大规模生产中的移动终端计算光学

Shiqi Chen、Ting Lin、Huajun Feng、Zhihai Xu、Qi Li 和 Yueting Chen

摘要—校正相机的光学像差和制造偏差是一项具有挑战性的任务。由于体积限制和大规模生产的需求，现有移动终端无法校正光学退化。在本研究中，我们系统地构建了扰动透镜系统模型，用于阐明偏离的系统参数与从照片中测量的空间频率响应（空间频率响应）之间的关系。为进一步解决这一问题，我们基于该模型提出了一种优化框架，通过加工样品的空间频率响应构建代理相机。利用代理相机，我们合成了数据对，其中编码了光学像差和随机制造偏差，用于训练基于学习的算法。在像差校正方面，尽管近年来卷积神经网络已展现出良好的效果，但其难以泛化到随机加工偏差。因此，我们提出了一种扩张全维动态卷积（DOConv），并将其应用于后处理中，以应对制造退化。对两种代表性设备的多个样品进行的大量实验表明，所提出的优化框架能够准确构建代理相机。此外，该动态处理模型能够良好适应不同相机的制造偏差，实现完美的计算摄影。评估结果表明，所提出的方法弥合了光学设计、系统加工和后处理流程之间的鸿沟，为图像信号接收（透镜和传感器）与图像信号处理（ISP）的联合提供了新的思路。

索引词—光学 cal 公差分析、成像仿真、计算摄影、动态卷积、移动ISP系统 .

arXiv:2305.05886v1 [cs.CV] 10 May 2023

1 引言

N

在成像系统的加工与装配过程中，偏转和制造偏差会影响透镜的形状和位置 [1]。即使细微的形状或位置变化，也会引入额外的像差，从而显著降低相机的光学性能 [2]。具体而言，偏转会导致对称视场（FoV）的点扩散函数（PSF）出现差异（**图** 1a），而制造偏差会导致空间频率响应（SFR）整体下降（**图** 2c）。因此，分析理想状态与实际制造之间的偏差，是成像系统光机设计中的关键问题，对于提高加工质量和控制成本至关重要 [3], [4]。

我们希望估算理想设计与实际生产设备之间的差距，以便在 ISP 系统中进行定向复原 [5]。近年来，这一研究方向取得了显著进展 [6]。在商业领域，现有的光学设计程序已集成公差分析，用于评估扰动系统的性能 [7] ，或根据测量指标计算各参数的偏差范围 [8], 例如调制传递函数（MTF）。然而，将这些公差分析流程应用于特定加工样品时，仍面临一些挑战 [1]。其中一个问题是，公差通常凭经验选取，或依据性能要求确定，而未考虑实际加工流程 {v1}。另一项挑战是公差分析指标与空间频率响应（SFR）测量之间存在固有差距[10]。这一理论差异导致公差分析程序预测的偏差更大。在学术界，具有代表性的研究包括局部优化 [11], ，即通过像素级点扩散函数差异来调整系统参数；以及近期提出的端到端光学系统优化 [12], [13], ，即通过图像到图像的渲染或深度学习模型优化系统。尽管如此，现有方法仍存在若干局限。例如，这些优化会受到实际测量噪声的显著影响 [14]。此外，可微框架需要大量成对数据，而理想图像或光学参数及其对应的点扩散函数都极难获取 [15]。

本文致力于为 ISP 系统提供一个基础解决方案——弥合光学与后处理之间的差距。我们在**图** 1b中展示了一个示例：制造样品的测量结果略有不同，但经过处理后，得到的复原效果却相似。经典的 ISP 系统采用逐步处理流程，各个模块依次级联 [16]。这种分离降低了各模块的处理难度，但也使细微误差在后续操作中逐渐累积 [17]。为此，近期研究采用端到端方法，将拜耳模式数据映射为 sRGB 图像 [18]。然而，针对每台相机采集密集标注数据既耗时，而巨大的计算开销也是将其部署到移动终端的关键限制 [19]。

在这项工作中，我们主要关注光学设计、系统制造和 ISP 系统之间的联系。A

• *ShiqiChen*、*Ting Lin*、*Huajun Feng*、*Zhihai Xu*、*QiLi* 和 *Yueting Chen* 均任职于中国杭州 *310000* 浙江大学现代光学仪器国家重点实验室。

• 通讯作者：*Yueting Chen*（电子邮箱：*chenyt@zju.edu.cn*）

• 本研究得到民用航天预先研究项目（编号 *D040104*）和国家自然科学基金（编号 *61975175*）的资助。

稿件收到日期：*2022*年*4*月*8*日。

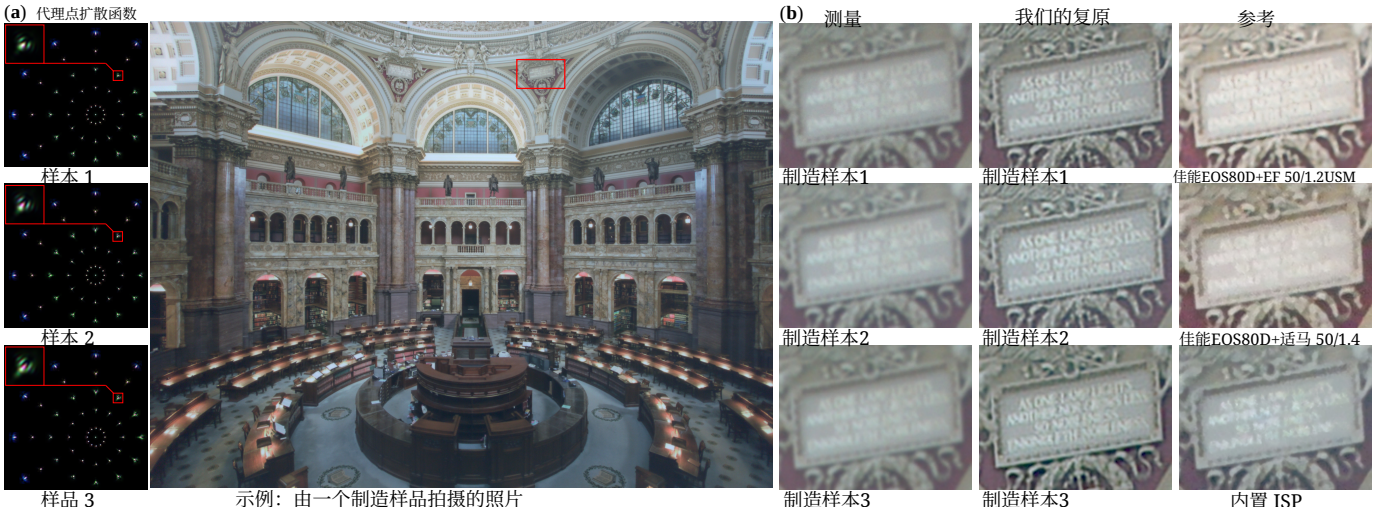

图 1. **制造偏差适配与比较**。(a) 代理相机根据不同加工样品计算出的中心对称点扩散函数 **(放大查看效果更佳)**。(b) 同一场景下拍摄照片的放大比较。我们展示了每部**手机** 测得的劣化（转换为 sRGB 以便可视化），以及通过相同 ISP流程得到的复原结果。此外还展示了高端数码单反相机的结果作为参考（在相同光圈下拍摄以供比较）。

提出了一种扰动模型，用于描述偏离参数对几何图像评价指标（例如 SFR）的影响。与通过出瞳波前计算指标的方法（光学设计程序中采用的方法）不同，我们采用成像仿真来获取真实感照片，并通过 SFR 测量 MTF，这一过程遵循成像形成和指标评价的流程。此外，该方法还提供了一个优化框架，可根据测量指标估计受到扰动的参数。通过这种方式，构建了一个成像结果接近真实情况的代理相机。它充当实际相机与后续 ISP 协同设计的桥梁。

此外，我们提出了一种基于 DOConv 的全新动态后处理架构，旨在通过单一模型处理各种系统扰动所引起的劣化。结合代理相机的成像仿真，我们将级联模块的累积误差以及系统扰动引起的劣化编码到数据对中，用于动态模型的训练。该模型能够以较低的计算开销实现对各种加工样品光学劣化的校正。我们的方法能够以极低的指标测量成本轻松适配到新型相机设备中，从而避免耗时的数据对采集过程。

我们在两种成像系统上评估了所提出的方法：定制的数码单反相机和华为荣耀 20 Pro（手机），且已知两种相机的理想光学参数。评估内容包括代理相机的构建精度、动态后处理模型对扰动的适应性，以及该方法对下游视觉应用（即目标检测、光学字符识别）的益处。大量实验表明，我们的方法有望将光学加工与后处理相结合，从而实现定向复原。实验结果与高端数码单反镜头相当，有时甚至更胜一筹（手机的复原结果见**图 1**）。

我们的主要贡献总结如下：

- 我们基于成像过程构建了一个受扰光学系统模型，阐明了系统参数的扰动与测得的空间频率响应之间的关系。我们证明了所提出的扰动模型优于现有光学公差分析流程。

- 我们提出了一种优化方法，根据从实际制造样品测得的空间频率响应，推断系统扰动，以期构建成像结果接近现实的代理相机。这些代理相机将生成用于表征光学退化映射的数据对，从而能够快速适应大规模生产中新设备的数据采集。

- 我们提出扩张全维动态卷积（DOConv），并将其应用于后处理，以应对空间变化像差和随机加工偏差。它可以嵌入现有的 ISP系统中，并纠正模块级联所累积的误差。

本文结构安排如下。第 2 节回顾相关研究。第 3 节介绍光学扰动模型，以及用于构建代理相机的优化方法。第 4 节详细介绍动态后处理流程。第 5 节对我们的方法进行定量和定性实验分析。第 6 节探讨所提方法的潜在应用。第 7 节总结全文并进行讨论。

2 相关工作

光学退化校正是计算摄影中的一项综合性任务，需要算法与光学系统协同工作。额外的加工偏差给解决这一问题带来了重大挑战。本节将概述端到端光学系统优化和 ISP 系统。

2.1 端到端光学系统优化

光学设计师通常根据经验或性能要求选择公差，在此过程中，系统偏差会在公差范围内随机采样，以确定大规模生产中的统计劣化 [20]。然而，这一过程没有考虑实际的加工流程，对于特定的制造样品而言毫无意义 [1]。除自上而下的公差分析外，许多研究还通过多项式（泽尼克）拟合或凸优化来推断系统参数 [7], [8],[21]。对于多系数系统而言，多项式拟合所得的预测范围通常比实际范围更宽 [22]。一些研究利用测量得到的点扩散函数或图像，对整个系统进行微调并执行定向复原 [11]。然而，实际测量中引入的噪声很容易影响这些方法，因为它们由逐像素均方误差（MSE）评估所引导 [14]。近期，一些研究提出以可微分的方式联合优化光学参数和后处理系统，其中傅里叶光学模型 [23]，、图像到图像渲染 [12], 和代理深度学习模型 [13] 被用于构建端到端处理流程。然而，当端到端优化应用于具有大视场的复杂系统时，存在一些局限性（详见**补充文件**）。

我们对理想系统进行修改，构建一台代理相机。与实际设备相比，其系统偏差可能不够精确，但成像结果相近。所提出的方法通过几何光学图像评估来指导优化，因此较不易受噪声影响。我们证明，基于物理的框架能够针对不同噪声水平，为各种加工样品和工件生成逼真的成像结果。

2.2 移动图像信号处理系统

人们投入了大量精力进行图像后处理，以校正光学退化 [24], [25], [26],[27], [28], [29]。传统的反卷积方法利用多个图像先验，通过迭代或相互优化来获取潜在图像 [30], [31]。遗憾的是，这些方法难以有效应对空间变化退化，因此难以应用于实时成像 [32]。现有的移动 ISP 系统将处理过程划分为多个步骤：白平衡 [33], [34], [35], 去噪 [36],[37], 拜耳阵列插值 [38], [39], [40], 色彩校正 [41], 等等。将任务拆分为独立模块有助于降低处理开销，但某个模块产生的误差会在后续步骤中不断累积并放大，导致输出错误 [18]。

近期研究提出使用深度学习模型替代级联式 ISP 系统，以解决这一问题 [19],[42]。此类模型完全由数据驱动，同时具备实时成像的潜力。 [18] 提出通过使用手机和高端数码单反相机拍摄同一场景来收集数据对。然而，这种数据构建过程耗时较长，并且对于新设备的可移植性较差 [43]。近期研究通过对理想系统进行成像仿真来获取数据对 [28], ，但未考虑制造过程中引入的加工偏差。因此，训练数据与实际拍摄图像之间存在明显的领域差距，导致其对实际场景中的任意处理样本都表现出不理想的泛化能力 [44]。

相机生产过程中引入的加工退化增加了后处理算法的难度。上述深度学习方法在推理阶段是固定的，无法自适应地处理输入特征的劣化 [45]。我们注意到，许多方法采用注意力机制或 Transformer，赋予网络动态处理能力 [46], [47], [48], [49]。在大规模数据上，这些模型的表现优于静态模型；但在分布相对单一的数据上，它们往往会过拟合 [50], [51]。

在本研究中，我们采用多个代理相机来合成逼真的数据，以训练动态模型。所提出的方法成功修复了复杂分布下的光学劣化，并实现了对具有不同偏差的样本进行自适应后处理。

3 受扰光学系统模型

给定镜头处方参数和实际制造样品，我们的目标是构建一台代理相机，使其成像结果与制造设备的成像结果较为接近。与理想设计流程不同，几何光学成像评估（例如空间频率响应）通常会受到制造和安装组件所引入偏差的影响。此外，传感器的离散采样和噪声在测量中也不可忽略。因此，在下文第 3.1 节中，我们将首先分析受扰光学系统的成像过程，以建立系统参数扰动与测得的空间频率响应之间的关系。随后在第 3.2 节中，我们将详细介绍构建代理相机的方法。

3.1 几何光学图像评估

一般而言，相机主要由光学镜头和光传感器组成，前者收集场景信息，后者记录信号的强度。由于不可避免的制造偏差，相机收集到的场景光线在传播过程中会发生意外偏折，导致图像退化，且各项指标不理想。为对系统扰动及其对空间频率响应测量的影响进行建模，我们考虑在一个采用偏置系数建模的相机中追踪入射光线的情况。

3.1.1 扰动的系统系数

光线与曲面交点 入射光线的空间坐标$(x,\ y,\ z)$如下：

$$x = x_0 + ks, y = y_0 + ls, z = z_0 + ms, \tag{1}$$

这里， s 是从光源点(x_0, y_0, z_0)沿光线测量的距离参数，而 $D\ = (k, l, m)$ 是归一化方向向量。移动相机中遇到的一般曲面可表示为：

$$F(x, y, z) = z - \frac{\widetilde{c}\rho^2}{1 + \sqrt{1 - (1 + \widetilde{k})\widetilde{c}^2\rho^2}} - \sum_{j=1}^{\mathcal{N}} \widetilde{A}_{2j}\rho^{2j}, \tag{2}$$

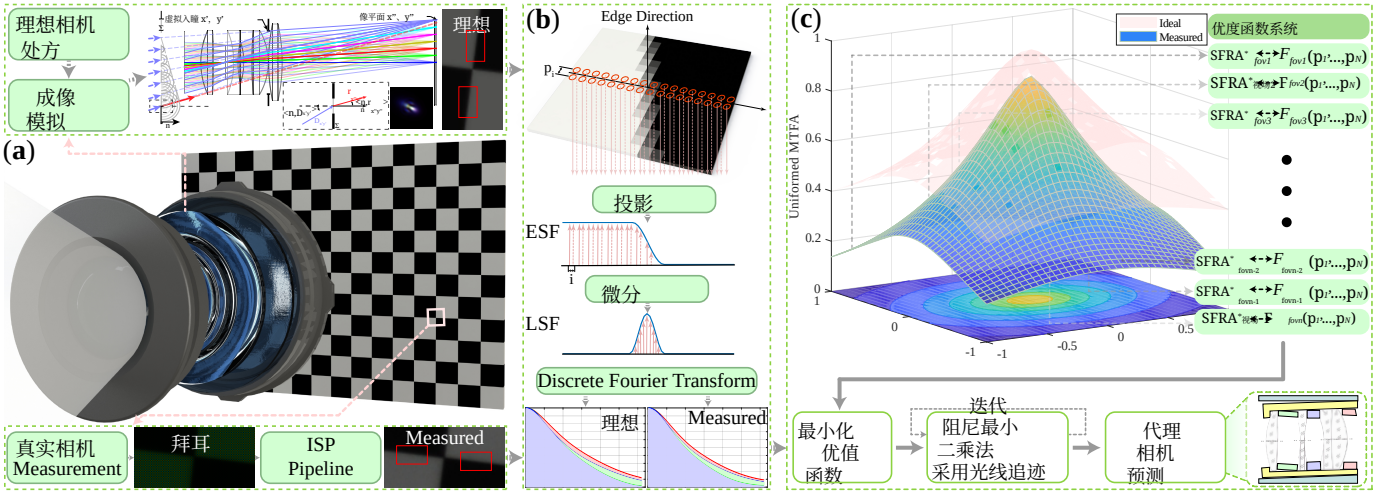

图 2. **受扰光学系统模型概述**。(a) 我们利用相机参数（上）模拟理想边缘的成像结果，并通过真实设备拍摄获取测量边缘（下）。(b) 从边缘剖面到空间频率响应的处理流程包括投影、微分和离散傅里叶变换。通过这种方式，我们获得理想设计和测量边缘的 SFRA（详见第 3.1.2 节）。(c) 将测得的空间频率响应作为目标，通过阻尼最小二乘迭代优化系统参数并预测代理相机（详见第 3.2 节）。

其中，$\rho = \frac{z}{\sqrt{x^2+y^2}}$ 是沿光轴方向的坐标。$\tilde{}$是表面点到光轴的距离。$\tilde{c}$ 是扰动后的顶点曲率，k 是扰动后的圆锥常数。$\tilde{A}_{2j}$ 是扰动后的幂次非球面系数，其中 $\mathcal{N}$ 是非球面的总阶数。为确定光线与曲面交点，我们采用牛顿-拉夫逊迭代法求得一个值 s，使得公式 (1) 中的坐标值(x, y, z) 满足曲面公式 (2)。在每次迭代 i中，距离参数 s按如下方式更新：

$$s_{i+1} = s_i - F(x_i, y_i, z_i)/F'(x_i, y_i, z_i), \tag{3}$$

其中 $(x_i, y_i, z_i) = (x, y, z)|_{s_i}$ 以及：

$$F'(X_i, Y_i, Z_i) = (F_x)_i k + (F_y)_i l + (F_z)_i m, \tag{4}$$

此处$(F_x)_i$ 表示在(x_i, y_i, z_i)处计算的 $\partial F/\partial x$。针对$(F_y)_i$ 和$(F_z)_i$ 也执行类似计算。当满足以下条件时，迭代过程以值 s_i 终止

$$|s_i - s_{i-1}| < \epsilon', \tag{5}$$

其中，ϵ' 是一个预先设定的小值，可根据所需的精度进行调整。确定交点后，我们根据斯涅尔定律计算折射后的方向向量：

$$\tilde{n'} \cdot \mathbf{D}' \times \mathbf{r} = \tilde{n} \cdot \mathbf{D} \times \mathbf{r}, \tag{6}$$

其中，$\tilde{n}$ 和 $\tilde{n}'$ 是光线入射和折射所在介质的扰动折射率，该介质由 d光的材料扰动建模（即，折射率 $\tilde{n}_d$ 和阿贝数 $\tilde{v}_d$）。有关材料扰动模型的详细信息，请参阅**补充文件**。$\mathbf{D}' = (k', l', m')$ 是表示折射光线方向的单位向量。$\mathbf{r} = (K, L, M)$ 是交点处曲面的法向量。根据式（6），向量$\mathbf{D}$、$\mathbf{D}'$和$\mathbf{r}$ 共面，因此可将$\mathbf{D}'$ 表示为$\mathbf{D}$ 和$\mathbf{r}$的线性组合：

$$\mathbf{D}' = \mu\mathbf{D} + \Gamma\mathbf{r}, \tag{7}$$

其中，$\mu = n/n'$ 和 Γ 是待定乘数。将式（7）的各分量平方后相加，可得到关于 Γ的一元二次方程，其解析解很容易求得：

$$\begin{aligned} &\Gamma^2 + 2a\Gamma + b = 0, \\ &a = \mu(kK + lL + mM)/(K^2 + L^2 + M^2), \\ &b = (\mu^2 - 1)/(K^2 + L^2 + M^2), \end{aligned} \tag{8}$$

面间传递 除了旋转对称系统中的追迹过程外，在真实相机中光传播时，光学元件的倾斜也是需要考虑的重要因素。我们使用欧拉角对曲面的倾斜进行建模，通过三次连续的$\tilde{}$旋转 t_{zx}、t_{yz}、t_{xy}，在光轴系统与元件系统之间切换光线数据：

$$\begin{pmatrix} \overline{x} & \overline{k} \\ \overline{y} & \overline{l} \\ \overline{z} & \overline{m} \end{pmatrix} = R \begin{pmatrix} x - x_\xi & k \\ y - y_\xi & l \\ z - z_\xi & m \end{pmatrix}, \tag{9}$$

其中，(x_ξ, y_ξ, z_ξ) 是参考坐标系的原点。而用$(\cdot)$ 表示的字母是变换系统的光线数据。R 表示如下：

$$\begin{pmatrix} \cos\tilde{\gamma} & -\sin\tilde{\gamma} & 0 \\ \sin\tilde{\gamma} & \cos\tilde{\gamma} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\tilde{\beta} & -\sin\tilde{\beta} \\ 0 & \sin\tilde{\beta} & \cos\tilde{\beta} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos\tilde{\alpha} & 0 & -\sin\tilde{\alpha} \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\tilde{\alpha} & 0 & \cos\tilde{\alpha} \end{pmatrix}, \tag{10}$$

$\tilde{}$其中，$\tilde{\alpha} = t_{zx}$、$\tilde{\beta} = t_{yz}$、$\tilde{\gamma} = t_{xy}$ 是参考系与变换系之间的夹角。

坐标系变换后，首先沿着受扰动的厚度矢量 d（由范数 l 和方向余弦 (d_x, d_y, d_z)表示）追迹 $\tilde{}$光线，以处理从一个曲面到下一个曲面的传播：

$$s = (\tilde{l} \cdot \tilde{d}_z - \overline{z})/m, x = \overline{x} + ks - \tilde{l} \cdot \tilde{d}_x, y = \overline{y} + ls - \tilde{l} \cdot \tilde{d}_y, \tag{11}$$

这样，我们便同时对厚度扰动和偏心进行建模。关于偏心的详细说明，请参阅**补充文件**。光线在两个曲面之间传播后，根据式（9）将光线数据转换到后一曲面的坐标系中。

随后依次对后续曲面重复上述步骤，直至到达传感器平面，并记录每条光线的光线数据和光程。

总之，通过逐面光线追迹对受扰光学系统及其对入射光线的影响进行建模。我们考虑所有光学元件可能受到的扰动，以构建基于物理过程的真实模型（具体配置列于**补充文件**中）。记录的光线数据用于建立受扰系数与SFR测量之间的联系，后文将对此进行说明。

3.1.2 通过成像仿真进行*SFR*测量

在光学设计过程中，对出瞳平面上的连续波前进行傅里叶变换，即可得到成像系统的MTF。然而，在几何光学图像评估中，通常通过对传感器捕获的线扩散函数（LSF）进行傅里叶变换，来获得SFR（相当于系统的MTF）。如**补充文件**附录A所示，传感器的离散采样和噪声会导致SFR出现差异。因此，我们采用成像仿真技术合成逼真的边缘图像，以确保仿真与测量中计算SFR的过程相似。成像仿真除了要考虑通过光线追迹计算出的像差，还需考虑光学孔径引起的衍射效应。因此，我们将光线（在第3.1.1节中计算）从传感器平面反向追迹至出瞳，并将每条光线视为惠更斯子波的一个源。设光线在瞳面上的坐标为$(x',\ y',\ z')$，在传感器平面上的坐标为$(x'',\ y'',\ z'')$，则传感器上的复振幅由球面子波的复振幅叠加而成：

$$\mathbf{E}_{x''y''}(\mathbf{l}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{K})=\sum_{y'}\sum_{x'}a_0\frac{e^{ik\mathbf{l}_{x'y'}}}{\mathbf{l}_{x'y'}}\frac{e^{ik\mathbf{r}_{x'y'}}}{\mathbf{r}_{x'y'}}\mathbf{K},\quad(12)$$

其中，$l_{x'y'}$ 是从光源$(x_0,\ y_0,\ z_0)$到$(x',\ y',\ z')$的光程。$k=2\pi/\lambda$，而 λ 是光线的波长。$r_{x''y''}=(x''-x',\ y''-y',\ z''-z')$ 表示子波的传播方向。$\mathbf{K}$ 是子波的倾斜因子，其定义如下：

$$\mathbf{K}(\mathbf{D}_{x'y'},\mathbf{r}_{x''y''},\mathbf{n})=\frac{1}{2}[\cos\langle\mathbf{n},\mathbf{r}_{x''y''}\rangle-\cos\langle\mathbf{n},\mathbf{D}_{x'y'}\rangle],\quad(13)$$

其中$\mathbf{n}$ 是出瞳平面的单位法向量，$\cos\langle\cdot,\cdot\rangle$ 表示计算两个向量夹角余弦值的运算。$\mathbf{n}$、$\mathbf{D_{x'y'}}$和$\mathbf{r_{x''y''}}$之间的关系在**图** 2中放大显示。将复振幅与其共轭相乘，即可得到传感器平面上的强度：

$$I_{x''y''}=\mathbf{E}_{x''y''}\cdot\mathbf{E}^*_{x''y''},\quad(14)$$

通过这种方式，我们可以获得该视场在不同波长下的点扩散函数 $I_{fovi}(\lambda)$ 。边缘的成像仿真为：

$$J_e=\int\mathcal{C}_e(\lambda)\cdot I_{fovi}(\lambda)d\lambda*L_e+N_e.\quad(15)$$

这里 $\mathcal{C}_e(\lambda)$ 是传感器波长响应。J_e、L_e 和 N_e分别是观测边缘、潜在理想边缘和合成的噪声图像。有关成像仿真实现的详情，请参阅 [28] 。

模拟出与实际观测相似的退化边缘后，我们按照**图** 2b所示的流程测量空间频率响应。首先，我们将所有像素沿倾斜方向投影，得到边缘扩散函数（ESF）。其次，将像素尺寸 p_i 的四分之一作为新的采样间隔，并对落在同一采样间隔内的所有像素值取平均，以表示重采样间隔 i 的值。**此操作是减轻噪声影响的关键**。第三，对 ESF 求导得到线扩散函数（LSF），并计算 LSF 的离散傅里叶变换。傅里叶频谱的归一化幅值即为测得的空间频率响应。通过这种方式，我们构建了一个基于物理的流程，以弥合扰动系统参数与 SFR测量之间的差距。

3.2 代理相机构建

本节介绍一种优化框架，用于构建代理相机，使其成像仿真结果与目标设备拍摄的照片相似。如第 3.1 节所示，由于空间频率响应与扰动系统参数之间存在高度非线性关系，因此无法通过解析方法预测相机的实际偏差。为近似求解，需要进行连续迭代。然而，直接将空间频率响应序列设为目标并不现实，因为随着采样密度增加，计算开销将呈指数级增长。因此，我们将 SFRA（测得的空间频率响应与坐标轴之间的面积）用作优化目标：

$$SFRA^*_{fovi}=Area(SFR),\quad(16)$$

我们使用阻尼最小二乘法求解代理相机 [52] 的系统解。设第 3.1.1 节所示的扰动参数为 $p_1,\ p_2,\ \cdots,\ p_N$，其中 N 为参数数量。模拟 SFRA 的计算可表示为：

$$SFRA_{fovi}=Area[F_{fovi}(p_1,p_2,\cdots,p_N)],\quad(17)$$

这里，F_{fovi} 表示按照第 3.1 节详述的方法计算空间频率响应的操作。矩阵-向量形式的阻尼评价函数 $\phi(\vec{P})$ 构造如下：

$$\phi(\vec{P})=\vec{f}^T\vec{f}+\epsilon\Delta\vec{P}^T\Delta\vec{P},\quad(18)$$

其中，ϵ 为阻尼因子。ΔP 和 f 如下：

$$\begin{aligned}&\vec{P}_{k+1}=(p_1^{k+1},\cdots,p_N^{k+1})^{\mathrm{T}},\vec{P}_k=(p_1^k,\cdots,p_N^k)^{\mathrm{T}},\\&\Delta\vec{P}_k=\vec{P}_{k+1}-\vec{P}_k,\qquad\vec{f}=(f_1,f_2,\cdots,f_M)^{\mathrm{T}},\end{aligned}\quad(19)$$

$\vec{P}_{k+1}$ 和 $\vec{P}_k$ 是经过 k $k+1$ 次迭代后的系统参数。ΔP_k 是预测的线性修正。f 是差分向量，其中 $f_i=SFRA^*_{fovi}-SFRA_{fovi}$和 M是采样视场的数量。根据多元函数的极值理论，优值函数在其梯度为零处取得最小值：

$$grad\ \phi(\vec{P})=A^{\mathrm{T}}\vec{f}+\epsilon\Delta\vec{P}=0,\quad(20)$$

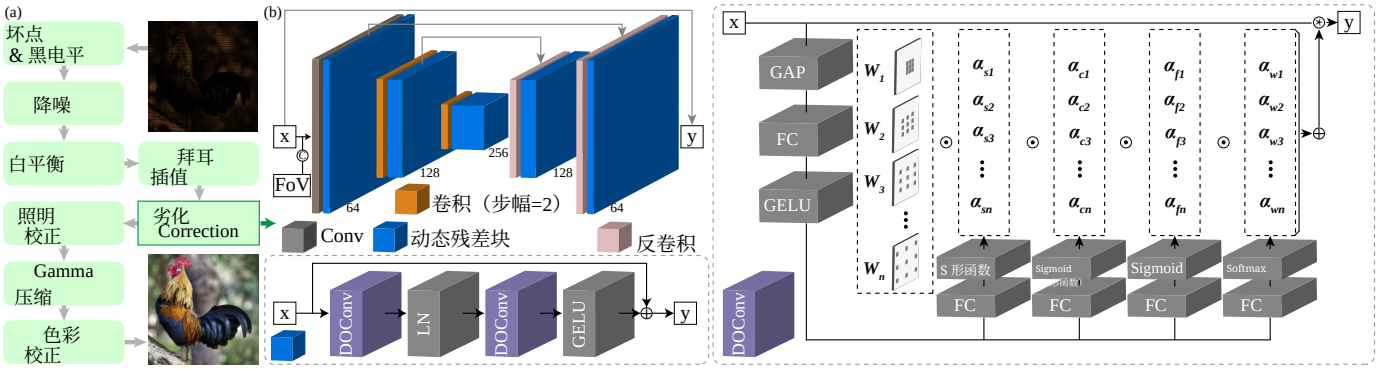

图3. **动态后处理流程概述**。(a) 将光学退化校正模块嵌入移动终端的 ISP 流程中。(b) 我们提出了一种基于扩张全维动态卷积的动态后处理模型，旨在自适应地应对随机制造偏差。所有层配置均以不同颜色的块标示。

算法1代理相机构建

要求： 系统参数 P_0，测量值 $SFRA^*_{fovi}$

$k \leftarrow 0$，以及 $\vec{f}_k$，$A_k \leftarrow Merit(\vec{P}_k,\ SFRA^*_{fovi})$

当 $||A_k^{\mathrm{T}}\ \vec{f}_k + \epsilon\Delta\vec{P}_k|| \gg 0$ **执行**

  $\Delta\vec{P}_k \leftarrow -(A_k^{\mathrm{T}}A_k + \epsilon I)^{-1}A_k^{\mathrm{T}}\vec{f}_k$

  $\vec{P}_{k+1} \leftarrow \vec{P}_k + \Delta\vec{P}_k$

  $k \leftarrow k+1$，以及 $\vec{f}_k, A_k \leftarrow Merit(\vec{P}_k, SFRA^*_{fovi})$

结束循环

返回 $\vec{P}_k$

功能： $Merit(\vec{P}_k, SFRA^*_{fovi})$

对 i=1: M **执行**

  使用公式（1）至公式（15）进行边缘成像仿真

  从合成边缘测量 SFRA，如图 2b 所示

  $\vec{f}_i \leftarrow SFRA^*_{fovi} - SFRA_{fovi}$

  对 j=1: N **执行**

    $A_{ij} = (\vec{f}(\cdots, p_j^k + \Delta p_j, \cdots) - \vec{f}_k)/\Delta p_j$

  循环结束

循环结束

返回 $\vec{f}_k, A_k$

这里的 $A \in \mathbb{R}^{M\times N}$ 是偏导数矩阵（$A_{mn} = \partial f_m/\partial p_n$，其中 $m \in [1, M]$ 和 $n \in [1, N]$），实现时可通过差商计算。

遗憾的是，f 是一个非线性函数，其中变量 P 无法直接求解。因此，通过在 P_k 处对 f 进行泰勒级数展开，进行线性近似：

$$\hat{f} = \vec{f}_k + A\Delta\vec{P}_k, \tag{21}$$

其中，f_k 是偏差参数 P_k 的 f。需要注意的是，该近似仅能在 P_k 的小范围内保证线性精度，因此在 ΔP_k 上设置阻尼，以控制步长。将式（21）代入式（20）中的 f，经过 k 次迭代后，可推导出 ΔP_k：

$$\Delta\vec{P}_k = -(A_k^{\mathrm{T}}A_k + \epsilon I)^{-1}A_k^{\mathrm{T}}\vec{f}_k. \tag{22}$$

这里，A_k 是 A 的 P_k，I 是单位矩阵。而预测的系统参数经过 $k+1$ 次迭代后为 $P_{k+1} = P_k + \Delta P_k$。

我们还注意到，每个系统参数对优值函数的贡献各不相同。因此，我们根据每个参数的非线性程度动态调整其阻尼因子 ϵ，解的非线性程度为 ΔP，具体说明见**补充文件**。通过这种方式，优化从**图** 2a进行到**图** 2c，直至解的梯度（式（20））接近于零。

总之，我们展示了受扰光学系统模型，以及基于SFR测量构建代理相机的方法。**所提出的方法与第2节.1中的其他端到端优化方法相比，具有三项显著优势。首先，由于SFR测量中的重采样，我们的优化框架对噪声不敏感。其次，我们的成像仿真考虑了光学孔径造成的衍射效应，因此比单纯的光线追迹更准确。第三，我们考虑了所有元件可能受到的扰动，因此更真实地遵循物理过程**（深入比较见**补充文件**）。因此，我们将代理相机与原始图像的物理成像流程结合，执行真实的成像仿真，为基于深度学习的重建生成数据对。

4 动态处理 ISP

为了消除相机间制造偏差和空间变化的光学像差，后处理流程必须具备自适应校正能力。此外，移动终端的计算开销对模型复杂度造成了显著限制。为此，我们提出了一种基于动态卷积的轻量级框架，以满足自适应处理的需求和应用中的约束。接下来的第 4.1 节将首先介绍该框架训练所需的数据准备，随后在第 4.2 节详细说明所提出的后处理流程。

4.1 数据准备

基于第 3 节构建的虚拟相机，我们通过第 3.1.2 节的成像仿真构建训练数据对。由于真实摄影的曝光参数是离散的，所拍摄原始图像的动态范围并不理想。因此，我们在模拟中加入了亮度压缩/解压缩，这与 [28] 中的变换不同。在获得类似原始图像的内容后

图像中，具有光学退化的传感器观测的形成过程可以表述为：

$$J_e(x,y) = \int \mathcal{C}_e(\lambda) \cdot I_{fovi}(x,y,\lambda) d\lambda * L_e(x,y) + N_e, \quad (23)$$

这里（x， y）表示传感器平面上的像素坐标。其余符号与公式 (15) 相同。我们注意到，光学退化对原始图像的影响是线性的，且与通道无关。因此，与 [28], 不同，我们在将退化加入图像后，舍弃了合成处理流程中的颜色校正矩阵和伽马压缩。这些操作会引入非线性和跨通道信息，从而增加复原难度。由于制造样品数量有限，代理相机无法覆盖制造偏差的分布。因此，我们将每个系统参数的最大偏差视为公差，并对其进行随机采样，以生成更多虚拟光学系统用于数据生成。这种增强使模型能够学习潜在的退化，并防止过拟合。通过这种方式，我们获得了 RAW 到 sRGB 数据对，它们表征了光学退化的映射，并编码了级联模块的累积误差。这些数据对不仅遵循成像的物理过程，也适用于深度学习方法的训练。

4.2 基于DOConv的动态后处理

随机制造偏差和空间变化的光学像差会导致传感器平面上产生不同的点扩散函数（PSF）。然而，传统卷积操作严格通过固定的权重和中心周围的固定位置接收特征，因此难以适应随机退化并将相关信息引入输出中。为此，我们提出了一种用于消除光学退化的动态卷积模型，并将其嵌入传统的ISP流程中，以实现极高质量的计算成像。受 [47],中思想的启发，我们设计了膨胀全维动态卷积（DOConv），并将其实现于一种UNet架构变体中。如**图** 3所示，每个DOConv包含四组权重，其膨胀率在实现中从1到4变化，旨在进行针对性特征获取。我们减少了架构的阶段数，以降低计算开销。此外，在每个尺度上均应用了残差块，其内部组件与 [49], 中的块相同，从而增强模型的表达能力。模型以退化的类RAW数据作为输入，并在同一域中输出复原图像。随后，复原结果由后续模块进行处理，并通过sRGB真值进行监督。由于生成的数据对经过像素级对齐，并覆盖所有潜在的退化分布，因此仅依靠保真度损失即可训练该模型：

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} ||Process(Model(J_e^n)) - L^n||_2^2. \quad (24)$$

其中， θ 表示模型中学习到的参数。 J_e^n为退化的原始图像， L^n 为对应的 sRGB真值。 $Process(\cdot)$ 表示光学退化校正后的后续操作。

5 实验

我们首先在第5.1节中简要说明实验设置。在第5.2节中，我们开展了全面的实验，以展示所提出的代理相机构建在理论上的优势。在第5.3节中，我们评估了所提出的动态模型在应对光学退化时的性能。最后，在第5.4节中，我们进行了深入的消融研究。

5.1 实验设置

为验证所提出的代理相机构建方法的真实性，我们评估了两台设备：一台是定制的数码单反相机，另一台是华为荣耀 20 Pro（手机）。两台相机的光学处方均已知，其系统参数列于**补充文件**中。在边缘测量中（**图** 2a），我们将测试靶旋转至 $9 \sim 12^{\circ}$ 角度并拍摄其照片。理想边缘的颜色根据测量边缘的动态范围确定。对于 SFRA 测量（**图** 2b），采样视场是将图像均匀划分为 15×20 个区域后得到的。在构建训练数据时，我们首先根据公式（14）计算代理相机的点扩散函数。然后，使用不同视场对应的点扩散函数，按照公式（15）对潜在图像进行退化处理。我们采用 DIV2K[53] 获取潜在图像，并将这些数据缩放至相机的分辨率（数码单反相机为 4000×6000，手机为 3000×4000）。关于训练超参数，每层的通道数标注在块的底部；模型使用 ADAM 优化器进行训练 [54] （$\beta_1 = 0.9$， $\beta_2 = 0.999$， $\epsilon = 10^{-8}$），学习率初始为 10^{-4}，之后每 10 个 epoch 减半。动态卷积的设置与[47]相同。有关所提出框架的更多实现细节，请参阅**补充文件**。

5.2 代理相机构建的真实性

5.2.1 竞争方法

为了展示所提出方法的优势，我们将其与这些具有代表性的方法进行比较。

1) 光学设计软件内置的公差分析，即， $CODEV^{®}$ [8] 的调制传递函数公差。2) 根据校准后的点扩散函数修改光学参数，即，*Shih* 等人 [11]。3) 通过可微光线追迹进行图像到图像渲染来优化系统，即，*Sun* 等人 [12]。

由于商业软件中的公差分析仅得出偏差范围，我们选择预测结果的中位数作为每个参数的偏差。在第二种方法中，我们使用模拟与测量点扩散函数之间的像素级均方误差来指导优化。考虑到除第三种方法外，还有其他端到端系统优化方法，我们在**补充文件**中进行了深入比较，以说明我们选择此方法的原因。

5.2.2 定量与定性评估 *nt*

为说明所提出的优化方法的真实性，我们评估代理相机的接近程度（通过模拟离散空间频率响应与测量值之间的均方误差衡量），以及成像的相似性（通过结构相似性指数 SSIM [55]衡量两幅

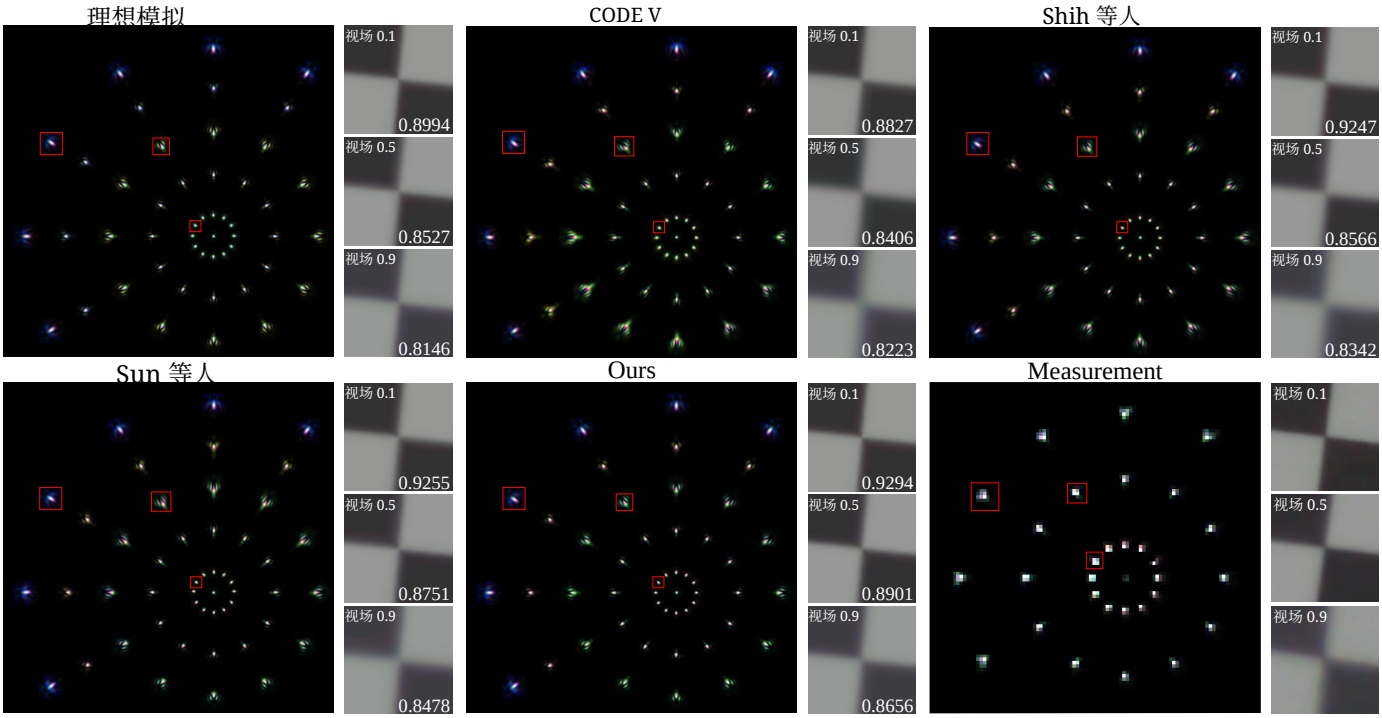

图4. **点扩散函数与成像仿真的定性评估**。我们对基于手机的一个加工样品构建的代理相机的中心对称点扩散函数进行可视化（为便于详细比较，采用10×重采样）（测量得到的点扩散函数以传感器分辨率显示）。对于代理相机，视场为0.1、0.3、0.5、0.7和0.9时，点扩散函数的分辨率分别为50、50、80、80和120。而在实际测量中，视场为0.1、0.5和0.9时，点扩散函数的分辨率分别为5、8和12。我们展示了成像仿真结果及其与实际测量结果相比的结构相似性指数（SSIM）。

表 1**真实设备与代理相机之间的定量接近度**。请注意，该数值为所有加工样本的平均值。每个视场（FoV）中表现最佳和次佳的指标分别以红色和蓝色标记。

相机	方法	均方误差 ($\times 10^{-3}$) ↓	结构相似性指数 ↑
		视场 0.1/0.5/0.9	视场 0.1/0.5/0.9
DSLR	理想	0.576/0.804/1.023	0.913/0.906/0.872
	$CODEV^{®}$	0.521/0.764/1.242	0.899/0.874/0.833
	shih, 等人	0.374/0.714/0.958	0.951/0.932/0.917
	sun, 等人	0.407/0.708/0.924	<escape>0.942/0.929/0.920</escape>
	Ours	0.382/0.698/0.877	<escape>0.946/0.930/0.922</escape>
手机	理想	0.814/1.621/1.768	0.896/0.854/0.806
	$CODEV^{®}$	0.852/1.746/1.496	0.878/0.842/0.822
	Shih 等人	0.643/1.386/1.325	0.913/0.858/0.832
	sun, 等人	0.628/1.303/1.157	0.915/0.872/0.847
	Ours	0.547/1.251/0.952	0.927/0.887/0.859

图像之间的相似性）。对所有加工样本的指标取平均值以进行比较，并提供理想仿真作为参考。如**表 1**所示，竞争方法通常在数码单反相机上的表现优于在手机上的表现。这些现象的原因是：1）数码单反相机的像差随视场增大而均匀增加，而手机的劣化变化显著，因而增加了预测难度；2）手机在边缘视场处的相对照度大幅下降，导致信噪比（SNR）降低。因此，对于依赖像素级指标的优化方法（*Shih* 等人和 *Sun* 等人），从实际含噪测量中提取未受干扰的信息颇具挑战性。从评估指标来看，我们的方法构建出的代理系统与加工设备最为接近，尤其是在困难情况下，例如例如低信噪比和高度非均匀的劣化。

所有竞争方法的点扩散函数计算和成像仿真的可视化结果如**图4**所示。受篇幅限制，我们仅展示部分视场的重采样点扩散函数和成像仿真结果。此外，还提供了理想仿真结果和实际测量结果以供参考，并列出了每个仿真图像块的结构相似性指数，以进行额外的定量评估。如同一视场的点扩散函数所示，所有方法都大致预测出了设备的偏心率。我们注意到，由 $CODEV^{®}$ 预测偏差导致的劣化比实际测量更严重，这是因为该方法分别计算每个系统变量的影响，而没有考虑整个透镜的综合影响。*Shih* 等人和*Sun* 等人在视场增大时精度较差，这是由于边缘视场放大的噪声水平引入了像素级指标扰动。*Sun* 等人获得的仿真结果比 $CODEV^{®}$ 和 *Shih* 等人更准确。但由于光线追迹未考虑光学孔径的衍射，其预测的扰动通常大于我们的估计，因此造成了更显著的劣化。相比之下，我们的方法不仅在视觉相似性方面，而且在定量评估方面都能产生准确的结果。更多讨论见**补充文件**。

5.2.3 噪声注入影响

与采用像素级评估进行优化相比，我们的方法的关键优值在于，SFRA 的测量过程不受实际照片噪声的影响。我们分析了在不同条件下分别使用像素级均方误差和 SFRA 作为优化目标时的统计结果。

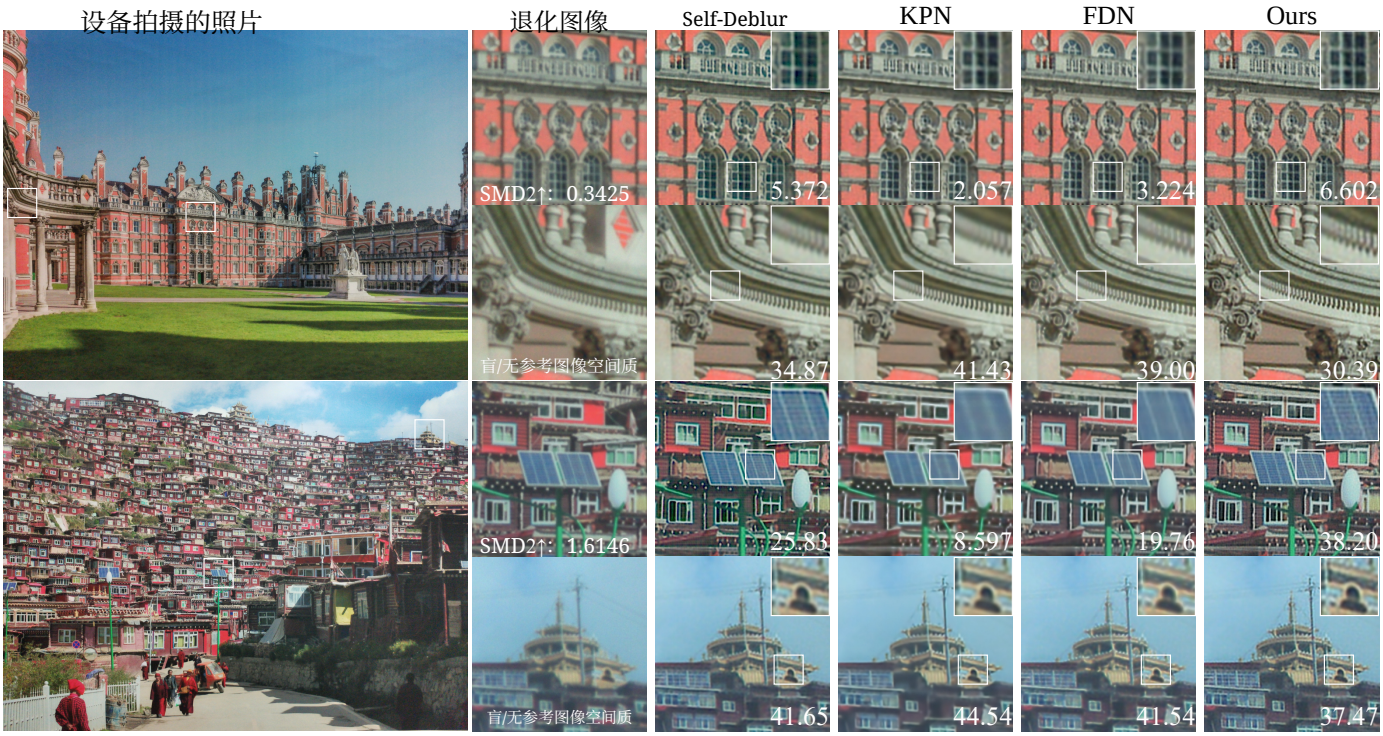

图 5. **手机真实照片的非均匀去模糊**。我们用白色方框标出对应区域，并展示相关指标。

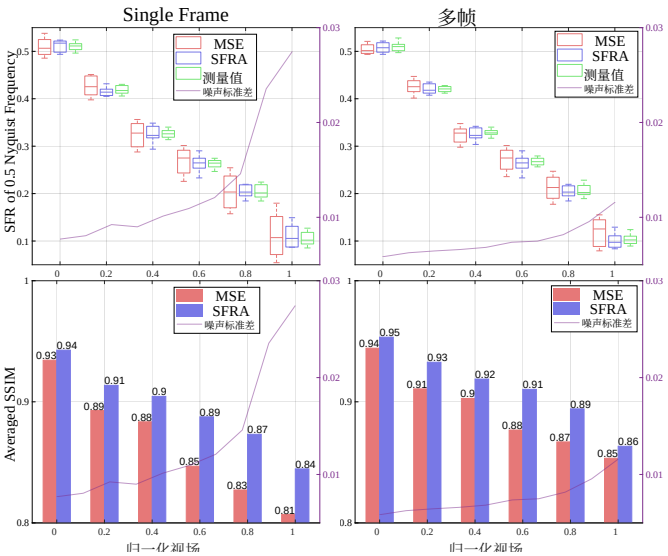

图 6. **不同噪声水平下的性能**。左侧/右侧分别展示单帧/多帧条件下代理相机构建的准确度。上方/下方分别展示 MTF/SSIM 评估结果。紫色曲线表示噪声水平。

噪声情况。**图** 6的左侧和右侧分别显示了不同视场下单帧图像与多帧图像（叠加后用于去噪）的准确度。**图** 6上半部分的评估指标是在0.5奈奎斯特频率处的空间频率响应，下半部分则是模拟结果与实际照片之间的结构相似性指数。我们注意到，噪声方差（以紫色线表示）会随着视场增大而上升，这是因为透镜渐晕导致照度降低。因此，优化针对的是

随着噪声水平升高，均方误差容易受到偶然误差的影响，因此容易出现剧烈波动。相反，所提出的方法在不同噪声水平下仍能保持与真实情况相似的 SFR 波动，并获得更高的 SSIM 评估结果。这主要得益于 ESF 重采样操作（沿倾斜方向投影所有像素并对数值取平均），该操作使 SFRA 不受噪声影响，并为我们的优化提供稳定的指导。

5.3 动态后处理评估

5.3.1 竞争方法

图像中的光学退化效果可视为空间变化模糊对不同视场的影响。因此，校正光学退化可归纳为去模糊任务。我们收集了最先进的去模糊算法进行比较。

1）全局去模糊方法，即尺度循环网络（SRN） [56] 和 Self-Deblur（SD） [57]。2）基于内核的去模糊方法，即内核预测网络（KPN） [58]。3）动态调整去模糊方法，即视场可变形网络（FDN） [28]。

对于这些算法，我们采用相同的 RAW-to-sRGB 数据进行评估。训练和推理过程的详细信息见**补充文件**。

5.3.2 非均匀去模糊结果

为了评估各种方法处理非均匀光学退化的能力，我们使用由一台代理相机生成的数据训练所有参与比较的方法。**图** 5

表 2**合成数据与真实照片上的定量结果。** **C**表示评估的平台。**T** 表示训练数据集，其中单样本表示数据对由一台代理相机合成，多样本表示在多台虚拟相机上进行整体评估。每项评估中的最佳和次佳指标分别以红色和蓝色标出。我们用向上/向下箭头表示更优的指标。

C	T	方法	合成数据评估				真实照片		T	合成数据评估				真实照片	
			峰值信噪比 ↑	结构相似性指数 ↑	视觉信息保真度 ↑	学习感知图像块相似度 ↓	盲/无参考图像空间质量评估器 ↓	自然图像质量评估器 ↓		峰值信噪比 ↑	结构相似性指数 ↑	视觉信息保真度 ↑	学习感知图像块相似度 ↓	盲/无参考图像空间质量评估器 ↓	自然图像质量评估器 ↓
DSLR	Single Sample	SNR	42.19	0.984	0.988	1.383	39.80	3.846	Multiple Samples	40.84	0.973	0.967	1.839	42.82	4.153
		SD	42.58	0.988	0.989	1.178	38.51	3.258		40.97	0.976	0.970	1.678	40.88	3.868
		KPN	41.86	0.987	0.982	1.186	43.28	3.729		40.57	0.977	0.966	1.523	45.86	4.257
		FDN	43.12	0.992	0.996	0.757	40.57	2.924		41.94	0.985	0.987	1.212	42.89	3.505
		Ours	43.03	0.991	0.993	0.924	36.56	3.213		42.12	0.986	0.990	1.241	38.88	3.431
Phone		SNR	33.26	0.957	0.943	2.264	43.27	4.674		30.17	0.928	0.907	3.248	47.91	5.347
		SD	34.03	0.959	0.946	1.966	41.77	4.185		30.33	0.930	0.913	3.017	45.86	4.928
		KPN	32.96	0.963	0.939	1.525	44.66	4.527		29.96	0.938	0.901	2.476	48.57	5.267
		FDN	34.56	0.974	0.968	0.984	42.71	3.644		31.86	0.942	0.922	1.897	46.59	4.056
		Ours	34.28	0.976	0.964	1.084	39.88	3.713		32.28	0.950	0.938	1.584	43.68	4.131

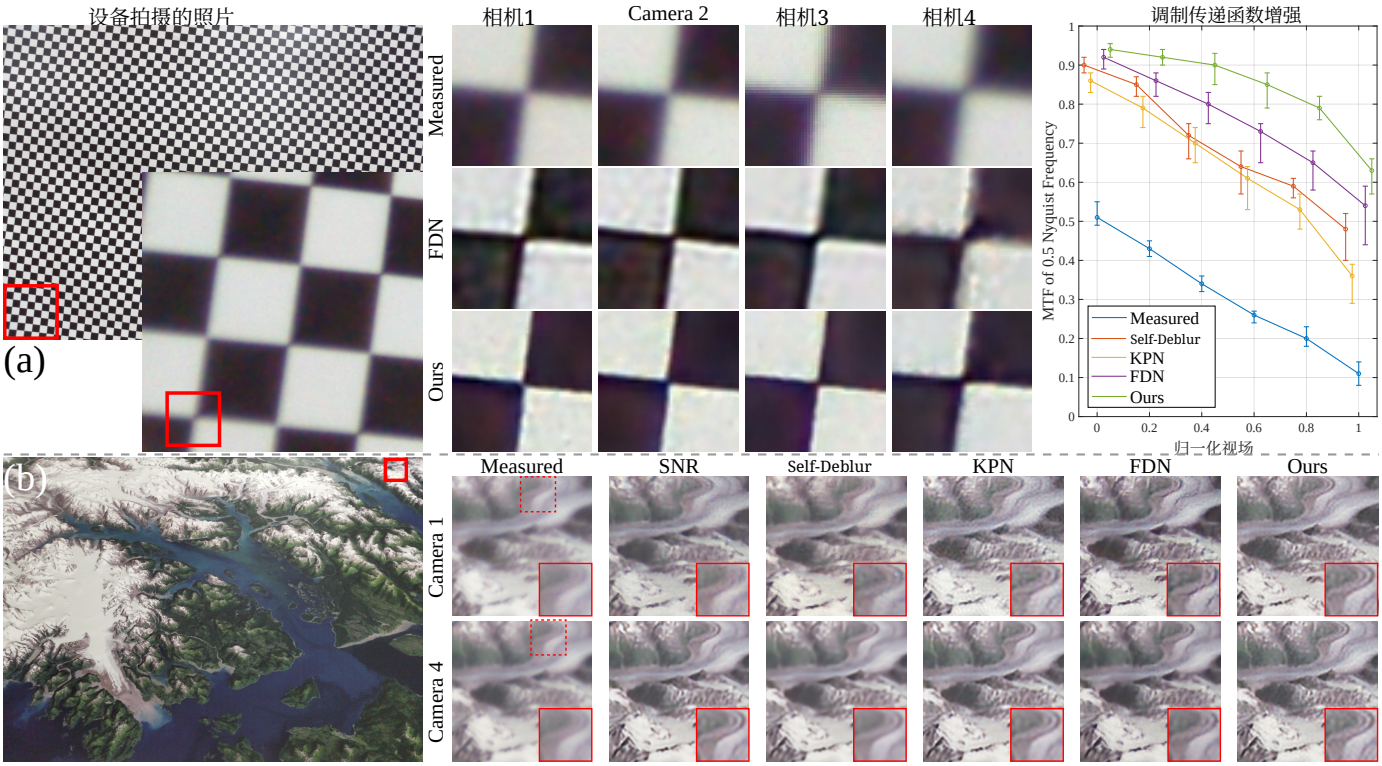

图 7. **针对制造偏差的适配。**(a) 我们展示了放大的图像块，以说明手机图像质量的变化。图中给出了不同加工样品的实际检查复原结果，以供比较。我们还评估了测试集中加工样品的平均空间频率响应（调制传递函数）提升。(b) 将自然照片复原应用于手机的不同加工样品时的效果。

展示了不同视场下真实照片的各种复原方法，并给出了用于评估的盲/无参考图像空间质量评估器 [59]和 SMD2 [60] 。非均匀去模糊的定量评估见 **表** 2，其中**T**的单个样本是对一台代理相机的评估。我们采用参考图像质量评价（IQA），例如峰值信噪比、结构相似性指数 [55], 视觉信息保真度 [61], 和学习感知图像块相似度 [62] 来评估合成数据。非参考图像质量评价（IQA），例如盲/无参考图像空间质量评估器[59], 和自然图像质量评估器 [63] ，则用于评估真实照片，因为无法获取未退化的真实照片参考图像。

对于全局一致的去模糊方法，可以看出，图像质量劣化得到了抑制。然而，由于光学像差随空间位置变化，复原效果是对各个视场的折中：在模糊较少的中心视场中，出现了振铃和色彩伪影，物体的顺序，而当图像边缘出现严重劣化时，光学像差并未得到完全校正。对于基于卷积核的方法，KPN 能够应对非均匀劣化，这得益于它能够根据输入特征预测空间变化的卷积核。然而，由于模糊与视场相关，而这些模型并未利用视场信息，因此这类方法会受到输入特征的干扰，并生成不正确的复原结果。对于根据视场调整处理的方法，FDN 能够更好地处理与视场相关的光学像差，并在校正特定相机时取得具有竞争力的结果（见**表** 2）。我们的模型在视觉质量和各项指标上都取得了具有竞争力的结果。值得注意的是，我们在盲/无参考图像空间质量评估器（BRISQUE）指标上优于 FDN，这可能是因为该指标

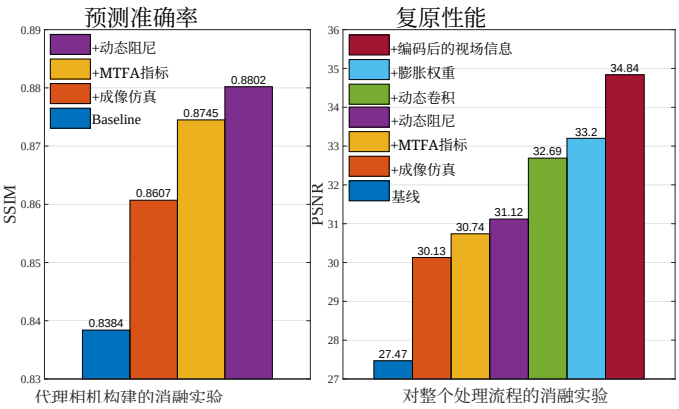

图 8. **代理相机构建的消融研究**（评估模拟图像与自然照片之间的结构相似性指数）。以及**整个处理流程的消融研究**（对测试合成数据集进行复原评估）。

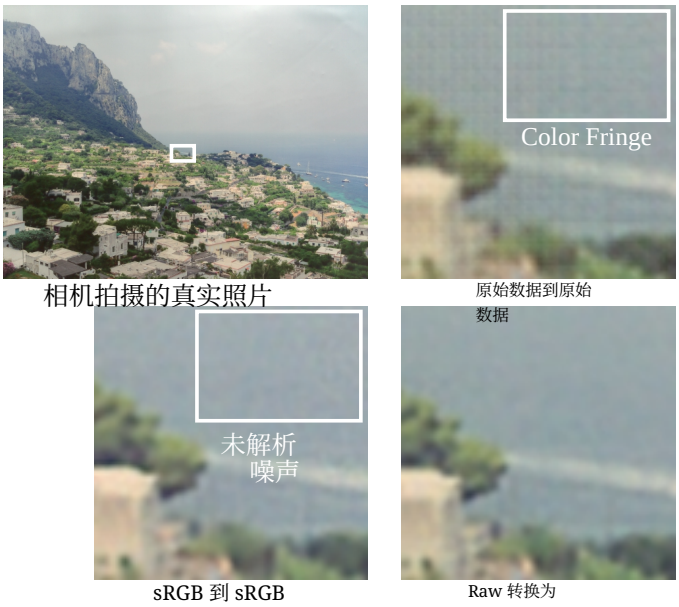

图 9. **动态处理 ISP 的消融实验**。我们评估了将光学退化校正模型置于 ISP 处理流程不同位置时的性能。

更关注图像的细节。当数据分布相对单一时，动态卷积模型通常会出现过拟合。但我们的方法仅依赖一台代理相机的合成数据，就能很好地拟合实际测量中的劣化，这可能归因于膨胀方式，使不同权重在自适应处理中各有专长。

5.3.3 制造偏差适应

在大规模生产中，没有时间针对特定相机专门训练每个后处理模型。因此，复原必须能够应对制造和组装过程中引入的随机偏差。为了评估处理这一任务的能力，我们使用由各种虚拟相机生成的数据同时训练竞争方法。**图** 7a 和 **图** 7b 展示了不同模型在同一场景中处理相机特定退化的结果。随着视场增大，随机制造偏差会导致测量结果出现更难以预测的劣化，从而增加复原难度。对比实验结果后，我们发现，静态模型（完成训练后权重固定）无法很好地适应实际制造中的各种偏差。因此，静态模型无法应对不同真实相机之间的加工退化，尤其是在视场增大时。得益于动态卷积，我们的模型能够自适应地复原退化特征，并在每台相机上取得更好的复原效果。空间频率响应增强结果（见**图** 7a 右侧）表明，所提出的方法实现了更好且更稳定的复原。视场增大时，其他方法的表现则出现明显波动。偏差适应能力的更多定量评估结果见**表** 2。当数据分布变得复杂时，其他竞争方法的表现不佳，而所提出的方法仍能保持较高水平。

5.4 消融研究

我们首先评估消融该组件时的预测准确率。
虚拟相机预测的关键模块。随后，我们对所提出的方法进行了全面的消融实验。

方法。具体而言，对于代理相机构建：1）我们移除成像仿真，并根据瞳面上的连续波前计算调制传递函数。2）我们将调制传递函数平均值替换为 0.5 奈奎斯特频率处的调制传递函数。3）我们用固定阻尼因子替代动态阻尼策略。对于动态复原：1）将动态卷积层替换为普通卷积。2）每个权重的膨胀率都相同；3）移除编码后的视场信息，仅输入图像特征。

如**图** 8 所示，移除成像仿真模块后，预测准确率会显著受到影响，这主要是由于 MTF 计算方式存在内在差异。一种方法是在瞳面上通过连续波前进行计算，另一种方法则是获取边缘图像的空间频率响应（如**补充文件**所示）。此外，使用 SFRA 进行优化，可以减轻测得的空间频率响应在某些空间频率处的奇异值所带来的影响。动态阻尼则确保扰动参数的解在阻尼范围内呈线性变化。这两个模块都有助于提升所提出框架的稳定性和效率。对于图像复原的评估，预测准确率的提升与复原效果呈正相关。在重建模型的消融实验中，当数据分布更多样时，动态卷积比传统卷积具有更好的拟合效果。同时，权重采用不同的膨胀率也有助于校正空间变化的退化。最后，编码后的视场信息有助于提升复原效果，因为退化与传感器上的像素位置密切相关。

在所提出的动态处理 ISP 中，我们将像差复原模块部署在拜耳插值与亮度校正之间。其输出会经过后续模块处理，并在训练时与 sRGB 真值进行比较。为证明这种部署方式的合理性，我们进行了以下消融实验：1)



图 10。**与内置 ISP**的比较。请注意，内置 ISP 会抹平绳索，而我们的方法能够将其复原（红色箭头标出） w).

训练时不考虑后续操作，构建 raw-to-raw 数据；2) 将模块部署在处理流程末端，构建 sRGB-to-sRGB 数据对进行训练。如**图** 9所示，在 RAW 域重建中，模型输出出现了彩色条纹，这是因为网络预测未考虑后续操作，导致 RAW 域中的微小误差在后续处理中被放大。在 sRGB 中进行复原也面临挑战，因为色彩噪声难以消除。这是由于色彩校正会使各通道的信息相互重叠，从而增加复原难度。相比之下，我们的方法在 RAW 域处理输入数据，并在 sRGB 中监督输出，旨在校正级联处理流程累积的预测误差。



图 11。**与深度学习图像信号处理器的比较**。(a) 深度学习图像信号处理器在白平衡预测中的失败案例。(b) 对细节保留能力的评估。

6 分析

6.1 与内置 ISP 的比较

为展示部署光学退化校正的重要性，我们将结果与内置 ISP 进行比较。如**图** 10 所示，为了公平比较，采用了相同的 JPEG 压缩算法。得益于额外的锐化处理，内置 ISP 在中心区域实现了与我们的方法相似的效果（**图** 10-1）。然而，这种全局一致的操作无法推断严重退化情况下的真实特征。因此，在照片边缘处，我们的方法优势明显。所提出的处理流程能够自适应地复原视场边缘处叶片的高频细节（**图** 10-2）和绳索（**图** 10-3 中红色箭头所示），而这些细节会被内置 ISP 抹平。因此，我们的动态模型与现有 ISP 系统具有良好的兼容性，并有望校正级联处理流程中累积的预测误差。此外，我们的方法赋予后处理根据空间信息和图像特征执行自适应复原的能力。

6.2 与基于深度学习的 ISP 的比较

我们注意到，许多先进的后处理方法试图用一种称为深度 ISP 的深度学习模型取代整个 ISP 系统。这些方法依赖一种复杂的架构来执行超分辨率（相当于

去马赛克）、亮度和色彩调整（相当于

对白平衡和色彩校正）、去噪、重建等处理作用于捕获的拜耳图像上，并输出逐像素预测结果。由于需要同时解决所有问题，这类深度学习模型参数量巨大，难以部署到移动终端上。基于所提出的成像模拟，我们还可以合成从退化拜耳原始图像到理想 sRGB 真值的数据对。因此，我们使用合成拜耳到 sRGB 数据训练先进的深度 ISP 模型，并在实际拍摄的图像上评估该模型。深度 ISP 模型与所提出方法的比较如图 11 所示。从图 11a 可以看出，当场景复杂时，PyNet 并不总能预测出正确的白平衡增益，导致白熊呈现蓝色（放大图见左上角）。因此，深度学习模型很难仅根据输入特征预测各通道增益，更不用说应对一些同色异谱场景。鉴于此，我们利用传统图像信号处理系统提供的辅助白平衡来获得正确的成像结果。图 11b 对比了深度 ISP 模型在准确预测增益和色彩校正时的细节保持能力。如图所示，深度 ISP 无法重建精细纹理。这种情况

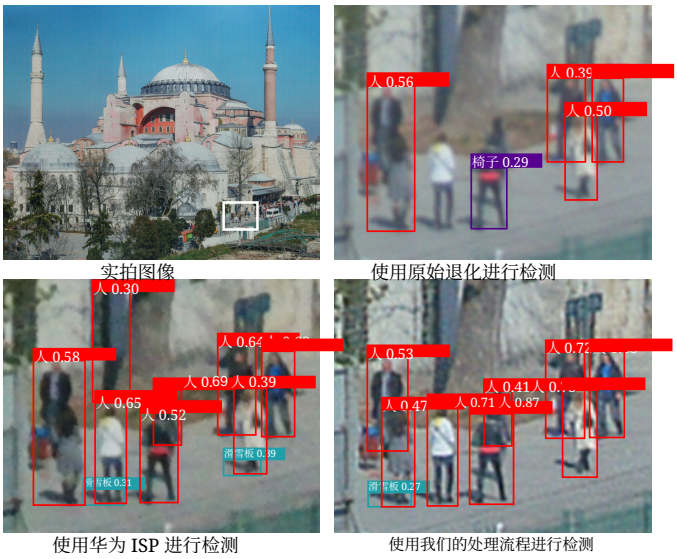

图 12. **采用不同后处理方法的目标检测**。所提出的方法使最先进的检测算法在实现过程中无需针对特定相机进行微调。



使用华为 ISP 进行光学字符识别

数字识别		位置 左上角		宽度	高度
1	Y WI ARI 雇佣至 N	68	39	539	56
2	保护	63	102	537	117
3	Σ	150	278	298	290
4	VARFN	0	588	574	246



使用我们的处理流程进行光学字

数字识别		位置 左上角		宽度	高度
1	X 我们在 这里保护	71	31	549	58
2	保护	71	98	539	113
3	水	87	603	445	124
4	生命之源	159	723	247	54

图 13. **采用不同后处理的光学字符识别**。我们帮助先进的光学字符识别框架实现更准确的识别和字符位置检测。

主要是因为深度 ISP 模型将多个目标整合到一个模型中，并使用同一损失函数来指导复原。输入与真实值之间的亮度和色彩差异对保真度损失有着至关重要的影响，这会导致模型优先消除这种差异，而忽略图像细节。相比之下，我们将各项任务分开，并构建一个动态模型，用于校正级联处理流程中累积的后处理误差。因此，我们的方法能够准确复原场景的色彩、亮度以及精细信息。

6.3 在下游视觉任务中的应用

此前已展示了所提出的方法应用于摄影后处理时的优势。我们还展示了我们的处理流程也有助于下游计算机视觉应用，例如目标检测和光学字符识别（OCR）。为评估这些任务，我们采用与**图** 3相同的处理流程来处理拍摄的照片，并在处理后的 sRGB 图像上运行现成的视觉算法。作为对比，我们还展示了内置 ISP 的结果。

我们采用最先进的方法对日常照片进行评估，包括用于目标检测的 YOLOv5 [64] 和用于光学字符识别的 PaddleOCR [65] 。在**图** 12和**图** 13中，我们展示了视觉效果和数值结果的对比。如**图** 12所示，使用我们的处理流程进行检测时，能够准确定位所有人，并给出更高的置信度。而内置 ISP 的检测结果在一定程度上预测了错误的位置。应用于光学字符识别时，PaddleOCR 能够在我们的结果中准确确定文本区域并识别文本，但在内置 ISP 的结果中则出现了各种错误。总之，我们的算法能够直接提升下游视觉应用的性能，无需针对特定相机对算法进行微调。

7 结论

我们提出了一种基于成像过程的扰动相机模型，并提出了一种优化框架，可根据实际测量的指标构建虚拟代理相机，其成像结果与实际制造样品的成像结果接近。利用来自多个加工样本的代理相机，我们合成了具有复杂退化分布的数据对，旨在编码加工过程中引入的光学像差和随机偏差。借鉴动态卷积，我们应用动态模型来自适应地处理制造相机，并通过评估两类典型设备的多个样本，展示了所提出处理流程的优势。仅使用合成数据进行训练，我们证明了该方法能够成功应对复杂加工偏差系统，实现了媲美高端数码单反相机、效果出色的复原。

我们的工作弥合了光学设计、系统制造与后处理流程之间的差距。所提出的模型便于应用于各类成像设备的大规模生产。这项工作已应用于部分移动终端，显著提升了成像效果。然而，要将我们的技术应用于生产中，仍有一些挑战亟待解决。首先，针对特定的系统参数和制造方法（数码单反镜头的研磨和手机的注塑成型），引入的偏差十分复杂，因此需要在优化过程中手动调整阻尼因子。此外，许多现有移动终端并未针对卷积以外的操作（例如注意力机制）进行优化，导致移动相机的效率低下。总之，亟须在 ISP 系统中部署光学退化校正模块。该模块作为连接硬件系统与算法的桥梁，对于提升成像质量、促进下游计算机视觉应用大有裨益。

致谢

我们感谢浙江大学光学工程设施平台的 Meijuan Bian 提供仪器支持。我们也感谢 Huaweifortheirsupport。

参考文献

[1] T. Lin 和 C. Cheng，“一种用于精密镜头系统的新型光机公差分析方法”，Precision Engineering，第 35 卷，第 3 期，第 447–454 页，2011 年 7 月。 [在线]。可访问：https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S 0141635911000304

[2] C.-C. Hsueh、P. D. Lin 和 J. Sasian，“光学系统公差分析与公差分配的基于最坏情况的方法”，Applied Optics，第 49 卷，第 31 期，第 6179–6188 页，2010 年 11 月。 [在线]。可访问：http://www.osapublishing.org/ ao/abstract.cfm?URI = 49 31 6179 ao- - - X. Hu 和 H. Hua，“用于光学透视多

[3] 焦平面显示器的自由曲面光学系统设计与公差”，Applied Optics，第 54 卷，第 33 期，第 9990–9999 页，2015 年 11 月。 [在线]。可访问：http://www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI=ao-54-33-9990[4] Q. Wang、D. Cheng、Y. Wang、H. Hua 和 G. Jin，“带自由曲面元件的光学透视头戴式显示器的设计、公差与制造”，Applied Optics，第 52 卷，第 7 期，第 C88–C99 页，2013 年 3 月。 [在线]。可访问：http: //www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI = 52 7 88 ao- - -C S. Jung、

[5] D.-H. Choi、B.-L. Choi 和 J. H. Kim，“手机相机镜头系统的公差优化”，Applied Optics，第 50 卷，第 23 期，第 4688–4700 页，2011 年 8 月。 [在线]。可访问：http: //www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI = 50 23 4688 ao- - - D.

[6] 3 Malacara 编，“光学车间检测”，第版，Wiley纯粹与应用光学丛书。霍博肯，新泽西州：Wiley-Interscience，2007年，OCLC：ocm74916130。[7] M. Rimmer，“扰动透镜系统分析”，Applied Optics，第 9 卷，第 3 期，第 533 页，1970 年 3 月。 [在线]。可访问：https://opg.optica.org/abstract.cfm?URI = 9 3 533 ao- - - M. P. Rimmer，“基

[8] 于调制传递函数（MTF）的公差设计流程”，载于 SPIE，R. E. Fischer 编，圣迭戈，1978 年 12 月，第 66–70 页。 [在线]。可访问：http://proceedings. spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?articleid =1227437

[9] J.-H. Sun，“满足多性能标准的光学变焦镜头公差再分配”，Applied Optics，第 53 卷，第 29 期，第 H233–H238 页，2014 年 10 月。 [在线]。可访问：http: // www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI = 53 29 233 ao- - -H E. A.

[10] Derby、C. G. Gordon、D. Vukobratovich、P. R. Yoder 和 C. Zweben，“光机工程与振动控制”，Optomechanical Engineering and Vibration Control，第 3786 卷，1999 年。[11] Y. Shih、B. Guenter 和 N. Joshi，“利用校准镜头仿真进行图像增强”，载于 Computer Vision – ECCV 2012，D. Hutchison、T. Kanade、J. Kittler、J. M. Kleinberg、F. Mattern、J. C. Mitchell、M. Naor、O. Nierstrasz、C. Pandu Rangan、B. Steffen、M. Sudan、D. Terzopoulos、D. Tygar、M. Y. Vardi、G. Weikum、A. Fitzgibbon、S. Lazebnik、P. Perona、Y. Sato 和 C. Schmid 编。柏林、海德堡：Springer Berlin Heidelberg，2012年，第 7575 卷，第 42–56 页，丛书名称：计算机科学讲义。 [在线]。可访问：http://link.springer.com/ 10 1007 978 3 642 33765 9_4 . / - - - - Q.

[12] Sun、C. Wang、Q. Fu、X. Dun 和 W. Heidrich，“利用可微光线追迹进行端到端复杂镜头设计”，ACM 图形学汇刊，第 40 卷，第 4 期，第 1–13 页，2021 年 8 月。 [在线]。可访问：https://dl.acm.org/doi/10.1145/ 3450626.3459674[13] E. Tseng、A. Mosleh、F. Mannan、K. St-Arnaud、A. Sharma、Y. Peng、A. Braun、D. Nowrouzezahrai、J.-F. Lalonde 和 F. Heide，“可微复合光学与处理流程优化的端到端相机设计”，ACM图形学汇刊（TOG），第 40 卷，第 2 期，2021年。[14] A. Mosleh、P. Green、E. Onzon、I. Begin 和 J. P. Langlois，“相机内在模糊核估计：一种可靠框架”，载于2015年IEEE计算机视觉与模式识别会议（CVPR）。美国马萨诸塞州波士顿：IEEE，2015 年 6 月，第 4961–4968 页。 [在线]。可访问：http://ieeexplore.ieee.org/document/7299130/ [15] Z. Li、Q. Hou、Z. Wang、F. Tan、J. Liu 和 W. Zhang，“利用快速可微光线追迹进行端到端学习的单镜头设计”，Optics Letters，第 46 卷，第 21 期，第 5453 页，2021 年 11 月。 [在线]。可访问：https://www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI=ol-46-21-5453。

[16]J. Nishimura, T. Gerasimow, R. Sushma, A. Sutic, C.- T. Wu, and G. Michael，《使用非线性优化进行自动 ISP 图像质量调优》，载于2018年第25届IEEE国际图像处理会议（ICIP）。雅典：IEEE，2018年10月，第2471–2475页。 [在线]。可访问：https: //ieeexplore.ieee.org/document/8451818/ [17] F. Heide, M. Steinberger, Y.-T. Tsai, M. Rouf, D. Paj .ak, D. Reddy, O. Gallo, J. Liu, W. Heidrich, K. Egiazarian, J. Kautz, and K. Pulli，《FlexISP：灵活的相机图像处理框架》，ACM 图形学汇刊，第33卷，第6期，第1–13页，2014年11月。 [在线]。可访问：https: //dl.acm.org/doi/ 10 1145 2661229 2661260 。/。A. Ignatov, L. Van

[18] Gool, and R. Timofte，《以单一深度学习模型取代移动相机 ISP》，arXiv: *2002 05509* 。cs, eess 2月。 *[ ],* 2020, 2002 05509 [ ] arXiv：。。在线。可访问：http://arxiv.org/abs/ 2002 05509 。A. Ignatov, R. Timofte, X. Qu, X.

[19] Zhou, T. Liu, P. Wan, S. W. Zamir, A. Arora, S. Khan, F. S. Khan, L. Shao, D. Park, S. Y. Chun, P. N. Michelini, H. Liu, D. Zhu, Z. Zhong, X. Liu, J. Jiang, D. Zhao, M. Haris, K. Akita, T. Yoshida, G. Shakhnarovich, N. Ukita, J. Liu, C. Jung, R. Schettini, S. Bianco, C. Cusano, F. Piccoli, P. Liu, K. Zhang, J. Liu, J. Liu, H. Zhang, W. Zuo, N. C. N. Bow, L.-K. Wong, J. See, J. Qin, L. Huang, Y. Shi, P. Wei, W. Wen, L. Lin, Z. Hui, X. Wang, X. Gao, K. Kumari, V. K. Anand, M. Khened, and G. Krishnamurthi，《NTIRE 2019 图像增强挑战赛：方法与结果》，载于2019年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议研讨会（CVPRW）。美国加利福尼亚州长滩：IEEE，2019年6月，第2224–2232页。 [在线]。可访问：https://ieeexplore.ieee.org/document/9025406/ [20] P. C. Foote and R. A. Woodson，《镜头设计与公差分析方法及结果*》，美国光学学会杂志，第38卷，第7期，第590–599页，1948年7月。 [在线]。可访问：http: // www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI = 38 7 590 josa- - - E.

[21] Tseng, S. Colburn, J. Whitehead, L. Huang, S.-H. Baek, A. Ma- jumdar, and F. Heide，《用于高质量薄透镜成像的神经纳米光学》，《自然·通讯》，第12卷，第1期，第6493页，2021年11月。[22] J. C. Feltz，《离散系统，尤其是电荷耦合器件的调制传递函数和对比度传递函数的发展 [另见评论35(7)，2105-2106（1996年7月）],》，《光学工程》，第29卷，第8期，第893–904页，1990年。 [ ] 10 1117 12 55675 在线。可访问：

[23] https://doi.org/。/。H. Ikoma, C. M. Nguyen, C. A. Metzler, Y. Peng, and G. Wetzstein，《结合学习型光学的离焦深度估计：用于成像和遮挡感知深度估计》，载于2021年IEEE国际计算摄影会议（ICCP），2021年，第1–12页。[24] C. Chen, Q. Chen, J. Xu, and V. Koltun，《在黑暗中学习视觉》，载于IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集。威尼斯：IEEE，2018年，第3291–3300页。[25] X. Zhang, Q. Chen, R. Ng, and V. Koltun，《变焦学习，学习变焦》，载于IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集。威尼斯：IEEE，2019年，第3762–3770页。[26] S. W. Hasinoff, D. Sharlet, R. Geiss, A. Adams, J. T. Barron, F. Kainz, J. Chen, and M. Levoy，《用于移动相机高动态范围和低光照成像的连拍摄影》，《ACM图形学汇刊》，第35卷，第6期，2016年11月。 [在线]。可访问：https://doi.org/ 10 1145 2980179 2980254 。/。Q. Yan, D.

[27] Gong, Q. Shi, A. v. d. Hengel, C. Shen, I. Reid, and Y. Zhang，《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。威尼斯：IEEE，2019年，第1751–1760页。[28] S. Chen, H. Feng, D. Pan, Z. Xu, Q. Li, and Y. Chen，《通过成像仿真在后处理中校正光学像差》，《ACM图形学汇刊》，第40卷，第5期，2021年9月。 [在线]。可访问：https://doi.org/ 10 1145 3474088 。/ S. Chen, H. Feng, K. Gao,

[29] Z. Xu, and Y. Chen，《通过退化框架实现极高质量的计算成像》，载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV）论文集，2021年10月，第2632–2641页。[30] F. Heide, M. Rouf, M. B. Hullin, B. Labitzke, W. Heidrich, and A. Kolb，《通过简单透镜实现高质量计算成像》，《ACM图形学汇刊》，第32卷，第5期，2013年10月。 [在线]。可访问：https://doi.org/ 10 1145 2516971 2516974 。/。J. Pan, D. Sun,

[31] H. Pfister, and M.-H. Yang，《利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。威尼斯：IEEE，2016年，第1628–1636页。[32] T. Sun, Y. Peng, and W. Heidrich，《重新审视跨通道信息传递在色差校正中的应用》，载于IEEE国际计算机视觉会议论文集。威尼斯：IEEE，2017年，第3248–3256页。[33] J. van de Weijer, T. Gevers, and A. Gijsenij，《基于边缘的颜色恒常性》，IEEE图像处理汇刊，第16卷，第9期，第2207–2214页，2007年。[34] A. Gijsenij, T. Gevers, and J. van de Weijer，《通过光度边缘加权提升颜色恒常性》，IEEE模式分析与机器智能汇刊，第34卷，第5期，第918–929页，2012年。[35] M. Afifi and M. S. Brown，《深度白平衡编辑》，载于2020年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）。美国华盛顿州西雅图：IEEE，2020年6月，第1394–1403页。 [在线]。可访问：https://ieeexplore.ieee.org/document/ 9156468/[36] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel，《一种用于图像去噪的非局部算法》，载于2005年IEEE计算机学会计算机视觉与模式识别会议（CVPR'05），第2卷，IEEE。波特兰：IEEE，2005年，第60–65页。[37] L. Condat，《一种简单、快速且高效的去马赛克方法：联合去马赛克与去噪》，载于2010年IEEE国际图像处理会议，IEEE。IEEE：IEEE，2010年，第905–908页。[38]K. Hirakawa and T. Parks，《自适应同质性引导去马赛克算法》，IEEE图像处理汇刊，第14卷，第3期，第360–369页，2005年。[39] E. Dubois，《自适应频域拜耳去马赛克的滤波器设计》，载于2006年国际图像处理会议，IEEE。IEEE：IEEE，2006年，第2705–2708页。[40] X. Li, B. Gunturk, and L. Zhang，《图像去马赛克：系统综述》，载于《视觉通信与图像处理2008》，第6822卷，国际光学与光子学学会。威尼斯：IEEE，2008年，第68221J页。[41] N. Kwok, H. Shi, Q. Ha, G. Fang, S. Chen, and X. Jia，《利用粒子群优化同时进行图像颜色校正与增强》，《人工智能工程应用》，第26卷，第10期，第2356–2371页，2013年。 [在线]。可访问：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197613001516[42]K. Mei, J. Li, J. Zhang, H. Wu, J. Li, and R. Huang，《用于图像去马赛克与增强的HighEr-Resolution网络》，载于2019年IEEE/CVF国际计算机视觉会议研讨会（ICCVW）。韩国首尔：IEEE，2019年10月，第3441–3448页。 [在线]。可访问：https: //ieeexplore.ieee.org/document/9022066/ [43]Z. Zhang, Y. Jiang, J. Jiang, X. Wang, P. Luo, and J. Gu，《STAR：用于实时图像增强的结构感知轻量级Transformer》，载于2021年IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV）。加拿大魁北克省蒙特利尔：IEEE，2021年10月，第4086–4095页。 [在线]。可访问：https: //ieeexplore.ieee.org/document/9710083/ [44] Z. Liang, J. Cai, Z. Cao, and L. Zhang，《CameraNet：一种有效学习相机 ISP 的两阶段框架》，arXiv: *1908 01481* 。cs, *[ ],* 2019, 1908 01481 [ ] eess 8月。arXiv：。。在线。可访问：http://arxiv.org/abs/ 1908 01481 。B. Yang, G. Bender, Q. V. Le, [45] and J. Ngiam，《CondConv：用于高效推理的条件参数化卷积》，arXiv:1904.*04971 [*cs*],* 2020年9月，arXiv: 1904 04971 [ ] 1904 04971 。。[46] 在线。可访问：http://arxiv.org/abs/。Y. Zhang, J. Zhang, Q. Wang, and Z. Zhong，《DyNet：用于加速卷积神经网络的动态卷积》，arXiv:2004.*10694 [*cs*],* 2020年4月，arXiv：2004.10694。 [在线]。可访问：http://arxiv.org/abs/ 2004 10694 。C. [47] Li, A. Zhou, and A. Yao，《全维度动态卷积》，载于国际学习表征会议，2021年。[48] Z. Liu, Y. Lin, Y. Cao, H. Hu, Y. Wei, Z. Zhang, S. Lin, and B. Guo，《Swin Transformer：采用移位窗口的分层视觉Transformer》，arXiv:2103.*14030 [*cs*],* 2021年8月，arXiv：2103.14030。 [ ] 2103 14030 在线。可访问：[49] http://arxiv.org/abs/。Z. Liu, H. Mao, C.-Y. Wu, C. Feichtenhofer, T. Darrell, and S. Xie，《面向2020年代的卷积网络》，arXiv:2201.*03545 [*cs*],* 2022年1月，arXiv: 2201 03545 [ ] 2201 03545 。。[50] 在线。可访问：http://arxiv.org/abs/。J. Liang, J. Cao, G. Sun, K. Zhang, L. Van Gool, and R. Timofte，《SwinIR：使用Swin Transformer进行图像复原》，arXiv:2108.*10257 [*cs, eess*],* 2021年8月，arXiv: 2108.10257。 [在线]。可访问：http://arxiv.org/abs/ 2108 10257 。S. W. Zamir、A. [51] Arora、S. Khan、M. Hayat、F. S. Khan 和 M.-H. Yang，"Restormer：用于高分辨率图像复原的高效Transformer"，arXiv:2111.*09881 [*cs*],* 2021年11月，arXiv: 2111 09881 [ ] 2111 09881 。 .[52] 在线 . 可访问：http://arxiv.org/abs/ 。C. W. Wampler，"基于向量公式和阻尼最小二乘法的机械臂逆运动学求解"，IEEE系统、人类与控制论汇刊，第16卷，第1期，第93–101页，1986年。[53] D. Martin、C. Fowlkes、D. Tal 和 J. Malik，"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数据中的应用"，载于《第八届IEEE国际计算机视觉会议论文集》。ICCV 2001，第2卷，IEEE。威尼斯：IEEE，2001年，第416–423页。[54] D. P. Kingma 和 J. Ba，"Adam：一种随机优化方法"，arXiv预印本 arXiv:1412.6980，2014年。[55] Z. Wang、A. Bovik、H. Sheikh 和 E. Simoncelli，"图像质量评价：从误差可见性到结构相似性"，IEEE图像处理汇刊，第13卷，第4期，第600–612页，2004年。[56] X. Tao、H. Gao、X. Shen、J. Wang 和 J. Jia，"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》。威尼斯：IEEE，2018年，第8174–8182页。[57] D. Ren、K. Zhang、Q. Wang、Q. Hu 和 W. Zuo，"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论文集》。威尼斯：IEEE，2020年，第3341–3350页。[58] Q. Guo、J. Sun、F. Juefei-Xu、L. Ma、X. Xie、W. Feng 和 Y. Liu，"Efficientderain：学习逐像素膨胀滤波，实现高效单幅图像去雨"，arXiv预印本 arXiv:2009 09238，2020年。 .[59] A. Mittal、A. K. Moorthy 和 A. C. Bovik，"空间域中的无参考图像质量评价"，IEEE图像处理汇刊，第21卷，第12期，第4695–4708页，2012年。[60] E. Krotkov，"聚焦"，国际计算机视觉期刊，第1卷，第3期，第223–237页，1988年10月。 [在线]。可访问：https://doi.org/ 10 1007 00127822 。/BF H. [61] Sheikh 和 A. Bovik，"图像信息与视觉质量"，IEEE图像处理汇刊，第15卷，444，2006 2，430期，第–页。[62] R. Zhang、P. Isola、A. A. Efros、E. Shechtman 和 O. Wang，"深层特征作为感知度量的惊人有效性"，载于《IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集》，2018年，第586–595页。[63] A. Mittal、R. Soundararajan 和 A. C. Bovik，"构建一种'完全盲'的图像质量分析器"，IEEE信号处理快报，第20卷，第3期，第209–212页，2012年。[64] G. Jocher，"ultralytics/yolov5：v3.1 - 错误修复与性能改进"，https://github.com/ultralytics/yolov5，2020年10月。[在线]。可访问：https://doi.org/10.5281/zenodo. 3908559[65] Y. Du、C. Li、R. Guo、C. Cui、W. Liu、J. Zhou、B. Lu、Y. Yang、Q. Liu、X. Hu 等，"PP-OCRv2：超轻量级OCR系统的技巧集合"，arXiv预印本 arXiv:2109.03144，2021年。

参考文献

[1] T. Lin 和 C. Cheng，"一种适用于精密镜头系统的新型光机公差分析方法"，*Precision Engineering*，第 35 卷，第 3 期，第 447–454 页，2011 年 7 月。 [在线]。网址：https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S 0141635911000304 [2] C.-C. Hsueh、P. D. Lin 和 J. Sasian，"基于最坏情况的方法：光学系统的公差分析与公差分配"，应用光学，第 49 卷，第 31 期，第 6179–6188 页，2010 年 11 月。 [在线]。网址：http://www.osapublishing.org/ ao/abstract.cfm?URI = 49 31 6179 ao- - - X. Hu 和 H. Hua，"用于光学透视多焦平面显示器的自由曲面光学系统设计与公差分析"，应用光学，第 54 卷，第 33 期，第 9990–9999 页，2015 年 11 月。 [在线]。网址：http://www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI=ao-54-33-9990[4] Q. Wang、D. Cheng、Y. Wang、H. Hua 和 G. Jin，"采用自由曲面元件的光学透视头戴式显示器的设计、公差分析与制造"，应用光学，第 52 卷，第 7 期，第 C88–C99 页，2013 年 3 月。 [在线]。网址：http: // www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI=ao-52-7-C88

[5] S. Jung、D.-H. Choi、B.-L. Choi 和 J. H. Kim，“手机相机镜头系统的公差优化”，应用光学，第 50 卷，第 23 期，第 4688–4700 页，2011 年 8 月。 [在线]。网址：http: //www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI
= 50 23 4688 ao- - - D.
[6] 3
Malacara 编，《光学车间检测》，第 3 版，Wiley纯粹与应用光学丛书。新泽西州霍博肯：Wiley-Interscience，2007年，OCLC：ocm74916130。[7] M. Rimmer，“扰动透镜系统分析”，Applied Optics，第 9 卷，第 3 期，第 533 页，1970 年 3 月。 [在线]。网址：https://opg.optica.org/abstract.cfm?URI
= 9 3 533 ao- - - M. P. Rimmer，“基
[8]
于调制传递函数（MTF）的公差设计流程”，载于 SPIE，R. E. Fischer 编，圣迭戈，1978 年 12 月，第 66–70 页。 [在线]。网址：http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?articleid =1227437
[9] J.-H. Sun，“为满足多性能标准而对光学变焦镜头进行公差再分配”，应用光学，第 53 卷，第 29 期，第 H233–H238 页，2014 年 10 月。 [在线]。网址：http: // www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI
= 53 29 233 ao- - -H E. A.
[10]
Derby、C. G. Gordon、D. Vukobratovich、P. R. Yoder 和 C. Zweben，“光机工程与振动控制”，《光机工程与振动控制》，第 3786 卷，1999 年。[11] Y. Shih、B. Guenter 和 N. Joshi，“使用校准镜头仿真进行图像增强”，载于《计算机视觉——ECCV 2012》，D. Hutchison、T. Kanade、J. Kittler、J. M. Kleinberg、F. Mattern、J. C. Mitchell、M. Naor、O. Nierstrasz、C. Pandu Rangan、B. Steffen、M. Sudan、D. Terzopoulos、D. Tygar、M. Y. Vardi、G. Weikum、A. Fitzgibbon、S. Lazebnik、P. Perona、Y. Sato 和 C. Schmid 编。柏林、海德堡：Springer Berlin Heidelberg，2012 年，第 7575 卷，第 42–56 页，丛书名称：计算机科学讲义。 [在线]。网址：http://link.springer.com/
10 1007 978 3 642 33765 9_4 . / - - - - Q.
[12]
Sun、C. Wang、Q. Fu、X. Dun 和 W. Heidrich，“采用可微光线追迹的端到端复杂镜头设计”，ACM 图形学汇刊，第 40 卷，第 4 期，第 1–13 页，2021 年 8 月。 [在线]。网址：https://dl.acm.org/doi/10.1145/ 3450626.3459674[13] E. Tseng、A. Mosleh、F. Mannan、K. St-Arnaud、A. Sharma、Y. Peng、A. Braun、D. Nowrouzezahrai、J.-F. Lalonde 和 F. Heide，“用于端到端相机设计的可微复合光学系统与处理流水线优化”，ACM图形学汇刊（TOG），第 40 卷，第 2 期，2021 年。[14] A. Mosleh、P. Green、E. Onzon、I. Begin 和 J. P. Langlois，“相机内在模糊核估计：可靠的框架”，载于2015年IEEE计算机视觉与模式识别会议（CVPR）。美国马萨诸塞州波士顿：IEEE，2015 年 6 月，第 4961–4968 页。 [在线]。网址：http://ieeexplore.ieee.org/document/7299130/ [15] Z. Li、Q. Hou、Z. Wang、F. Tan、J. Liu 和 W. Zhang，“采用快速可微光线追迹进行端到端学习的单镜头设计”，Optics Letters，第 46 卷，第 21 期，第 5453 页，2021 年 11 月。 [在线]。网址：https://www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI
= 46 21 5453 ol- - - J.
[16]
Nishimura、T. Gerasimow、R. Sushma、A. Sutic、C.- T. Wu 和 G. Michael，“使用非线性优化进行自动 ISP 图像质量调优”，载于2018年第25届IEEE国际图像处理会议（ICIP）。雅典：IEEE，2018 年 10 月，第 2471–2475 页。 [在线]。网址：https: //ieeexplore.ieee.org/document/8451818/ [17] F. Heide、M. Steinberger、Y.-T. Tsai、M. Rouf、D. Paj .ak、D. Reddy、O. Gallo、J. Liu、W. Heidrich、K. Egiazarian、J. Kautz 和 K. Pulli，“FlexISP：灵活的相机图像处理框架”，ACM 图形学汇刊，第 33 卷，第 6 期，第 1–13 页，2014 年 11 月。 [在线]。网址：https: // dl.acm.org/doi/ 10 1145 2661229 2661260 . / . A. Ignatov、
[18]
L. Van Gool 和 R. Timofte，“用单个深度学习模型取代移动相机 ISP”，arXiv: *2002 05509* . cs，eess，2 月。 *[ ],* 2020, 2002 05509 [ ] arXiv：. . 在线。网址：http://arxiv.org/abs/ 2002 05509 .
[19]
A. Ignatov、R. Timofte、X. Qu、X. Zhou、T. Liu、P. Wan、S. W. Zamir、A. Arora、S. Khan、F. S. Khan、L. Shao、D. Park、S. Y. Chun、P. N. Michelini、H. Liu、D. Zhu、Z. Zhong、X. Liu、J. Jiang、D. Zhao、M. Haris、K. Akita、T. Yoshida、G. Shakhnarovich、N. Ukita、J. Liu、C. Jung、R. Schettini、S. Bianco、C. Cusano、F. Piccoli、P. Liu、K. Zhang、J. Liu、J. Liu、H. Zhang、W. Zuo、N. C. N. Bow、L.-K. Wong、J. See、J. Qin、L. Huang、Y. Shi、P. Wei、W. Wen、L. Lin、Z. Hui、X. Wang、X. Gao、K. Kumari、V. K. Anand、M. Khened 和 G. Krishnamurthi，“NTIRE 2019 图像增强挑战赛：方法与结果”，载于2019年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别研讨会（CVPRW）。美国加利福尼亚州长滩：IEEE，2019年6月，页码 2224–2232。 [在线]。参见：https://ieeexplore.ieee.org/document/9025406/ [20] P. C. Foote 和 R. A. Woodson，“透镜设计与公差分析方法及结果*”，《美国光学学会杂志》，第 38 卷，第 7 期，页码 590–599，1948年7月。 [在线]。参见：http: // www.osapublishing.org/abstract.cfm?URI
= 38 7 590 josa- - -
[21]
E. Tseng、S. Colburn、J. Whitehead、L. Huang、S.-H. Baek、A. Majumdar 和 F. Heide，“用于高质量薄透镜成像的神经纳米光学”，《自然·通讯》，第 12 卷，第 1 期，第 6493 页，2021年11月。[22] J. C. Feltz，“离散系统，尤其是电荷耦合器件的调制传递函数和对比度传递函数的发展 [另见评论 35(7), 2105-2106（1996年7月）]，”，《光学工程》，第 29 卷，第 8 期，页码 893–904，1990年。
[ ] 10 1117 12 55675 在线。参见：
[23]
https://doi.org/ 。/。H. Ikoma、C. M. Nguyen、C. A. Metzler、Y. Peng 和 G. Wet- zstein，“利用学习型光学进行离焦深度估计，以实现成像与遮挡感知深度估计”，载于《2021年IEEE国际计算摄影会议（ICCP）》，2021年，页码 1–12。[24] C. Chen、Q. Chen、J. Xu 和 V. Koltun，“在黑暗中学习视觉”，载于《IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集》。威尼斯：IEEE，2018年，页码 3291–3300。[25] X. Zhang、Q. Chen、R. Ng 和 V. Koltun，“变焦学习，学习变焦”，载于《IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集》。威尼斯：IEEE，2019年，页码 3762–3770。[26] S. W. Hasinoff、D. Sharlet、R. Geiss、A. Adams、J. T. Barron、F. Kainz、J. Chen 和 M. Levoy，“用于移动相机高动态范围和低光照成像的连拍摄影”，《ACM图形学汇刊》，第 35 卷，第 6 期，2016年11月。 [在线]。参见：https://doi.org/ 10 1145 2980179 2980254 。/。Q.
[27]
Yan、D. Gong、Q. Shi、A. v. d. Hengel、C. Shen、I. Reid 和 Y. Zhang，“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》。威尼斯：IEEE，2019年，页码 1751–1760。[28] S. Chen、H. Feng、D. Pan、Z. Xu、Q. Li 和 Y. Chen，“利用成像仿真在后处理中校正光学像差”，《ACM图形学汇刊》，第 40 卷，第 5 期，2021年9月。 [在线]。参见：https://doi.org/
10 1145 3474088 。/ S. Chen、H. Feng、
[29]
K. Gao、Z. Xu 和 Y. Chen，“通过退化框架实现极致品质计算成像”，载于《IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV）论文集》，2021年10月，页码 2632–2641。[30] F. Heide、M. Rouf、M. B. Hullin、B. Labitzke、W. Heidrich 和 A. Kolb，“利用简单透镜实现高质量计算成像”，《ACM图形学汇刊》，第 32 卷，第 5 期，2013年10月。 [在线]。参见：https://doi.org/ 10 1145 2516971 2516974 。/。
[31]
J. Pan、D. Sun、H. Pfister 和 M.-H. Yang，“利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》。威尼斯：IEEE，2016年，页码 1628–1636。[32] T. Sun、Y. Peng 和 W. Heidrich，“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》。威尼斯：IEEE，2017年，页码 3248–3256。[33] J. van de Weijer、T. Gevers 和 A. Gijsenij，“基于边缘的颜色恒常性”，《IEEE图像处理汇刊》，第 16 卷，第 9 期，页码 2207–2214，2007年。[34] A. Gijsenij、T. Gevers 和 J. van de Weijer，“通过光度边缘加权改进颜色恒常性”，《IEEE模式分析与机器智能汇刊》，第 34 卷，第 5 期，页码 918–929，2012年。[35]M. Afifi 和 M. S. Brown，“深度白平衡编辑”，载于《2020年IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR）》。美国华盛顿州西雅图：IEEE，2020年6月，页码 1394–1403。 [在线]。参见：https://ieeexplore.ieee.org/document/ 9156468/[36] A. Buades、B. Coll 和 J.-M. Morel，“一种用于图像去噪的非局部算法”，载于《2005年IEEE计算机学会计算机视觉与模式识别会议（CVPR'05）》，第 2 卷，IEEE。波特兰：IEEE，2005年，页码 60–65。[37] L. Condat，“一种简单、快速且高效的去马赛克与去噪联合方法”，载于《2010年IEEE国际图像处理会议》，IEEE。IEEE：IEEE，2010年，页码 905–908。[38]K. Hirakawa 和 T. Parks，“自适应同质性引导

去马赛克算法”，《IEEE图像处理汇刊》，第 14 卷，第 3 期，页码 360–369，2005年。[39] E. Dubois，“用于自适应频域拜耳去马赛克的滤波器设计”，载于《2006年国际图像处理会议》，IEEE。IEEE：IEEE，2006年，页码 2705–2708。[40] X. Li、B. Gunturk 和 L. Zhang，“图像去马赛克：系统综述”，载于《2008年视觉通信与图像处理》，第 6822 卷，国际光学与光子学学会。威尼斯：IEEE，2008年，第 68221J 页。[41] N. Kwok、H. Shi、Q. Ha、G. Fang、S. Chen 和 X. Jia，“利用粒子群优化同时进行图像颜色校正与增强”，《人工智能工程应用》，第 26 卷，第 10 期，页码 2356–2371，2013年。 [在线]。参见：https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/ S0952197613001516[42] K. Mei、J. Li、J. Zhang、H. Wu、J. Li 和 R. Huang，“用于图像去马赛克与增强的 HighEr-Resolution 网络”，载于《2019年IEEE/CVF国际计算机视觉会议研讨会（ICCVW）》。韩国首尔：IEEE，2019年10月，页码 3441–3448。 [在线]。参见：https: //ieeexplore.ieee.org/document/9022066/ [43]Z. Zhang、Y. Jiang、J. Jiang、X. Wang、P. Luo 和 J. Gu，“STAR：用于实时图像增强的结构感知轻量级Transformer”，载于《2021年IEEE/CVF国际计算机视觉会议（ICCV）》。加拿大魁北克省蒙特利尔：IEEE，2021年10月，页码 4086–4095。 在线]。参见：https: //ieeexplore.ieee.org/document/9710083/ [44] Z. Liang、J. Cai、Z. Cao 和 L. Zhang，“CameraNet：用于有效相机ISP学习的两阶段框架”，arXiv: *1908 01481* . cs, *[ ],* 2019, 1908 01481 [ ] eess，8月，arXiv：. . 在线。参见：http://arxiv.org/abs/ 1908 01481 。B. Yang、G. Bender、Q. V. Le 和 J. [45] Ngiam，“CondConv：用于高效推理的条件参数化卷积”，arXiv:1904.*04971 [* cs*],* 2020年9月，arXiv: 1904 04971 [ ] 1904 04971 。. 在线。[46] 参见：http://arxiv.org/abs/。Y. Zhang、J. Zhang、Q. Wang 和 Z. Zhong，“DyNet：用于加速卷积神经网络的动态卷积”，arXiv:2004.*10694 [*cs*],* 2020年4月，arXiv：2004.10694。 [在线]。参见：http://arxiv.org/abs/ 2004 10694 。C. Li、A. Zhou 和 A. Yao, [47] “全维度动态卷积”，载于《国际学习表征会议》，2021年。[48] Z. Liu、Y. Lin、Y. Cao、H. Hu、Y. Wei、Z. Zhang、S. Lin 和 B. Guo，“Swin Transformer：采用移位窗口的分层视觉Transformer”，arXiv:2103.*14030 [*cs*],* 2021年8月，arXiv：2103.14030。 [ ] 2103 14030 在线。参见：[49] http://arxiv.org/abs/。Z. Liu、H. Mao、C.-Y. Wu、C. Feichtenhofer、T. Darrell 和 S. Xie，“面向2020年代的卷积网络”，arXiv:2201.*03545 [*cs*],* 2022年1月，arXiv: 2201 03545 [ ] 2201 03545 。. 在线。[50] 参见：http://arxiv.org/abs/。J. Liang、J. Cao、G. Sun、K. Zhang、L. Van Gool 和 R. Timofte，“SwinIR：使用Swin Transformer进行图像复原”，arXiv:2108.*10257 [*cs，eess*],* 2021年8月，arXiv：2108.10257。 [在线]。参见：http://arxiv.org/abs/ 2108 10257 。S. W. [51] Zamir、A. Arora、S. Khan、M. Hayat、F. S. Khan 和 M.-H. Yang，“Restormer：用于高分辨率图像复原的高效Transformer”，arXiv:2111.*09881 [*cs*],* 2021年11月，arXiv: 2111 09881 [ ] 2111 09881 。. 在线。[52] 参见：http://arxiv.org/abs/。C. W. Wampler，“基于向量表示和阻尼最小二乘法的机械臂逆运动学解”，《IEEE系统、人与控制论汇刊》，第 16 卷，第 1 期，页码 93–101，1986年。[53] D. Martin、C. Fowlkes、D. Tal 和 J. Malik，“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量中的应用”，载于《第八届IEEE国际计算机视觉会议论文集。ICCV 2001》，第 2 卷，IEEE。威尼斯：IEEE，2001年，页码 416–423。[54] D. P. Kingma 和 J. Ba，“Adam：一种随机优化方法”，arXiv预印本 arXiv:1412.6980，2014年。[55] Z. Wang、A. Bovik、H. Sheikh 和 E. Simoncelli，“图像质量评价：从误差可见性到结构相似性”，《IEEE图像处理汇刊》，第 13 卷，第 4 期，页码 600–612，2004年。[56] X. Tao、H. Gao、X. Shen、J. Wang 和 J. Jia，“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》。威尼斯：IEEE，2018年，页码 8174–8182。[57] D. Ren、K. Zhang、Q. Wang、Q. Hu 和 W. Zuo，“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. 威尼斯：IEEE，2020年，第3341–3350页。[58] Q. Guo、J. Sun、F. Juefei-Xu、L. Ma、X. Xie、W. Feng 和 Y. Liu，“Efficientderain：学习用于高效单幅图像去雨的逐像素膨胀滤波”，*arXiv*预印本 *arXiv:2009 09238*，2020年。.[59] A. Mittal、A. K. Moorthy 和 A. C. Bovik，“空间域中的无参考图像质量评价”，*IEEE*图像处理汇刊，第21卷，第12期，第4695–4708页，2012年。[60] E. Krotkov，“聚焦”，国际计算机视觉期刊，第1卷，第3期，第223–237页，1988年10月。 [在线]。可访问：https://doi.org/ 10 1007 00127822 。/BF H. Sheikh 和 A. [61] Bovik，“图像信息与视觉质量”，*IEEE*图像处理汇刊，第15卷，444，2006 2，430期，第–页。[62] R. Zhang、P. Isola、A. A. Efros、E. Shechtman 和 O. Wang，“深层特征作为感知度量的惊人有效性”，载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集，2018年，第586–595页。[[63] A. Mittal、R. Soundararajan 和 A. C. Bovik，“构建‘完全盲’图像质量分析器”，*IEEE*信号处理快报，第20卷，第3期，第209–212页，2012年。[64] G. Jocher，“ultralytics/yolov5：v3.1 - 错误修复与性能提升”，https://github.com/ultralytics/yolov5，2020年10月。[在线]。可访问：https://doi.org/10.5281/zenodo. 3908559[65] Y. Du、C. Li、R. Guo、C. Cui、W. Liu、J. Zhou、B. Lu、Y. Yang、Q. Liu、X. Hu 等，“PP-OCRv2：超轻量级OCR系统的技巧集合”，*arXiv*预印本 *arXiv:2109.03144*，2021年。