PAColorHolo：面向感知的全息显示器色彩管理框架

CHUN CHEN、MINSEOK CHAE 和 SEUNG-WOO NAM，首尔国立大学，大韩民国 MYEONG-HO CHOI、MINSEONG KIM 和 EUNBI LEE，首尔国立大学，大韩民国 YOONCHAN JEONG* 和 JAE-HYEUNG PARK*，首尔国立大学，大韩民国

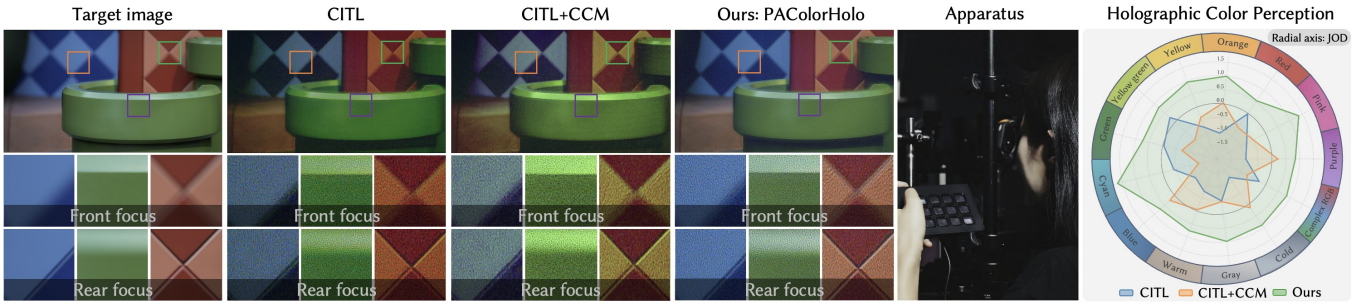


图 1。实验采集的全息图像与目标参考图的对比（第一列），以及不同算法的色彩感知用户研究结果。近期计算机生成全息术的发展主要集中于减少散斑噪声及其他低级伪影。例如，相机在环（CITL）方法通过将采集反馈纳入全息图优化过程，提高了像素级保真度（第二列）。然而，这些方法往往忽视感知色彩保真度。标准的色彩校正方法，例如应用使用色卡校准的传统色彩校正矩阵（CCM），未能考虑激光照明的窄光谱带宽（第三列）。不同于以像素级图像质量为主要关注点的既有方法，我们提出了一种感知感知型色彩管理框架，将感知色彩建模纳入渲染过程，从而改变全息图优化流程（第四列）。为进一步验证我们方法的有效性，我们开展了用户研究（第五列）。我们使用刚可察觉差异（JOD）分数来量化不同算法的感知色彩表现，并通过极坐标图按色彩组进行可视化（第六列），清晰展示了我们方法所实现的感知色彩保真度提升。

全息显示器通过重建波前，能够提供连续的深度线索和自然视差，且不会产生辐辏–调节冲突，因此在增强现实和虚拟现实应用中具有巨大潜力。然而，尽管像素级图像质量不断提升，当前系统仍难以实现感知上准确的色彩再现，而这正是视觉真实感的重要组成部分。这些挑战源于复杂的系统级失真，包括相干激光照明、空间光调制器缺陷、色差以及相机引起的色彩偏差。在这项工作中，我们提出了一种面向全息显示器的感知感知型色彩管理框架，通过色彩空间变换、自适应照明控制，以及基于神经网络的相机色彩响应感知建模，协同解决输入与输出之间的色彩不一致问题。我们通过数值模拟、光学实验和一项受控用户研究，验证了该方法的有效性。结果表明，该方法显著提升了感知色彩保真度，为未来系统中由感知驱动的全息渲染奠定了基础。

CCS概念： •**硬件** → **新兴技术**； • **计算方法** →计算机图形学。

*通讯作者

作者联系信息：Chun Chen，chenchun@snu.ac.kr；Minseok Chae，mschae3d@gmail.comm；Seung-Woo Nam，711asd@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国；Myeong-Ho Choi，mhchoi960905@snu.ac.kr；Minseong Kim，vkminseong@snu.ac.kr；Eunbi Lee，dldmsql0215@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国；Yoonchan Jeong，yoonchan@snu.ac.kr；Jae-Hyeung Park，jaehyeung@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国。

2026年。ACM 1557-7368/2026年/1-ARTXXX
https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX

附加关键词和短语：虚拟现实、增强现实、全息术、计算显示、色彩感知

ACM 引用格式：
Chun Chen、Minseok Chae、Seung-Woo Nam、Myeong-Ho Choi、Minseong Kim、Eunbi Lee、Yoonchan Jeong 和 Jae-Hyeung Park。2026年。PAColorHolo：一种面向全息显示器的感知式色彩管理框架。*ACM* 图形学汇刊 XX，X，文章 XXX（2026年1月），15 页。
https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX

1 引言

全息显示器通过精确的波前重建，实现逼真的三维（3D）图像合成，提供连续的深度线索，并解决辐辏–调节冲突 [Chang 等，2020a；Kim 等，2024；Maimone 等，2017]。除了深度感知，此类显示器还支持视力矫正和光学像差补偿等先进功能[Kim 等，2021]。这些能力进一步提升了全息显示器在下一代增强现实与虚拟现实（AR/VR）系统中的应用潜力 [Park 和 Lee 2022]。然而，当前的硬件限制，例如商用空间光调制器（SLM）的调制能力有限，以及光学系统不完善，对图像质量构成了重大挑战。为了解决这些缺陷，近期研究主要致力于通过伪影抑制和噪声抑制来提升空间保真度，并采用基于梯度的优化和深度学习技术 [Choi 等，2021；Peng 等，2020；Shi 等，2021]。

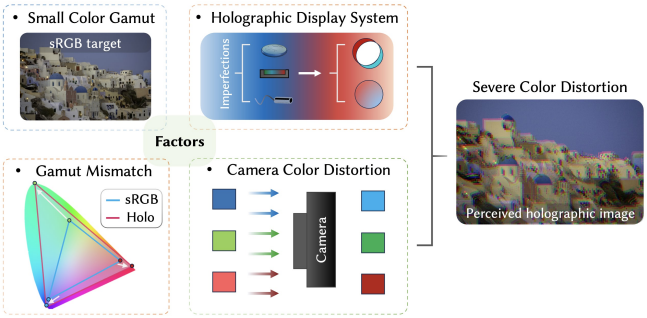


图 2. 影响全息显示系统感知色彩保真度的关键因素。在全息图优化过程中，目标色彩空间与系统原生色域之间的不匹配可能导致色相偏移或饱和度误差。光学系统中的缺陷，例如色差和照明平衡不准确，也会引入额外的色彩失真。此外，由于传感器特性，相机可能造成光谱误差。这些相互交织的因素共同给实现感知上准确的色彩再现带来了重大挑战。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

尽管这些方法显著提升了视觉清晰度，但它们通常仅通过像素级指标而非感知正确性来处理色彩保真度。更重要的是，它们很少从系统层面考量感知色彩保真度，忽视了色彩失真如何由系统输入（例如激光照明、色彩空间匹配）与输出（例如光学系统、成像传感器）之间的相互作用所产生。因此，实现感知上忠实的色彩再现——这对营造沉浸式全息体验至关重要——仍是一项关键挑战。全息显示器的特性进一步加剧了这一复杂性：它们依靠相干激光光源，并联合调制强度和相位来重建三维内容。这一过程与传统系统中为二维面板显示器设计的基于像素、宽带发射方式有着根本区别 [Huang 等，2020；Peng 等，2021]。因此，基于加色模型和精确查找表的标准化校准流程无法直接应用。图 2 总结了相互交织的系统级因素，这些因素共同构成了实现准确色彩再现的重大障碍。然而，这些相互交织的挑战仍未得到系统性、充分的解决。

在本研究中，我们提出了一种感知感知型色彩管理框架，专为提升全息显示器的感知色彩保真度而设计。与以往仅处理个别因素的方法不同，我们的框架全面应对色域不匹配、光学系统造成的色彩失真以及相机引起的误差。通过全面的实验和受控用户研究，我们展示了感知色彩保真度的显著提升。具体而言，我们的贡献包括：

- 提出一种全面的感知感知型色彩管理框架，显著提升全息显示器中色彩的感知真实感[1]。
- 开发一种基于多层感知机（MLP）的感知建模方法，用于针对全息显示条件进行相机色彩恢复。
- 设计并开展受控用户研究，以定量验证全息显示器感知色彩保真度的提升。
- 提供一套生成经感知校正的全息数据集的实用流程，可作为未来实时、基于学习的全息图像生成方法的潜在训练数据。

2 相关工作

2.1 计算机生成全息术

计算机生成全息术（CGH）通过精确调制光波前来重建逼真的三维场景。这种控制能够实现深度操控、像差补偿和视力矫正，为下一代近眼显示架构铺平道路 [Chen 等人，2021；Jang 等人，2018；Kim 等人，2021；Maimone 等人，2017]。例如，CGH 通过精确的传播建模，使基于波导的显示器能够实现紧凑型增强现实 [Gopakumar 等，2024；Jang 等人，2024；Kim 和 Park，2018；Peng 等人，2020]，，同时还通过计算波前控制，使麦克斯韦视图系统能够扩展景深 [Chang 等人，2019；Park 和 Kim，2018]。这些实现展现了 CGH 将受硬件限制的光学功能转移至计算域的能力 [Chae 等人，2025]。为优化全息图生成过程，相关研究已从传统的迭代算法 [Fienup，1982；Wu 等人，2021b]——这类算法通常存在收敛速度缓慢的问题——发展到先进的基于梯度的方法 [Chen 等人，2024a；Nam 等人，2023；Peng 等人，2020] 以及学习式全息技术 [Shi 等人，2021；Wu 等人，2021a]。这些现代方法利用可微损失函数和深度神经网络，实现实时的高保真合成 [Gopakumar 等，2024；Peng 等人，2020]。然而，尽管取得了这些进展，现有方法仍主要关注数值保真度和波传播，往往忽视人类视觉感知在全息显示质量中的关键作用。

2.2 以人为中心的全息术

近期，以人为中心的全息术将优化方向转向人类视觉系统（HVS）。重要的是，全息图的感知质量不仅取决于重建波前的保真度，还取决于眼睛对深度线索、视差和观看舒适度约束的响应 [Chang et al. 2020a]。为应对这些问题，已有多种受人类视觉系统启发的策略应运而生。考虑瞳孔的全息术会根据眼动特性调整生成过程，使波前与入瞳对准，从而提高角分辨率和亮度 [Chakravarthula et al. 2022a; Wang et al. 2024b]。类似地，中央凹全息术 [Cem et al. 2020; Chang et al. 2020b; Ju and Park 2019; Kim et al. 2019] 利用周边视敏度下降的特点，将计算资源分配到感知最敏感的区域 [Chakravarthula et al. 2021; Patney et al. 2016]。为进一步提升观看体验，视场角（FOV）和眼盒扩展技术 [Chae et al. 2023; Jang et al. 2018; Li et al. 2022; Tseng et al. 2024; Zheng et al. 2025] 扩大了视觉覆盖范围

[1]项目页面：https://3dholo.github.io/PAColorHolo/

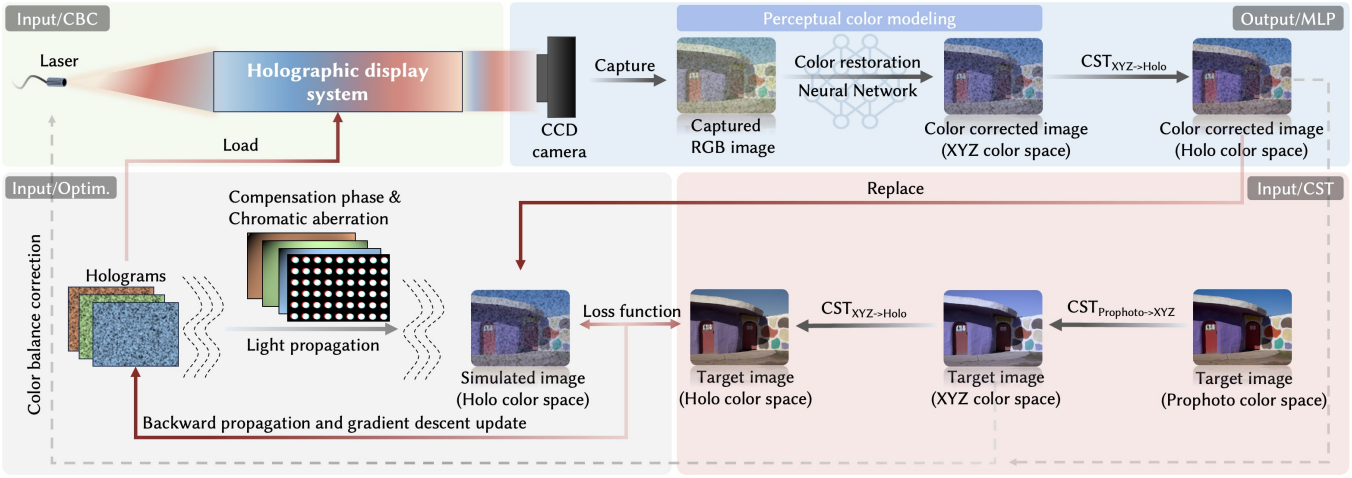


图 3. 所提出的感知感知型色彩管理框架示意图。全息显示系统分为输入模块和输出模块，以实现精确的色彩控制。输入模块由三个关键部分组成：激光照明的色彩平衡校正（CBC）、全息图优化，以及目标图像的色彩空间变换（CST）。输出模块采用训练好的多层感知机（MLP），通过将相机捕获的 RGB 值映射到 CIE XYZ 色彩空间，恢复感知色彩保真度。激光的 RGB 功率比首先根据变换后的目标图像进行初始化，随后利用捕获图像的反馈加以优化。在光传播仿真过程中，采用相位补偿和逆单应性校正，以减轻光学像差和色差。随后，将以 CIE XYZ 色彩空间表示的 MLP 输出转换到 Holo色彩空间。由此可实现相机集成优化，即以相机捕获的色彩校正图像替代仿真重建图像。在优化循环中，首先将目标图像转换到 Holo色彩空间，以确保其与传播输出保持一致。然后计算色彩校正后的重建图像与目标图像之间的损失，并通过反向传播求得梯度，再利用梯度下降迭代更新全息图。通过这一流程，所提出的框架有效提升了重建全息图像的感知色彩保真度。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

并适应自然的头部和眼球运动，从而降低对准敏感性和视觉疲劳 [Chang et al. 2019; Choi et al. 2020; Kim and Park 2018]。此外，近期研究增强了调焦反应 [Kim et al. 2022; Lee et al. 2024; Yang et al. 2022]，并采用了时分复用 [Choi et al. 2022] 或光场方法 [Chakravarthula et al. 2022b; Kim et al. 2024; Park and Askari 2019]。这些方法重现了符合生理条件的自然深度线索 [Chang et al. 2020a; Kramida 2015]，，从而有效缓解眼疲劳。随着显示规格不断提升，将人因因素融入计算机生成全息图（CGH）已不再只是改进手段，而成为必要条件，使感知优化与硬件改进同等重要。

2.3 色彩感知挑战

尽管针对空间保真度和深度线索的人类视觉系统驱动的优化已得到广泛研究，但色彩感知仍然是影响视觉真实感和沉浸感的关键因素，却尚未得到充分探索 [Gil Rodríguez 等，2022；Witt，1995；Zhang 等， 2021]。不同于依靠针对非相干光的标准化校准的传统显示器 [Bastani 等，2005；Consortium 等，2010；Reinhard 和 Urban，2022；Sharma 2002]，，全息系统面临着由相干激光照明、复杂的波前编码和光学系统缺陷所引起的独特失真 [Peng 等， 2020]。这些根本性差异要求采用专门针对全息显示器的物理特性定制的色彩管理策略。

为减轻这些光学畸变和硬件限制，研究人员探索了像差校正 [Kim 等人，2021; Nam 等人 2020]，空间光调制器补偿 [Li 和 Cao，2019; Shi 等人 2022]，以及高动态范围（HDR）技术 [Kadis 等人，2022; Kavaklı 等人，2023; Yonesaka 等人 2016]。此外，研究人员采用波长复用来扩展可实现的色域并提升图像清晰度 [Schiffers 等，2025; Trisnadi 2002]。近年来，相机集成方法应运而生，通过真实环境反馈进一步减轻光学系统缺陷并提升全息图像质量 [Chakravarthula 等人，2020; Chao 等人，2023; Chen 等人，2022; Wang 等人，2024a; Xia 等人 2025]。然而，这些方法高度依赖捕获图像的准确性，而精确的色彩再现并无保证。传统校准技术，例如使用色卡和颜色校正矩阵（CCM）的方法 [Finlayson 等人 2015]，，在窄带相干激光照明下往往表现不佳。这一局限源于激光基色与校准目标反射特性之间的光谱失配 [Li 等人，2023; Molada-Tebar 等人 2024]。测量相机的光谱灵敏度曲线已被探索为一种潜在解决方案 [Li 等人2023]；然而，这种方法通常需要复杂的光学密封装置，而且往往忽略内部光电处理的影响 [Gong 等人，2022; Jia 等人，2024; Martínez-Verdú 等人，2002; Solomatov 和 Akkaynak 2023]。

因此，当前方法主要关注像素级保真度，而非感知色彩准确度。为弥合这一差距，我们提出了一种感知驱动优化框架，以减小渲染全息图像与人类视觉预期之间的感知色差。我们进一步通过受控用户研究验证了该方法，并对感知色彩保真度进行了定量评估。我们期望该框架能够提供

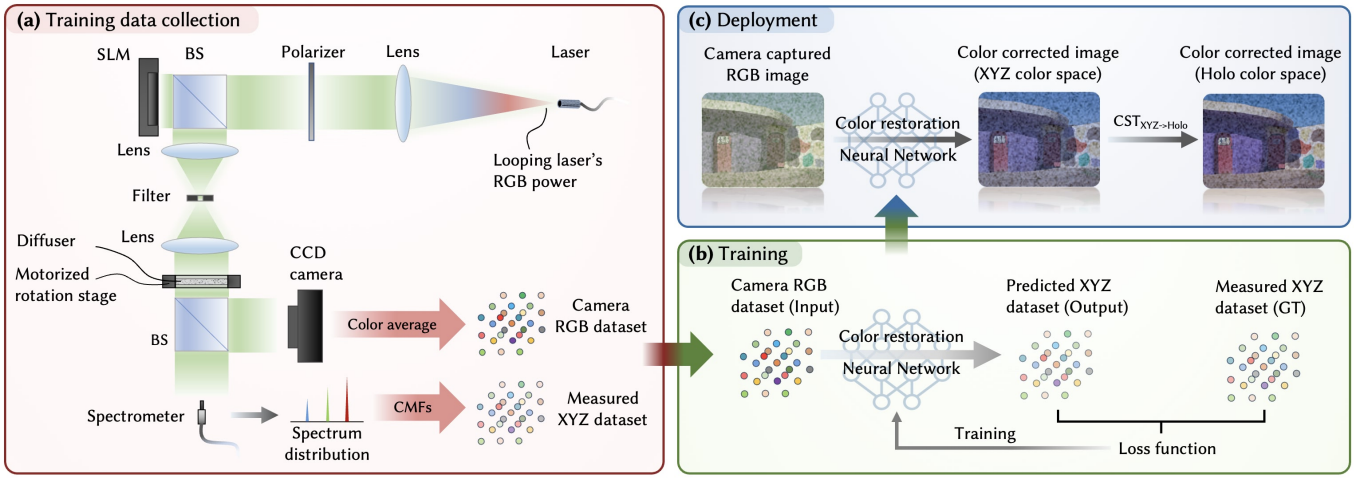


图 4. 颜色恢复 MLP 框架概览。(a) 在全息显示设置下，采集相机 RGB 响应及相应光谱测量值的数据采集流程。(b) 由配对的相机 RGB 和测得的 XYZ 值组成的数据集，用于训练一个将 RGB 输入映射为真实值 XYZ 输出的多层感知机。(c) 训练后的多层感知机可在 XYZ 色彩空间中恢复捕获图像的准确色彩再现，随后通过 a $CST\{\cdot\}$ 操作将其转换至 Holo色彩空间。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

一种实用且有效的解决方案，用于在现实世界的全息显示系统中实现感知准确的色彩再现。

3 感知感知的全息图优化与色彩管理框架

我们提出了一种模块化的三阶段色彩管理框架，旨在提升全息图像的感知色彩保真度。我们有策略地将流程分解，而非将其表述为统一的可微映射，从而将标准色度转换与设备特定校正解耦。这种分解确保标准变换保持数学上的精确，而非由神经网络近似。如图 3 所示，我们的方法同时处理输入和输出阶段的色彩处理。该框架包括：(i) 色彩空间变换 (CST)，使重建图像和目标图像在同一色彩空间中对齐；(ii) 使用多层感知机模型进行感知色彩恢复，以校正相机引起的失真；以及 (iii) 色彩平衡校正 (CBC)，对最终输出进行微调，以确保感知一致性。通过将这些组件整合到全息图优化流程中，所提出的框架系统地应对全息图生成、传播和显示各阶段的感知色彩保真度挑战。最终，这种模块化设计使每个阶段都能解决一个定义明确的子问题，为更轻松地与标准图形渲染流程集成铺平道路。

3.1 全息色彩空间转换

sRGB 或 AdobeRGB 等标准 RGB 色彩空间中的图像，不能直接用作全息显示器的目标图像。这是因为这些标准色彩空间通常假设使用光谱带宽较宽的基色，而这与基于激光的全息系统具有的窄带、高饱和度光谱特性存在根本差异。这种色域中的光谱失配往往会导致重建全息图像出现色彩失真，例如色相偏移以及饱和度不足或过高。

为了解决这一问题，我们将全息色彩空间（Holo色彩空间）定义为系统原生的设备相关 RGB 空间。该色彩空间明确体现了系统所用激光基色的光谱功率分布（SPDs）。我们将测得的光谱功率分布与标准 CIE 1931 色匹配函数（CMFs）[Fairman 等人 1997], 结合，构建该色彩空间，并据此推导出各基色的三刺激值。我们采用广泛使用的 D65 标准照明体作为白色参考，从而得到一个 C_{Holo} 由设备专属基色和标准白点共同定义的色彩空间。此定义确立了后续 CST 阶段的精确目标域。

线性 Holo 色彩空间与 CIE XYZ 色彩空间之间的转换由经过校准的 3×3矩阵 $\mathbf{M}_{\mathrm{RGB}\to\mathrm{XYZ}}$ 及其逆矩阵 $\mathbf{M}_{\mathrm{XYZ}\to\mathrm{RGB}}$表示。这些矩阵根据基色三刺激值推导，并缩放至 D65白点。更多实现细节请参阅补充材料。

为形式化 CST，我们定义一个 $CST\{\cdot\}$ 运算符，将图像从源色彩空间 C_s 映射到目标色彩空间 C_t:

$$I_t = CST\{I_s; C_s, C_t\} = \mathbf{M}_{\mathrm{XYZ}\to C_t}\,\mathbf{A}_{w_s\to w_t}\,\mathbf{M}_{C_s\to\mathrm{XYZ}}\,I_s, \qquad (1)$$

其中 I_s 和 I_t 分别表示图像在源色彩空间和目标色彩空间中的线性化 RGB 值，而$\mathbf{A}_{w_s\to w_t}$ 是可选的色适应矩阵；当两个色彩空间的白点相同时，该矩阵为单位矩阵。同样，当 C_s 或 C_t 对应于 CIE XYZ 色彩空间时，相关变换矩阵 $\mathbf{M}$ 也为单位矩阵。此外，从较大色域转换到较小色域时，我们在线性变换后采用色域映射而非硬裁剪，以保留颜色细节，尤其是色域边界附近的细节 [Le 等人 2023]。通过这一过程，目标图像可以从另一种色彩空间（例如 XYZ）转换到 Holo色彩空间：$I_{Holo} = CST\{I_{XYZ}; C_{XYZ}, C_{Holo}\}$。

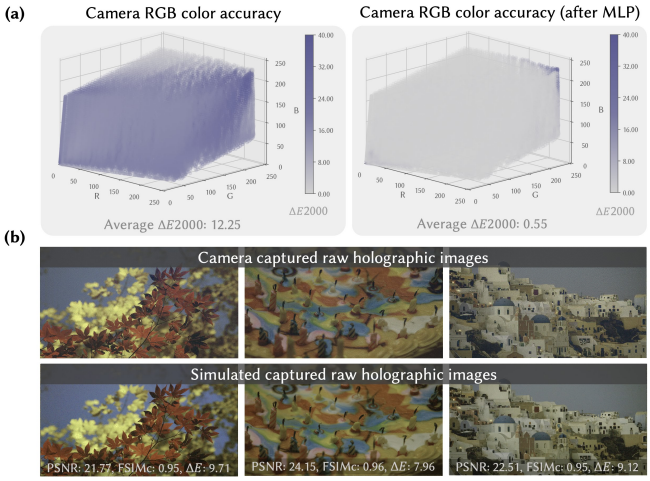


图 5。对训练所得多层感知机颜色恢复准确度的评估。（a）使用 ΔE_{2000} 可视化比较多层感知机颜色恢复前后的色彩准确度。应用多层感知机后，ΔE_{2000} 显著降低，表明感知色彩保真度得到提升。请注意，高强度区域（右上方）中仍然较高的误差源于传感器饱和导致的信息丢失。（b）通过比较真实相机拍摄与模拟相机拍摄的结果，对逆向多层感知机进行验证，证实其能够对相机的色彩响应进行建模。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

3.2 光传播模型

光学全息显示系统在波前传播过程中不可避免地会引入光学缺陷，包括结构噪声、光学像差和色差。为减轻这些缺陷对重建全息图像色彩保真度的影响，我们在波传播模型中加入一个额外的补偿相位项 ϕ_{c_i} 和一个几何变换算子 $PT\{\cdot\}$。

补偿相位 ϕ_{c_i} 由系统特定的光学像差生成，这些像差通过 Zernike 多项式 [Kim 等人 2021]进行测量和参数化。透视变换 $PT\{\cdot\}$通过应用在各色彩通道上校准的逆单应性，模拟系统的色差。更多实现细节和校准流程请参见补充材料。

我们采用角谱法对全息显示系统中的光传播进行建模。纳入光学缺陷后，光传播算子定义如下：

$$\mathcal{P}(\phi_i) = PT\left\{\mathcal{F}^{-1}\left\{\mathcal{F}\left\{e^{j(\phi_i+\phi_{c_i})}\right\}\cdot H(f_x,f_y,\lambda_i)\right\}\right\},$$
$$H(f_x,f_y,\lambda_i) = \begin{cases} e^{jk_i z\sqrt{1-(\lambda_i f_x)^2-(\lambda_i f_y)^2}}, & \text{if } \sqrt{f_x^2+f_y^2} < \frac{1}{\lambda_i}, \\ 0, & \text{otherwise}, \end{cases} \quad (2)$$

其中，ϕ_i 是波长为 λ_i时的输入相位分布，P（ϕ_i）表示传播平面上生成的复数场。ϕ_{c_i} 是用于补偿测得的系统像差的补偿相位。F {·} 和 F $^{-1}${·} 分别表示正向和逆向傅里叶变换。$H(f_x, f_y, \lambda_i)$ 是以下条件下的传递函数



图6. 实验中使用的图像数据集。采集的图像按色相和色温分类。使用颜色聚类提取主导颜色，以增强视觉呈现。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky et al. 2011]。

角谱近似，其中空间频率为 f_x, f_y，而 $k_i = 2\pi/\lambda_i$ 为波数。传播距离记为 z。

3.3 使用多层感知机网络进行感知色彩建模

传统的相机色彩标定方法使用色卡和色彩校正矩阵，并假设采用宽带照明且颜色响应为线性 [Jia et al. 2024]。在窄带照明下，这些假设往往不成立，因此难以校正相机固有的非线性色彩失真，进而造成感知不匹配。即使采用引入光谱多样性的多色照明策略 [Schiffers et al. 2025]，最终光谱通常仍由离散峰值构成，而非连续的宽带光谱。因此，传感器对这些离散信号的积分仍会产生复杂的非线性，简单的线性模型无法完全消除这些非线性。为解决这一问题，我们提出一种基于全连接多层感知机的感知色彩恢复框架，利用其建模离散光谱照明固有非线性色彩映射的能力，适用于标准窄带或多色照明配置。该网络记为 $MLP\{\cdot\}$，可将相机捕获的 RGB 值映射为 CIE XYZ 色彩空间中感知准确的表示。图4展示了在窄带照明场景下的数据采集、网络训练和部署的完整流程。

颜色数据采集。 我们的全息显示系统采用窄带 RGB 激光照明，因此需要进行精确的光谱测量和色度表征。为准确捕捉相机的色彩响应，我们采集了全面的数据集，其中包含相机 RGB 值及其对应的光谱测量结果，如图 4(a) 所示。在相机和光谱仪前放置了旋转扩散片，以减轻散斑噪声。此外，采用时分复用来稳定 RGB 和光谱数据的采集，进一步提升测量质量。总共采集了 32(R)×36(G)×39(B) = 44，928 对数据，构建了一个相对稠密的数据集，能够充分覆盖色彩空间。将相机采集的 RGB 数据进行平均并归一化至 $[0, 1]$ 范围，同时利用 CIE 1931 标准观察者颜色匹配函数将光谱数据转换为 XYZ 值，并进行相应归一化。

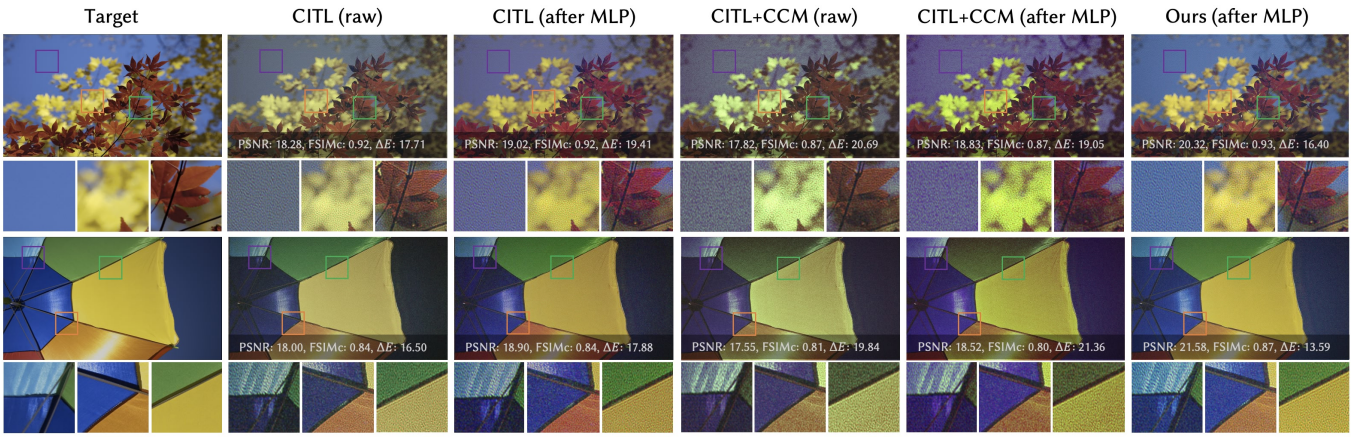


图 7. 复杂彩色场景的实验采集二维全息图像。图中展示了采用不同优化方法生成的原始图像和多层感知机复原图像。CITL方法采集的原始图像散斑噪声较低（第二列）。然而，由于缺乏全面的色彩管理流程，复原图像（第三列）与目标图像（第一列）存在明显的色彩偏差。CITL+色彩校正矩阵方法（第四、五列）将基于色彩校正矩阵的色彩校正整合到优化流程中，但其在窄带激光照明下的性能有限，导致色彩保真度不理想。与其他方法相比，我们提出的感知感知型色彩管理框架实现了最佳的色彩再现性能（第六列）。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

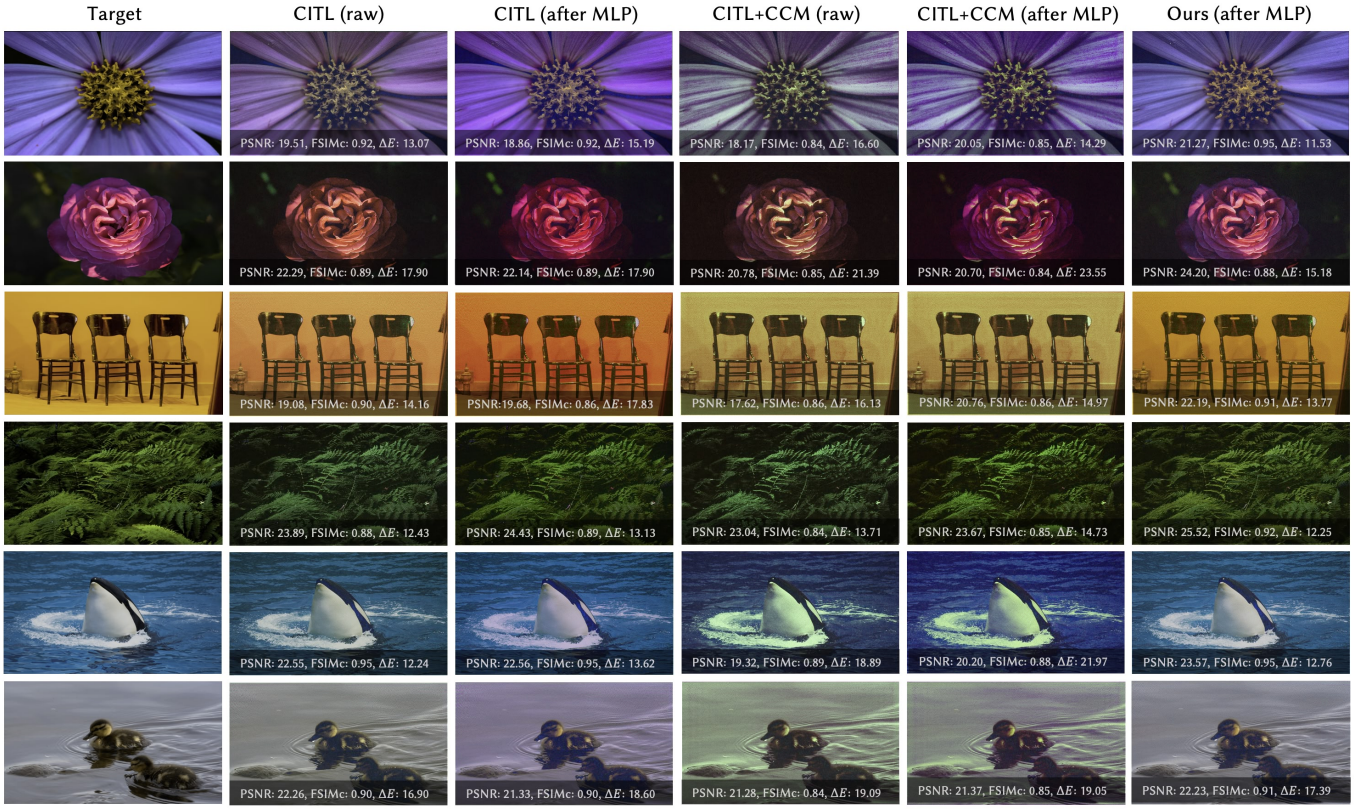


图 8. 简单彩色场景的实验采集二维全息图像。图中展示了31个场景的采集全息图像中的代表性示例；完整结果见补充材料。这些色轮状全息图像有助于评估不同方法和色彩组下的色彩保真度与图像质量。与复杂RGB场景的结果一致，我们的方法展现出优异的色彩再现性能。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

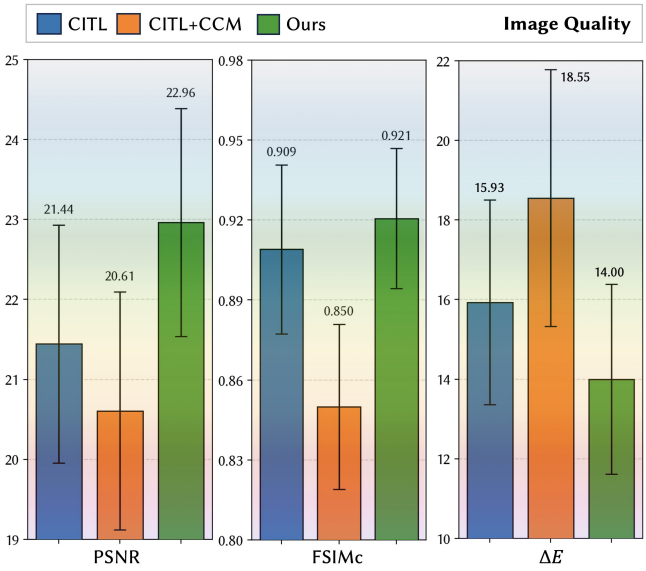


图 9. 对 31 个场景中实验采集的全息图像进行平均图像质量指标评估，采用峰值信噪比、FSIMc（越高越好）和 ΔE（越低越好）。

色彩恢复多层感知器训练。多层感知器网络架构由一个输入层（维度为 3）、多个隐藏层（大小分别为 256、128、64 和 32，均采用 ReLU激活函数）以及一个三维输出层组成。该设计能够有效建模全息显示场景中相机内部处理所引起的非线性色彩映射。训练流程如图 4(b) 所示。

训练前，排除了饱和像素（通道值超过 235 的像素）和黑色样本（所有照明级别均为零）。其余数据被划分为单色子集和多色子集，并同时用于训练，以确保模型在不同照明条件下具有鲁棒性。我们通过监督回归训练网络，最小化预测值与真实XYZ值之间的 L1距离。我们采用 AdamW 优化器 [Loshchilov and Hutter 2017]，学习率设为 0.0015，权重衰减设为 10^{-5}，并在 2000 个训练轮次内使用余弦退火，最低学习率为零。每个训练轮次中，都会处理来自单色子集和多色子集的混合批次。验证时采用 L1损失和 CIE Lab色彩空间中的感知色差指标 ΔE [Zhang et al. 2021]，，其中 ΔE 越低表示色彩准确度越高。最终模型依据整体验证表现进行选择。训练完成后，可将多层感知机应用于相机采集图像，以恢复其在 CIE XYZ色彩空间中的色彩外观。随后，可通过 $CST\{\cdot\}$ 操作将这一恢复后的表示转换到其他色彩空间，如图 4(c) 所示。

多层感知器色彩准确度的评估。我们通过将相机拍摄的 RGB 值转换为 Holo色彩空间，并计算其色差 ΔE，评估了多层感知机的色彩准确度。如图 5(a) 所示，左列展示了原始色差，

算法 1PAColorHolo优化过程

$R(u,\ v)$：将 u 的值替换为 v，同时保留梯度用于反向传播的 u
I_c，I_o：原始色彩空间中的采集图像和目标图像
I_{tholo}，I_{cholo}：Holo色彩空间中的目标图像和捕获图像
P(ϕ)：输入相位为 ϕ 的光传播模型
s：可学习能量缩放因子
α_ϕ、α_s：用于相位和缩放因子更新的学习率
K：优化迭代次数
L：均方误差（MSE）损失函数
输入： $I_{tholo} = CST\{I_o; C_o, C_{holo}\}$ ▷转至 Holo色彩空间
初始化： 相位分布 $\phi \leftarrow \phi_0$ ▷随机初始化
缩放因子 $s \leftarrow s_0 = 1$ ▷常数初始化
$r,\ g,\ b \leftarrow CBC\{CST\{I_{tholo}; C_{holo},\ C_{XYZ}\}\}$ ▷激光初始化
对 k **在**1 ... K **执行**
$I_{cholo} = CST\{MLP\{I_c(\phi)\}; C_{XYZ}, C_{holo}\}$ ▷转换为 Holo色彩空间
$\phi \leftarrow \phi - \alpha_\phi \nabla_\phi \left(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{cholo}), I_{tholo} \right) \right)$
$s \leftarrow s - \alpha_s \nabla_s \left(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{cholo}), I_{tholo} \right) \right)$
如果 $k = K/2$ **则**
$r,\ g,\ b \leftarrow CBC\{CST\{I_{cholo}; C_{holo},\ C_{XYZ}\}\}$ ▷激光更新
结束如果
结束循环
返回 ϕ，s

颜色越深表示准确度越低。右列展示了校正后的输出，训练好的多层感知机显著减少了色彩误差。

虽然这些结果证实了多层感知机近似光谱测量颜色的能力，但它们并未充分验证其恢复相机感知颜色的有效性。为了解决这一问题，我们引入了一个逆向多层感知机，其架构与原始多层感知机相同，但使用反转的输入输出对进行训练。该逆向模型通过将光谱数据映射回 RGB 值来模拟相机的色彩响应。在我们的仿真中，全息图像（转换到 XYZ 色彩空间）作为逆向多层感知机的输入，其输出则近似相机的原始 RGB 响应。图 5(b) 对比了真实和仿真的原始捕获结果，表明逆向多层感知机能够有效地建模相机的色彩响应，并进一步支持多层感知机恢复相机感知颜色的有效性。

3.4 两步式 ColorBalance 校正

除了校正相机侧的感知颜色失真外，我们的框架还对照明侧进行管理，具体而言是管理激光器的 RGB 功率比；该功率比会直接影响全息图优化收敛以及最终全息图像中的感知颜色分布。在此，我们引入一种两阶段的感知引导的 CBC 策略，明确调节激光的能量分布，使其更好地与目标图像的色彩构成保持一致。

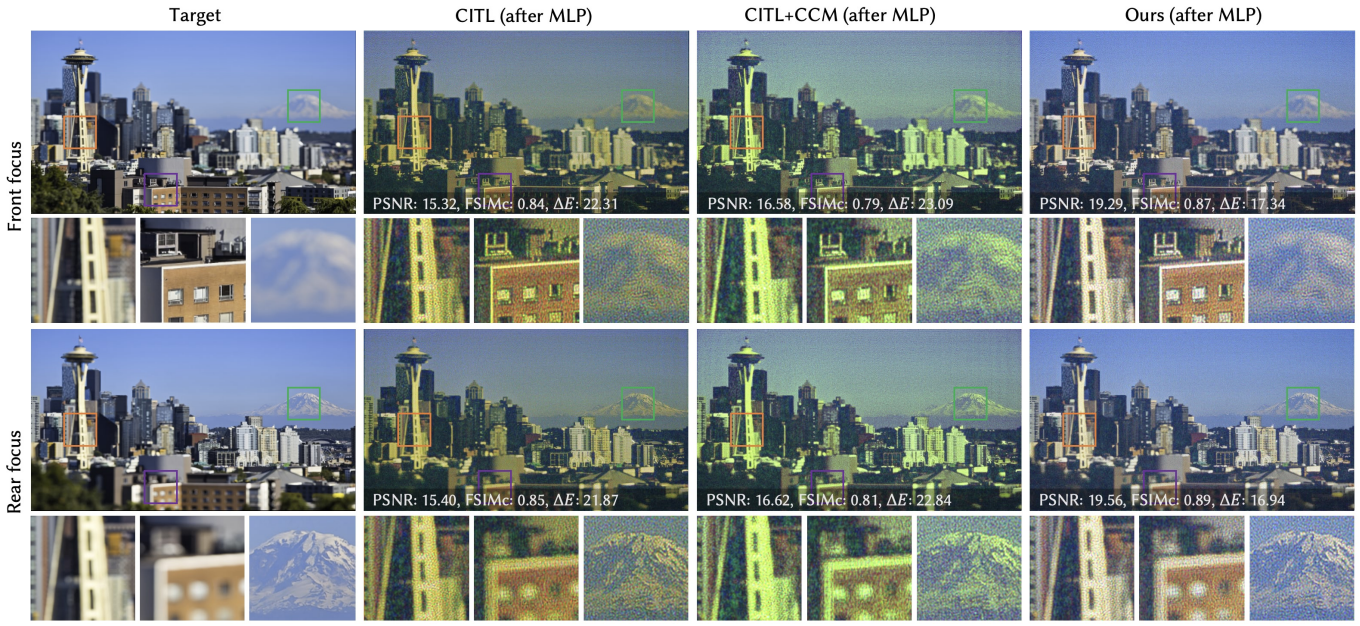


图 10. 复杂彩色场景的三维全息图像实验拍摄结果。以三维焦点堆栈为目标（第一列），所有方法均呈现自然的离焦模糊。然而，若没有适当的色彩管理，CITL（第二列）和 CITL+CCM（第三列）方法分别会出现偏暖和偏绿的色偏，与目标不符。我们提出的色彩管理框架在不同深度下均实现了最佳的色彩保真度和一致性（第四列）。

在第一阶段，利用颜色匹配函数，根据目标图像的平均 XYZ 色彩直接估计初始激光器 RGB 功率比。该激光器 RGB 功率比的计算记为 $CBC\{\cdot\}$。在第二阶段，根据相机采集图像的色彩信息对激光器 RGB 功率比进行细化；首先通过 $MLP\{\cdot\}$ 操作将该图像转换到 XYZ 色彩空间。随后，利用所得的平均 XYZ 值，通过 $CBC\{\cdot\}$操作调整激光器 RGB 功率比。这一二次调整策略性地应用于优化过程的中点，此时能量分布趋于稳定。虽然还可以进行更多次调整，但这可能会损害优化的稳定性。所提出的两阶段 CBC 方法显著提升了重建全息图像的色彩保真度。有关该过程的更多细节请参见补充材料。

3.5 优化过程

我们的全息图优化框架将显示系统概念化为两个协同组件：输入端和输出端色彩管理模块。输入模块包括 $CBC\{\cdot\}$ 操作、传播模型 $P\{\cdot\}$ 以及色彩空间变换 $CST\{\cdot\}$。输出模块应用 $MLP\{\cdot\}$，从相机采集图像中恢复感知准确的色彩。总体优化旨在确定最优的全彩色相位分布 ϕ 和全局能量缩放因子 s，以最小化重建全息图像与目标图像之间的差异，其形式化为以下最小化问题：

$$\arg\min_{\phi,s} \mathcal{L}\left(s \cdot R(|\mathcal{P}(\phi)|^2, I_{cholo}), I_{tholo}\right). \tag{3}$$

完整的优化过程总结于算法 1 中。在该优化框架中，均方误差（MSE）损失函数 L 量化在线性 Holo 色彩空间中计算的重建全息图像 I_{cholo} 与目标图像 I_{tholo}之间的差异。其中， R 表示一种替换操作，在前向传播期间用相机采集图像 I_{cholo} 替换仿真结果，同时在反向传播期间通过仿真模型传播梯度。该优化利用空间光调制器（SLM）的颜色场顺序（CFS）操作，并与 RGB 激光系统同步，从而确保全彩色全息重建以及 RGB 全息图的同步优化。

为加快收敛并增强稳定性，我们引入了一个可学习的能量缩放因子 s，用于调节捕获的全彩图像的强度。优化采用 Adam 优化器 [Kingma 和 Ba 2014],进行，在 K次迭代中联合更新相位分布 ϕ和缩放因子 s。

4 全息重建验证

4.1 实验系统设置

我们基于RGB光纤耦合激光模块和纯相位空间光调制器构建了一个全彩全息显示系统。红、绿、蓝色激光器的工作波长分别为636 nm、512 nm和453 nm。该空间光调制器提供 1920×1080 分辨率，像素间距为6.4 μm，并以60 Hz频率在CFS模式下驱动。采用4-f光学系统进行噪声滤波，并在120 mm的传播距离处重建全息图像。一台CCD相机

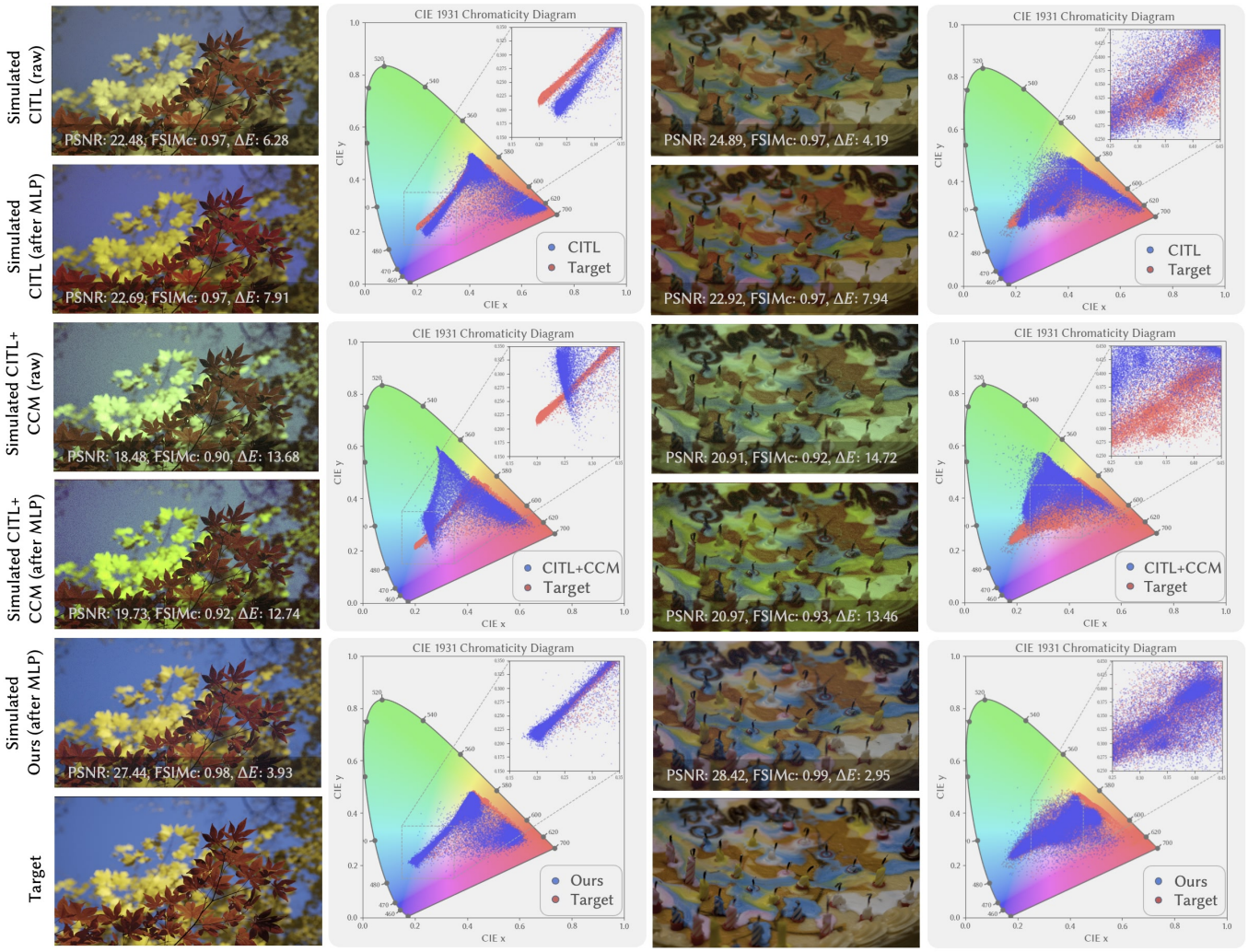


图11. 不同算法下仿真全息图像及对应色度图的比较。红色标记表示目标图像的颜色，蓝色标记表示各算法再现的颜色。对于CITL方法，蓝色会偏向紫蓝色，棕色色相会偏向红橙色，这一点可从重建图像和色度图中看出（第一行和第二行）。CITL+色彩校正矩阵方法的色彩保真度进一步下降，产生了明显的绿色偏色（第三行和第四行）。相比之下，我们提出的方法实现了最佳的色彩再现，大多数颜色与目标颜色重叠，且图像质量更优（第五行）。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky等人 2011]。

（不带透镜）与显示系统同步，采集原始全彩全息图像（仅进行去马赛克处理）。更多实现细节请参见补充材料。

在仿真实验中，我们复现空间光调制器参数、RGB激光波长和传播距离，以模拟光学装置。为考虑照明缺陷，我们对光源引入受控的强度变化。我们还利用目标图像和重建图像的平均颜色进行两步色彩平衡校正。训练好的逆向多层感知机模拟相机捕获的原始全息图像，而多层感知机则将模拟的原始图像还原至 XYZ 色彩空间。其余优化流程遵循与光学实验相同的方案，旨在尽可能贴近该算法在物理系统中的表现。

4.2 数据集设计

在光学实验和用户研究实验中，我们从 MIT-Adobe FiveK数据集中筛选出31张 ProPhoto RGB 图像，构建了一个经过精心挑选的子集 [Bychkovsky 等人 2011]。图像根据色相和色温分组。对于每张图像，我们使用 Mini-Batch K-Means 算法提取主导颜色 [Peng等，2018年；Xiao 等人 2018]，，如图6中高亮区域所示。这种分类有助于全面评估不同算法在各类色彩类别下的感知色彩保真度。

表 1. 仿真全息图像上不同组件组合的消融研究，报告 31 个测试场景的平均 ΔE、峰值信噪比和 FSIMc。

方法	ΔE↓	峰值信噪比（dB）↑	FSIMc↑
CITL	9.11	22.50	0.96
+ CST	9.14	22.29	0.96
+ CBC	7.81	23.61	0.95
+ 多层感知机	8.06	23.97	0.96
+多层感知机 + CBC	6.07	25.98	0.96
+CST + 多层感知机	7.37	24.48	0.96
+CST + CBC	8.05	23.40	0.95
+CST + 多层感知机 +CBC（我们的方法）	**5.39**	**27.08**	**0.97**

4.3 实验结果

我们将本方法与当前先进的全息图优化技术——相机在环（CITL）方法进行比较。此外，我们还评估了一个增强版本CITL+色彩校正矩阵（CCM）：该方法使用经色卡优化的色彩校正矩阵，在优化过程中校正捕获图像。所有对比算法的伪代码均见补充材料。基于相机采集图像的定性比较见图7和图8。请注意，“after MLP”表示捕获的原始图像经色彩恢复多层感知机处理后，通过 CST操作转换至 Holo色彩空间。此步骤旨在更准确地近似感知目标颜色，从而为比较各算法的色彩再现性能提供更清晰的依据。

由于所有方法都采用相同的传播模型，因此系统特有的光学像差和色差均得到一致的缓解。此外，通过相机集成优化，所有方法都能有效抑制噪声伪影。然而，在评估色彩保真度时，与目标图像相比，CITL 和 CITL+CCM 方法的原始输出和MLP复原图像均表现出明显的色彩偏差。这种劣化源于这两种方法都未能有效处理窄带照明条件下相机和光学系统引入的复杂非线性色彩失真。相比之下，我们的方法明确纳入了感知相机色彩恢复、色彩平衡校正和色彩空间对齐，共同显著提升了色彩保真度。图 9 总结了在 31 个场景中评估的平均图像质量指标，评估指标包括峰值信噪比（PSNR）、 ΔE 和 FSIMc [Zhang 等人 2011]。结果一致表明，我们的方法优于其他方法。

为进一步验证我们的方法，我们为复杂彩色场景拍摄了三维焦点堆栈图像，如图 10 所示。与二维评估中观察到的趋势一致，这些算法在三维环境下表现出相似的色彩再现特性。具体而言，CITL方法倾向于产生偏暖的色调，而CITL+CCM则倾向于带有绿色色调。我们的方法在不同深度下均保持了出色的色彩保真度，展现出在复杂三维场景中的稳健性能。

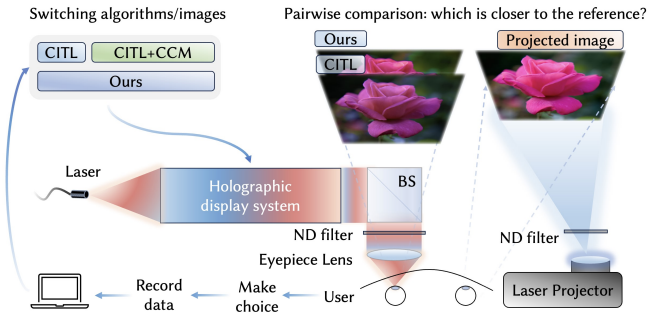


图12. 用于评估全息色彩感知的用户研究系统示意图。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [By- chkovsky 等人 2011]。

4.4 仿真结果

为进一步验证我们提出的方法所带来的性能提升，我们进行了仿真实验。图 11 展示了仿真全息图像及其在 CIE 1931色度图上对应的色彩分布。仿真图像中的每个像素都被投影到该色度图上，从而清晰地呈现色彩保真度。

如图11所示，与所有对比方法相比，我们的方法实现了最高的色彩保真度。相比之下，CITL+色彩校正矩阵的色彩准确度最低，且色偏明显。CITL 基线也存在显著的色彩偏差，凸显了其在保持色彩保真度方面的局限性。这些仿真结果与光学实验一致，进一步印证了我们的方法能够显著提升色彩保真度。

4.5 色彩管理框架的消融研究

我们提出的感知感知型色彩管理框架整合了三个关键组件：CST、多层感知机和CBC。为评估各组件的贡献，我们在仿真中进行了消融研究。表1总结了整合到CITL 基线中的所有可能组件组合的结果。使用 ΔE、峰值信噪比和FSIMc指标评估性能。结果表明，CBC与多层感知机的组合在图像质量和色彩保真度方面带来了最显著的提升。值得注意的是，纳入全部三个组件可实现总体最佳性能，凸显了所提框架的有效性及各组件间的协同作用。

5 用户研究设计与验证

我们的框架融入了以感知为指导的建模，包括基于多层感知机的复原，将图像恢复至 XYZ 色彩空间，以使重建图像更好地契合人类视觉感知，并使用标准图像质量指标进行评估。然而，这类指标可能无法充分体现人类观察者的感知体验。为进一步验证我们方法的有效性，我们开展了一项受控用户研究，以评估不同计算机生成全息图渲染算法的感知色彩保真度。本研究探讨参与者能否可靠地区分不同方法之间的色彩差异、我们的框架能否带来统计显著的改进，以及这些差异如何体现在各种色彩类别中。

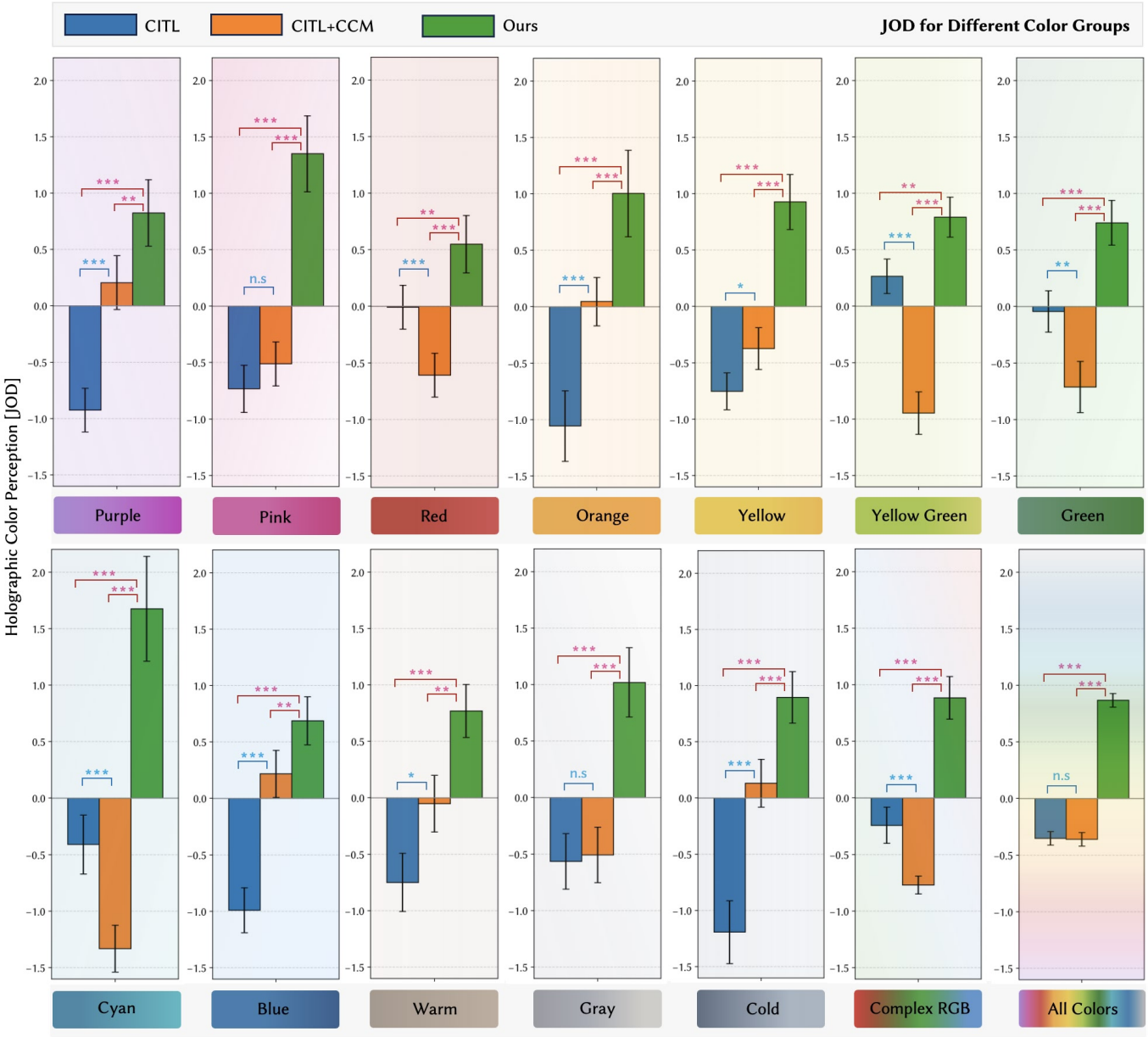


图13。用户研究结果：针对三种不同的 CGH 渲染方法（蓝色为 CITL、橙色为 CITL+色彩校正矩阵、绿色为 Ours），在13个类别中评估全息色彩感知，包括特定色相组、色温、复杂 RGB场景以及总体平均值。每个颜色组的平均可觉察差异均归一化为零。误差线表示根据1000个自助抽样样本估算的95%置信区间。星号（蓝色：CITL 与 CITL+色彩校正矩阵的比较；红色：Ours 与竞争方法的比较）表示差异具有统计显著性（*：$p < 0.05$，**：$p < 0.01$，***：$p < 0.001$）。

后续章节将详细介绍系统设置、参与者招募、刺激材料、实验流程和评估方法。

受试者。我们招募了20名40岁以下的初次参与者（年龄介于23至38岁之间，平均年龄为28.7岁，其中15名女性、5名男性），他们均具有正常或矫正至正常视力。年龄限制有助于减少与年龄相关的视觉功能变化所带来的影响 [Owsley 2016]。所有参与者均通过了石原色觉测试，并自愿提供了书面知情同意。该研究已获批准经主办机构的机构审查委员会批准，并按照《赫尔辛基宣言》开展。参与者因付出的时间而获得报酬。

刺激材料。对于投影系统，我们首先使用 CIE L^*C^*h 色彩空间中的色度软压缩算法，将 31 个场景的图像映射到 ProPhoto、BT.2020 和全息色域的交集内。具体而言，我们采用双曲正切函数压缩色度，同时保留明度和色相。随后将这些图像

转换为 BT.2020 格式，作为显示用的真实参考图像。对于全息近眼系统，我们使用三种渲染方法生成计算机生成全息图数据集：CITL、CITL+色彩校正矩阵，以及我们提出的方法，涵盖 31 个场景。为便于对不同渲染方法进行成对比较，我们准备了三组方法配对：CITL与我们的方法、CITL 与 CITL+色彩校正矩阵，以及我们的方法与 CITL+色彩校正矩阵。每组配对均应用于全部 31 个测试场景，因此每场测试共使用 93 对刺激材料。

用户研究配置与流程。 用户研究采用双显示器设置，由全息近眼显示器和投影参考系统组成（图 12）。全息显示器集成了与 RGB 激光二极管同步的 1920×1080 空间光调制器，后接 $4-f$ 滤光系统和一枚焦距为 40 mm 的目镜，可在观看者前方约 0.5 m 处形成图像。该近眼配置提供一个 2.2 mm×2.2 mm 的眼盒（蓝色照明）和 $12^\circ \times 6.75^\circ$ 视场角。为进行基准对比，我们使用了一台色彩准确度较高（$\Delta E < 1$）且具有 BT.2020 色域覆盖率的商用激光投影仪（XGIMI RS 10）。投影距离设为 0.5 m，形成尺寸为 10.5 cm×5.9 cm 的图像。在两个系统前均放置中性密度滤光片，以匹配亮度，并仔细校准其垂直位置，确保观看几何保持一致。

参与者就坐于下巴托前，并根据安装在目镜前方的眼动追踪器实时采集的瞳孔数据调整下巴托的位置。研究采用双区间强迫选择（2IFC）成对比较协议 [Bogacz等，2006；Chen等，2024b], ，因为与直接评分方法相比，该协议的噪声更低 [Bogacz等，2006；Perez-Ortiz等， 2019]。在每次试验中，将使用不同计算机生成全息图算法渲染、但共享同一目标的两幅全息图像依次呈现给参与者的左眼，每幅持续3秒，中间间隔1秒的灰屏。右眼同时观看投影仪图像。房间保持黑暗，并要求参与者选择其颜色看起来“更接近投影仪图像”的全息图。

在正式研究之前，参与者完成了简短的练习环节。正式实验由三个环节组成，每个环节包含93次随机化的成对比较，每个环节约持续20分钟，环节之间休息5分钟。

结果。 我们对 CGH 渲染方法在 31 个场景中的感知色彩保真度进行了评估，并根据颜色相似性将这些场景分为 13 个色彩组。来自总计 20 名参与者的累计投票数经过归一化，并转换为每个色彩组的刚可察觉差异（JOD）单位，如图13所示。1 个 JOD 的差异对应于这样一个感知阈值：75% 的参与者偏好其中一种渲染结果，其可作为视觉异议达到可察觉程度的大致界限。需要特别指出的是，由于受到物理限制（例如相干伪影和像差），当前的全息显示器无法获得理想的光学真实值，因此这些分数代表的是特定设置中的相对感知排名，而不是以完美参考为基准的绝对值。此外，按照 Pérez-Ortiz 和 Mantiuk [Pérez-Ortiz 和 Mantiuk 2017], 的流程，两名参与者的数据被排除为统计离群值。

我们针对每个色彩组，对 CGH 渲染方法之间经缩放的 JOD 分数进行了双尾 z 检验比较。结果表明，与其他 CGH 渲染方法相比，我们的方法在所有色彩组中都显著提升了感知色彩保真度。在比较 CITL 和 CITL+CCM 方法时，各组的色彩表现和显著性水平有所不同；尤其是粉色组和灰色组未显示出显著差异。值得注意的是，对于某些颜色，CITL+CCM 产生的 JOD 分数高于单独使用 CITL 的结果，而其他颜色则呈现相反趋势。这种差异是意料之中的，因为在窄带照明下，全局 CCM 无法可靠地校正整个颜色集合中的色偏。尽管如此，它仍可能使某些颜色更接近真实值，从而在局部提升感知分数。我们还通过计算所有场景中 JOD 分数的加权平均来评估整体色彩表现，结果证实，与竞争方法相比，我们的方法取得了显著改进。

总而言之，用户研究表明，在感知色彩保真度方面，我们提出的方法始终优于其他计算机生成全息图渲染方法。在各种颜色组和整体场景条件下观察到的显著改进，有力地验证了我们的方法能够在全息显示器上实现符合人类感知的准确色彩再现。

6 讨论

在本研究中，我们探讨了全息显示器中一项重要但相对少有研究的挑战：感知色彩保真度。近期的研究进展主要聚焦于伪影和噪声抑制，而准确的感知色彩再现对于沉浸式 AR/VR 体验至关重要，却相对较少受到关注。我们认为，色彩保真度与散斑是本质上不同的挑战：散斑源于波前相干性，而色差则由系统性的光谱和辐射度因素引起。即使全息图没有散斑，也需要严格的色彩管理才能实现照片级真实感。因此，我们的框架是一个独立但必不可少的模块，可与噪声抑制流程配合使用。

通过明确考虑导致色彩失真的因素——包括色域不匹配、照明不均衡以及相机引起的误差——我们的方法有效提升了全息显示器的感知色彩真实感。我们认为，这项工作凸显了将感知色彩考量纳入全息显示器处理流程的潜在益处，并可为未来的研究和实际应用提供有价值的见解。

硬件/软件限制。 尽管我们的系统提升了感知色彩保真度，但仍受到空间光调制器调制限制和光学缺陷的约束。尽管我们的补偿算法缓解了这些问题，但残留伪影依然存在。值得注意的是，当前空间光调制器刷新率限制了时分复用的应用；采用高速空间光调制器是未来改进的一个有前景方向 [Choiet al. 2022]。除硬件限制外，我们当前的流程还需要进行若干特定于系统的校准，包括激光光谱功率分布测量、基于泽尼克多项式的波前校正、几何对准，以及收集用于训练

多层感知机的数据。这些步骤通常只需执行一次，只要硬件配置保持稳定，其结果就能持续有效。相比之下，CST、色彩平衡校正以及多层感知机架构本身都能很好地跨系统泛化；当照明光谱或传感器特性存在差异时，仅需进行少量调整。未来，通过引入基于学习的系统辨识，可以大幅减轻校准负担：通过收集输入全息图与捕获输出的成对数据，数据驱动的神经全息模型 [Gopakumar 等，2024；Peng 等，2020；Schiffers 等，2025]或许能够自动估计光学像差、光谱失真和色彩校正映射。这种端到端的方案不仅能简化校准流程，还为实现实时全息图生成提供了途径。

用户研究的挑战。我们的用户研究采用了一个包含 31 个不同彩色场景的数据集，涵盖了丰富多样的色相范围。尽管该数据集带来了大量初步洞见，但其粒度仍然相对粗略。将色轮细分为更多、更精细的组别，有助于对色彩感知开展更精准、更细致的分析 [He 等人 2023]。考虑到实验时长和参与者疲劳等实际限制，未来研究应在数据集规模与实验复杂性之间寻求有效平衡。此外，尽管双眼比较方法能够高效地进行并排评估，但也可能引入感知混淆因素。具体而言，双眼分视设置——即每只眼睛观看不同的显示器——可能引发双眼竞争 [Tong 等人 2006] 或差异性色适应[Fairchild 2013]。由于两只眼睛接收到不同的光谱功率分布，其适应状态可能产生差异，进而影响颜色外观判断。尽管我们通过匹配亮度、使用中性灰间隔以及采用较短的刺激持续时间来减轻这一影响，但这些生理因素仍然是双显示评估的一项局限。为解决这一问题，未来研究的一个有前景方向是将激光投影仪集成到单眼比较式全息近眼显示系统中，从而简化参与者的任务并最大限度地减少感知干扰。然而，这种方法也会带来新的光学挑战，例如对精确色彩标定和色差校正提出额外要求，而这些要求需要经过审慎的光学系统设计。除了系统层面的校正之外，纳入用户特定的眼波前 [Kim 等人 2021] 还可通过使全息图的视觉清晰度与参考图像相匹配，进一步确保比较的公平性，从而最大限度地降低模糊对颜色判断的影响。

色度匹配失败。准确的颜色匹配函数对于确保感知色彩保真度至关重要，因为它们会直接影响基于光谱数据的色彩感知。广泛采用的 CIE 标准颜色匹配函数，包括 CIE 1931、CIE 1964 和 CIE 2006，构成了当前色彩管理框架的基础。然而，虽然标准颜色匹配函数适用于传统宽带显示器，但应用于高度单色的基于激光的系统时，通常会产生系统性的感知偏差。这主要是由于激光的窄带发射特性 [Ko 等人 2023]。这一局限凸显了进一步开展理论完善和实证研究、优化全息显示器颜色匹配函数的重要方向。

7 结论

我们提出了一种感知引导的色彩管理框架，通过感知引导优化提升全息显示器的色彩再现准确度。该方法结合色彩空间变换、基于学习的相机色彩恢复、自适应色彩平衡以及经过补偿的光传播模型，实现了感知引导的全息图渲染。通过仿真、光学实验和受控用户研究进行验证后，我们的色彩管理框架表明，在多种场景和色彩条件下，感知色彩保真度均得到了显著且稳定的提升。我们认为，这项工作不仅为提升近眼全息显示器的感知色彩保真度提供了实用方案，也为未来全息显示系统中感知引导的色彩管理发展奠定了基础。

致谢

本研究得到首尔国立大学未来 ICT 先锋教育与研究计划中的 BK21 FOUR计划资助 2025 [20%]；同时得到韩国政府（MSIT）资助的 IITP（信息与通信技术规划评估院）项目（第 2019-0-00001 号，开发全息媒体服务的全息电视核心技术）资助[20%]；并得到韩国政府（MSIT）资助的韩国国家研究基金会（NRF）项目（项目编号 RS- 2022-NR070432 [20%], 项目编号 RS-2024-00416272 [20%],及项目编号 RS-2024-00414230 [20%]）资助。

参考文献

Behnam Bastani、Bill Cressman 和 Brian Funt。2005。液晶显示器与阴极射线管显示器之间的校准色彩映射：案例研究。《色彩研究与应用》：获跨学会色彩委员会、英国色彩学会、加拿大色彩学会、日本色彩科学协会、荷兰色彩研究学会、瑞典色彩中心基金会、澳大利亚色彩学会和法国色彩中心认可30，6（2005），438–447。Rafal Bogacz、Eric Brown、Jeff Moehlis、Philip Holmes 和 Jonathan D Cohen。2006。最优决策的物理原理：双选强迫选择任务中表现模型的形式化分析。《心理学评论》113，4（2006），700。Vladimir Bychkovsky、Sylvain Paris、Eric Chan 和 Frédo Durand。2011。利用输入/输出图像对数据库学习摄影全局色调调整。载于*2011*年计算机视觉与模式识别会议。IEEE，97–104。Ali Cem、M Kivanc Hedili、Erdem Ulusoy 和 Hakan Urey。2020。基于计算全息术的注视点近眼显示器。《科学报告》10，1（2020），14905。Minseok Chae、Kiseung Bang、Dongheon Yoo 和 Yoonchan Jeong。2023。通过使用透镜阵列目镜进行稀疏眼盒生成，扩展全息近眼显示器的展度。*ACM Transactions on Graphics*（*TOG*）42，4（2023），1–13。Minseok Chae、Chun Chen、Seung-Woo Nam 和 Yoonchan Jeong。2025。光管全息显示器：面向增强现实眼镜的带宽保持型万花筒式导光。*ACM* 图形学汇刊44，4，文章54（2025年7月），12页。Praneeth Chakravarthula、Seung-Hwan Baek、Florian Schiffers、Ethan Tseng、Grace Kuo、Andrew Maimone、Nathan Matsuda、Oliver Cossairt、Douglas Lanman 和 Felix Heide。2022a。瞳孔感知全息术。*ACM* 图形学汇刊41，6，文章212（2022年11月），15页。doi:10.1145/3550454.3555508 Praneeth Chakravarthula、Ethan Tseng、Henry Fuchs 和 Felix Heide。2022b。无全息像素全息术。*ACM Transactions on Graphics* 41，5（2022），1–16。Praneeth Chakravarthula、Ethan Tseng、Tarun Srivastava、Henry Fuchs 和 Felix Heide。2020。用于全息近眼显示器的学习型硬件在环相位恢复。*ACM Transactions on Graphics*（*TOG*）39，6（2020），1–18。Praneeth Chakravarthula、Zhan Zhang、Okan Tursun、Piotr Didyk、Qi Sun 和 Henry Fuchs。2021。针对感知匹配的注视点全息显示器进行注视相关视网膜散斑抑制。*IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 27，11（2021），4194–4203。Chenliang Chang、Kiseung Bang、Gordon Wetzstein、Byoungho Lee 和 Liang Gao。2020a。迈向下一代虚拟现实/增强现实光学：以人为中心视角下的全息近眼显示器综述。《*Optica*》7，11（2020），1563–1578。

Chenliang Chang、Wei Cui 和 Liang Gao。2020b。注视点自适应全息近眼3D显示。《光学快报》28，2（2020），1345–1356。Chenliang Chang、Wei Cui、Jongchan Park 和 Liang Gao。2019。具有扩展眼盒的计算全息麦克斯韦近眼显示。《科学报告》9，1（2019），18749。Brian Chao、Manu Gopakumar、Suyeon Choi 和 Gordon Wetzstein。2023。高亮度全息投影。*Optics Letters* 48，15（2023），4041–4044。Chun Chen、Dongyeon Kim、Dongheon Yoo、Byounghyo Lee 和 Byoungho Lee。2022。采用降噪策略的离轴相机在环优化，用于高质量全息图生成。*Optics Letters* 47，4（2022），790–793。Chun Chen、Byounghyo Lee、Nan-Nan Li、Minseok Chae、Di Wang、Qiong-Hua Wang 和 Byoungho Lee。2021。使用复数损失函数的随机梯度下降算法生成多深度全息图。《光学快报》29，10（2021），15089–15103。Chun Chen、Seung-Woo Nam、Dongyeon Kim、Juhyun Lee、Yoonchan Jeong 和 Byoungho Lee。2024a。通过颜色感知优化实现超高保真全彩全息显示。*PhotoniX* 5，1（2024），20。Kenneth Chen、Thomas Wan、Nathan Matsuda、Ajit Ninan、Alexandre Chapiro 和 Qi Sun。2024b。Pea-pods：用于扩展现实显示器功耗优化算法的感知评估。*ACM Transactions on Graphics*（*TOG*）43，4（2024），1–17。Myeong-Ho Choi、Yeon-Gyeong Ju 和 Jae-Hyeung Park。2020。通过二维复制和角谱折叠实现眼盒连续扩展的全息近眼显示器。《光学快报》28，1（2020），533–547。Suyeon Choi、Manu Gopakumar、Yifan Peng、Jonghyun Kim、Matthew O'Toole 和 Gordon Wetzstein。2022。时分复用神经全息：一种灵活框架，适用于搭载快速、高度量化空间光调制器的全息近眼显示器。载于*ACM SIGGRAPH 2022*会议论文集。1–9。Suyeon Choi、Manu Gopakumar、Yifan Peng、Jonghyun Kim 和 Gordon Wetzstein。2021。神经3D全息：为3D全息虚拟现实与增强现实显示器学习精确的波传播模型。*ACM Transactions on Graphics*（*TOG*）40，6（2021），1–12。国际色彩联盟等。2010。ICC规范。1：2010（配置文件版本4.3.0.0）图像技术色彩管理——架构、配置文件格式和数据结构。Mark D Fairchild。2013。色貌模型。约翰·威立父子出版公司。Hugh S Fairman、Michael H Brill 和 Henry Hemmendinger。1997。CIE 1931色匹配函数如何根据Wright-Guild数据推导得出。《色彩研究与应用》：获跨学会色彩委员会、英国色彩学会、加拿大色彩学会、日本色彩科学协会、荷兰色彩研究学会、瑞典色彩中心基金会、澳大利亚色彩学会和法国色彩中心认可22，1（1997），11–23。James R Fienup。1982。相位恢复算法：比较。《应用光学》21，15（1982），2758–2769。Graham D Finlayson、Michal Mackiewicz 和 Anya Hurlbert。2015。使用根多项式回归进行色彩校正。*IEEE Transactionson Image Processing* 24，5（2015），1460–1470。Raquel Gil Rodríguez、Florian Bayer、Matteo Toscani、Dar'ya Guarnera、Giuseppe Claudio Guarnera 和 Karl R Gegenfurtner。2022。使用虚拟现实为色觉研究校准头戴式显示器的色彩。《*SN*计算机科学》3，1（2022），22。Zilai Gong、Masayuki Tanaka、Yusuke Monno 和 Masatoshi Okutomi。2022。采用可切换预滤波器实现最优噪声感知成像。载于*2022*年*IEEE*国际图像处理会议（*ICIP*）。IEEE，2771–2775。Manu Gopakumar、Gun-Yeal Lee、Suyeon Choi、Brian Chao、Yifan Peng、Jonghyun Kim 和 Gordon Wetzstein。2024。采用超表面波导的全彩3D全息增强现实显示器。*Nature* 629，8013（2024），791–797。Shuai He、Anlong Ming、Yaqi Li、Jinyuan Sun、ShunTian Zheng 和 Huadong Ma。2023。图像色彩美学评估：模型、数据集与基准。载于*IEEE/CVF*国际计算机视觉会议论文集。21838–21847。Yuge Huang、En-Lin Hsiang、Ming-Yang Deng 和 Shin-Tson Wu。2020。迷你LED、微型LED和OLED显示器：现状与未来展望。*Light: Science & Applications* 9，1（2020），105。Changwon Jang、Kiseung Bang、Minseok Chae、Byoungho Lee 和 Douglas Lanman。2024。面向3D增强现实眼镜的波导全息。*Nature Communications*15，1（2024），66。Changwon Jang、Kiseung Bang、Gang Li 和 Byoungho Lee。2018。具有扩展眼盒的全息近眼显示器。*ACM Transactions on Graphics*（*TOG*）37，6（2018），1–14。Xiangmiao Jia、Yumei Li、Huarong Gu、Hongyuan Wang 和 Liangcai Cao。2024。改进的相机色度表征多输入参数优化方法。《美国光学学会杂志*A*辑》41，8（2024），1601–1610。Yeon-Gyeong Ju 和 Jae-Hyeung Park。2019。面向近眼显示器的注视点自适应计算机生成全息图及其基于三角网格场景模型的渐进式更新。《光学快报》27，17（2019），23725–23738。Andrew Kadis、Youchao Wang、Fan Yang、Ralf Mouthaan、Benjamin Wetherfield、Daom- ing Dong 和 Timothy Wilkinson。2022。利用空间变化的像素曝光实现相机在环计算机生成全息术（CGH）的高动态范围（HDR）成像。载于 *PracticalHolography XXXVI:Displays, Materials, and Applications*，第12026卷。SPIE，71–76。Koray Kavaklı、Liang Shi、Hakan Urey、Wojciech Matusik 和 Kaan Akşit。2023。多色全息图提升全息显示器的亮度。载于 *SIGGRAPH Asia 2023 Conference Papers*。1–11。Dongyeon Kim、Seung-Woo Nam、Kiseung Bang、Byounghyo Lee、Seungjae Lee、Youngmo Jeong、Jong-Mo Seo 和 Byoungho Lee。2021。视觉校正全息显示器：像差校正全息图的评估。*Biomedical Optics Express* 12，8（2021），5179–5195。Dongyeon Kim、Seung-Woo Nam、Suyeon Choi、Jong-Mo Seo、Gordon Wetzstein 和 Yoonchan Jeong。2024。全息视差提升三维感知真实感。*ACM Transactions on Graphics (TOG)* 43，4（2024），1–13。Dongyeon Kim、Seung-Woo Nam、Byounghyo Lee、Jong-Mo Seo 和 Byoungho Lee。2022。调焦全息术：改善感知真实全息显示器的调焦反应。*ACM Transactions on Graphics (TOG)* 41，4（2022），1–15。Jonghyun Kim、Young mo Jeong、Michael Stengel、Kaan Aksit、Rachel A Albert、Ben Boudaoud、Trey Greer、Joohwan Kim、Ward Lopes、Zander Majercik 等。2019。注视点增强现实：动态注视点增强现实显示器。*ACM Trans. Graph.* 38，4（2019），99–1。Seong-Bok Kim 和 Jae-Hyeung Park。2018。具有扩展眼盒的光学透视 Maxwellian 近眼显示器。*Optics letters* 43，4（2018），767–770。Diederik P Kingma 和 Jimmy Ba。2014。Adam：一种随机优化方法。*arXiv preprint arXiv:1412.6980*（2014）。Minjeong Ko、Youngshin Kwak、Guiwon Seo、Jonghwan Kim 和 YoungSu Moon。2023。降低广色域显示器中的 CIE 色度匹配失败。*Optics Express* 31，4（2023），5670–5686。Gregory Kramida。2015。解决头戴式显示器中的会聚-调焦冲突。*IEEE transactions on visualization and computer graphics* 22，7（2015），1912–1931。Hoang M Le、Brian Price、Scott Cohen 和 Michael S Brown。2023。GamutMLP：用于颜色损失恢复的轻量级多层感知机。载于 *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*。18268–18277。Eunbi Lee、Youngjin Jo、Seung-Woo Nam、Minseok Chae、Chen Chun、Youngjin Kim、Yoonchan Jeong 和 Byoungho Lee。2024。采用联合优化旋转相位掩模的散斑抑制全息显示系统。*Opt. Lett.* 49，19（2024年10月），5659–5662。Rujia Li 和 Liangcai Cao。2019。液晶空间光调制器相位校准研究进展。*Applied Sciences* 9，10（2019），2012。Yasheng Li、Yumei Li、Ningfang Liao、Hongsong Li、Ning Lv 和 Wenmin Wu。2023。利用多层人工神经网络对广色域相机进行色度表征。*Journal of the Optical Society of America A* 40，3（2023），629–636。Yi-Long Li、Nan-Nan Li、Di Wang、Fan Chu、Sin-Doo Lee、Yi-Wei Zheng 和 Qiong-Hua Wang。2022。基于可调谐液晶光栅的宽视角大尺寸全息三维显示系统。*Light: Science & Applications* 11，1（2022），188。Ilya Loshchilov 和 Frank Hutter。2017。解耦权重衰减正则化。*arXiv preprint arXiv:1711.05101*（2017）。Andrew Maimone、Andreas Georgiou 和 Joel S Kollin。2017。面向虚拟现实与增强现实的全息近眼显示器。*ACM Transactions on Graphics (Tog)* 36，4（2017），1–16。Francisco M Martínez-Verdú、Jaume Pujol Ramo、Pascual Capilla Perea 等。2002。根据数字相机的完整光谱灵敏度计算其配色函数。（2002）。Adolfo Molada-Tebar、Geert J Verhoeven、David Hernández-López 和 Diego González- Aguilera。2024。不同照明条件下用于涂鸦记录的实用 RGB 到 XYZ 颜色变换矩阵估计。*Sensors* 24，6（2024），1743。Seung-Woo Nam、Youngjin Kim、Dongyeon Kim 和 Yoonchan Jeong。2023。采用偏振复用超表面的去偏振全息术。*ACM Transactions on Graphics (TOG)* 42，6（2023），1–16。Seung-Woo Nam、Seokil Moon、Byounghyo Lee、Dongyeon Kim、Seungjae Lee、Chang- Kun Lee 和 Byoungho Lee。2020。利用潘查拉南-贝里相位透镜的像差校正全彩全息增强现实近眼显示器。*Optics Express* 28，21（2020），30836–30850。Cynthia Owsley。2016。视觉与衰老。*Annual review of vision science* 2，1（2016），255–271。Jae-Hyeung Park 和 Mehdi Askari。2019。利用维格纳分布函数中的复场恢复技术，从光场生成非全息单元的计算机生成全息图。*Optics express* 27，3（2019），2562–2574。Jae-Hyeung Park 和 Seong-Bok Kim。2018。具有眼箱转向和景深控制功能的光学透视全息近眼显示器。*Optics express* 26，21（2018），

27076–27088。Jae-Hyeung Park 和 Byoungho Lee。2022。用于增强现实和虚拟现实近眼显示器的全息技术。*Light: Advanced Manufacturing* 3，1（2022），137–150。Anjul Patney、Marco Salvi、Joohwan Kim、Anton Kaplanyan、Chris Wyman、Nir Benty、David Luebke 和 Aaron Lefohn。2016。面向眼动追踪虚拟现实的注视点渲染。*ACM Transactions On Graphics (TOG)* 35，6（2016），1–12。Kai Peng、Victor CM Leung 和 Qingjia Huang。2018。基于小批量 k 均值的大数据入侵检测系统聚类方法。*IEEE access* 6（2018），11897–11906。Yifan Peng、Suyeon Choi、Jonghyun Kim 和 Gordon Wetzstein。2021。利用部分相干光源和相机闭环校准实现无散斑全息术。*Science advances* 7，46（2021），eabg5040。Yifan Peng、Suyeon Choi、Nitish Padmanaban 和 Gordon Wetzstein。2020。利用相机闭环训练实现神经全息术。*ACM Transactions on Graphics (TOG)* 39，6（2020），1–14。Maria Perez-Ortiz 和 Rafal K Mantiuk。2017。成对比较实验分析实用指南与软件。*arXiv preprint arXiv:1712.03686*（2017）。Maria Perez-Ortiz、Aliaksei Mikhailiuk、Emin Zerman、Vedad Hulusic、Giuseppe Valen- zise 和 Rafał K Mantiuk。2019。从成对比较和评分到统一质量尺度。*IEEE Transactions on Image Processing* 29（2019），1139–1151。Johann Reinhard 和 Philipp Urban。2022。感知优化颜色查找表。*IEEE Transactions on Image Processing* 32（2022），403–414。Florian Andreas Schiffers、Grace Kuo、Nathan Matsuda、Douglas Lanman 和 Oliver Cossairt。2025。HoloChrome：用于全息近眼显示器散斑抑制的多色照明。*ACM Trans. Graph.* 44，3，文章26（2025年5月），18页。Gaurav Sharma。2002。液晶显示器与阴极射线管显示器——色彩校准与色域考量。*Proc. IEEE* 90，4（2002），605–622。Liang Shi、Beichen Li、Changil Kim、Petr Kellnhofer 和 Wojciech Matusik。2021。利用深度神经网络实现实时照片级真实感三维全息术。*Nature* 591，7849（2021），234–239。Liang Shi、Beichen Li 和 Wojciech Matusik。2022。全息显示器中三维仅相位全息图的端到端学习。*Light: Science & Applications* 11，1（2022），247。Grigory Solomatov 和 Derya Akkaynak。2023。无需相机的光谱灵敏度估计。载于 *2023年IEEE计算摄影国际会议（ICCP）*。IEEE，1–12。Frank Tong、Ming Meng 和 Randolph Blake。2006。双眼竞争的神经基础。*Trends in cognitive sciences* 10，11（2006），502–511。Jahja I Trisnadi。2002。激光投影显示器中的散斑对比度降低。载于 *Projection displays VIII*，第4657卷。SPIE，131–137。Ethan Tseng、Grace Kuo、Seung-Hwan Baek、Nathan Matsuda、Andrew Maimone、Florian Schiffers、Praneeth Chakravarthula、Qiang Fu、Wolfgang Heidrich、Douglas Lanman 等。2024。用于超广角高保真全息显示器的神经展度扩展器。*Nature communications* 15，1（2024），2907。Di Wang、Zhao-Song Li、Yi Zheng、You-Ran Zhao、Chao Liu、Jin-Bo Xu、Yi-Wei Zheng、Qian Huang、Chen-Liang Chang、Da-Wei Zhang 等。2024a。基于液体透镜、采用端到端物理模型驱动网络的用于真实三维场景全息图采集的全息相机。*Light: Science & Applications* 13，1（2024），62。Zi Wang、Yujian Pang、Li Liang、Qibin Feng、Guoqiang Lv、Anting Wang 和 Hai Ming。2024b。基于瞳孔优化、具有改善图像质量和深度线索的全息近眼显示器。*Optics and Lasers in Engineering* 176（2024），108098。Klaus Witt。1995。CIE 关于工业颜色差异评估未来协调工作的指南。*Color Research & Application* 20，6（1995），399–403。Jiachen Wu、Kexuan Liu、Xiaomeng Sui 和 Liangcai Cao。2021a。利用基于自编码器的深度神经网络实现高速计算机生成全息术。*Optics Letters* 46，12（2021），2908–2911。Yang Wu、Jun Wang、Chun Chen、Chan-Juan Liu、Feng-Ming Jin 和 Ni Chen。2021b。用于生成抑制伪影的仅相位全息图的自适应加权 Gerchberg-Saxton 算法。*Optics express* 29，2（2021），1412–1427。Xinxing Xia、Daqiang Ma、Xiangyu Meng、Feifan Qu、Huadong Zheng、Yingjie Yu 和 Yifan Peng。2025。采用全息光学元件赋能和相机校准传播的离轴全息增强现实显示器。*Photonics Research* 13，3（2025），687–697。Bo Xiao、Zhen Wang、Qi Liu 和 Xiaodong Liu。2018。SMK-means：一种基于 MapReduce 和大数据的改进小批量 k 均值算法。*Computers, Materials & Continua* 56，3（2018）。Daeho Yang、Wontaek Seo、Hyeonseung Yu、Sun Il Kim、Bongsu Shin、Chang-Kun Lee、Seokil Moon、Jungkwuen An、Jong-Young Hong、Geeyoung Sung 等。2022。衍射工程全息术：超越全息显示器的深度表示极限。*Nature Communications* 13，1（2022），6012。Ryosuke Yonesaka、Yonghee Lee、Peng Xia、Tatsuki Tahara、Yasuhiro Awatsuji、Kenzo Nishio 和 Osamu Matoba。2016。高动态范围数字全息术及其离轴配置演示。*IEEETransactions on Industrial Informatics* 12，5（2016），1658–1663。Lin Zhang、Lei Zhang、Xuanqin Mou 和 David Zhang。2011。FSIM：用于图像质量评估的特征相似度指数。*IEEE Transactions on Image Processing* 20，8（2011），2378–2386。Yunjin Zhang、Rui Wang、Yifan Peng、Wei Hua 和 Hujun Bao。2021。用于光学透视头戴式显示器的色彩对比度增强渲染。*IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 28，12（2021），4490–4502。Yi-Wei Zheng、Fan Chu、Fan-Chuan Lin、Yi-Xiao Hu、Yi-Long Li、Yi Zheng、Di Wang 和 Qiong-Hua Wang。2025。具有高亮度编码的宽视角彩色全息三维显示系统。*PhotoniX* 6，1（2025），3。

收稿日期：XX XX XXXX；修订日期：XX XX XXXX；录用日期：XX XX XXXX

PAColorHolo：面向全息显示器的感知感知型色彩管理框架——补充材料

CHUN CHEN、MINSEOK CHAE 和 SEUNG-WOO NAM，首尔国立大学，大韩民国 MYEONG-HO CHOI、MINSEONG KIM 和 EUNBI LEE，首尔国立大学，大韩民国 YOONCHAN JEONG* 和 JAE-HYEUNG PARK*，首尔国立大学，大韩民国

这是《PAColorHolo：面向全息显示器的感知感知型色彩管理框架》的补充材料。

S1 实现 S1.1 全息显示系统

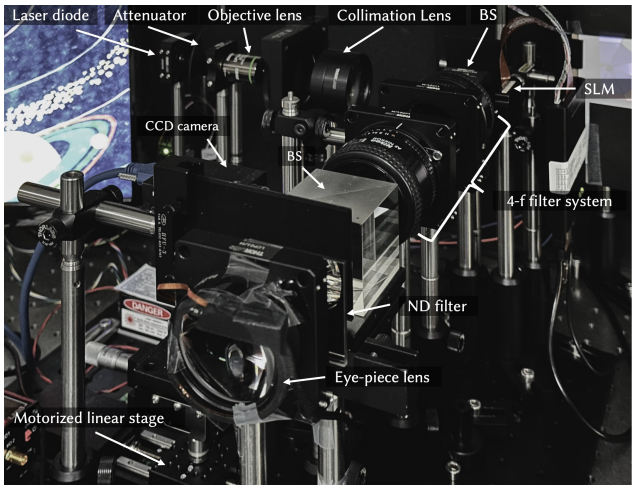


图 S1。全息显示系统。

所提出的全息显示系统的光学配置如图 S1 所示。我们采用RGB光纤耦合激光模块（FISBA READYBeam）作为相干光源。使用校准光谱仪测得红、绿、蓝激光通道的中心波长分别为 636 nm、512 nm 和 453 nm。在空间光调制方面，我们使用 HOLOEYE LETO 相位型硅基液晶（LCoS）空间光调制器（SLM），其分辨率为 1920×1080 像素，像素间距为 6.4 μm。该 SLM 支持 8 位相位调制，衍射效率超过 93%。SLM 以色场时序（CFS）模式运行，并通过 Arduino MEGA 微控制器与 RGB 激光通道同步。此配置可实现帧率为 60 Hz 的全彩全息显示。我们采用标准的 $4-f$ 光学系统来抑制高阶衍射级次和噪声。图像采集使用一台以原始模式运行的彩色 CCD 相机（Grasshopper3GS3-U3-89S6C）。采集到的原始图像仅经过去马赛克处理以重建 RGB 值，从而保留原始传感器数据，不进行其他处理。曝光时间设为 $n/60$ 秒，其中 n 为整数，并与显示帧周期同步。相机安装在电动直线位移台上，可在不同深度进行精确图像采集，以支持焦点堆栈采集。为将重建全息图像传递至眼睛，我们使用焦距为 45 mm 的目镜。在目镜前插入中性密度（ND）反射滤光片，以调节感知亮度，确保观看舒适且安全。

S1.2 用户研究系统

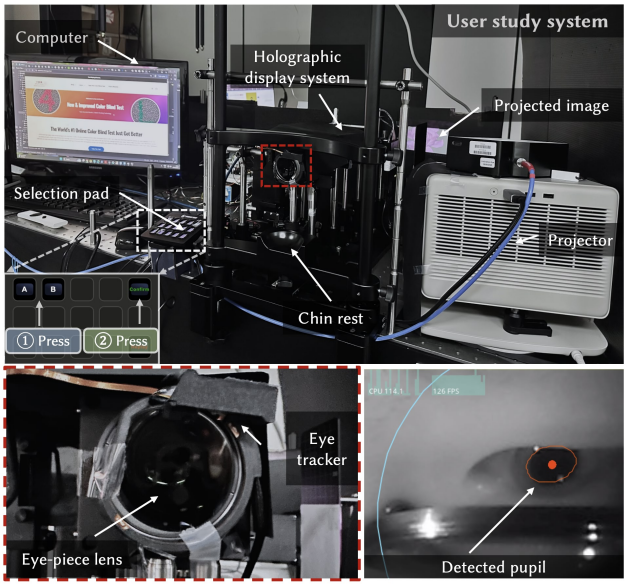


图 S2. 用户研究系统。

用户研究系统如图 S2 所示，由一台全息近眼显示器和一台激光投影显示器组成。集成式眼动追踪器会检测参与者的瞳孔位置，并据此调整下巴托，以确保与全息显示系统正确对准。参与者的左右眼同时观看全息图像和投影图像，从而能够直接进行双眼颜色比较。

*通讯作者

作者联系方式：Chun Chen，chenchun@snu.ac.kr；Minseok Chae，mschae3d@gmail.comm；Seung-Woo Nam，711asd@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国；Myeong-Ho Choi，mhchoi960905@snu.ac.kr；Minseong Kim，vkminseong@snu.ac.kr；Eunbi Lee，dldmsql0215@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国；Yoonchan Jeong，yoonchan@snu.ac.kr；Jae-Hyeung Park，jaehyeung@snu.ac.kr，首尔国立大学，首尔，大韩民国。

2026年。ACM 1557-7368/2026/1-ARTXXX
https://doi.org/XXXXXXX.XXXXXXX

参与者通过专用输入键盘进行选择。在每次比较试次中，系统会播放语音提示，告知图像 A 和图像 B 的呈现顺序，并提示参与者作出回应。参与者按下“A”或“B”按钮后，再按下“确认”按钮以最终确定选择。每次比较约持续 10 秒。所有响应数据都会自动记录并保存为 CSV 文件，存储在主机上。

S2 算法流程与伪代码

本节提供了正文中所有算法的伪代码。算法 S1 概述了所提出的 PAColorHolo方法的完整优化流程（第 3.5 节）。算法 S2 详细说明了基于多层感知机（MLP）的相机颜色恢复模型的训练过程（第 3.3 节）。算法 S3 描述了基线相机在环（CITL）方法的优化流程。最后，算法 S4 和 S5 分别给出了使用色卡进行色彩校正矩阵（CCM）优化，以及将 CCM 集成到 CITL+ CCM 渲染流程中的方法（第 4.3 节）。

算法 S1 PAColorHolo优化过程 1： $R(u,v)$：将 u 的值替换为 v，同时保留来自 u 的梯度以进行反向传播 2： I_c, I_o：原始色彩空间中的捕获图像和目标图像 3： I_{cholo}, I_{tholo}：Holo色彩空间中的捕获图像和目标图像 4：P(ϕ)：输入相位为 ϕ的光传播模型 5： s：可学习能量缩放因子 6：α_ϕ, α_s：相位和缩放因子更新的学习率 7： K：优化迭代次数 8：L：均方误差（MSE）损失函数 9： $CBC\{\cdot\}$：色彩平衡校正 10： $CST\{\cdot\}$：色彩空间变换 11： $MLP\{\cdot\}$：使用训练好的 MLP 进行颜色恢复 12：输入：$I_{tholo} = CST\{I_o; C_o, C_{holo}\}$ ▷至 Holo色彩空间 13：初始化：相位分布 $\phi \leftarrow \phi_0$ ▷随机初始化 缩放因子 $s \leftarrow s_0 = 1$ ▷常数初始化 $r, g, b \leftarrow CBC\{CST\{I_{tholo}; C_{holo}, C_{XYZ}\}\}$ ▷ 激光初始化 14：对于 k=1 到 K，执行 15：$I_{cholo} = CST\{MLP\{I_c(\phi)\}; C_{XYZ}, C_{holo}\}$ ▷至 Holo色彩空间 16：$\phi \leftarrow \phi - \alpha_\phi \nabla_\phi \Big(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{cholo}), I_{tholo}\right)\Big)$ 17：$s \leftarrow s - \alpha_s \nabla_s \Big(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{cholo}), I_{tholo}\right)\Big)$ 18：如果 $k = K/2$，则 19：$r, g, b \leftarrow CBC\{CST\{I_{cholo}; C_{holo}, C_{XYZ}\}\}$ ▷激光更新 20：结束如果 21：结束循环 22：返回 ϕ, s

算法 S2 用于色彩复原的 MLP 训练

1: $\mathrm{D}_m = \{(x_i^m, y_i^m)\}, \mathrm{D}_c = \{(x_i^c, y_i^c)\}$：单色和多色训练数据集（相机 RGB → 目标 XYZ）
2: M_θ：参数为 θ的多层感知机模型
3: L：L1 损失函数
4: η：学习率
5: N: 训练轮次
6: ΔE: 多层感知机预测值与真实值之间的色差
7: **输入：** 数据集 D_m 和 D_c
8: **初始化：** $\theta \leftarrow \theta_0$ ▷随机初始化
9: **对于** $epoch = 1$ 至 N **执行**
10: **对于**每次迭代 **执行**
11: $(x^m, y^m) \sim \mathrm{D}_m, \quad (x^c, y^c) \sim \mathrm{D}_c$
12: $\hat{y}^m \leftarrow \mathrm{M}_\theta(x^m), \quad \hat{y}^c \leftarrow \mathrm{M}_\theta(x^c)$
13: $\mathrm{L}_{train} \leftarrow \mathrm{L}(\hat{y}^m, y^m) + \mathrm{L}(\hat{y}^c, y^c)$
14: $\theta \leftarrow \theta - \eta \cdot \nabla_\theta \mathrm{L}_{\text{train}}$
15: **结束循环**
16: 在验证集上评估：报告平均 L1损失和 ΔE
17: **如果**验证损失有所改善**则**
18: 保存模型参数 θ
19: **结束条件**
20: **结束循环**
21: **返回** 训练后的模型 M_θ

算法 S3 CITL优化过程

1： $R(u,v)$：将 u 的值替换为 v，同时保留来自 u 的梯度以进行反向传播 2： I_c、 I_o：处于其原始色彩空间中的捕获图像和目标图像 3： I_{tholo}：处于全息色彩空间中的目标图像 4：P（ϕ）：输入相位为 ϕ的光传播模型 5： s：可学习能量缩放因子 6：α_ϕ、 α_s：用于相位和缩放因子更新的学习率 7： K：优化迭代次数 8：L：均方误差损失函数 9：输入：I_o 10：初始化：相位分布 $\phi \leftarrow \phi_0$ ▷随机初始化 缩放因子 $s \leftarrow s_0 = 1$ ▷常数初始化 r、 g、 $b \leftarrow CBC\{CST\{I_{tholo}; C_{holo}, C_{XYZ}\}\}$ ▷激光初始化 11：对于 k=1 到 K 执行 12：$\phi \leftarrow \phi - \alpha_\phi \nabla_\phi \Big(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_c(\phi)), I_o\right)\Big)$ 13：$s \leftarrow s - \alpha_s \nabla_s \Big(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_c(\phi)), I_o\right)\Big)$ 14：结束循环 15：返回 ϕ、 s

算法 S4颜色校正矩阵优化

X_{RGB}，Y_{RGB}：拍摄得到的线性 RGB 和真实线性 RGB 来自色卡
$W = \mathrm{diag}(w_1, w_2, w_3)$：可学习的对角白平衡矩阵
M：可学习的色彩校正矩阵
M_c：结合色彩校正的整体色彩校正矩阵以及白平衡
K_1、K_2：WB 和 CCM 的优化迭代次数
η_W、η_M：W 和 M 的学习率
L：损失函数（例如，均方误差或基于色块的误差）
WB$\{X, W\}$：将白平衡矩阵应用于 RGB 数据
CC$\{X, M\}$：将色彩校正矩阵应用于 RGB 数据
输入： X_{RGB}，Y_{RGB}
初始化： $W \leftarrow W_0$，$M \leftarrow M_0$ ▷ 随机初始化
对于 $t = 1$ 至 K_1 **执行** ▷ 白平衡矩阵优化
    $X' = \text{白平衡}\{X_{\mathrm{RGB}}, W\}$
    $W \leftarrow W - \eta_W \cdot \nabla_W \mathrm{L}(X', Y_{\mathrm{RGB}})$
</style}结束循环
$X' \leftarrow \text{白平衡}\{X_{\mathrm{RGB}}, W\}$
对于 $t = 1$ 到 K_2 **执行** ▷ 色彩校正矩阵优化
$\hat{Y} = \mathrm{CC}\{X', M\}$
    $M \leftarrow M - \eta_M \cdot \nabla_M \mathrm{L}(\hat{Y}, Y_{\mathrm{RGB}})$
结束循环
返回 $M_c = M \cdot W$

算法 S5 CITL+色彩校正矩阵优化

$R(u, v)$：将 u 的值替换为 v，同时保留梯度用于反向传播的 u
I_c, I_o：在其原始色彩空间中捕获的图像和目标图像
I_{tholo}：全息色彩空间中的目标图像
P(ϕ)：输入相位为 ϕ 的光传播模型
s：可学习能量缩放因子
α_ϕ, α_s：相位和缩放因子更新的学习率
K：优化迭代次数
L：均方误差损失函数
CC$\{I, CCM\}$：将色彩校正矩阵应用于图像 I
输入： $I_{tholo} = CST\{I_o; C_o, C_{holo}\}$ ▷ 转换到 Holo色彩空间
初始化： 相位分布 $\phi \leftarrow \phi_0$ ▷ 随机初始化
缩放因子 $s \leftarrow s_0 = 1$ ▷ 常数初始化
$r, g, b \leftarrow CBC\{CST\{I_{tholo}; C_{holo}, C_{XYZ}\}\}$ ▷ 激光初始化
对于 k=1 至 K **执行**
    $I_{CCM} = \mathrm{CC}\{I_c(\phi), M_c\}$
    $\phi \leftarrow \phi - \alpha_\phi \nabla_\phi \left(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{CCM}), I_o \right) \right)$
    $s \leftarrow s - \alpha_s \nabla_s \left(\mathrm{L}\left(s \cdot R(|\mathrm{P}(\phi)|^2, I_{CCM}), I_o \right) \right)$
结束循环
返回 ϕ, s

S3 色彩空间定义与转换 S3.1 全息色彩空间的定义

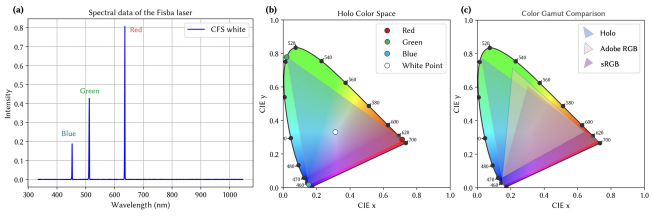


图 S3. (a) 实验测得的 RGB 激光光源的光谱功率分布。(b) 基于测得的基色和对应白点定义的 Holo 色彩空间在 CIE 1931 色度图上的可视化。(c) Holo、Adobe RGB（1998）和 sRGB 色彩空间的色域比较。

全息色彩空间（Holo色彩空间）的色域边界可通过指定基色来定义，这些基色源自全息显示器所用激光的光谱功率分布。图 S3(a) 展示了实验测得的激光归一化光谱功率分布。给定标准 CIE 1931 色匹配函数（颜色匹配函数），可通过对光谱分布进行离散积分，得到每种基色的三刺激值 (X, Y, Z)，如下所示：

$$X = k \sum_{i=1}^{N} P_i \, \bar{x}_i \, \Delta\lambda, \tag{1}$$

$$Y = k \sum_{i=1}^{N} P_i \, \bar{y}_i \, \Delta\lambda, \tag{2}$$

$$Z = k \sum_{i=1}^{N} P_i \, \bar{z}_i \, \Delta\lambda, \tag{3}$$

其中，P_i 表示波长为 λ_i、$\bar{x}_i$、$\bar{y}_i$处采样得到的 SPD，$\bar{z}_i$表示波长为 λ_i处的 CIE 1931 色匹配函数，$\Delta\lambda$ 为采样间隔。常数 k 用于对三刺激值进行归一化，相对计算中通常设为 $k = 1$。

根据这些三刺激值，可以计算出各基色的色度坐标（x，y）：

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}, \quad y = \frac{Y}{X + Y + Z}. \tag{4}$$

我们采用标准照明体D65作为全息色彩空间的白点，因为它在显示行业中得到了广泛应用。其表示为 $w = [X_w, Y_w, Z_w]^T$，对应于 D65标准光源的标准 CIE 三刺激值。

因此，全息色彩空间（C_{holo}）由其三种基色和白点明确定义：

$$C_{holo} = \{\mathbf{r}, \mathbf{g}, \mathbf{b}, \mathbf{w}\}. \tag{5}$$

如图 S3(b) 所示，定义的 Holo色彩空间在 CIE色度图中进行了可视化。为进一步说明 Holo色彩空间的实际意义，图 S3(c) 对 Holo色彩空间与标准色彩空间进行了直接比较（sRGB 和 Adobe RGB）。如图 S3(c) 所示，Holo色彩空间的一个显著特点是其基色的位置。与基色位于光谱轨迹内的标准 RGB 色彩空间不同，由于激光的光谱功率分布较窄，激光基色更接近光谱轨迹。这一视觉比较突显了标准色彩空间与全息显示器之间显著的色域失配。

S3.2 色彩空间变换

为实现 Holo色彩空间与标准色彩空间之间的实际转换，我们定义了一种线性色彩空间变换（CST）。给定源色彩空间 C_s 和目标色彩空间 C_t，我们根据基色的色度坐标及其对应的白点构建正向和逆向变换矩阵。

令 3×3 矩阵 $\mathbf{M}$ 表示给定色彩空间中未缩放的线性 RGB 到 XYZ 变换矩阵，该矩阵由红、绿、蓝基色的 XYZ 三刺激值构成：

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} X_r & X_g & X_b \\ Y_r & Y_g & Y_b \\ Z_r & Z_g & Z_b \end{bmatrix}. \tag{6}$$

为确保白色映射到正确的参考白点 w，我们求解一个对角缩放向量：

$$\mathbf{S} = \mathbf{M}^{-1} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix}. \tag{7}$$

因此，校准后的 RGB 到 XYZ 变换矩阵为：

$$\mathbf{M}_{\text{RGB}\to\text{XYZ}} = \mathbf{M} \cdot \text{diag}(S_r, S_g, S_b), \tag{8}$$

其逆矩阵（XYZ 到 RGB）为：

$$\mathbf{M}_{\text{XYZ}\to\text{RGB}} = \mathbf{M}^{-1}_{\text{RGB}\to\text{XYZ}}. \tag{9}$$

因此，从源色彩空间 C_s 到目标色彩空间 C_t 的一般线性 CST 算子为：

$$I_t = CST\{I_s; C_s, C_t\} = \mathbf{M}_{\text{XYZ}\to C_t} \, \mathbf{A}_{w_s \to w_t} \, \mathbf{M}_{C_s \to \text{XYZ}} \, I_s, \tag{10}$$

其中，I_s 和 I_t 分别表示图像在源色彩空间和目标色彩空间中的 RGB 值，而 $\mathbf{A}_{w_s \to w_t}$ 是可选的色适应矩阵；当两个色彩空间的白点相同时，该矩阵为单位矩阵。同样，当C_s 或 C_t 对应于 CIE XYZ 色彩空间时，相应的变换矩阵 $\mathbf{M}$ 也为单位矩阵。

S4 全息显示系统中的光学缺陷

全息显示系统不可避免地会受到级联光学元件引入的光学像差和色差影响。这些系统引起的缺陷会显著降低重建图像的保真度。因此，有效的像差建模和补偿技术对于实现高质量的全息再现至关重要。

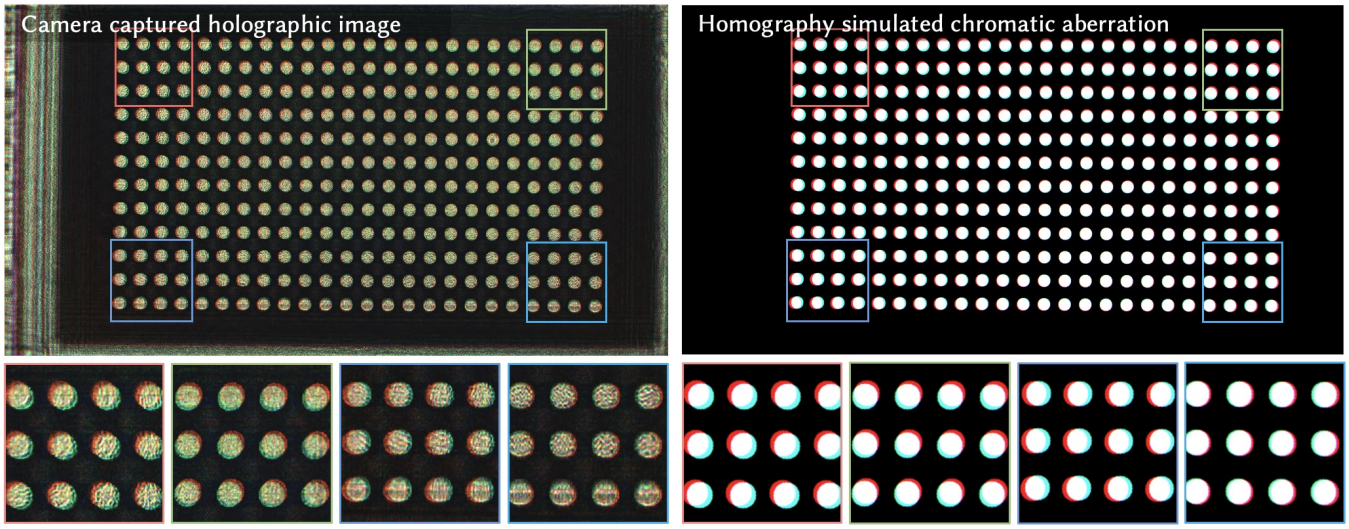


图 S4. 色差建模。左侧图像显示了捕获到的圆阵列，其中存在明显的色差；右侧图像显示了使用逆单应性生成的模拟畸变，与实验结果在视觉上高度一致。

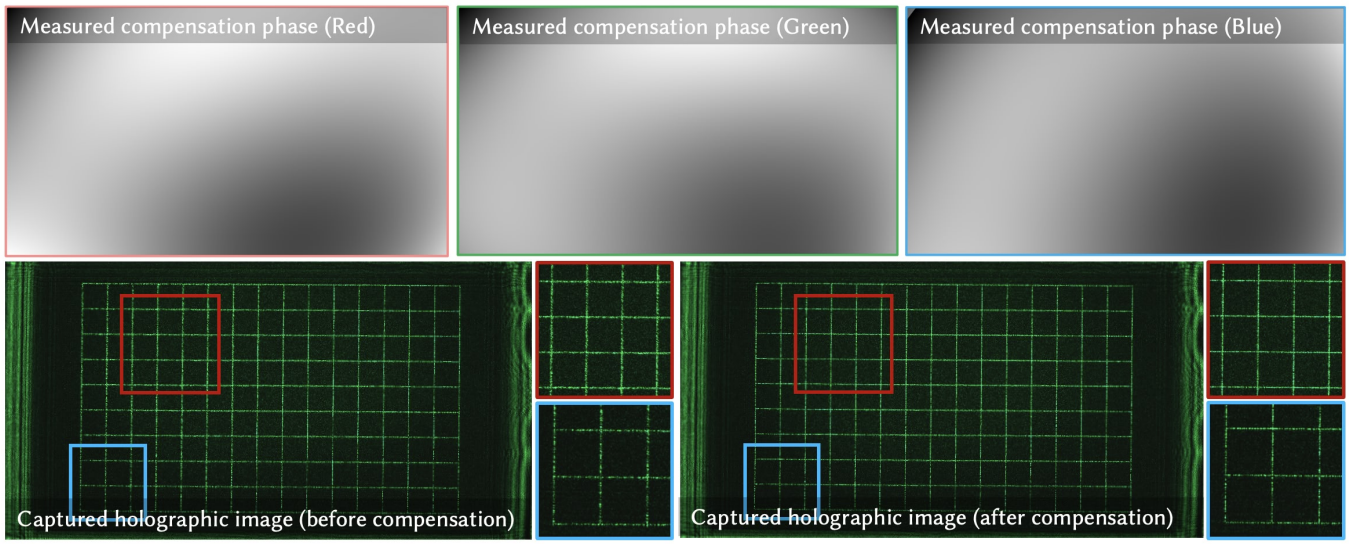


图 S5. 光学像差补偿。第一行展示了通过实验估计并用 Zernike 多项式表示的补偿相位。第二行对比了未进行像差补偿（左）和进行了补偿（右）的重建全息图像，展示了图像质量的改善。

S4.1 用于色差校正的单应性

全息光学系统中的色差通常较为复杂，无法仅通过缩放目标图像的 RGB 通道来有效校正。为对这些像差进行建模，我们采用逆单应性矩阵，以近似数值重建图像中观察到的波长相关空间畸变。单应性矩阵的生成遵循 CITL 方法 [Peng et al. 2020]。

完成建模后，可通过全息图优化过程补偿色差。如图 S4 所示，左图展示了存在明显色差的相机拍摄的全息图像，右图则展示了利用逆单应性得到的模拟畸变。二者高度吻合，验证了仿真的准确性，并支持将其用于补偿。

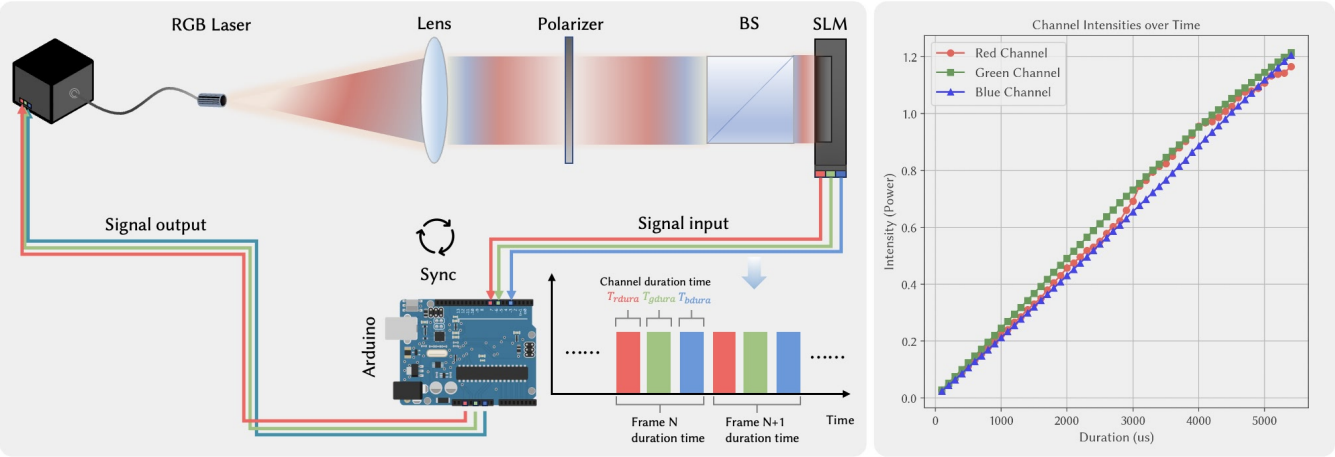


图 S6. 通过 Arduino 微控制器同步控制空间光调制器和 RGB 激光器，实现全彩全息显示（左）。使用功率计测得的各 RGB 通道强度随照明时长变化的情况（右），显示出近似线性关系，这对于色彩平衡控制至关重要。

S4.2 使用泽尼克补偿相位进行像差校正

为考虑系统中的光学像差，我们将 Zernike 补偿相位纳入传播模型。补偿相位 ϕ_c 表示为 Zernike 多项式 [Kim 等人 2021]的线性组合：

$$\phi_c(\rho,\theta) = \sum_{j=1}^{J} c_j Z_j(\rho,\theta). \tag{11}$$

其中，ρ 和 θ 分别表示归一化的径向和角向坐标；Z_j 表示按照 Noll 顺序编号的第 j 个泽尼克多项式，c_j 为相应的系数。这些系数通过实验估算，用于表征系统的像差。由于空间光调制器具有矩形孔径，我们先计算定义在空间光调制器有效区域外接圆上的圆形相位图，再将其裁剪至矩形显示区域，以此生成泽尼克补偿相位。这确保了圆形泽尼克模型与空间光调制器物理几何形状的兼容性。RGB 通道对应的补偿相位显示在图 S5 第一行。第二行展示了未经像差补偿和经过像差补偿的重建全息图像，突显了校正的有效性。

S5 色彩平衡校正详情

S5.1 空间光调制器的场序彩色模型

空间光调制器的 CFS 运行模式对于在我们的全息显示系统中实现符合感知准确性的色彩平衡校正至关重要。在 CFS模式下，各 RGB 通道依次接受照明，所得强度与照明时长近似呈线性关系，如图 S6 所示。这种近线性特性为调节 RGB 功率比提供了可靠依据，并有助于实现我们的色彩平衡校正（CBC）策略。

此外，CFS运行对于用户研究至关重要，因为它使系统能够实时显示全彩全息图像。为支持此功能，我们使用 Arduino 控制器将空间光调制器与 RGB 激光器序列同步，从而实现稳定的 60 Hz 全彩显示。

S5.2 激光强度与色彩

在场序彩色模型中，激光输出强度与每个通道的持续时间近似呈线性关系。因此，我们估算每个 RGB 通道的激光强度如下：

$$\begin{aligned} R_{\text{int}} &= R_{\max} \cdot T_r, \\ G_{\text{int}} &= G_{\max} \cdot T_g, \\ B_{\text{int}} &= B_{\max} \cdot T_b, \end{aligned} \tag{12}$$

其中，$R_{\max}$，$G_{\max}$，$B_{\max}$ 表示在参考曝光时长（例如 4 ms）下测得的 RGB 激光通道强度，T_r，T_g，T_b 表示为每个通道设置的持续时间。

鉴于激光二极管具有窄带特性，RGB 强度可视为离散光谱功率分布。为将其转换为色度学（XYZ）值，我们使用在 RGB 激光器中心波长处求得的 CIE 1931 标准观察者颜色匹配函数。由此得到矩阵 3×3 M_{CMFs}：

$$M_{\text{CMFs}} = \begin{bmatrix} \bar{x}(\lambda_R) & \bar{x}(\lambda_G) & \bar{x}(\lambda_B) \\ \bar{y}(\lambda_R) & \bar{y}(\lambda_G) & \bar{y}(\lambda_B) \\ \bar{z}(\lambda_R) & \bar{z}(\lambda_G) & \bar{z}(\lambda_B) \end{bmatrix}, \tag{13}$$

其中，$\bar{x}(\cdot)$ $\bar{y}(\cdot)$ $\bar{z}(\cdot)$ 为 CIE 1931 标准观察者颜色匹配函数，而 λ_R，λ_G，λ_B 为 RGB 激光器的中心波长。

利用该矩阵，我们将激光强度向量转换为 CIE XYZ 三刺激值：

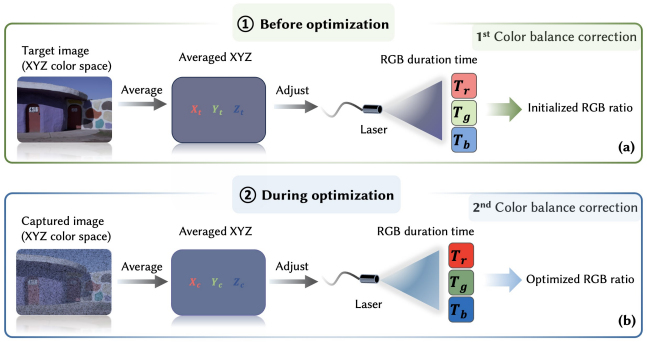


图 S7. 全息显示器的两步色彩平衡校正。(a) 在优化初始阶段，根据目标图像的颜色计算激光的 RGB 功率比。(b) 在优化中间阶段，根据捕获图像的颜色（通过 $MLP\{\cdot\}$ 处理）自适应更新 RGB 激光持续时间，以提高感知保真度。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

$$\begin{bmatrix} X_{\text{int}} \\ Y_{\text{int}} \\ Z_{\text{int}} \end{bmatrix} = M_{\text{CMFs}} \cdot \begin{bmatrix} R_{\text{int}} \\ G_{\text{int}} \\ B_{\text{int}} \end{bmatrix}. \tag{14}$$

S5.3 两步色彩平衡校正

我们提出了一种两步 CBC 方法，以提升全息显示器的感知色彩保真度。如图 S7 所示，顶行展示了第一阶段校正，即根据目标图像推导激光 RGB 比；底行展示了第二阶段校正，即基于捕获图像的色彩分布进一步优化 RGB 比。该方法利用 CFS 模型下激光强度与曝光时间之间近似线性的关系，并使用 CIE 1931 色匹配函数将激光光谱功率分布转换为 CIE XYZ三刺激值估计，以进行色度色彩平衡，从而提升感知色彩保真度。

步骤 1：初始 RGB 持续时间估计。为使重建全息图像的整体颜色与目标图像相匹配，我们首先利用配色函数矩阵的逆矩阵，将目标图像的平均 XYZ 值转换为激光强度：

$$[R_{\text{int}}, G_{\text{int}}, B_{\text{int}}] = M_{\text{CMFs}}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} X_{\text{tar}} \\ Y_{\text{tar}} \\ Z_{\text{tar}} \end{bmatrix} \tag{15}$$

给定测得的峰值强度 $[R_{\max}, G_{\max}, B_{\max}]$，通过逐元素相除计算初始 RGB 持续时间：

$$[T_r^{1\text{st}}, T_g^{1\text{st}}, T_b^{1\text{st}}] = \frac{[R_{\text{int}}, G_{\text{int}}, B_{\text{int}}]}{[R_{\max}, G_{\max}, B_{\max}]} \tag{16}$$

步骤 2：自适应RGB细化。随着全息图优化过程在 RGB 通道之间重新分配能量，单次初始化并不足够。经过若干次迭代后，我们捕获渲染后的全息图像，并应用训练好的色彩恢复多层感知机（MLP）神经网络，获得相应的平均 XYZ 值：



图 S8. 使用 (a)-(b) 一步和 (d)-(e) 两步色彩平衡校正的全息重建图像对比。图中显示了相应的 RGB 激光持续时间。(c) 目标图像。图像来源：MIT-Adobe FiveK数据集 [Bychkovsky 等人 2011]。

$$[X_{\text{cap}}, Y_{\text{cap}}, Z_{\text{cap}}] = MLP\{I_{\text{cap}}\} \tag{17}$$

随后，恢复捕获的 RGB 强度：

$$[R_c, G_c, B_c] = M_{\text{CMFs}}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} X_{\text{cap}} \\ Y_{\text{cap}} \\ Z_{\text{cap}} \end{bmatrix} \tag{18}$$

捕获值与初始值之间的强度校正比通过逐元素相除计算得出：

$$[\text{Ratio}_r, \text{Ratio}_g, \text{Ratio}_b] = \frac{[R_c, G_c, B_c]}{[R_{\text{int}}, G_{\text{int}}, B_{\text{int}}]} \tag{19}$$

更新后的 RGB 时长通过逐元素相除计算得出：

$$[T_r^{2\text{nd}}, T_g^{2\text{nd}}, T_b^{2\text{nd}}] = \frac{[T_r^{1\text{st}}, T_g^{1\text{st}}, T_b^{1\text{st}}]}{[\text{Ratio}_r, \text{Ratio}_g, \text{Ratio}_b]} \tag{20}$$

图 S8(a)–(b) 展示了使用第一步 CBC 得到的全息重建结果。虽然这一初始 RGB 比能有效保留主导颜色，但由于后续全息图优化步骤会重新分配 RGB 能量，往往会导致明显的色偏，尤其是在白色等中性色区域。图 S8(d)–(e) 展示了应用第二步 CBC 后的结果。这一额外调整显著减轻了色偏，使整体色调更接近图 S8(c) 所示的目标图像。

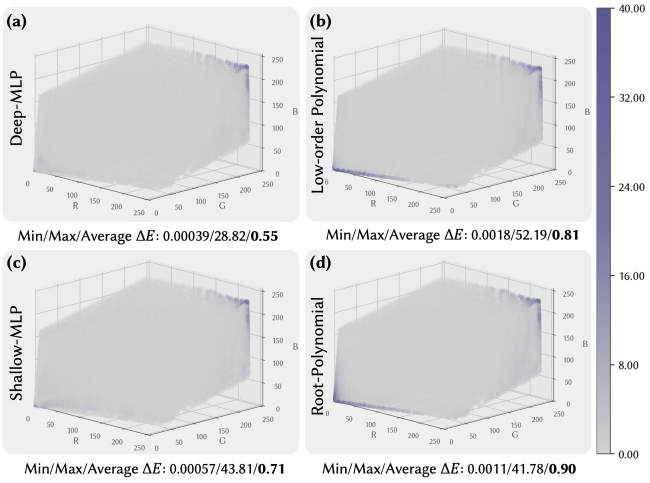


图 S9. ΔE 不同色彩映射方法的性能比较：(a) 所提出的深层多层感知机，(b) 低阶多项式，(c) 浅层多层感知机，以及 (d) 根多项式。深层多层感知机表现出更优的性能（ ΔE最低），尤其是在多项式方法表现不佳的低亮度区域。

S6 相机标定

S6.1 相机暗场校正

为补偿相机输出中的固定传感器偏置，我们在进一步处理前执行暗场校正。具体而言，从原始 8 位图像的所有像素值中减去 15（按 8 位尺度计）。该值近似于无光照时传感器产生的基线信号，并考虑了全局电子偏置和热噪声。尽管此校正无法完全消除固定模式噪声，但有助于抑制全局暗电平伪影，并提高后续色彩标定和全息重建的准确性。

S6.2 替代非线性映射模型的评估

为验证所提出的架构，我们在相同的训练条件下，将深层多层感知机与三个具有竞争力的基线模型进行了基准比较：标准三阶多项式回归、根多项式回归，以及浅层多层感知机（配置为单个含 64 个单元的隐藏层，并采用 LeakyReLU 激活函数）。图 S9 使用 ΔE 指标展示了比较结果，表明所提出的深层多层感知机显著优于这些基线模型。值得注意的是，基于多项式的方法在对低亮度区域（对应于图 S9(b) 和 (d) 的左下区域）的响应进行建模时能力有限。尽管浅层多层感知机在一定程度上减少了这些局部伪影，但其有限的容量导致整体保真度较差，其平均 ΔE 比深层多层感知机高出 30%。相比之下，所提出的深层多层感知机实现了最低的整体 ΔE，能够有效捕捉复杂的非线性色彩映射。

在窄带激光照明下，相机的光谱响应呈现出固有的复杂局部非线性，这一点可从图 S10 地形图中的尖锐局部结构看出。尽管多项式或浅层网络等基线方法能够有效地建模一般的非线性关系，但它们通常缺乏精确刻画这些特定尖锐跃变的能力，若要刻画则会牺牲全局精度。因此，与基线方法相比，所提出的深层多层感知机具有更强的表征能力，能够更准确地解析这些细粒度的光谱变化。

S6.3 使用色彩校正矩阵进行相机色彩校正

为了建立相机色彩校正的基准，我们采用基于标准色卡的线性色彩校正矩阵。该方法被广泛用于减轻传感器引起的色彩失真 [Finlayson et al.2015]，并集成到我们的对比流程中，称为 CITL+CCM。

在 CCM 优化过程中，首先在均匀的宽带照明下捕获由 48 个色块组成的色卡（Datacolor SpyderCHECKR），以进行稳定校准。从捕获图像中提取原始RGB值，并使用一个已初始化的 3×3（CCM）将其映射到参考线性RGB值。随后通过梯度下降优化 CCM，以最小化校正后颜色与真实值之间的色差。优化过程如图S11所示，详见算法 S4。

随后，在 CITL+CCM 优化过程中，将这个优化后的 CCM 应用于所有捕获的全息图像，以校正相机引起的色彩失真。

然而，在宽带照明条件下校准的色彩校正矩阵（CCM）应用于窄带RGB激光器照明的全息图像时，可能表现不佳。如图S12所示，由于相机特性以及激光光源的窄带特性，同一预期目标颜色在宽带照明和激光照明下可能产生不同的传感器RGB响应。这种光谱失配会导致即使应用色彩校正矩阵后仍存在残余色彩失真，从而限制基于激光的全息显示器所能达到的色彩准确度。这些发现凸显了传统校准方法的局限性，并促使我们提出基于MLP的感知色彩恢复方法，该方法明确考虑了基于激光的窄带照明下的光谱偏移和感知色彩差异。

S7 补充结果

S7.1 补充实验采集结果

图S13–S15展示了所有评估方法下实验采集的二维全息重建的完整结果。这些结果涵盖了31个不同的自然场景，为各方法的色彩与感知质量提供了全面的视觉比较。图S16展示了复杂彩色场景采集的三维全息图像。

S7.2 其他仿真结果

图S17–S18 展示了 31 个场景中不同消融配置下的消融研究仿真全息图像。

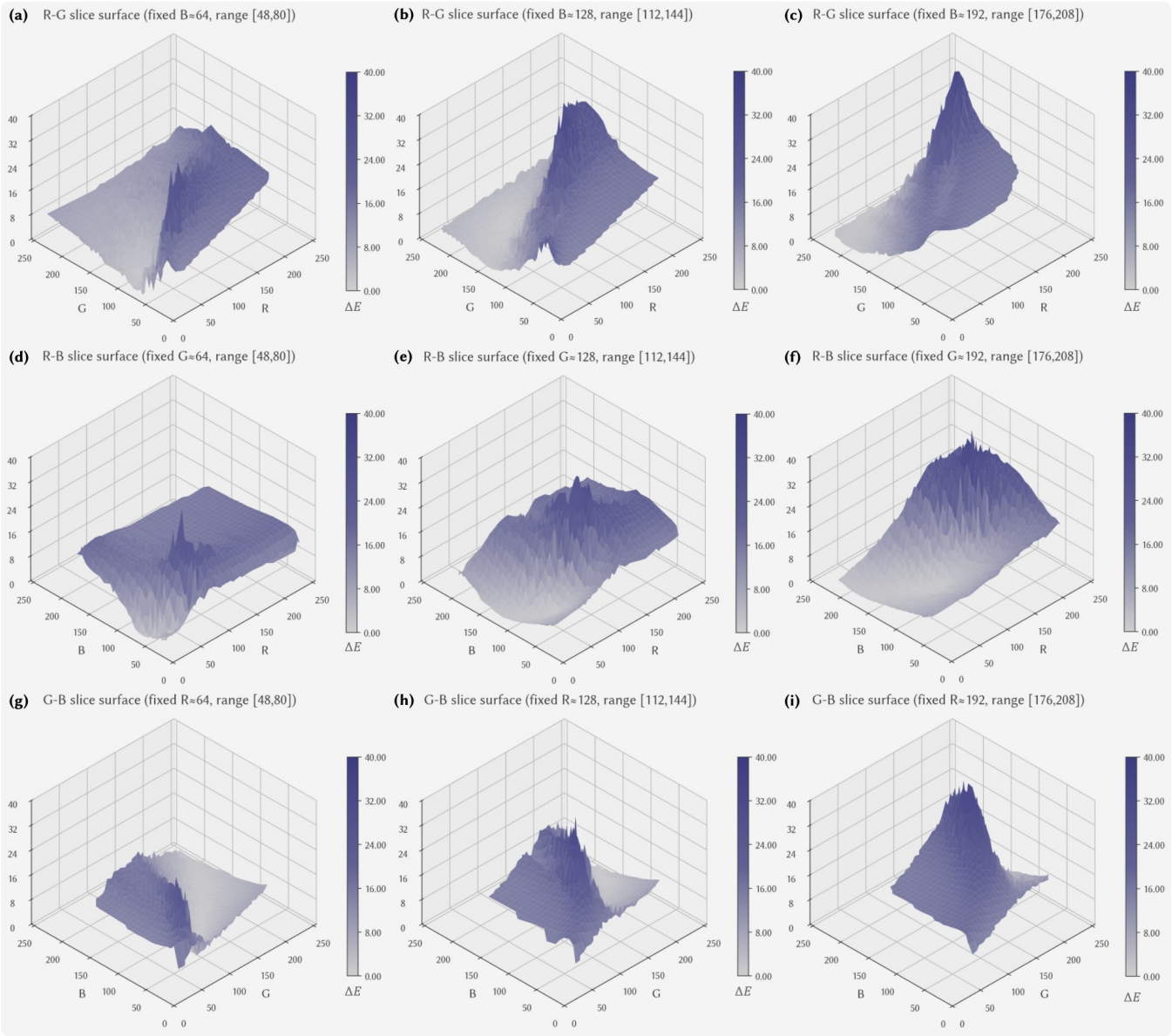
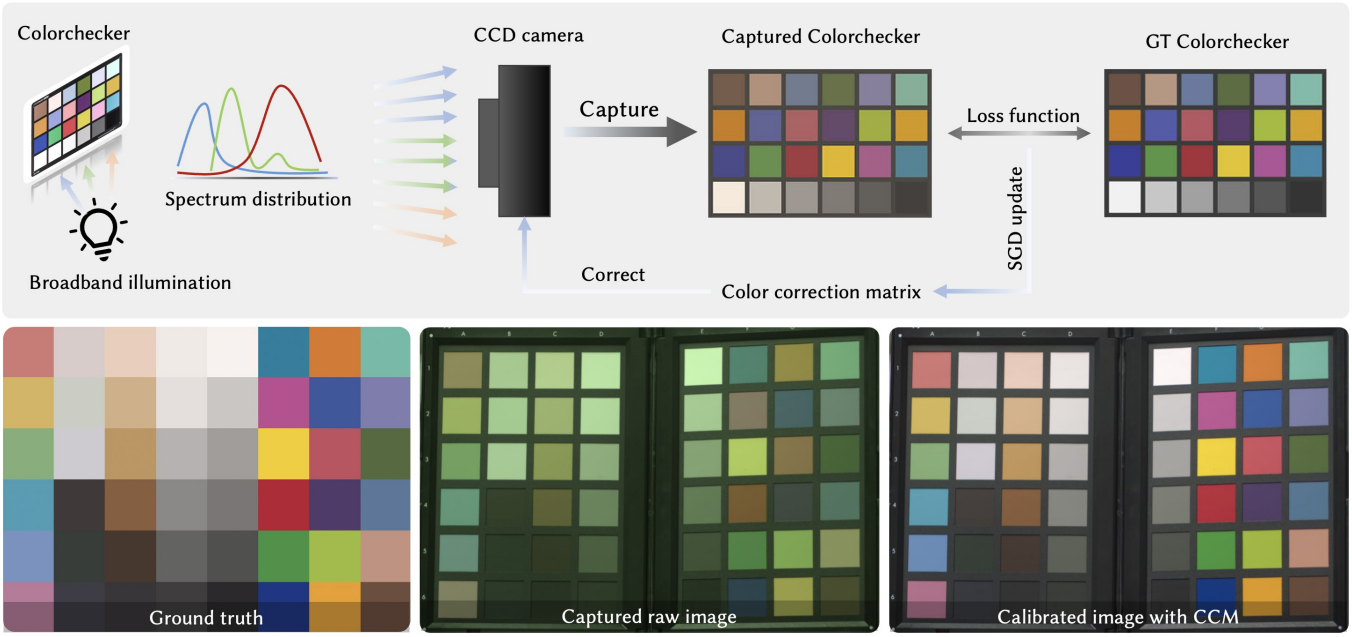


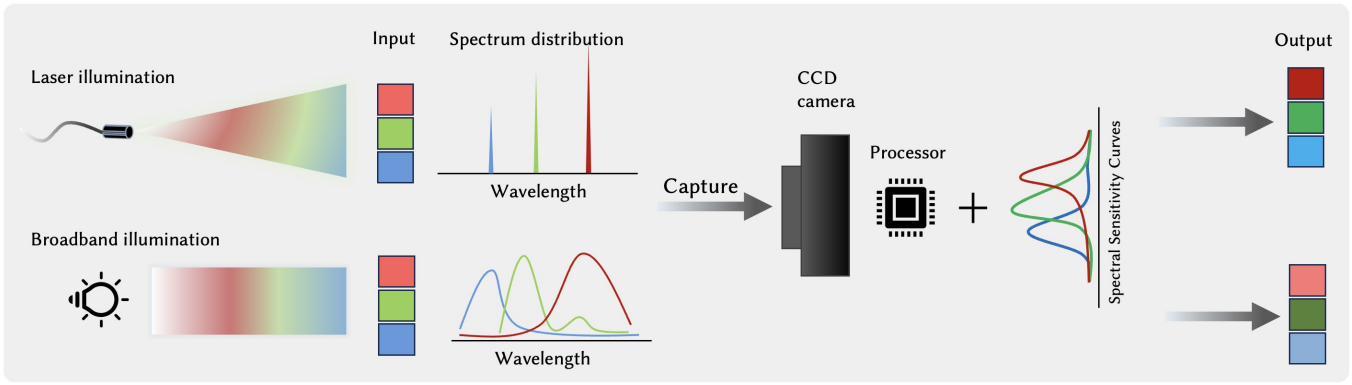
图 S10. 相机固有响应非线性的可视化。此图展示了未校正色差（ΔE）分布的横截面切片（对应于主文稿图 5(a) 中的体数据）。地形图展示了投影到不同颜色平面上的误差景观：(a)-(c) R-G 平面，(d)-(f) R-B 平面，以及 (g)-(i) G-B 平面。不规则、局部急剧变化的结构（高频变化）表明，相机在窄带照明下的原始响应具有复杂的非线性。这些急剧变化说明了全局低阶模型（如多项式）为何不足，也证明了采用具有高表征能力的深度网络架构的必要性。

S7.3 补充用户研究结果

图 S19 报告了用户研究中评估的全部 31 个场景的计算所得刚可察觉差异（JOD）分数，对不同内容中的感知色差进行了全面评估。底部的色条表示按颜色类别对场景进行的分组。



图S11. 使用通过标准色卡优化的色彩校正矩阵进行相机色彩校正。第一行展示基于采集颜色与真实颜色的色彩校正矩阵优化过程。第二行对比未经校正的相机拍摄图像（左）与应用优化后的色彩校正矩阵的图像（右）。



图S12. 宽带与窄带激光照明下相机 RGB 响应的差异。同一目标颜色会产生不同的传感器输出，这凸显了在窄带宽照明下进行色彩校正的必要性。

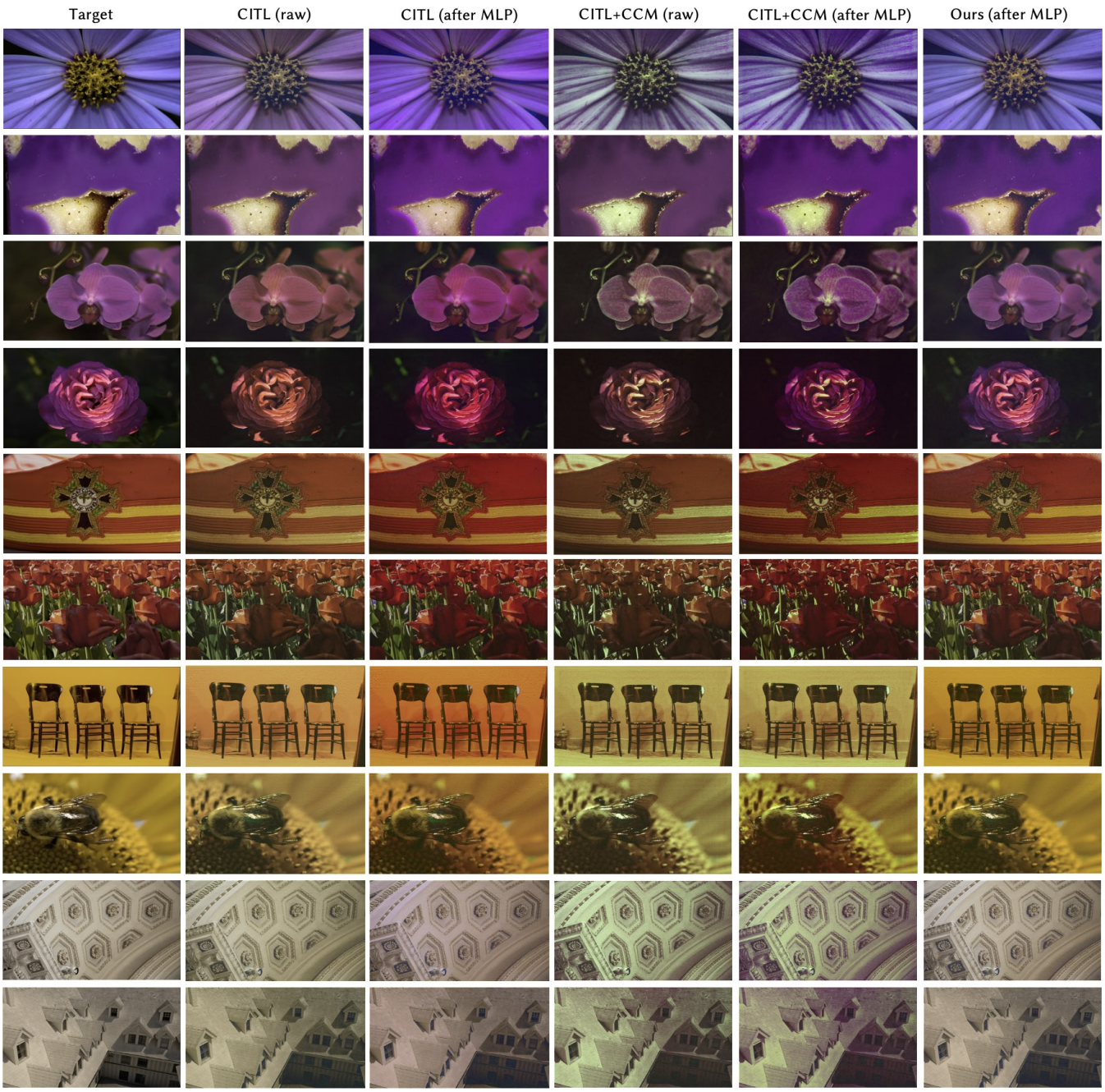


图 S13. 额外的实　验捕获的二维全息重建，取自　　自然场景（1/3）。



图 S14. 从自然场景中额外采集的二维全息重建结果（2/3）。



图 S15. 从自然场景中额外实验捕获的二维全息重建（3/3）。

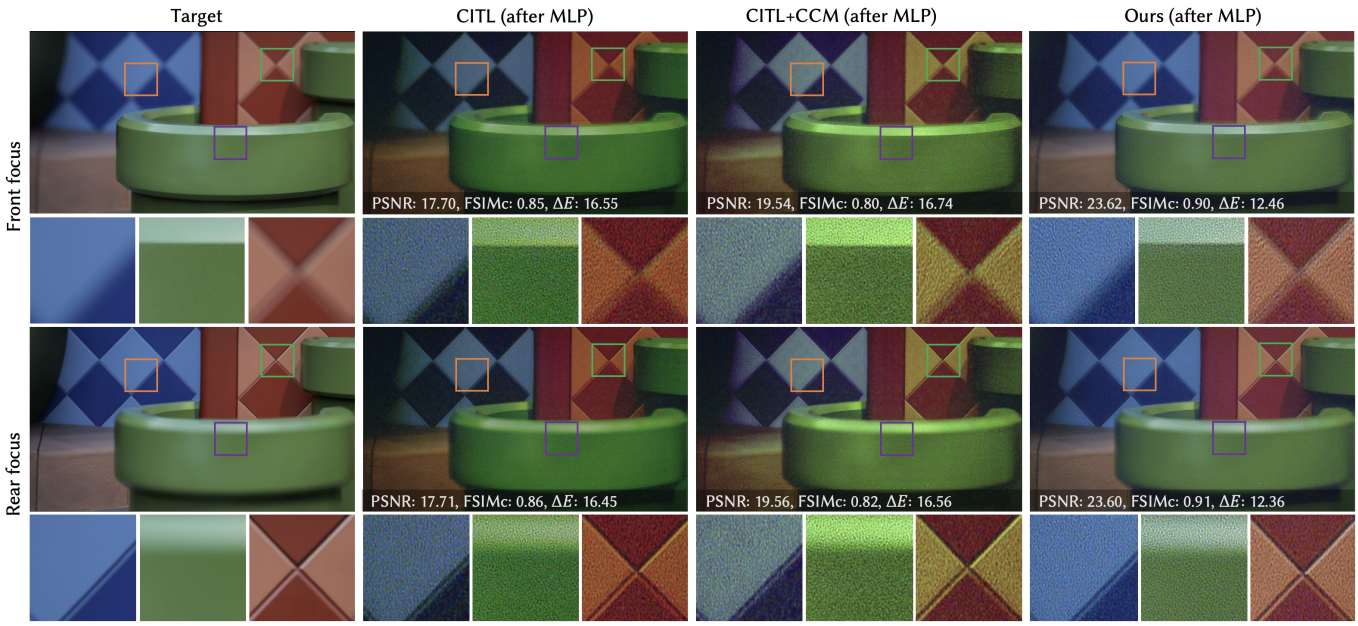


图 S16. 彩色场景的其他实验拍摄三维全息重建。



图 S17。消融研究的模拟全息重建（1/2），展示不同模块组合在各种自然场景中的影响。

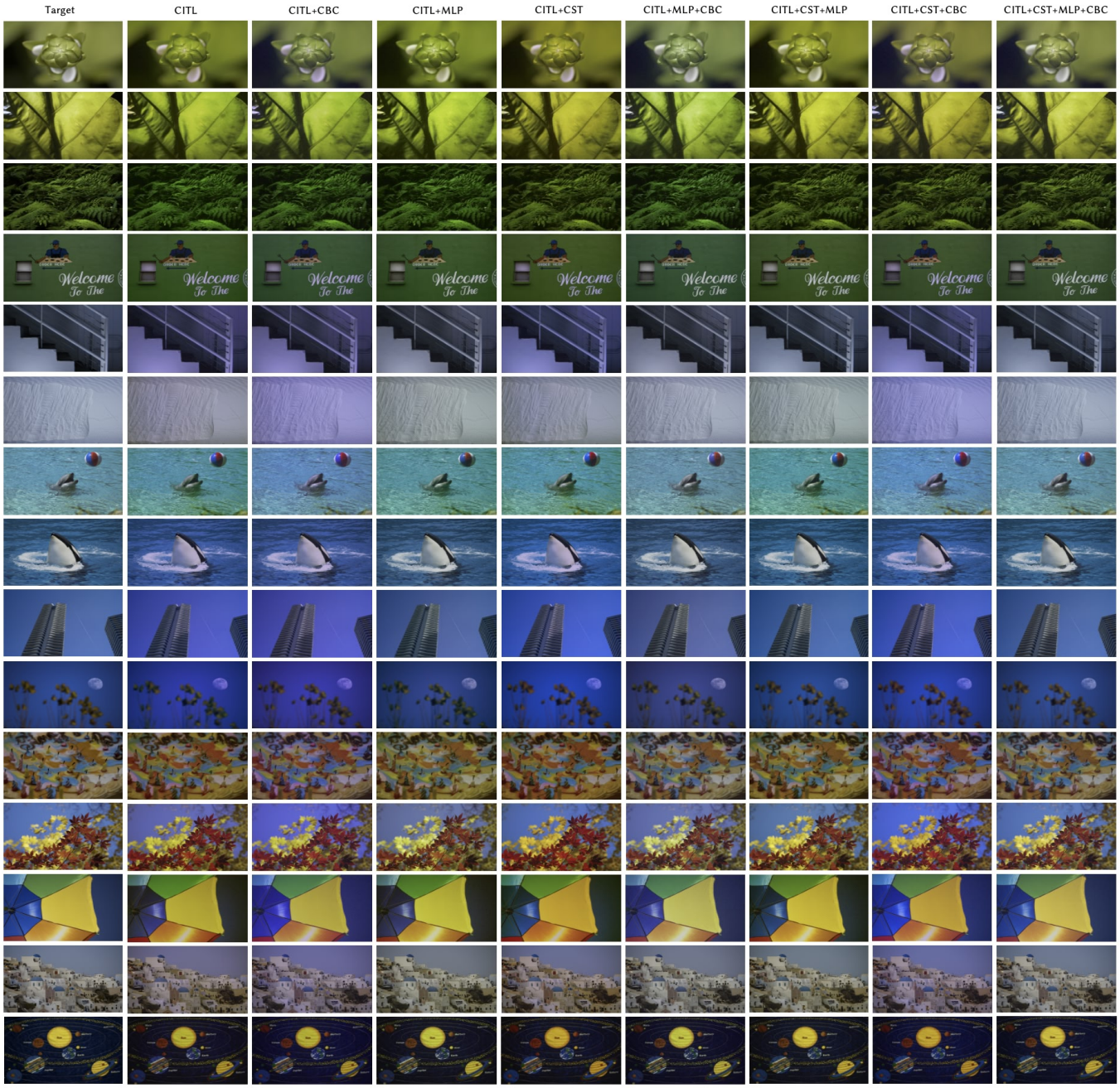


图 S18。模拟全息图像重　　建（消融研究 2/2），进一步展示各个组件对色彩保真度的影响　　.

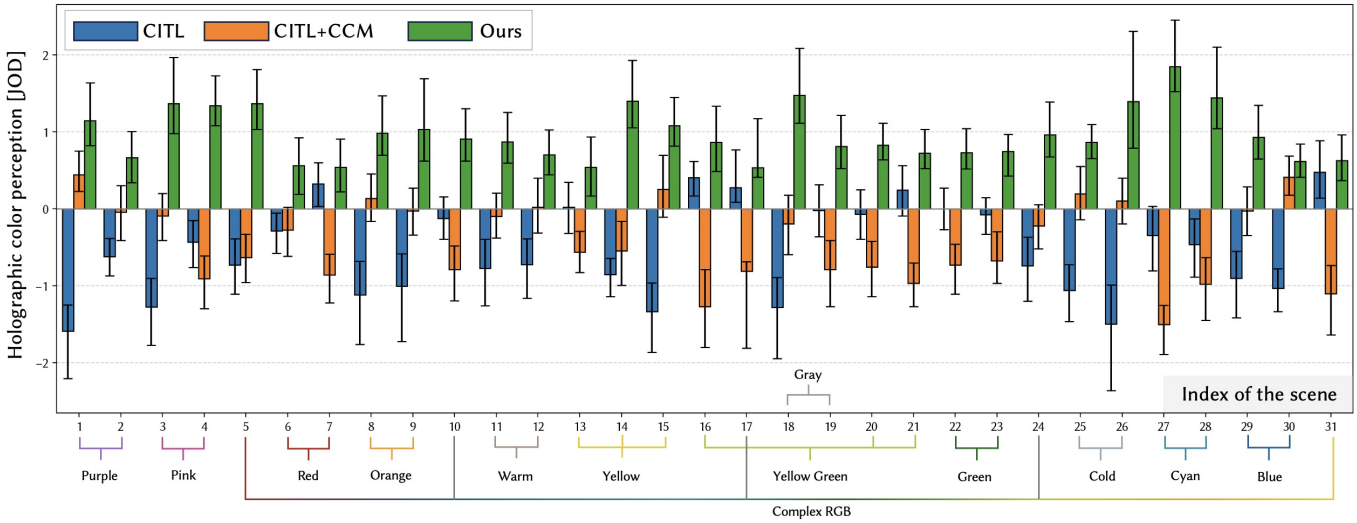


图 S19。所有 31 个场景中的 JOD 分数，反映了各颜色组之间的感知色差。

参考文献

Vladimir Bychkovsky、Sylvain Paris、Eric Chan 和 Frédo Durand。2011。利用输入/输出图像对数据库学习摄影全局色调调整。载于*2011*年计算机视觉与模式识别会议。IEEE，97–104。Graham D Finlayson、Michal Mackiewicz 和 Anya Hurlbert。2015。使用根多项式回归进行色彩校正。*IEEE Transactionson Image Processing* 24，5（2015），1460–1470。

Dongyeon Kim、Seung-Woo Nam、Kiseung Bang、Byounghyo Lee、Seungjae Lee、Youngmo Jeong、Jong-Mo Seo 和 Byoungho Lee。2021。视觉校正全息显示：像差校正全息图的评估。*Biomedical Optics Express* 12，8（2021），5179–5195。Yifan Peng、Suyeon Choi、Nitish Padmanaban 和 Gordon Wetzstein。2020。采用相机闭环训练的神经全息术。*ACM Transactions on Graphics (TOG)* 39，6（2020），1–14。

收稿 XX XX XXXX；修订 XX XX XXXX；录用 XX XX XXXX