体积庞大、制造成本高昂。

为突破上述限制,计算成像^[7]技术应运而生,该技术通过简化光学系统前端结构,结合后端图像复原,展现出显著优势。Schuler^[8]等人首次提出单透镜计算成像概念,利用图像复原算法补偿光学像差。后续研究^[9-10]进一步发展了空间变化像差,尤其是色差的校正技术。

深度学习的兴起更深层次地推动了该领域发展,研究者提出了基于成像模拟的空间自适应网络^[11]及提高点扩散函数(PSF)视场一致性的深度学习^[12]方法,有效提升了校正效果并扩展了适用视场范围。

然而,现有研究光学端与计算端往往独立优化,缺乏基于像差可校正性的协同设计框架。传统的像差校正方法多采用同一网络架构对所有像差进行端到端处理^[13-14],未充分考虑不同像差的光学特性,缺乏物理驱动的分阶段优化策略。

针对上述问题,本文提出一种面向计算校正的光学系统简化与像差校正方法,实现简化光学系统的高质量成像。主要贡献包括:基于像差计

算可校正性分析,构建了面向计算校正的设计准则:光学端优先抑制神经网络难补偿的像差,保留计算易校正项,实现了光学简化与成像质量的平衡优化。将不同像差的光学特性深度融入网络架构,设计从畸变到色差,再到单色像差的分阶段校正流程,构建多模块协同的神经网络架构,对各类像差进行针对性处理,实现有序高效的像差校正。实验验证表明,该方法显著提升了简易双弯月透镜系统的成像质量。相比于传统像差校正网络,本文提出的分阶段多模块系统校正框架具有更强的可解释性和针对性,为简易光学系统的像差校正提供了新的技术路径。

2 多模块分阶段协同校正网络

图 1 展示了传统校正方法与本文校正方法的对比。传统校正网络多采用综合像差校正(Integrated aberration correction)策略,通过端到端的数据驱动训练同时处理所有类型像差。在光学系统中,畸变、色差、球差等不同像差在物理成因、空间分布和网络可校正性上存在显著差异,这种处理方式难以针对各类像差的光学特性进行校正。针对此局限,本文提出多模块分阶段校正框架(Multi-module staged correction),该框架基于像差的光学特性及网络可校正性将像差校正分解为畸变校正、色差校正、单色像差校正三个阶段。其中,畸变主要体现为成像几何映射关系的偏移,其校正对建立后续处理所需的稳定空间对齐基准具有基础性作用,因此被优先作为独立阶段进行校正。在此基础上,对色差进行通道级校正,最后

通过基于空间变化点扩散函数的方式对残余单色像差进行精细校正。

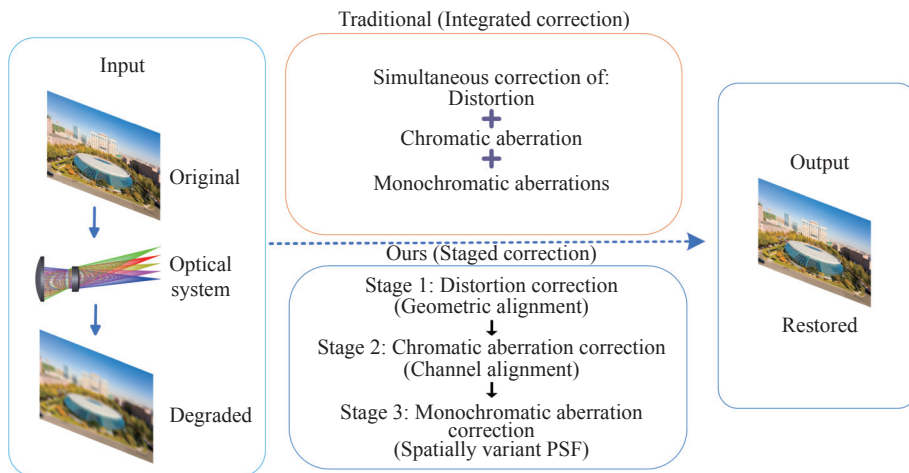


图 1 传统综合像差校正与多模块分阶段像差校正策略对比

Fig. 1 Comparison between traditional integrated and multi-module staged aberration correction strategy

通过级联处理实现逐级消除像差, 该策略能够有效降低不同校正子任务之间的相互干扰, 从而提升图像复原效果及网络的物理可解释性。进一步地, 多阶段并非简单的工程拆分, 而是基于像差退化形式所构建的分层处理逻辑: 畸变主要对应几何坐标映射的非线性偏移, 色差主要体现为不同波长通道间的空间对齐偏差, 单色像差则体现为空间变化点扩散函数 (PSF) 引起的模糊退化。基于上述物理差异, 按照“几何、颜色、模糊”的顺序逐级处理, 有助于在建立稳定空间与通道

对齐基准的基础上, 对 PSF 相关的模糊退化进行精细校正, 从而提升训练过程的稳定性与最终校正性能。该分阶段校正策略也为光学设计阶段提供了计算侧支撑, 使得光学端可以优先抑制难以通过计算方式补偿的像差, 而将相对易于计算校正的残余项交由后端处理, 从而在保证成像质量的前提下实现光学系统的简化设计。

2.1 网络总架构

神经网络总体架构如图 2 所示。

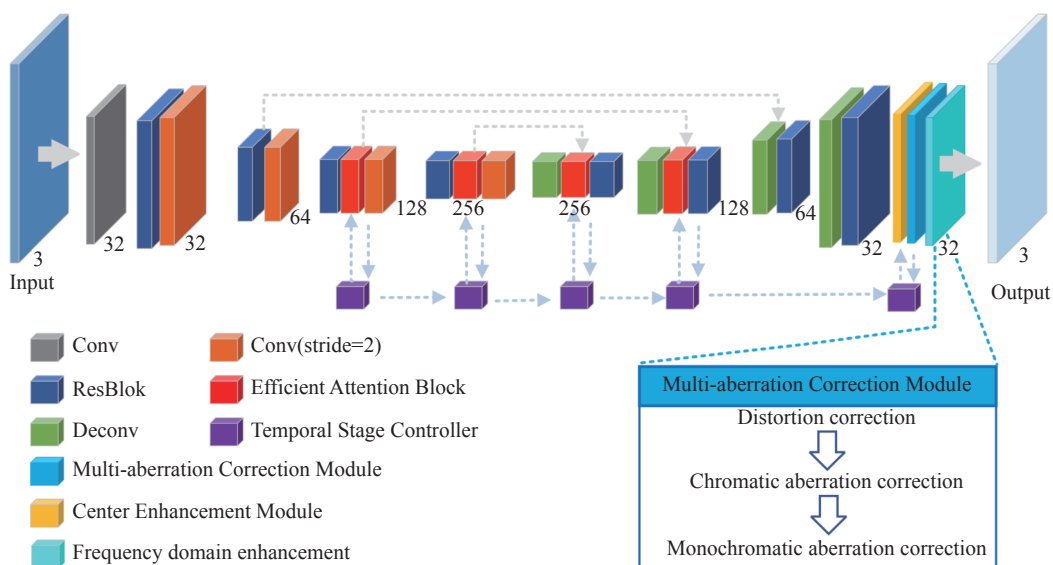


图 2 时序可控协同多像差校正网络架构

Fig. 2 Architecture of the Temporally-Controlled Collaborative Network for Multi-Aberration Correction

所提出的网络架构包含三个核心组件: (1) 嵌入时间条件的 U-Net 主干网络, 用于多尺度特征

提取^[15]; (2) 基于物理先验的像差校正模块 (Multi-aberration Correction Module, MACM); (3) 根据校正阶段动态分配各类像差校正权重的时间阶段控制器 (Temporal Stage Controller, TSC)。其中, 灰色虚线为跳跃连接, 浅蓝色虚线为 TSC 调度路径, 深蓝色虚线为 MACM 模块放大指示线。

U-Net 特征提取网络采用编码器-解码器架构, 包含编码器、中间处理模块和解码器三个核心组件。编码器设计为 3 层渐进下采样结构, 各层通道数依次为 32、64、128、256, 每层配置时间条件残差块以实现深层特征学习。为增强特征表达能力, 在编码器的深层以及对应的解码器层中嵌入高效自注意力模块。中间处理模块位于网络瓶颈位置, 通过残差连接和自注意力机制处理最高层次的抽象特征表示。解码器采用对称设计, 利用跳跃连接机制融合多尺度特征信息, 逐层恢复图像的空间分辨率。时间阶段控制器 (TSC) 通过动态调整 MACM 中各像差校正模块的权重, 并通过时间嵌入 (time embedding) 对所有残差块进行时序条件控制, 实现全局协同校正。

2.2 像差校正模块

多阶段像差校正采用级联式分阶段结构, 主要源于不同类型像差在空间坐标依赖性 & 校正难度上存在显著差异。若在同一阶段由网络同时学习畸变、色差和 PSF 模糊, 不同像差对应的梯度易在特征空间中相互干扰, 进而影响 PSF 相关高频退化的有效校正。为此, 本文将几何畸变、色差及空间变化 PSF 去模糊进行分阶段处理, 并通过时间阶段控制器 (TSC) 对各阶段的权重进行调度, 使网络能够先在低频几何结构与通道对齐上稳定收敛, 再逐步强化 PSF 相关的高频复原, 从而提升训练稳定性和最终成像质量。

畸变作为几何变换类像差, 神经网络可通过空间映射机制高效校正, 因此优先进行畸变校正以建立正确的几何基准。Zhou 等人^[16]和 Wang 等人^[17]的研究表明: 色差的网络可校正性难度较低, 而场曲、彗差、像散的计算补偿难度显著上升。这为基于像差可校正性分析的光学系统简化设计提供了理论依据。本文设计了基于物理优先级的多模块分阶段渐进校正流程: 第一阶段优先校正畸变, 建立几何基准; 第二阶段校正色差, 利用其较低的计算校正难度; 第三阶段针对

单色像差, 通过光学约束抑制难补偿像差, 网络协同校正易处理像差, 实现光学简化与成像质量的平衡。

像差校正模块整体架构采用级联式设计, 每个模块的输出作为下一模块的输入, 通过时间阶段控制器 (TSC) 动态调整各模块的权重, 实现多模块分阶段渐进式像差校正。

依据像差理论^[18-19], 光学系统中各类像差在数学表达形式和坐标依赖特性上呈现显著差异。表 1 展示了各类三阶像差的表达式, 明确了波像差函数 W 与视场坐标 H 和光瞳坐标 (ρ, θ) 之间的依赖关系。其中 H 为归一化视场高度, ρ 为光瞳坐标的归一化半径, θ 为视场坐标与光瞳坐标之间的夹角, W_{040} 、 W_{131} 、 W_{222} 、 W_{220} 、 W_{311} 、 W_{020} 、 W_{111} 分别为相应的像差系数。从表 1 可以看出: 球差仅依赖于 ρ , 场曲依赖于 H 和 ρ , 而彗差、像散和畸变还额外依赖于 θ , 色差则主要与波长相关。

表 1 三阶像差的表达式

Tab. 1 Expressions of third-order aberrations

Term	Expression
Spherical	$W(H, \rho, \theta) = W_{040}\rho^4$
Coma	$W(H, \rho, \theta) = W_{131}H\rho^3 \cos \theta$
Astigmatism	$W(H, \rho, \theta) = W_{222}H^2\rho^2 \cos^2 \theta$
Field curvature	$W(H, \rho, \theta) = W_{220}H^2\rho^2$
Distortion	$W(H, \rho, \theta) = W_{311}H^3\rho \cos \theta$
Axial color	$\Delta_\lambda W_{020} = W_{020}(\lambda_F) - W_{020}(\lambda_C)$
Lateral color	$\Delta_\lambda W_{111} = W_{111}(\lambda_F) - W_{111}(\lambda_C)$

现有方法^[20-23]已融入了一定的物理先验知识, 但缺乏基于不同像差光学特性的模块化设计, 未能实现畸变校正、色差补偿、单色像差处理的分阶段优化。针对上述方法的局限, 本文设计了基于像差光学特性的多模块处理网络架构。

畸变校正模块通过参数预测网络生成 12 个变换参数, 并利用网格生成器构建自适应采样网格, 结合仿射变换与径向角度调整处理畸变。最终通过双线性插值实现空间变换校正。色差校正模块基于色差与波长相关的特性, 首先分别对 R、G、B 三个通道进行独立校正, 随后采用通道间交叉校正机制生成 3×3 色彩混合矩阵, 实现综合色差补偿。

在单色像差校正模块(Monochromatic Aberration Correction, MC), 本研究将 PSF 建模为随空间位置连续变化的空间变化场。基于像差的坐标依赖规律, 我们构建了 12 参数物理约束 PSF 估计器。该估计器以 $t \in [0, 1]$ 为空间变量, 对球差、彗差、像散、场曲四类单色像差分别采用 3 参数多项式展开进行参数化表征。前向传播过程中, 估计器从深度特征中自适应预测 12 个波像差系数, 并通过标量衍射理论将各波像差项以相位叠加形式整合, 合成空间变化的综合点扩散函数, 从而在保证物理一致性的同时, 实现对整个区域 PSF 差异的连续建模。随后, MC 模块将生成的 PSF 代入 Wiener 去卷积算法中, 对输入图像执行物理去模糊。同时引入空间自适应加权函数对不同区域的校正强度进行连续调制, 并与去卷积结果融合, 实现了对球差、彗差、像散和场曲等主要单色像差的协同校正, 有效消除了其综合效应所导致的图像模糊。由于 PSF 及校正强度均由连续位置编码在整幅图像域内端到端生成并作用, 无需分块处理与拼接, 空间连续性由连续 PSF 场与连续权重调制机制保证, 从而避免边界伪影。

我们引入两个辅助增强模块以更好地提升校正质量。频域增强模块(Frequency domain enhancement, FE)作为校正流程的最终阶段, 旨在恢复因光学退化过程中丢失的图像细节。该模块将校正后的图像转换到特征空间, 采用双路径架构分别处理低频和高频成分。低频使用 9×9 大核卷积重建大尺度结构信息。高频采用 3×3 小核卷积恢复边缘和纹理细节。中心增强模块(Center enhancement, CE)利用光学系统中心区域成像质量高的特性, 在 U-Net 特征空间中建立可靠的质量锚点, 为后续校正模块提供全局优化指导, 避免直接边缘增强引入的噪声和伪影。

2.3 时间阶段控制器

时间阶段控制器(TSC)是本文提出的核心模块之一, 其设计思想借鉴了扩散模型中的时间步调度机制^[24], 本文将其应用于多阶段像差校正场景, 实现了多模块协同优化的渐进式训练策略。与扩散模型中用于噪声调度不同, TSC 专门用于调度不同像差校正模块的权重分配, 有效抑制了传统端到端训练中不同像差类型间的相互干扰。

时间阶段控制器(TSC)在整个校正流程中发挥着核心作用。其工作原理如图 3 所示。在特征提取引导层面, TSC 通过正弦位置编码将时间参数 t 嵌入 U-Net 编码器, 使网络能够感知当前校正阶段并调整特征提取策略。在模块协调层面, TSC 统一调度四个校正子模块, 确保各模块按预定强度协同工作, 避免模块间相互干扰。

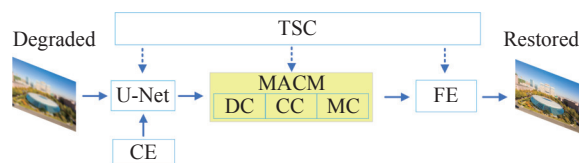


图 3 时间阶段控制器作用原理

Fig. 3 Operating principle of temporal stage controller

TSC 将训练过程划分为畸变、色差、单色像差、频域增强 4 个阶段, 每个阶段专注于特定像差类型。系统通过全局时间参数 $t \in [0, 1]$ 控制校正强度, 当前步骤的有效时间参数 $t_{current}$ 随步骤推进呈非线性衰减。基于 $t_{current}$ 计算全局强度 $S_c = 1 - t_{current}$, 结合当前训练阶段为四个校正模块分配差异化权重。除了在训练过程中调度不同校正模块的整体权重外, TSC 还通过平滑的阶段权重演进, 避免各阶段校正结果在切换时出现突变叠加, 从而提升多阶段输出的连续性与稳定性。

该调度策略采用“专注-保持”机制: 每个阶段专注处理特定像差类型, 同时保持前序阶段已建立的校正效果。权重遵循渐进式提升原则, 从基础的几何畸变校正逐步过渡到精细的频域增强, 有效降低不同像差类型间的相互干扰。

2.4 损失函数设计

光学像差在视场中呈现非均匀分布, 中心区域较小, 边缘区域严重。传统全局误差损失函数 L_{mse} 难以体现此空间差异性。

$$L_{mse} = \sum [(I_{pred} - I_{target})^2] / N, \quad (1)$$

其中, N 为像素总数, I_{pred} 代表预测图像, I_{target} 代表标签图像。为此, 本文设计了分区域损失函数, 定义了基于归一化径向距离 $r = \sqrt{\left(\frac{2x}{w} - 1\right)^2 + \left(\frac{2y}{H} - 1\right)^2}$ 的三个视场区域的权重, 以精确控制中心、中间环形及边缘区域。 M_{center} 、 M_{mid} 、 M_{edge} 分别为中

心、中间环形、边缘区域的权重。

$$M_{center} = \exp(-4r^2) , \quad (2)$$

$$M_{mid} = \exp(-2r^2) - M_{center} , \quad (3)$$

$$M_{edge} = 1 - \exp(-r^2) , \quad (4)$$

对三个不同视场区域施加差异化约束:

$$L_{center} = \sum [(I_{pred} - I_{target})^2 * M_{center}] / \left(\sum M_{center} + \varepsilon \right) , \quad (5)$$

$$L_{mid} = \sum [(I_{pred} - I_{target})^2 * M_{mid}] / \left(\sum M_{mid} + \varepsilon \right) , \quad (6)$$

$$L_{edge} = \sum [(I_{pred} - I_{target})^2 * M_{edge}] / \left(\sum M_{edge} + \varepsilon \right) , \quad (7)$$

其中 $\varepsilon = 10^{-6}$ 为数值稳定项。

$$L_{chroma} = \|YUV_{pred}[U, V] - YUV_{target}[U, V]\|_1 , \quad (8)$$

$$L_{gradient} = \|\nabla_x I_{pred} - \nabla_x I_{target}\|_1 + \|\nabla_y I_{pred} - \nabla_y I_{target}\|_1 , \quad (9)$$

$$L_{frequency} = \|\nabla^2 I_{pred} - \nabla^2 I_{target}\|_1 , \quad (10)$$

分区域损失函数基于均方误差 (Mean square error, MSE) 构建, 由七个加权项组成:

$$L_{total} = w_{mse} L_{mse} + w_{center} L_{center} + w_{mid} L_{mid} + w_{edge} L_{edge} + w_{chroma} L_{chroma} + w_{gradient} L_{gradient} + w_{frequency} L_{frequency} , \quad (11)$$

其中各分项定义如下:

L_{chroma} 为色度保持损失, 约束颜色一致性, 防止色差校正过程中引入颜色偏移, 其中 Y 表示亮度分量, U 和 V 表示色度分量。 $L_{gradient}$ 代表梯度一致性损失, 确保边缘和纹理信息的完整性, 防止伪影的产生。 $L_{frequency}$ 代表频域保持损失, 防止校正过程中的过度平滑现象。

该多尺度复合损失函数通过空间自适应权重分配和多域约束, 在抑制边缘像差的同时保持图像中心区域的精细纹理, 有效避免了过度校正引入的伪影。

3 实验结果与分析

3.1 消融实验

本节所使用的网络均在 PyTorch 深度学习框架上进行训练和测试, 编程语言选择 Python3.9。实验平台配备 Intel Xeon Platinum 8362 中央处理器 (CPU, 2.80 GHz, 14 核心)、45GB 系统内存 (RAM) 和 NVIDIA GeForce RTX 3090 图形处理单元 (GPU, 24GB 显存)。网络训练采用 ADAM 优化器, 初始学习率设置为, 最小学习率设为, 确保充分的参数优化空间。网络参数遵循 Kaiming 初始化方法进行初始化, 模型基础通道数设置为 32, 批次大小设为 2, 总训练轮数为 300 个 epoch。学习率调度策略采用余弦退火算法, 保证训练过程的稳定收敛和全局最优解的搜索能力。本文使用公开数据集 DIV2K 中的图像作为原始清晰图像, 对双弯月系统进行仿真成像得到模糊图像, 清晰图像与模糊图像配对组成数据集。本文选取 400 对图像作为训练集, 100 对图像作为测试集, 图像尺寸为 169×255 (高度 \times 宽度) 像素, 该尺寸保持了 DIV2K 数据集常见的 3:2 长宽比, 确保等比例缩放时保留完整的全局场景信息。为定量评估算法性能, 本研究基于 100 张测试图像进行了定量评估。实验采用平均峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural Similarity Index Measure, SSIM) 作为图像质量的客观评价指标, 考虑到传统像素级指标在刻画人类视觉感知方面的局限性, 本文进一步引入感知质量指标 LPIPS (Learned Perceptual Image Patch Similarity)。该指标基于深度特征空间度量图像间的感知差异, 可作为 PSNR 与 SSIM 的补充, 用于评估边缘伪影、过锐化以及纹理自然性等感知质量。

为全面评估所提出的多模块分阶段像差校正网络的有效性, 本文构建了多项对比实验。通过控制变量策略, 分别验证时间阶段控制器和专用化像差校正模块的设计合理性。为验证时间阶段控制器的有效性, 本文设计了两种架构进行对比: (1) 分阶段多模块像差校正网络 (Staged aberration correction): 通过 TSC 根据像差校正顺序, 动态分配不同校正模块的权重, 实现不同类型像差的分阶段逐级处理。(2) 综合像差校正网络 (Integrated aberration correction): 采用相同的网络架构和校正模块, 但移除 TSC, 所有像差校正模块同

时以相等权重工作。为证明专用化像差校正模块设计相对于通用方法的优越性, 我们选择了两个在图像复原领域具有持续影响力的代表性方法做对比。(1)DeblurGAN-v2^[25]作为基于生成对抗网络的图像去模糊经典方法, 其特征金字塔网络和相对判别器设计至今仍被广泛引用。该方法代表了端到端深度学习在图像复原中的通用处理范式。(2)MPRNet^[26]采用多阶段渐进式图像复原策略, 通过跨阶段特征融合和监督注意力机制处理多种图像退化。该方法代表了当前渐进式图像复原的主流技术路线。

表 2 展示了各方法的定量对比实验结果, 图 4 提供了相应的可视化效果。实验结果表明, 所提出的多模块分阶段像差校正网络在所有评价指标上均实现了最优性能。与综合像差校正方法相比, 本文方法在 PSNR 上提升 1.01 dB、SSIM 提升 0.01, 并在感知质量指标 LPIPS 上取得更低数

值, 验证了 TSC 机制在多类型像差协同校正中的有效性。相比 DeblurGAN-v2, 本文算法在 PSNR 和 SSIM 上均取得明显优势, 同时 LPIPS 显著降低, 表明其在感知质量和伪影抑制方面优于基于生成对抗网络的通用去模糊方法。与多阶段渐进式复原方法 MPRNet 相比, 本文方法在保持 PSNR 和 SSIM 提升的同时, 在 LPIPS 上取得更低结果, 体现了针对光学像差特性的专门化多模块设计在复原质量上的优势。

表 2 不同像差校正方法的定量对比结果

Tab. 2 Quantitative comparison results of different aberration correction methods

Method	TSC	MACM	PSNR	SSIM	LPIPS
Staged (ours)	√	√	31.47	0.95	0.0964
Integrated (ours)			30.46	0.94	0.1102
DeblurGAN-v2			28.85	0.89	0.3621
MPRNet			29.98	0.94	0.2542

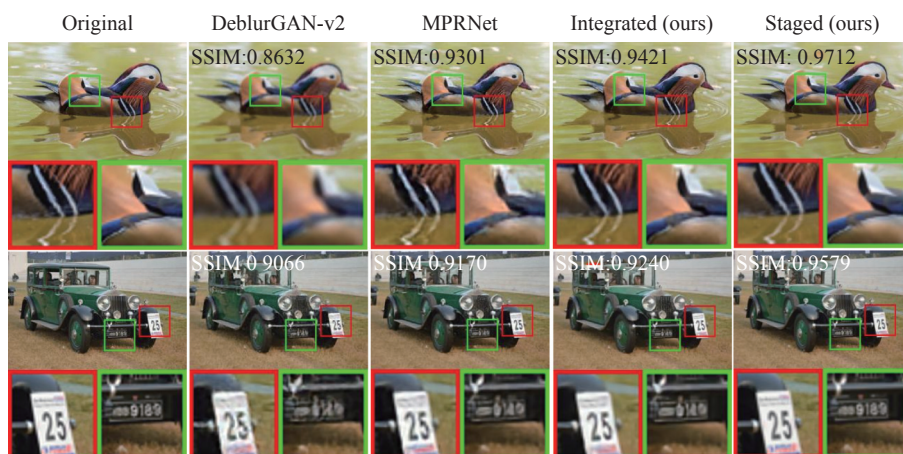


图 4 像差校正性能可视化对比

Fig. 4 Visual comparison of aberration correction performance

从成像物理角度看, 光学像差在成像中心区域通常较弱, 而在视场边缘区域显著增强, 因此边缘区域的复原效果更能反映算法对空间变化像差

的校正能力。图 5 给出了典型边缘区域的局部放大对比结果。

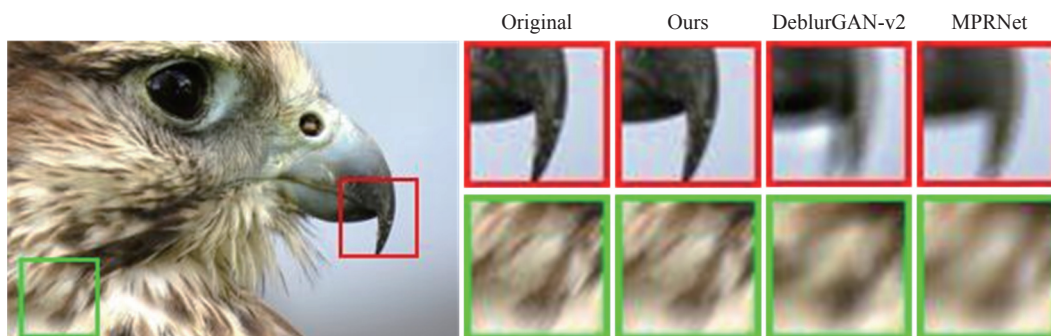


图 5 边缘区域复原效果对比

Fig. 5 Visual comparison of restoration results in boundary regions

可以观察到,对比方法在图像边缘仍存在不同程度的模糊与结构细节缺失,而本文方法在边缘区域能够更好地保持轮廓清晰度与纹理连续性,从视觉层面进一步验证了所提出分阶段校正策略在处理边缘主导像差方面具有明显优势。

3.2 面向计算校正的光学系统简化设计及性能验证

在简单光学系统成像研究领域,研究者们常常采用单透镜系统作为研究对象。这种简化结构虽然有效降低了系统复杂度,但同时带来了严重的成像质量问题。随着视场扩大,单透镜在边缘视场的点扩散函数弥散急剧增大,制约了后端图

像算法恢复效果。

针对上述问题,本研究采用双透镜光学架构,即由两片对称排列的弯月透镜构成的成像系统,如图 6(a) 所示。基于像差可校正性分析:优先通过光学结构设计抑制深度神经网络难以补偿的彗差和像散,同时利用双透镜对称性减少畸变等奇次像差并显著抑制垂轴色差,适度放宽对球差的要求,并通过光学材料组合改善色差,为计算模块提供更有利的输入条件。这种设计策略显著提升了系统的综合成像质量,优化后的双弯月系统赛德尔像差图如图 7 所示。

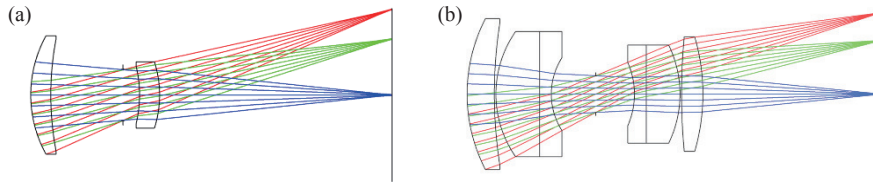


图 6 (a) 双弯月光学系统结构图; (b) 双高斯光学系统结构图

Fig. 6 (a) Structure of the double meniscus optical system; (b) structure of the double gauss optical system

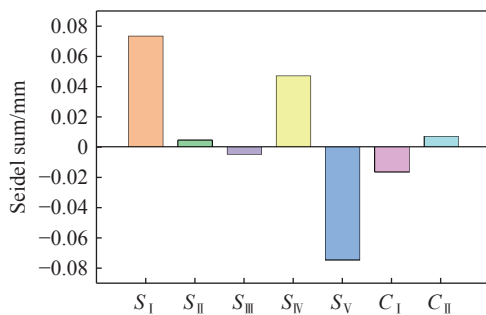


图 7 优化后双弯月透镜的赛德尔像差图

Fig. 7 Seidel diagram of the optimized double meniscus lens

为验证本文面向计算校正的光学系统简化与像差校正方法的有效性,本文进行了对比实验。选取经典的六透镜双高斯光学系统作为性能基准,光学结构如图 6(b) 所示,将双弯月透镜作为简易光学系统的代表结构。为确保实验对比的客观性,两套光学系统采用相同的基本参数设置,包括视场角、入瞳口径、焦距和波长范围,具体参数如表 3 所示。

本文基于开源代码 DeepLens^[27-28],使用可微分光线追迹进行仿真成像。双高斯系统与双弯月系统的仿真结果如图 8 所示,双弯月系统的光学成像质量显著低于双高斯系统。为了提升双弯月

系统的成像质量,本文采用深度神经网络对像差进行校正,通过后端图像复原算法补偿光学系统像差。

表 3 光学系统基本参数

Tab. 3 Specifications of optical systems

Parameter	Specification
Field of view (FOV)	30°
Entrance pupil diameter	20 mm
Focal length	100 mm
Wavelength	486-656 nm

经过训练后的重建效果如图 9 所示。图像从左到右依次为:经光学系统退化后的模糊图像、采用本文提出的像差校正网络处理后的复原图像,以及原始清晰图像。最右列展示了复原图像与原始图像的细节对比,其中上方为复原图像,下方为原始清晰图像,复原图像与原始图像的视觉效果接近。

为定量评估校正前后系统的分辨率提升效果,本文采用棋盘分辨率图案计算调制传递函数(MTF)进行分析。图 10 展示了棋盘图像在退化与复原前后的局部对比,图 11 给出了对应的 MTF 曲线对比,用于刻画不同空间频率成分的恢复能力。



图 8 双高斯光学系统与双弯月光学系统的仿真成像对比

Fig. 8 Comparison of simulated imaging between double Gauss and double meniscus optical systems

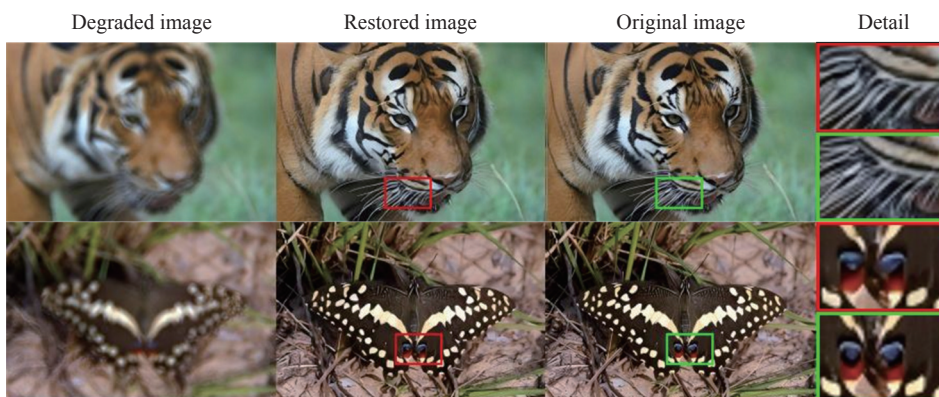


图 9 像差校正网络处理前后图像质量对比

Fig. 9 Comparison of image quality before and after aberration correction network processing

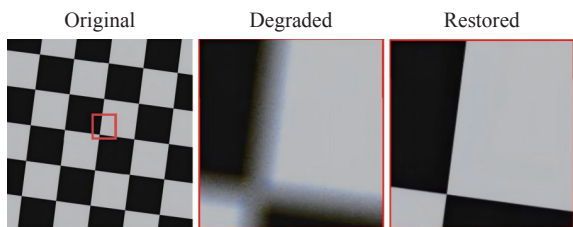


图 10 棋盘格图像退化与校正结果对比(局部放大)

Fig. 10 Comparison of checkerboard image degradation and restoration (zoom-in view)

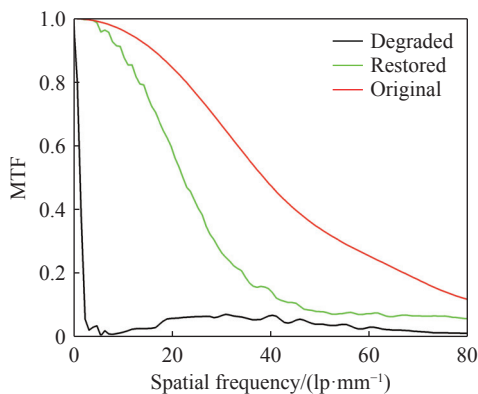


图 11 校正前后系统空间频率响应的 MTF 定量对比

Fig. 11 Quantitative MTF comparison of spatial-frequency response before and after restoration

从图 11 可见, 复原结果的 MTF 曲线在中高空间频率段整体高于退化结果, 结合图 10 说明所提出方法能够有效恢复细节对比度, 提升系统的有效分辨能力。

为进一步验证算法性能, 本研究基于 100 张测试图像进行了定量评估。实验采用平均峰值信噪比和结构相似性作为图像质量的客观评价指标, 三类图像的评价指标对比如表 4 所示。

表 4 不同光学系统图像质量客观评价指标对比

Tab. 4 Comparison of objective evaluation indicators of image quality in different optical systems

Evaluation index	Degraded image	Restored image	Double Gauss system
PSNR	22.48	31.47	34.01
SSIM	0.6304	0.9476	0.9634

实验结果表明, 所提出的多模块分阶段像差校正网络与简易光学系统的联合策略能够显著提升双弯月透镜系统的成像质量。实验数据显示, 该方法将退化图像的 PSNR 从 22.48 dB 大幅提升至 31.47 dB, 提升幅度达 40.0%, SSIM 指标达

到 0.9476, 相比原始退化图像实现了显著的质量改善。以双高斯光学系统为基准进行对比分析, 所提出方法在 PSNR 上仅存在 7.5% 的差距, SSIM 差距为 2.3%。考虑到双弯月透镜系统仅使用 2 片透镜, 而双高斯系统需要 6 片透镜, 本方法在光学元件数量降低 67% 的条件下, 仍能保持

92.5% 以上的成像性能, 充分验证了算法校正的有效性。图 12 所示的可视化对比结果证实, 该算法能够有效消除 30° 视场下的畸变、色差、球差等像差, 成功恢复图像的纹理细节和整体清晰度, 复原后的双弯月系统图像与双高斯系统图像在视觉效果上基本等效。

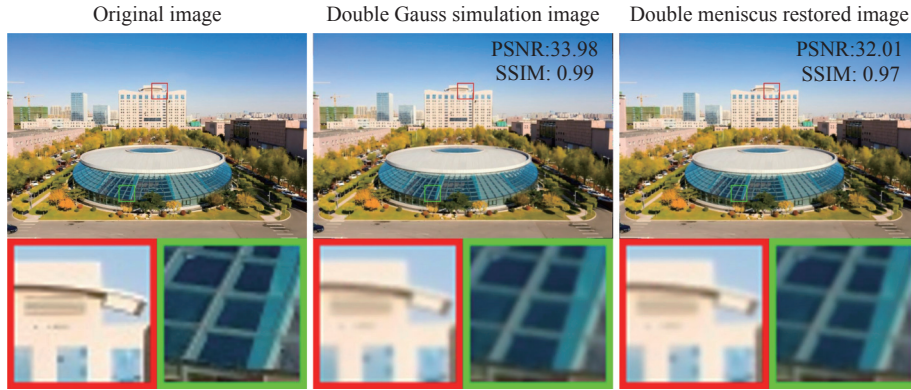


图 12 双高斯光学系统与结合像差校正网络的双弯月系统成像质量对比

Fig. 12 Comparison between double Gauss system and corrected double meniscus system

需要指出的是, 本文的实验验证主要针对近似旋转对称的共轴球面光学系统。所采用的空间编码方式在建模上隐含了像差分布随半径与方位平滑变化的假设, 因此对大多数共轴系统以及轻微非理想装调条件下的实际镜头具有较好的适用性。

从计算成像框架的角度看, 本文方法在原理上并不严格依赖旋转对称假设, 其核心在于利用位置相关参数对空间变化像差进行建模, 并通过多阶段网络在计算域实现校正。对于强烈非旋转对称或非常规光学结构, 现有参数化方式可能不足以充分表征其复杂的非对称像差分布, 需要引入更一般的位置编码, 并结合更丰富的数据进行训练与网络结构调整。将本文方法系统性推广至上述非对称光学结构, 并验证其在复杂像差分布条件下的有效性, 是我们后续工作的重点方向之一。

4 结 论

为满足简易光学系统高质量成像的需求, 本文提出了基于物理先验指导的多模块分阶段像差

校正框架。在光学设计端, 建立了基于像差可校正性分析的简化设计准则: 优先抑制深度神经网络难以补偿的像差, 保留易于计算校正的部分, 从而在保证后续整体成像质量的前提下简化光学结构。在计算处理端, 构建了包含畸变校正、色差校正、单色像差校正和频域增强的多模块协同校正网络, 创新性地设计了时间阶段控制器 (TSC), 通过动态权重调度机制根据像差可校正性自适应控制各模块的处理顺序和校正强度, 突破了传统端到端处理的技术局限。针对单色像差校正模块, 研究将 PSF 物理先验嵌入深度学习框架, 结合 Wiener 去卷积算法实现物理驱动的像差校正。将该框架应用于双弯月透镜系统, 成功将 PSNR 从 22.48 dB 提升至 31.47 dB, SSIM 达到 0.95, 且在感知质量指标 LPIPS 上表现出更优结果, 表明该方法不仅在像素级和结构相似性层面有效提升成像质量, 同时在边缘伪影抑制和纹理自然性保持方面也具有良好表现, 其整体成像效果接近传统六透镜双高斯系统。消融实验验证了时间阶段控制器与多模块校正架构的有效性, 为简化光学系统实现高质量成像提供了技术路径。

参考文献:

- [1] 王慎, 刘泉, 国成立, 等. 基于计算全息图零位补偿的同轴高次非球面干涉检测技术研究[J]. 中国光学 (中英文),

- 2025, 18(2): 237-244.
- WANG SH, LIU Q, GUO CH L, *et al.*. CGH null compensation testing of high-order coaxial aspherical surfaces[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(2): 237-244. (in Chinese).
- [2] 许恒深, 姜玉婷, 胡跃强. 高性能几何光波导头戴显示器设计与量产制造[J]. 光学精密工程, 2025.
- XU H SH, JIANG Y T, HU Y Q. Design and mass production of high-performance geometric waveguide head-mounted displays[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025. (in Chinese) (查阅网上资料, 未找到本条文献卷期和页码信息, 请确认).
- [3] 王翹楚, 耿海涛, 虞林瑶, 等. 红外双波段制冷型变焦 Offner 型光谱成像系统设计[J]. 中国光学(中英文), 2025, 18(6): 1327-1343.
- WANG Q CH, GENG H T, YU L Y, *et al.*. Design of an infrared dual-band cooled zoom focal Offner-type spectral imaging optical system[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(6): 1327-1343. (in Chinese).
- [4] 吴寅, 王跃明, 张东. 星载全谱段高光谱系统设计[J]. 中国光学(中英文), 2025, 18(2): 368-375.
- WU Y, WANG Y M, ZHANG D. Design of spaceborne full-spectrum hyperspectral system[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(2): 368-375. (in Chinese).
- [5] 魏雅喆. 计算成像中光学联合设计方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- WEI Y ZH. Research on joint optics-image design in computational imaging[D]. Xi'an: Xidian University, 2019. (in Chinese).
- [6] 王洋, 彭圣博, 顾志远. 含自由曲面的反射式望远镜降敏设计[J]. 光学精密工程, 2025, 33(12): 1864-1875.
- WANG Y, PENG SH B, GU ZH Y. Desensitization design methods for reflective telescopes with freeform surfaces[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(12): 1864-1875. (in Chinese).
- [7] 刘新宇, 陈雅婷, 吴佳琛, 等. 计算光谱成像系统及光谱重建算法[J]. 光学精密工程, 2026, 34(1): 1-25.
- LIU X Y, CHEN Y T, WU J CH, *et al.*. Computational spectral imaging systems and reconstruction algorithms[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2026, 34(1): 1-25. (in Chinese).
- [8] SCHULER C J, HIRSCH M, HARMELING S, *et al.*. Non-stationary correction of optical aberrations[C]. *2011 International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2011: 659-666.
- [9] 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.
- [10] 郑云达, 黄玮, 徐明飞, 等. 大视场高像质简单光学系统的光学-算法协同设计[J]. 中国光学(中英文), 2019, 12(5): 1090-1099.
- ZHENG Y D, HUANG W, XU M F, *et al.*. Optical/algorithmic co-design of large-field high-quality simple optical system[J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(5): 1090-1099. (in Chinese).
- [11] CHEN SH Q, FENG H J, PAN D X, *et al.*. Optical aberrations correction in postprocessing using imaging simulation[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2021, 40(5): 192.
- [12] 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 (TOG)*, 2019, 38(6): 219.
- [13] NIE Y F, SU R M, ZHANG J G, *et al.*. End-to-end aberration correction network for enhancing miniature microscope resolution[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 184(Pt 1): 108558.
- [14] LI X, SUO J L, ZHANG W H, *et al.*. Universal and flexible optical aberration correction using deep-prior based deconvolution[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2021: 2593-2601.
- [15] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. *Proceedings of 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, Springer, 2015: 234-241.
- [16] ZHOU J W, CHEN SH Q, REN ZH, *et al.*. Revealing the preference for correcting separated aberrations in joint optic-image design[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 178: 108220.
- [17] WANG Y H, ZHONG X, QU ZH, *et al.*. Simplified design method for optical imaging systems based on aberration characteristics of optical-digital joint optimization[J]. *Applied Optics*, 2024, 63(4): 1066-1078.
- [18] THOMPSON K. Description of the third-order optical aberrations of near-circular pupil optical systems without symmetry[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2005, 22(7): 1389-1401.

- [19] SASIÁN J. *Introduction to Aberrations in Optical Imaging Systems* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.
- [20] LIU Y K, ZHANG CH 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.
- [21] JI J R, XIE H B, YANG L. Learned large field-of-view imager with a simple spherical optical module[J]. *Optics Communications*, 2023, 526: 128918.
- [22] ZHOU J W, REN ZH, CHEN B K, *et al.*. Optical aberration correction of lightweight lenses with one unified paradigm[J]. *Optics & Laser Technology*, 2025, 188: 112906.
- [23] WANG Z Y, SHI R ZH, ZHOU Y, *et al.*. Enhanced aberration correction in minimalist optical systems with the deep attention Wiener network[J]. *Applied Optics*, 2025, 64(8): 1924-1932.
- [24] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[C]. *Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Curran Associates Inc. , 2020: 574.
- [25] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J R, *et al.*. DeblurGAN-v2: deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2019: 8877-8886.
- [26] ZAMIR S W, ARORA A, KHAN S, *et al.*. Multi-stage progressive image restoration[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2021: 14816-14826.
- [27] WANG C L, CHEN N, HEIDRICH W. dO: a differentiable engine for deep lens design of computational imaging systems[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2022, 8: 905-916.
- [28] YANG X G, FU Q, HEIDRICH W. Curriculum learning for ab initio deep learned refractive optics[J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 6572.

作者简介:



孟庆宇(1986—),男,吉林长春人,博士,研究员,博士生导师,2010年于长春理工大学获得学士学位,2012年、2021年分别于哈尔滨工业大学获得硕士、博士学位,主要从事空间光学相机总体设计、光学系统设计方面的研究。E-mail: mengqy@ciomp.ac.cn