利用成像仿真在后处理中校正光学像差

陈诗琦，浙江大学，中国 冯华军，浙江大学，中国 潘德新，浙江大学，中国 徐志海，浙江大学，中国 李琦，浙江大学，中国 陈月婷，浙江大学，中国

arXiv:2305.05867v1 [cs.CV] 10 May 2023

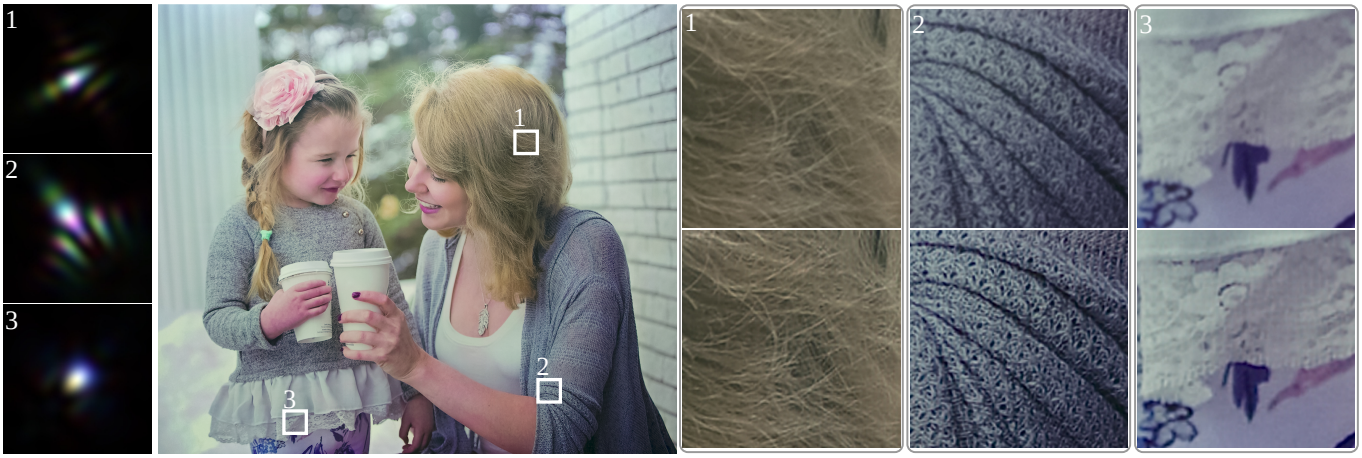

图 1. 我们提出了一种实用的光学像差校正方法。我们利用所提出的光学点扩散函数模型（第 4 节）计算特定镜头的空间变异点扩散函数（左侧所示，采用 10×重采样）。这些点扩散函数用于成像仿真，以生成所提出的后处理链（第 5 节）的训练数据。我们的方法显著提升了图像质量（右侧所示），且便于部署到新设备上。

随着移动摄影日益普及，人们投入了大量精力来重建退化图像。由于镜头设计过程中无法避免光学像差的空间变化，近期的商用相机已将部分校正任务从光学设计转移到后处理系统。然而，由于没有结合光学参数，这些系统对像差的校正效果有限。

在这项工作中，我们提出了一种实用方法，用于恢复光学像差造成的退化。具体而言，我们基于提出的光学点扩散函数（PSF）模型，构建了一个成像仿真系统。给定相机的光学参数，该系统能够生成这些特定设备的成像结果。为了进行复原，我们在由该系统生成的合成数据对上设计了一种空间自适应网络模型。

作者地址：S. chen、H. Feng、D. Pan、Z. Xu、Q. Li 和 Y. Chen，浙江大学；电子邮箱：chenshiqi@zju.edu.cn、fenghj@zju.edu.cn、pdx@zju.edu.cn、xuzh@zju.edu.cn、liqi@zju.edu.cn、chenyt@zju.edu.cn。

允许免费制作本作品全部或部分内容的数字副本或纸质副本，用于个人或课堂用途，但前提是不得为营利或商业利益而制作或分发副本，且副本须在首页注明本声明和完整引文。必须尊重本作品中归他人所有的组件版权。注明出处后允许摘录。以其他方式复制、转载、发布到服务器或分发至列表，均须事先取得明确许可和/或支付费用。请向 permissions@acm.org 申请许可。© 2021 Association for Computing Machinery。0730-0301/2021/6-ART15 $15.00
https://doi.org/10.1145/3474088

成像仿真系统，大幅消除了通过大量拍摄和配准来采集训练数据所带来的额外开销。

此外，我们分别通过仿真以及使用定制的数码单镜头反光相机镜头和华为荣耀20进行实验，全面评估了所提方法。实验表明，我们的解决方案能够成功去除空间变化模糊和色散。与当前最先进的去模糊方法相比，所提方法在计算开销更低的情况下取得了更好的结果。此外，该图像重建技术不会引入人工纹理，并且便于迁移到当前的商用相机中。项目主页：https://github.com/TanGeeGo/ImagingSimulation。

CCS 概念：• **计算方法** → **重建**。

其他关键词和短语：光学像差、成像仿真、深度学习网络、图像重建

ACM 参考格式：
Shiqi Chen、Huajun Feng、Dexin Pan、Zhihai Xu、Qi Li 和 Yueting Chen。2021。使用成像仿真进行后处理中的光学像差校正。*ACM* 图形学汇刊 37，4，第 15 篇文章（2021 年 6 月），15 页。https://doi.org/10.1145/3474088

1 引言

作为人类视觉的延伸，现代数字成像技术极大地丰富了我们与世界互动的方式。

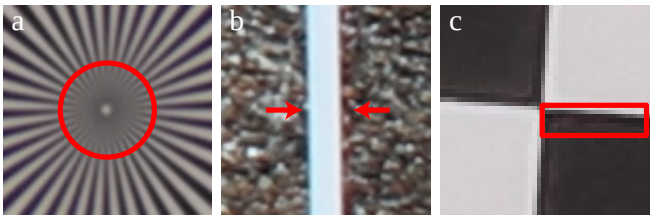

图2. 照片中常见的光学像差退化。从 a 到 c 依次为：模糊（Canon EOS 80D + EF 50mm f/1.8 STM）、色差（Canon EOS 80D + EF 50 mm f/1.2L USM）和“振铃效应”（HUAWEI 荣耀 20）。我们用红色标记标出典型的退化现象，方便读者快速识别。

结合复杂的光学系统、强大的数字传感器和繁重的图像信号处理（ISP）算法，如今的数码相机能够应对许多极端拍摄场景，例如低照度 [Chen 等人 2018], 远距离 [Zhang 等人 2019] 以及高动态范围场景 [Hasinoff 等，2016；Yan 等人 2019]。然而，尽管如今的数字成像系统十分先进，却难以完全避免光学像差造成的画质下降。为了在满足空间限制的同时减轻像差，移动成像设备（智能手机、数码单反相机、等。）采用了多种方法。例如，专业大光圈镜头以萤石取代普通玻璃，而华为荣耀20的光学堆栈包含八个以上的扩展型非球面元件，其非球面系数最高达到 16 阶 [2016]

Zhenggang。

除了光学镜头模组之外，ISP 算法对光学像差校正也有很大影响。然而，如图2a和图2b所示，随着光学系统的变化，模糊和色散也会发生很大变化。此外，目前的传统图像信号处理系统仍无法彻底解决这些问题，因此会引入“振铃效应”（见图2c）。许多近期旗舰设备拍摄的高对比度照片中都很常见这些缺陷。

过去十年间，基于深度学习模型的方法发展迅速，有望取代传统的 ISP 系统 [Ignatov 等人 2020]。传统的后处理系统采用逐步处理的流程。镜头的光学像差以及噪声诊断误差会在后续的白平衡（WB）、颜色校正矩阵（CCM）、伽马运算等步骤中不断累积并放大。 [Heide 等人 2014]。然而，端到端深度学习方法并不存在这一问题 [Abdelhamed 等人 2018]。尽管深度学习网络能够从退化图像中恢复潜在图像，但在真实数据上进行评估时，训练得到的模型始终无法取得令人满意的结果 [Cai 等人 2020]。因此，生成符合真实场景分布的定制数据集，是深度学习方法的关键环节 [Ji 等人 2020]。近年来，许多学者对这一领域进行了深入研究。他们提出的方法都需要大量拍摄和对齐工作 [Ignatov 等人 2017]。然而，为防止过拟合，需要大量训练数据，这反而增加了工作量 [Peng 等人 2019]。此外，由于每种成像系统都具有截然不同的特性，将基于卷积神经网络的算法适配到新相机上，可能需要采集许多新的数据对 [Ignatov 和 Timofte 2019]。因此，亟需设计一种全新的数据集生成方法，将光学参数纳入其中，同时易于迁移到其他相机。

本文提出了一种实用方法，用于复原光学像差造成的退化。为此，我们基于光线追迹和相干叠加建立了一个成像仿真系统 [Paul 2014]。给定镜头数据和传感器参数，该系统可以计算固定距离处特定物体的成像结果。借助成像仿真系统构建的数据集，我们设计了一条后处理链，将视场（FOV）信息与光学参数相结合，对退化数据进行自适应复原 [Heide 等人 2014]。在合成数据对上进行评估时，所提方法的表现优于许多先进的去模糊方法。在真实图像上进行评估时，我们的方法取得了更好的视觉效果，且计算开销更低。此外，我们的方法便于迁移到其他商用镜头，并且不受光学设计的限制。

我们的主要技术贡献如下：

- 我们提出了一种光学点扩散函数模型，可通过仿真方式精确计算点扩散函数。
- 基于 ISP 算法，我们构建了一个成像仿真系统。给定相机的光学参数，该系统会生成符合镜头光学像差分布的目标数据对。
- 我们提出了一种新颖的空间自适应 CNN 架构，引入视场输入、可变形残差块和上下文块，以适应空间变化退化。

本文结构安排如下。第 2 节回顾相关研究。第 3 节概述我们的方法。第 4 节详细介绍所提出的光学点扩散函数模型以及成像仿真系统的组成。第 5 节和第 6 节介绍一种全新的后处理流程。第 7 节将我们方法的性能提升与当前最先进的方法进行比较，并对方法的各个方面进行消融研究。第 8 节评估所提出的方法，并展示其潜在应用。

2 相关工作

光学像差。根据费马原理，光线沿着相对于路径变化而言光程保持驻定的路径传播 [Westphal 等人 2002]。因此，当光线的入射角发生变化时，光程也会随之变化 [Smith 2005]。通常，光程差会表现为异常模糊和像素位移；随着数值孔径和视场增大，这种现象会更加严重 [Smith 2008]。受物理空间、光学参数和加工公差要求的限制，经典镜头设计难以抑制光学像差 [Sliusarev 1984]。

点扩散函数模型。 该领域的大量研究提出从单张图像中标定和测量点扩散函数 [Ahi 2017；Hirsch 和 Scholkopf 2015；Jemec 等人, 2017；Shih 等人 2012]。这些方法通常会估计光学模糊函数或色差

像差，或采用盲估计，或通过标定流程进行估计。此外，近期研究提出开发机器学习框架，根据给定的相机镜头估计其底层物理点扩散函数模型 [Herbel 等人 2018]。然而，这些方法在实际应用中存在若干局限，例如标定或估计时的噪声水平和视场间隔 [Heide 等人 2013]。与我们最相关的是那些利用镜头处方计算点扩散函数的方法 [Shih 等人 2012]。给定焦距、光圈、对焦距离和白平衡信息后，这些方法会模拟每个虚拟物点在像平面上的点扩散函数。

遗憾的是，他们的方法计算出的点扩散函数与实测点扩散函数（经过图像信号处理后）存在差异。造成这种不匹配的原因被归结为镜头生产过程中的制造公差和制造误差 [Shih 等人 2012]。然而，我们对此持有不同的观点。我们认为，根据镜头处方计算得到的点扩散函数代表的是能量扩散，这与经过图像信号处理后的实测点扩散函数在本质上有所不同。 [Paulin-Henriksson 等人2008]。此外，在计算点扩散函数时，必须考虑每条光线的复振幅。因此，必须在光线追迹后进行相干叠加。为了进行全面比较，以证明所计算的能量点扩散函数的准确性，我们将计算得到的点扩散函数应用于能量域中的棋盘格图表，然后将退化图像转换为可视化图像。真实图像与合成结果之间的相似性表明，如果对成像过程进行适当建模，那么利用镜头处方模拟点扩散函数是一种切实可行的方法。

图像重建。 真实图像的光学像差校正可以视为一个图像重建问题，其目标是提高图像的清晰度并恢复图像的细节特征。传统的反卷积方法 [Heide 等，2013；Pan 等，2016；Sun 等， 2017] 利用各种自然图像先验进行迭代和相互优化，但在处理大型空间变化模糊核时，这些方法的鲁棒性较差，计算效率也较低。大视场镜头的点扩散函数变化范围为 11 至 53 像素，这对现有反卷积方法提出了巨大挑战，因此需要采用定制的图像重建方法。近年来，大量高效解决方案被提出，用于利用深度学习模型执行图像处理任务 [Agustsson 和 Timofte，2017；Nah 等，2017；Schuler 等，2016；Vedaldi 和 Fulkerson 2010]，，其起点是最简单的卷积神经网络方法 [Dong 等，2016；Kim 等，2016；Shi 等，2016；Sun 等，2015]，，随后发展到深度残差网络和注意力模型 [Ratnasingam，2019；Wang 等，2019；Zhang 等， 2019] 以及复杂的生成对抗网络（GANs） [Ignatov 等，2020；Ledig 等，2017；Sajjadi 等，2017；Wang 等， 2018]。最近，[Peng 等， 2019] 提出了一种学习式生成重建模型，并针对该模型设计了单一的深度菲涅耳透镜，取得了令人满意的结果。

所有这些方法的共同点是，它们都需要准确的点扩散函数估计 [Heide 等人 2013]，或大量人工采集的训练数据 [Ignatov 等人 2020]。此外，当镜头设计发生变化时，仍需费力地采集目标图像对，包括拍摄、配准和色彩校正 [Peng 等人 2019]。相比之下，我们提出的成像仿真系统能够生成大量编码了光学信息的训练语料。此外，我们的方法切实可行，且易于迁移至其他镜头设计。我们的网络模型结合了光学参数和视场信息，使我们能够高效地处理商用镜头设计中大范围的场景相关模糊和色偏。

移动图像信号处理。 对于各种图像信号处理子任务，已有许多经典方法，例如图像去马赛克 [Dubois 2006；Hirakawa 和 Parks，2005；Li 等人，2008]，去噪 [Buades 等人，2005；Chang 等人，2020；Condat，2010；Foi 等人， 2008]，白平衡 [Gijsenij 等人，2012；Schwartzburg 等人，2014；van de Weijer 等人， 2007]，以及色彩校正 [Kwok 等人， 2013]。只有少数研究探讨了将光学参数与成像信号处理系统结合的适用性。近期，一些深度学习方法被提出，用于将低质量的智能手机 RGB/RAW 照片映射为高端单反相机拍摄的高质量图像 [Ignatov 等人， 2017]。随后，这些收集的数据集被用于许多后续研究 [Ignatov 等人，2018、2020；Mei 等人， 2019]，，并取得了显著提升的效果。此外，在 [Agustsson 和 Timofte，2017；Ignatov 和 Timofte 2019]，中，作者研究了直接在智能手机上运行图像增强模型的可行性，并针对这一任务提出了多种高效方案。

值得一提的是，所有这些数据集的构建方法都需要进行大量的拍摄和配准。此外，由于数据对之间的视角不同，最终的图像增强模型会在输入数据中引入微小的位移，这与镜头畸变校正有所不同。此外，这些方法将由成像系统性能较差的设备拍摄的退化图像映射为由成像系统性能更好的设备拍摄的照片。换言之，恢复效果的上限取决于真实值的质量。相比之下，真实值的质量对我们的方法同样重要，但并非决定性因素，因为我们将光学像差退化编码在点扩散函数（PSF）中，而非图像对中。此外，我们的方法通过仿真方式生成数据，使我们摆脱了大量重复采集工作的限制。

3 概述

我们的工作旨在提出一种实用方法，以恢复光学像差造成的图像退化。为此，我们将光学参数与一种全新的后处理链相结合（如图 3.b 所示）。所提方法背后的两个核心思想如下：首先，为了消除镜头设计造成的模糊、位移和色差，我们设计了一种空间自适应网络架构，并将其嵌入后处理链中。其次，为了确保可移植性，我们设计了一套用于数据集生成的成像仿真系统，该系统能够模拟特定相机的成像结果，并为深度学习方法生成大规模训练语料库。

因此，我们依靠所提出的光学点扩散函数模型来建立成像仿真系统。不同于通过传统的光线追迹或快速傅里叶变换（快速傅里叶变换）方法计算点扩散函数，我们将每条光线视为一个次级光源。每条光线的复振幅在像平面上叠加；因此，点扩散函数就是叠加后的复振幅强度。通过这种方式，所提方法确定了物点的退化结果。图8展示了空间变异的

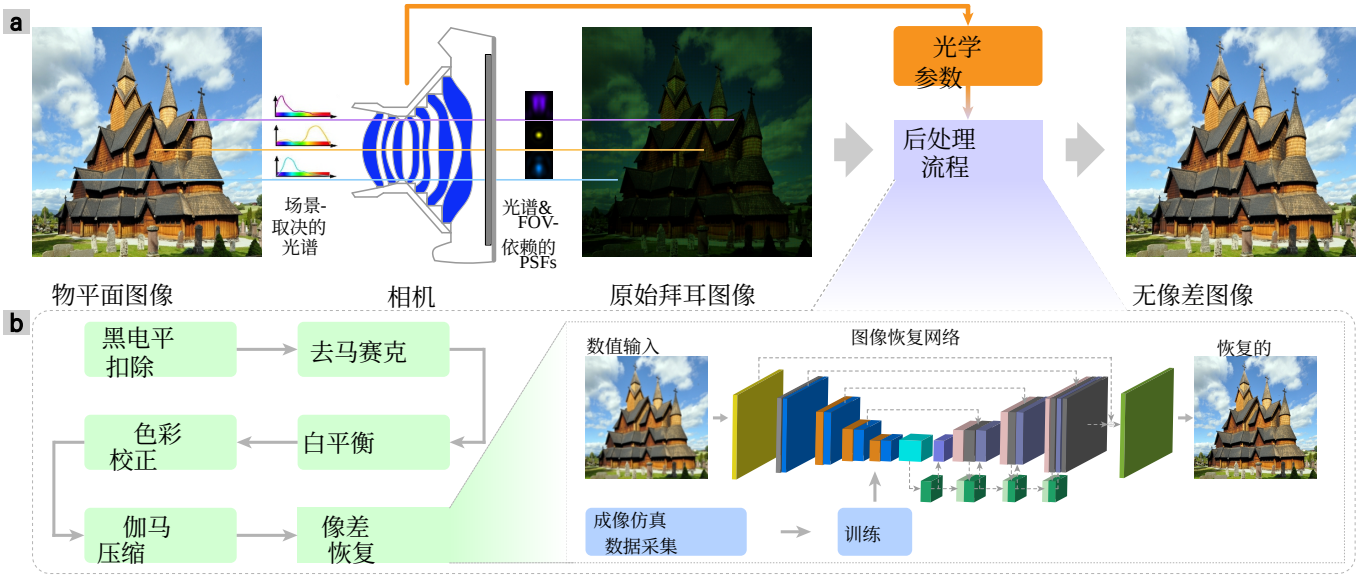

图 3. **概览**。图像形成模型和后处理链示意如（**a**）所示。在成像过程中，相机镜头会在生成的原始拜耳图像中编码与光谱和视场相关的点扩散函数。在后处理链中，利用镜头的光学参数解码空间变化模糊和色差。所提出的后处理链详见（**b**）。该链将合成数据采集、空间自适应网络架构和光学参数结合起来，以恢复潜在图像。

定制数码单反相机镜头和华为荣耀20的点扩散函数，这些函数是根据我们的光学点扩散函数模型计算得出的。计算出镜头的点扩散函数后，我们基于数码相机的 ISP 流水线建立了成像仿真系统。仿真流程详见图5。据我们所知，我们是首个以仿真方式生成光学像差数据集的团队，无需大量拍摄、配准和色彩校正。我们强调，我们的仿真方法易于迁移到其他镜头，且不受光学设计的限制。

由于光学像差具有空间变化特性，我们设计了一种全新的空间自适应网络架构，以退化图像和视场信息作为输入，直接重建无像差图像。结合成像仿真系统生成的数据集和新提出的后处理链（图 3.b），我们能够处理镜头像差造成的与光谱和视场相关的模糊、色偏及清晰度损失。

4 成像仿真系统

本节首先介绍所提出的光学点扩散函数模型，该模型由光线追迹和相干叠加构成。其次，我们说明相对照度分布和传感器光谱响应的计算方法，这些计算用于将不同波长对应的独立点扩散函数连接起来，从而得到准确的能量点扩散函数。第三，基于现代数码相机的 ISP 系统，我们设计了一套成像仿真流水线（图5），将其应用于输入图像，并生成由取决于光谱分布和视场信息的点扩散函数所导致的退化结果。

4.1 光学点扩散函数模型

对于具有大视场和大光圈的摄影物镜系统，通过高斯傍轴近似 [Born 和 Wolf 2013]或快速傅里叶变换（快速傅里叶变换）[Manual 2009]（**我们建议读者参阅补充材料以获取相关信息**）推导点扩散函数的解析解是不准确的。换言之，对于各种商用光学设计，顺序光线追迹和相干叠加是获取成像平面上精确点扩散函数的唯一通用方法。

在成像过程中，物体的每个点都可以视为一个相干光源 S。对于特定的光源 S，通过光学系统发射一个光线网格，在出瞳处形成波前 $\sum$。根据惠更斯原理，波前上的每个点都是球面小波的源，不同点发出的次级子波会相互干涉 [Baker and Copson 2003；Paul 2014]。换言之，像平面上任意一点的衍射强度，都是所有这些小波的复数和的平方。因此，在我们提出的光学点扩散函数模型中，图像网格上的 PSF 分两个阶段计算：第一阶段使用顺序光线追迹法计算出射光瞳平面上的波前分布，第二阶段使用相干叠加输出 PSF 计算结果。

4.1.1 光线追迹。 相干单色光源 S 发出的异面光线是一条完全一般的光线，可由 S 的起点 $\mathbf{O} = (x_0, y_0, z_0)$ 及其归一化方向向量 $\mathbf{D} = (X, Y, Z)$ 定义。我们可以用参数形式表示光线 $\mathbf{P} = (x, y, z)$，其中 t 为光线步进距离：

$$\mathbf{P} = \mathbf{O} + t\mathbf{D}, t \geq 0, \tag{1}$$

定义一般光线后，光线追迹可分为两个步骤：第一步是计算光线与表面的交点。光学设计中通常使用的表面方程可表示如下：

$$z = f(x,y) = \underbrace{\frac{c\rho^2}{1+\sqrt{1-c^2\rho^2}}}_{sphere\ part} + \underbrace{A_2\rho^2 + A_4\rho^4 + \cdots + A_j\rho^j}_{deformation\ terms}, \quad (2)$$

其中， z 是表面上一点的纵向坐标， $\rho = \sqrt{x^2+y^2}$ 是该点到 z 轴的距离。 c 是球面部分的曲率。后续各项表示球面部分的变形，其中 A_2、 A_4、 $etc.$分别是二次、四次和 etc次幂变形项的常数。

我们建立式 1 和式 2 的联立方程，以求解从起点**O** 到下一个光线与表面交点的光线步进距离。然而，由于方程阶数较高，无法直接确定其解。因此，我们通过一系列近似来完成光线追迹。在每次近似中，我们为光线步进距离增加一个小增量，并利用式 1 计算**P** $=(x,y,z)$，以获得光线的坐标。此外，我们将 x 和 y 代入式 2，以求得^{z}ref，即表面的纵向坐标。重复迭代，直至 z 与^{z}ref之间的差异可忽略不计。通过这种方式，即可计算出光与表面的交点。

第二步是计算光在介质表面上的折射。根据斯涅尔定律，可以通过以下公式计算折射角 θ_i：

$$sin^2\theta_t = (\frac{\eta_1}{\eta_2})^2(1-cos^2 < \mathbf{n},\mathbf{D} >), \quad (3)$$

这里，**n** 是表面方程的法向单位向量， η_1 和 η_2 是表面两侧的折射率。 $cos<\cdot,\cdot>$ 表示计算两个向量余弦值的运算。这样，折射方向向量**D'** 可通过以下方式计算：

$$\mathbf{D'} = \frac{\eta_1}{\eta_2}\mathbf{D} + (\frac{\eta_1}{\eta_2}cos < \mathbf{n},\mathbf{D} > -\sqrt{1-sin^2\theta_t})\mathbf{n}, \quad (4)$$

在具体实现中，我们针对光瞳平面上的每个采样位置（$x'y'$）执行顺序光线追迹。记录方向向量 $D_{x'y'}$ 和总光程 $l_{x'y'}$。我们注意到，每个物点都可以视为一个相干光源 S，因此，能量扩散是相干子波的叠加结果（如第 **4.1** 节所示）。在下一节中，

我们介绍相干叠加的详细内容。

4.1.2 相干叠加。在光瞳上均匀采样的光线网格经过追迹后，我们得到出射光瞳平面上的波前分布。图4显示了虚拟出瞳平面上会聚光的波前分布 $\sum$。我们注意到，该波前分布中的每条光线都代表一个具有特定振幅和相位的球面小波，因此光瞳平面上的惠更斯小波的复振幅可表示为：

$$\mathbf{E}(l_{x'y'}) = a_0\frac{e^{ik\mathbf{l}_{x'y'}}}{\mathbf{l}_{x'y'}}, \quad (5)$$

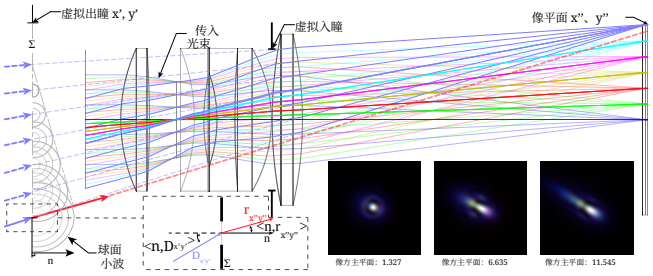

图 4. **相干叠加**。 波前分布 $\sum$ 上均匀采样的每个位置都是一个球面子波，这些子波在像平面上发生相干叠加。换言之，球面子波到达像平面时会相互干涉。右下角展示了通过光线追迹和相干叠加计算得到的定制数码单反相机镜头在不同视场下的点扩散函数（PSF）。

其中 $\mathbf{l}_{x'y'}$ 是从 (x_0,y_0,z_0) 到 (x',y',z') 的总光程长度，其中 x' 和 y' 是光瞳平面的空间坐标。 a_0 是距光源单位距离处球面波的振幅。 $k = 2\pi/\lambda$ 是光的波数。

传播至像平面的复振幅可表示如下：

$$\mathbf{E}(\mathbf{l}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{K}) = a_0\frac{e^{ik\mathbf{l}_{x'y'}}}{\mathbf{l}_{x'y'}}\frac{e^{ik\mathbf{r}_{x''y''}}}{\mathbf{r}_{x''y''}}\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},n), \quad (6)$$

其中， $\mathbf{r}_{x''y''} = (x''-x', y''-y', z''-z')$， 而$\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},n)$是球面小波的倾斜因子，其定义如下：

$$\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{n}) = \frac{1}{2}[cos < \mathbf{n},\mathbf{r}_{x''y''} > -cos < \mathbf{n},\mathbf{D}_{x'y'} >], \quad (7)$$

其中， **n** 是出射光瞳平面的法向单位向量， $cos<\cdot,\cdot>$ 表示计算两个向量余弦值的运算。**n**、$\mathbf{D}_{x'y'}$以及$\mathbf{r}_{x''y''}$ 之间的关系在图4中进行了放大展示。

因此，像面上点 (x'',y'') 处的复振幅 $\mathbf{E}_{x''y''}$，是从出射光瞳平面传播而来的所有波前分布的复数和，可表示为下式：

$$\widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''} = \sum_{y'}\sum_{x'}\mathbf{E}(\mathbf{l}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{n})), \quad (8)$$

衍射强度 $I_{x''y''}$ 可表示为：

$$I_{x''y''} = \widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''} . * \widetilde{\mathbf{E}}^{*}_{x''y''}, \quad (9)$$

此处将复振幅矩阵$\widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''}$和 $\widetilde{\mathbf{E}}^{*}_{x''y''}$的对应元素相乘。 $\widetilde{\mathbf{E}}^{*}_{x''y''}$是$\widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''}$的复共轭， $I_{x''y''}$ 则是得到的点扩散函数矩阵。算法 1 概述了光学点扩散函数计算的所有步骤。为使论文篇幅尽量简洁，算法 1 对光线追迹作了简要说明。有关光线追迹的深入讨论，请读者参阅 Smith 的研究成果。此外，计算整个像平面的光学点扩散函数毫无意义，因为许多采样点的复振幅几乎为零。因此，如算法 1 所示，我们首先追迹主光线。

算法 1： 光学点扩散函数模型

输入： 物点坐标 $(x_0,\ y_0,\ z_0)$，坐标
虚拟出瞳 $z_{\prime}$的坐标、像平面的坐标
$z_{\prime\prime}$，虚拟出瞳上的采样范围 $x_{\prime r} \times y_{\prime r}$，
虚拟出瞳的采样间隔 $\tau_{\prime}$、采样范围
在像平面 $x_{\prime\prime r} \times y_{\prime\prime r}$上，采样范围的采样间隔
像平面 $\tau_{\prime\prime}$上的采样范围，虚拟出瞳的法向单位向量
虚拟出瞳**n**

输出： 点扩散函数矩阵 $I_{x''y''}$

生成一个 $ceil(\frac{x''}{\tau''}) \times ceil(\frac{y''}{\tau''})$ 点扩散函数矩阵 $I_{x''y''}$;

生成一个 $ceil(\frac{x''}{\tau''}) \times ceil(\frac{y''}{\tau''})$ 复振幅矩阵 $\widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''}$;

计算主光线的交点（$x_{\prime c}, y_{\prime c}, z_{\prime}$），以及像平面的交点;

初始化 $\widetilde{\mathbf{E}}_{sum} = 0 + 0i$;

对于 $x'' = x''_c - \frac{x''}{2}$ 至 $x''_c + \frac{x''}{2}$，步骤：τ'' **do**

  对于 $y'' = y''_c - \frac{y''}{2}$ 至 $y''_c + \frac{y''}{2}$，步长：τ'' **执行**

    对于 $x' = -\frac{x'}{2}$ 至 $\frac{x'}{2}$，步长：τ' **执行**

      对于 $y' = -\frac{y'}{2}$ 至 $\frac{y'}{2}$，步骤：τ' **执行**

        计算光程$\mathbf{l}_{x'y'}$和方向余弦$\mathbf{D}_{x'y'}$，通过光线追迹从点(x_0, y_0, z_0)到点(x', y', z');

        红色$\mathbf{r}_{x''y''} = (x'' - x', y'' - y', z'' - z')$;

        使用公式 7 计算 $\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\ \mathbf{r}_{x''y''},\ \mathbf{n})$;

        使用公式 6 计算 $\mathbf{E}(\mathbf{l}_{x'y'}, \mathbf{r}_{x''y''}, \mathbf{K})$;

        $\widetilde{\mathbf{E}}_{sum} += \mathbf{E}(\mathbf{l}_{x'y'}, \mathbf{r}_{x''y''}, \mathbf{K})$;

      end

    end

    $\widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''} = \widetilde{\mathbf{E}}_{sum}$;

    $\widetilde{\mathbf{E}}_{sum} = 0 + 0i$;

  end

结束

$I_{x''y''} = \widetilde{\mathbf{E}}_{x''y''} . * \widetilde{\mathbf{E}}^{*}_{x''y''}$;

返回 $I_{x''y''}$;

以获取像平面上的成像中心（$x_{\prime c}, y_{\prime c}, z_{\prime c}$），然后在采样范围 $x_{\prime r} \times y_{\prime r}$ 内进行光学点扩散函数计算。

总的来说，我们在第 4.1.1 节和第 4.1.2 节展示了光学点扩散函数模型的各个步骤。不同于传统的光线追迹或快速傅里叶变换 [Heckbert 1995] 点扩散函数计算方法，我们将每条到达光瞳平面的光视为一个次级子波。由于这些子波由相干物点 S 发出，当波前传播至像平面时，它们会相互干涉。因此，相干物点 S 的点扩散函数是光瞳平面的衍射结果，其中必须考虑每个采样子波的复振幅。在图4右下角，我们展示了使用我们的方法计算出的不同视场的能量点扩散函数。然而，由于数码相机中的 ISP 系统，计算得到的光学点扩散函数（代表成像平面上的能量扩散）不能直接用于成像仿真。因此，在下一节中，我们将说明如何将光学点扩散函数集成到成像仿真系统中。

4.2 波长响应和相对照度

传统相机传感器中的每个像素都覆盖有单个红色、绿色或蓝色彩色滤光片 [Brooks 等人 2019]。这些彩色滤光片对不同波长的光波具有不同的响应，可表示为 $C_{wav}(\lambda)$。此外，在成像形成过程中，离轴视场会出现照度损失，这是由镜头阴影造成的，可表示为 $C_{ill}(fov\ \lambda)$。因此，为了进行精确模拟，需要将不同波长和视场的点扩散函数乘以波长响应和镜头阴影参数的特定分布。波长响应和相对照度的影响可以通过一个系数轻松建模：

$$C_e(fov, \lambda) = C_{ill}(fov, \lambda) \cdot C_{wav}(\lambda), \tag{10}$$

其中，fov 是归一化视场，λ 是物点 S 的波长。

4.3 成像仿真流水线

由于原始传感器数据的动态范围与人眼的灵敏度存在差异，通常会使用成像信号处理系统将原始传感器能量数据转换为照片 [Hasinoff 等人 2016]。在我们的成像仿真流水线中，我们通过能量域变换，将自然物体图像 L 转换为能量域数据 L_e，如图5所示。具体而言，对于一般的自然图像，我们首先使用标准伽马曲线进行伽马解压缩，同时将输入限制为 $\epsilon = 10^{-8}$，以避免数值不稳定性。关于伽马解压缩的深入讨论，请参阅 [Brooks 等人 2019] 的研究。完成伽马解压缩后，我们使用固定 3×3 颜色校正矩阵（CCM）的逆矩阵，将 sRGB 图像转换为相机 RGB 数据。CCM 由相机传感器决定。然后，通过除以随机色温下的白平衡值，反转图像的白平衡（WB）。不同色温下的白平衡值通过标定获得。这样，我们便得到能量域图像 L_e。

基于第 4.1 节计算得到的光学点扩散函数 $I_{x''y''}$，我们通过分区卷积对能量域图像 L_e 进行降质。分区卷积可分为三个步骤：首先将图像裁剪为大小均匀的小块，然后用相应视场的点扩散函数对这些小块进行卷积，最后将降质后的小块拼接起来。值得一提的是，算法 1 中计算得到的光学点扩散函数是单个点的点扩散函数（x_0, y_0, z_0）。为精确模拟成像结果，我们对物平面进行均匀采样，并对每个采样点执行算法 1 中的点扩散函数计算。整体点扩散函数可表示为 $I(h, w, \lambda)$。这里，h、w是传感器平面上的坐标（对应于物平面上的采样点），λ 是光源的波长。对于分辨率为$n \times m$的捕获图像，设 J_e、L_e、$N_e \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 分别为观测到的能量图像、潜在清晰图像和测量噪声图像。模糊观测 J_e 的形成过程可表示为：

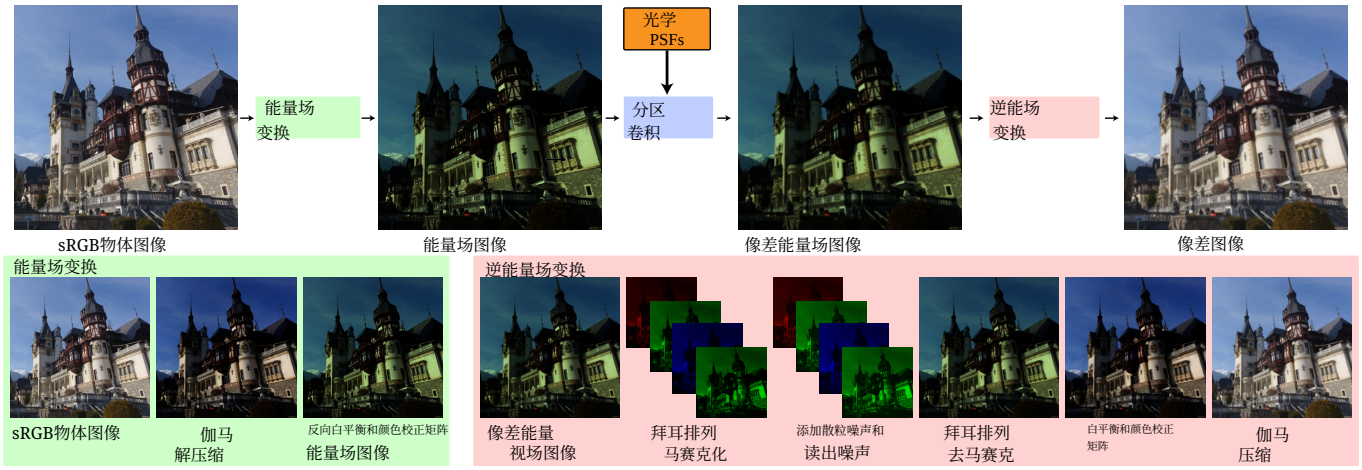

图 5. **成像仿真系统的仿真流程**。首先将输入图像转换到能量域。然后，采用分块卷积的方式，将第 4.2 节中汇集的光学点扩散函数应用于能量域图像。最后，将退化图像转换为原始拜耳数据，并生成像差图像。能量域转换和逆能量域转换的细节如底部所示。

$$J_e(h,w) = \int C_e(fov,\lambda)\cdot[I(h,w,\lambda) * L_e(h,w)]d\lambda + N_e(h,w), \quad (11)$$

这里，fov可根据（h,w）以及镜头的完整视场计算得到。需要注意的是，J_e, L_e是类似原始图像的图像，表示传感器接收到的能量。

生成模糊观测 J_e后，根据公式(11)，我们通过依次执行图5右下角所示的操作，逆向还原能量域变换。具体而言，由于红色、绿色和蓝色彩色滤光片按照拜耳排列（例如 R-G-G-B）进行排列，因此我们根据相机的拜耳滤光片排列，舍弃其中三种颜色值中的两种。获取马赛克化原始能量数据后，我们将光子噪声和读出噪声近似为单一的异方差高斯分布，并将其添加到原始图像 [的每个通道中（Brooks 等人 2019]）。有关合成噪声实现的详细信息，请参阅 [Brooks 等人 2019]。此外，我们依次对 J_e 应用 AHD 去马赛克算法（Lian 等人 [）的变体、白平衡、颜色校正矩阵以及伽马算子的逆运算。成像仿真系统的处理流程如图5所示。

总之，我们所提方法与 $Zemax^{®}$或 $CODEV^{®}$中采用的成像仿真方法有两项显著区别。首先，我们的方法会计算每个球面小波的叠加，并考虑光线的相位项。因此，与传统的光线追迹或快速傅里叶变换方法相比，所提方法能够生成更准确的点扩散函数。其次，我们将传感器信息和 ISP 参数纳入成像仿真系统。这样一来，我们的方法不仅能从物理过程的角度仿真成像过程，还能在视觉上获得非常相似的成像结果。

5 像差图像恢复

由于光学像差具有空间变化特性，我们构建了一个空间自适应恢复框架，用于恢复这里只有精品退化图像。在本节中，我们首先介绍网络架构和额外的输入。然后，我们阐述可变形残差块，该模块根据相关的视场信息改变卷积核的形状。第三，我们介绍插入模型最小尺度处的上下文块。用于训练网络的输入是经过所提出的成像仿真系统处理的合成数据。总而言之，该神经网络模型结合了特定镜头设计的光学参数，并具有空间自适应能力，能够处理随视场变化的像差。

5.1 恢复框架

我们提出了一种新型网络，用于从 L 中受损的数据 J恢复潜在图像。由于训练数据是通过仿真生成的，因此网络的输入与真实值逐像素对齐。这一特性大幅提升了训练的稳定性。此外，像差与视场高度相关，因此我们计算每个像素的 x 和 y 坐标，并将视场图像与像差输入拼接起来（如图 6 所示）。此操作使网络能够直接感知视场信息，可将其视为另一种自然先验。所提网络如图 6 所示。具体而言，我们采用了 Ronneberger 等人 [2015]提出的 UNet 架构变体。

关于损失函数，严格配对的数据使监督训练能够利用保真度损失来学习鲁棒的纹理细节，从而防止恢复图像 L 中出现虚假信息。具体而言，保真度损失函数为：

$$L(\theta) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N} \| Net(I_n^{ab}) - I_n^{gt} \|_2^2. \quad (12)$$

其中，θ表示网络中学习得到的参数。I_n^{ab}是像差输入，I_n^{gt}是I_n^{ab}对应的真实值。我们注意到，许多损失函数（例如感知损失[Johnson 等人 2016]，或 GAN 损失 [Ledig 等人 2017]）会生成

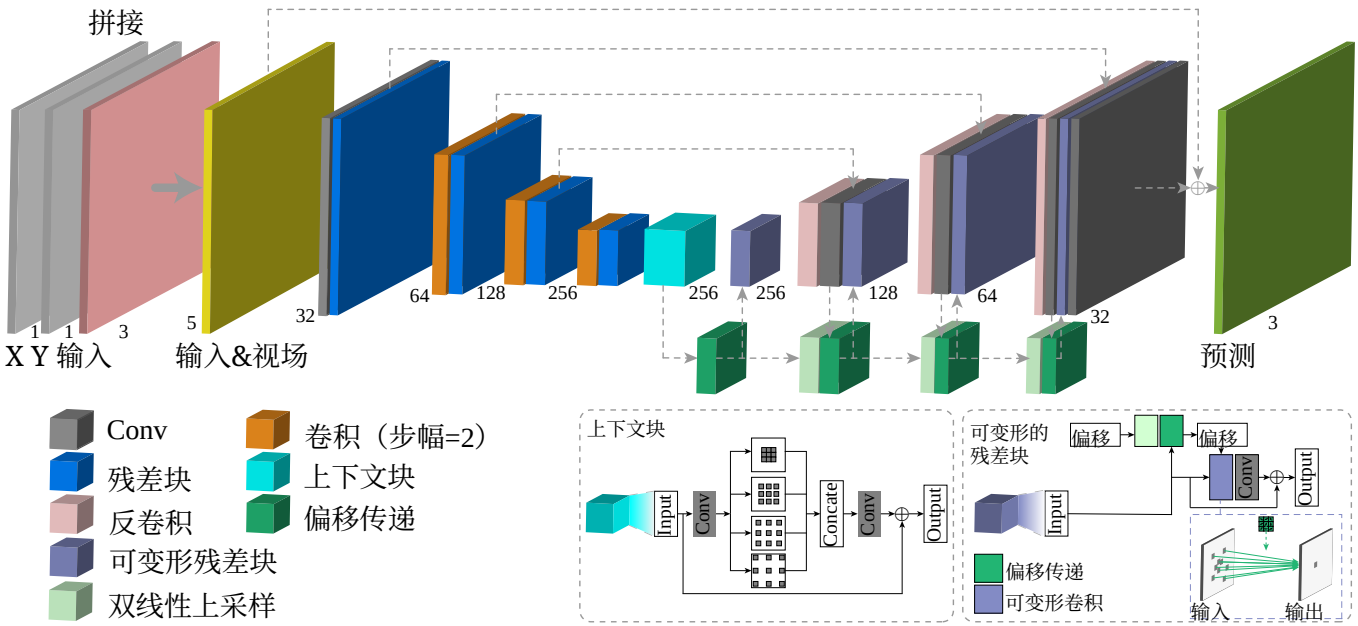

图6. **所提出的神经网络架构**。基于 UNet 的网络架构如上方所示，编码器/解码器阶段的层配置则用不同颜色的模块表示（左下方）。右下角详细展示了可变形残差块和上下文块。每个模块都标注了对应尺度的通道数。特别地，我们选择均方误差损失作为训练时的损失函数，用于评估预测图像与真实值之间的保真度。

在自然图像上视觉效果更锐利的结果。这些损失函数还会在复原结果中引入伪纹理，且不擅长抑制噪声。由于手机的噪声水平会随着照明和色温的变化而大幅波动，因此我们采用均方误差损失，它对不同噪声水平具有鲁棒性。

5.2 可变形残差块

随着视场增大，高阶像差系数会逐渐偏离根据高斯近轴模型计算得到的数值。这些偏差导致离轴点扩散函数（PSF）的尺寸和形状各不相同。然而，传统卷积操作严格采用以中心为基准的固定位置特征，这会将无关特征引入输出结果，同时丢弃真正与点扩散函数相关的信息。

光学点扩散函数的尺寸范围为 100 像素到 1,600 像素（平方），这意味着我们的网络必须基于视场信息提取特征。因此，我们在解码器路径中引入可变形卷积 [Dai 等，2017；Zhu 等，2019]。与 [Chang 等， 2020], 的方法不同，我们直接拼接输入和上采样后的偏移。拼接后，我们使用卷积层细化输出偏移。这样，卷积核的形状和尺寸便能根据视场信息自适应地改变。

5.3 上下文块

多尺度信息对于处理较大的点扩散函数至关重要。然而，多次下采样会增加网络的开销并破坏图像结构。因此，我们引入了一个

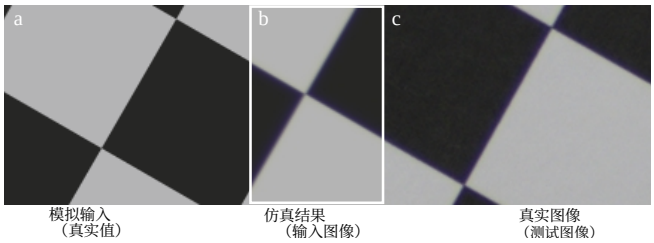

图7. **数据准备示意图**在成像仿真中，(a)为输入，(b)为合成结果，(c)为数码单反相机拍摄的真实图像。在网络训练中，(a)为真实值，(b)为输入数据，(c)为测试数据集中的图像。

上下文块 [Chang 等人 2020]，将其置于编码器和解码器之间的最小尺度上，从而扩大感受野，并在不进一步下采样的情况下重建多尺度信息。如图 6 所示，使用若干空洞卷积从不同感受野中提取特征，随后将其拼接以估计输出。

6 数据准备

如何获取符合真实场景分布的目标数据对，是监督学习方法的核心部分。我们提出的方法无需拍摄或配准操作，是一种校正各种商用镜头光学像差的实用方法。本节将介绍我们如何生成网络的数据对。

6.1 模拟训练数据

如图7所示，我们仿真系统的仿真结果和对应的数字图像分别作为网络的输入和真实值。在图5所示的分区卷积操作中，我们为定制数码单反相机镜头计算了240,000 (400×600)个点扩散函数，为华为荣耀20计算了120,000 (300×400)个点扩散函数。点扩散函数的计算数量由传感器的分辨率决定，即，数码单反相机中传感器的分辨率为$4,000 \times 6,000$，我们会为每个10×10图像块计算点扩散函数。我们采用DIV2K [Martin等人 2001]的数据集，其中包含800张2K分辨率的图像，并将其作为数字图像来生成训练数据对。

在 PSF 计算中，我们为每台相机设定固定物距 z_0。数码单反相机的拍摄距离为 $1750mm$，华为荣耀20的拍摄距离为 $600mm$。对于数码单反相机，我们计算了31个点扩散函数，波长范围为400nm至700nm，间隔为10nm。对于华为荣耀20，我们计算了34个点扩散函数，波长范围为400nm至730nm。点扩散函数的波分布由传感器波响应的上限和下限决定。最后，通过传感器的波响应函数和镜头阴影参数 C_e，将点扩散函数 $I(h,\ w,\ \lambda)$ 重新组合起来$(fov,\ \lambda)$。

6.2 生成测试图像

为评估训练后的网络的效果，我们分别使用数码单反相机和华为荣耀20拍摄了100张图像。获取相机拍摄的原始数据后，我们依次执行图3.b中的步骤，以获得 sRGB 图像。这些 sRGB 照片构成测试集。我们注意到，传统图像信号处理中的锐化操作会影响光学像差退化，因此使用自定义的后处理流程将原始数据转换为 sRGB 图像。

6.3 训练细节

通过这种方式，我们为网络构建数据对。在我们的网络架构中，各层的通道数标注在相应模块的底部（如图 6 所示）。在训练超参数方面，我们的设置基本上与 [Chang 等人 2020]相同。此外，我们训练输入的 H，W 为 256×256，这使网络能够接收大量空间变化退化。

7 分析

在本节中，我们首先分析定制数码单反相机镜头和 HUAWEI HONOR 20 的点扩散函数特性。

补充文件中列出了光学设计的外部参数）。其次，我们进行了全面的实验，以验证成像仿真系统的准确性。实验分为两部分：一部分验证计算所得点扩散函数的准确性，另一部分将仿真结果与 Zemax 生成的结果以及相机拍摄的照片进行比较。第三，我们对网络架构进行了消融研究。最后，我们将所提方法与最先进的去模糊方法进行比较，采用的评估指标为峰值信噪比和结构相似性。

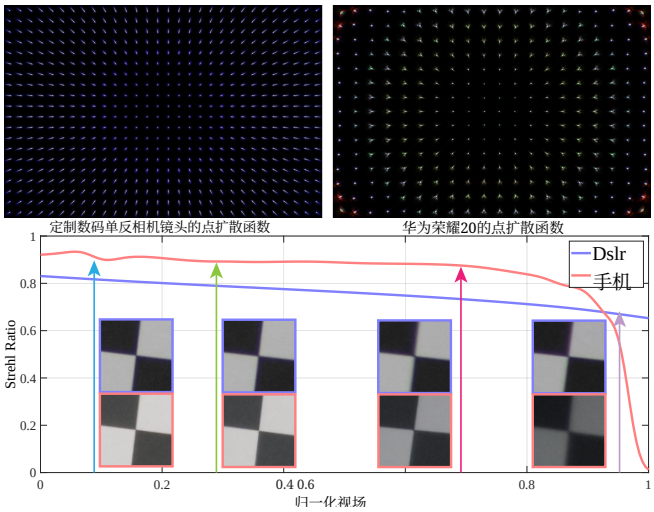

图8. **点扩散函数特性**。 顶部示意了定制数码单反相机镜头和华为荣耀20的分块点扩散函数分布。底部面板展示了数码单反相机和华为荣耀20的斯特列尔比 [Mahajan 1982] 曲线。旁边绘出了不同视场的实际测量结果，其中蓝色方框表示数码单反相机的结果，橙色方框表示由华为荣耀20拍摄的图像。这些结果展示了点扩散函数的空间变化特性。

7.1 光学点扩散函数分析

定制数码单反相机镜头和华为荣耀20的光学点扩散函数分布示意图见图8上方。这些分布呈中心对称，且与视场高度相关。值得注意的是，华为荣耀20的光学点扩散函数在整个区域内呈现出较大的空间变化，而定制数码单反相机的点扩散函数则相对一致。我们的网络架构利用了这些特性，并结合视场信息，对退化图像进行空间自适应重建。值得一提的是，我们的方法直接计算得到的点扩散函数，这与 [Mosleh et al. 2015] 提出的点扩散函数估计优化方法不同。

我们绘制了两种光学设计在 0.1、0.3、0.7 和 0.96 视场下的斯特列尔比 [Mahajan 1982] 曲线及测得的图像块，见图8底部。斯特列尔比可用于评估不同视场下的能量扩散，这与图像退化有一定关联。如图8所示，斯特列尔比从中心到整个视场逐渐降低，导致照片更加模糊。此外，与定制数码单反相机镜头不同，华为荣耀20的点扩散函数形状和大小在 0.9 视场附近会突然变化，这在相机镜头中很常见。因此，不同设备的点扩散函数特性截然不同，这意味着针对特定镜头生成定制数据集十分重要。

7.2 成像仿真系统的真实性

为了证明所提出的成像仿真系统的准确性，我们设计了双管齐下的实验。其中一项是验证计算得到的点扩散函数的准确性：首先，我们使用虚拟点光源校准

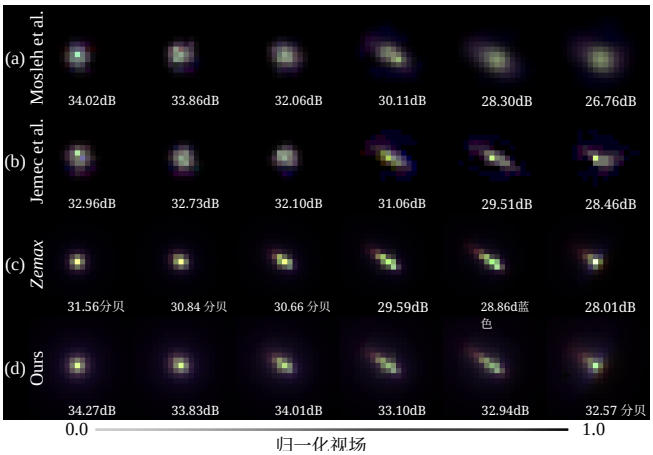

图 9. **点扩散函数的真实性**。 这里展示了由不同方法计算得到的点扩散函数，按照对应的视场从左到右排列。(a) 展示了由 [Mosleh 等人 2015] 的方法优化得到的点扩散函数（我们使用噪声图案图表）。(b) 是由虚拟点光源 [Jemec 等人 2017]校准得到的点扩散函数。(c) 是由 $Zemax^{®}$的光线追迹计算得到的点扩散函数。(d) 展示了所提方法的结果。这些点扩散函数的成像仿真 *PSNRs*（与真实图像相比）标注在右下角（我们使用 100×100 棋盘格进行$PSNR$计算）。

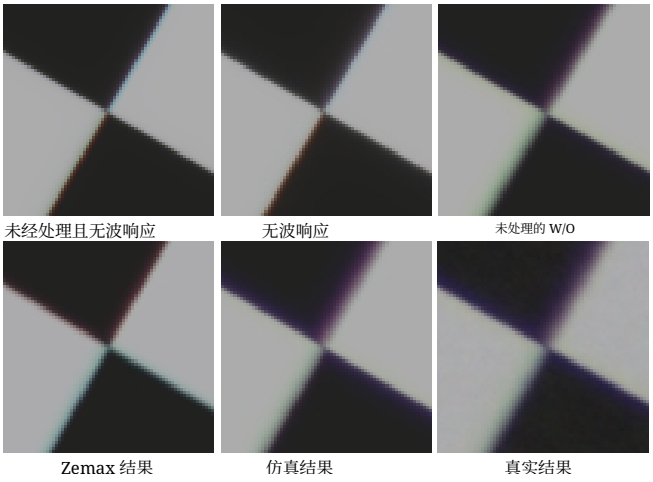

图 10. **成像仿真精度**。第一行展示了成像仿真系统的消融研究。第二行将我们的结果与 $Zemax^{®}$ 生成的图像以及由数码单反相机拍摄的数据进行了比较。

数码单反相机的点扩散函数 [Jemec 等人 2017]。然后，使用 [Mosleh 等人 2015] 采用的优化方法估算同一相机的点扩散函数（我们使用噪声图案图表）。最后，我们通过 $Zemax^{®}$ 的光线追迹计算点扩散函数。对比结果如图 9 所示；为便于观察，我们对所有点扩散函数执行相同的后处理操作。随着视场增大，[Mosleh 等人 2015] 估算的点扩散函数（图 9.(a)）变得越来越模糊，且 *PSNRs* 大幅下降。我们注意到

表 1. **MTF 面积的定量比较**我们评估 MTF 面积，即 MTF 曲线与每像素周期轴之间的面积，以进行比较。该比率是仿真 MTF 面积除以真实 MTF 面积所得的结果。

FOV	Siml 调制传递函数面积	真实 MTF 面积	比率
0.0	0.25421	0.24805	1.02898
0.3	0.24284	0.24285	0.99995
0.5	0.22133	0.22122	1.00052
0.7	0.22034	0.21804	1.01055
0.9	0.21156	0.20553	1.02934

从图像中心到边缘，相对照度大幅降低。因此，[Mosleh 等人 2015]的边缘结果并不理想，因为当退化信息被噪声掩盖时，该方法难以收敛。 [Jemec 等人 2017] 校准的边缘点扩散函数（图 9.(b)）也存在这一问题。不同于这些需要拍摄目标的方法，我们的方法直接根据镜头处方计算点扩散函数，不会受到噪声的影响。通过比较所提方法的 *PSNRs* 和 $Zemax^{®}$，我们证明了我们的结果更加准确，也更接近真实图像。此外，这些结果也验证了相干叠加的必要性。

验证所提方法真实性的另一种方式是比较仿真结果。我们使用相应的相机拍摄棋盘格图表，并使用 $Zemax^{®}$ 对成像结果进行仿真，所用参数与我们的仿真相同。此外，我们还对所提成像仿真系统进行了消融研究。结果的视觉对比如图 10 所示。显然，所提方法的成像结果最接近真实数据。我们注意到，$Zemax^{®}$ 生成的图像未能准确结合传感器光谱信息和 ISP 参数。这可能是 $Zemax^{®}$ 产生不准确结果的原因。此外，我们还比较了 Schroeder 1981] 在不同视场下的调制传递函数（MTF）[，结果显示所提方法在整个传感器区域内的准确性（如表 1 所示）。

总之，我们主要从两个方面证明所提成像仿真系统的真实性。首先，我们证明所提点扩散函数计算方法比优化方法更准确。与标定方法相比，所提方法更实用，且不会受到噪声影响。将 $Zemax^{®}$ 与所提方法进行比较，证明了我们方法的准确性，并验证了相干叠加的必要性。其次，我们将仿真结果与 $Zemax^{®}$ 的仿真图像以及相机拍摄的照片进行比较，从而验证了成像仿真系统的真实性，也证明了每个组成部分都是必要的。

7.3 消融研究

我们在数码单反相机镜头的模拟数据集上对网络架构进行了消融研究。结果如表 2 所示，评估指标为峰值信噪比。

视场输入消融实验我们将视场图像与像差输入图像拼接。显然，视场图像有助于

表 2. **消融研究**。峰值信噪比（PSNRs）评估指标基于定制数码单反相机镜头的仿真数据集。

视场输入		✓			✓	✓		✓
可变形残差块			✓		✓		✓	✓
上下文块				✓		✓	✓	✓
PSNR	40.14	43.72	40.63	40.38	44.36	44.01	41.23	44.77

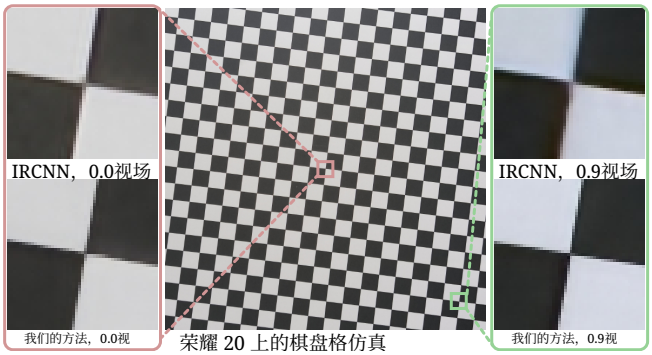

图 11. **所提网络的空间适应性**。我们比较了 IRCNN 和我们的方法在不同视场下的复原效果。显然，IRCNN 在处理随空间变化的模糊时效果不佳。

网络确定光学像差导致的空间变化模糊和位移。

可变形残差块消融实验如果移除可变形残差块，网络将失去处理光学像差不同点扩散函数的空间适应性。如果将可变形残差块替换为残差块，我们的网络性能会显著下降，这表明该模块确实有效。

上下文块消融实验上下文块有助于网络捕获更大范围的信息，同时不会破坏特征图的结构。对比实验验证了其有效性。

7.4 恢复效果比较

由于像差点扩散函数存在空间变化，我们设计了一种全新的架构，以对退化图像进行空间自适应恢复。本节将我们的算法与当前最先进的去模糊方法进行比较。

7.4.1 合成像差图像。为评估所提方法的有效性，我们选择 IRCNN [Zhang 等人 2017], GLRA [Ren 等人 2018] 和 Self-Deblur [Ren 等人 2020]，作为基于模型的优化方法与判别式学习方法相结合的代表。此外，我们还选取了一些基于深度学习的方法进行比较，例如 SRN [Tao 等人 2018],。为确保比较公平，所有最先进的方法均采用相应作者提供的默认设置。值得强调的是，所有这些对比方法都使用数码单反相机（DSLR）和华为荣耀20（手机）的合成数据集重新训练。

为了证明所提方法的空间适应性，我们在评估合成数据时，将恢复结果与其他去模糊方法进行比较。如图11所示，即使

表3。**合成像差校正的定量比较**。对比方法包括 SRN、GLRA、IRCNN、Self-Deblur 和我们提出的网络模型。我们采用峰值信噪比（PSNR）和结构相似性（SSIM）进行比较。

数据集	指标	SRN	GLRA	IRCNN	Self-去模糊	Ours
DSLR	PSNR	43.91	44.13	43.67	44.37	**44.77**
	SSIM	0.996	0.994	0.992	0.996	**0.998**
手机	PSNR	36.28	35.94	36.05	36.22	**37.85**
	SSIM	0.980	0.978	0.975	0.978	**0.986**
DSLR 3×4	PSNR	44.28	44.34	**45.07**	45.04	44.96
	SSIM	0.997	0.995	0.997	**0.999**	0.998
手机 3×4	PSNR	36.98	37.34	37.65	37.72	**38.15**
	SSIM	0.981	0.982	0.983	0.985	**0.988**

手机点扩散函数在不同区域呈现出广泛的空间变化（如图8所示），所提方法仍能对不同视场的退化输入进行空间自适应恢复。IRCNN 是为全局一致的模糊而设计的，因此在棋盘格边缘生成的恢复结果不够理想。由于视场边缘的模糊程度远高于图像中心，全局一致的去模糊方法只能在中心和边缘之间折中。表3展示了定量比较结果。显然，我们的网络架构在合成数据上的表现优于当前最先进的方法。我们认为，这得益于额外的视场输入和可变形残差块，它们赋予所提架构空间适应性。此外，我们将所有数据均匀划分为互相重叠的 3×4 个图像块，并据此重新训练了当前最先进的方法。定量结果如表3所示。我们注意到，数据分块后，基于模型的优化方法在峰值信噪比和结构相似性方面均有显著提升。对于数码单反相机数据集，点扩散函数相对一致，因此 IRCNN 和 Self-Deblur 在模糊程度相对一致的图像块上能够取得更好的定量结果。对于手机数据集，点扩散函数在不同区域呈现出广泛的空间变化，这意味着仅通过划分数据并不能实现更好的恢复效果。缩小图像块尺寸或许能改善恢复结果，但也会增加计算开销。总而言之，我们提出的架构能够高效整合空间信息，且不会占用过多计算资源。

7.4.2 真实测试图像。利用相机拍摄的测试图像（详见第6.2节），我们将所提技术与先进的去模糊方法进行评估。如图12所示，每张测试图像展示两个图像块：一个位于图像中心附近，另一个位于边缘。我们注意到，数码单反相机的点扩散函数相对一致（如图8所示），因此，对于用于

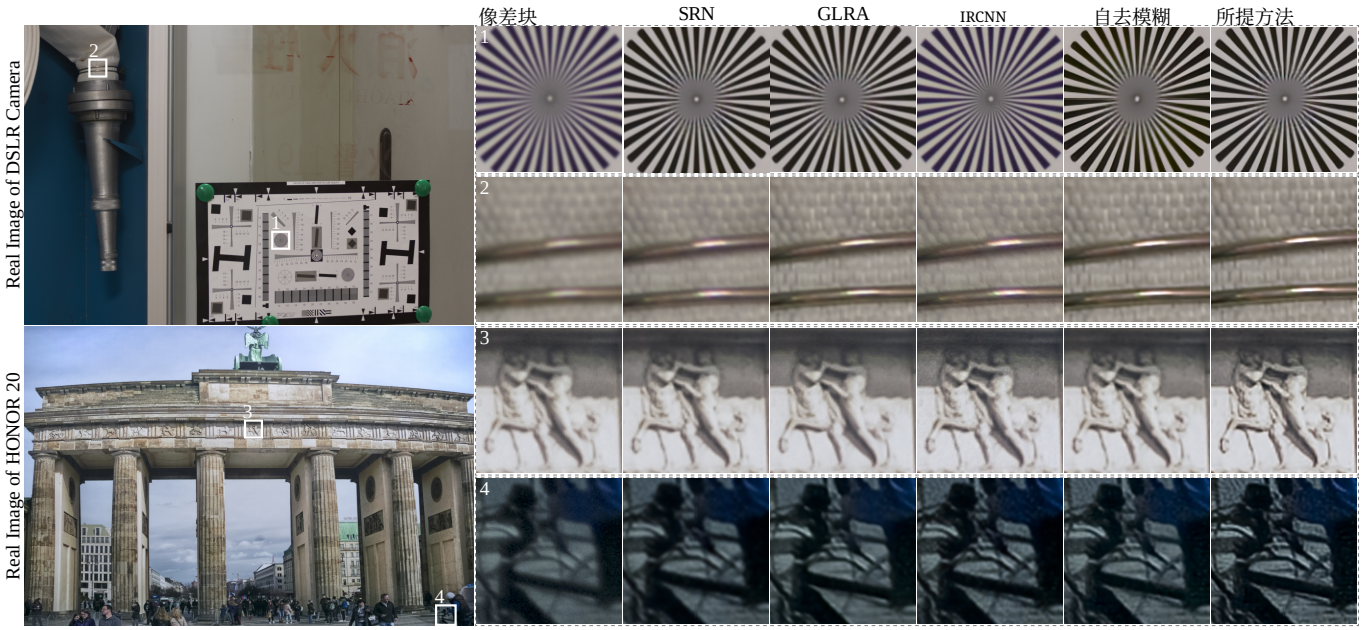

图 12. **真实拍摄图像复原对比**。第一行和第二行展示了数码单反相机镜头的测试结果。第三行和第四行展示了华为荣耀20的结果。在第一列中，我们用白框标出了像差块对应的区域。

处理全局一致模糊的主流去模糊算法而言，各对比方法在中心和边缘区域的复原效果相近。与其他技术相比，所提方法在中心视场的结果与其他方法相似。在图像边缘处，我们对数码单反相机图像的处理结果略优于其他方法。然而，对于点扩散函数在不同区域呈现大范围空间变化的情况（例如手机摄像头），我们的方法优势显著。如图12所示，所提方法在中心和边缘区域的复原效果均优于其他方法。重建结果有效去除了光学像差造成的模糊，而空间自适应网络架构则成功处理了空间变异的点扩散函数，并保留了原始图像的纹理。我们注意到，GLRA 和 IRCNN 的部分结果与所提方法较为接近，但总体而言，我们的方法在不同视场下都能取得更好的效果。必须强调的是，额外的输入对光学像差校正很有用，因为退化与视场信息高度相关。总体而言，我们展示了网络架构的空间适应性。与其他方法相比，所提方法更有效地处理空间变化的点扩散函数，因此适用于光学像差校正。

8 实验评估

在本节中，我们将全面探讨所提方法，并展示其潜在应用。首先，我们评估所提方法在改善调制传递函数、色差和线对分辨率方面的效果。其次，将恢复结果与经华为 ISP 后处理的图像，用于评估将像差校正集成到 ISP系统中的效果。

8.1 调制传递函数和线对每英寸增强

我们比较了退化图像和恢复图像的色差及调制传递函数（MTF）（如图14所示）。尽管所提方法仅使用合成数据进行训练，但仍能恢复出完美的刀口，并显著改善MTF结果。此外，重建图像中红、绿、蓝通道的像素值彼此更加接近，这表明我们的方法能够成功处理不同通道之间的色差。恢复后的色差曲线也进一步证明，RGB 通道之间的偏移更小。此外，每英寸线对数（LPI）的提升如图12所示，其中ISO12233测试图中心区域的线对分辨率得到了提高。值得注意的是，恢复后的MTF结果已接近镜头的衍射极限，而这正是成像设备的物理极限分辨率。

8.2 像差校正与 华为 ISP 对比

所提工作的最终目标是将像差校正模块集成到ISP系统中，以生成近乎完美的图像。在当今的手工设计的ISP中，锐化是减轻光学像差所致模糊的核心方法。遗憾的是，锐化操作在全局范围内保持一致，无法解决空间变化模糊。因此，它会导致视场边缘处的模糊未能消除，并在图像中心产生“振铃”效应（如图2c所示）。图13对比了我们所提处理流程（如图3所示）的结果与HUAWEI ISP生成的图像（**更多结果请参阅补充材料**）。显然，我们所提方法

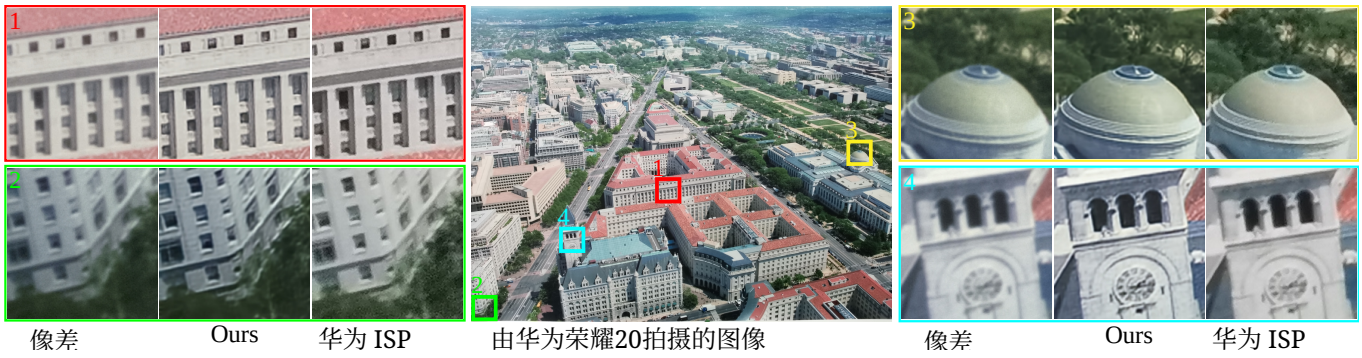

图 13。**像差校正与华为 ISP**。像差校正流程与华为 ISP 的实验结果在图像两侧进行了放大。我们展示了不同视场的图像块以进行验证。

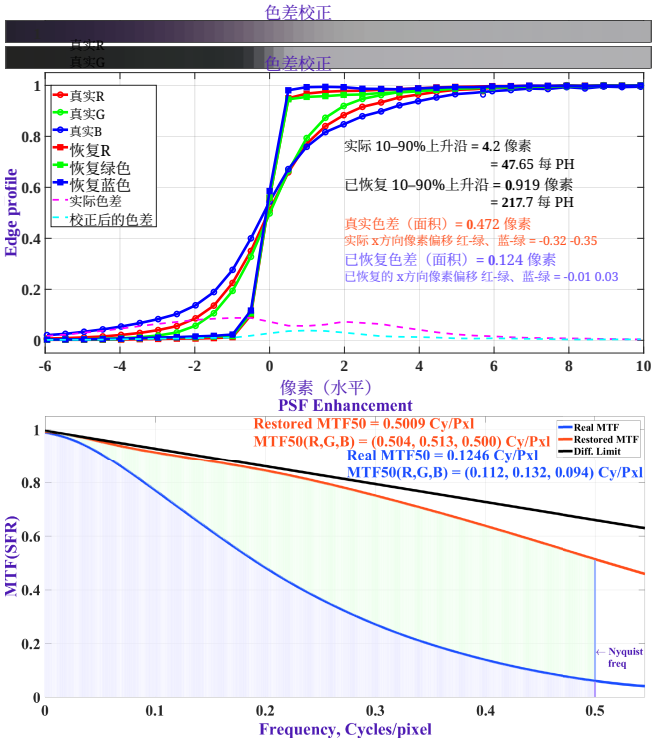

图 14. **色差校正与 MTF 增强**。退化图像检测到的边缘和复原后的边缘绘制于上方。下方依次绘制 RGB 色差、真实图像和重建图像的平均 MTF，以及衍射极限 MTF。我们还展示了色差曲线，以评估 RGB 通道的色散。

能够适应空间变化退化，视觉效果优于HUAWEI的ISP。结合精确的合成数据和定制的复原算法，我们证明了可以通过后处理处理光学像差。这也促使我们使用轻量化镜头实现高质量成像。

9 讨论与结论

本文证明了在后处理系统中校正光学像差是可行的。基于光学点扩散函数模型，我们开发了成像仿真系统。此外，利用仿真生成的合成数据，我们设计了空间自适应网络，以实现有效的像差校正。

更具体地说，我们基于光学点扩散函数模型和数码相机中的 ISP 系统构建了成像仿真系统。虽然现实世界中的镜头千变万化，但只要提供关键参数，就能获得准确的成像结果。通过这种方式，我们为特定相机镜头建立了数据集。此外，为了校正光学设计中的像差，我们提出了一种结合视场信息的空间自适应 CNN，用于处理不同大小和形状的像差。随后，我们使用仿真数据集进行训练，并利用训练得到的网络模型将真实的退化图像映射为恢复结果。我们通过引入视场信息、可变形残差块和上下文块，解决了空间变化模糊和色差问题。与最先进的去模糊方法相比，所提方法能够实现出色的图像质量，并且在处理随空间变化的点扩散函数时效果更佳。此外，我们成功校正了数码单反相机和华为荣耀20的像差，这证明该方法切实可行，能够用于校正像差，并且易于迁移至其他镜头。最后，我们证明，将像差校正集成到现有 ISP 系统中是可行的，并将带来显著的积极效益。

我们发现，引入光学信息和空间自适应能力能够实现更好的恢复效果，但目前的设备仍然无法承担我们后处理系统所需的计算开销。许多现代成像设备配备的专用 NPU 和 AI 芯片，其功能仍局限于场景分类或对低分辨率图像进行后处理。如今，光学设计与成像后处理系统彼此割裂，而我们坚定地认为，光学镜头和 ISP 系统可以分别视为编码器和解码器。通过这种方式，现代成像系统便有望实现镜头-ISP 联合设计。尽管本研究侧重于相机的后处理系统，但我们认为，联合设计光学镜头和 ISP 系统不仅可用于像差校正，还可应用于三维视觉重建等诸多其他任务。

致谢

本研究得到了中国国家自然科学基金（NSFC）项目（批准号：61975175）的资助。我们还感谢华为提供的支持。最后，我们衷心感谢 TOG 审稿人提出的宝贵意见。

参考文献

Abdelrahman Abdelhamed、Stephen Lin 和 Michael S. Brown。2018。面向智能手机相机的高质量去噪数据集。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）论文集。IEEE 计算机学会，盐湖城，694–711。Eirikur Agustsson 和 Radu Timofte。2017。NTIRE 2017 单幅图像超分辨率挑战：数据集与研究。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*）研讨会论文集。IEEE 计算机学会，夏威夷，126–135。Kiarash Ahi。2017。太赫兹点扩散函数的数学建模与太赫兹成像系统仿真。*IEEE* 太赫兹科学与技术汇刊7，6（2017），747–754。https://doi.org/10.1109/TTHZ.2017.2750690 Bevan B Baker 和 Edward Thomas Copson。2003。惠更斯原理的数学理论。第329卷。美国数学学会，波士顿。Max Born 和 Emil Wolf。2013。光学原理：光传播、干涉与衍射的电磁理论。Elsevier，波士顿。Tim Brooks、Ben Mildenhall、Tianfan Xue、Jiawen Chen、Dillon Sharlet 和 Jonathan T Barron。2019。为学习型原始数据去噪对图像进行逆处理。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE 计算机学会，哥伦布，11036–11045。Antoni Buades、Bartomeu Coll 和 J-M Morel。2005。用于图像去噪的非局部算法。载于*2005 IEEE* 计算机学会计算机视觉与模式识别会议（*CVPR'05*），第2卷。IEEE，IEEE，波特兰，60–65。J. Cai、H. Zeng、H. Yong、Z. Cao 和 L. Zhang。2020。迈向真实场景单幅图像超分辨率：全新基准与模型。载于*2019 IEEE/CVF* 国际计算机视觉会议（*ICCV*）。IEEE 计算机学会，慕尼黑，15–463。Meng Chang、Qi Li、冯华军和徐志海。2020。用于单幅图像去噪的空间自适应网络。*arXiv* 预印本 *arXiv:2001.10291* 26，10（2020），171–187。Chen Chen、Qifeng Chen、Jia Xu 和 Vladlen Koltun。2018。学习在黑暗中看见。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，3291–3300。Laurent Condat。2010。一种简单、快速且高效的去马赛克与去噪联合方法。载于*2010 IEEE* 国际图像处理会议。IEEE，IEEE，IEEE，905–908。Jifeng Dai、Haozhi Qi、Yuwen Xiong、Yi Li、Guodong Zhang、Han Hu 和 Yichen Wei。2017。可变形卷积网络。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。IEEE，IEEE，764–773。董超、Chen Change Loy、Kaiming He 和 Xiaoou Tang。2016。利用深度卷积网络进行图像超分辨率。*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊38，2（2016），295–307。https://doi.org/10.1109/ TPAMI.2015.2439281 Eric Dubois。2006。用于自适应频域拜耳去马赛克的滤波器设计。载于*2006* 国际图像处理会议。IEEE，IEEE，IEEE，2705–2708。Alessandro Foi、Mejdi Trimeche、Vladimir Katkovnik 和 Karen Egiazarian。2008。单幅原始数据的实用泊松-高斯噪声建模与拟合。*IEEE* 图像处理汇刊17，10（2008），1737–1754。https: //doi.org/10.1109/TIP.2008.2001399 Arjan Gijsenij、Theo Gevers 和 Joost van de Weijer。2012。通过光度边缘加权改善颜色恒常性。*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊34，5（2012），918–929。https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.197 Samuel W. Hasinoff、Dillon Sharlet、Ryan Geiss、Andrew Adams、Jonathan T. Barron、Florian Kainz、Jiawen Chen 和 Marc Levoy。2016。用于移动相机高动态范围与低照度成像的连拍摄影。*ACM* 图形学汇刊35，6，文章 149（2016年10月），14页。https://doi.org/10.1145/2980179.2980254 Paul Heckbert。1995。傅里叶变换与快速傅里叶变换（FFT）算法。计算机图形学2（1995），15–463。Felix Heide、Mushfiqur Rouf、Matthias B. Hullin、Bjorn Labitzke、Wolfgang Heidrich 和 Andreas Kolb。2013。通过简单镜头实现高质量计算成像。*ACM* 图形学汇刊32，5，文章 149（2013年10月），14页。https://doi.org/ 10.1145/2516971.2516974 Felix Heide、Markus Steinberger、Yun-Ta Tsai、Mushfiqur Rouf、Dawid Pająk、Dikpal Reddy、Orazio Gallo、Jing Liu、Wolfgang Heidrich、Karen Egiazarian、Jan Kautz 和 Kari Pulli。2014。FlexISP：灵活的相机图像处理框架。*ACM* 图形学汇刊33，6，文章 231（2014年11月），13页。https://doi.org/10.1145/ 2661229.2661260 Jörg Herbel、Tomasz Kacprzak、Adam Amara、Alexandre Refregier 和 Aurelien Lucchi。2018。利用深度学习快速建模点扩散函数。*Journal of Cosmology and Astroparticle Physics* 2018，07（2018年7月），054–054。https://doi.org/10.1088/1475- 7516/2018/07/054 K. Hirakawa 和 T.W. Parks。2005。自适应同质性引导去马赛克算法。*IEEE* 图像处理汇刊 14，3（2005），360–369。https: //doi.org/10.1109/TIP.2004.838691 Michael Hirsch 和 Bernhard Scholkopf。2015。光学镜头的自标定。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。IEEE，IEEE，612–620。Andrey Ignatov、Nikolay Kobyshev、Radu Timofte、Kenneth Vanhoey 和 Luc Van Gool。2017。利用深度卷积网络在移动设备上实现数码单反相机级照片质量。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。IEEE，IEEE，3277–3285。Andrey Ignatov、Nikolay Kobyshev、Radu Timofte、Kenneth Vanhoey 和 Luc Van Gool。2018。Wespe：面向数码相机的弱监督照片增强器。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议研讨会论文集。IEEE，IEEE，691–700。Andrey Ignatov 和 Radu Timofte。2019。Ntire 2019 图像增强挑战赛：方法与结果。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议研讨会论文集。IEEE，IEEE，0–0。Andrey Ignatov、Luc Van Gool 和 Radu Timofte。2020。用单一深度学习模型取代移动相机 ISP。载于*IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议研讨会论文集。IEEE，IEEE，536–537。Jurij Jemec、Franjo Pernuš、Boštjan Likar 和 Miran Bürmen。2017。使用虚拟点光源测量二维亚像素点扩散函数。*International journal of computer vision* 121，3（2017），391–402。X. Ji、Cao Y、Tai Y、C. Wang、J. Li 和 F. Huang。2020。通过核估计和噪声注入实现真实场景超分辨率。载于*2020 IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议研讨会（*CVPRW*）。IEEE，IEEE，15–463。Justin Johnson、Alexandre Alahi 和 Li Fei-Fei。2016。用于实时风格迁移和超分辨率的感知损失。载于欧洲计算机视觉会议。施普林格，施普林格，波士顿，694–711。Jiwon Kim、Jung Kwon Lee 和 Kyoung Mu Lee。2016。使用超深卷积网络实现精准图像超分辨率。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，1646–1654。N.M. Kwok、H.Y. Shi、Q.P. Ha、G. Fang、S.Y. Chen 和 X. Jia。2013。使用粒子群优化同时进行图像色彩校正与增强。*Engineering Applications of Artificial Intelligence* 26，10（2013），2356–2371。https://doi.org/10. 1016/j.engappai.2013.07.023 Christian Ledig、Lucas Theis、Ferenc Huszár、Jose Caballero、Andrew Cunningham、Alejandro Acosta、Andrew Aitken、Alykhan Tejani、Johannes Totz、Zehan Wang 等。2017。使用生成对抗网络实现照片级真实感的单幅图像超分辨率。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，4681–4690。Xin Li、Bahadir Gunturk 和 Lei Zhang。2008。图像去马赛克：系统性综述。载于*Visual Communications and Image Processing 2008*，第6822卷。国际光学与光子学学会，IEEE，威尼斯，68221J。Nai-Xiang Lian、Lanlan Chang、Yap-Peng Tan 和 Vitali Zagorodnov。2007。彩色滤光片阵列去马赛克的自适应滤波。*IEEE* 图像处理汇刊 16，10（2007），2515–2525。https://doi.org/10.1109/TIP.2007.904459 Virendra N Mahajan。1982。初级像差的斯特列尔比：圆形和环形光瞳的一些解析结果。*JOSA* 72，9（1982），1258–1266。Zemax 手册。2009。《光学设计程序用户指南》 [R]。David Martin、Charless Fowlkes、Doron Tal 和 Jitendra Malik。2001。一个人工分割自然图像数据库及其在评估分割算法和测量生态统计中的应用。载于第八届*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。*ICCV 2001*，第2卷。IEEE，IEEE，威尼斯，416–423。Kangfu Mei、Juncheng Li、Jiajie Zhang、Haoyu Wu、Jie Li 和 Rui Huang。2019。用于图像去马赛克和增强的高分辨率网络。载于*2019 IEEE/CVF* 国际计算机视觉会议研讨会（*ICCVW*）。IEEE，IEEE，威尼斯，3441–3448。Ali Mosleh、Paul Green、Emmanuel Onzon、Isabelle Begin 和 JM Pierre Langlois。2015。相机内在模糊核估计：一种可靠的框架。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，4961–4968。Seungjun Nah、Tae Hyun Kim 和 Kyoung Mu Lee。2017。用于动态场景去模糊的深度多尺度卷积神经网络。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，3883–3891。Jinshan Pan、Deqing Sun、Hanspeter Pfister 和 Ming-Hsuan Yang。2016。使用暗通道先验进行盲图像去模糊。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，1628–1636。Gunther Paul。2014。惠更斯原理与双曲方程。Academic Press，威尼斯。S Paulin-Henriksson、A Amara、L Voigt、A Refregier 和 SL Bridle。2008。宇宙剪切暗能量研究中的点扩散函数标定要求。*Astronomy & Astrophysics* 484，1（2008），67–77。

彭逸凡、孙麒麟、邓雄、Gordon Wetzstein、Wolfgang Heidrich 和 Felix Heide。2019。利用薄板光学实现学习式大视场成像。*ACM* 图形学汇刊 38，6（2019），219–1。Sivalogeswaran Ratnasingam。2019。深度相机：用于图像信号处理的全卷积神经网络。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议研讨会论文集。IEEE，威尼斯，0–0。任东伟、张凯、王启龙、胡清华和左旺孟。2020。利用深度先验进行神经盲反卷积。载于*IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议。IEEE，威尼斯，3341–3350。任文琦、张佳伟、马林、潘金山、曹小春、左旺孟、刘威和杨明宣。2018。通过广义低秩近似实现深度非盲反卷积。载于神经信息处理系统进展，S. Bengio、H. Wallach、H. Larochelle、K. Grauman、N. Cesa-Bianchi 和 R. Garnett（编），第31卷。Curran Associates, Inc., 57 Morehouse Ln, 雷德胡克，纽约州 12571，美国。https://proceedings.neurips.cc/paper/2018/file/0aa1883c6411f7873cb83dacb17b0afc-Paper.pdf Olaf Ronneberger、Philipp Fischer 和 Thomas Brox。2015。U-net：用于生物医学图像分割的卷积网络。载于医学图像计算与计算机辅助干预国际会议。施普林格，施普林格，威尼斯，234–241。Mehdi SM Sajjadi、Bernhard Scholkopf 和 Michael Hirsch。2017。Enhancenet：通过自动纹理合成实现单幅图像超分辨率。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。施普林格，威尼斯，4491–4500。Manfred R Schroeder。1981。调制传递函数：定义与测量。*Acta Acustica united with Acustica* 49，3（1981），179–182。Christian J. Schuler、Michael Hirsch、Stefan Harmeling 和 Bernhard Schölkopf。2016。学习去模糊。*IEEE* 模式分析与机器智能汇刊 38，7（2016），1439–1451。https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2481418 Yuliy Schwartzburg、Romain Testuz、Andrea Tagliasacchi 和 Mark Pauly。2014。高对比度计算焦散设计。*ACM* 图形学汇刊 33，4，文章74（2014年7月），11页。https://doi.org/10.1145/2601097.2601200 施文哲、Jose Caballero、Ferenc Huszár、Johannes Totz、Andrew P Aitken、Rob Bishop、Daniel Rueckert 和王泽涵。2016。利用高效的亚像素卷积神经网络实现实时单幅图像和视频超分辨率。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。施普林格，威尼斯，1874–1883。Yichang Shih、Brian Guenter 和 Neel Joshi。2012。使用标定镜头仿真进行图像增强。载于欧洲计算机视觉会议。施普林格，施普林格，威尼斯，42–56。Georgii Georgievich Sliusarev。1984。像差与光学设计理论。*ahl* 17，10（1984），1737–1754。Warren J Smith。2005。现代镜头设计。美国数学学会，波士顿。Warren J Smith。2008。现代光学工程。Tata McGraw-Hill Education，波士顿。孙健、曹文飞、徐宗本和Jean Ponce。2015。学习用于非均匀运动去模糊的卷积神经网络。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，769–777。孙天成、彭逸凡和Wolfgang Heidrich。2017。重新审视用于色差校正的跨通道信息传递。载于*IEEE* 国际计算机视觉会议论文集。IEEE，威尼斯，3248–3256。陶欣、高宏云、沈晓勇、王珏和贾佳亚。2018。用于深度图像去模糊的尺度循环网络。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，8174–8182。Joost van de Weijer、Theo Gevers 和 Arjan Gijsenij。2007。基于边缘的颜色恒常性。*IEEE* 图像处理汇刊 16，9（2007），2207–2214。https://doi.org/10.1109/TIP.2007.901808 Andrea Vedaldi 和 Brian Fulkerson。2010。VLFeat：一个开放、可移植的计算机视觉算法库。载于第*18*届 *ACM* 多媒体国际会议论文集。IEEE，威尼斯，1469–1472。王心涛、Kelvin CK Chan、余科、董超和Chen Change Loy。2019。EDVR：采用增强型可变形卷积网络的视频复原。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议研讨会论文集。IEEE，威尼斯，0–0。王心涛、余科、吴世翔、顾金金、刘一昊、董超、乔宇和Chen Change Loy。2018。ESRGAN：增强型超分辨率生成对抗网络。载于欧洲计算机视觉会议（*ECCV*）研讨会论文集。IEEE，威尼斯，0–0。Volker Westphal、Andrew M Rollins、Sunita Radhakrishnan 和 Joseph A Izatt。2002。应用费马原理校正光学相干断层成像中的几何与折射图像畸变。*Optics Express* 10，9（2002），397–404。严青森、龚东、施勤丰、Anton van den Hengel、沈春华、Ian Reid 和张亚宁。2019。用于无鬼影高动态范围成像的注意力引导网络。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，1751–1760。张凯、左旺孟、顾书航和张磊。2017。学习用于图像复原的深度卷积神经网络去噪器先验。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议。IEEE，威尼斯，3929–3938。Xuaner Zhang、Qifeng Chen、Ren Ng 和 Vladlen Koltun。2019。通过变焦进行学习，学习如何变焦。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，3762–3770。LI Zhenggang。2016。潜望式镜头和终端设备。美国专利 9,523,847。Xizhou Zhu、Han Hu、Stephen Lin 和 JifengDai。2019。可变形卷积网络 v2：更强的变形能力，带来更好的结果。载于*IEEE* 计算机视觉与模式识别会议论文集。IEEE，威尼斯，9308–9316。