

分类号：TP391

密 级：公开

学校代码：10363

学 号：2220340122



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 纯相位全息显示的优化
算法研究

论 文 作 者 顾涛

指 导 教 师 韩超（教授）

学 科（专业） 控制科学与工程

研 究 方 向 检测技术与自动化装置

论文提交日期：2025 年 5 月 12 日

分类号：TP391
密 级：公开

单位代码：10363
学 号：2220340122

题 目 纯相位全息显示的优化算法研究

英文并列

题 目 Research on Optimization Algorithms for Phase-only
Holographic Display

学 生 姓 名	顾涛
校 内 导 师	韩超（教授）
学 科（专 业）	控制科学与工程
研 究 方 向	检测技术与自动化装置

论文答辩日期：2025 年 5 月 12 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：顾涛

日期： 2025 年 5 月 12 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：顾涛

指导教师签名：韩超

日期：2025 年 5 月 12 日

日期：2025 年 5 月 12 日

纯相位全息显示的优化算法研究

摘要

在信息技术迅猛发展的背景下，传统 2D 显示已难以满足人们日益提升的视觉体验需求，3D 显示技术因此成为显示领域的重要发展方向。全息显示作为一种无需佩戴设备即可实现真实 3D 视觉效果的技术，因其可完整记录和再现光波信息，在众多 3D 显示方案中脱颖而出。然而，传统光全息技术由于存在显示延迟、记录介质不可擦写等问题，难以应用于实时、灵活的显示场景。

计算全息技术依托强大的计算能力和空间光调制器 (Spatial Light Modulator, SLM)，通过模拟光场传播过程实现全息图的生成和动态显示，有效克服了传统光全息的局限，成为实现实时 3D 显示的关键技术。目前，由于 SLM 主要为相位型器件，纯相位全息图因其高衍射效率和显示性能成为研究热点。高质量纯相位全息图生成算法的研究，正成为提升显示清晰度与实时性的关键突破口。本文围绕纯相位全息图生成中的两类关键算法展开研究，具体包括：

(1) 提出一种基于角谱传播的自适应约束迭代算法。针对传统 Gerchberg - Saxton (GS) 算法存在收敛速度慢、图像重建质量受限等问题，本文设计了改进算法以提升图像质量与运算效率。首先，用一组离散的平面波近似二次相位替代传统的随机相位，显著降低了散斑噪声的影响。其次，引入图像区域分块机制，将图像划分为信号区与噪声区，对信号区施加自适应的幅值约束优化，在迭代过程中动态调整约束强度，从而加快算法收敛并提升重建精度。模拟仿真与实际光学实验验证表明，该方法在清晰度与结构还原度方面均优于传统 GS 算法，适用于高质量全息图的生成与显示。

(2) 提出一种高效的非迭代纯相位全息图生成算法。为满足动态显示对运算速度的严苛要求，本文设计了结合优化初始波前、反馈参数调节和单次傅里叶变换的非迭代算法。该方法首先构建近似二次相位与矩形窗口组合的复合初始波前，并通过有限次预处理优化其调制参数；随后，联合目标图像和优化相位执行

一次衍射计算，获取反馈参数并通过自适应机制优化图像对比度；最终仅需一次快速傅里叶变换即可生成高精度纯相位全息图。该算法具有极高的生成效率，针对不同目标图像均可快速实现高质量输出，具有良好的系统适应性与应用前景。

综上，本文所提出的迭代与非迭代算法均在纯相位全息图生成方面取得了显著优化，在图像重建质量和运算效率上均有突破，能够为实时全息显示系统提供有力的技术支持。

关键词：计算全息；纯相位全息图；迭代算法；非迭代算法；全息重建

RESEARCH ON OPTIMIZATION ALGORITHMS FOR PHASE-ONLY HOLOGRAPHIC DISPLAY

ABSTRACT

With the rapid advancement of information technology, traditional 2D display methods can no longer meet the growing demands for enhanced visual experiences. As a result, 3D display technologies have become a significant development trend in the display field. Among these, holographic display technology stands out due to its ability to fully record and reconstruct light wave information, offering a realistic 3D visual experience without the need for wearable devices. However, traditional optical holography suffers from limitations such as display latency and non-rewritable recording media, which restrict its applicability in real-time and flexible display scenarios.

Computational holography, leveraging powerful computing capabilities and spatial light modulators (SLMs), simulates light field propagation to generate and dynamically display holograms, effectively overcoming the shortcomings of traditional optical holography. Given that current SLMs are primarily phase-type devices, phase-only holograms have attracted significant attention for their high diffraction efficiency and superior display performance. Research into high-quality phase-only hologram generation algorithms has thus become a key breakthrough for improving display fidelity and real-time responsiveness. This paper focuses on two key algorithms for phase-only hologram generation:

(1) An adaptive constraint iterative algorithm based on angular spectrum propagation is proposed. To address the issues of slow convergence and limited reconstruction quality in the traditional Gerchberg–Saxton (GS) algorithm, an improved approach is designed to enhance image quality and computational efficiency.

Instead of using random phase—commonly adopted in the GS algorithm and known to introduce speckle noise—this method utilizes a set of discrete plane waves approximating a quadratic phase, significantly reducing speckle interference. Additionally, a region-segmentation strategy is introduced, dividing the image into signal and noise zones. An adaptive amplitude constraint is applied specifically to the signal zone and dynamically adjusted during the iteration, accelerating convergence and improving reconstruction precision. Both simulation and optical reconstruction experiments demonstrate that the proposed algorithm significantly outperforms the traditional GS method in terms of clarity and structural fidelity, making it suitable for high-quality hologram generation and display.

(2) A highly efficient non-iterative algorithm for phase-only hologram generation is developed to meet the stringent speed requirements of dynamic real-time displays. While iterative algorithms can generate high-quality holograms, they require multiple iterations for each target image, consuming considerable computation time and resources. In contrast, the proposed non-iterative algorithm combines optimized initial wavefront construction, feedback-based contrast enhancement, and single-step Fourier transformation. Initially, a composite wavefront is built using a rectangular window and an approximate quadratic phase, and its modulation parameters are optimized through limited preprocessing iterations. The target image and optimized phase are then combined and subjected to a single diffraction computation to extract feedback parameters, which are adaptively adjusted to enhance image contrast. Finally, the phase-only hologram is generated using only one fast Fourier transform. This algorithm greatly improves computational efficiency and is capable of quickly generating high-quality holograms for various target images, demonstrating strong adaptability across different optical system requirements.

In summary, the iterative and non-iterative algorithms proposed in this work achieve significant improvements in the generation of phase-only holograms, advancing both image reconstruction quality and computational performance, and

providing robust technical support for real-time holographic display systems.

KEY WORDS: computational holography, phase-only hologram, iterative algorithm, non-iterative algorithm, holographic reconstruction

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.3 本文主要研究内容和结构安排.....	10
第 2 章 计算全息基本原理.....	11
2.1 全息显示基本原理.....	11
2.1.1 光学全息显示的基本原理.....	11
2.1.2 计算全息显示的基本原理.....	13
2.2 计算全息的衍射模型.....	15
2.2.1 菲涅耳衍射模型.....	15
2.2.2 夫琅禾费衍射模型.....	16
2.2.3 角谱衍射模型.....	17
2.2.4 衍射模型的比较分析.....	19
2.3 计算全息的波前编码方式.....	20
2.3.1 迂回相位编码.....	20
2.3.2 纯相位编码.....	21
2.3.3 典型编码方式的比较分析.....	22
2.4 计算全息成像的基本算法.....	22
2.4.1 点源法.....	22
2.4.2 面元法.....	23
2.4.3 层析法.....	24
2.5 液晶空间光调制器.....	25
2.6 本章小结.....	26
第 3 章 基于角谱传播的自适应约束迭代算法研究.....	28
3.1 GS 算法	28
3.2 基于角谱传播的自适应约束迭代算法.....	31

3.2.1 角谱衍射模型.....	31
3.2.2 初始相位.....	32
3.2.3 自适应约束策略.....	33
3.2.4 有效传播距离.....	34
3.2.5 带宽约束策略.....	35
3.3 数值仿真与分析.....	37
3.3.1 重建图像质量的评价标准.....	37
3.3.2 重建结果与分析.....	38
3.3.3 计算时间比较.....	42
3.4 光学实验结果分析.....	43
3.4.1 实验光路图.....	43
3.4.2 光学重建结果.....	44
3.5 与深度学习方法的比较.....	45
3.6 本章小结.....	47
第 4 章 基于近似二次相位的非迭代优化算法研究.....	48
4.1 典型的非迭代算法.....	48
4.1.1 随机相位掩膜优化算法.....	48
4.1.2 二次相位掩膜优化算法.....	50
4.2 基于近似二次相位的非迭代优化算法.....	51
4.2.1 近似二次相位.....	51
4.2.2 算法原理.....	52
4.3 数值仿真与分析.....	53
4.3.1 重建图像质量的评价标准.....	53
4.3.2 重建结果与分析.....	53
4.3.3 计算时间比较.....	58
4.4 光学实验结果分析.....	59
4.5 与深度学习方法的比较.....	61
4.6 本章小结.....	62

第 5 章 总结与展望.....	64
5.1 本文总结.....	64
5.2 下一步工作展望.....	65
参考文献.....	67
攻读硕士期间发表的文章.....	75
致谢.....	76

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

在当今数字化和科技迅猛发展的时代，显示技术作为信息传递与视觉体验的关键载体，不断经历着深刻的变革与创新^[1]。从传统的二维平面显示到如今备受瞩目的三维显示技术^[2]，人们对于视觉体验的追求日益增长，期望能够更加真实、直观地感知和交互信息。目前三维显示技术在文化娱乐^[3]、医学治疗^[4]、工业设计^[5]、教育^[6]等领域展现出极大的应用潜力，如图 1-1 所示。

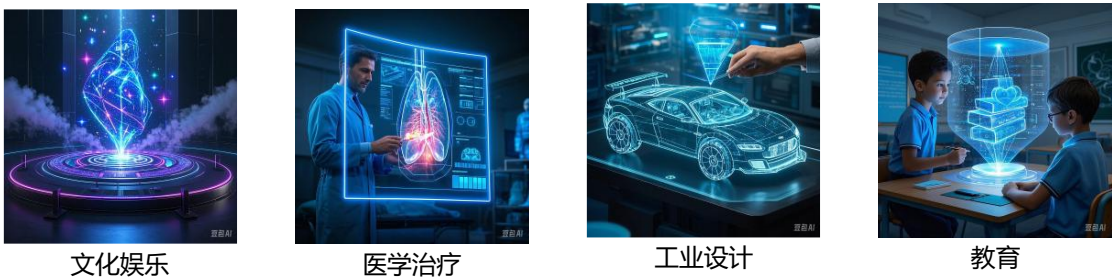


图 1-1 三维显示技术的应用

在文化娱乐方面，这种技术创造出虚拟舞台与全息演唱会，让观众得以近距离感受明星的现场魅力。当虚拟影像与真实舞台完美融合时，那种仿佛偶像就在眼前的沉浸式体验，正重塑着大众的娱乐方式。医学领域同样见证着技术突破。医生借助全息成像技术，能立体观察病变部位的细微结构。这种直观的三维呈现方式，不仅帮助提升诊断准确性，还能辅助制定个性化治疗方案。在复杂外科手术中，全息模型可预先规划手术路径，有效规避风险区域，为患者提供更安全的医疗保障。工业设计流程也因此发生改变。设计师通过全息投影进行产品评估，能实时调整外观与结构设计。这种可视化交互模式大幅缩短研发周期，减少原型制作成本，使产品能更快投放市场。教育场景的创新同样令人瞩目。全息技术将抽象知识转化为立体教具，学生可通过手势操作观察分子结构、地理地貌等复杂概念。这种互动式学习方式显著提升了知识吸收效率。

当前，三维立体显示技术主要涵盖四大类型，即双目视差显示^[7]、体显示^[8]、光场显示^[9]以及全息三维显示^[10]，具体分类情况如图 1-2 所示。双目视差显示通

过双眼视差构建立体视觉感知，其虽能产生伪立体效果，但存在三维信息还原不完整、空间定位线索缺失等固有缺陷，长时间观看易导致视觉疲劳与眩晕现象。体三维显示采用旋转屏等装置构建三维发光单元阵列，在物理维度上精确复现物体的空间坐标与几何尺寸，但受限于空间遮蔽关系表达缺失及可扩展性不足等瓶颈。光场显示依托七维全光函数数学模型，通过光线追迹技术重构三维光场分布，具备裸眼观看与完整深度感知优势，但目前仍面临视觉辐辏调节冲突导致的空间真实感不足等核心问题，影响沉浸式体验的达成。

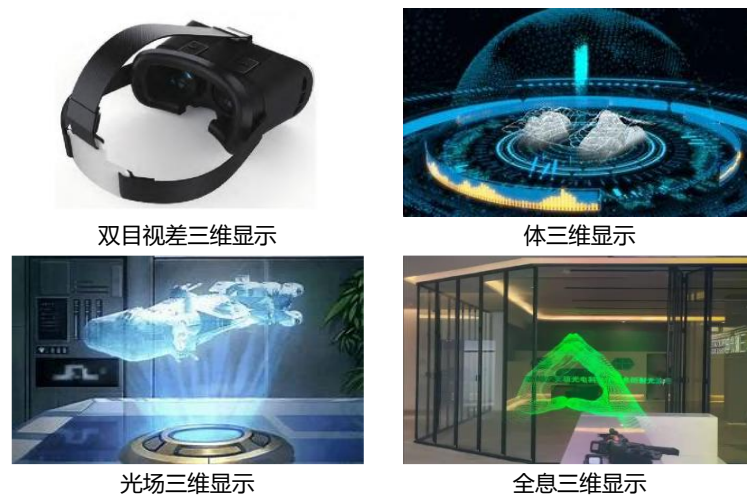


图 1-2 三维显示技术的分类

全息技术作为三维显示领域的一颗璀璨明珠，以其独特的记录和再现物体光波信息的能力，脱颖而出成为最具潜力的显示技术之一^[11-13]。全息技术的核心优势在于它能够提供人眼感知三维所需的全部深度信息，从而营造出极为逼真的视觉效果^[14]。与传统的二维显示技术相比，全息显示能够呈现出具有深度层次感的图像，使观察者仿佛置身于真实场景之中，极大地提升了信息传递的丰富度和沉浸感^[15]。这种技术在众多领域都展现出了广阔的应用前景，为各行业的发展带来了新的机遇^[16]。

计算全息^[17-20]（Computer - Generated Holography, CGH）作为全息技术发展的重要分支，借助计算机强大的计算能力模拟全息图的生成过程，摆脱了传统光学全息对记录介质和光路的诸多限制。其灵活性高、可重复性强等显著优点，使得全息技术的应用场景得到了极大的拓展，为全息技术在现代社会的广泛应用奠定了坚实基础。尽管计算全息技术取得了一定的阶段性成果，但在实际应用中仍

面临诸多严峻挑战^[21]，其中计算全息图生成算法的效率和质量问题尤为突出^[22]，成为制约全息技术进一步发展和普及的关键瓶颈。

传统的迭代算法在生成高质量全息图时，往往陷入两难境地。一方面，其收敛速度慢，需要耗费大量的计算时间和资源，难以满足实时性要求较高的应用场景需求^[23]。例如，在全息视频会议、全息游戏等实时交互应用中，快速生成高质量的全息图是确保流畅体验的关键，但传统算法的低效率使得实时性难以保证，导致画面卡顿、延迟等问题，严重影响用户体验。另一方面，传统算法重建的图像质量不尽如人意，常常出现噪声、伪影等问题，这些缺陷严重影响了图像的清晰度和准确性，降低了全息技术在对图像质量要求较高领域的实用价值^[24]。例如，在医学成像中，图像中的噪声和伪影可能掩盖病变细节，导致误诊；在高精度工业检测中，不准确的图像会影响对产品缺陷的判断，降低检测精度。

因此，深入研究高效、高质量的计算全息图生成算法具有极其重要的现实意义^[25]。通过不断改进算法，提高全息图的生成速度和质量，不仅能够推动全息技术在上述各个领域的广泛应用，为人们带来更加逼真、清晰的全息视觉体验，还将促进相关产业的技术升级和创新发展，催生更多新的应用模式和商业机会，对推动整个社会的科技进步和经济发展具有不可忽视的作用^[26]。

1.2 国内外研究现状

全息术的奠基性研究始于 1948 年，英国物理学家 Dennis Gabor 在提升电子显微镜分辨率的探索中，首次构建了全息术的理论体系^[27]，其核心机理可概括为“干涉记录与衍射再现”的双重光学过程：基于光波干涉特性^[28]，通过物体光束与参考光束的相干叠加，将目标物光波的振幅相位信息编码于感光介质，形成具有空间调制的干涉图样；而后依据光衍射定律^[29]，采用相干平面波照射记录介质，可在特定衍射深度条件下实现原始光波场的精确重建^[30]。1960 年，激光器的问世为全息技术提供了高相干性光源，突破了长期制约领域发展的光源瓶颈，显著加速了全息显示技术的实用化进程。1962 年，Leith 与 Upatnieks 研发的离轴全息技术^[31-32]，有效克服了传统同轴全息的固有缺陷，其成果被界定为第二代全息图技术体系，推动该技术在多个维度实现跨越式发展。

随着全息记录方法的持续革新与跨领域应用拓展，第三代全息技术逐步成型。Kozma 与 Kelly^[33] 首次确立"计算全息"的专业术语，同年，Lohmann 和 Paris 基于二进制全息图原理^[34]，成功制备出首个计算机生成全息图样本，这种突破性方法通过数字化采集光波场信息，彻底革新了传统光学记录范式，为全息三维虚拟显示奠定了技术基础。1967 年，Paris 创新性地将快速傅里叶变换引入衍射计算领域^[35]，研制出首个计算全息图(CGH)，不仅大幅提升运算效率，更为全息技术开辟了数字化发展的新路径。1969 年，Benton 发展的二步彩虹全息工艺^[36-39]，显著降低了对光学透镜系统的依赖度，大幅简化了全息记录流程。1976 年，Denisyuk 通过扩展激光束记录技术^[40]，实现了反射式全息图的白光再现，有效扩展了全息技术的实际应用范围。

随着计算机技术和空间光调制器（SLM）的发展^[41-45]，计算全息技术应运而生，为全息显示带来了新的生机与挑战。在计算全息图生成算法方面，国内外众多研究团队展开了深入研究，总的来说可分为三类：迭代算法、非迭代算法及其他算法。

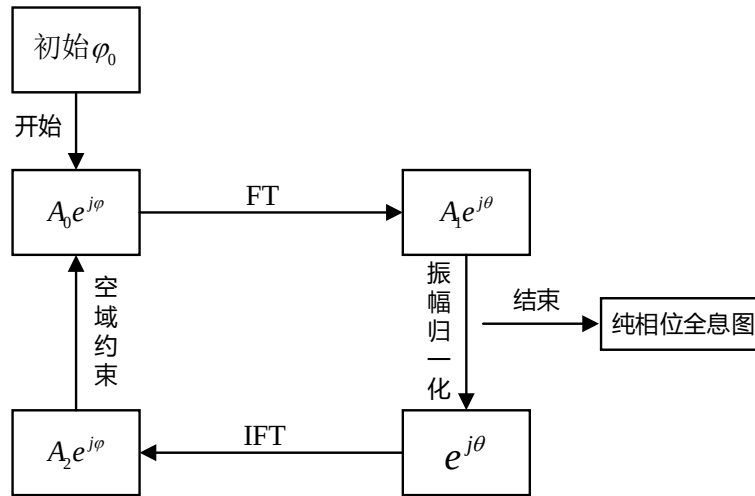


图 1-3 GS 算法流程图

迭代算法中，Gerchberg - Saxton (GS) 算法^[46]是最为经典的代表。它通过在物平面和全息图平面之间交替迭代，调整复振幅以获取目标纯相位全息图。基本流程是先在原始图像上叠加随机相位，再经逆傅里叶变换、振幅归一化、傅里叶变换和振幅替换等操作不断循环，直至满足预设条件，如图 1-3 所示。然而，该算法存在显著缺陷，如收敛速度缓慢，由于对物平面所有像素点采用相同权重系

数,使得计算资源消耗大且结果趋近最优解的过程迟缓^[47-48];易陷入局部极小值,因其对整个物平面施加振幅约束,导致结果常停滞于局部最优^[49-50];重建图像受散斑噪声严重干扰,这是由于初始随机相位的引入和物平面相位在迭代过程中缺乏约束,使得重建结果相位分布随机不稳定^[51-52]。

针对 GS 算法的不足,国内外研究者提出了一系列改进策略。Fienup 等^[53]尝试改变权重系数来优化算法,采用非线性运算约束物平面振幅,在迭代前期与 GS 算法相同,后期根据重建振幅与目标振幅的误差情况乘以权重系数,当误差大时增大系数以加快收敛,但这种方法可能导致迭代初期发散。Akahori 等^[54]则通过放松对物平面振幅的约束来改善停滞问题,所示将目标图像划分为信号区域和噪声区域,在迭代过程中仅对信号区域施加目标约束,允许噪声区域保留一定噪声信息,这虽能在一定程度上优化结果,但会降低目标图像有效分辨率并影响衍射效率。清华大学的曹良才等人^[55-56]提出加权 GS 算法,将图像平面分为信号区和非信号区,对信号区采用自适应过补偿方法进行振幅约束,引入自适应参数,在迭代初期保障稳定收敛,后期优化结果,有效加速了迭代收敛,但在某些复杂情况下仍可能出现反馈失效。

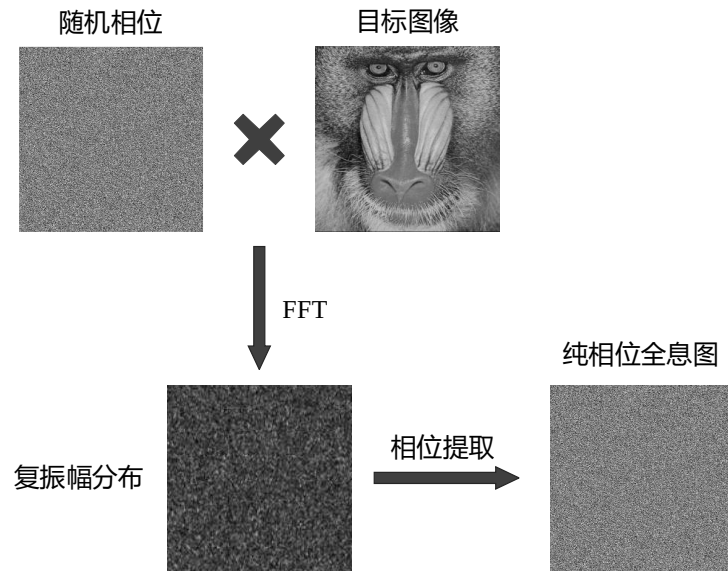


图 1-4 随机相位算法流程图

在非迭代算法领域,同样有丰富的研究成果。随机相位优化算法是一种常见的非迭代方法^[57],其核心是将目标振幅与随机相位结合,然后通过傅里叶变换得到全息图平面的复振幅分布,最后提取相位即可生成纯相位全息图,流程图如图

1-4 所示。该算法实现简单、计算效率高，且能在一定程度上降低再现过程中的伪影。然而，其随机性导致全息图质量不稳定，重建图像易受散斑噪声影响，且高频分量易扩散过度，限制了图像细节展现能力^[58]。为解决这些问题，研究人员进行了多种尝试。He 等^[59]通过合理设计随机相位来减少像素间的相干性，从而降低散斑噪声。Cao 等^[60]通过频率域优化调控相位分布，提升了重建图像的亮度均匀性和对比度，使细节更加突出。部分研究者^[61-63]通过下采样方法构建高质量非迭代纯相位全息图，该方法虽能增强重建图像质量，但造成原始图像数据完整性下降。针对此局限，Tsang 团队^[64]开发了双网格互补采样机制：采用空间正交分布的采样网格对目标图像进行分解，生成具有互补特性的相位全息图对，并通过高速交替加载至空间光调制器(SLM)。当刷新频率超过人眼视觉暂留阈值时，两组全息图的时序叠加可实现重建图像融合。该方案虽提升了成像质量，却导致计算复杂度倍增，同时对 SLM 器件刷新速率提出更严苛的技术要求。

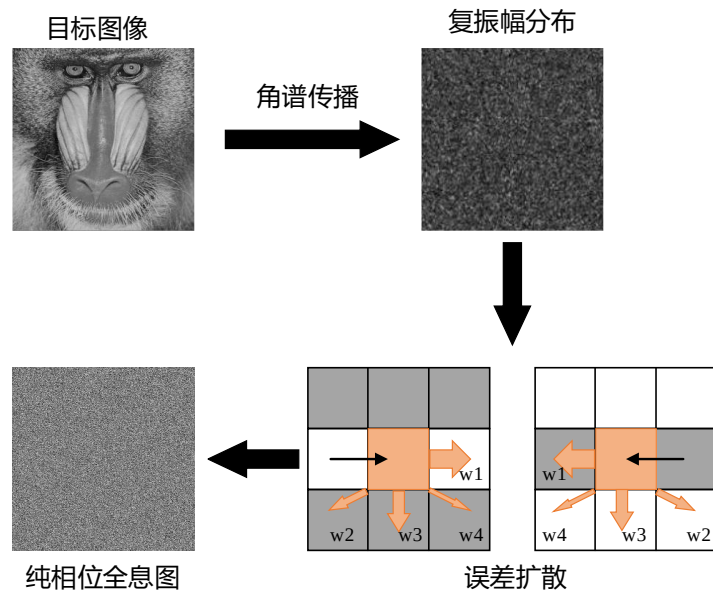


图 1-5 误差扩散算法流程图

在纯相位全息图生成过程中，直接分离复振幅全息图的振幅或相位分量会引发信息完整性缺失，进而制约重建图像保真度。误差扩散编码方法^[65]通过全息图相位化转换机制有效规避该问题，流程图如图 1-5 所示，其核心原理在于：采用逐像素扫描方式对复全息图进行相位编码，同时将量化误差动态分配至邻近未处理像素区域，通过可控的衍射效率代价实现更高保真度的光场重建。相关研究团

队将该算法引入全息计算体系，Tsang 等^[66]提出的双向误差扩散框架，创新性地采用奇偶行逆向扫描策略，有效抑制了单向扫描引发的误差空间相关性，显著提升了相位全息图的波前重构精度。Cao 等^[67]提出自适应误差扩散算法，通过自适应调整振幅值，有效消除编码噪声，显著提高了全息图重建质量，使重建图像更清晰、准确。相比传统误差扩散算法，自适应误差扩散法拓宽了误差扩散方法在三维全息显示中的应用前景，为全息技术发展提供了更多可能性。

误差扩散算法在提升重建质量方面有一定成效，但逐像素扫描与扩散误差的过程需消耗时间，且其牺牲衍射效率的方式也存在一定局限性。双相位法^[68]能够在保证高重建质量的同时高精度的恢复相位信息，算法流程图如图 1-6 所示。1978 年，Hsueh 等^[69]首次提出计算机生成双相位全息图通过同时编码两组相位信息来减少振幅信息的丢失，相较于传统纯相位或纯振幅全息法，提高了衍射效率和重建图像质量。然而，该方法在计算复杂度和实验实现上仍存在一定的限制。近年来，国内外研究者不断优化双相位法，以提升全息显示效果。Sui 等^[70]提出了带限双相位方法，通过对复振幅全息图进行频域带限处理，提高了图像的锐度，同时减少了伪影和信息丢失，使其更适用于复杂调制计算全息系统。此外，Zhang 等^[71]综述了视网膜投影显示领域的最新进展，指出双相位法在该领域的潜在应用，特别是在增强成像清晰度和降低散斑噪声方面具有重要价值。

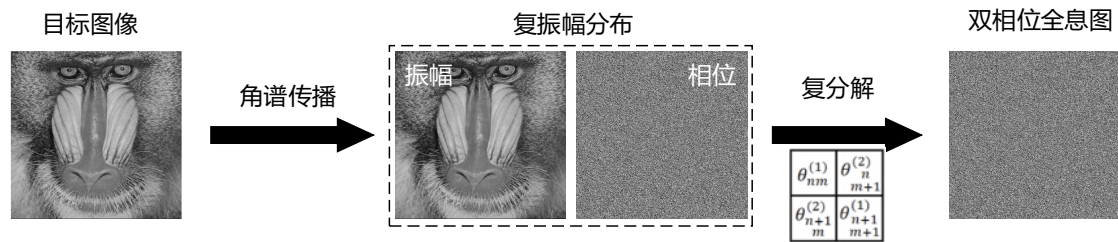


图 1-6 双相位算法流程图

近年来，随机相位掩膜优化算法在非迭代方法生成纯相位全息图领域广泛应用。该方法旨在兼顾计算效率与图像质量，通过非迭代方法快速生成初始全息图，并辅以少量迭代优化，以减少伪影、提高衍射效率，同时避免传统迭代方法计算量大的问题。Zea 等^[72-73]提出了优化随机相位全息图，该方法先利用非迭代方法生成初步相位分布，再通过迭代优化提高衍射效率和重建质量。其优势在于计算速度快，同时降低了相位调制的误差，提高了全息图的重建精度。随后，Zea 等

[74]进一步提出了优化随机相位拼图,采用非迭代方式将相位信息分块优化,减少了全局迭代的计算需求,并通过局部优化策略提高了图像的锐度和细节表现。此外,Chen 等[75]提出了一种相位全息图生成方法,利用优化的相位调制策略,使得全息图计算更加高效,同时保持高质量的重建图像。Zhang 等[76]则在彩色全息显示中随机相位掩膜优化算法优化,以减少计算量并提高色彩保真度,使其适用于更高分辨率的显示系统。

除迭代与非迭代算法外,计算纯相位全息图还可采用直接算法。若纯相位全息图有 $M \times N$ 个像素,且每个像素相位有 Q 种取值,其搜索空间为 $M \times N \times Q$,目标是找出重建与原始图像误差最小的全息图像素值。直接算法主要包含直接搜索算法[77]、模拟退火算法[78]和遗传算法[79]。三种直接算法方法的优缺点总结如表 1-1 所示。直接搜索算法随机选择像素点调整相位值,若重建效果提升则保留,否则放弃,方法简单但易陷入局部最优。模拟退火算法采用随机搜索,计算量大、耗时长,但能接近全局最优。遗传算法结合全局交叉与局部变异搜索,需占用较大存储空间,但具备并行计算能力,可与其他算法结合。总体而言,直接算法计算成本较高,但在某些场景下可获得更优解。

表 1-1 直接算法的比较

算法类型	优点	缺点
直接搜索算法	方法简单	易陷入局部最优解
模拟退火算法	能接近全局最优解	计算量大、耗时长
遗传算法	具备并行计算能力	需要较大存储空间

深度学习方法在全息图生成领域也取得了快速发展,基于深度学习的计算全息图生成算法可分为数据驱动型算法和模型驱动型算法两大类,流程图分别如图 1-7 和图 1-8 所示。Horisaki 等[80]最早提出深度学习生成全息图,采用神经网络直接学习目标图像与全息图之间的映射关系,避免了复杂的物理建模,提高了计算效率。随后, Lee 等[81]提出多深度全息图的生成方法,优化了网络的训练策略,使得神经网络能够更精准地适应不同深度层的全息重建,提高了三维全息显示的视觉质量。Hossein Eybpos 等[82]开发了 DeepCGH 方法,基于深度学习进行三维计算全息图生成,大幅减少计算时间,并在复杂场景下保持高质量重建。Wu 等

[83]进一步提出自编码器深度神经网络，实现了高速全息图计算，为实时全息显示提供了可能。国内研究者也围绕神经网络的轻量化、全息计算加速等方向展开研究，优化网络结构，使得全息计算更具实用性。为了提升全息图生成的精度，一些研究者尝试结合光学衍射模型优化神经网络训练。Shui 等[84]提出了衍射模型引导的神经网络，结合光学物理模型进行无监督训练，减少数据依赖性，提高泛化能力。Peng 等[85]开发了相机闭环训练，利用实时反馈优化全息图质量，为增强现实和虚拟现实系统提供了新方法。Zhong 等[86]提出了基于复数卷积神经网络的高质量计算全息方法，该方法能够直接处理复振幅信息，实现更精确的全息计算，并在计算速度和重建精度方面取得突破。类似地，国内研究团队探索了混合优化策略，结合物理模型与神经网络训练，提高全息计算的稳定性和可解释性。

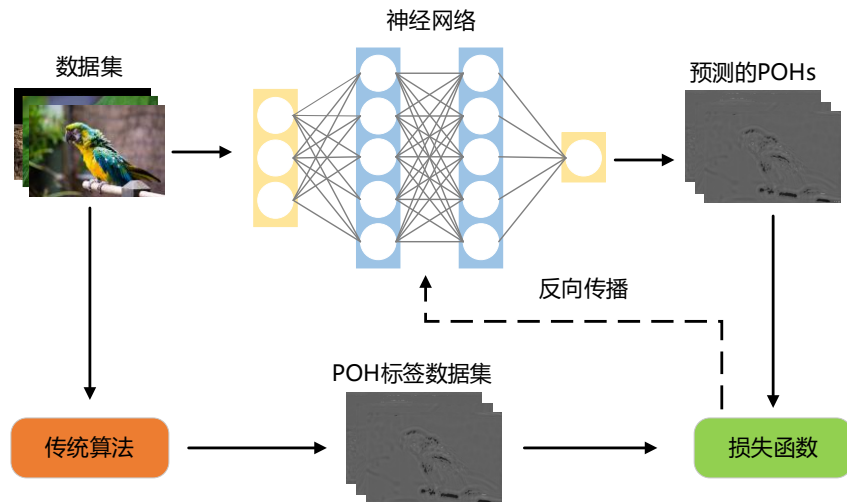


图 1-7 数据驱动深度学习算法流程图

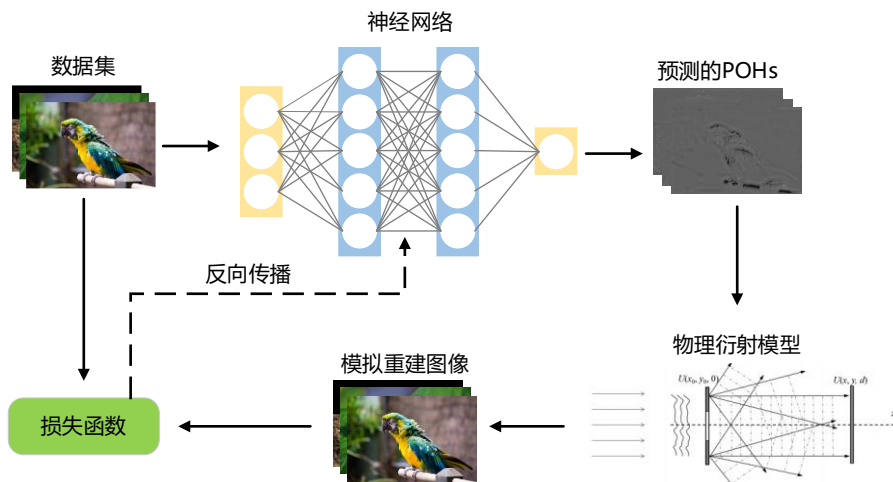


图 1-8 物理驱动深度学习算法流程图

然而,深度学习框架在训练阶段需要显著的硬件资源,训练时间长且能耗高。目前,深度学习方法生成相位全息图所需的总时间远长于迭代方法,且生成的质量也较低,难以满足高质量全息显示的需求。

1.3 本文主要研究内容和结构安排

本文聚焦于纯相位全息显示的优化算法,旨在解决计算全息技术中全息图生成算法的效率与质量问题,核心是通过创新迭代与非迭代算法来提升全息图性能。具体研究内容如下:

第 1 章绪论:着重阐述在显示技术变革中全息技术的重要性及计算全息算法的关键问题,点明研究意义。梳理从全息术起源到计算全息发展历程,列举其在多领域应用实例,凸显研究必要性。剖析传统算法困境与研究现状,明确提高算法效率和质量的目标及创新点,概括研究内容架构,为后续研究导航。

第 2 章计算全息基本原理:详细解析光学全息波前记录与再现原理及计算全息流程,涵盖光场模拟、编码、重建环节。深入探究菲涅耳衍射、角谱衍射等模型及迂回相位、纯相位编码方式,推导关键公式并展示仿真结果,剖析各自特性,为算法研发筑牢理论根基。

第 3 章基于角谱传播的自适应约束迭代算法研究:全面剖析传统 GS 算法问题与已有策略,引出 ACIA 算法。阐述其以离散平面波近似二次相位为初始输入,说明分区约束与反馈系数调整机制。经数值模拟和光学实验,用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、结构相似度(Structural Similarity Index Measure, SSIM)指标验证优势,对比深度学习方法,彰显应用潜力。

第 4 章基于近似二次相位的非迭代优化算法研究:分析随机相位掩膜、二次相位掩膜等典型非迭代算法优劣,提出近似二次相位掩膜算法。介绍利用离散平面波优化相位及结合 GS 算法迭代的原理创新。经模拟和实验,依 PSNR、SSIM 证明其图像质量和效率优势,探讨后续优化途径,拓展应用前景。

第 5 章总结与展望:总结研究成果,反思算法优化、彩色与三维全息处理等方面不足。规划后续研究路径,如改进算法、攻克彩色全息难题、适配硬件、拓展跨领域应用等,推动全息技术持续发展。

第 2 章 计算全息基本原理

全息成像技术通过记录和重建光波的振幅与相位信息，实现三维物体的精确再现。传统光学全息利用相干光的干涉和衍射原理，在记录介质上形成干涉图样，再通过衍射重建三维图像。然而，传统方法受限于物理记录介质的不可擦写性和复杂光路，难以满足实时动态显示的需求。计算全息技术通过计算机模拟光场传播，摆脱了物理记录介质的限制。其核心流程包括波前计算、波前编码和波前重建三个步骤：首先利用数值方法模拟光场传播，生成光场的数学描述；然后通过编码将复振幅信息转换为全息图函数；最后利用空间光调制器动态加载全息图，通过衍射效应实现波前重建。纯相位编码因其高衍射效率成为研究重点。硅基液晶空间光调制器作为关键硬件，通过电控液晶分子取向动态调控光波相位，支持高刷新率的实时全息显示。该技术已广泛应用于三维显示、光场调控和光学计算等领域，推动了全息技术的实用化发展。

2.1 全息显示基本原理

全息显示技术作为三维显示技术的重要分支，凭借其无需额外视角辅助即可呈现逼真立体影像的特性，在虚拟现实、医疗影像、工业检测等多个领域展现出巨大应用潜力。相较于传统的二维显示方式，全息技术能够完整记录并重建物体的光波信息，使观者能够从不同角度观察全息图像，获得更加沉浸式的视觉体验。随着计算机图形处理能力的提升，计算全息显示技术逐步取代传统光学全息，成为实现实时、高质量三维成像的关键手段。本节将围绕光学全息显示和计算全息技术的基本原理展开讨论。

2.1.1 光学全息显示的基本原理

光学全息技术最早由英国物理学家 Dennis Gabor 于 1948 年提出，最初是为了改进电子显微镜的分辨率。光学全息的基本原理是通过干涉和衍射的方式记录物体的光波信息，并通过适当的光照重建物体三维图像的技术。其核心思想是

通过相干光源照射物体，将物体反射或散射出的光波与参照光波进行干涉，形成干涉图样，从而将物体的振幅和相位信息同时记录在全息介质上。这一过程是基于波前的记录与再现的原理。

在光学全息波前记录过程中，如图 2-1 所示，首先通过激光源发出相干光，经过分束器将光源分为两束，物光波 $O(x,y)$ 与参考光波 $R(x,y)$ 在记录介质表面发生相干叠加。设全息干板平面坐标为 (x,y) ，物光波传播到全息干板 P 前的复振幅为：

$$O(x,y) = O_0(x,y) \exp[j\phi_0(x,y)] \quad (2-1)$$

其中， O_0 和 ϕ_0 分别表示物光在全息干板 P 上的振幅分布和相位分布。参考光波传播到全息干板 P 前的复振幅为：

$$R(x,y) = R_0(x,y) \exp[j\phi_R(x,y)] \quad (2-2)$$

其中， R_0 和 ϕ_R 分别表示参考光在全息干板 P 上的振幅分布和相位分布。

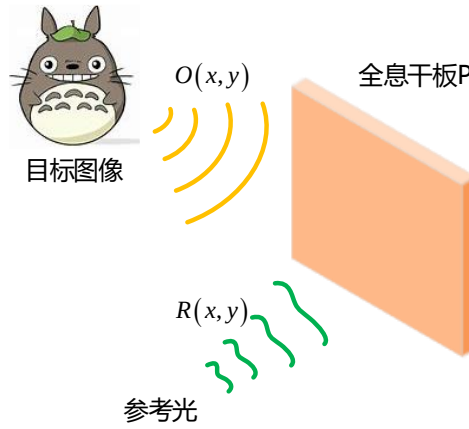


图 2-1 波前记录过程

物光波与参考光相干叠加得到干涉光场复振幅，则全息干板光场可表示为：

$$U(x,y) = O(x,y) + R(x,y) \quad (2-3)$$

根据式(2-3)，全息干板上的曝光强度为：

$$\begin{aligned} I(x,y) &= U(x,y) \times U^*(x,y) \\ &= [O(x,y) + R(x,y)] \times [O^*(x,y) + R^*(x,y)] \\ &= |O(x,y)|^2 + |R(x,y)|^2 + O(x,y)R^*(x,y) + O^*(x,y)R(x,y) \end{aligned} \quad (2-4)$$

当全息图波前记录完成后，波前再现过程开始，如图 2-2 所示。其中 R^* 表示

与参考光 $R(x,y)$ 照明光。假设照明光为：

$$R^*(x,y) = R_0^*(x,y) \exp[j\varphi_{R^*}(x,y)] \quad (2-5)$$

式中， $R_0^*(x,y)$ 和 $\varphi_{R^*}(x,y)$ 分别表示照明光的幅值分布和相位分布。

使用再现照明光 $R^*(x,y)$ 照射全息图 P 后，全息干板 P 上的复振幅分布 $U'(x,y)$ 为：

$$U'(x,y) = R^*(x,y) \cdot T_p(x,y) \quad (2-6)$$

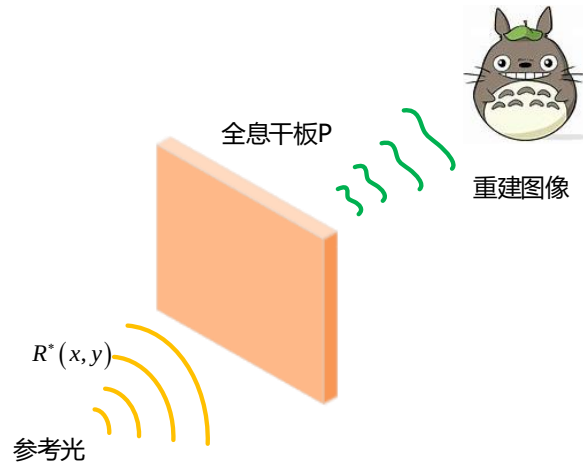


图 2-2 波前再现过程

光学全息技术的优势在于它能够同时记录物体的振幅和相位信息，因此能够精确地再现物体的三维形态，甚至微小的细节。虽然这种技术对设备的要求较高，但在科学研究、医学成像、艺术展示等领域具有重要的应用价值。

2.1.2 计算全息显示的基本原理

计算全息是一种基于计算机模拟和数字信号处理技术的全息成像方法。与传统光学全息依赖光学元件直接记录和重建光波不同，计算全息通过数值方法模拟光波的传播过程，并将物体的三维信息转化为全息图的数学表达形式，然后通过计算重建出物体的三维图像。

在计算全息的波前计算过程中，首先需要对物体的光波进行数值模拟，得到物光波的波前信息。常用的计算方法包括傅里叶变换、角谱传播法和分数傅里叶

变换等，这些方法可以精确描述物光波的传播过程，获取物体表面或空间中某一平面上的光波分布。通过数值模拟，计算全息可以得到物体的光波在不同平面上的复振幅信息，这是计算全息重建的基础。

然而，为了确保计算的精确性，尤其是在离散化物体波前数据时，需要遵循奈奎斯特采样定律。抽样间隔需满足奈奎斯特间隔，如下式：

$$\Delta x \leq \frac{1}{2B_x}, \Delta y \leq \frac{1}{2B_y} \quad (2-7)$$

式中， Δx ， Δy 分别表示抽样间隔， $2B_x$ ， $2B_y$ 分别表示带宽。

当满足以上抽样间隔原理时，不会因为抽样点过多导致计算加大、过少导致信息缺失，并且原始函数能从离散数据中还原。

在获得物体波前的离散数据后，计算全息的下一步是进行波前编码。此时，物体的光波信息会被转化为特定编码形式，形成全息图的数学表示。这个编码过程涉及到对光波的幅度和相位信息的处理，通常采用复振幅的形式。编码后的全息图可以通过计算机进行存储、传输并最终显示在数字设备上。

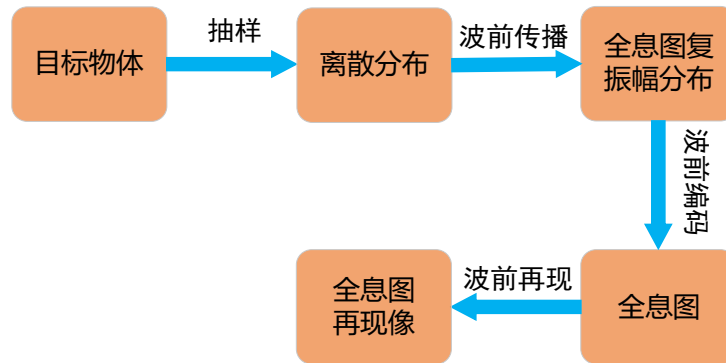


图 2-3 计算全息原理图

最后，计算全息通过数值方法进行波前再现，利用快速傅里叶变换（FFT）等高效算法，从全息图中提取出物体的光波信息，并通过模拟衍射过程再现物体的三维图像。与传统的光学全息不同，计算全息不需要实际的光学介质，而是完全依赖数字化手段进行全息图的记录和再现，具有更高的灵活性和可调性。基本的计算全息术原理如图 2-3 所示。

计算全息的优势在于其高度的灵活性，能够根据需求调整重建的细节、观察角度等。此外，计算全息可以与现代图像处理技术结合，为全息图像的增强、分

析和应用提供更大的空间。随着计算机技术的进步，计算全息在虚拟现实、全息显微镜、数字成像等领域展现了巨大的潜力，成为全息技术的重要发展方向。

2.2 计算全息的衍射模型

根据标量衍射理论，光波的衍射可以通过多种衍射模型进行计算，常见的衍射模型有菲涅耳衍射模型、夫琅禾费衍射模型和角谱衍射模型。

2.2.1 菲涅耳衍射模型

在计算全息领域，菲涅耳衍射模型是理解光传播和全息图形成的重要基础。对于光的传播现象，从波动光学的基本原理出发，当光在空间中传播遇到障碍物或孔径时，会发生衍射现象。在傍轴近似的条件下，菲涅耳衍射积分公式得以建立。

设光在真空中传播，波长为 λ ，波数 $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ ，衍射面与观察面之间的距离为 d 。假设衍射面光场复振幅分布为 $u(x_0, y_0)$ ，根据惠更斯 - 菲涅耳原理，观察面 (x, y) 处的光场复振幅 $U(x, y)$ 可表示为：

$$U(x, y) = \frac{1}{j\lambda d} \exp(jkd) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} u(x_0, y_0) \exp\left\{j \frac{k}{2d} [(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2]\right\} dx_0 dy_0 \quad (2-8)$$

为了进一步推导和简化，引入空间频率的概念，设 $f_x = \frac{x}{\lambda d}$ ， $f_y = \frac{y}{\lambda d}$ ，则菲涅耳衍射积分公式可变形为：

$$U(x, y) = \frac{1}{j\lambda d} \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d) \exp[j \frac{\pi}{\lambda d} (x^2 + y^2)] \times \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} u(x_0, y_0) \exp[j \frac{\pi}{\lambda d} (x_0^2 + y_0^2)] \exp[-j2\pi(x_0 f_x + y_0 f_y)] dx_0 dy_0 \quad (2-9)$$

从该表达式能够看出，菲涅耳衍射积分的实现过程为：首先对光场复振幅分布叠加一个二次位相因子，接着进行傅里叶变换，最后乘以一个复常数，即：

$$U(x, y) = \frac{1}{j\lambda d} \exp(j \frac{2\pi}{\lambda} d) \exp[j \frac{\pi}{\lambda d} (x^2 + y^2)] \mathfrak{F} \left\{ u(x_0, y_0) \exp\left[j \frac{\pi}{\lambda d} (x_0^2 + y_0^2)\right] \right\} \quad (2-10)$$

其中 $\mathfrak{F}$ 表示快速傅里叶变换。

同时,为了满足菲涅耳近似的进度,需要对衍射孔径、衍射距离做一定要求,衍射距离 d 要满足

$$d^3 = \frac{P}{4\lambda} [(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2]_{\max}^2 \quad (2-11)$$

菲涅耳衍射过程如图 2-4 所示。

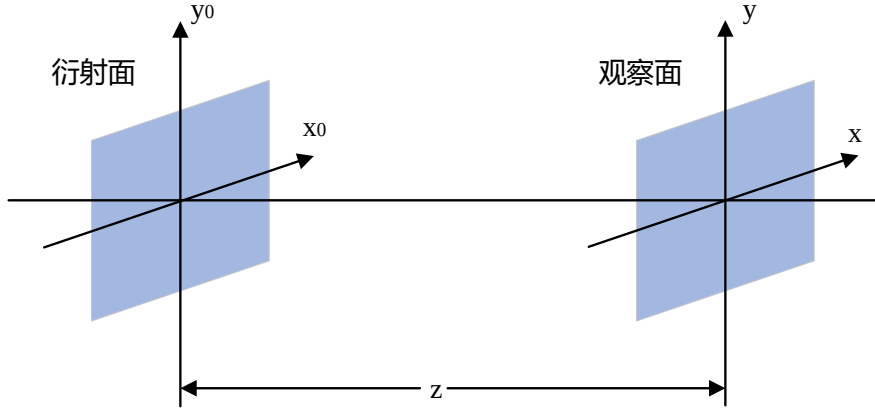


图 2-4 菲涅耳衍射过程

在实际工程计算中,菲涅耳近似衍射理论的数值实现必须严格遵循空间带宽积守恒原理。特别是在构建基于离散化衍射建模方法的计算全息系统时,需要系统化协调五个核心参量:观察面与衍射面的尺寸大小、光波特征波长、数字离散化处理时的采样单元数量以及波前传播的几何路径长度,这些参量间通过傅里叶变换对关系形成严格的参数约束体系。举例来说,依据采样定理,抽样数要符合特定条件,才能确保数值计算的准确性,而这无疑提升了计算的复杂程度与操作难度。

2.2.2 夫琅禾费衍射模型

夫琅禾费衍射是菲涅耳衍射在特定条件下的一种特殊情况,具有重要的理论和应用价值。当光传播的距离 d 满足:

$$d \gg \frac{k(x_0^2 + y_0^2)_{\max}}{2} \quad (2-12)$$

其中, $(x_0^2 + y_0^2)_{\max}$ 表示衍射面上光场分布的最大横向尺寸相关的量。菲涅耳衍射公式中积分号下的二次相位因子在整个孔径上近似为 1, 此时所观察到的

衍射现象即为夫琅禾费衍射。

此时，观察面 (x, y) 处的光场复振幅 $U(x, y)$ 的计算公式为：

$$U(x, y) = \frac{\exp(jkd)}{j\lambda d} \exp\left[\frac{jk}{2d}(x^2 + y^2)\right] \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} u(x_0, y_0) \exp\left\{j2\pi\left(\frac{x}{\lambda d}x_0 + \frac{y}{\lambda d}y_0\right)\right\} dx_0 dy_0 \quad (2-13)$$

进一步变形可得：

$$U(x, y) = \frac{c_1}{d} \exp\left[jk\left(d + \frac{x^2 + y^2}{2d}\right)\right] \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} u(x_0, y_0) \exp\{-j2\pi(u_1 x_0 + v_1 y_0)\} dx_0 dy_0 \quad (2-14)$$

$$\text{其中 } u_1 = \frac{x}{\lambda f}, v_1 = \frac{y}{\lambda f}, c_1 = \frac{1}{j\lambda}。$$

夫琅禾费衍射的重要意义在于，除了一个二次相位因子外，其光场复振幅分布是初始衍射屏 $U(x_0, y_0, 0)$ 的傅里叶变换。这一特性使得在光学信息处理中，可以利用光学器件（如透镜）来实现傅里叶变换，为光学信号处理、图像处理等领域提供了重要的理论基础。例如，在光学成像系统中，夫琅禾费衍射决定了成像的分辨率和像的频谱分布特性。

2.2.3 角谱衍射模型

角谱衍射理论体系的数学基础可追溯至经典电磁场的基本控制方程。在分析单色光波的传播特性时，通常采用时谐场假设将时间变量从空间分布中解耦，通过变量分离处理后可获得表征空间光场分布的稳态波动方程。该方程在数学上呈现为二阶偏微分方程形式，即亥姆霍兹方程：

$$(\nabla^2 + k^2)U = 0 \quad (2-15)$$

其中 U 为光波场， ∇^2 为拉普拉斯运算符， $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ 。

假定衍射屏和观察屏之间的距离设定为 d ，用 $U(x_0, y_0, 0)$ 和 $U(x, y, d)$ 分别代表衍射屏、观察屏上物光波的复振幅分布情况，而在频域里，它们各自对应的

频谱分布则分别记为 $G_0(f_{x_0}, f_{y_0})$ 和 $G_d(f_x, f_y)$ ，其关系式为：

$$G_0(f_{x_0}, f_{y_0}) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} U(x_0, y_0, 0) \exp[-j2\pi(f_{x_0}x_0 + f_{y_0}y_0)] dx_0 dy_0 \quad (2-16)$$

$$G_d(f_x, f_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} U(x, y, d) \exp[-j2\pi(f_x x + f_y y)] dx dy \quad (2-17)$$

其中 $f_{x_0} = \frac{x_0}{\lambda d}$ 和 $f_{y_0} = \frac{y_0}{\lambda d}$ 分别为衍射屏 x_0 方向和 y_0 方向的空间频率，

$f_x = \frac{x}{\lambda d}$ 和 $f_y = \frac{y}{\lambda d}$ 分别为观察屏 x 方向和 y 方向的空间频率。

而 $U(x, y, d)$ 是 $G_d(f_x, f_y)$ 的傅里叶逆变换，即：

$$U(x, y, d) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} G_d(f_x, f_y) \exp[j2\pi(f_x x + f_y y)] df_x df_y \quad (2-18)$$

将其带入赫姆霍兹方程并经过运算及整理后可得：

$$\frac{d^2}{dz^2} G_d(f_x, f_y) + \left[\frac{2\pi}{\lambda} \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2} \right]^2 G_d(f_x, f_y) = 0 \quad (2-19)$$

该方程的解为：

$$G_d(f_x, f_y) = G_0(f_{x_0}, f_{y_0}) \exp \left[j \frac{2\pi}{\lambda} d \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2} \right] \quad (2-20)$$

这表明当物光波在空间中沿着 z 轴方向传播时，在观察屏上的频谱 $G_d(f_x, f_y)$ 等价于衍射屏上的频谱 $G_0(f_{x_0}, f_{y_0})$ 与一个相位延迟因子 $\exp \left[j \frac{2\pi}{\lambda} d \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2} \right]$ 的乘积。

在实际计算中，若已知衍射屏上初始复振幅分布 $U(x_0, y_0, 0)$ 或其频谱 $G_0(f_{x_0}, f_{y_0})$ ，并且通过上述公式求出观察屏上复振幅 $U(x, y, d)$ 的频谱分布 $G_d(f_x, f_y)$ ，那么便可以通过傅里叶逆变换计算出衍射屏后任意可观测位置上物光波 $U(x, y, d)$ 的空域分布，即：

$$U(x, y, d) = IFT \{ FT[U(x_0, y_0, 0)] \times H(f_x, f_y) \} \quad (2-21)$$

$$\text{其中 } H(f_x, f_y) = \exp\left[j \frac{2\pi}{\lambda} d \sqrt{1 - \lambda^2 (f_x^2 + f_y^2)}\right]。$$

角谱衍射的理论示意图如图 2-5 所示。

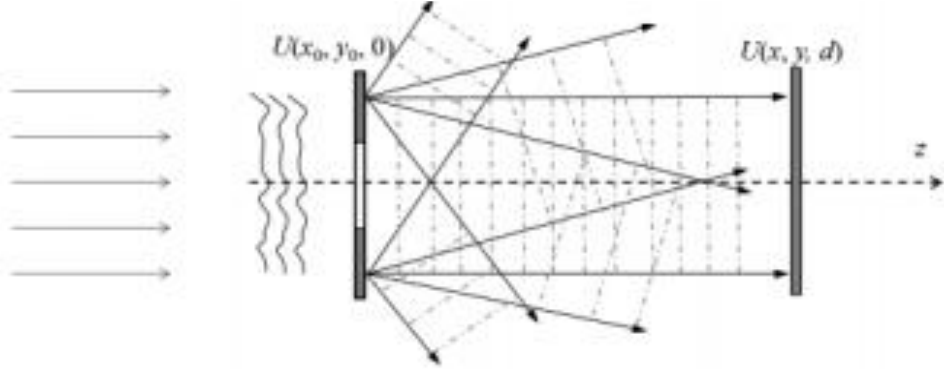


图 2-5 角谱衍射过程示意图

角谱衍射模型的优点在于可以精确模拟平面波集的光学传播过程，且物面采样间距与传输距离无关，对于三维场景的适用性较好。在计算全息算法设计中，例如在模拟光场传播和计算全息图的生成过程中，角谱衍射模型能够提供更准确的计算结果，为提高全息图的质量和计算效率提供了有力的支持。

2.2.4 衍射模型的比较分析

菲涅耳衍射模型基于傍轴近似条件下的积分公式，能够较为准确地描述光在一定传播距离内的衍射现象。然而，其物面采样间距与传输距离及波长的相关性使得在实际计算中需要确定多个复杂的参数，这增加了计算的复杂性和难度。例如，在设计计算全息算法时，必须精确考虑观察面尺寸、衍射面大小、波长、抽样数以及传播距离等因素，否则可能导致计算结果的偏差。

夫琅禾费衍射模型是菲涅耳衍射在特定条件下的简化形式，其重要意义在于光场复振幅分布与初始衍射屏的傅里叶变换关系，但这种近似条件相对较为严格，只有在满足特定的距离条件时才适用。在实际光学系统中，虽然在某些情况下能够很好地解释成像的频谱特性，但应用范围相对较窄。

相比之下，角谱衍射模型具有显著的优势。首先，它可以精确模拟平面波集的光学传播过程，这使得在处理复杂光场传播问题时能够提供更准确的结果。其次，物面采样间距与传输距离无关的特性极大地简化了计算过程中的参数设置。

在三维场景的计算全息应用中，这种优势尤为突出。例如，在对三维物体的全息计算时，无需像菲涅耳衍射模型那样频繁调整与距离相关的采样参数，能够更高效地计算光场分布，从而提高全息图的计算速度和质量。

2.3 计算全息的波前编码方式

计算全息显示系统中，波前编码技术的核心是将全息平面的复振幅信息转换为显示器件可调制的计算全息图。该过程通过建立物光复振幅分布与器件透过率函数的映射关系，实现全息图从理论复振幅到物理可显示调制信号的转化，重点在于匹配空间光调制器等器件的调制特性，确保全息图的光学再现。本节针对主流波前编码方法的实现原理及特性展开系统性探讨与对比分析。

2.3.1 迂回相位编码

迂回相位编码（Reciprocal Phase Encoding）是计算全息中的一种波前编码方法，主要通过对物体的光波相位进行特定的非线性调制，来增强全息图中频域信息，从而提高图像的重建质量和精度。在迂回相位编码中，物体的光波相位被调制为原相位的反演或通过某种特定的调制函数进行调整。具体地，物体的光波复振幅可以表示为：

$$E(x, y) = A(x, y)e^{i\varphi(x, y)} \quad (2-22)$$

其中， $A(x, y)$ 为物体光波的幅度， $\varphi(x, y)$ 为物体光波的相位。在迂回相位编码中，相位信息经过某个调制函数 $f(x, y)$ 的修正，变为新的相位 $\varphi'(x, y)$ ：

$$\varphi'(x, y) = \varphi(x, y) + f(x, y) \quad (2-23)$$

调制后的复振幅变为：

$$E'(x, y) = A(x, y)e^{i(\varphi(x, y) + f(x, y))} \quad (2-24)$$

这种相位调制方法目的是引入更多的空间频率信息，增加全息图的频域细节，有助于提高物体三维重建的精度。

迂回相位编码法能够实现全息记录与重建，但其应用存在一定局限性。首先，

该方法在编码过程中会产生相位量化误差，导致全息再现质量下降。其次，为了实现全息图像的重建，单全息像素需多器件像素的冗余设计，直接降低系统空间带宽积并制约重建分辨率。

2.3.2 纯相位编码

Lesem 及其团队提出的相位型全息图编码技术，建立在一个新颖的理论基础之上：傅里叶变换中图像的关键信息主要集中于相位部分，而振幅信息的作用相对次要。该方法通过引入随机相位来模拟物体表面的光散射效应，从而有效扩散低频信息，为全息图的构建开辟了创新路径。但在当时，由于受到全息图绘制器件的参数及性能的局限，这种编码法在实际应用中存在较大问题。其全息再现的图像质量难以达到较高水平，并且无法实现动态三维显示，在应用场景上受到很大限制。不过，随着技术的快速发展，可刷新动态液晶空间光调制器（SLM）取得了显著进展，为动态纯相位三维全息显示带来了新的机遇。作为计算全息技术的核心器件，SLM 能够承载计算全息图，为这一领域的实现提供了重要硬件支持，推动了相关研究和应用向更高水平迈进，动态液晶空间光调制器如图 2-6 所示。



图 2-6 动态液晶空间光调制器

纯相位型计算全息图通过改变入射光的光程以实现相位调制，进而重建原始物光波，因此相位型全息显示的再现结果中携带了目标物体的绝大部分信息，拥有极高的衍射效率。

2.3.3 典型编码方式的比较分析

综上所述，上述编码方法的特点可归纳如下：1) 迂回相位编码法虽能压缩全息图动态范围，但在空间光调制器光电再现中存在明显不足。由于全息图像素数量庞大且衍射像较多，导致重建效果不佳；2) 纯相位全息图编码法近年来受到广泛关注，主要因其高衍射效率。尽管使用纯相位空间光调制器时实验过程复杂，需反复优化参数，但其重建效果和图像质量优异，能够满足实际需求。

2.4 计算全息成像的基本算法

计算全息成像技术的核心在于通过数值计算模拟光波的传播过程，将三维物体的空间信息转换为全息图的相位分布。目前主流的计算方法可分为点源法、面元法和分层角谱法三类，每种方法在计算效率、成像质量和适用场景方面各有特点。

2.4.1 点源法

点源法（也称点云法、点元法）的核心思想是将三维物体离散为 N 个独立发光点的集合，如图 2-7 所示，每个点源在全息平面上产生球面波干涉条纹。设三维物体表面某点坐标为 $G_i(x_i, y_i, z_i)$ ，其在全息平面上的复振幅分布可表示为：

$$U_p(x, y) = \sum_{i=1}^N A_i \exp \left[j \left(k \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + z_i^2} + \varphi_i \right) \right] \quad (2-25)$$

其中 A_i 为点源振幅， φ_i 为初始相位， $k = 2\pi / \lambda$ 为波数。该方法的优势在于物理意义明确，适用于稀疏物体的全息图生成。然而，当物体表面细节丰富时，离散点数量呈指数级增长，导致计算复杂度高达 $O(N^2)$ ，限制了其在复杂场景中的应用。近年来，研究人员通过引入空间连贯性约束和并行计算优化，将点源法的计算效率提升了 2-3 个数量级。

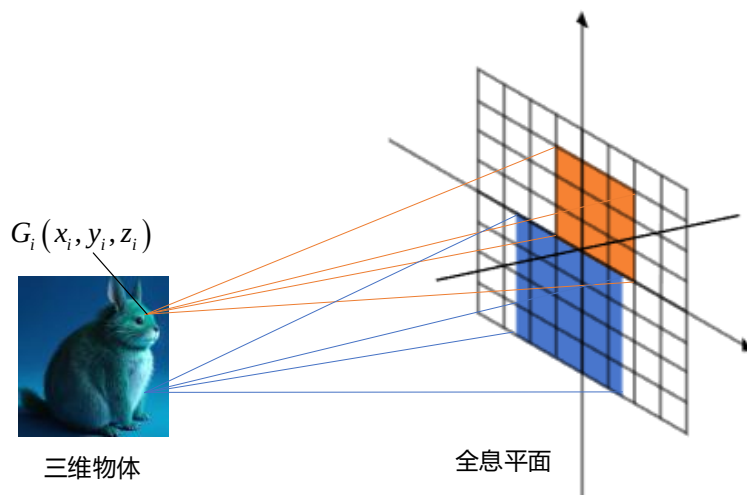


图 2-7 点源法示意图

2.4.2 面元法

面元法通过将三维物体按深度方向离散为多个二维平面图像，实现三维信息的分层表示。如图 2-8 所示，每个离散平面可视为二维数组，并通过 FFT 计算其在全息平面的衍射光波分布。最终，通过叠加所有平面的相位信息，得到全息平面上的完整信息。

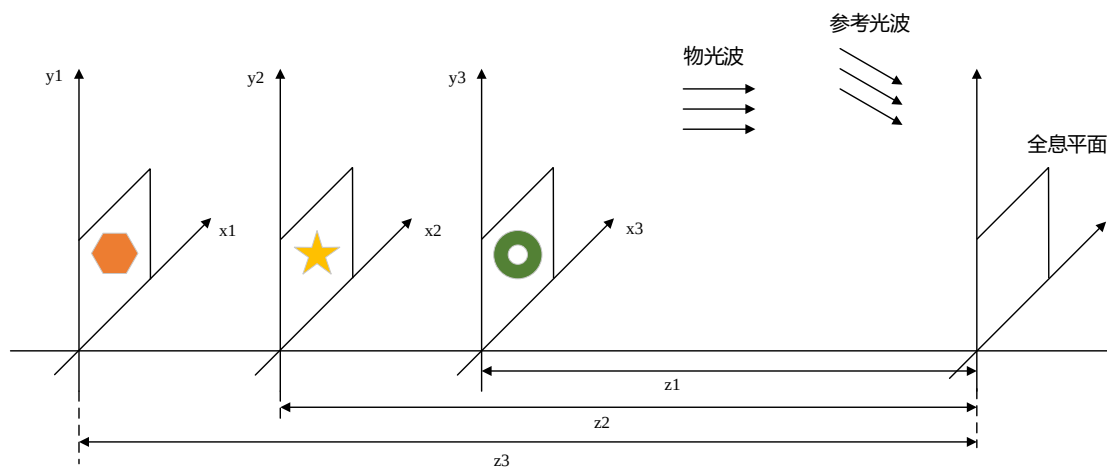


图 2-8 面元法示意图

沿光轴方向将三维物体分割为 L 个平行平面层，每个平面层独立计算后叠加。第 L 层平面在全息平面的复振幅可表示为：

$$U_l(x, y) = \exp(jkz_l) \iint f_l(\xi, \eta) \exp\left[j \frac{k}{2z_l} ((x - \xi)^2 + (y - \eta)^2)\right] d\xi d\eta \quad (2-26)$$

其中 $f_l(\xi, \eta)$ 为该层的振幅透射率, z_l 为层间距。通过快速傅里叶变换(FFT)可将积分运算转化为频域卷积, 计算复杂度降低至 $O(LM \log M)$ (M 为单层面元数)。

2.4.3 层析法

层析法会依据目标三维物体所蕴含的深度信息, 将该物体划分成 L 个相互平行的二维图像, 具体可参考图 2-9。在划分过程中, 是按照相同的间距进行分层操作的。针对每一层, 都要计算其传播到全息平面时的复振幅分布情况。这一计算过程涉及到光波传播的原理, 通过特定的算法来确定每层在全息平面上的复振幅。

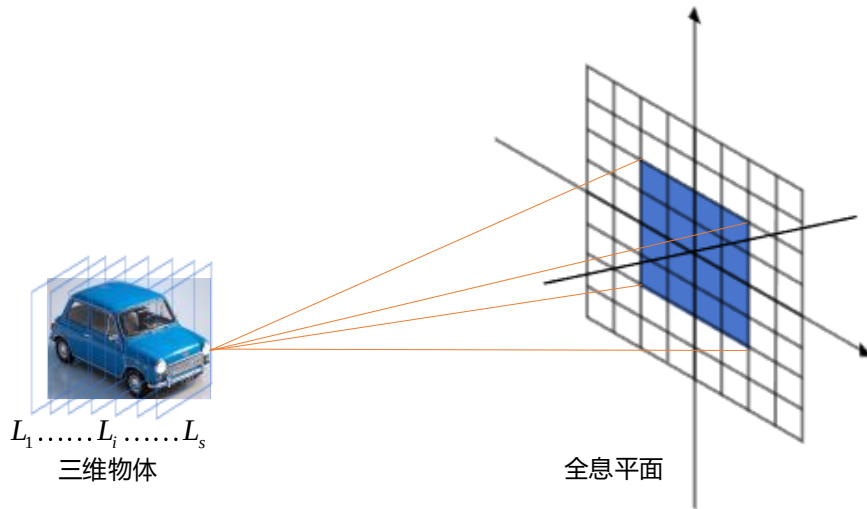


图 2-9 层析法示意图

完成每层复振幅分布的计算后, 将这些复振幅进行相干叠加。相干叠加是该方法的关键步骤, 通过这种方式能够把各层的信息整合起来, 进而重构出完整的三维物体复振幅信息。

从计算量的角度来看, 该方法具有独特的优势。它的计算量仅仅和二维离散

平面的数量 L 有关，而不会受到三维物体离散点总数的影响。与之形成对比的是点源法和面元法，点源法需要对大量离散点进行复杂计算，面元法虽然将三维物体分层处理，但计算量仍会受到物体离散点分布的影响。相比之下，层析法的计算量更低。这使得层析法在动态全息显示领域具有明显的优势，更适合应用于需要快速处理和实时显示的动态全息场景中。

2.5 液晶空间光调制器

液晶空间光调制器是一种通过调节液晶材料的光学性质来调控光波的相位、振幅和偏振状态的光学器件。它广泛应用于全息成像、光束整形、波前控制、光学计算等领域，特别是在需要精确控制光波相位的应用中。液晶空间光调制器的基本原理基于液晶材料的电光效应，当施加电场时，液晶分子发生取向变化，导致其折射率发生变化，从而改变通过液晶层的光波的相位或强度。

液晶空间光调制器通常由一层液晶材料和两片透明电极构成。液晶材料具有各向异性的光学性质，施加电场时，液晶分子会沿电场方向重新排列，这种排列的变化引起液晶材料的折射率发生变化，从而改变光波的传播速度，进而改变光波的相位。在液晶空间光调制器中，液晶层的折射率随电压变化而变化，控制电压的施加方式可以调节光波的相位或振幅。其截面示意图如图 2-10 所示，从下到上依次为硅基板、CMOS 电路、铝反射膜、定向层、液晶、定向层、透明电极和覆盖玻璃。

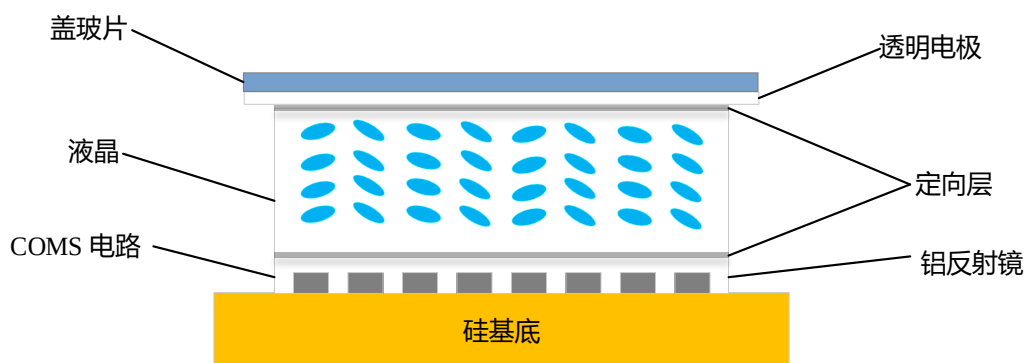


图 2-10 LCoS 截面图

液晶空间光调制器的工作原理是通过调节每个像素的电压，控制液晶分子的取向，从而精确调节每个像素对光波的相位影响。在纯相位调制模式下，液晶空

间光调制器的作用是仅改变光波的相位，而不影响其强度。通过精确调节电压，液晶空间光调制器能够在每个像素上引入不同的相位差，进而调节光波的相位分布。

当前主流的液晶空间光调制器普遍存在双参数调控受限的技术瓶颈，无法实现振幅与相位的同步调控。虽然通过双 SLM 架构可分别调控光波参数（振幅或相位），但系统成本随之增加。由于器件本身的调制特性限制，单 SLM 系统生成的全息图仅能承载单一光场信息（振幅或相位）。值得关注的是，理论研究表明纯相位全息技术具有更高的衍射效率，这一特性促使相位调制型器件在全息显示领域占据技术优势，成为当前光学显示研究的重点突破方向。图 2-11 展示了基于液晶空间光调制器的全息显示系统。

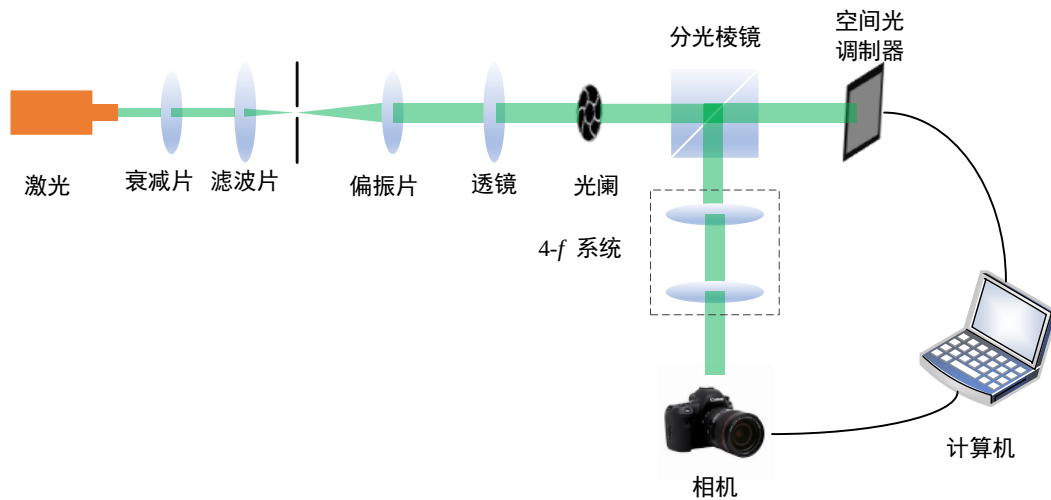


图 2-11 基于液晶空间光调制器的全息显示系统

2.6 本章小结

本章系统阐述了计算全息技术的核心理论框架。首先从全息显示的基本原理出发，解析了传统光学全息基于干涉与衍射的波前记录与再现机制，以及计算全息通过计算机模拟光场传播实现三维成像的创新路径。在衍射模型部分，重点探讨了菲涅耳衍射模型的傍轴近似特性、夫琅禾费衍射的傅里叶变换关系，以及角谱衍射模型的高精度优势，通过对比分析指出角谱模型在光场模拟与三维全息计算中的适用性。波前编码方式部分，对比了迂回相位编码与纯相位编码的机理及特点，强调纯相位编码因高衍射效率成为当前研究重点，并分析了其与硅基液晶

空间光调制器（SLM）的适配性。在成像算法方面，详细阐述了点源法、面元法和层析法的实现原理，指出层析法通过深度分层策略显著降低了三维场景的计算复杂度。最后，结合 SLM 的液晶电光效应与相位调制特性，揭示了其在动态全息显示中的关键作用。本章构建的理论体系为后续迭代与非迭代算法的研究奠定了坚实基础，为优化全息图生成效率与质量提供了关键理论支撑。

第 3 章 基于角谱传播的自适应约束迭代算法研究

本章针对纯相位全息图生成中的迭代优化算法展开深入探讨。首先系统阐述经典 Gerchberg-Saxton (GS) 算法的基本原理, 并深入探讨其存在的技术局限性, 同时归纳总结已有研究提出的改进方案。进而, 重点剖析角谱衍射传播模型相较于传统方法的理论优势。基于此研究基础, 本章创新性地提出一种融合角谱传播机制的自适应约束迭代算法: 通过离散平面波对二次相位进行近似重构来优化初始相位分布, 在迭代过程中构建分区约束策略, 结合自适应振幅约束模块与带宽约束策略, 并引入自适应反馈系数动态调节迭代步长参数。该算法不仅显著提升了迭代收敛效率, 同时有效改善了全息图重建质量。数值仿真与光学实验的对比分析均证实了所提方法的有效性。

3.1 GS 算法

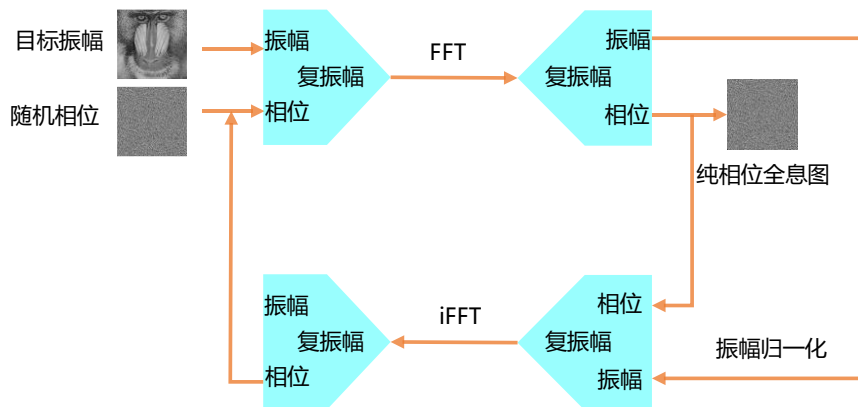


图 3-1 GS 算法原理图

GS 算法旨在通过迭代获取目标纯相位全息图, 其原理如图 3-1 所示。在算法初始阶段, 将随机相位叠加到原始图像上, 使物光波均匀地扩散至全息图平面。通过逆傅里叶变换计算全息图平面的复振幅, 并对振幅部分进行归一化处理以确保数据的一致性和稳定性, 然后进行傅里叶变换, 从而得到物平面的复振幅。将物平面复振幅的振幅部分替换为预先设定的目标振幅, 而相位部分则保持不变。上述步骤构成一次完整的迭代过程。在后续的运算中, 算法会持续重复这一迭代流程, 直至满足预先设定的迭代次数, 或者达到既定的重建质量标准。当满足上

述条件之一时，算法停止运行，并输出最终的目标全息图。

GS 算法具备稳定性和可扩展性，然而它并非完美无缺，还存在一些有待改进的地方。其一，该算法的收敛速度较慢，且受计算资源限制，难以快速得到理想结果；其二，GS 算法在对物平面处理时采用统一的振幅约束，导致迭代过程容易陷入局部极小值，难以达到全局最优。其三，由于 GS 算法以随机相位作为初始输入，重建结果容易受到散斑噪声的影响，从而降低了图像质量。鉴于 GS 算法存在的这些问题，众多研究人员积极探索，提出了各式各样的优化策略。这些策略主要围绕提高算法收敛速度、减少局部极小值对结果的影响以及降低噪声干扰这几个关键方面展开，旨在不断提升 GS 算法的性能，使其在实际应用中能够发挥更大的作用。

GS 算法通过迭代逐步调整复振幅，常常在某些局部区域停滞，使得算法陷入局部极小值，而无法找到全局最优解，部分原因是物平面上的所有像素点被赋予了相同的权重系数。因此许多研究人员通过改变权重系数的方法来优化 GS 算法生成纯相位全息图，其中，清华大学的曹等人提出的加权 GS 算法如图 3-2 所示。

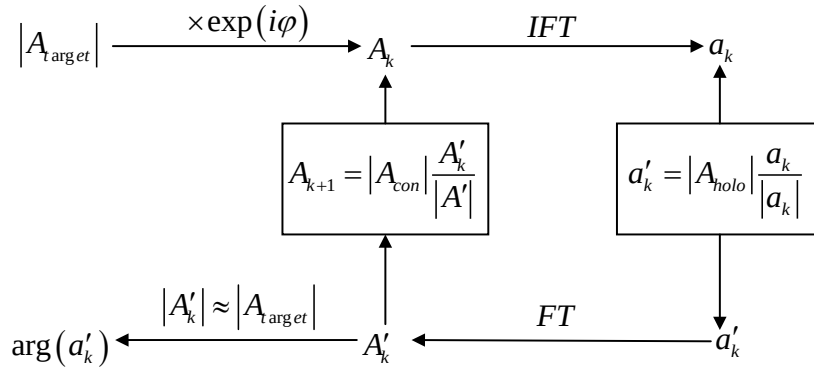


图 3-2 加权 GS 算法流程图

加权 GS 算法与 GS 算法的主要区别在于将图像平面分成信号区和非信号区，如图 3-3 所示。对于信号区，采用自适应过补偿方法进行振幅约束，约束公式为：

$$|A_{con}| = \begin{cases} |A_k| \left(|A_{target}| / |A'_k| \right)^{\beta^k}, & (u, v) \in S \\ |A'_k|, & (u, v) \notin S \end{cases} \quad (3-1)$$

其中 (u,v) 是图像平面坐标， S 表示信号区域， A_{target} 表示目标图像的振幅分布， A_k 是第 k 次迭代时输入图像平面的复振幅的振幅分布， A'_k 表示第 k 次迭代时图像平面重建复振幅的振幅分布， β_k 表示自适应参数。

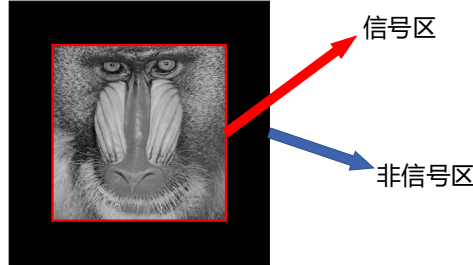


图 3-3 分区原理

在加权约束策略中，通过引入自适应参数 β_k ，其值随迭代过程动态调整。初始阶段， β_k 较小，约束策略与 GS 算法类似，确保迭代过程稳定收敛；随着迭代推进， β_k 逐渐趋近于 1，此时约束策略接近传统过补偿方法，有助于进一步优化结果。这种随着迭代进展改变约束参数的方式，加速了迭代收敛速度。

然而加权 GS 算法通过构建目标图像振幅与重建图像振幅的比例关系作为反馈来约束图像平面振幅，当重建图像中某个像素的强度值远小于分子（目标图像强度）时，计算得到的反馈比例值会很大，导致反馈失效，进而引发算法发散。

全息重建过程中，相邻像素间的相位差异会导致非预期的强度分布。这种额外产生的强度分布，与原本预期的强度分布相互叠加，就会形成散斑噪声，从而对全息重建的图像质量造成影响。以经典 GS 迭代算法中，初始相位通常采用随机相位分布与目标振幅直接复合的方式生成，该算法在迭代更新过程中对物平面相位缺乏明确的约束机制，这种相位自由度的存在容易引发重建结果的相位不稳定现象。特别是当迭代次数增加时，这种相位不确定性不仅难以收敛，更可能通过衍射传播效应加剧重建图像中的散斑噪声干扰。从图 3-4 展示の利用 Matlab 软件进行模拟的结果中可以清晰地看到，重建图像被散斑噪声大量覆盖，出现了严重的污染情况，使得图像的清晰度都大幅下降。

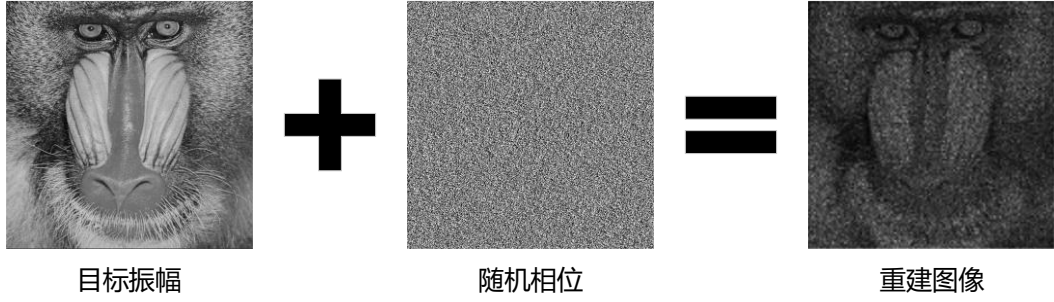


图 3-4 随机相位导致的散斑噪声

鉴于此，二次相位被提出叠加目标振幅作为初始输入，从而抑制散斑噪声，提高重建质量，二次相位可表示为：

$$\varphi(m, n) = \frac{\pi}{M} m^2 + \frac{\pi}{N} n^2 \quad (3-2)$$

其中， M 和 N 分别为目标图像在水平和垂直方向上的像素数， m 和 n 分别为物平面的像素坐标。

但是将二次相位作为初始值虽能在一定程度上解决如散斑噪声等部分问题，但同时也引入了新的困扰。在光学重建图像时，采用二次相位作为初始值会导致明显伪影的出现。这些伪影会与原始图像相互重叠，不仅加大了背景噪声，还严重损害了重建图像的质量，极大地降低了观看体验。特别是在增强现实（AR）设备的应用场景下，由于用户对图像的真实感和清晰度要求更高，这种伪影的负面影响会被进一步放大，对用户在虚拟与现实融合场景中的视觉感受产生更为突出的不良影响。

3.2 基于角谱传播的自适应约束迭代算法

3.2.1 角谱衍射模型

在 GS 迭代算法中，迭代包含像平面和全息平面之间的一个正向和一个逆向波前传播，全息平面上的相位分布通过两个平面上的振幅约束逐渐优化。如图 3-5 所示，本章提出的自适应约束迭代算法(Adaptive Constraint Iterative Algorithm, ACIA)采用角谱传播(Angular-Spectrum Method, ASM)描述了物平面和全息平面之间的波前传播。由于在计算中没有引入傍轴近似，因此 ASM 获得的衍射分

布具有更高的精度。ASM 的正向和逆向传播由下式给出：

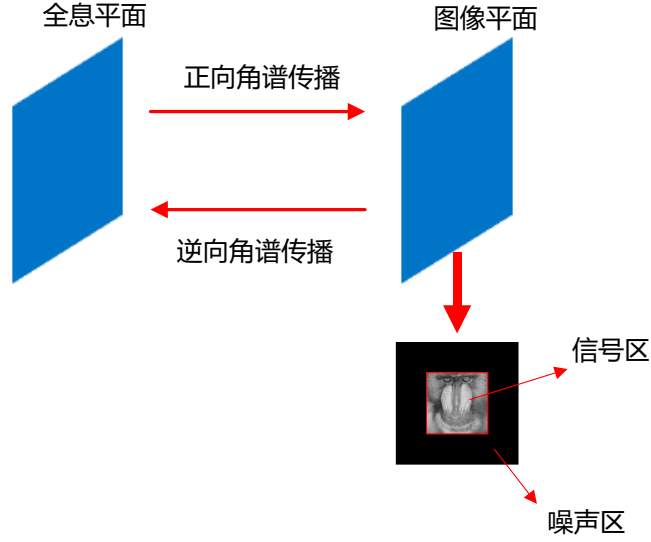


图 3-5 自适应约束迭代算法的波前传播过程

$$U(x, y) = \mathfrak{F}^{-1} \left\{ \mathfrak{F}[u(x, y)] \cdot H_z(f_x, f_y) \right\}, \quad (3-3)$$

$$u'(x, y) = \mathfrak{F}^{-1} \left\{ \mathfrak{F} \left\{ A_{\text{cons}}(x, y) \cdot \arg[U(x, y)] \right\} \times H_{-z}(f_x, f_y) \right\}, \quad (3-4)$$

式中， $\mathfrak{F}$ 和 $\mathfrak{F}^{-1}$ 分别表示傅里叶变换和逆傅里叶变换， $u(x, y)$ 和 $U(x, y)$ 分别表示全息面的复振幅分布和像平面的复振幅分布， $\arg$ 表示相位提取， $A_{\text{cons}}(x, y)$ 表示像平面上约束振幅， $H_z(f_x, f_y)$ 表示与传播距离 z 相关的正向传递函数， $H_{-z}(f_x, f_y)$ 表示与传播距离 z 相关的逆向传递函数， $u'(x, y)$ 表示经逆向传播获取的全息面复振幅分布； $H_z(f_x, f_y)$ 的具体形式为：

$$H_z(f_x, f_y) = \begin{cases} \exp\left(i \frac{2\pi}{\lambda} z \sqrt{1 - \lambda^2 f_x^2 - \lambda^2 f_y^2}\right), & \lambda^2 f_x^2 + \lambda^2 f_y^2 < 1, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (3-5)$$

其中， λ 表示照明波长， f_x 和 f_y 分别表示沿 x 与 y 方向的空间频率。

3.2.2 初始相位

随机相位和二次相位经常被用于迭代算法的初始相位输入，然而，采用随机相位作为初始相位可能引入散斑噪声，而二次相位可能会导致振铃伪影。为解决

此问题，本文采用一种离散的平面波来近似二次相位作为迭代的初始相位。

为了得到一组离散平面波来近似二次相位，在带宽范围 $(-f_x, f_x)$ 和 $(-f_y, f_y)$ 内采样 i 个频率点， i 要小于 M 和 N ，然后对每个频率点在 x 方向上重复 M/i 得到 f_p ，在 y 方向上重复 N/i 得到 f_q ：

$$f_p = \text{repmat}\{\text{linspace}(-f_x, f_x, i), M/i\}, \quad (3-6)$$

$$f_q = \text{repmat}\{\text{linspace}(-f_y, f_y, i), N/i\}, \quad (3-7)$$

式中， $\text{linspace}(x_1, x_2, i)$ 表示在 (x_1, x_2) 之间生成 i 个均匀间隔的点， $\text{repmat}(\text{array}, j)$ 表示重复数组元素 j 次，生成 j 个相同的数组元素。

结合(3-6)和(3-7)式，可以得到近似二次相位的表达式为：

$$\varphi(x, y) = \exp\{i2\pi(\Delta p f_p^2 + \Delta q f_q^2)\}, \quad (3-8)$$

式中， Δp 和 Δq 分别表示 x 方向和 y 方向的采样间隔。

3.2.3 自适应约束策略

本文提出的 ACIA 算法原理如图 3-6 所示，首先，对目标图像进行零填充，其中，信号区和噪声区分别对应图 3-5 中红色虚线区域和黑色区域；其次，将近似二次相位 $\varphi(x, y)$ 与目标振幅分布 $A_T(x, y)$ 结合形成全息面上的初始复振幅分布 $u(x, y)$ ；然后，使用正向角谱传播到像平面，形成初始复振幅分布在像平面上的重建复振幅分布 $U(x, y)$ ，对像平面的振幅分布 $A_I(x, y)$ 进行约束：

$$A_{\text{cons}}(x, y) = \begin{cases} 2A_T(x, y) - \omega \cdot A_I(x, y) & , x, y \in S \\ A_I(x, y) & , x, y \in N \end{cases} \quad (3-9)$$

$$\omega = \frac{\text{sqrt}(2(A_I(x, y) - A_T(x, y)))}{2}, \quad (3-10)$$

式中，其中， S 为信号区域， $A_T(x, y)$ 为目标图像的幅度分布， $A_I(x, y)$ 为图像平面上重建的幅度分布， ω 为自适应约束系数。本文基于信号增强策略构建了

自适应约束系数模型,通过放大目标幅度信号并减去当前重建的幅度信号来优化下一次信号的重建过程。该方法旨在增强重建图像的信号强度,从而提高重建质量。在初始阶段,由于重建幅度 $A_l(x,y)$ 很小, ω 被赋予较大的值,使得算法在前几次迭代中快速收敛。在每次迭代过程中,自适应约束系数会根据目标幅度 $A_T(x,y)$ 与重建幅度 $A_l(x,y)$ 之间的误差进行自适应更新。当误差较大时, ω 增大以强化对信号区域的约束;当误差较小时, ω 减小以避免因约束过强而引起的重建伪影。随着迭代次数增加,误差逐渐趋于稳定, ω 的更新幅度减少,最终收敛到最优值。此自动调节过程消除了不同样本间手动调整参数的限制。

将像平面的相位 $\phi_l(x,y)$ 与经过自适应约束后的振幅 $A_{cons}(x,y)$ 构成像平面的复振幅 $U_{cons}(x,y)$,紧接着,利用逆向角谱传播方法传播到全息面,可以获得全息面的复振幅分布 $u'(x,y)$,最终,提取全息面复振幅的相位,即可生成纯相位全息图。

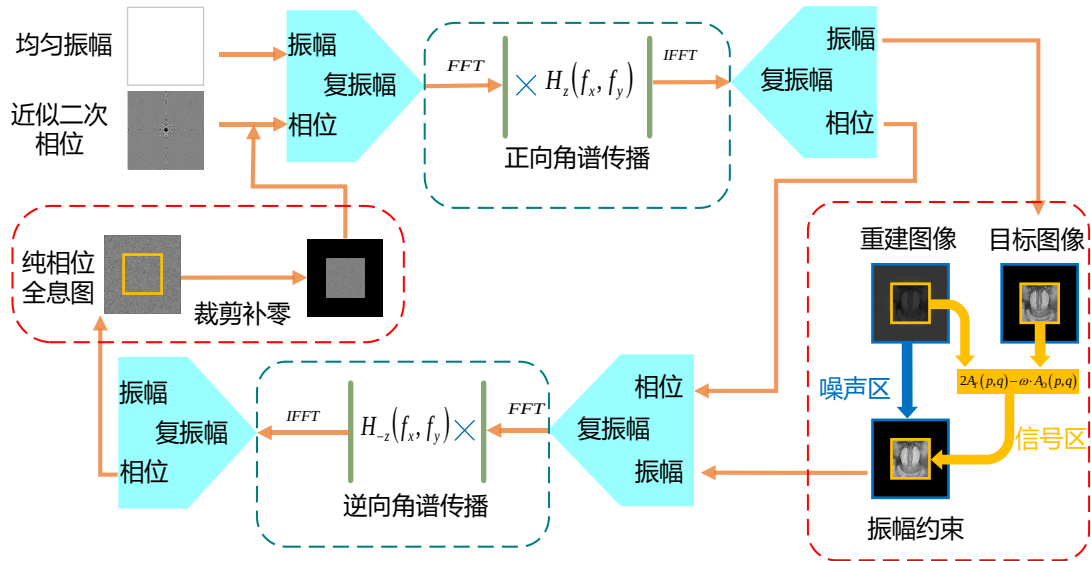


图 3-6 ACIA 算法原理图

3.2.4 有效传播距离

ACIA 算法还可以拓展角谱传播模型的有效传播距离。根据(3-5)式,角谱传递函数 $H_z(f_x, f_y)$ 的相位如下:

$$\varphi(f_x, f_y) = kz \sqrt{1 - (\lambda f_x)^2 - (\lambda f_y)^2} \quad (3-11)$$

为了考虑传递函数的混叠条件并且为了简单起见, 传递函数的局部空间频率 f_{lx} 的一维表达式由下式给出:

$$f_{lx} = \frac{1}{2\pi} \frac{\partial \varphi(f_x)}{\partial f_x} = \frac{f_x z}{\sqrt{\lambda^{-2} - f_x^2}} \quad (3-12)$$

传递函数 $H_z(f_x, f_y)$ 的采样间隔 Δf_x 应满足奈奎斯特定理:

$$\frac{1}{\Delta f_x} \geq 2|f_{lx}| \quad (3-13)$$

衍射场计算宽度为 L , 采样数为 $N \times N$ 。当 f_x 取最大值 $(N\Delta f_x)/2 = N/2L$ 时, z 可得到最小的范围。根据 (3-12) 和 (3-13) 式, 衍射距离 z 由下式确定:

$$z \leq \frac{\sqrt{\lambda^{-2} - f_x^2}}{2\Delta f_x f_x} = \frac{L\sqrt{4L^2\lambda^{-2} - N^2}}{N} \quad (3-14)$$

当采样间隔一定时, 有效距离随计算宽度的增加而线性增加。当计算宽度固定时, 有效距离随着采样数的增加而减小。ACIA 算法在构建信号区和噪声区的过程中将目标图像采样点数扩展到原始尺寸的 2 倍, 因此其有效距离也将扩展为传统角谱传播模型的 2 倍。

3.2.5 带宽约束策略

针对光场调控中空间带宽积利用率不足及光能损耗问题, 在迭代流程的第二阶段前馈环节构建带限优化机制: 通过引入频域能量约束条件对纯相位全息图进行带限滤波处理, 其中全息图重构所需的总光场能量可量化为:

$$E_1(x, y) = \sum_{x, y \in S} E(x, y) + \sum_{x, y \notin S} E(x, y) \quad (3-15)$$

$\sum_{x, y \in S} E(x, y)$ 表示重建信号区需要的能量, $\sum_{x, y \notin S} E(x, y)$ 表示重建非信号区需要的能量。

在对纯相位全息图进行处理时, 首要步骤是实施裁剪操作。具体而言, 从纯相位全息图中选取其中心区域, 仅保留该区域内的 $M \times N$ 个像素。这一裁剪过程

基于特定的研究需求和后续处理的考量，通过精准定位中心区域，有效筛选出关键的像素信息，去除边缘可能存在的干扰或无关信息，使得处理的数据量更为精简且聚焦于核心内容。完成裁剪后，紧接着对采样点数为 $M \times N$ 的纯相位全息图进行零填充处理。零填充的目的在于保证在像平面的重建过程中，依然能够清晰地构建出信号区和噪声区。此时，重建纯相位全息图需要的总能量为：

$$E_2(x, y) = \sum_{x, y \in S} E(x, y) + 0 \quad (3-16)$$

所以，根据（3-15）和（3-16）式得到：

$$E_2(x, y) < E_1(x, y) \quad (3-17)$$

第二次及之后迭代重建纯相位全息图需要的总能量小于第二次迭代前的总能量。

对于图 3-7(a)，图像大小为 512×512 像素，通过零填充扩展到 1024×1024 像素。采用带宽约束策略和未采用带宽约束策略的全息图重建分别如图 3-7(b)和图 3-7(c)所示。

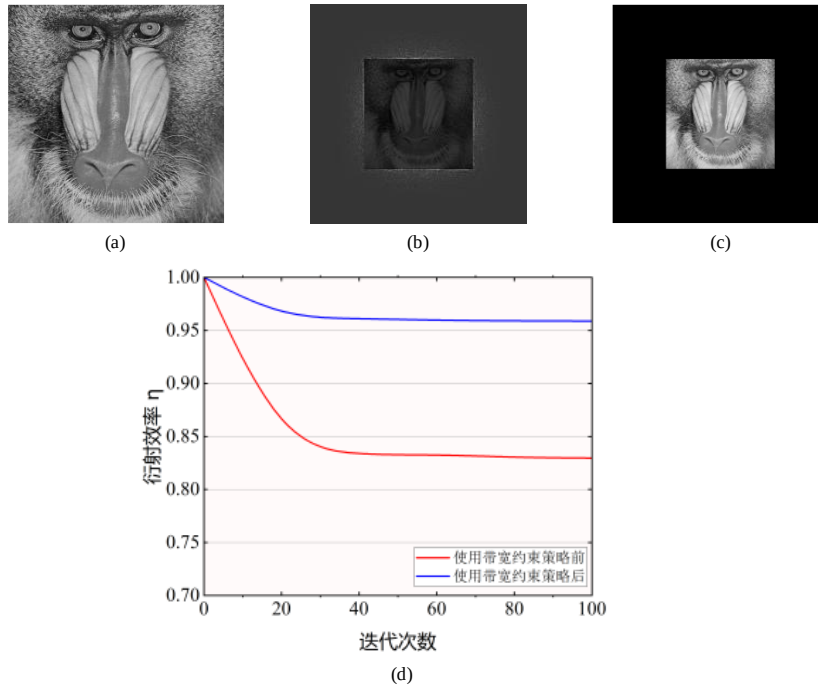


图 3-7 (a) 目标图像；(b) 使用带宽约束策略前的重建图像；(c) 使用带宽约束策略后的重建图像；(d) 不同迭代次数下的衍射效率

我们计算了在不同迭代次数下的衍射效率，如图 3-7(d)所示，其中衍射效率 η 表示为：

$$\eta = \frac{\sum_{x,y \in S} E(x,y)}{\sum_{x,y \in S} E(x,y) + \sum_{x,y \notin S} E(x,y)} \quad (3-18)$$

从图 3-7(b)和图 3-7(c)可以看出, 加入带宽约束策略后, ACIA 算法的重建图像更加明亮, 对比度更高。而从图 3-7 (d)中的衍射效率数值模拟可以看出, 带宽约束策略下的衍射效率保持在 0.96 以上, 比未使用带宽约束策略的衍射效率高约 0.13。

通过引入带宽约束机制, 可有效减少空间带宽积与光能损耗。在后续迭代中, 将均匀振幅与补零延拓处理的纯相位全息图相结合, 构建全息面复振幅分布。通过不断重复自适应迭代过程, 直至迭代次数达到预设的 n 次, 从而得到优化后的纯相位全息图。

3.3 数值仿真与分析

3.3.1 重建图像质量的评价标准

在本节中, 峰值信噪比 (PSNR) 以及结构相似度 (SSIM) 被采用来评估全息图的再现质量。其中, 关于 PSNR, 其表达式为:

$$PSNR = 10 \cdot \lg \left(\frac{I_{\max}^2 MN}{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|R(x,y) - O(x,y)\|^2} \right), \quad (3-19)$$

式中, $I_{\max}$ 表示图像的最大灰阶值, $R(x,y)$ 表示目标图像的振幅分布, $O(x,y)$ 表示重建图像的振幅分布。PSNR 值的大小是衡量重建图像质量的重要指标, 其值越高, 所对应的重建图像质量也就越高。SSIM 表示为:

$$SSIM = \frac{(2\mu_t\mu_r + c_1)(2\sigma_{t,r} + c_2)}{(\mu_t^2 + \mu_r^2 + c_1)(\sigma_t^2 + \sigma_r^2 + c_2)}, \quad (3-20)$$

式中, μ_t 和 μ_r 分别为目标图像和重建图像的平均值, σ_t 和 σ_r 分别为目标图像和重建图像的标准差, $\sigma_{t,r}$ 为重建图像和目标图像的协方差, c_1 和 c_2 为常数。

SSIM 值越大，重建图像越接近目标图像。

3.3.2 重建结果与分析

本章使用四幅目标图像--鸟、书架、蘑菇和狮子，如图 3-8(a)-(d)所示。这些目标图像的原始分辨率为 512×512 ，经过零填充后，分辨率扩大到 1024×1024 。

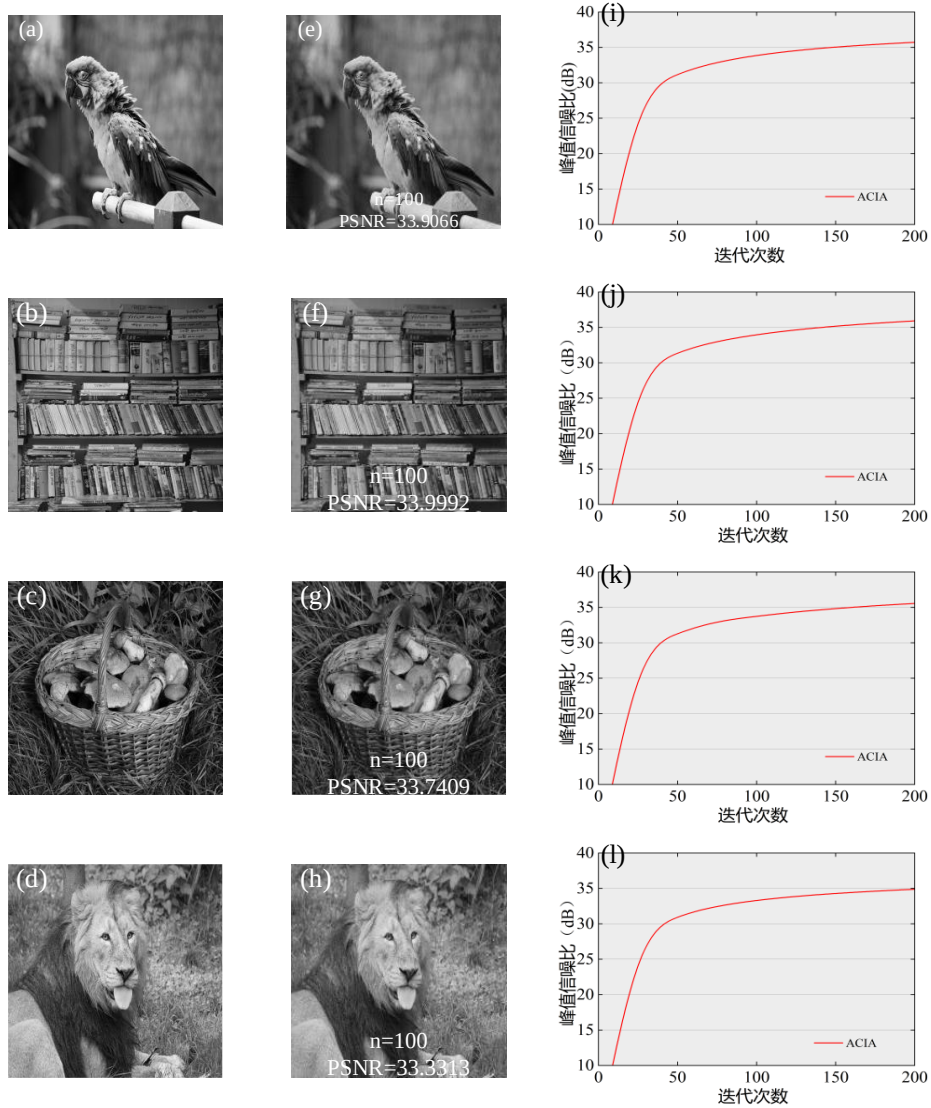


图 3-8 目标图像(a)-(d); ACIA 算法迭代 100 次的重建结果(e)-(h); ACIA 算法重建结果的 PSNR 值随迭代变化的曲线(i)-(l) (a), (e), (i)鸟 (bird); (b), (f), (j)书架 (bookshelf); (c), (g), (k)蘑菇(mushroom); (d), (h), (l)狮子(lion)

激光波长为 532 nm，傅立叶透镜的焦距为 400 mm，目标平面和全息图平面之间的距离 z 设为 350 mm，近似二次相位的采样频率点 i 设为 128。图 3-8(e)-图 3-8(h)显示了迭代 100 次后重建的目标图像。图 3-8(i)-(l)显示了不同迭代次数

下全息重建的 PSNR 值。当迭代次数低于 50 次时, PSNR 随迭代次数的增加而迅速增加, 而迭代次数超过 50 次后, PSNR 逐渐趋于稳定。仿真结果表明, ACIA 算法实现了稳定的收敛和高质量的全息重建。

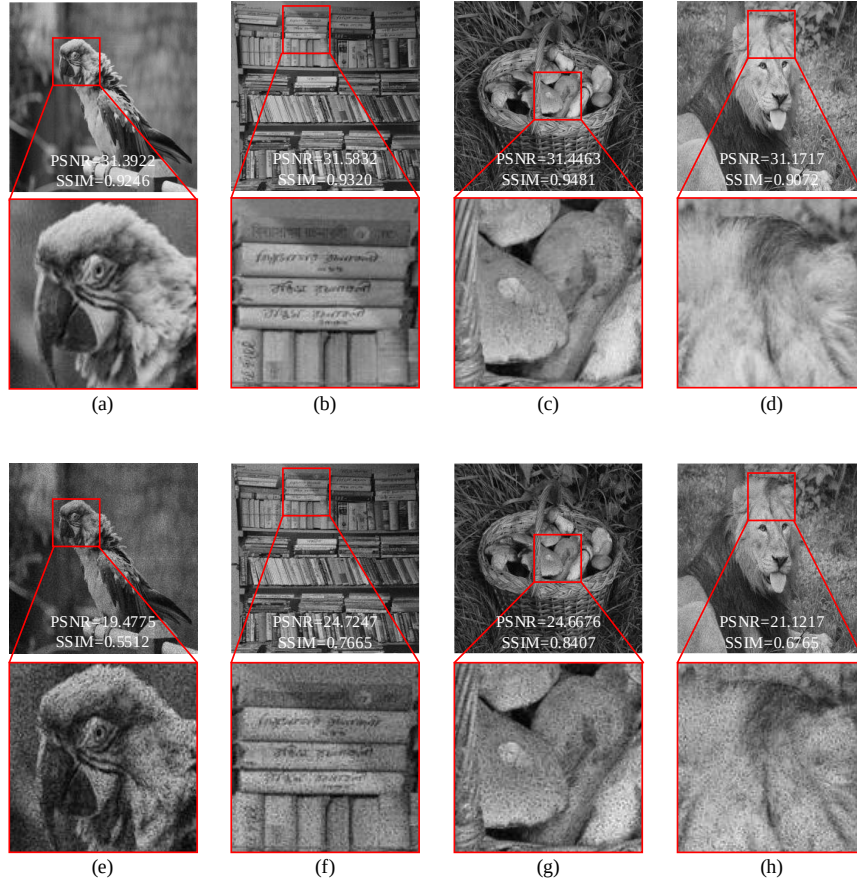


图 3-9 全息重建的仿真结果对比: (a)-(d)ACIA 算法; (e)-(h)GS 算法

为了更好地比较两种方法的重建质量,对于图 3-8(a)-(d)中的四幅目标图像, ACIA 算法与 GS 算法仿真重构 PSNR 值随迭代次数变化对比曲线如图 3-10(a)-(d)所示。可以看出, ACIA 算法的 PSNR 值平均收敛在 35.5dB 左右, GS 算法的 PSNR 值平均收敛在 25.4 dB 左右,提高了约 10.1dB,说明 ACIA 算法的全息图重建质量更好。SSIM 作为评价图像质量的另一个指标, ACIA 算法与 GS 法仿真重构 SSIM 值随迭代次数变化对比曲线如图 3-11(a)-(d)所示。迭代 50 次时, ACIA 算法全息重建结果的平均 SSIM 值约为 0.9279, 而 GS 算法的平均 SSIM 值约为 0.7087, 高出约 0.22。迭代 200 次时, ACIA 算法全息重建结果的平均 SSIM 值约为 0.9731, 而 GS 算法的平均 SSIM 值约为 0.7799。此时, 两种算法都已收敛, ACIA 算法将 GS 算法的平均 SSIM 值提高了约 0.19。ACIA

算法经过 50 次 ACIA 算法迭代后，生成的全息重建图像已达到人眼视觉感知的质量标准，其重建效果适用于高精度全息显示应用。

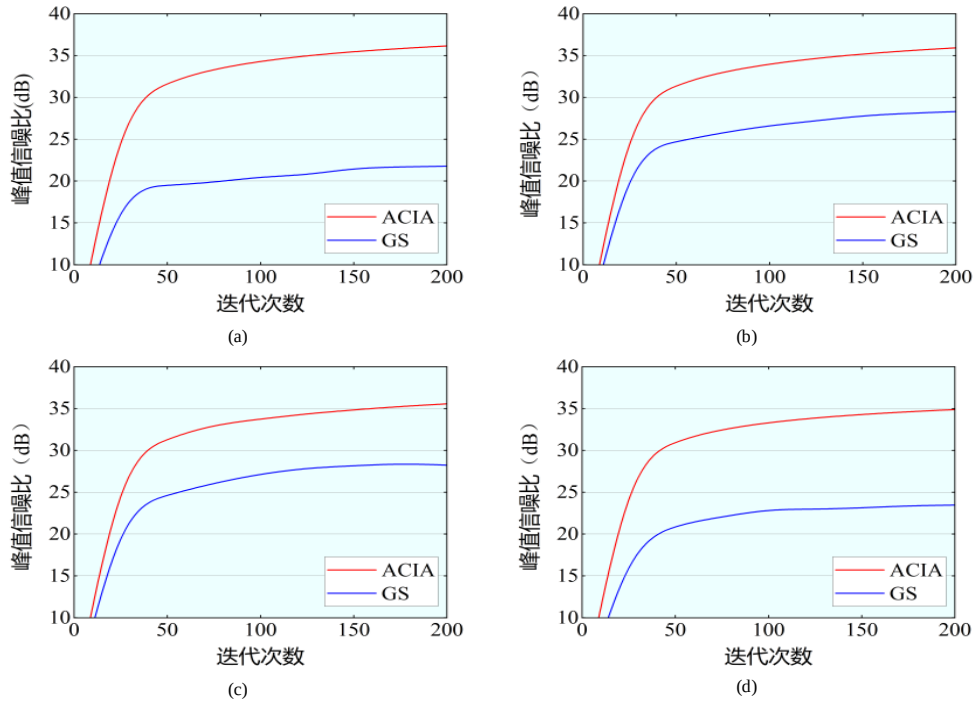


图 3-10 ACIA 算法与 GS 算法仿真重构 PSNR 值随迭代次数变化对比曲线：(a)狒狒 (baboon); (b)书架(bookshelf); (c)蘑菇(mushroom); (d)狮子(lion)

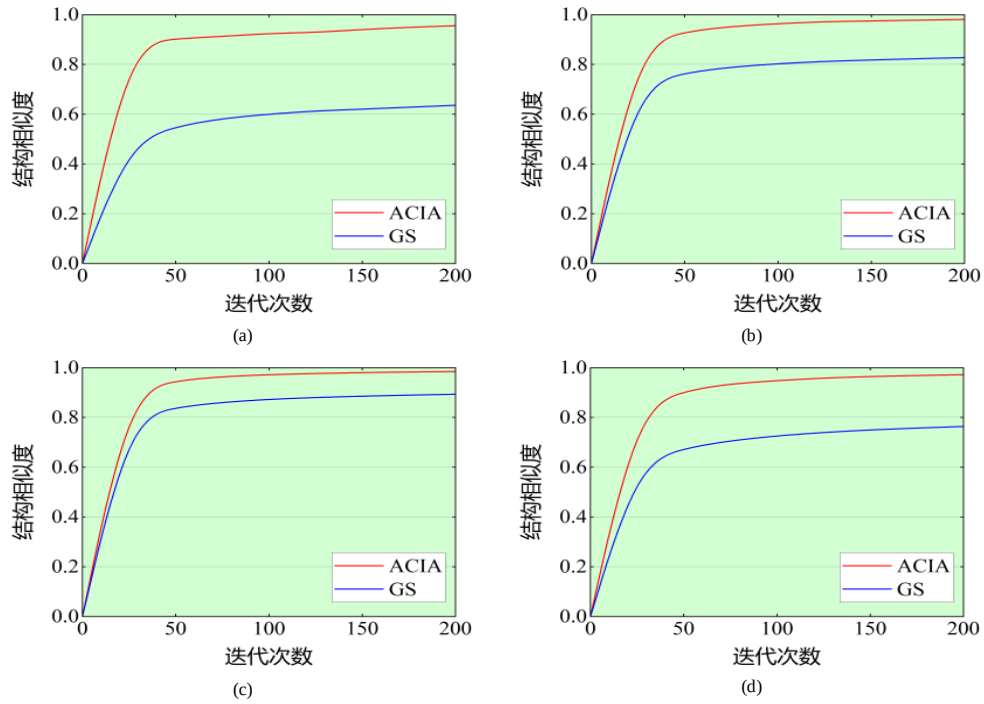


图 3-11 ACIA 算法与 GS 算法仿真重构 SSIM 值随迭代次数变化对比曲线：(a)狒狒 (baboon); (b)书架(bookshelf); (c)蘑菇(mushroom); (d)狮子(lion)

参考文献[56]中提出的算法也在 GS 算法中加入了带宽限制策略。对于图 3-12(a)中的狒狒图像, ACIA 算法和参考文献[56]中算法重建结果的 SSIM 值如图 3-12(b)所示, 迭代 100 次, 参考文献[56]中算法的 SSIM 值收敛在 0.93 左右, ACIA 算法的 SSIM 值收敛在 0.97 左右, 提高了 0.04 左右。以上结果证明, ACIA 算法可以获得更好的全息再现质量, 而且 ACIA 算法有更大的迭代优化空间。

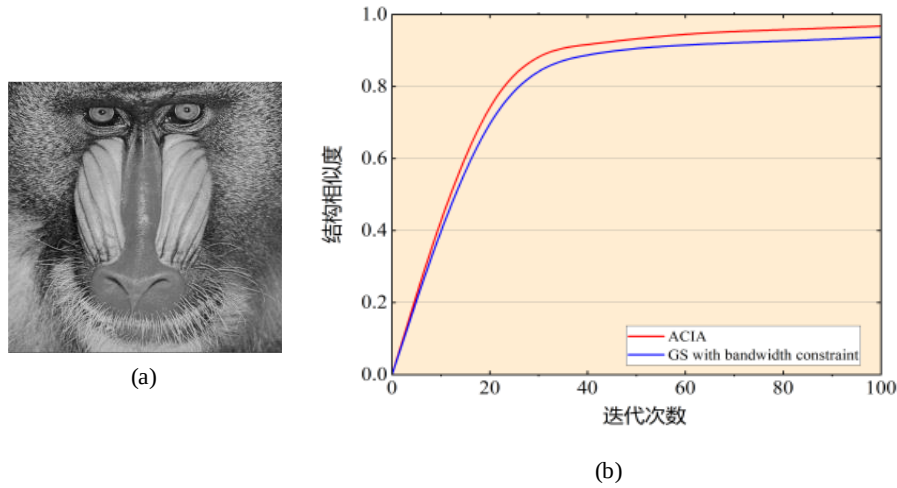


图 3-12 ACIA 算法和文献[56]中的算法仿真重构结果的 SSIM 值随迭代次数变化的曲线

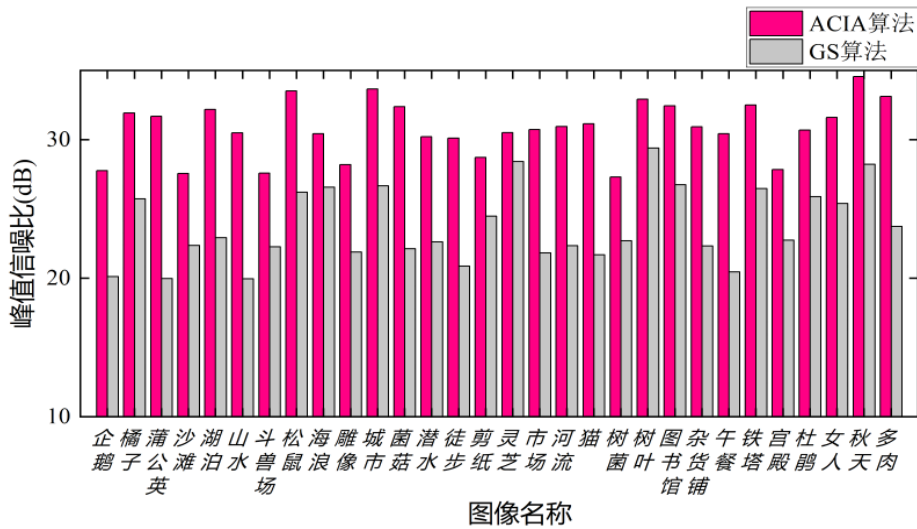


图 3-13 ACIA 算法和 GS 算法对 30 张不同图像仿真重构结果的 PSNR 值对比

图 3-13 和图 3-14 分别显示了 ACIA 算法和 GS 算法在模拟重建 30 幅图像、迭代 100 次时的 PSNR 值和 SSIM 值的比较, 30 幅测试图像选自 DIV2K 数据集的验证集, 覆盖多种典型场景: 包含自然景物 (如动物、植物)、人工物体 (如书架、建筑)、低对比度场景 (如雾天图像) 及高纹理复杂度图像 (如毛

发、织物)。其中 PSNR 值平均提高了约 7 dB, SSIM 值平均提高了约 0.18。这一结果进一步证明,本文提出的 ACIA 算法可以获得更好的全息重建质量,并具有良好的泛化性。

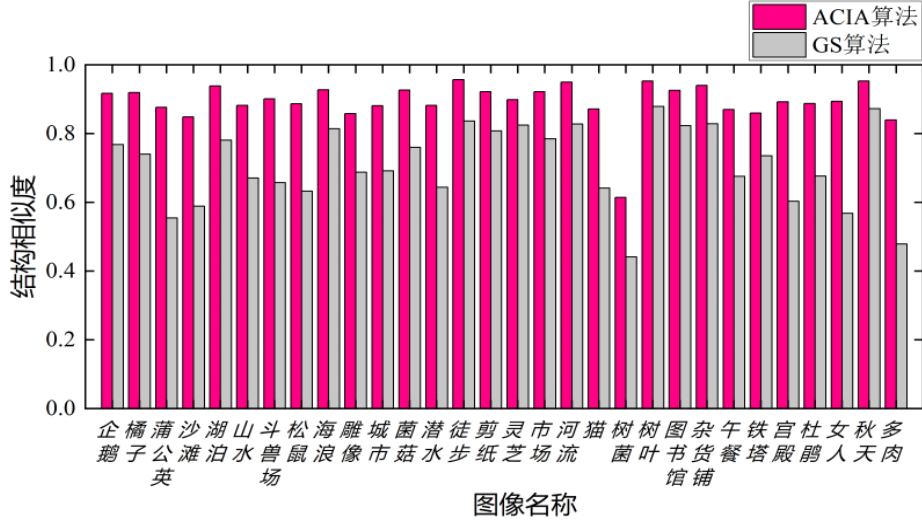


图 3-14 ACIA 算法和 GS 算法对 30 张不同图像仿真重构结果的 SSIM 值对比

3.3.3 计算时间比较

ACIA 算法是一种迭代算法,高计算开销也是该方法的一个常见问题。在我们的实验中,我们使用了一个计算平台,平台由 MATLAB 2018b、Windows 10 操作系统和 Core™ i7-10750H 处理器 (2.60 GHz) 组成。表 3-1 展示了在不同迭代次数下,ACIA 算法和 GS 算法的迭代时长。显然,ACIA 算法在每次迭代时所需的时间高于传统的 GS 算法。这一时间增加是由于 ACIA 算法中采样数量更多,以及通过多次迭代更新自适应权重所涉及的额外计算。为了加速迭代过程,我们可以使用图形处理单元 (Graphics Processing Unit, GPU) 或将所提出的方法与深度学习技术结合,训练神经网络来预测初始相位分布。但是在相同迭代次数下,ACIA 算法重建质量更高;若限制相同计算时间 (如 GS 迭代 100 次 $\approx$ ACIA 迭代 28 次),ACIA 仍能保持 PSNR 优势 (约高 5dB)。所以对实时性要求高的场景可减少迭代次数,而对质量敏感场景可增加迭代。

表 3-1. ACIA 算法和传统 GS 算法在不同迭代次数下的计算时间

迭代次数	1	2	5	10
传统 GS 算法	0.0254s	0.1536s	0.3258s	0.6388s
ACIA 算法	0.1731s	0.6268s	1.1965s	2.3028s

3.4 光学实验结果分析

3.4.1 实验光路图

在本节中，通过开展光学实验，来验证所提出的方法。光学重建光路图如图 3-15 所示。实验条件如下：使用波长为 532nm 的氦氖激光器作为光源。激

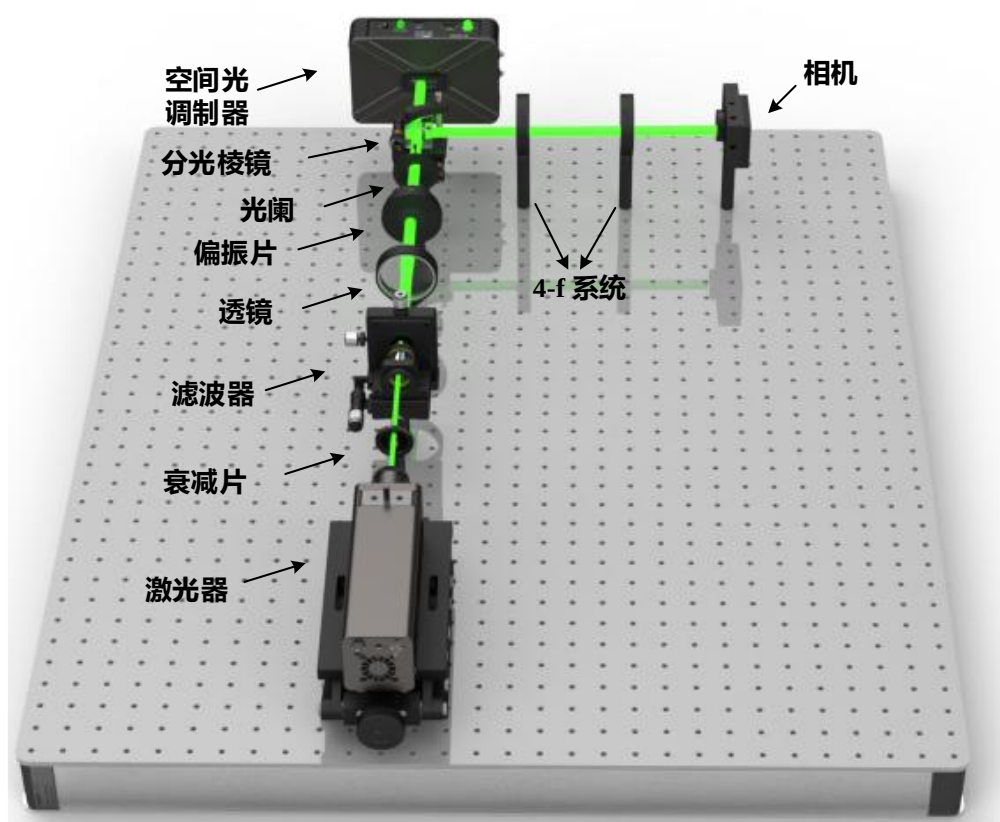


图 3-15 光学重构实验光路图

光经衰减器、空间滤波器、准直透镜和偏振器后，照射到空间光调制器(SLM)上。实验采用的是 8 位反射式纯相位 SLM，其采样间隔为 $6.4\mu\text{m} \times 6.4\mu\text{m}$ ，分辨率为 1920×1080 。透镜的焦距为 40cm，目标图像尺寸为 512×512 ，通过零填充

放大至 1024×1024 。由两个透镜组成的 4-f 系统，用于消除 SLM 产生的零级光的影响。为了更好地过滤零级光，在纯相位全息图上叠加了一个闪耀光栅。我们使用一台配备 55mm 镜头的 Canon EOS 450D 相机来采集重建图像。利用图 3-15 的光路图可搭建如图 3-16 的光路实物图。

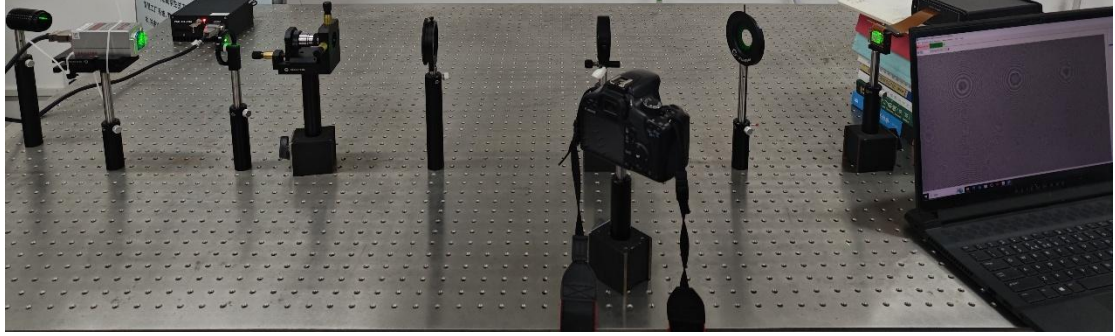


图 3-16 光学重构实验实物图

3.4.2 光学重建结果

在本文的实验中，迭代次数设定为 50 次。不同目标物体的光学重建结果如图 3-17 所示。使用 ACIA 算法和 GS 算法得到的光学重建结果分别如图 3-17(a)-(d)和图 3-17(e)-(h)所示。ACIA 算法具有更好的对比度，提高了目标物体的

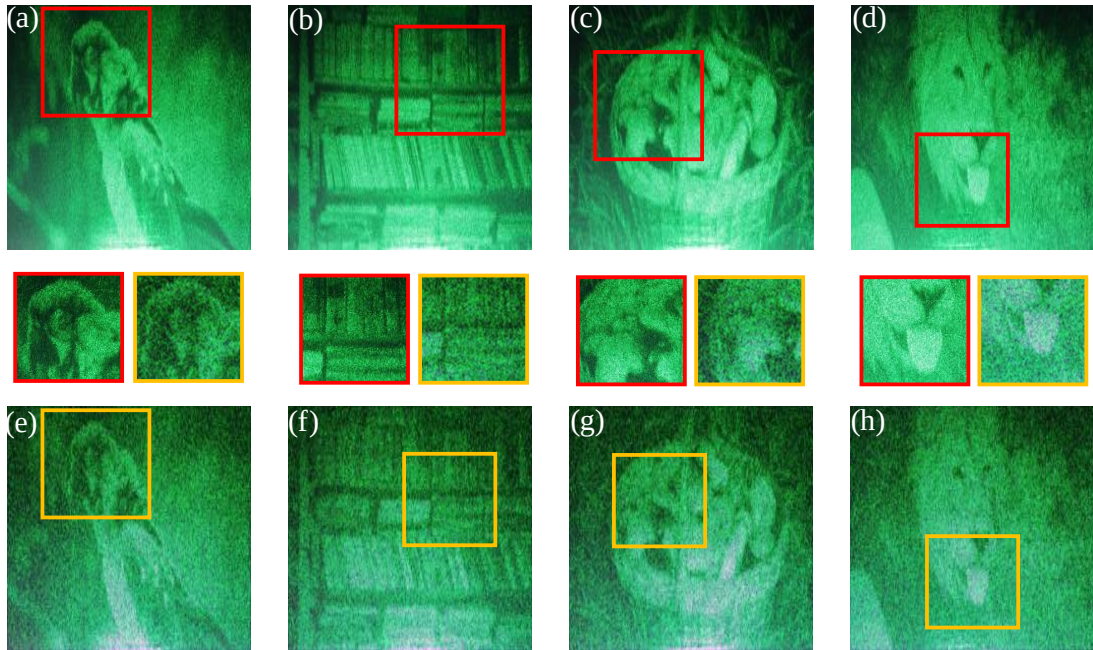


图 3-17 光学重建：(a)-(d) ACIA 算法；(e)-(h) GS 算法

可见度和清晰度。此外，ACIA 算法生成的图像散射噪声较小，从而提高了整体

图像质量。更重要的是，ACIA 算法能有效抑制光晕效应或像差等光学伪影，这些伪影通常会降低重建图像的真实度。

此外，本文将 ACIA 算法与文献[56]中的算法进行了比较，如图 3-18 所示。由 ACIA 算法和文献[56]中的算法获得的光学重建结果分别显示在图 3-18(a)-(c) 和图 3-18(d)-(f)中。ACIA 算法具有更高的视觉质量，并包含更多的光学细节。光学重建结果表明，ACIA 算法能够获得更高质量的全息重建效果。

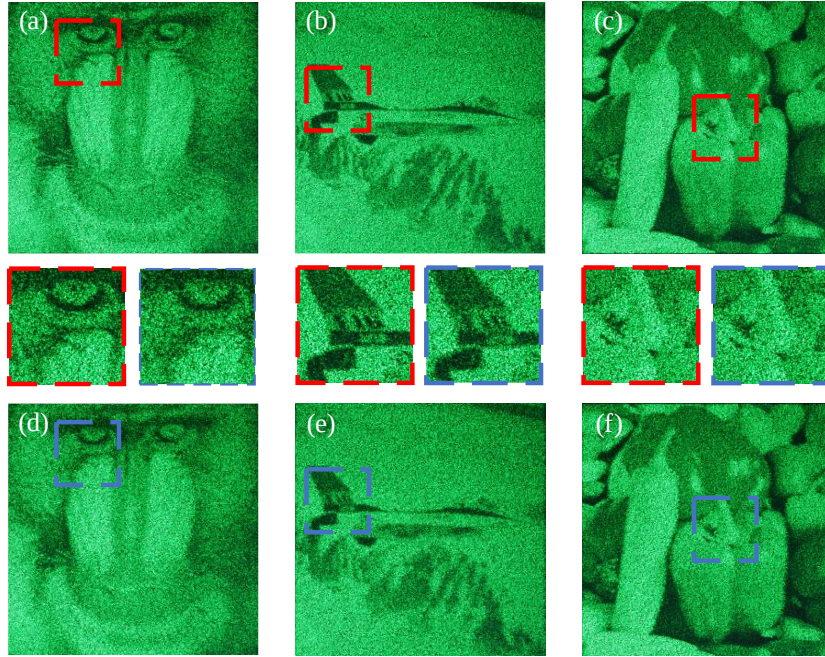


图 3-18 光学重建：(a)-(c) ACIA 算法；(d)-(f) 文献[56]中的算法

3.5 与深度学习方法的比较

目前，基于深度学习的全息图生成方法相对热门。在本节中，本文将所提出的 ACIA 算法与 Holo-encode 方法^[83]和 HoloNet 方法^[85]进行了比较。Holo-encoder 和 HoloNet 在相同参数下，学习率为 0.001，批大小设置为 1，损失函数为 MSE 均方根误差，以 1920×1072 分辨率进行训练。所有仿真结果均在相同环境下进行，使用 Intel Xeon Gold 5220R CPU（2.20 GHz）、32GB RAM 和 NVIDIA Quadro RTX 8000 GPU（48GB），模型是使用 PyTorch 1.12.1 和 Python 3.8.8 构建的，神经网络使用包含 800 张 2K 图像的 DIV2K^[87]训练数据集进行了 30 轮训练。每次训练后，使用验证数据集 DIV2K（包含 100 个样本）评估仿

真重建结果。ACIA 算法同样使用了来自 DIV2K 数据集的 100 个样本进行仿真重建，将迭代次数设定为 200 次，SLM 的像素间距为 $6.4\mu\text{m} \times 6.4\mu\text{m}$ ，波长为 532 nm，SLM 平面到成像平面的距离为 350 mm。

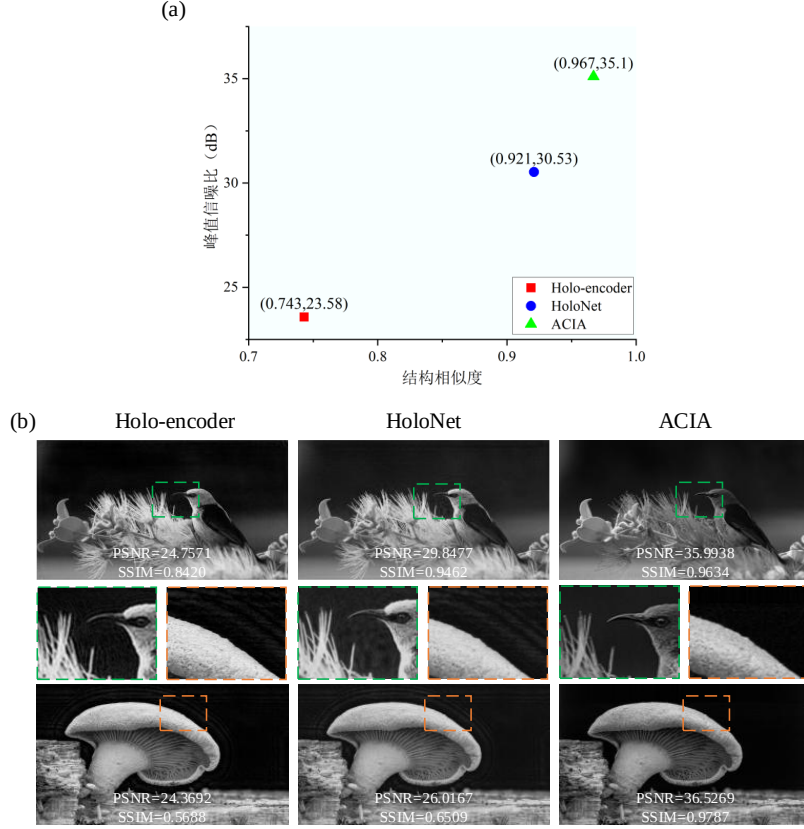


图 3-19 数值仿真重建：(a) 三种算法的 PSNR 和 SSIM 平均值比较；(b) 三种算法的数值仿真重建结果比较

数值仿真结果如图 3-19 所示。本文比较了三种算法在 100 个测试集图像上的 PSNR 和 SSIM 的平均值，结果如图 3-19(a)所示，ACIA 算法的 PSNR 和 SSIM 平均值高于其他两种算法。从 100 个样本中随机选择了两张图像进行比较，如图 3-19(b)所示，Holo-encoder 和 HoloNet 方法重建的图像出现了更严重的伪影，且图像中的纹理不清晰，而本文提出的 ACIA 方法重建的图像有效抑制了伪影的出现，图像中的纹理更加清晰。

此外，本文进行了光学实验以验证这一点，如图 3-20 所示。在光学重建中，Holo-encoder 出现了严重的散斑噪声，导致图像细节不清晰。HoloNet 的图像质量略优于 Holo-encoder，散斑噪声较少，但细节依然不够清晰。本文提出的 ACIA 方法在细节处理方面表现更好，重建的图像质量更高，噪声更少。

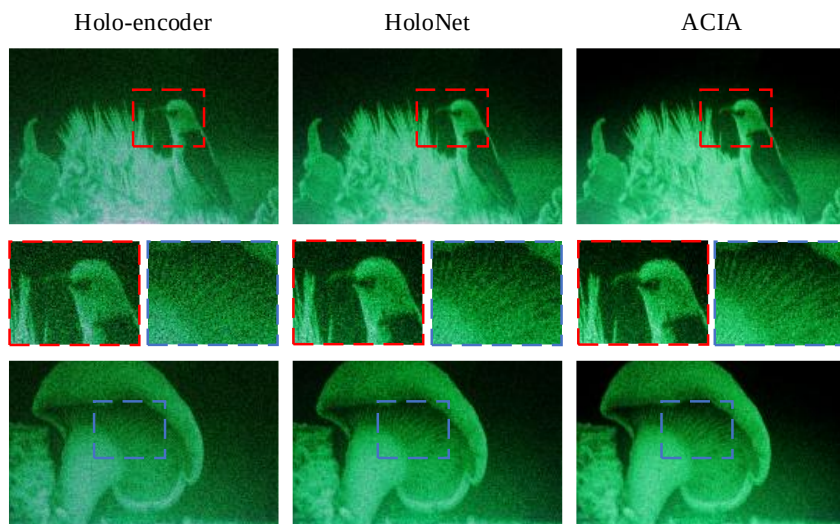


图 3-20 光学重建

3.6 本章小结

本章提出的基于角谱传播的自适应约束迭代算法采用了近似二次相位作为初始相位，并将目标平面分为信号区和非信号区，对不同区域的振幅施加约束。此外，该算法引入了自适应反馈系数，增加了迭代优化的自由度。为了避免空间带宽积和光能的浪费，采用了频带约束策略，在迭代过程中优化了纯相位全息图的边缘非信号区域像素。这种方法有效地抑制了重建图像的散斑噪声和光学伪影，提升了全息图的再现质量，且泛化性良好。经数值模拟、仿真以及光学实验多重验证，充分证明了该方法的有效性。ACIA 算法在光束整形、全息显示等领域具有广阔的应用前景。

第 4 章 基于近似二次相位的非迭代优化算法研究

在纯相位全息显示技术的研究进程中，非迭代算法占据着重要的地位，其能够避免迭代过程带来的时间消耗，为快速生成全息图提供可能。如第三章所述，迭代算法虽在一定程度上能实现高质量的全息图生成，但面临着收敛速度慢和计算资源需求大等困境。在此背景下，对非迭代算法的深入探究具有重要意义。随机相位掩膜优化算法和二次相位掩膜优化算法作为非迭代算法典型代表，有着各自的特点，但仍存在一些不足。本章致力于提出一种基于近似二次相位的非迭代优化算法，旨在综合两者优势，克服其缺陷，进一步提升全息图重建的质量与效率，为纯相位全息显示技术的发展提供新的思路与方法，推动其在更多领域的应用。

4.1 典型的非迭代算法

非迭代算法在纯相位全息图的生成过程中是一种重要方法。与需要多次迭代的优化算法相比，非迭代算法可以通过快速的傅里叶变换与逆傅里叶变换完成目标振幅信息的全息编码。在这些算法中，随机相位掩膜优化算法和二次相位掩膜优化算法是两种常见且经典的方法。它们分别基于随机相位与二次相位的掩膜特性，通过优化相位分布生成高质量的纯相位全息图，从而在全息图编码和目标图像重建中展现了各自的优势。

4.1.1 随机相位掩膜优化算法

随机相位掩膜优化算法是一种通过引入随机相位掩膜实现全息图编码的非迭代方法。其核心思想是将目标振幅信息与随机相位结合，在全息图的相位编码中引入随机性，从而改善全息图的重建质量并减少伪影的出现。

随机相位掩膜优化算法的原理图如图 4-1 所示。具体来说，该算法首先将目标振幅信息从目标图像中提取出来。目标图像的灰度值经过归一化处理后，作为目标振幅分布，用于模拟物体场的振幅分布，随后生成一个随机相位掩膜，其大

小与目标振幅相同，每个像素点的相位值在 $[0, 2\pi]$ 区间内随机分布。将目标振幅与随机相位掩膜相乘，得到包含随机相位的复振幅场。

然后，对该复振幅场进行傅里叶变换，将其转换到频域。在频域中，复振幅可以分解为振幅和相位两部分，其中振幅部分可以通过设置窗口函数（例如矩形窗）进行控制，以调整频域的能量分布，而相位信息则保留了原始的随机特性，经过逆傅里叶变换，将频域信息转换回空间域，得到纯相位全息图。

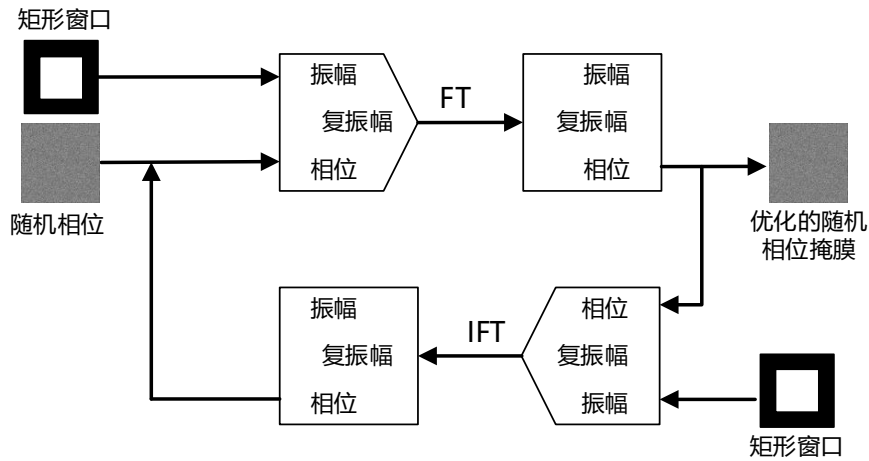


图 4-1 随机相位掩膜优化算法原理图

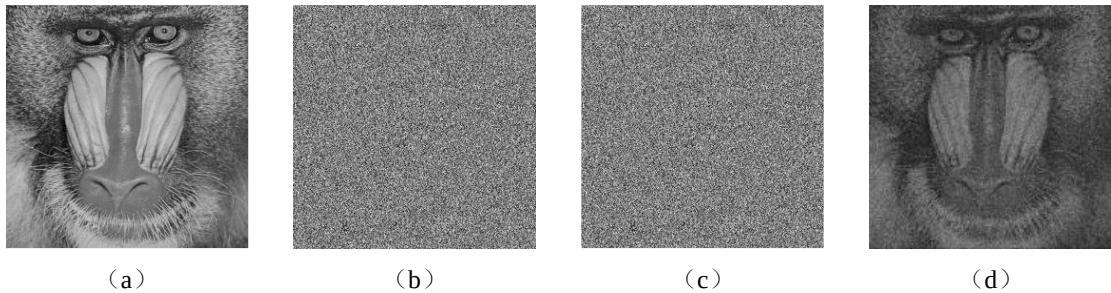


图 4-2 数值模拟结果：(a) 目标图像；(b) 初始相位；(c) 优化相位；(d) 重建图像

本文用 MATLAB 软件对随机相位掩膜优化算法展开数值模拟工作，模拟所得结果如图 4-2 所示。目标图像 baboon 分辨率大小为 512×512 像素，如图 4-2(a)所示，图 4-2(b)为叠加的初始随机相位。经过随机相位掩膜优化算法计算后，得到的优化随机相位如图 4-2(c)所示，重建图像如图 4-2(d)所示，可以看出重建后的图像散斑噪声严重，因为在引入随机相位的过程中，目标物体高频成分存在过度扩散现象，导致全息图无法完整捕捉高频信息，严重影响了再现图像的细节呈现。与此同时，随机相位的不连续分布，使得再现像相位调控难度加大，引发

散斑噪声，极大地降低了全息再现的质量。

这种算法的优点是实现简单，计算效率高，并且由于随机相位的引入，能够在一定程度上降低再现过程中伪影的影响。然而，该算法的随机性使得全息图的质量依赖于随机相位的具体分布，所以在复杂场景下可能存在重建效果不稳定的情况。

4.1.2 二次相位掩膜优化算法

二次相位掩膜优化算法是一种通过二次相位生成掩膜来优化全息图的非迭代方法。与随机相位掩膜优化算法相比，该方法不依赖于随机相位，而是利用二次相位的规律性与特殊性质，通过引入空间相关性进一步优化全息图的相位分布，从而提升重建质量。

二次相位掩膜优化算法的核心流程与随机相位掩膜优化方法大体一致，其具体步骤可参考图 4-3。两者的主要差异在于，前者采用二次相位替代了目标图像上的随机相位分布。将目标振幅与二次相位掩膜相乘后，得到包含二次相位的复振幅场。随后，对复振幅场进行傅里叶变换，将其转换到频域，并对频域的振幅分布施加窗口函数处理。完成优化后，再通过逆傅里叶变换回到空间域，生成最终的纯相位全息图。

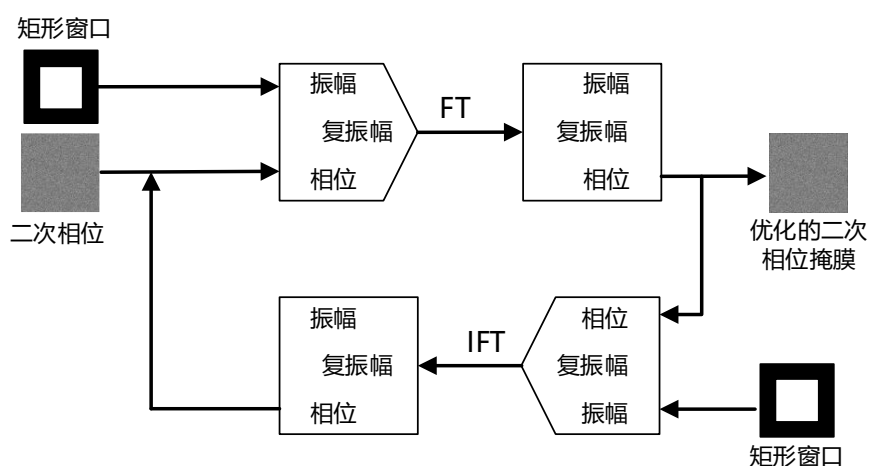


图 4-3 二次相位掩膜优化算法原理图

本文同样借助 MATLAB 对二次相位掩膜优化算法实施了数值仿真，实验

结果展示于图 4-4。其中，图 4-4(a)呈现了目标图像 baboon，其分辨率为 512×512 像素；图 4-4(b)展示了初始叠加的二次相位分布。经过算法优化后，图 4-4(c)显示了优化后的二次相位，而图 4-4(d)则为重建的图像。结果显示，将二次相位用作初始相位可保持相位的平滑状态，进而对随机相位导致的散斑噪声起到有效的抑制作用。然而，由于二次相位的光线会聚特性，重建图像中出现了部分伪影现象。

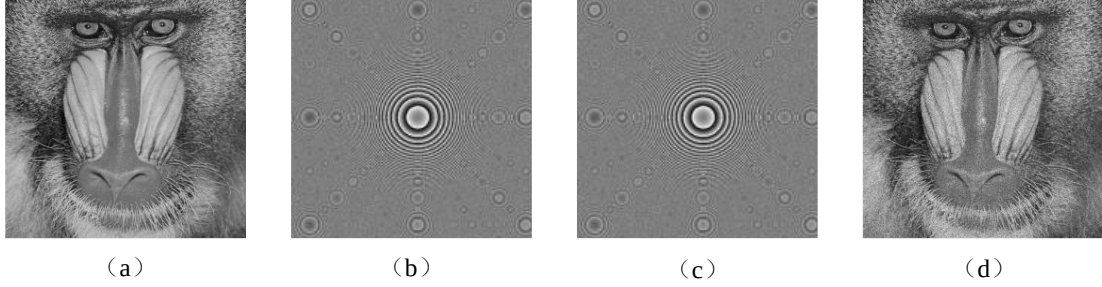


图 4-4 数值模拟结果：(a) 目标图像；(b) 初始相位；(c) 优化相位；(d) 重建图像

二次相位掩膜优化算法的优势在于其相位掩膜的规律性分布能够显著降低全息图中的相位噪声，从而提高目标图像重建的对比度和清晰度。但是该方法的计算复杂度略高，并且在某些特定场景中可能需要针对二次相位参数进行优化调整，以达到最优效果。

4.2 基于近似二次相位的非迭代优化算法

4.2.1 近似二次相位

在本章中，我们利用一组离散的平面波来近似二次相位，可表示为：

$$\varphi(x, y) = \exp\{i2\pi(\Delta p f_p^2 + \Delta q f_q^2)\}, \quad (4-1)$$

其中， f_p 和 f_q 分别为沿 x 和 y 方向的空间频率分布， Δp 和 Δq 为采样间隔。

具体而言，频域采样点数为 i ，通过线性插值和重复操作生成连续的频率分布：

$$f_p = \text{repmat}\{\text{linspace}(-f_x, f_x, i), M/i\}, \quad (4-2)$$

$$f_q = \text{repmat}\{\text{linspace}(-f_y, f_y, i), N/i\}, \quad (4-3)$$

式中， M 和 N 分别为目标图像在水平和竖直方向上的像素数， linspace 为线

性插值函数，*repmat* 为数组重复函数。

随机相位初始化通常会在全息图生成初期引入大量高频噪声，这种现象在精细光场图像制作中尤为明显。当随机相位包含过多高频成分时，会导致相位波前的不稳定，进而在全息图中产生伪影或图像失真。相比之下，二次相位的平滑特性虽然能抑制部分噪声，但在处理复杂物体形状或不规则光场时存在局限性。这种平滑的相位分布难以准确模拟高频细节或复杂的相位梯度，因此在高对比度、快速变化的光场场景中表现欠佳。研究团队采用离散平面波近似的方法替代传统二次相位，这种改进不仅保持了初始相位的平滑性，还能有效降低高频噪声的影响，这有助于优化后的全息图在相位重建过程中更精确、平滑，并能有效提升重建图像的质量。

4.2.2 算法原理

本章提出的基于近似二次相位的非迭代优化算法流程图如图 4-5 所示。首先，构造与空间光调制器（SLM）平面尺寸相同的矩形窗口，其幅度分布为均匀单位振幅。在此基础上，引入离散平面波近似二次相位作为初始相位分布。将初始相位与矩形窗口幅度结合，形成复振幅分布 $u(x, y)$ ：

$$u(x, y) = A_w(x, y) \cdot \exp[i\varphi(x, y)] \quad (4-4)$$

其中， $A_w(x, y)$ 为矩形窗口的均匀振幅。随后，通过角谱传播模型进行正向传播至重建平面，形成重建平面的复振幅分布 $U(x, y)$ ：

$$U(x, y) = \mathfrak{F}^{-1} \left\{ \mathfrak{F}[u(x, y)] \cdot H_z(f_x, f_y) \right\} \quad (4-5)$$

式中， $H_z(f_x, f_y)$ 为传播距离 z 对应的传递函数：

$$H_z(f_x, f_y) = \begin{cases} \exp\left(i \frac{2\pi}{\lambda} z \sqrt{1 - \lambda^2 f_x^2 - \lambda^2 f_y^2}\right), & \lambda^2 f_x^2 + \lambda^2 f_y^2 < 1, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (4-6)$$

在重建平面施加振幅约束：

$$U'(x, y) = A_t(x, y) \cdot \exp[i \arg(U(x, y))] \quad (4-7)$$

通过逆向传播更新 SLM 平面的相位：

$$u'(x, y) = \mathfrak{I}^{-1} \left\{ \mathfrak{I} \left[U'(x, y) \cdot H_{-z}(f_x, f_y) \right] \right\} \quad (4-8)$$

上述过程迭代 K 次（通常 $K \leq 20$ ），最终得到优化后的近似二次相位。此步骤通过有限次 GS 循环优化相位分布，同时避免了传统迭代算法的高计算开销。

优化后的近似二次相位可用于任意目标图像的全息图生成。对于给定目标振幅将其与优化后的近似二次相位结合形成输入复振幅，对该复振幅进行一次逆傅里叶变换（IFT）并提取相位分量，即可生成纯相位全息图。

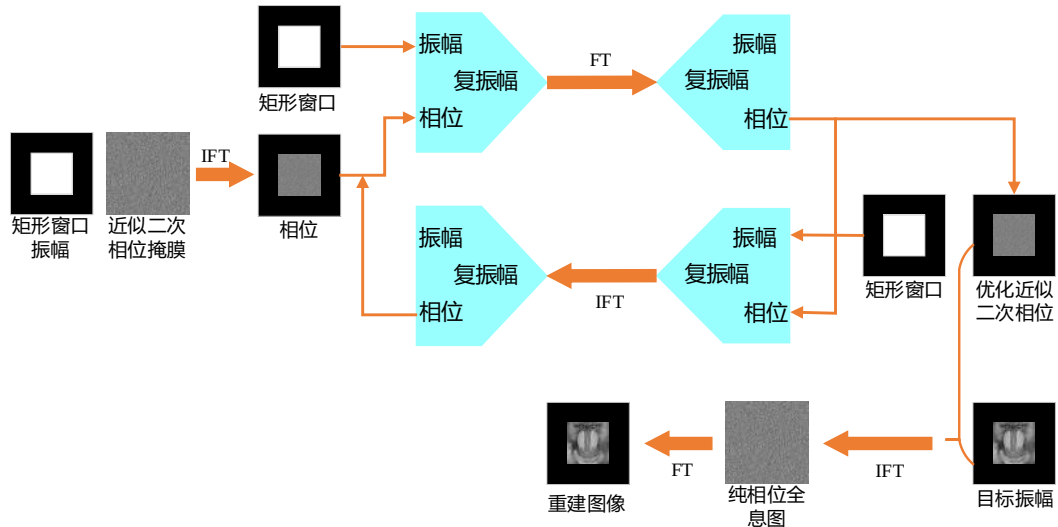


图 4-5 基于近似二次相位的非迭代优化算法流程图

4.3 数值仿真与分析

4.3.1 重建图像质量的评价标准

本章同样使用第三章所提的图像质量的评价标准峰值信噪比（PSNR）和结构相似度（SSIM）评价全息图的再现质量。PSNR 和 SSIM 值越大，代表全息图的再现质量越好。

4.3.2 重建结果与分析

本文使用 MATLAB 软件对所提算法进行数值模拟，采用如图 4-6(a)和图 4-6(b)的两幅图像作为目标图像，分辨率大小设置为 512×512 像素。本文通过算

法生成了优化后的近似二次相位如图 4-6(c)所示。将优化后的近似二次相位与目标图像振幅相结合，经过 IFT 后，提取相位得到纯相位全息图，对纯相位全息图进行重建，结果如图 4-7 所示。仿真结果表明，基于近似二次相位的非迭代优化算法取得了较好的全息重建效果，能满足人眼视觉的质量要求。



图 4-6 目标图像和优化近似二次相位

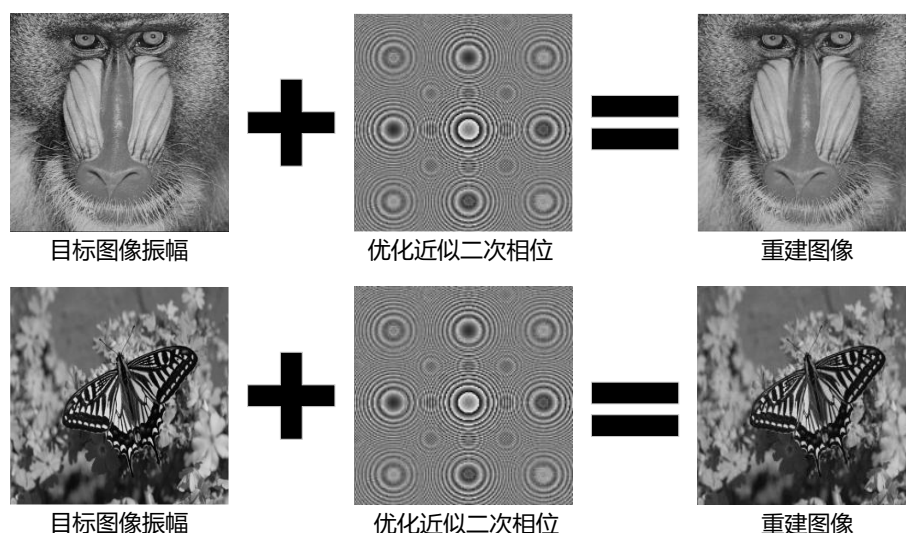


图 4-7 模拟重建结果

图 4-8 呈现了本章所提出的基于近似二次相位的非迭代优化算法，与随机相位掩膜算法、二次相位掩膜算法的全息重建结果对比。在 PSNR 和 SSIM 这两项关键指标上，基于近似二次相位的非迭代优化算法表现最优。其 PSNR 均值为 28.78dB，SSIM 均值达 0.88，反映出重建图像质量较高。而随机相位掩膜算法的 PSNR 仅 17.8dB，SSIM 值为 0.535，数值较低，这使得其重建图像质量欠佳，图像中存在较多噪点，细节模糊，视觉效果受影响明显。二次相位掩膜算法相比随机相位掩膜算法有一定提升，PSNR 均值提升到 24.15dB，SSIM 均值为 0.76，图像质量有所改善。但与近似二次相位算法相比，仍有差距。从视觉效果看，基于近似二次相位的非迭代优化算法重建的图像更清晰，细节更丰富，噪点少，与原始图像相似度较高，在全息重建效果方面优势明显，为相关应用提供了质量较高的解决方案。

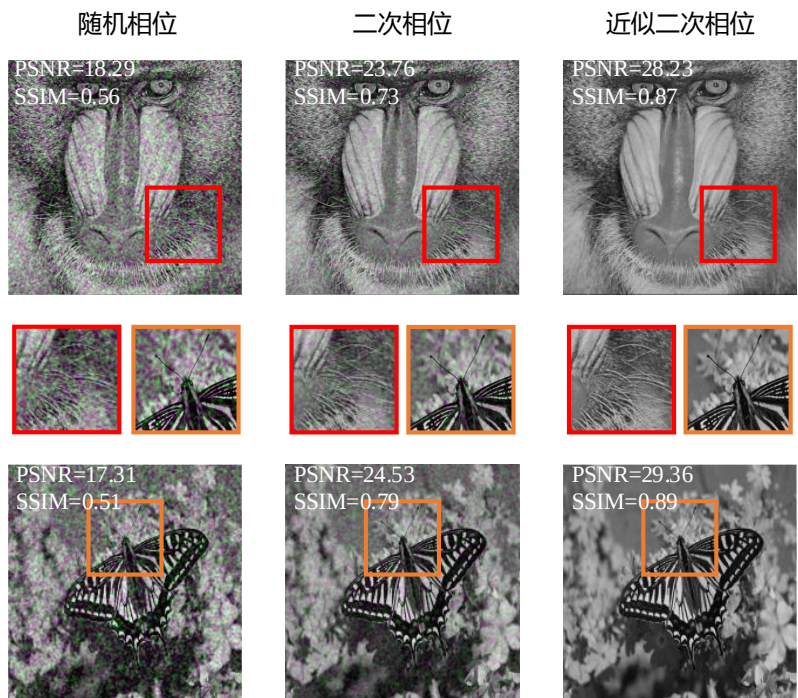


图 4-8 全息重构的仿真结果对比

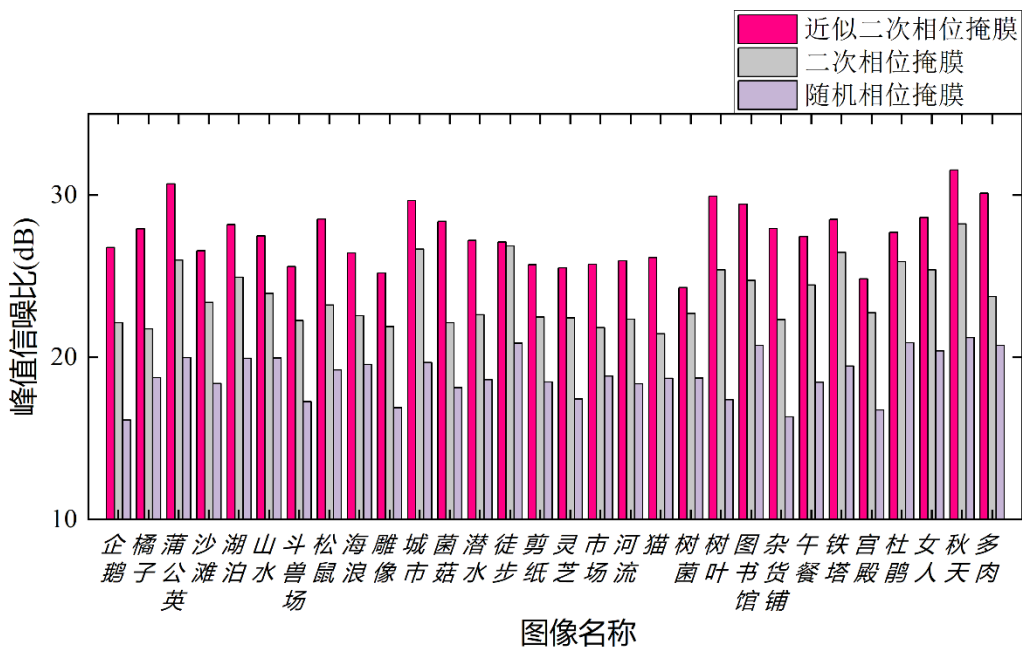


图 4-9 30 张不同图像仿真重建结果的 PSNR 值对比

为验证本章提出的基于近似二次相位的非迭代优化算法的泛化性能，实验选取了与第三章一样的 DIV2K 数据集的 30 幅图像。图 4-9 与图 4-10 分别展示了本算法与传统二次相位掩膜算法、随机相位掩膜算法在模拟重建过程中的 PSNR 值与 SSIM 值对比。实验数据显示，本算法在 30 幅测试图像上的 PSNR 均值达到 27.7 dB, SSIM 均值为 0.88; 而二次相位掩膜算法的 PSNR 均值为 23.74dB, SSIM 均值 0.74, 随机相位掩膜算法的 PSNR 均值为 20.74dB, SSIM 均值 0.57。

本算法的 PSNR 均值相较于二次相位掩膜算法和随机相位掩膜算法分别提升了 4.36dB 和 0.91dB; SSIM 均值则分别提高了 0.14 和 0.31。实验结果清晰展示了本算法不仅在常规光场重建中保持较高的图像质量,在处理具有不同纹理特征、对比度分布的复杂场景时,仍能表现出显著的鲁棒性,验证了该算法在实际工程应用中的普适性。

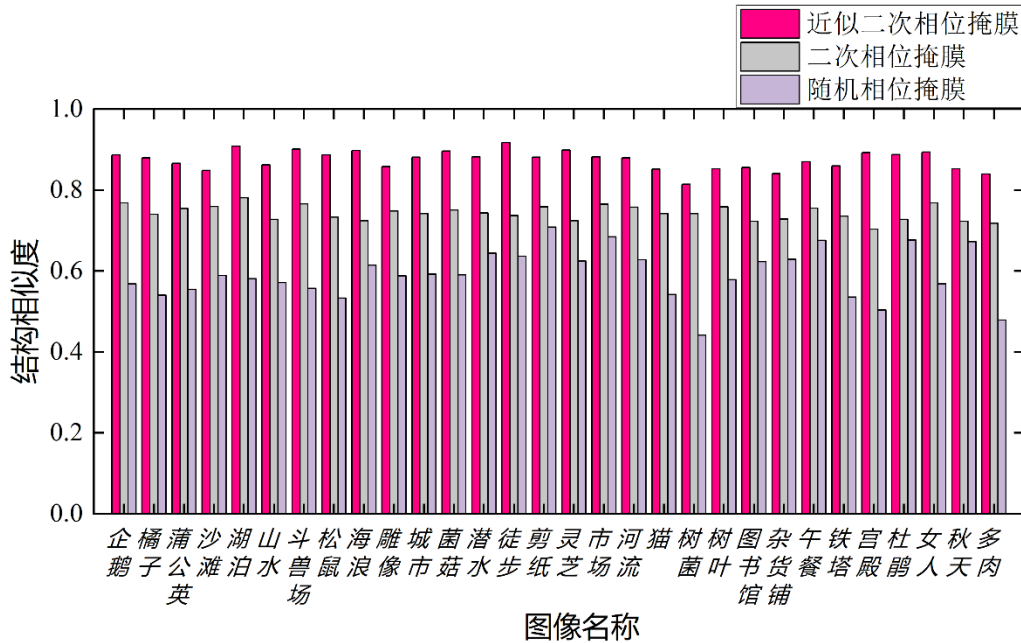


图 4-10 30 张不同图像仿真重建结果的 SSIM 值对比

为了进一步证明本章所提算法的可行性和优越性,针对不同的目标图像,将本章所提算法与其他非迭代算法进行对比,如图 4-11 所示。图 4-11(a)-(c)展示了本章所提算法的全息重建结果,从这些图像可以看出,所提算法在图像质量上表现出色,细节丰富,清晰度高,例如狒狒面部的纹理、蘑菇的褶皱以及鸟和植物的轮廓等都能清晰呈现,且 PSNR 和 SSIM 等指标也较为优异。图 4-11(d)-(f)为误差扩散算法的全息重建结果,该算法重建的图像在视觉效果上明显逊色,狒狒的面部毛发模糊,蘑菇的菌褶细节丢失,鸟的羽毛杂乱无章,缺乏层次感,同时其 PSNR 值相对较低,图像整体较为粗糙,噪声干扰较大,图像结构与原始图像相似度低。图 4-11(g)-(i)为双相位算法的全息重建结果,此算法虽在某些方面优于误差扩散算法,但与本章所提算法相比仍有差距,狒狒面部纹理不够细腻,蘑菇褶皱部分存在模糊,鸟的羽毛细节不够丰富,图像整体质量和清晰度有待提高。通过对这些不同算法重建结果的对比,无论是从量化指标还是视觉效果上,都充分证明了本章所提算法在全息重建方面具有显著的可行性和优越性,能够为相关领域提供更优质的图像重建效果和技术支持。

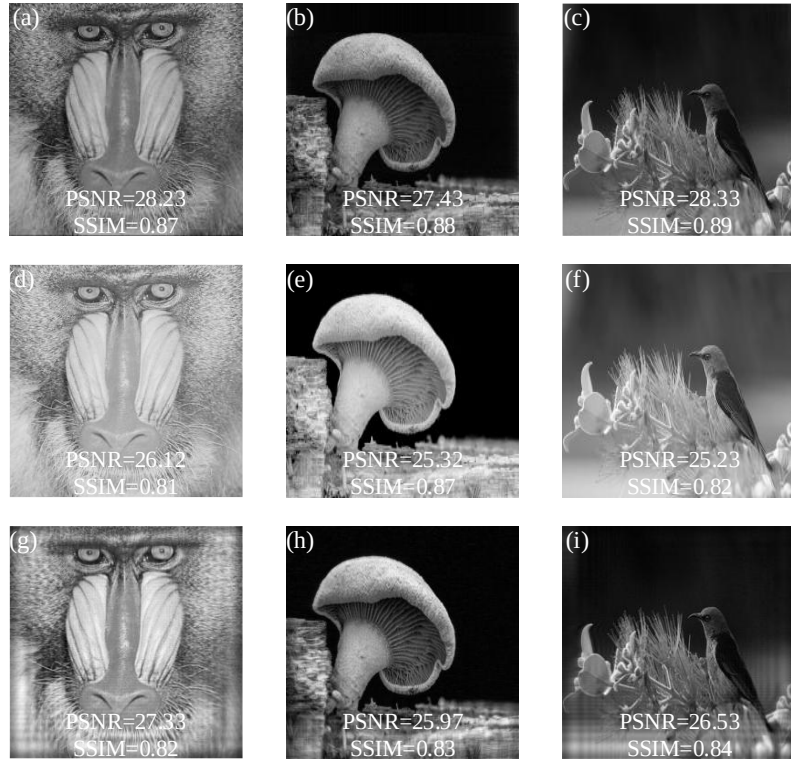


图 4-11 全息重构的仿真结果对比：(a)-(c) 基于近似二次相位的非迭代优化算法的全息重建结果；(d)-(f) 误差扩散算法的全息重建结果；(g)-(i) 双相位算法的全息重建结果

在对多种非迭代算法进行全面对比分析后，我们已经清晰地看到了本章所提算法在全息重建领域所展现出的优势。为了进一步凸显本章算法的竞争力和创新性，本文将其与第三章所提出的 GS 迭代算法和 ACIA 算法进行深入对比。通过对比，能够更全面地评估本章算法的性能，为其在实际应用中的推广和发展提供更有力的支撑。

如图 4-12 所示，我们将本文所提的基于近似二次相位的非迭代优化算法与 GS 迭代算法和 ACIA 算法迭代 50 次后的重建结果进行对比。图 4-12(a)-(c)为本文所提算法的全息重建结果，从中可见，该算法重建的图像在清晰度与细节呈现上表现不俗，虽然仍有不足，但已能较好地满足人类视觉质量要求，如狒狒面部纹理、鹦鹉羽毛层次以及狮子毛发质感等方面，均能给予观者较为清晰且逼真的视觉体验。图 4-12(d)-(f)为 ACIA 算法的全息重建结果，此算法重建的图像在质量上略胜一筹，细节更为细腻，例如鹦鹉羽毛的细微之处，ACIA 算法能展现得更为清晰生动。而图 4-12(g)-(i)为 GS 算法的全息重建结果，相较之下，GS 算法重建的图像则存在明显不足，图像清晰度欠佳，噪点较多，物体边缘不够锐利，

细节部分模糊不清，整体视觉效果远不如前两者。尤其值得一提的是，此次对比中 GS 算法和 ACIA 算法均为迭代 50 次的结果，而本章所提的非迭代优化算法在计算效率上具有显著优势，无需经历繁琐的迭代过程，便能快速得出结果，这在实际应用中，尤其是对实时性要求较高的场景下，无疑更具吸引力和实用性。综上所述，本章所提算法虽在图像质量上稍逊于 ACIA 算法，但凭借其较高的计算效率以及能满足视觉质量要求的图像效果，在全息重建领域仍具有较强的竞争力和广阔的应用前景。



图 4-12 全息重构的仿真结果对比：(a)-(c) 基于近似二次相位的非迭代优化算法的全息重建结果；(d)-(f) ACIA 算法的全息重建结果；(g)-(i) GS 算法的全息重建结果

4.3.3 计算时间比较

为了更直观地体现各算法在计算效率上的差异，我们对三种算法处理不同图像的时间进行了统计，将目标图像的分辨率设置为 512×512 像素，GS 算法和 ACIA 算法迭代次数设置为 50 次。结果如表 4-1 所示。可以发现，传统 GS 算法处理不同图像的时间均在 2 秒以上，ACIA 算法的处理时间更是普遍超过 6

秒，而本章所提算法处理各类图像的时间均在 0.3 秒左右，差距十分显著。虽然本章所提算法在图像质量上虽稍逊于 ACIA 算法，但所达到的图像质量已经能够满足人类视觉的质量要求，并且计算效率远远高于 ACIA 算法。虽与迭代算法直接对比时间不公平，但突出了非迭代方法在实时性场景（如动态显示）的不可替代性。本章所提算法所得到的图像质量接近 ACIA 算法 50 次迭代水平，但速度快接近 20 倍。因此，综合考虑图像质量和计算效率，本章所提算法既能提供较为优质的全息重建图像，又能快速高效地完成任务，大大提高了工作效率。所以，本章所提算法在全息重建领域具有较强的竞争力和广阔的应用前景，有望为相关领域带来更高效、实用的解决方案，推动全息技术在更多场景中的应用与发展。

表 4-1 不同算法所需时间

算法类型	时间/s		
	猩猩	鸟	狮子
传统 GS 算法	2.56	2.38	2.46
ACIA 算法	6.12	6.39	6.32
本章所提算法	0.26	0.29	0.28

4.4 光学实验结果分析

为验证所提算法的实际性能，本章基于与第三章一致的光学实验系统进行验证。采用波长为 532 nm 的氦氖激光器作为光源，反射式纯相位硅基液晶空间光调制器（LCoS-SLM，分辨率 1920×1080 ，像素间距 $6.4 \mu m \times 6.4 \mu m$ ）作为全息图加载器件，通过 4-f 系统消除零级衍射光干扰，最终由 Cannon EOS 450D 相机记录重建图像。目标图像原始分辨率为 512×512 像素。

图 4-13 展示了随机相位掩膜优化算法、二次相位掩膜优化算法与本文所提基于近似二次相位的非迭代优化算法的光学重建结果对比。其中：随机相位掩膜算法重建图像中散斑噪声显著，高频细节模糊，且背景噪声干扰严重，表明其相位随机性导致光场分布不稳定。二次相位掩膜算法通过规律性相位分布抑制了部分噪声，但受限于二次相位的光线会聚特性，重建图像中仍存在光晕伪影。本文

所提基于近似二次相位的非迭代优化算法利用离散平面波近似二次相位，既保留了相位平滑性，又避免了高频噪声干扰。重建图像对比度显著提升，伪影与散斑噪声大幅减少，验证了所提方法在光学重建中的优越性。

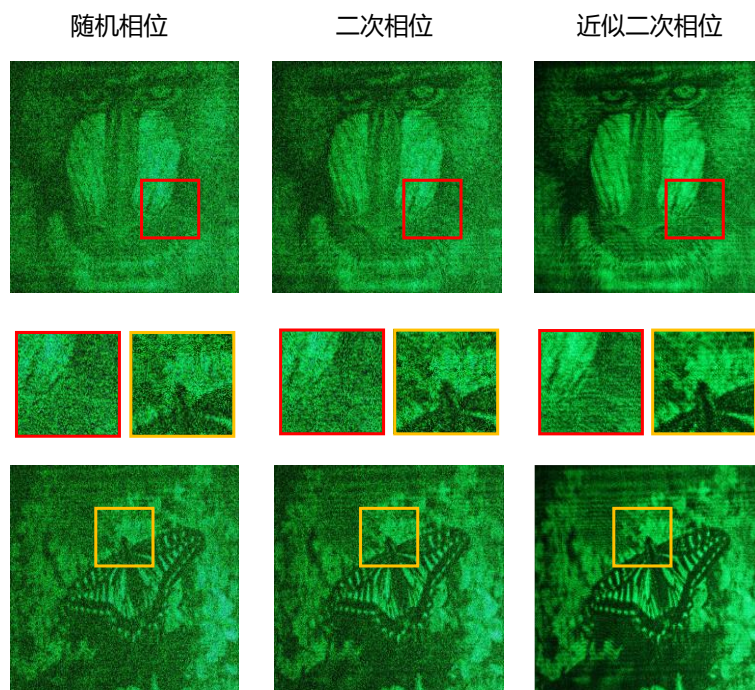


图 4-13 光学重建结果对比

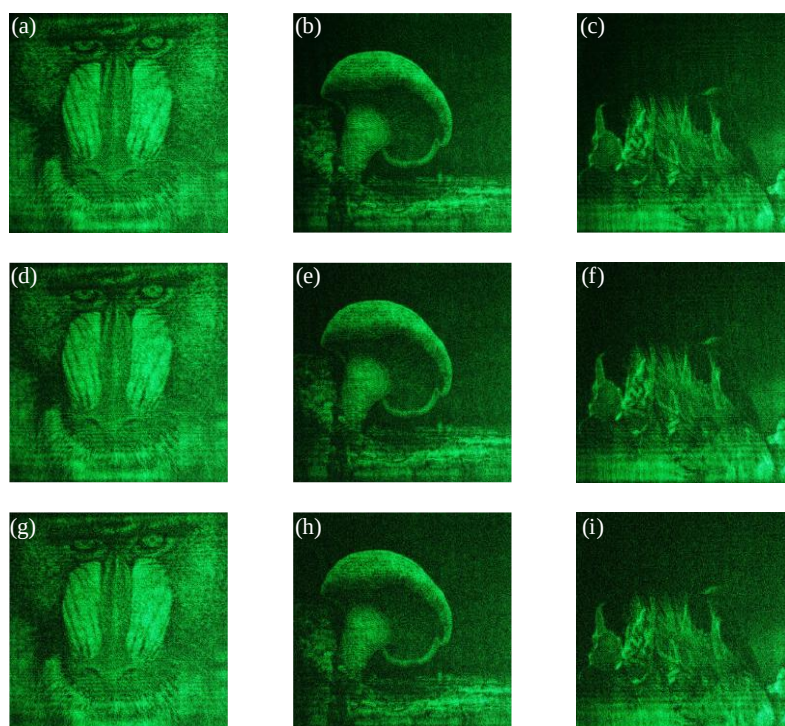


图 4-14 光学重建结果对比：(a)-(c) 基于近似二次相位的非迭代优化算法的全息重建结果；(d)-(f) 误差扩散算法的全息重建结果；(g)-(i) 双相位算法的全息重建结果

为进一步验证算法的优越性，图 4-14 对比了本文算法与误差扩散算法、双相位算法的光学重建效果。其中，图 4-14(a)-(c)是本章提出的基于近似二次相位的非迭代优化算法的全息重建结果，该结果图像清晰，细节丰富，如物体的纹理、轮廓等特征都能清晰展现。图 4-14(d)-(f)为误差扩散算法的全息重建结果，图像存在模糊现象，像狒狒面部毛发、蘑菇菌褶细节等都变得模糊不清，整体视觉效果较差。图 4-14(g)-(i)是双相位算法的全息重建结果，虽然比误差扩散算法效果好一些，但在图像质量和细节呈现上，仍不及基于近似二次相位的非迭代优化算法，比如狒狒面部纹理不够细腻，鸟的羽毛细节不够丰富。由此可见，在这三种算法中，基于近似二次相位的非迭代优化算法的光学重建效果最佳。

4.5 与深度学习方法的比较

在本节中，将所提出的 ACIA 算法与 Holo-encode 方法和 HoloNet 方法进行比较，Holo-encode 方法和 HoloNet 方法的训练参数与第三章相同。

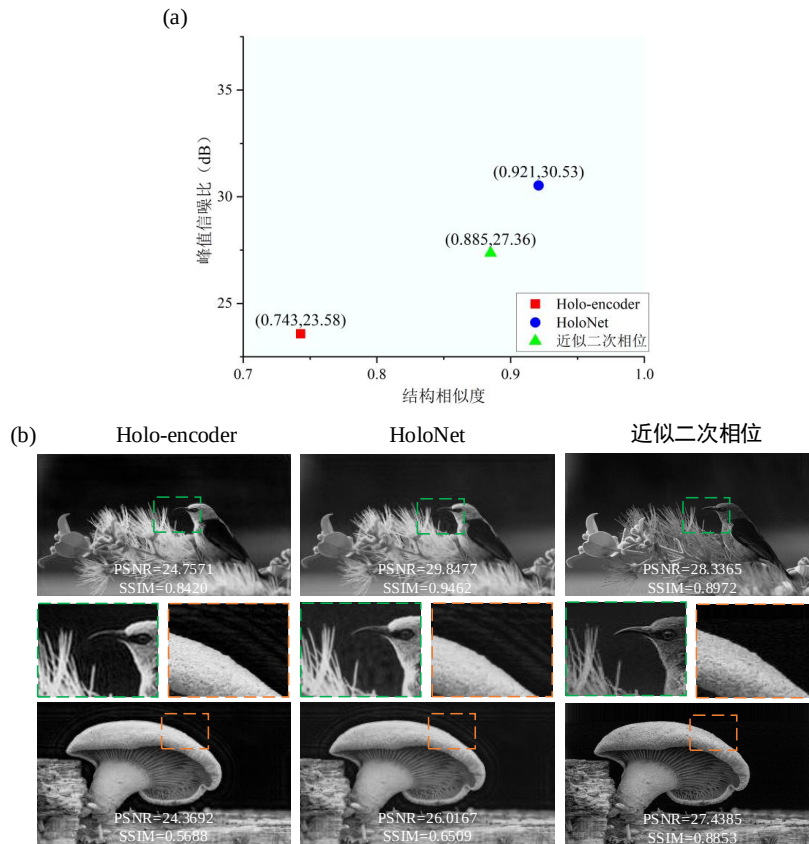


图 4-15 数值仿真重建：(a) 三种算法的 PSNR 和 SSIM 平均值比较；(b) 三种算法的数值仿真重建结果比较

此外，我们进行了光学实验以验证这一点，如图 4-16 所示。在光学重建中，Holo-encoder 出现了严重的散斑噪声，导致图像细节不清晰。HoloNet 的图像质量优于 Holo-encoder，散斑噪声较少。我们提出的非迭代方法在细节处理方面与 HoloNet 方法不相上下，且非迭代方法无需训练，所需总时长远远小于深度学习方法。

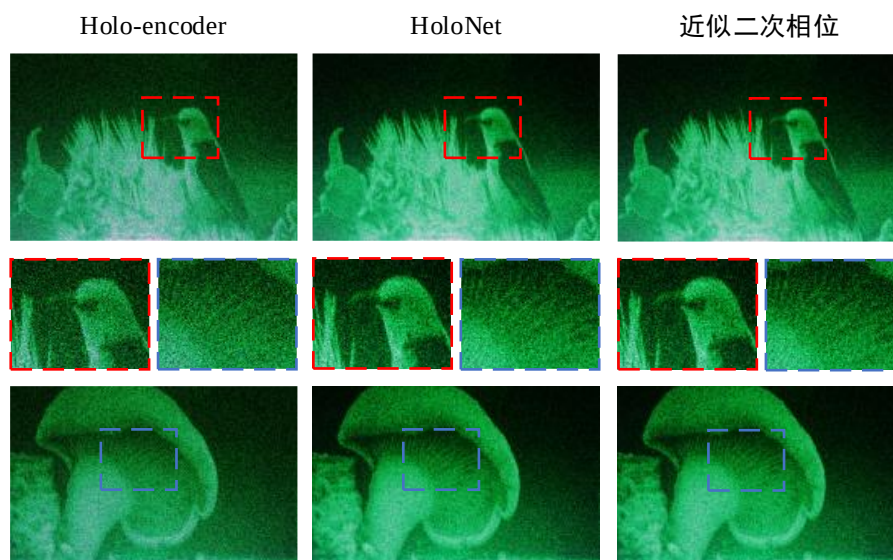


图 4-16 光学重建

4.6 本章小结

本章聚焦于基于近似二次相位的非迭代优化算法展开研究。首先介绍了随机相位掩膜优化算法和二次相位掩膜优化算法这两种典型的非迭代算法，分析了它们的原理、优势与局限性。随机相位掩膜算法虽计算效率高，但重建图像存在散斑噪声且质量不稳定；二次相位掩膜算法能降低相位噪声，但计算复杂且可能出现伪影。在此基础上，提出了基于近似二次相位的非迭代优化算法，利用离散平面波近似二次相位减少高频噪声影响，并结合 GS 算法迭代优化。通过数值模拟，以 PSNR 和 SSIM 为评价标准，对比了该算法与随机相位掩膜算法、二次相位掩膜算法以及其他非迭代算法（如误差扩散算法、双相位算法）的全息重建结果，表明本章所提算法在重建图像质量上表现卓越，能清晰呈现图像细节，且在数值指标上优势明显。与第三章的 GS 迭代算法和 ACIA 算法对比，虽在图像质量上稍逊于 ACIA 算法，但计算效率大幅领先，能满足视觉质量要求，在

全息重建领域具有较强竞争力与广阔应用前景。后续研究可进一步优化算法参数及结构，拓展其应用范围。

第 5 章 总结与展望

5.1 本文总结

在科技迅猛发展的当下，显示技术的变革浪潮中，人们对视觉体验的追求促使三维显示技术成为焦点，而全息技术凭借其独特优势在其中占据重要地位。计算全息技术的出现虽为全息显示带来新契机，但在实际应用中，全息图生成算法的效率与质量问题严重制约其发展。本文围绕这一核心问题展开深入探索，取得了一系列关键成果：

（1）针对传统迭代算法存在的收敛速度慢、易陷入局部最优以及重建图像质量受噪声和伪影严重影响等问题，提出了一种基于角谱传播的自适应约束迭代算法（ACIA）。该算法的创新之处在于采用一组离散的平面波近似二次相位作为迭代的初始相位，有效缓解了传统随机相位引发的散斑噪声和二次相位导致的伪影问题。在迭代过程中，通过将目标平面细致地划分为信号区和非信号区，分别实施自适应幅度约束和带宽约束策略，并引入自适应反馈系数动态调整迭代步长，使得算法能够更有针对性地优化图像重建过程，显著提高了收敛速度和重建质量。通过大量的数值模拟和光学实验验证，ACIA 算法在多种不同类型的目标图像重建测试中表现卓越。例如，在对鸟、书架、蘑菇和狮子等图像的重建实验中，与传统 GS 算法相比，其重建图像的峰值信噪比（PSNR）平均提升约 8.9 dB，结构相似度（SSIM）平均提高约 0.22。在光学实验中，ACIA 算法生成的图像在对比度、噪声抑制和伪影消除方面展现出明显优势，有效提升了全息图的视觉质量，为其在光束整形、全息显示等领域的广泛应用奠定了坚实基础。

（2）同时，考虑到迭代算法在计算效率方面的不足，积极探索非迭代算法的创新。针对传统非迭代算法如随机相位掩膜优化算法和二次相位掩膜优化算法分别存在的图像质量不稳定和计算复杂的缺陷，提出了基于近似二次相位的非迭代优化算法。该算法巧妙地利用离散平面波近似二次相位，有效降低了高频噪声的干扰，同时结合 GS 算法进行有限次迭代优化，进一步提升了相位分布的准确性。通过大量的数值模拟实验，与多种非迭代算法进行对比分析，结果表明在以

PSNR 和 SSIM 为主要评价指标的测试中, 该算法表现突出。重建图像能够清晰呈现复杂物体的细节, 如狒狒面部纹理、蘑菇褶皱、鸟和植物轮廓等, 视觉效果显著优于其他算法。在计算效率方面, 相比传统迭代算法具有较大优势, 处理标准采样图像时, 其运算时间仅需约 0.3 秒, 远远低于传统 GS 算法和 ACIA 算法, 在满足实际应用对图像质量要求的同时, 极大地提高了全息图的生成速度, 为实时性要求较高的场景提供了切实可行的解决方案。

5.2 下一步工作展望

本文对纯相位全息图生成算法进行了一定程度的研究, 并通过实验初步验证了所提方法的可行性, 但由于时间限制及个人研究能力的局限性, 当前工作仅触及全息领域的冰山一角。全息技术具有广阔的发展前景, 未来仍有大量研究方向亟待深入挖掘:

(1) 算法优化升级方面。深入研究不同类型图像与场景下算法性能, 挖掘优化潜力。探索新的数学模型与计算方法, 融合先进技术如人工智能与机器学习, 设计更智能高效的算法, 提高全息图生成质量与效率, 减少计算资源消耗, 提升实时性与适用性。

(2) 彩色与三维全息处理是重要发展方向。当前研究多针对单色全息图, 未来需攻克彩色全息图生成难题, 研究色彩编码与处理技术, 实现高质量彩色全息显示; 加强三维物体全息重建研究, 解决深度信息精确获取与复杂光场处理问题, 结合多视角成像与深度传感器数据, 提升重建精度与真实感, 拓展全息技术应用领域。

(3) 硬件适配与协同创新不可或缺。随着算法复杂度增加, 需关注硬件发展, 研究算法在新型硬件上的优化适配, 实现软硬件协同设计。利用硬件并行计算与高速处理能力加速算法执行, 探索硬件定制化方案, 为全息技术发展提供有力硬件支撑, 推动其走向实用化与产业化。

(4) 跨领域应用拓展前景广阔。积极与医疗、教育、工业设计、文化娱乐等领域深入合作, 根据不同领域需求定制解决方案。如医疗领域辅助精准手术与疾病诊断, 教育领域创新教学模式, 工业设计领域提升设计效率与质量, 文化娱

乐领域创造沉浸式体验，充分发挥全息技术优势，催生新应用场景与商业模式，促进多领域发展。

参考文献

- [1] Chen Z, Li H, Yuan C, et al. Color Revolution: Prospects and Challenges of Quantum - Dot Light - Emitting Diode Display Technologies[J]. Small Methods, 2024, 8(2): 2300359.
- [2] Wang D, Li Y L, Chu F, et al. Color liquid crystal grating based color holographic 3D display system with large viewing angle[J]. Light: Science & Applications, 2024, 13(1): 16.
- [3] Zhan C, Kim C S, Wei X. 3D image processing technology based on interactive entertainment application in cultural and creative product design[J]. Entertainment Computing, 2024, 50: 100701.
- [4] Biju T S, Priya V V, Francis A P. Role of three-dimensional cell culture in therapeutics and diagnostics: an updated review[J]. Drug Delivery and Translational Research, 2023, 13(9): 2239-2253.
- [5] Aflatoony L, Lee S J, Sanford J. Collective making: Co-designing 3D printed assistive technologies with occupational therapists, designers, and end-users[J]. Assistive Technology, 2023, 35(2): 153-162.
- [6] Seddon I, Rosenberg E, Houston III S K. Future of virtual education and telementoring[J]. Current Opinion in Ophthalmology, 2023, 34(3): 255-260.
- [7] Watanabe H, Omura T, Okaichi N, et al. Full-parallax three-dimensional display based on light field reproduction[J]. Optical Review, 2022, 29(4): 366-374.
- [8] Martinez C, Lee Y, Clement N, et al. Multi-user volumetric 360° display based on retro-reflective transparent surfaces[J]. Optics Express, 2020, 28(26): 39524-39543.
- [9] Yang J, Wang L, Ren L, et al. Light field angular super-resolution based on structure and scene information[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(4): 4767-4783.

- [10] Liu T, Ning H, Cao H, et al. Research Progress of Large Viewing - Area 3D Holographic Near - Eye Display[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2024, 18(4): 2300641.
- [11] Gu T, Han C, Qin H, et al. Phase-only hologram optimization with adaptive constraint strategy for high-quality optical reconstruction[J]. *Optics Express*, 2024, 32(25): 44358-44374.
- [12] Qin H, Han C, Shi X, et al. Complex-valued generative adversarial network for real-time and high-quality computer-generated holography[J]. *Optics Express*, 2024, 32(25): 44437-44451.
- [13] Rhisheekesan A, Thomas D, Gadha T, et al. Review on digital holography techniques using digital micromirror device[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 177: 108120.
- [14] 曹良才, 何泽浩, 刘珂瑄, 等. 元宇宙中的动态全息三维显示: 发展与挑战 (特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(1): 20210935.
- [15] Yu H, Lee K R, Park J, et al. Ultrahigh-definition dynamic 3D holographic display by active control of volume speckle fields[J]. *Nature Photonics*, 2017, 11(3): 186-192.
- [16] Pedersen I, Gale N, Mirza-Babaei P, et al. More than meets the eye: The benefits of augmented reality and holographic displays for digital cultural heritage[J]. *Journal on Computing and Cultural Heritage (JOCCH)*, 2017, 10(2): 1-15.
- [17] Vasara A, Turunen J, Friberg A T. Realization of general nondiffracting beams with computer-generated holograms[J]. *JOSA A*, 1989, 6(11): 1748-1754.
- [18] Wakunami K, Yamaguchi M. Calculation for computer generated hologram using ray-sampling plane[J]. *Optics Express*, 2011, 19(10): 9086-9101.
- [19] Masuda N, Ito T, Tanaka T, et al. Computer generated holography using a graphics processing unit[J]. *Optics Express*, 2006, 14(2): 603-608.
- [20] Tsang P W M, Poon T C, Wu Y M. Review of fast methods for point-based computer-generated holography[J]. *Photonics Research*, 2018, 6(9): 837-846.

- [21] Peng Y, Zhang J, Zhou X, et al. Metalens in improving imaging quality: advancements, challenges, and prospects for future display[J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2024, 18(4): 2300731.
- [22] Huang Z, Cao L. Quantitative phase imaging based on holography: trends and new perspectives[J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13(1): 145.
- [23] Jennison B K, Allebach J P, Sweeney D W. Iterative approaches to computer-generated holography[J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(6): 629-637.
- [24] 王云新, 王大勇, 杨怡姝, 等. 数字全息技术在生物医学成像和分析中的应用[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(2): 209002--1.
- [25] Hu C, Jiang D, Sun G, et al. Enhancing the quality of holographic display used by LC-SLM with non-zero filling method[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 182: 108459.
- [26] Kumar R, Dwivedi G. Emerging scientific and industrial applications of digital holography: An overview[J]. *Engineering Research Express*, 2023, 5(3): 032005.
- [27] Gabor D. A new microscopic principle[J]. *Nature*, 1948, 161(4098): 777.
- [28] Ostrovsky Y I, Butusov M M, Ostrovskaya G V. *Interferometry by holography*[M]. Springer, 2013.
- [29] 郑华东. 数字全息三维立体显示关键技术研究[D]. 上海大学, 2009.
- [30] 常琛亮. 基于衍射理论的计算机全息图算法研究[D]. 东南大学, 2015.
- [31] Leith E N, Upatnieks J. Wavefront reconstruction with diffused illumination and three-dimensional objects[J]. *Josa*, 1964, 54(11): 1295-1301.
- [32] Leith E N, Upatnieks J. Holograms: their properties and uses[J]. *Optical Engineering*, 1965, 4(1): 3-6.
- [33] Kozma A, Kelly D L. Spatial filtering for detection of signals submerged in noise[J]. *Applied Optics*, 1965, 4(4): 387-392.
- [34] Lohmann A W, Paris D P. Binary Fraunhofer holograms, generated by computer[J]. *Applied optics*, 1967, 6(10): 1739-1748.

- [35] Paris D P. Image processing by computer-generated binary filters[C]// Computerized Imaging Techniques. SPIE, 1967, 10: 73-78.
- [36] 李勇, 王辉, 应朝福, 等. 大视角计算机制彩虹全息图的研究[J]. 光子学报, 2003, 32(5): 595-597.
- [37] Benton S A. Holographic displays-a review[J]. Optical Engineering, 1975, 14(5): 402-407.
- [38] 霍博华. 计算全息图制作及再现的新方法研究[D]. 湖南大学, 2016.
- [39] Sugita A, Sato K, Morimoto M, et al. Full-color holographic display and recording of 3D images[C]//Practical holography XIX: materials and applications. SPIE, 2005, 5742: 130-139.
- [40] Denisyuk Y N. Photographic reconstruction of the optical properties of an object in its own scattered radiation field[C]//Soviet Physics Doklady. 1962, 7: 543.
- [41] Savage N. Digital spatial light modulators[J]. 2009.
- [42] Maurer C, Jesacher A, Bernet S, et al. What spatial light modulators can do for optical microscopy[J]. Laser & Photonics Reviews, 2011, 5(1): 81-101.
- [43] Lazarev G, Hermerschmidt A, Krüger S, et al. LCOS spatial light modulators: trends and applications[J]. Optical Imaging and Metrology: Advanced Technologies, 2012: 1-29.
- [44] Panuski C L, Christen I, Minkov M, et al. A full degree-of-freedom spatiotemporal light modulator[J]. Nature Photonics, 2022, 16(12): 834-842.
- [45] Zang X, Liu Z T, Xu Y S, et al. Spatial light modulation for femtosecond laser manufacturing: Current developments and challenges[J]. Science China Technological Sciences, 2024, 67(1): 60-72.
- [46] Gerhberg R, Saxton W. A practical algorithm for the determination of phase from image and diffraction plane picture[J]. Optik, 1972, 35(2): 237-246.
- [47] Fienup J R, Wackerman C C. Phase-retrieval stagnation problems and solutions[J]. JOSA A, 1986, 3(11): 1897-1907.

- [48] Takajo H, Takahashi T, Kawanami H, et al. Numerical investigation of the iterative phase-retrieval stagnation problem: territories of convergence objects and holes in their boundaries[J]. JOSA A, 1997, 14(12): 3175-3187.
- [49] Kuzmenko A V. Weighting iterative Fourier transform algorithm of the kinoform synthesis[J]. Optics letters, 2008, 33(10): 1147-1149.
- [50] Hsu W F, Lin S C. Iterative pixelwise approach applied to computer-generated holograms and diffractive optical elements[J]. Applied optics, 2018, 57(1): A189-A196.
- [51] Takaki Y, Yokouchi M. Speckle-free and grayscale hologram reconstruction using time-multiplexing technique[J]. Optics express, 2011, 19(8): 7567-7579.
- [52] Makowski M, Ducin I, Sypek M, et al. Color image projection based on Fourier holograms[J]. Optics letters, 2010, 35(8): 1227-1229.
- [53] Fienup J R. Iterative method applied to image reconstruction and to computer-generated holograms[J]. Optical Engineering, 1980, 19(3): 297-305.
- [54] Akahori H. Spectrum leveling by an iterative algorithm with a dummy area for synthesizing the kinoform[J]. Applied optics, 1986, 25(5): 802-811.
- [55] Chen L, Zhang H, He Z, et al. Weighted constraint iterative algorithm for phase hologram generation[J]. Applied Sciences, 2020, 10(10): 3652.
- [56] Chen L, Tian S, Zhang H, et al. Phase hologram optimization with bandwidth constraint strategy for speckle-free optical reconstruction[J]. Optics Express, 2021, 29(8): 11645-11663.
- [57] Sun C C, Su W C, Wang B, et al. Diffraction selectivity of holograms with random phase encoding[J]. Optics Communications, 2000, 175(1-3): 67-74.
- [58] Buckley E. Holographic laser projection[J]. Journal of display technology, 2011, 7(3): 135-140.
- [59] Ma H, Liu J, Yang M, et al. Influence of limited random-phase of objects on the image quality of 3D holographic display[J]. Optics Communications, 2017, 385: 153-159.

- [60] He Z, Sui X, Zhang H, et al. Frequency-based optimized random phase for computer-generated holographic display[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(4): A145-A154.
- [61] Zhao T, Liu J, Duan J, et al. Image quality enhancement via gradient-limited random phase addition in holographic display[J]. *Optics Communications*, 2019, 442: 84-89.
- [62] Shimobaba T, Kakue T, Endo Y, et al. Improvement of the image quality of random phase-free holography using an iterative method[J]. *Optics Communications*, 2015, 355: 596-601.
- [63] Shimobaba T, Ito T. Random phase-free computer-generated hologram[J]. *Optics express*, 2015, 23(7): 9549-9554.
- [64] Tsang P W M, Chow Y T, Poon T C. Generation of complementary sampled phase-only holograms[J]. *Optics Express*, 2016, 24(20): 23390-23395.
- [65] Fetthauer F, Weissbach S, Bryngdahl O. Computer-generated Fresnel holograms: quantization with the error diffusion algorithm[J]. *Optics communications*, 1995, 114(3-4): 230-234.
- [66] Tsang P W M, Poon T C. Novel method for converting digital Fresnel hologram to phase-only hologram based on bidirectional error diffusion[J]. *Optics express*, 2013, 21(20): 23680-23686.
- [67] Liu K, He Z, Cao L. Pattern-adaptive error diffusion algorithm for improved phase-only hologram generation[J]. *Chinese Optics Letters*, 2021, 19(5): 050501.
- [68] Liu K, He Z, Cao L. Double amplitude freedom Gerchberg–Saxton algorithm for generation of phase-only hologram with speckle suppression[J]. *Applied Physics Letters*, 2022, 120(6).
- [69] Hsueh C K, Sawchuk A A. Computer-generated double-phase holograms[J]. *Applied optics*, 1978, 17(24): 3874-3883.

- [70] Sui X, He Z, Jin G, et al. Band-limited double-phase method for enhancing image sharpness in complex modulated computer-generated holograms[J]. Optics express, 2021, 29(2): 2597-2612.
- [71] Zhang X, Wang Z, Tu K F. Research progress of retinal projection displays[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2022, 37(5): 639-646.
- [72] Zea A V, Barrera Ramirez J F, Torroba R. Optimized random phase only holograms[J]. Optics letters, 2018, 43(4): 731-734.
- [73] Zea A V, Barrera Ramirez J F, Torroba R. Optimized random phase encryption[J]. Optics letters, 2018, 43(15): 3558-3561.
- [74] Zea A V, Torroba R. Optimized random phase tiles for non-iterative hologram generation[J]. Applied optics, 2019, 58(32): 9013-9019.
- [75] Chen L, Zhang H, Cao L, et al. Non-iterative phase hologram generation with optimized phase modulation[J]. Optics express, 2020, 28(8): 11380-11392.
- [76] Zhang C, Wu F, Zhou J, et al. Non-iterative phase hologram generation for color holographic display[J]. Optics Express, 2021, 30(1): 195-209.
- [77] Leportier T, Park M C, Kim Y S, et al. Converting optical scanning holograms of real objects to binary Fourier holograms using an iterative direct binary search algorithm[J]. Optics Express, 2015, 23(3): 3403-3411.
- [78] Feldman M R, Guest C C. Iterative encoding of high-efficiency holograms for generation of spot arrays[J]. Optics letters, 1989, 14(10): 479-481.
- [79] Yoshikawa N, Itoh M, Yatagai T. Quantized phase optimization of two-dimensional Fourier kinoforms by a genetic algorithm[J]. Optics Letters, 1995, 20(7): 752-754.
- [80] Horisaki R, Takagi R, Tanida J. Deep-learning-generated holography[J]. Applied optics, 2018, 57(14): 3859-3863.
- [81] Lee J, Jeong J, Cho J, et al. Deep neural network for multi-depth hologram generation and its training strategy[J]. Optics Express, 2020, 28(18): 27137-27154.
- [82] Hossein Eybposh M, Caira N W, Atisa M, et al. DeepCGH: 3D computer-generated holography using deep learning[J]. Optics Express, 2020, 28(18): 26636-26650.

- [83] Wu J, Liu K, Sui X, et al. High-speed computer-generated holography using an autoencoder-based deep neural network[J]. Optics Letters, 2021, 46(12): 2908-2911.
- [84] Shui X, Zheng H, Xia X, et al. Diffraction model-informed neural network for unsupervised layer-based computer-generated holography[J]. Optics Express, 2022, 30(25): 44814-44826.
- [85] Peng Y, Choi S, Padmanaban N, et al. Neural holography with camera-in-the-loop training[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2020, 39(6): 1-14.
- [86] Zhong C, Sang X, Yan B, et al. Real-time high-quality computer-generated hologram using complex-valued convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2023.
- [87] Agustsson E, Timofte R. Ntire 2017 challenge on single image super-resolution: Dataset and study[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2017: 126-135.

攻读硕士期间发表的文章

- [1] **Gu T**, Han C, Qin H, et al. Phase-only hologram optimization with adaptive constraint strategy for high-quality optical reconstruction[J]. Optics Express, 2024, 32(25): 44358-44374.
- [2] Qin H, Han C, **Gu T**, et al. Complex-valued generative adversarial network for real-time and high-quality computer-generated holography[J]. Optics Express, 2024, 32(25): 44437-44451.
- [3] 孙康生, 韩超, 秦海峰, 顾涛, 李薇, 于程. 基于注意力卷积神经网络的高质量全息图快速生成算法[J]. 物理学报, 2024.

致谢

行文至此，落笔为终。回首在安徽工程大学大学攻读硕士学位的三年时光，万千感慨涌上心头。值此论文完成之际，谨向所有给予我指导、帮助与支持的师长亲友致以最诚挚的谢意。

首先，我要衷心感谢我的导师韩超教授。三年前有幸拜入师门，韩老师渊博的专业学识、严谨的治学态度与敏锐的学术洞察力让我受益终身。从论文选题到框架搭建，从实验设计到数据推敲，每一次遇到瓶颈时，韩老师总能用深入浅出的点拨让我豁然开朗。尤记得在 A 座 409 实验室的深夜，您办公室的灯光常与我们的实验设备一同亮起，您逐字批注的论文稿纸上密密麻麻的红色批注，不仅承载着学术传承的温度，更让我深刻领悟到科研工作者应有的责任与坚守。

感谢实验室同窗在科研道路上的并肩前行。难忘在 409 实验室共同调试设备的日夜，难忘组会上激烈而坦诚的学术探讨，更难忘遭遇挫折时大家相互鼓励的温暖。这份同窗情谊将成为我研究生涯最珍贵的记忆注脚。

感谢父母二十余载的养育之恩，是你们始终如一的包容与支持，让我能在求学路上心无旁骛地追逐理想。特别感谢我的妻子曹蕊，从开题到论文收尾的八百多个日夜，你用柔弱的肩膀承担起家庭琐碎，在我实验受挫时默默递上一杯热茶，在我通宵改稿时轻声提醒“注意颈椎”。你的理解与陪伴，是这段征程中最温柔的铠甲。感谢挚友汪众在我撰写论文期间的倾听与鼓励，你们的存在让这段旅程充满力量。

最后，向参与论文评审及答辩的各位专家致以崇高敬意，恳请诸位老师不吝赐教。同时感谢安徽工程大学大学电气工程学院提供的优质科研平台，A 座 409 实验室的每一台仪器、每一本藏书都见证了我们为代码注入灵魂的执着。

寥寥数语难表感激之万一，惟愿将此番情谊化作前行路上的星光。山水有相逢，愿我们都能在各异的领域继续书写属于这个时代的科研篇章——正如程序终会运行至最后一行，但求知的热望永远循环不息。

尚德敬学 唯实惟新

