

分类号: U463

学校代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2220110126



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

# 硕士学位论文

题 目 基于遗传算法的 DMD 数字光刻  
掩模优化方法研究

论 文 作 者 唐远卓

校 内 导 师 黄胜洲 副教授

校 外 导 师 杨阳 高级工程师

专业学位类别 机械

研究方向 (领域) 微纳光学设计与加工

论文提交日期: 2025 年 5 月 20 日

分类号: TN305.7

单位代码: 10363

密 级: 公开

学号: 2220110126

## 基于遗传算法的 DMD 数字光刻掩模优化方法研究

# RESEARCH ON DMD DIGITAL LITHOGRAPHY MASK OPTIMIZATION METHOD BASED ON GENETIC ALGORITHM

学生姓名: 唐远卓

指导教师: 黄胜洲(副教授)

校外导师: 杨阳(高级工程师)

专 业: 机械

研究方向: 微纳光学设计与加工

论文答辩日期: 2025 年 5 月 9 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：唐远卓

日期：2025 年 5 月 27 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：唐远卓 指导教师签名：黄胜洲

日期：2025 年 5 月 27 日 日期：2025 年 5 月 27 日

## 基于遗传算法的 DMD 数字光刻掩模优化方法研究

### 摘要

基于数字微镜器件(DMD)的数字光刻技术,具有成本效益高及灵活性好等优点,在微纳加工领域中扮演了重要角色。然而,由于光学邻近效应的存在,该技术在曝光过程中会导致实际光刻图形发生畸变,进而显著降低光刻图形质量。因此,本文以降低光学邻近效应为目标,来提高数字光刻图形的精度。本文主要研究内容如下:

(1) 针对传统阿贝成像和霍普金斯成像理论的成像精度低、耗时长等缺点,本文建立了一种高效的数字光刻仿真模型,该模型结合阿贝成像的快速傅里叶变换和霍普金斯成像的计算精度高优点。实验结果表明,该模型能初步匹配设计的数字光刻实验系统,进而为后续研究提供了基础的光刻仿真模型。

(2) 针对传统遗传算法计算速度慢、容易陷入局部最优和不易获取全局最优解等问题,本文分别采用粒子群算法、模拟退火算法和最速梯度下降算法来改进传统遗传算法。通过仿真结果和测试函数得出,基于最速梯度下降改进遗传算法的策略有效提高了曝光图形的精度,如圆形和心形的图形偏差(PE)改进百分比分别为 88%和 75%。

(3) 为了进一步提高数字光刻成像的精度,提出了将遗传算法和改进曝光模型相融合的掩模优化方法,主要考虑了更多的模型参数和引入了噪声机制的遗传算法策略。仿真实验结果表明,本方法有效

提高了多种图形的数字成像精度，如六角星、箭头和内嵌图形的 PE 改进百分比分别为 84%和 83%和 85%。

（4）为了进一步提高数字光刻成像的效率和建立准确的数字光刻非线性计算模型，提出了遗传算法与深度学习结合的数字光刻掩模优化方法，主要基于 U-Net 架构与 ResNet50 预训练模型，来构建深度学习神经网络模型。仿真和实验表明，训练后的模型计算精度更加接近于真实的实验效果。

**关键词：**数字微镜器件，光学邻近效应，数字光刻模型，混合遗传算法，深度学习，光刻优化

# Research on DMD Digital Lithography Mask Optimization Method Based on Genetic Algorithms

## ABSTRACT

Maskless lithography technology based on digital micromirror device (DMD) has played an important role in the field of micro-nano processing due to its high cost-effectiveness and flexibility. However, the optical proximity effect during the exposure process can cause distortion of the actual lithography pattern, significantly reducing the quality of the lithography pattern. Therefore, this paper aims to reduce the optical proximity effect to improve the accuracy of digital lithography patterns. The main research contents of this paper are as follows.

(1) To address the low imaging accuracy and long processing time of traditional Abbe imaging and Hopkins imaging theories, this paper establishes an efficient digital lithography simulation model that combines the fast Fourier transform of Abbe imaging and the high computational accuracy of Hopkins imaging. Experimental results show that this model

can initially match the designed lithography experimental system, providing a basic lithography simulation model for subsequent research.

(2) To address the problems of slow calculation speed, easy trapping in local optimum, and difficulty in obtaining the global optimum of traditional genetic algorithms, this paper uses particle swarm optimization, simulated annealing, and steepest gradient descent algorithms to improve the traditional genetic algorithm. Simulation results and test functions show that the strategy of improving the genetic algorithm based on steepest gradient descent effectively improves the accuracy of the exposure pattern, with the pattern error (PE) improvement percentages for circular and heart-shaped patterns being 88% and 75%, respectively.

(3) To further improve the accuracy of digital lithography imaging, a mask optimization method combining genetic algorithm and improved exposure model is proposed, considering more model parameters and introducing a genetic algorithm strategy with a noise mechanism. Simulation results show that this method effectively improves the digital imaging accuracy of various patterns, with the PE improvement percentages for hexagonal stars, arrows, and embedded patterns being 84%, 83%, and 85%, respectively.

(4) To further improve the efficiency of digital lithography imaging and establish an accurate nonlinear digital lithography calculation model, a digital lithography mask optimization method combining genetic

algorithm and deep learning is proposed, mainly based on the U-Net architecture and ResNet50 pre-trained model to construct a deep learning neural network model. Simulation and experimental results show that the trained model's calculation accuracy is closer to the actual experimental results.

**Keywords:** Digital micromirror device, Optical proximity effect, Genetic algorithm, Hybrid genetic algorithm, Deep learning, Lithography optimization

## 目录

|                                 |     |
|---------------------------------|-----|
| 摘要 .....                        | I   |
| ABSTRACT.....                   | III |
| 第 1 章 绪论 .....                  | 1   |
| 1.1 研究背景和意义 .....               | 1   |
| 1.2 无掩模光刻技术研究现状 .....           | 3   |
| 1.2.1 电子束光刻技术 .....             | 3   |
| 1.2.2 激光干涉光刻技术 .....            | 4   |
| 1.2.3 DMD 数字光刻技术 .....          | 5   |
| 1.3 智能算法在数字掩模优化的研究现状 .....      | 6   |
| 1.3.1 粒子群算法在数字掩模优化的研究现状 .....   | 7   |
| 1.3.2 灰狼算法在数字掩模优化的研究现状 .....    | 8   |
| 1.3.3 遗传算法在数字掩模优化的研究现状 .....    | 9   |
| 1.4 研究目的及内容 .....               | 10  |
| 第 2 章 DMD 数字光刻仿真模型建立 .....      | 14  |
| 2.1 数字微镜器件简介 .....              | 14  |
| 2.2 部分相干成像理论 .....              | 14  |
| 2.2.1 霍普金斯成像 .....              | 15  |
| 2.2.2 阿贝成像 .....                | 15  |
| 2.3 数字光刻仿真模型建立 .....            | 16  |
| 2.3.1 仿真模型构建 .....              | 16  |
| 2.3.2 仿真结果分析 .....              | 18  |
| 2.4 实验验证 .....                  | 19  |
| 2.4.1 实验系统简介 .....              | 19  |
| 2.4.2 实验流程介绍 .....              | 20  |
| 2.4.3 实验结果分析 .....              | 22  |
| 2.5 本章小结 .....                  | 23  |
| 第 3 章 基于改进遗传算法的数字掩模光刻精度优化 ..... | 24  |

|                                    |    |
|------------------------------------|----|
| 3.1 基于传统遗传算法的数字掩模光刻精度优化 .....      | 24 |
| 3.1.1 遗传算法的编码 .....                | 24 |
| 3.1.2 适应度函数 .....                  | 24 |
| 3.1.3 算法流程介绍 .....                 | 26 |
| 3.2 改进遗传算法策略 .....                 | 27 |
| 3.2.1 基于模拟退火算法改进遗传算法 .....         | 27 |
| 3.2.2 基于粒子群算法改进遗传算法 .....          | 28 |
| 3.2.3 基于最速梯度下降算法改进遗传算法 .....       | 30 |
| 3.3 算法测试对比 .....                   | 31 |
| 3.4 实验结果分析 .....                   | 34 |
| 3.5 本章小结 .....                     | 39 |
| 第 4 章 曝光模型改进与遗传算法融合的数字光刻优化研究 ..... | 40 |
| 4.1 曝光模型的改进 .....                  | 40 |
| 4.1.1 光源函数 .....                   | 40 |
| 4.1.2 脉冲响应函数 .....                 | 41 |
| 4.1.3 TCC 矩阵计算 .....               | 41 |
| 4.2 遗传算法和曝光模型的结合 .....             | 42 |
| 4.2.1 染色体表示 .....                  | 42 |
| 4.2.2 噪声机制的引入 .....                | 43 |
| 4.2.3 算法流程 .....                   | 44 |
| 4.4 仿真结果分析 .....                   | 46 |
| 4.5 本章小结 .....                     | 51 |
| 第 5 章 遗传算法与深度学习结合的数字掩模优化方法研究 ..... | 52 |
| 5.1 深度学习与光刻仿真模型的结合 .....           | 52 |
| 5.2 模型构建与训练过程 .....                | 54 |
| 5.2.1 模型架构详解 .....                 | 54 |
| 5.2.2 损失函数与优化器详述 .....             | 54 |
| 5.2.3 训练过程详述 .....                 | 56 |
| 5.3 数据集的准备与处理 .....                | 57 |

|                           |    |
|---------------------------|----|
| 5.3.1 预训练数据集的构成与处理 .....  | 57 |
| 5.3.2 正式训练数据集的构成与处理 ..... | 58 |
| 5.3.3 测试数据集的构成与预处理 .....  | 59 |
| 5.4 实验结果分析 .....          | 60 |
| 5.4.1 仿真结果与实验数据的对比 .....  | 60 |
| 5.4.2 模型测试 .....          | 61 |
| 5.5 本章小结 .....            | 63 |
| 第 6 章 总结与展望 .....         | 64 |
| 6.1 总结 .....              | 64 |
| 6.2 展望 .....              | 65 |
| 参考文献 .....                | 66 |
| 攻读学位期间发表的学术论文目录 .....     | 75 |
| 致谢 .....                  | 76 |

## 第 1 章 绪论

### 1.1 研究背景和意义

随着全球信息技术的飞速发展，微电子技术已成为推动现代科技进步的关键力量。特别是在微机电系统（MEMS）<sup>[1-6]</sup>、集成电路<sup>[7-11]</sup>和光电子设备等领域，对微纳加工技术的需求日益增长，这直接推动了光刻技术的持续革新。光刻技术，作为半导体制造中不可或缺的一环，其发展水平直接决定了电子器件的集成度和性能。

与传统光学元件相比，微光学元件（如图 1-1）能够实现更高的集成度、更精确的加工和更优秀的成像效果，这些是常规光学元件无法比拟的<sup>[12]</sup>。正因其独特的优势，微光学元件在光纤通信、半导体、生物医学等领域逐渐成为研究的热点。要满足微光学元件对高精度和高分辨率的要求，光刻技术的创新和发展至关重要。光刻技术最初从简单的接触式光刻发展至目前的极紫外（EUV）光刻<sup>[13]</sup>，技术逐步走向高精细化、高通量化。传统的有掩模光刻虽然成熟，但由于依赖昂贵的掩模版，不仅成本高昂，而且掩模版的磨损和更换周期限制了其在快速迭代和大规模定制化生产中的应用。此外，随着器件尺寸的不断减小，传统光刻技术在分辨率和对复杂图形处理能力上也面临极限挑战。

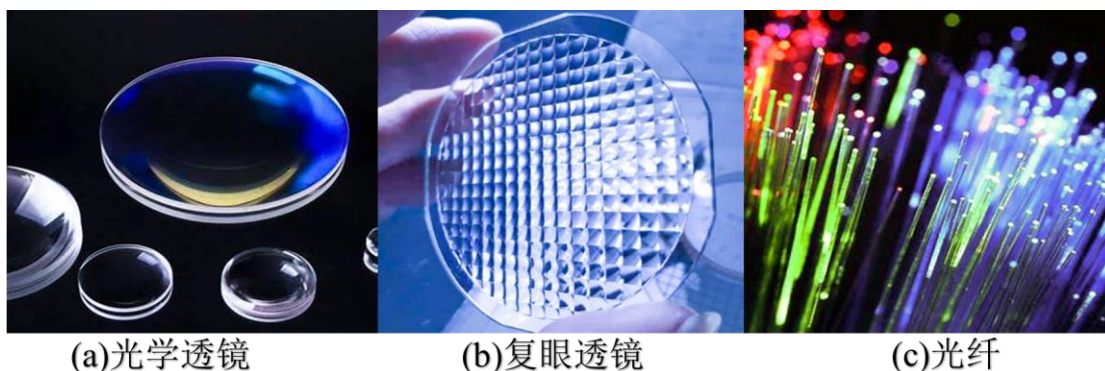


图 1-1 几种典型的微光学元件

目前光刻技术，按照是否需要准备掩模版，可分为有掩模光刻技术和无掩模光刻技术，如图 1-2 所示。

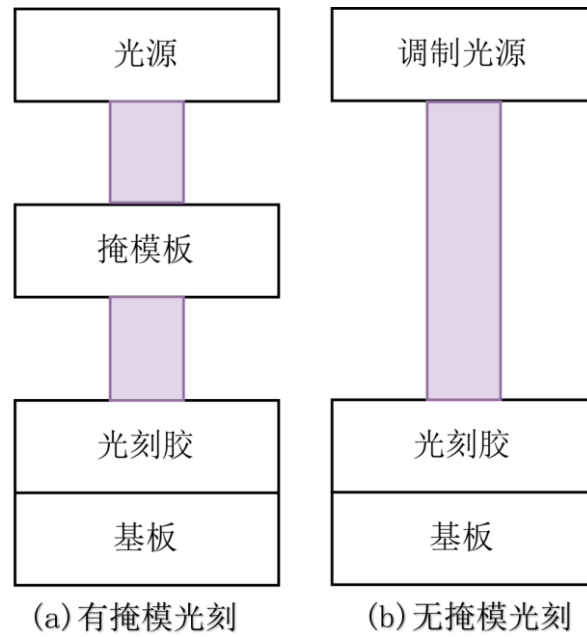
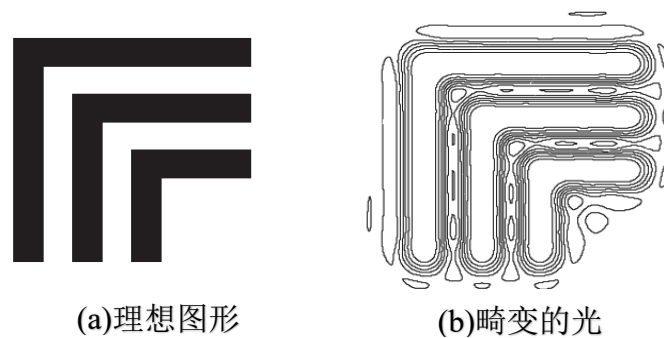


图 1-2 光刻技术原理示意图

无论是有掩模还是无掩模光刻技术，其核心都依赖于光学系统将设计图形准确转移至光刻胶表面。然而由于投影光刻系统的衍射效应，光学投影系统的分辨率会受到一定限制，导致光刻胶表面形成的空间像出现畸变，这种畸变是由于高频信息的丢失所致。实际上，光刻胶上实际形成的图形与掩模图形之间存在一定程度的变形和偏差，这种现象被称为光学邻近效应（OPE）<sup>[14-23]</sup>，进而导致光刻图像的效果变差。图 1-2(a)展示了输入的原始掩模图形，而图 1-2(b)为输出的畸变光刻图形。一般来说，光学系统的分辨率可用如下公式表示<sup>[24]</sup>：

$$R = K \frac{\lambda}{NA} \quad (2-1)$$

其中： $K$  为工艺因子，取决于实验环境， $\lambda$  为系统光源波长， $NA$  为投影物镜的是指孔径。

图 1-2 投影光刻中的光学邻近效应造成的畸变<sup>[25]</sup>

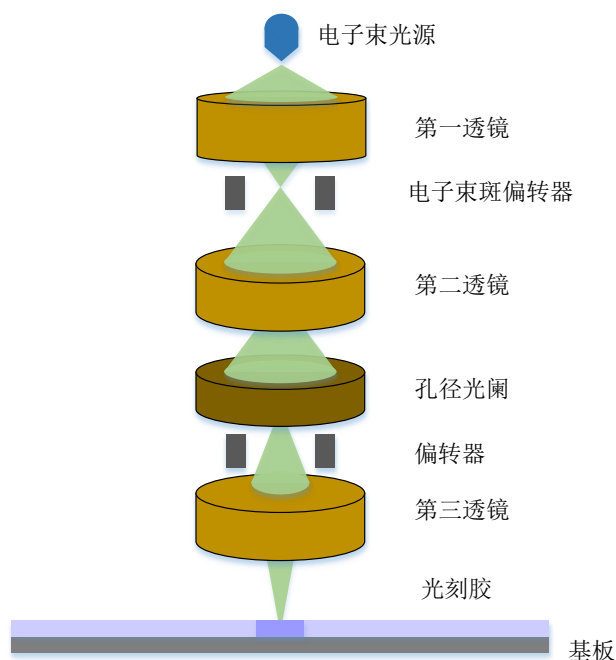
## 1.2 无掩模光刻技术研究现状

无掩模光刻技术是一种无需预制掩模版的微纳制造技术,可实现对光刻胶的直接曝光和图案化,如电子束直写(EBL)、激光直写(LWL)和 DMD 数字光刻等方式。相较于传统掩模光刻,该技术具有高灵活性、低成本和可快速调整设计等优势,特别适用于科研探索、小批量生产及特种器件制造。

因此,近年来众多研究者和业内人士将目光转向了无掩模光刻技术研究<sup>[26-29]</sup>。如 2004 年,ASML 和美国贝尔两家公司在无掩模光刻方面取得了重大进展,并于 2005 年成功研制出原型器件,并在当年召开了世界无掩模研究学术会议;四川大学彭钦军于 2003 年完成了 LCD 实时掩模工艺<sup>[30]</sup>;四川大学郭小伟博士于 2007 年首次对 SLM 无掩模光刻工艺进行了系统的分析<sup>[31]</sup>;安徽工程大学黄胜洲等人也从 2016 年开始开展 DMD 数字光刻工艺研究<sup>[32-38]</sup>。随着研究的深入,人们逐渐认识到无掩模光刻技术在灵活性和成本控制方面的显著优势,使其在光刻行业中的地位日益提升。无掩模光刻与传统投影光刻曝光成像方式类似,主要区别在于目标图形转印过程中使用数字掩模版代替了物理掩模版,图形可以通过计算机直接生成,这种方法更加灵活且方便,因此得到了越来越多研究者和企业家的关注。根据曝光物质类型的不同,无掩模光刻技术可分为两大类:基于带电粒子的无掩模光刻和基于光学的无掩模光刻。基于带电粒子的无掩模光刻分为电子束光刻技术、聚焦离子束光刻技术和离子投影光刻技术。基于光学的无掩模光刻分为激光干涉光刻技术、相干光干涉光刻技术和 DMD 数字光刻技术接下来,我们将简要介绍几种常见的无掩模光刻技术。

### 1.2.1 电子束光刻技术

电子束光刻技术<sup>[39-46]</sup>是一种无需掩模的光刻技术,通过利用电子束直接在敏感材料上曝光图案。自 1960 年以来,电子束光刻技术逐渐发展成为微纳米加工领域的重要工具,特别是在高精度的集成电路制造和纳米材料的制备中。图 1-3 所示为电子束光刻技术的基本原理<sup>[47]</sup>,其原理是利用电磁场的大小、方向来调控来自电子源的电子束,在外加磁场的驱动下,能够在任何方向上发生偏转,使得被聚焦的电子束能够准确地撞击到光刻胶的表面,完成对光刻胶的连续、连续的扫描曝光<sup>[48]</sup>。

图 1-3 电子束光刻原理图<sup>[47]</sup>

电子束光刻技术的主要优势之一是其极高的分辨率，能够在纳米尺度上实现图案的加工。由于电子束的波长远小于可见光，所以它能更精确地刻蚀出微小的图形。在早期研究中，电子束光刻已经能够实现小于 100nm 的图案刻蚀。随着技术的进步，目前能够加工出 10nm 甚至更小的精细结构。电子束光刻广泛应用于集成电路、微机电系统、纳米光学、量子计算芯片等领域。尤其在纳米技术研究中，电子束光刻成为探索新型材料、器件和纳米尺度结构的重要工具。它被用来制作微小的电子器件、纳米结构以及光学元件等，同时也被用于生物传感器和先进传感器的开发中。尽管电子束光刻在分辨率上具有显著优势，但其面临的主要挑战是设备成本高、加工效率低。由于采用的是点扫描技术，即通过电子束逐点扫描整个待曝光区域，这导致其曝光速度较慢。尤其在大规模生产中，电子束光刻的低效率限制了其在大面积图案加工中的应用。因此，如何提高曝光效率，成为当前研究的重点。

### 1.2.2 激光干涉光刻技术

激光干涉光刻技术是一种基于激光干涉原理的光刻方法，利用干涉光场的分布特点，来实现高分辨率图案的曝光。该技术主要依靠激光源的相干性，通过相干激光束产生的干涉图样来刻写微细图案，具有高分辨率和较大的曝光深度等优点。随着纳米技术的发展，激光干涉光刻技术在微纳加工和半导体制造中取得了

显著进展。

激光干涉光刻技术的核心优势之一是能够通过干涉效应大幅提升分辨率。相比于传统的光刻技术(如准分子激光光刻),该技术能够利用激光源的较短波长,并通过干涉作用在较小的空间尺度上实现图案的刻写。通过合理设计干涉光场的分布,能够在纳米级别进行加工,分辨率可以达到 20nm 甚至更小。随着半导体制造技术对更小尺寸、更多功能的要求,极紫外激光<sup>[49-55]</sup>(EUV)作为激光干涉光刻中的新兴技术而得到了广泛关注。EUV 采用 13.5nm 的短波长光源,相比传统光刻,具备更高的分辨率,能够减少或避免多重曝光,从而简化工艺流程,提高产能并降低误差。如图 1-4 所示,为 EUV 的示意图。此外, EUV 光刻对掩模复杂度的要求较低,不但减少了对光学邻近效应修正的需求,同时也降低了对光刻辅助材料的依赖,使整体工艺更加高效。然而, EUV 光刻的高昂成本仍然是其广泛应用的主要障碍。

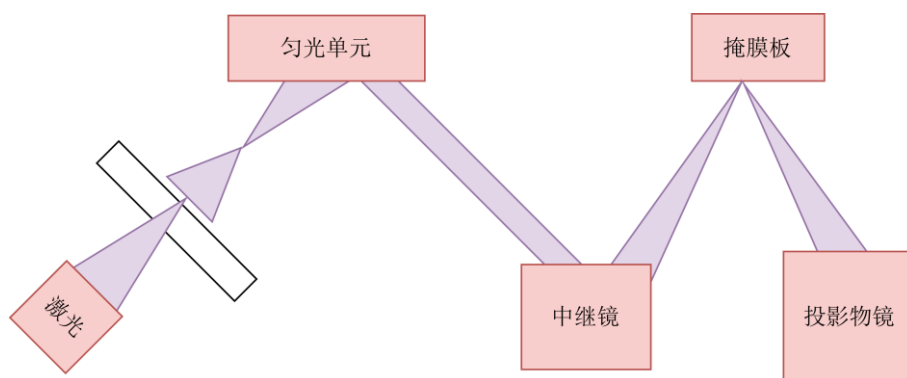


图 1-4 极紫外光刻照明系统光路示意图

### 1.2.3 DMD 数字光刻技术

基于 DMD 的无掩模光刻是一种新型数字光刻技术,其与传统无掩模光刻最大的区别在于光调制方法和掩模生成机制的不同。具体来说, DMD 数字光刻技术主要依赖 DMD 芯片的微镜翻转来调制光强分布,而传统无掩模光刻通常采用空间光调制或直接利用电子束、激光束进行曝光。在掩模生成机制方面, DMD 数字光刻通过 DMD 空间光调制实时生成数字掩模版,无需要物理掩模版,而传统无掩模光刻却要靠点扫描或者相位调制进行曝光<sup>[56-60]</sup>。

德州仪器公司在大约 50 年前就已经开展了空间光学调制技术的研究,从 1977 年的可变形反射镜器件入手,并于 1982 年首次提出了 DMD 的概念,并进

行了研制。最终，于 1987 年研制出了全球首台 DMD。且在 1994 年，开发出了 DMD 显示器<sup>[61, 62]</sup>，在印刷、图像投影等领域获得了成功的应用。1996 年，DMD 技术被正式用于 DLP (Digital Light Processing)，并被广泛应用于投影仪、数字影院、数字光刻等方面。

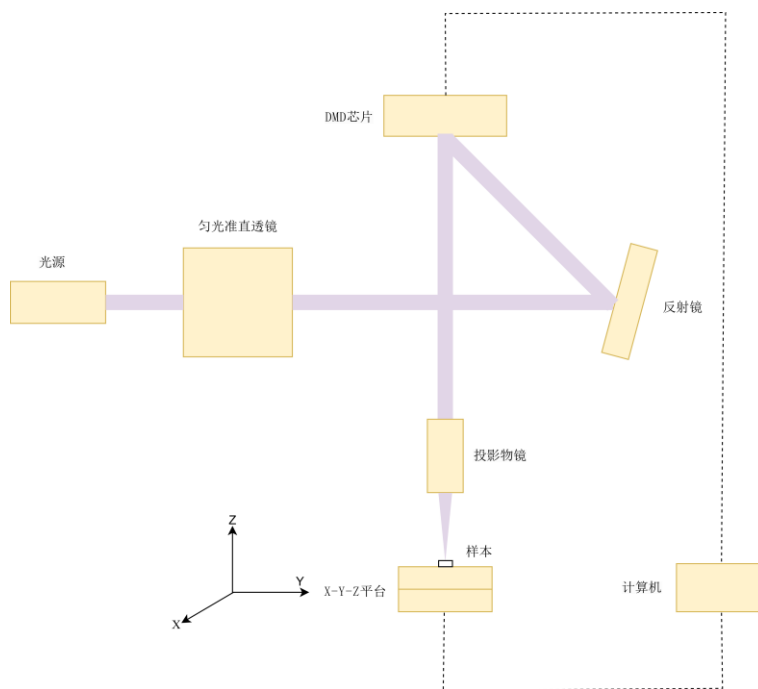


图 1-5 DMD 数字光刻技术示意图

DMD 数字光刻技术示意图，如图 1-5 所示。首先，从光源射出的光线通过匀光准直透镜，以保证光束的一致性和均匀性。接着，该光束被反射镜投影到 DMD 微镜的表面上。DMD 芯片根据加载的数字掩模动态调整微镜的翻转状态，对入射光进行调制，从而形成所需的数字光图像。调制后的光束经投影物镜聚焦并投射至样本表面，实现光刻曝光，最终形成预期的光刻结构。

### 1.3 智能算法在数字掩模优化的研究现状

智能算法是一类模仿自然界生物行为、进化机制或智能决策过程的计算方法。这类算法通常模拟自然界中的进化、生物群体行为、人类思维或学习过程，以解决复杂问题或优化复杂系统。这些算法具有自适应性、自学习性和较强的鲁棒性等特点，尤其适用于传统算法难以解决的复杂优化问题。常见的智能算法有粒子群算法（PSO），灰狼算法（GWO），遗传算法（GA）等智能算法。

利用智能算法进行掩模优化是目前计算数字光刻领域热门研究方向之一。掩

模优化大致分为两种，光学邻近效应修正（OPC）和逆光刻技术（ILT）掩模优化。传统的 OPC<sup>[63-65]</sup>是基于经验公式修正掩模，但精度有限。在修正过程中，要么切割掩模图案，要么添加辅助图案，其计算量大、通用性差。利用智能算法进行 OPC 校正优化完美地解决了这一问题。Yang Z J 等人<sup>[23]</sup>提出了基于遗传算法的 OPC 掩模优化方法，Huang W<sup>[66]</sup>等人提出了使用一维函数距离-角度特征来表示掩模的二维边界的优化曲线掩模的 OPC 方法。Weng C L 等人<sup>[67]</sup>提出了一种基于遗传算法的优化 OPC 的编码模式的掩模优化方法，该方法减少了使用数字无掩模光刻和金属剥离工艺制造的金属模型的圆角效应。综上所述，智能算法在 OPC 掩模优化中的应用提升了光刻精度和计算效率，为计算光刻技术的发展提供了新的方向和突破。

逆光刻技术<sup>[68-72]</sup>只涉及数学计算，通过对光刻中光刻胶蚀刻机理的深入研究，建立光刻模型，并以光刻图案和掩模面的图形误差为评估函数，选取适当的逆向求解算法，实现掩模的优化。将遗传算法引入到逆光刻技术中可以有效地提高优化的精度。Xu 等<sup>[73, 74]</sup>提出了一种基于梯度下降的逆光刻优化方法，并在其评估函数中加入了小波罚函数，使其与理想掩模图像更为接近，且易于制备。Jia 等学者<sup>[75]</sup>对掩模的复杂性进行了深入的研究，并在此基础上引入了机器学习和边界变分方法来解决掩模优化问题。A. Erdmann<sup>[76-78]</sup>等人利用遗传算法优化设计掩模，Wei<sup>[79]</sup>等人提出模拟退火算法来设计掩模，Amin Poonawala<sup>[80, 81]</sup>等提出了梯度法来优化设计掩模。综上所述，逆光刻技术结合智能优化算法，为掩模优化提供了更高效和精准的解决方案，使得光刻制造工艺能够突破传统方法的局限性，进一步提升微纳加工的精度和灵活性。

### 1.3.1 粒子群算法在数字掩模优化的研究现状

粒子群算法（PSO）是一种受自然界中鸟群或鱼群群体行为启发的群智能优化算法，由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首次提出<sup>[82]</sup>。该算法通过模拟生物群体中个体之间的协作与信息共享机制，实现对复杂优化问题的求解。尽管 PSO 擅长处理大多数问题，但是其在优化后期容易陷入局部最优，所以在求解过程中需对其改进。

黄洋等<sup>[83]</sup>提出了基于径向基函数与 Sigmoid 函数的改进粒子群算法，通过引入径向基函数和 Sigmoid 函数，分别对惯性权重和位置更新公式进行改进，从而

提高算法的全局搜索能力和搜索效率。高炜<sup>[84]</sup>等提出了基于混沌搜索改进粒子群算法,通过在粒子群算中加入混沌搜索有效地解决了过早陷入局部最优的问题。Raja G 等<sup>[85]</sup>提出了一种基于惯性权重更新机制的改进粒子群算法,一定程度上防止过早收敛。张良等<sup>[72]</sup>提出了基于改进粒子群算法的掩模优化方法,对于简单图形的优化有一定的精度; Zhang Z N 等<sup>[86]</sup>提出了基于厚掩模模型和社会学习粒子群优化算法的极紫外光刻源掩模优化方法,一定程度上提高了成像的质量。Sun H 等<sup>[87]</sup>提出了一种结合自适应非线性控制策略的粒子群优化器,具有通过自适应调整粒子学习因子来脱离局部最优的属性。L Wang 等<sup>[88]</sup>提出了一种高效的源优化方法,把像素化的源掩模编码成粒子,通过使用模式误差作为适应函数来评估,并通过更新这些粒子的速度和位置来实现优化。尽管 PSO 在相关领域有着广泛的应用,但其主要用于连续变量优化,而掩模优化涉及的是二值离散搜索,难以适配于数字掩模的高精度优化研究。

### 1.3.2 灰狼算法在数字掩模优化的研究现状

灰狼优化算法(GWO)是一种基于群体智能的优化算法,由 Mirjalili 等<sup>[89]</sup>在 2014 年提出的。该算法模拟了灰狼的社会行为和狩猎策略,特别是围捕、追踪、攻击猎物等行为,具有收敛速度快、计算简单和全局优化能力强等特点。然而,传统灰狼算法具有初始种群数量单一、质量差、容易陷入局部最优解等缺点,所以需要对其进行改进。

赵南南等<sup>[90]</sup>提出了基于改进灰狼算法的 VSG 参数自适应控制策略,通过在灰狼算法中加入自适应策略,有效地提高了全局搜索能力; Ihsan 等<sup>[91]</sup>提出了一种具有多解交叉集成算法的改进灰狼算法优化器,其结合了多解决方案策略,可在优化过程中发展出新的潜在解决方案;王思伟等<sup>[92]</sup>提出了一种基于动态权重和逻辑映射的改进灰狼算法,其设计了一种动态权重影响策略,在优化后期加速收敛,有助于找到全局最优。同时,将逻辑映射引入收敛因子中,构建微振动收敛因子。这使得算法能够更好地在搜索空间中找到全局最优解,同时还能够使用当前已知信息附近的区域进行更深入的搜索。杨成等<sup>[93]</sup>提出了一种基于改进灰狼算法的掩模优化方法,通过加入 Fuch 映射对种群初始化,并选择混沌序列对灰狼算法进行混沌扰动,一定程度上提高了掩模的精度。尽管在掩模优化中灰狼算法有一定的成效,但一般仍是适用于连续优化的问题优化上,并不适合用于掩

模优化这一场景。

### 1.3.3 遗传算法在数字掩模优化的研究现状

遗传算法（GA）模拟自然选择和遗传法则，被广泛地应用于函数优化、机器学习<sup>[94-104]</sup>、图像处理<sup>[105-109]</sup>、掩模优化<sup>[32, 33, 35, 110-112]</sup>等领域。该算法通过选择、交叉、突变等操作来模拟生物的自然选择，使其在求解空间中不停地寻找最优或近似最优解。在此基础上，该方法逐步得到完善，适用于更多的变量和不同的应用场合，已成为求解最优化问题的一种重要手段。掩模优化属于离散优化问题，而 PSO 和 GWO 更适用于连续变量优化，GA 的二进制编码方式更适合掩模的二值化特性。并且 GA 通过交叉变异机制可以跳出局部最优，而 PSO 和 GWO 可能会早熟收敛，优化效果不稳定。所以，在本文中我们选择 GA 来进行具体的研究。虽然遗传算法可以解决许多复杂问题，但由于其极易陷入局部最优，因此，在求解过程中须进行进一步的改进优化。以下，从改进策略和掩模优化方面来进行阐述。

混合遗传算法（Hybrid Genetic Algorithm, HGA）是将 GA 与其他优化技术结合起来的一种优化算法。通过融合遗传算法的全局搜索能力与其他优化方法的局部搜索能力，混合遗传算法能够更有效地探索解空间，避免陷入局部最优解，从而提高优化过程的收敛速度与解的精度。常见的混合遗传算法，通常结合模拟退火（SA）、PSO、蚁群算法（ACO）等其它优化技术，以达到更加优越的优化效果。如韩春利等<sup>[113]</sup>提出了混合 GA 和 BP(反向传播算法)的混合遗传算法，可以有效的避开局部最优。杜纲等<sup>[114]</sup>提出了将基于单个牛顿方程的非内部连续化算法引入到遗传算法。Wang Y L 等<sup>[115]</sup>提出了一种结合 GA 和禁忌搜索(TS)的混合遗传算法，将良好的搜索能力和较强的多元化能力相结合，以获得更好的全局最优解。Kong G L 等<sup>[116]</sup>将禁忌搜索机制嵌入到遗传算法混合，有效地降低了计算复杂度。

自适应遗传算法的核心思想是动态调整遗传算法的参数，使其能够根据当前种群的特性、适应度的分布或优化过程中的反馈信息进行调整。与传统的 GA 固定参数不同，自适应遗传算法在搜索过程中能够根据适应度评估、代数进展、种群多样性等因素实时优化参数。郑军等<sup>[117]</sup>提出自适应遗传算法的匹配方法，其交叉概率和变异概率随个体的适应度值而变化,避免了后者易陷入局部极值的缺

陷；张京钊等<sup>[118]</sup>提出了一种改进的自适应遗传算法，使群体中最大适应度值的个体的交叉率和变异率不为零；臧杰等<sup>[119]</sup>提出了保留最有个体的自适应遗传算法，每次重组算子保留最优个体，这有效避免了交叉、变异操作对最优解取值的干扰，解决遗传算法过早收敛的现象；Sun H 等<sup>[120]</sup>提出了一种禁忌搜索算法与 GA 相结合的混合遗传算法，进行源掩模优化以扩大搜索范围并脱离局部最优值，并以近似生成光刻源的全局最优结果。

近年来，DMD 掩模光刻技术因其具备高灵活性、低成本及快速图案切换等优势，逐渐在微纳加工领域中崭露头角。为实现高精度图形转移，研究者们广泛引入基于遗传算法、模拟退火、粒子群等智能优化算法，以提升掩模设计效率和成像质量。这些智能算法在光刻掩模优化中确实展现出一定的优势，如具备全局搜索能力、适应复杂目标函数等，成为逆光刻设计中的重要工具。然而，结合文献分析可以看出，在 DMD 数字光刻掩模优化的实践中，智能优化方法仍面临诸多挑战：

首先，由于光刻过程涉及复杂的物理机制（如光场传播、衍射、非线性曝光响应等），使得仿真计算过程极其庞大，进而导致优化过程计算复杂度高、收敛速度慢。尤其在高维非线性问题中，每一次迭代均需进行完整的图形仿真，极大增加了算法负担。其次，这类优化方法虽具备一定的全局搜索能力，但在面对复杂掩模结构或参数空间时仍易陷入局部最优，特别是在种群初始化、适应度函数构建及变异机制等方面稍有不妥，即可能导致优化结果与最优解偏离。最后，理论仿真模型难以完全涵盖实际工艺中的非理想因素，如 DMD 微镜阵列的抖动、光源的不稳定性、曝光剂量分布不均以及显影刻蚀过程中的变形等，这些因素导致优化结果与实验结果之间仍存在一定差距。因此，需构建更具工程适应性的仿真模型，并结合实验数据进行修正与验证，以提升光刻优化的实际有效性与可实现性。

## 1.4 研究目的及内容

针对以上问题，本文首先建立了一种结合 Hopkins 成像与 Abbe 成像优点的数字光刻仿真模型，提高了仿真精度的同时优化了计算效率。针对数字光刻掩模优化领域，其涉及离散像素编码（DMD 二元掩模）与连续光学优化（PE 误差最小化）的混合问题。遗传算法支持同时优化离散变量和连续变量，可通过不同的

编码方式（如二进制编码、实数编码）实现不同参数的协同优化。其适用于复杂多目标优化，相比于其它群智能算法更适用于光刻掩模优化任务。其次，为解决容易陷入局部最优的问题，本文采用三种智能算法改进遗传算法的优化方法进行掩模优化。通过结果对比，最终确定最速梯度下降-遗传算法（FGD-GA）优化效果最佳，其显著提升了收敛速度和全局搜索能力。然后，针对传统数字光刻仿真模型目标函数构建复杂的问题，本文完善了曝光模型参数，并在优化过程中引入噪声机制的遗传算法，进一步提升优化精度。最后，为了更加精确地模拟真实光刻过程，本文采用深度学习方法来训练真实的物理系统模型，使仿真结果与实验数据高度贴合，从而提高光刻优化的实际应用价值。如图 1-6 所示，为本文的整体技术路线图。

本论文总共分为六个章节，各章节主要内容如下：

第 1 章：绪论。本章首先阐述了课题的来源与背景，分析了光刻技术在半导体制造中的重要地位，并介绍了传统有掩模光刻技术的优缺点。引出了数字微镜器件（DMD）无掩模光刻技术，强调其在提高光刻分辨率和降低成本方面的优势。然后详细讨论了国内外 DMD 无掩模光刻技术和智能算法在数字掩模优化的研究现状，列举了相关的技术进展与应用案例，分析了技术发展中的瓶颈问题和未来发展趋势。最后通过对比传统光刻技术和无掩模光刻技术的特点，明确了本课题的研究意义与创新点。

第 2 章：DMD 数字光刻仿真模型建立。本章介绍了 DMD 数字光刻系统的基本构成和工作原理，重点讨论了系统的设计思路和关键技术。首先分析了 DMD 光刻系统的硬件组成，包括数字微镜器件、光源系统、投影系统等。接着，描述了基于 DMD 的光刻系统的成像模型，并对成像过程进行了详细的仿真分析。通过仿真模型的构建，探讨了光刻分辨率、曝光时间和光源强度等因素对系统性能的影响。最后，本章通过对不同参图形仿真实验，验证了仿真模型的可靠性。

第 3 章：基于改进遗传算法的 DMD 无掩模光刻优化。本章提出了一种基于改进遗传算法的 DMD 无掩模光刻优化方法，旨在提高光刻效果和系统效率。首先介绍了传统遗传算法的基本原理及其在光刻优化中的应用。然后，针对遗传算法在搜索精度和收敛速度方面的不足，提出了三种改进策略。接着，对比三种方法的效率和耗时得出最好的方案。本章内容成果已发表在中科院四区期刊 *Japanese Journal of Applied Physics* 上。

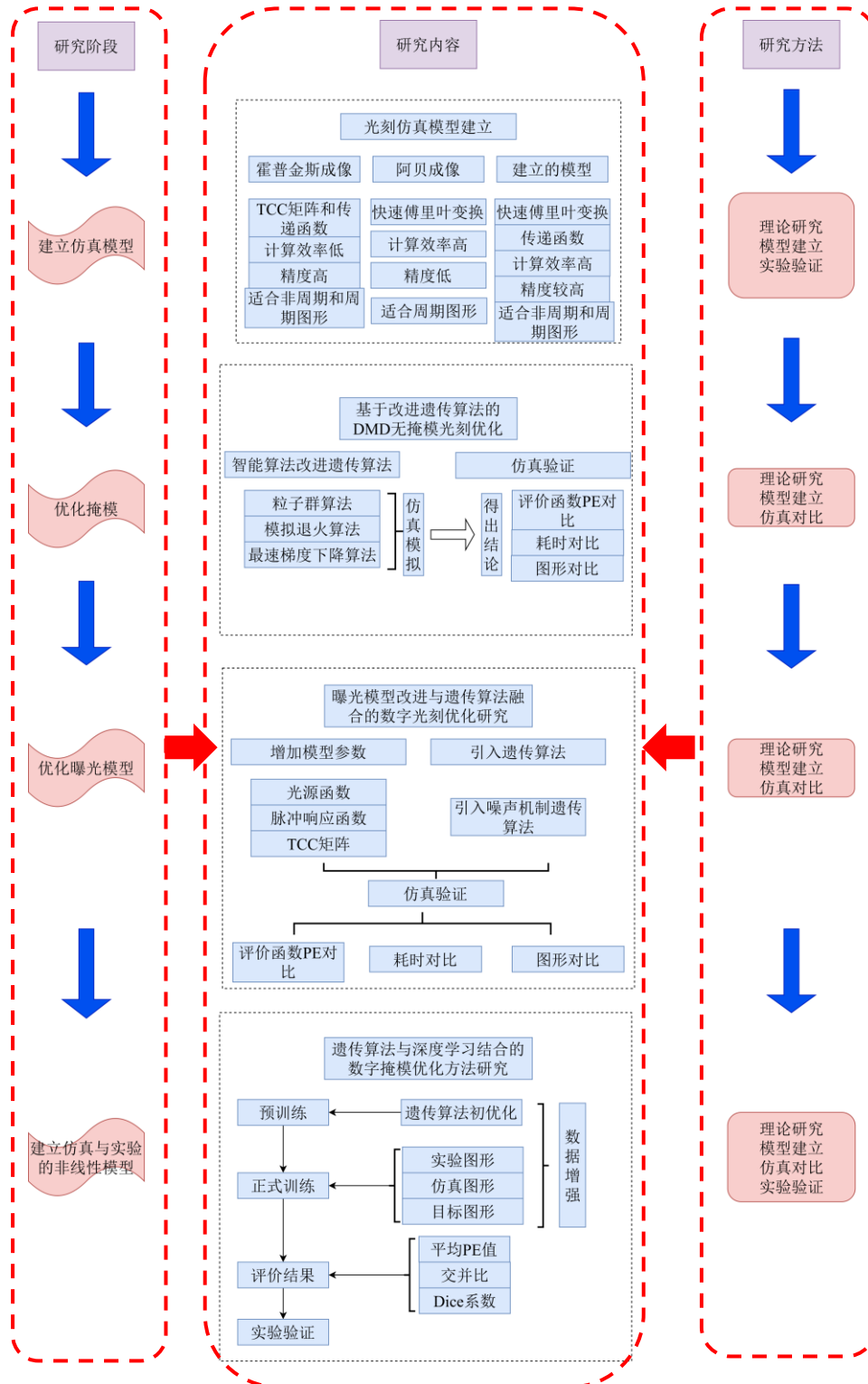


图 1-6 论文整体研究路线

第 4 章：基于混合遗传算法和改进曝光模型的 DMD 数字光刻优化。本章进一步研究了基于混合遗传算法和改进曝光模型的 DMD 数字光刻优化方法。首先，分析了传统曝光模型在光刻过程中存在的局限性，提出了改进的曝光模型，以提高曝光精度。然后，结合混合遗传算法，通过优化光源分布、曝光时间等关键参

数,引入噪声机制提升了光刻的分辨率和效率。本章通过与传统优化方法的对比,展示了混合遗传算法在 DMD 无掩模光刻系统中的应用效果。本章内容成果已发表在中科院二区 TOP 期刊 *Optics Express* 上。

第 5 章:遗传算法与深度学习结合的 DMD 光刻掩模优化方法研究。本章提出了一种结合遗传算法与深度学习的 DMD 光刻掩模优化方法,旨在把仿真模型和实验设备联系在一起。首先,回顾了掩模设计的基本原理及现有优化方法,指出了传统方法在复杂结构优化中的局限性。然后,结合深度学习模型,通过对大规模数据的训练,学习光刻掩模的优化模式,并与遗传算法相结合,遗传算法初优化的图片作为预训练的样本集内容,最后得到训练完的模型,通过实验验证得出训练后的模型与实际系统紧密的联系。

第 6 章:结论与展望。本章总结了本文的研究工作,回顾了 DMD 无掩模光刻技术的优化方法与创新点,归纳了基于改进遗传算法和深度学习结合的光刻优化方法的优点与应用前景。针对研究过程中发现的问题,提出了未来改进的方向,包括算法的进一步优化、系统硬件的升级以及多种光刻技术的融合应用。最后,本章展望了 DMD 无掩模光刻技术在半导体、微纳加工等领域的广阔应用前景,并提出了相应的技术挑战与发展趋势。

## 第 2 章 DMD 数字光刻仿真模型建立

### 2.1 数字微镜器件简介

DMD 是一种集微机电系统和空间光调制功能于一体的新型器件，其控制原理是采用静电驱动方式，各微镜组由两对电极分别控制，分别在不同的电压作用下，微镜可在 $\pm 12^\circ$ （或某一角度）内迅速切换，达到“开”和“关”两种状态，从而对入射光线进行调控，其原理图如图 2-1 所示。目前，被广泛应用于光刻、投影显示和光通信等领域，通过对光场的时空调控，可以获得理想的光场强度分布，从而获得理想的图案。

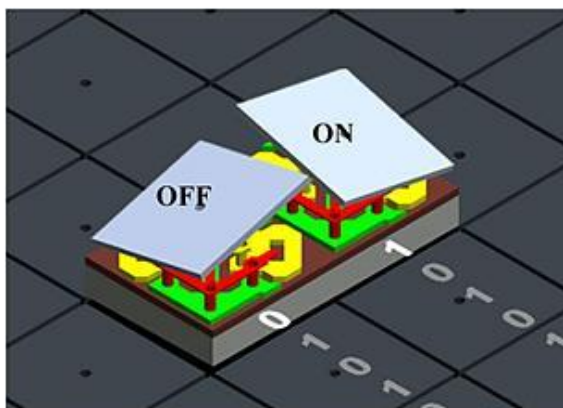


图 2-1 DMD 原理图<sup>[121]</sup>

### 2.2 部分相干成像理论

由于实际成像系统的光源一般都具有一定的尺寸，因此，尽管光源的中心位于光轴方向，但并不能被简单地认为是理想的。传统的方法是将一个固体光源的光轴外侧区域视为多个远离光轴的理想点光源，并将其在光轴方向上进行相干叠加，形成一种以部分相干光源为光源的部分相干成像系统。

DMD 数字光刻系统的真实成像遵循了部分相干成像原理，其数学模型可以简单地划分为霍普金斯成像（Hopkins）和阿贝成像（Abbe）两种。

### 2.2.1 霍普金斯成像

根据 Hopkins 成像理论, 光学成像系统可用如下各式表达:

$$I(f, g) = \iiint_{-\infty}^{+\infty} TCC(f'g', f'', g'') M(f', g') M^*(f'', g'') df' dg' df'' dg'' \quad (3-1)$$

$$I(x, y) = F^{-1}\{I(f, g)\} \quad (3-2)$$

其中,  $f, g$  表示频域坐标, “\*”为复共轭,  $x, y$  表示空间坐标,  $I(x, y)$ 、 $I(f, g)$  分别为空间光强和空间光强的二维傅立叶变换,  $M(f, g)$  是掩模  $M(x, y)$  的傅立叶变换,  $TCC(f'g', f'', g'')$  为交叉传输系数(Transmission Cross Coefficients), 是一个与掩模图形无关的二维卷积积分, 描述了从照明光源到像平面在内的整个光学成像系统的作用。

### 2.2.2 阿贝成像

Abbe 成像原理是阿贝在提高光刻分辨率方面提出的, 它区别于传统的几何光学方法, 从波的角度来描述光学成像, 即当光源以平面波的方式照射到物体表面后, 在物体表面发生夫琅禾费衍射并产生绕射波, 从而在成像透镜的频谱表面上形成一系列的衍射斑点, 再将其在像面上进行相干叠加, 其原理图如图 2-2 所示。

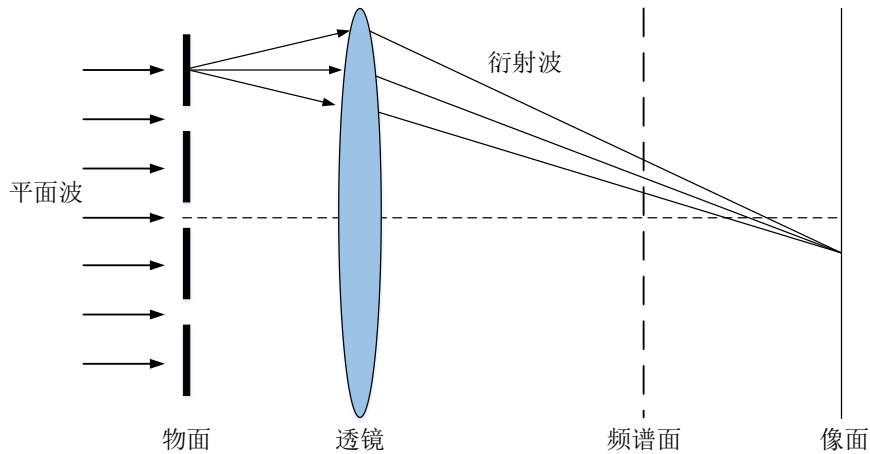


图 2-2 Abbe 成像算法原理图<sup>[122]</sup>

该计算过程可用以下四个步骤表示:

- (1) 对已曝光的光源进行离散, 并将其分解成一组不相干的光源;
- (2) 由分立的不相干光源所形成的平行平面波在透镜上绕射, 形成具有不同

衍射级数的衍射光束；

(3) 衍射光经过投射瞳滤除后，在像面上构成一空间影像；

(4) 将各不相干光源在像面上所产生的强度分布进行了不相干的叠加，最后得到了一个完整的空间图像。

点光源  $S$  像面的光强分布可表示为：

$$I_s(x, y) = \left| \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P(f_i, g_j) M(f_i - f_s, g_j - g_s) e^{-2\pi i(f_i x + g_j y)} \right|^2 \quad (3-3)$$

曝光光源经离散后的非相干光源在像平面形成的光强分布为：

$$I(x, y) = \frac{\sum_s J_s I_s(x, y)}{\sum_s J_s} \quad (3-4)$$

其中， $I_s(x, y)$  代表经点光源  $S$  照射后，掩模图形在像平面的光强分布， $J_s$  由 2.3.1 中公式(2-14)确定。

阿贝成像方法采用快速傅立叶变换（FFT）来计算点光源  $S$  在像面上的强度分布，而无需像霍普金斯方法那样求解 TCC 矩阵。由于其计算精度受光源采样值  $Q$  影响，进行  $Q$  次傅立叶变换可以提高计算准确性。此外，该方法对掩模形状较为敏感，若形状发生变化，则需要多次执行傅立叶变换以确保正确的成像结果。因此，在逆向光刻图形计算中，阿贝方法并不理想，因为它计算复杂且对掩模形态的变化要求较高。

## 2.3 数字光刻仿真模型建立

### 2.3.1 仿真模型构建

本文采用结合霍普金斯成像和阿贝成像理论的优点，建立一套完整的数字光刻仿真模型，以解决传统霍普金斯模型存在的计算量大、效率低等缺点。同时，通过简化光源处理流程，加入快速傅里叶变换，达到高效、准确的目的。在此基础上，本文拟采用直接定义光源形状（圆、长方形）、转动角度等方法，构建光源空间分布模型，以减少算法的计算量。本文将波函数引入到频率域，只需要一次计算，就可以实现对光源的部分相干性特征的模拟，从而大大简化了传统算法

中的多重计算过程。在此基础上,采用快速傅立叶变换与传输函数相结合的方法,将传输函数转化为包含波长、传输距离、折射率等参量的函数,以表征光从掩模到像面的相位变化。该结构可有效捕获高数值孔径下的衍射效应,并通过对傅立叶变换与反变换过程的优化,进一步提高计算效率。本文全部仿真均在配置为 Windows11 处理器英特尔酷睿 i9-13900HX、GeForce RTX 4060、16GB RAM 和 Pycharm2023 的软件上运行。

相比传统霍普金斯理论模型,本文方法在处理复杂掩模图案时,能够在保持高精度的基础上显著降低计算量。特别是对于复杂光源场景(如部分相干或非相干光源),该方法通过直接调整光源形状参数实现了对光源分布的灵活控制,同时避免了传统模型中因光源分区导致的累积误差。此外,该方法通过将模拟图像二值化处理,并结合图形偏差(PE)的计算,提供了对成像质量的定量评估指标,有助于进一步提升光刻优化流程的可操作性和结果的可解释性。综上所述,本文改进的霍普金斯模型充分考虑了计算效率和仿真精度的需求,特别适用于复杂掩模图案、高分辨率光刻和部分相干光源的快速仿真,为数字光刻技术的研究和开发提供了高效、可靠的技术支持。

傅里叶变换是信号处理、图像处理和数学中的重要工具,其核心功能是将函数从其原始域(例如时域或空间域)变换到频域。基于这一特性,在进行数字光刻模拟时,可以利用傅里叶变换分析掩模和光源的频率响应。对于一维函数,其连续傅里叶变换定义如下:

$$F(f) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-2\pi i f x} dx \quad (3-5)$$

其中  $f(x)$  是空间域中的函数,  $F(f)$  是频域中的函数,  $x$  是空间变量,  $f$  是频率变量。

对于二维图像,如 DMD 数字光刻模拟中的掩模图像,其二维傅里叶变换定义为:

$$F(f_x + f_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) e^{-2\pi i (f_x x + f_y y)} dx dy \quad (3-6)$$

其中  $f(x, y)$  是二维空间域中的图像,  $F(f_x + f_y)$  是二维频域中的图像,  $(x, y)$  是二维空间坐标,  $(f_x, f_y)$  是二维频率坐标。

光源模型在模拟中占据核心地位,详细描述了用于曝光的光的特性,如波长、强度和角度分布。为了更精确地模拟这些特性,在霍普金斯模型中,光源通常被

建模为平面波或球面波。角度分布主要由光源的大小和形状决定。

传递函数描述了光通过掩模后的变化。对于霍普金斯光刻模拟，其传递函数可表示如下：

$$H = \exp(-j^2 \pi \lambda z \frac{f_x^2 + f_y^2}{n^2}) \quad (3-7)$$

其中， $\lambda$  是光的波长， $z$  是光源到物体的距离， $f_x$ ， $f_y$  是频率坐标， $n$  是折射率， $j$  是虚数单位。

霍普金斯方程描述了光刻过程中的图像强度，对于简化场景可表示为：

$$I(x,y) = |F^{-1}\{O(u,v)H(u,v)\}|^2 \quad (3-8)$$

其中， $I(x,y)$  是晶圆平面上的图像强度， $O(u,v)$  是掩模平面上物体函数的傅里叶变换， $H(u,v)$  是传递函数， $F^{-1}$  是逆傅里叶变换操作， $(x,y)$  是二维空间坐标， $(u,v)$  是二维频率坐标。

### 2.3.2 仿真结果分析

为了减少整体的计算量和耗时，在本文中采用像素为 $30 \times 30$ 的心形和圆形进行仿真测试，具体霍普金斯光刻模型的仿真，如图2-3所示。

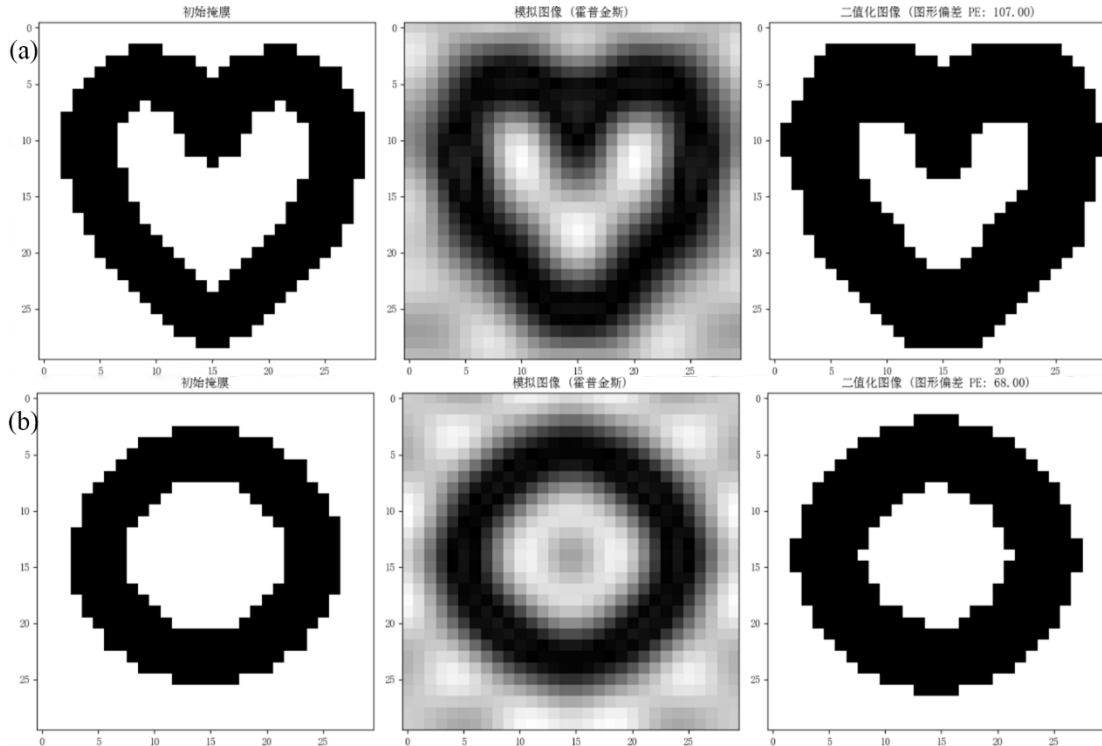


图2-3 霍普金斯光刻模型的仿真示例。(a) 爱心图案；(b) 圆形图案

从图 2-2(a)和(b)可以看出, 爱心形图案光刻模拟后原始图像和模拟图像之间的 PE 值为 107。圆形图案光刻模拟后原始图像和模拟图像之间的 PE 值为 68。仿真参数如表 2-1 所示, 主要有光源旋转角度、波长、图像大小、距离、掩模尺寸和折射率。

表 2-1 仿真参数表

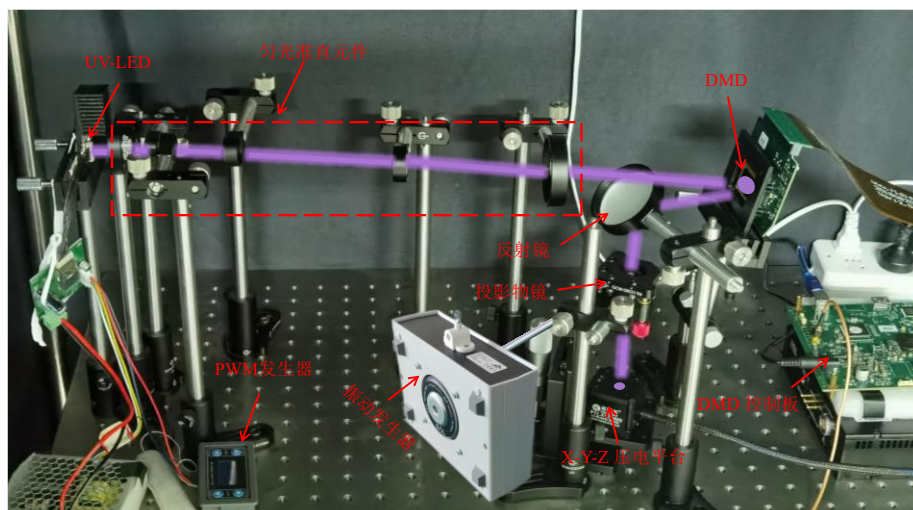
| 参数         | 规格    |
|------------|-------|
| 光源旋转角度 (度) | 0     |
| 波长 (纳米)    | 405   |
| 图像大小 (米)   | 0.08  |
| 距离 (米)     | 0.6   |
| 掩模尺寸       | 30×30 |
| 折射率        | 1.5   |

## 2.4 实验验证

为了进一步验证仿真结果的可靠性, 采用 700×700 像素的圆形和心形图案进行实验验证。本章将结合搭建的 DMD 无掩模光刻系统实验平台进行初步的实验验证, 将不同图像的掩模数据传输到 PC 端进行实验。最后, 经过曝光、水洗等一系列操作之后得到所需的光刻图形。

### 2.4.1 实验系统简介

验证实验是在本课题组前期搭建的 DMD 无掩模数字光刻系统上进行的, 如图 2-4 所示。其利用脉冲宽度调制(PWM)技术, 实现 UV-LED 光源与 DMD 图像同步控制, UV-LED 光源仅在图形显示于 DMD 芯片表面时点亮。此外, 离散光通过均匀光准直元件校准后照射到 DMD 芯片表面, 再通过投影物镜曝光到三维高精度移动平台基底上。其中, 曝光图案可以通过计算机灵活设计切换, 有效降低了传统物理掩模板的制作成本。

图 2-4 DMD 无掩模光刻系统的实物图<sup>[123]</sup>

### 2.4.2 实验流程介绍

本文以 DMD 无掩模光刻系统作为平台进行曝光实验，其主要流程包括：基片处理、涂胶、曝光、水洗、干燥、去胶。具体的实验过程为：

#### (1) 基片预处理

在光刻实验中，基片的清洁处理是确保光敏树脂能够均匀粘附的关键步骤。基片表面如有灰尘、油污或杂质，将直接影响树脂的粘附性，进而影响图形的曝光效果。污染的基片可能导致曝光过程中树脂的不均匀固化，进而影响最终光刻结构的质量。因此，在本实验中，首先对盖玻片进行预处理。所选用的盖玻片为一次性使用，规格为  $24\text{ mm} \times 24\text{ mm}$ ，厚度为  $0.13\text{ mm}$ 。尽管为一次性使用，但在生产、运输、存储过程中可能附着微小杂质。实验中，盖玻片首先使用酒精进行清洗，随后采用擦镜纸擦拭，避免手指接触，以减少二次污染的风险。

#### (2) 涂胶（浸入光敏树脂）

光敏树脂的涂布质量直接影响图形的曝光效果。在本实验中，采用浸爆法将盖玻片倒扣于装有光敏树脂的容器内，确保树脂均匀涂布在盖玻片的下表面。通过浸泡过程，光敏树脂覆盖了整个盖玻片表面，形成均匀的胶层，如图 2-5 所示。此步骤要求操作人员避免气泡的形成，并确保树脂表面无固体杂质或气泡污染，以免影响曝光效果。



图 2-5 浸爆法涂胶

### (3) 曝光

曝光是光刻过程中最关键的步骤，决定了图案的形状和质量。在本实验中，紫外光源通过光学系统照射光敏树脂，利用光敏树脂对特定波长紫外光的敏感性，引发光敏树脂的聚合反应。具体操作中，盖玻片被倒扣放置在容器中，紫外光直接照射树脂表面，如图 2-6 所示，为三角形图案的曝光过程。曝光过程中，光敏树脂在紫外光照射下会固化，而未照射到的部分则保持液态。在此过程中，紫外光源的波长、照射强度及曝光时间均需根据光敏树脂的特性精确控制，以确保图案的精度和光刻效果。如图所示为三角形曝光的图片。

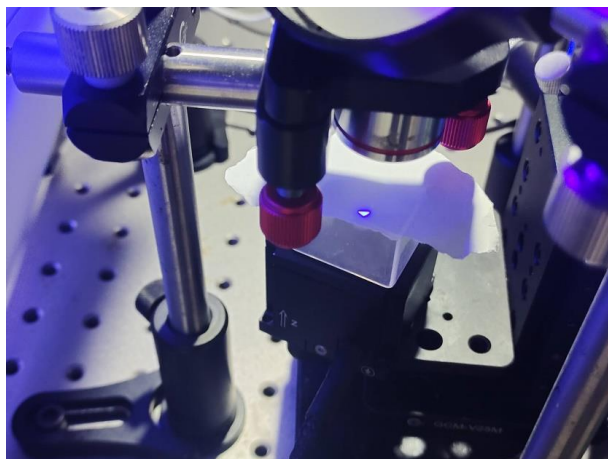


图 2-6 曝光过程

### (4) 水洗

曝光后，未固化的光敏树脂需要通过水洗去除。由于本实验所用光敏树脂为水溶性树脂，可以直接使用水进行清洗。水洗步骤主要通过浸泡曝光后的盖玻片，将未固化的树脂部分冲洗掉。水洗的目的是清除掉所有未曝光区域的树脂，以保

持图案的完整性。为了确保彻底清洗,若水洗过程中仍残留少量树脂,可使用 95% 酒精进行清洗。水洗时间需严格控制,过长会影响光刻图案的精度,过短则可能导致树脂残留,影响后续观察和图像质量。如图所示为水洗的步骤。

#### (5) 干燥

水洗后的基片表面会残留水分,水渍如果不及时去除,会干扰显微观察,并可能对光刻结构的质量产生影响。为了避免水渍影响观察,在水洗后,使用乳胶气吹球进行吹干处理。气吹处理能够有效去除水分,保持光刻结构的完整性。需要注意的是,高温烘干可能会导致光敏树脂的变形或损坏,因此本实验选择了低温干燥方式。

#### (6) 去胶

去胶步骤是完成光刻图案转移的最后一步,目的是将光敏树脂从基片上去除,得到最终的光刻图案。水洗和干燥后,已曝光并固化的光敏树脂形成了稳定的图案结构,经过去胶处理后,最终得到所需的光刻图案。这一过程确保了树脂与基片之间的分离,完成了整个光刻流程。

### 2.4.3 实验结果分析

如图 2-7(a)所示,爱心图形的霍普金斯光刻模拟后原始图像和模拟图像之间的 PE 值为 11292。如图 2-7(b),圆形的霍普金斯光刻模拟后原始图像和模拟图像之间的 PE 值为 11553。

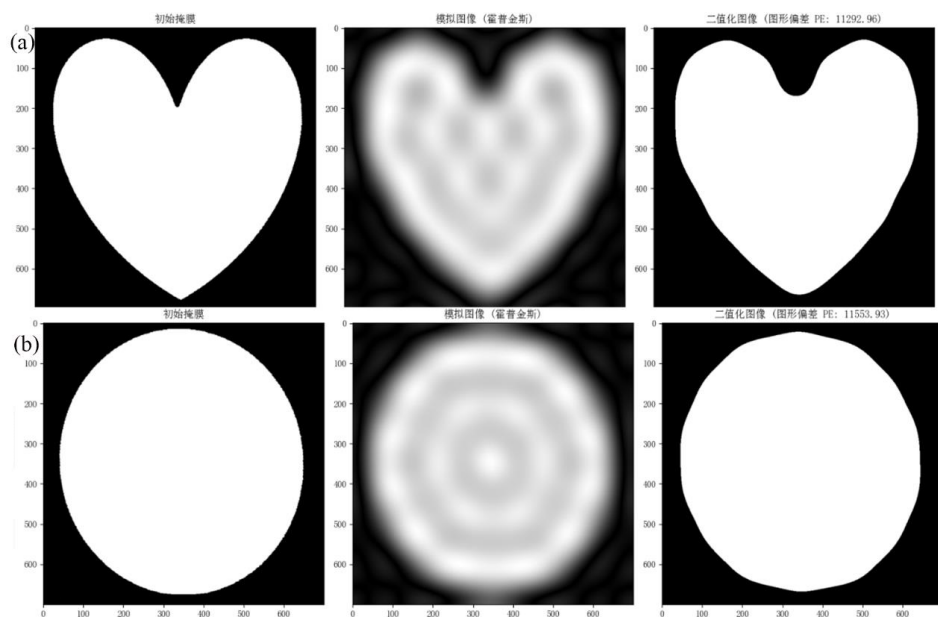


图2-7 数字光刻仿真。(a) 爱心形; (b) 圆形

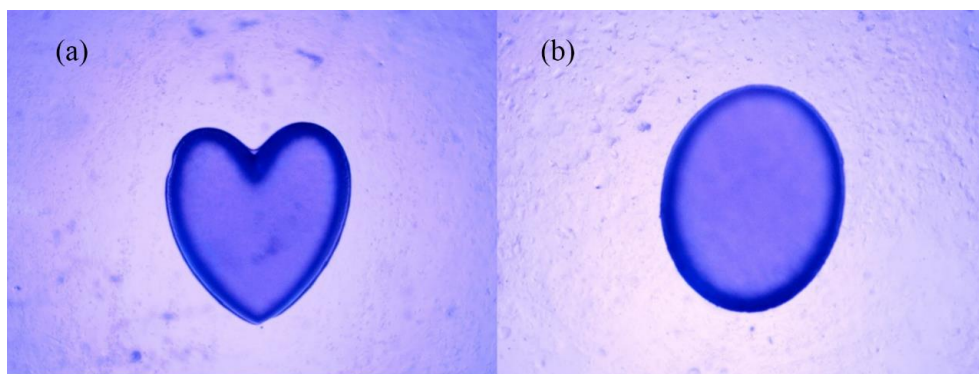


图 2-8 实验验证。(a) 爱心形；(b) 圆形

如图 2-8(a)和 8(b)所示，为爱心图像和圆形图像的实验图。对比仿真图形与实验图像，其轮廓大致相似，验证了仿真模型的初步可行性。

## 2.5 本章小结

本章详细探讨了 DMD 的结构与功能，尤其强调了其在光刻技术中的应用。通过对部分相干成像理论的分析，本章介绍了霍普金斯成像和阿贝成像技术，并结合基于霍普金斯成像的精度高和阿贝成像的效率高的优点，建立了一个新的数字光刻仿真模型，旨在提高计算效率和减少运算时间并使模型接近于真实的实验设备。实验验证部分，证明了所建立模型的有效性。

## 第 3 章 基于改进遗传算法的数字掩模光刻精度优化

### 3.1 基于传统遗传算法的数字掩模光刻精度优化

本文选择 GA 对无掩模光刻工艺进行优化，重点研究了逆光刻技术。我们之所以选择遗传算法，是因为它具有处理光刻图案优化中典型的复杂非线性优化问题的强大能力。遗传算法的优势特别明显，它具有抗噪声的弹性，并且能够熟练地探索大型、复杂的解空间，这在逆光刻中是至关重要的。在这种情况下，优化环境是巨大的、多维的，因此需要一种能够有效地穿越众多变量和约束的方法。尽管遗传算法的优化速度通常较慢，但其避免局部最优的能力和基于种群的多种解探索方法使其特别适合于逆光刻的非线性和复杂性。该算法的适应性还允许将特定光刻约束（如曝光限制和模式保真度）轻松纳入优化过程。在本文中，详细介绍了 GA 交叉和突变操作的具体实现和微调，以适应逆光刻技术的独特挑战。

#### 3.1.1 遗传算法的编码

在数字光刻中，特定的掩模设计可以表示为二维数组。为了使用遗传算法优化此设计，需要选择合适的编码方法将此二维掩码转换为染色体结构。在此上下文中，已采用二进制编码。给定一个二维掩码  $M_{ij}$ ，像素大小为  $m \times n$ ，掩码中的每个像素都可以表示为  $M_{ij}$ ，其中  $i = 1, 2, \dots, m$  和  $j = 1, 2, \dots, n$ 。每个像素对应于染色体上的一个位点，具体编码如下：

$$M_{ij} = \begin{cases} 1 & (on) \\ 0 & (off) \end{cases} \quad (4-1)$$

#### 3.1.2 适应度函数

为了评估每条染色体的质量（也称为候选解），采用了适应度函数。在数字光刻中，适应度函数旨在测量模拟图像和目标图像之间的差异。为此， $PE$  被用作适应度值。给定一个二值化模拟图像和一个目标二值化图像， $PE$  可以定义如下：

$$PE = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |I_{sim}(i, j) - I_{target}(i, j)| \quad (4-2)$$

其中,  $m$  和  $n$  分别为图像的行数和列数。

适应度函数定义为:  $f(x) = -PE$ 。由于目标是最小化图形偏差, 因此, 选择适应度函数为负值。这使得遗传算法在搜索过程中优先选择值较小的染色体。

$$P = \frac{PE_1 - PE_2}{PE_1} \quad (4-3)$$

其中  $P$  是改进百分比,  $PE_1$  为初始适应度值,  $PE_2$  为优化适应度值。

在这项工作中, 引用改进百分比来衡量算法的优化程度。初始化采用随机生成初始总体。选择使用轮盘选择来选择染色体, 为随后的交叉和突变做好准备。轮盘选择是基于染色体的适合度。适合度高的染色体被选择的可能性更大。染色体被选择的概率与其适合度成正比。选择的概率可以表示为:

$$P(x) = \frac{f(x)}{\sum_{i=1}^N f(x_i)} \quad (4-4)$$

其中  $P(x)$  是染色体;  $x$  为被选中的概率;  $f(x)$  是染色体的适应度;  $N$  是种群数量。

本文采用单点交叉法, 在该方法中随机选择两条染色体和一个交点, 然后交换两条染色体在交点后的部分。

$$x_1^* = x_{1,1:c} + x_{2,c+1:end} \quad (4-5)$$

$$x_2^* = x_{2,1:c} + x_{1,c+1:end} \quad (4-6)$$

其中  $x_1$  和  $x_2$  是参与交叉的两条亲本染色体,  $c$  是随机选取的交点。它是 1 和染色体长度之间的整数,  $x_1^*$  和  $x_2^*$  是杂交后产生的两条新染色体。

在随机突变策略中, 染色体的一小部分根据预先确定的突变概率随机改变。对于染色体而言, 其基因会发生突变, 并具有一定的突变概率。

$$x_i^* = x_i + a \quad (4-7)$$

染色体发生突变的地方, 就是基因选择突变的位置。它是 1 与染色体长度之间的整数, 是突变概率。它是一个介于 0 到 1 之间的十进制数字, 表示基因突变的概率, 是变异的随机量, 通常是一个小的随机值, 它会修改基因的当前值。

### 3.1.3 算法流程介绍

利用遗传算法优化 DMD 数字光刻掩模的过程，如图 3-1 所示。首先，将初始掩码导入系统。随后，对该掩模进行数字光刻模拟以生成参考结果。为了细化掩码，根据原掩码的设计，采用遗传算法优化初始化种群。该算法的核心涉及迭代步骤：首先，根据适应度从总体中选择个体（掩模设计）。其次，选择个体进行配对，并使用两点交叉方法组合，以产生潜在的增强后代。最后，为了引入可变性并避免过早收敛，个别比特（代表掩模像素）偶尔会被翻转。

在这些步骤之后，算法评估是否达到终止条件，即是否达到最大代数。如果终止条件仍然不满足，算法将返回初始化种群阶段，创建新的种群，继续进化过程。如果满足条件，则算法结束运算并输出优化后的掩码。这种方法最终结果是，通过该算法提供一个优化的掩模，经过无数代的改进，有望在数字光刻模拟过程中更紧密地与目标图像对齐。

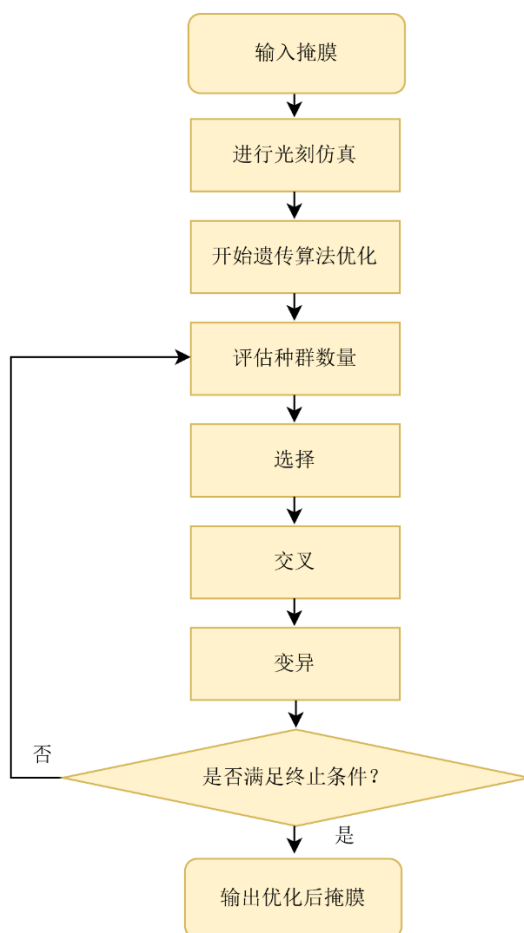


图 3-1 遗传算法的流程图

### 3.2 改进遗传算法策略

本文提出了三种改进遗传算法的策略,分别为基于模拟退火算法改进遗传算法、基于粒子群算法改进遗传算法和基于最速梯度下降算法改进遗传算法。根据以上三种方法对比,可得出效果最好的那种方法。

#### 3.2.1 基于模拟退火算法改进遗传算法

模拟退火算法(SA)是一种受固体退火过程启发的启发式全局优化方法。在这种方法中,系统在高温下达到热平衡,之后温度逐渐降低,直到系统冷却并结晶,最终达到最低能量状态。在遗传算法中,利用遗传算法的搜索策略来调整遗传算法的操作,从而增强遗传算法的全局搜索能力,加快收敛速度。

$$T_{new} = T_{current} \times cooling\_rate \quad (4-8)$$

其中  $T_{new}$  为更新后的温度;  $T_{current}$  为当前温度;  $cooling\_rate$  是冷却速率。

在 SA 算法中,每次迭代通过在当前解的邻域中随机选择一个位置并改变其值来产生一个新的解。将新解的适应度与当前解进行比较,并根据一定的准则决定是否接受新解。接受新解的标准如下:(1)如果新解的适应度优于当前解,则直接接受新解;(2)如果新解的适应度不如当前解,但满足以下条件,则仍接受新解。

$$A_p = \exp\left(\frac{C_f - N_f}{T}\right) \quad (4-9)$$

其中  $C_f$  为当前解的适应度;  $N_f$  为新解的适应度;  $T$  是当前温度。

具体的优化流程如下。首先,使用 SA 算法生成和优化一个起始解。然后将优化后的解作为初始种群中的个体,利用遗传算法进行进一步优化。通过这种方式的整合,既利用了遗传算法的全局搜索能力,又利用了遗传算法的并行搜索和优化能力,从而在更短的时间内得到更好的解。具体的算法伪代码如表 3-1 所示。

表 3-1 基于模拟退火算法改进遗传算法的伪代码

---

Algorithm : 基于模拟退火算法改进遗传算法的伪代码

---

```

Require: initial_mask_path = "11.bmp"    // 初始掩膜图像路径
Require: target_image_path = "11.bmp"    // 目标图像路径
Require: lambda_ = 405e-9, L = 0.08, z = 0.6 // 光刻仿真物理参数
Require: pop_size = 200, cxpb=0.5, mutpb=0.2 // 遗传算法控制参数
Require: T_initial=100, T_final=0.1, alpha=0.9 // 模拟退火控制参数
Require: Iter_max = 1000                // 最大进化代数

// 第一阶段：模拟退火生成高质量初始解
1: // 初始化
2: Read initial_mask and target_image as grayscale matrices
3: Initialize SA_individual = random binary vector (length = mask_pixels)
4: Calculate initial fitness (PE_initial) via lithography simulation

5: // 模拟退火主循环
6: while SA_iter < SA_max_iter do
7:   Generate new_solution by flipping a random bit
8:   Calculate new_fitness via lithography simulation
9:   if new_fitness < current_fitness then
10:    Accept new_solution
11:   else
12:    Accept with probability exp(-Δfitness/T)
13:   Update T = T * alpha
14:   Record best_solution
15: end while

// 第二阶段：遗传算法全局优化
16: // 遗传算法初始化
17: Initialize population with best_solution from SA
18: for i = 1 to pop_size do
19:   Generate individuals via binary encoding (0/1 pixels)
20: Calculate fitness via lithography simulation (Eq 3.1)

21: // 遗传算法主循环
22: while Iter < Iter_max do
23:   // 进化操作
24:   Select parents via tournament selection (tournsize=3)
25:   Apply crossover (cxTwoPoint) with probability cxpb
26:   Apply mutation (bit-flip) with probability mutpb
27:
28:   // 精英保留策略
29:   Evaluate offspring fitness via lithography simulation
30:   Update pbest and gbest
31:   if fitness(offspring) < fitness(pbest) then
32:     pbest ← offspring
33:   if fitness(pbest) < fitness(gbest) then
34:     gbest ← pbest
35:
36:   // 种群更新
37:   Replace population with offspring
38:   Iter ← Iter + 1
39: end while
// 结果输出
40: Generate optimized_mask from gbest
41: Simulate lithography with optimized_mask
42: Calculate PE_best = |binary_image - target_image|
43: Save optimized_mask.png
44: Plot comparison figures and fitness evolution curves

```

---

### 3.2.2 基于粒子群算法改进遗传算法

粒子群优化算法（PSO）是一种受鸟群觅食行为启发的启发式搜索算法。在粒子群中，每个粒子都有一个位置、速度和它所经历的最佳位置。这些粒子在搜索空间中飞行，根据它们自己的经验和其他粒子的经验更新它们的位置。在每次迭代中，每个粒子使用以下公式更新其速度和位置：

$$v_i^{new} = \omega \times v_i^{old} + c_1 \times r_1 \times (pbest_i - x_i^{old}) + c_2 \times r_2 \times (gbest_i - x_i^{old}) \quad (4-10)$$

$$x_i^{new} = x_i^{old} + v_i^{new} \quad (4-11)$$

表 3-2 基于粒子群算法改进遗传算法的伪代码

---

Algorithm: 基于粒子群算法改进遗传算法的伪代码

---

```

// Step 1: 图像读取与灰度转换
1: Read initial_mask_rgb ← imread(initial_mask_path)
2: initial_mask ← rgb2gray(initial_mask_rgb)
3: Read target_image_rgb ← imread(target_image_path)
4: target_image ← rgb2gray(target_image_rgb)
// Step 2: 初始光刻仿真与图形偏差计算
5:
simulated_image ← hopkins_digital_lithography_simulation(initial_mask, λ, L, z, dx, dy, n, source_size, source_shape, source_angle)
6: threshold ← 0.5 × max(simulated_image)
7: binary_image ← binarize(simulated_image, threshold)
8: PE_initial ← sum(|binary_image - target_image|)
9: initial_binary_simulated_image ← binarize(simulated_image, threshold)
// Step 3: 定义适应度函数
10: Define eval_fitness(individual):
11:     mask ← reshape(individual, shape of initial_mask)
12:     sim_img ← hopkins_digital_lithography_simulation(mask, ...)
13:     bin_img ← binarize(sim_img, threshold)
14:     PE ← sum(|bin_img - target_image|)
15:     return PE
// Step 4: 构建遗传算法个体与种群
16: Create FitnessMin (目标最小化)
17: Create Individual ← list + FitnessMin
18: Register individual ← 随机布尔数组 (shape = initial_mask)
19: Register population ← repeat(individual, pop_size)
20: Register evaluate ← eval_fitness
21: Register crossover ← cxTwoPoint
22: Register mutation ← mutFlipBit(indpb=0.01)
23: Register selection ← Tournament(tournsize=3)
// Step 5: 粒子群优化初始化
24: For i = 1 to population_size do
25:     position ← 随机 0 或 1 矩阵 (shape=initial_mask)
26:     velocity ← Uniform(-v_max, v_max)
27:     初始化粒子 Particle(position, velocity)
// Step 6: 粒子群主循环
28: For generation in 1 to generations do
29:     For each particle:
30:         fitness ← eval_fitness(particle.position)
31:         更新粒子的最优解 (个人) 与全局最优解
32:         r1, r2 ← 随机数
33:         更新粒子速度
34:         particle.velocity ← inertia × v + p_weight × r1 × (pbest - pos) + g_weight × r2 × (gbest - pos)
35:         clip velocity ∈ [-v_max, v_max]
36:         更新位置 ← round(pos + velocity), clip ∈ [0,1]
37:     End for
// Step 7: 使用 PSO 结果初始化遗传算法种群
38: best_mask ← reshape(global_best_position, flat)
39: initial_individual ← Individual(best_mask)
40: pop[0] ← initial_individual
41: Initialize hof ← HallOfFame(1), stats ← (min, max, avg, std)
// Step 8: 遗传算法主循环优化
42: pop, log ← eaSimple(pop, toolbox, cxpb=0.5, mutpb=0.2, ngen=1000, stats, hof, verbose=True)
43: best_mask ← reshape(hof[0], shape of initial_mask)
// Step 9: 输出优化结果并计算 PE
44: best_simulated_image ← hopkins_digital_lithography_simulation(best_mask, ...)
45: best_binary_image ← binarize(best_simulated_image, threshold)
46: PE_best ← sum(|best_binary_image - target_image|)
47: Print 初始 PE 与 优化后 PE
48: Print 总运行时间

```

---

其中,  $v_i^{new}$  和  $v_i^{old}$  分别表示粒子  $i$  的新速度和旧速度;  $x_i^{new}$  和  $x_i^{old}$  分别表示粒子  $i$  的新位置和旧位置;  $\omega$  为惯性权重, 控制粒子保持当前方向的能力;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因素,  $r_1$  和  $r_2$  分别代表个人学习能力和全局学习能力;  $pbest_i$  为  $[0,1]$  范围内的随机数;  $gbest_i$  为粒子  $i$  的个体最优位置。

本文采用粒子群算法对遗传算法的初始种群进行优化, 这意味着 PSO 被用来找到一个好的起始解, 然后将其作为遗传算法的初始个体。随后, 采用标准遗传操作 (如选择、交叉和突变) 进一步优化该初始种群。具体的算法伪代码如表 3-1 所示。

### 3.2.3 基于最速梯度下降算法改进遗传算法

最速梯度下降算法 (FD) 是一种求函数局部最小值的迭代方法。它的工作原理是通过计算函数在给定点处的梯度来确定搜索方向。数学上, 这可以表示为:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k \nabla f(x) \quad (4-12)$$

其中  $x_k$  为在步骤  $k$  的位置;  $\alpha_k$  为学习率,  $\nabla f(x)$  为函数在位置处的最快梯度。

为了将 FD 算法与遗传算法相结合, 首先使用遗传算法生成初始种群。然后, 在每一代开始时, 将 FD 算法应用于种群中的每个个体进行局部优化。这样, 遗传算法的全局搜索能力与 FD 算法的局部搜索能力相结合, 得到了更好的解。

为了实现 FD 算法, 有必要定义如何计算梯度。在这个应用中, 梯度表示  $PE$  相对于掩模图像的变化率, 这种梯度可以用数值方法估计。具体来说, 对于一个函数, 其在点处的梯度可以近似为:

$$\nabla f(x) \approx \frac{f(x+h) - f(x)}{h} \quad (4-13)$$

其中,  $h$  是一个很小的正数。

对于种群中的每个个体, 使用 FD 算法更新其掩模图像。这个过程包括计算当前位置的梯度, 然后根据梯度和学习率更新位置。具体算法伪代码如表 3-3 所示。

表 3-3 基于最速梯度下降算法改进遗传算法的伪代码

---

Algorithm: 基于最速梯度下降算法改进遗传算法的伪代码

---

```

// Step 1: 图像读取与预处理
1: Read initial_mask ← imread(initial_mask_path, as_gray=True)
2: Read target ← imread(target_image_path, as_gray=True)

// Step 2: 光刻仿真（初始掩膜）
3: simulated_image ← hopkins_digital_lithography_simulation(initial_mask, λ, L, z, dx, dy, n, source_size, source_shape,
source_angle)
4: threshold ← 0.5 × max(simulated_image)
5: binary_image ← binarize(simulated_image, threshold)

// Step 3: 最速梯度下降优化掩膜图像
6: optimized ← float32 copy of initial_mask
7: gradient ← Sobel(optimized, dx=1, dy=1)
8: while True do
9:   optimized ← optimized - step_size × gradient
10:  clip optimized ∈ [0, 1]
11:  new_gradient ← Sobel(optimized, dx=1, dy=1)
12:  new_error ← sum(abs(optimized - target))
13:  if |new_error - error| < epsilon then
14:    break
15:  gradient ← new_gradient
16:  error ← new_error
17: end while
18: optimized ← (optimized > 0.5) ? 1 : 0 // 二值化优化掩膜

// Step 4: 仿真优化后掩膜图像
19: simulated_optimized_image ← hopkins_digital_lithography_simulation(optimized, λ, L, z, dx, dy, n, source_size,
source_shape, source_angle)
20: threshold ← 0.5 × max(simulated_optimized_image)
21: binary_optimized_image ← binarize(simulated_optimized_image, threshold)

// Step 5: PE 计算（偏差度量）
22: PE1 ← sum(|initial_mask - target|)
23: PE2 ← sum(|binary_optimized_image - target|)

// Step 6: 结果可视化
24: Plot initial_mask, simulated_image, target
25: Plot optimized, simulated_optimized_image, binary_optimized_image
26: Show PE1, PE2 in titles

// Step 7: 图像保存
27: scaled_binary_image ← optimized × 255
28: Save scaled_binary_image as "jt11.bmp"

```

---

### 3.3 算法测试对比

为了评估 PSO、SA 和 FD 改进 GA 在复杂函数优化中的性能，本文将这四种算法应用于多个标准测试函数，并进行性能对比。具体来说，本文采用了四个广泛使用的基准测试函数：Sphere 函数、Rastrigin 函数、Griewank 函数和 Ackley 函数。每个测试函数的理论最小值均为 0，目的是验证各算法在这些测试函数中的优化能力。

1. Sphere 函数：  $-100 < x_i < 10$ ，  $i=1, 2, 3, 4, \dots, n$

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (4-14)$$

2. Rastrigin 函数:  $-32 < x_i < 32$ ,  $i=1, 2, 3, 4, \dots, n$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (4-15)$$

3. Griewank 函数:  $-5.12 < x_i < 5.12$ ,  $i=1, 2, 3, 4, \dots, n$

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i - \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1 \quad (4-16)$$

4. Ackley 函数:  $-600 < x_i < 600$ ,  $i=1, 2, 3, 4, \dots, n$

$$f_4(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e \quad (4-17)$$

图 3-2 至图 3-5 显示了三种算法: 粒子群优化-遗传算法、模拟退火-遗传算法以及最速梯度下降算法-遗传算法在处理四个标准测试函数 Sphere、Rastrigin、Griewank 和 Ackley 时的性能表现。横坐标表示迭代次数, 纵坐标代表当前迭代下各算法所达到的最优解, 其中理论最优解为零。结果显示, FD-GA 算法相较于其他算法在达到最优解方面具有明显的速度和精度优势。

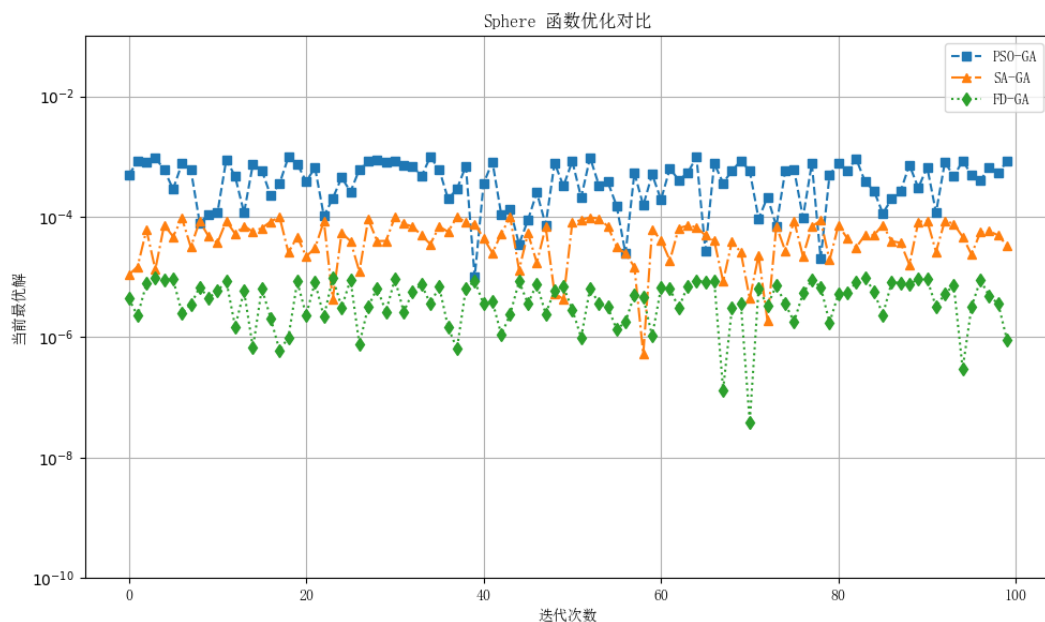


图 3-2 Sphere 函数

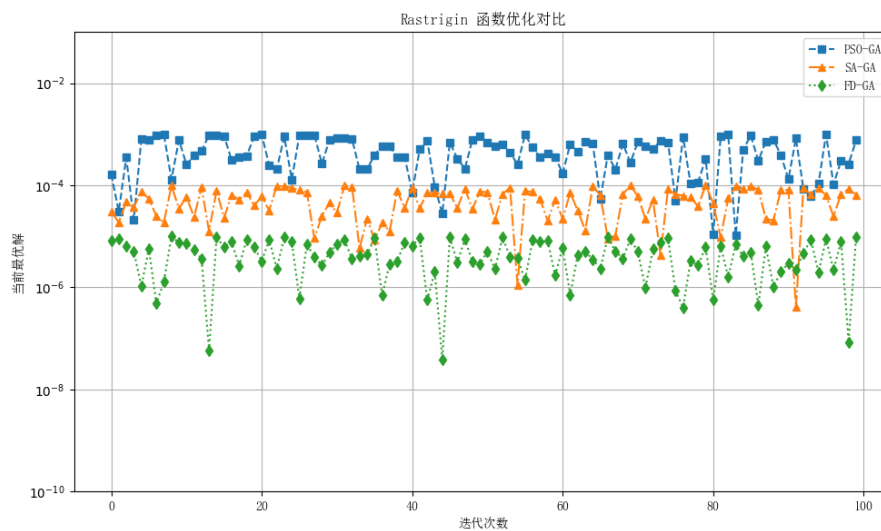


图 3-3 Rastrigin 函数

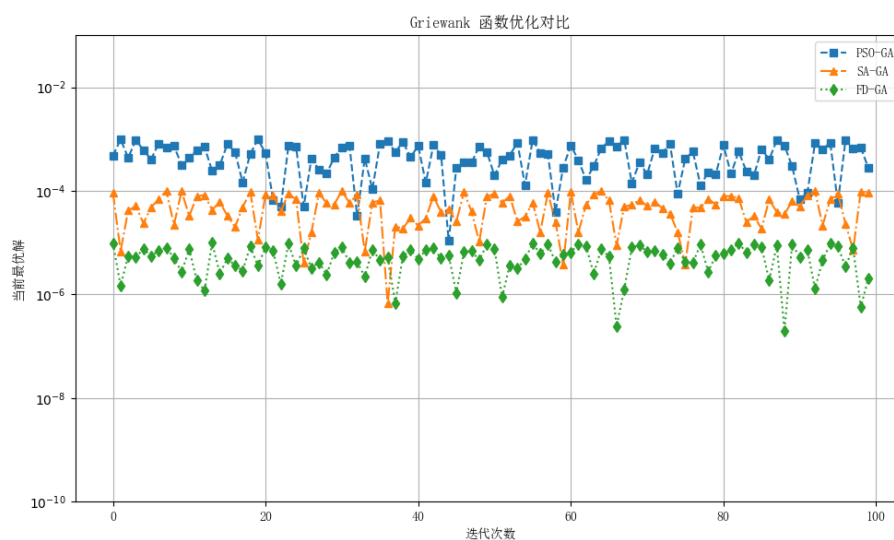


图 3-4 Griewank 函数

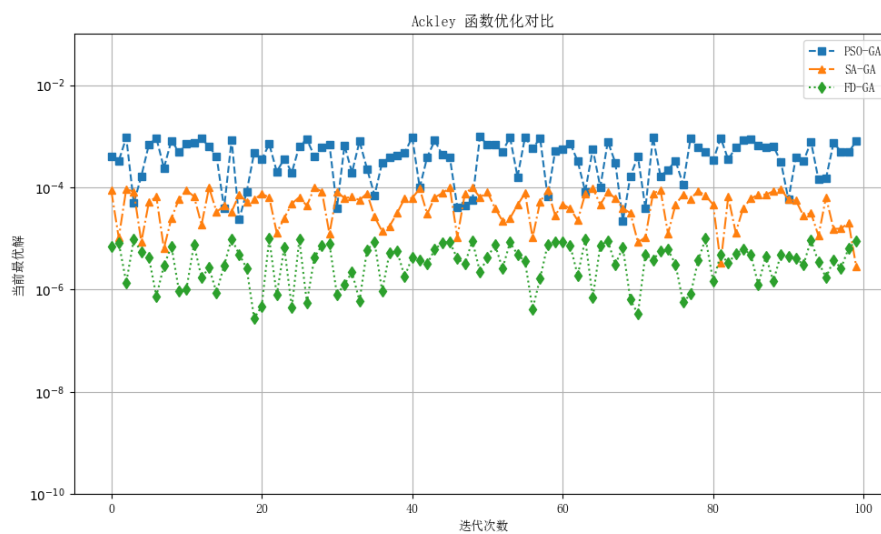


图 3-5 Ackley 函数

表 3-4 测试函数结果对比表

| 函数名       | 算法     | 最优值          | 平均值          | 标准差          | 理论最优值 |
|-----------|--------|--------------|--------------|--------------|-------|
| Sphere    | PSO-GA | 9.960256e-06 | 4.781905e-04 | 2.896954e-04 | 0     |
| Sphere    | SA-GA  | 5.269305e-07 | 5.036205e-05 | 2.763797e-05 | 0     |
| Sphere    | FD-GA  | 3.878824e-08 | 4.947182e-06 | 2.852303e-06 | 0     |
| Rastrigin | PSO-GA | 1.044060e-05 | 5.030107e-04 | 3.131691e-04 | 0     |
| Rastrigin | SA-GA  | 4.086230e-07 | 5.385949e-05 | 2.928055e-05 | 0     |
| Rastrigin | FD-GA  | 3.801842e-08 | 4.860378e-06 | 2.999344e-06 | 0     |
| Griewank  | PSO-GA | 1.071472e-05 | 4.898752e-04 | 2.796191e-04 | 0     |
| Griewank  | SA-GA  | 6.659350e-07 | 5.199817e-05 | 2.902160e-05 | 0     |
| Griewank  | FD-GA  | 2.002976e-07 | 5.546659e-06 | 2.684671e-06 | 0     |
| Ackley    | PSO-GA | 2.194086e-05 | 4.724177e-04 | 2.941597e-04 | 0     |
| Ackley    | SA-GA  | 2.882733e-06 | 5.131246e-05 | 2.788019e-05 | 0     |
| Ackley    | FD-GA  | 2.728102e-07 | 4.438679e-06 | 2.928979e-06 | 0     |

FD-GA 算法利用了最速梯度下降算法初始化初始种群策略，显著提高了算法的收敛速度。特别是在多峰函数 Rastrigin 和平滑的单峰函数 Sphere 上，FD-GA 表现出其出色的全局寻优能力，远超其它比较算法。表 3-4 统计了各算法在 20 次独立重复实验中对每个测试函数的最优值、平均值和标准差。这些数据用于评价算法的稳定性及寻优精度。数据分析表明，FD-GA 在所有测试函数上的最优值和平均值均显著优于 GA、PSO-GA 和 SA-GA 算法。此外，FD-GA 算法展现出的较低标准差，表明其具有较高的解的重复性和稳定性。

### 3.4 实验结果分析

在本文中，选择了GA用于无掩模光刻过程的优化，特别是针对逆向光刻技术。我们选择GA是因为其在处理复杂的非线性优化问题时具有强大的能力，这在光刻图案优化中非常典型。GA的优势尤其体现在其对噪声的抵抗力以及探索大型复杂解空间的能力上，这在逆向光刻的背景下至关重要。在这种情况下，优化空间是广阔且多维的，需要一种能够有效导航众多变量和约束的方法。尽管GA的优化速度通常较慢，但其避免局部最优解的能力以及基于种群的多样化解探索

方式，使其特别适合于逆向光刻的非线性和复杂特性。该算法的适应性还允许轻松将特定的光刻约束（如曝光限制和图案保真度）纳入优化过程中。在我们的研究中，我们详细介绍了GA的交叉和变异操作的具体实现和微调，以适应逆向光刻的独特挑战，从而深入探讨其在推动光刻图案优化方面的战略部署。具体的仿真图像如图3-6所示，参数如表3-5所示。

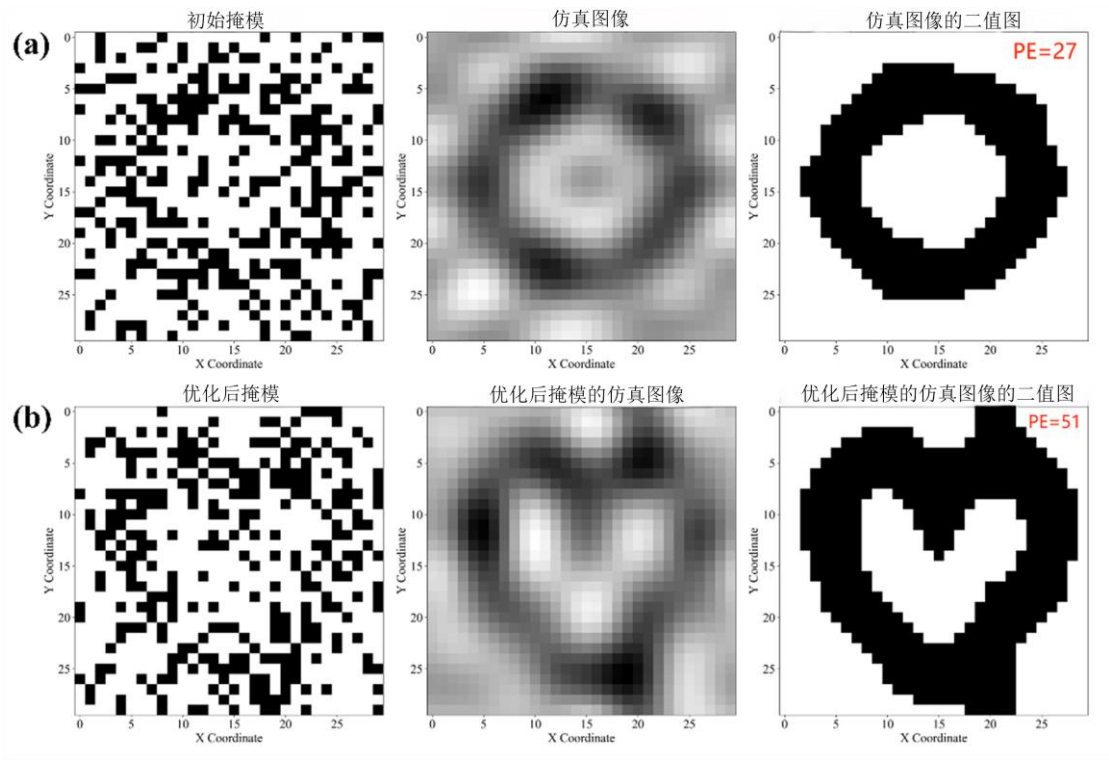


图3-6 遗传算法优化掩模

表3-5 遗传算法参数说明

| 参数       | 规格    |
|----------|-------|
| 种群数量     | 200   |
| 交叉概率     | 0.7   |
| 变异概率     | 0.2   |
| 迭代次数     | 1000  |
| 掩模尺寸(像素) | 30×30 |

但传统的遗传算法有比较明显的缺点，即容易陷入局部最优。因此，我们需要结合别的智能算法来改进遗传算法。本次研究中我们选用的是模拟退火算法改进遗传算法，粒子群算法改进遗传算法，最速梯度下降算法改进遗传算法。从这三种智能算法改进遗传算法的效果来对比，选出最适合本文的改进策略。

本文引入了 SA 算法, 来增强 GA 的全局搜索能力。模拟退火是一种启发式全局优化方法, 灵感来源于固体的退火过程。在 SA-GA 中, 利用 SA 的搜索策略来调整 GA 的操作, 从而提高其全局搜索能力并加速收敛。通过这种方式, 既利用了 SA 的全局搜索能力, 又结合了 GA 的并行搜索和优化能力, 从而在更短的时间内获得更好的解决方案。具体的仿真图像如图 3-7 所示, 参数如表 3-6 所示。

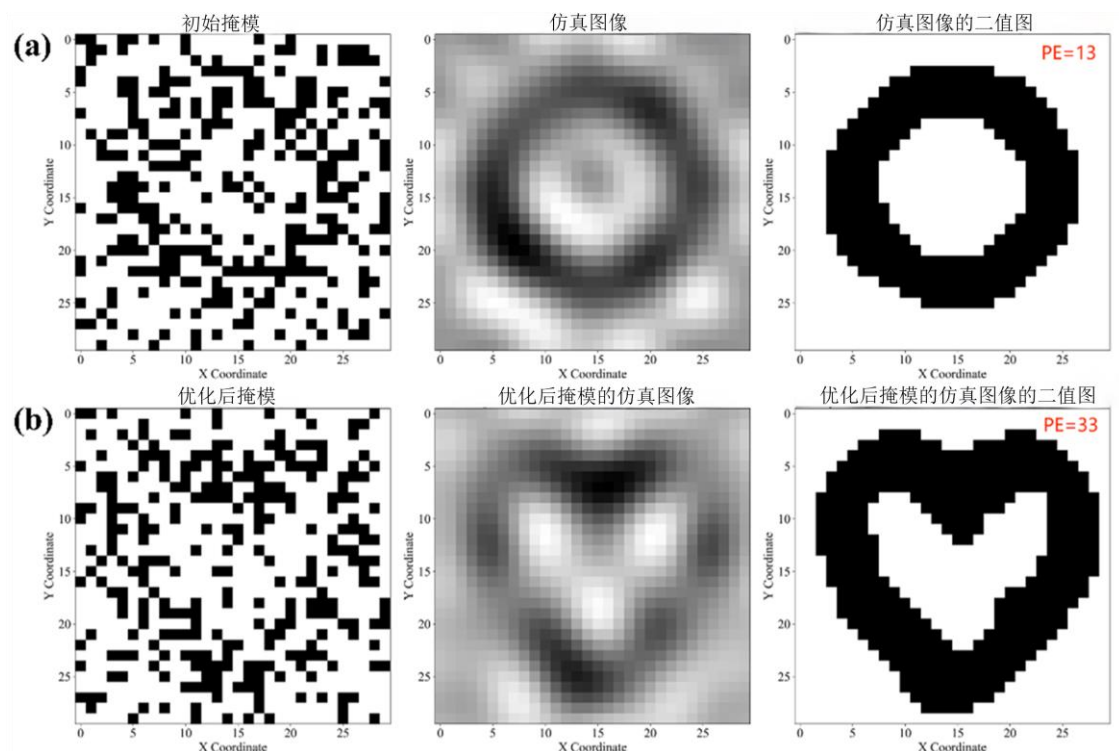


图 3-7 模拟退火改进遗传算法优化掩模

表 3-6 模拟退火算法参数说明

| 参数         | 规格   |
|------------|------|
| 初始温度 (摄氏度) | 100  |
| 最终温度(摄氏度)  | 0.1  |
| 冷却速率       | 0.9  |
| 迭代次数       | 1000 |

PSO 也被用于改进 GA 的初始种群。PSO 是一种启发式搜索算法, 灵感来源于鸟群觅食行为。在 PSO 中, 每个粒子都有一个位置、速度和最优位置。在每次迭代中, 每个粒子根据自身经验和其他粒子的经验更新其速度和位置。通过使用 PSO 优化 GA 的初始种群, 可以找到更好的初始解, 并进一步使用 GA 进行优化。具体的仿真图像如图 3-8 所示, 参数如表 3-7 所示。

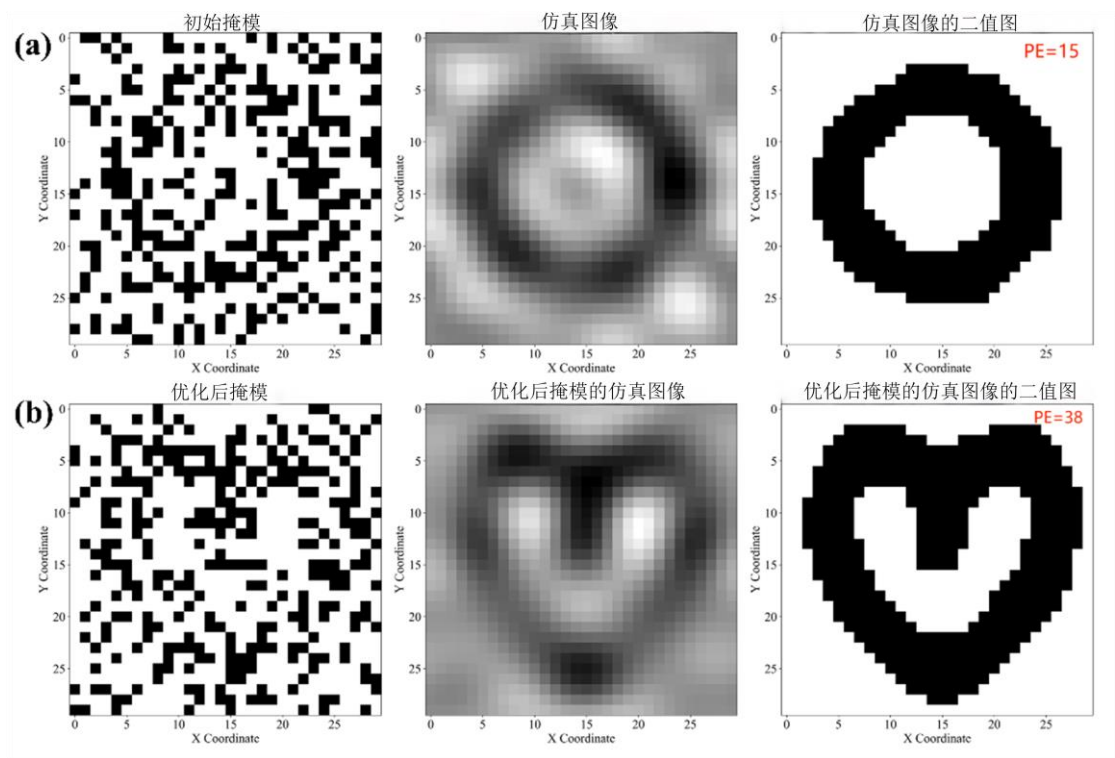


图 3-8 粒子群算法改进遗传算法

表 3-7 粒子群算法参数说明

| 参数     | 规格   |
|--------|------|
| 粒子数    | 200  |
| 惯性权重   | 0.7  |
| 个体最优权重 | 2    |
| 全局最优权值 | 2    |
| 最大速度   | 0.1  |
| 迭代次数   | 1000 |

最速梯度下降（FD-GA）算法也被结合进来，以提高 GA 的局部搜索能力。FD-GA 是一种迭代方法，用于找到函数的局部最小值。通过在每一代开始时对种群中的每个个体应用 FD-GA，可以将 GA 的全局搜索能力与 FD-GA 的局部搜索能力结合起来，从而获得更好的解决方案。具体的仿真图像如图 3-9 所示，参数如表 3-8 所示。

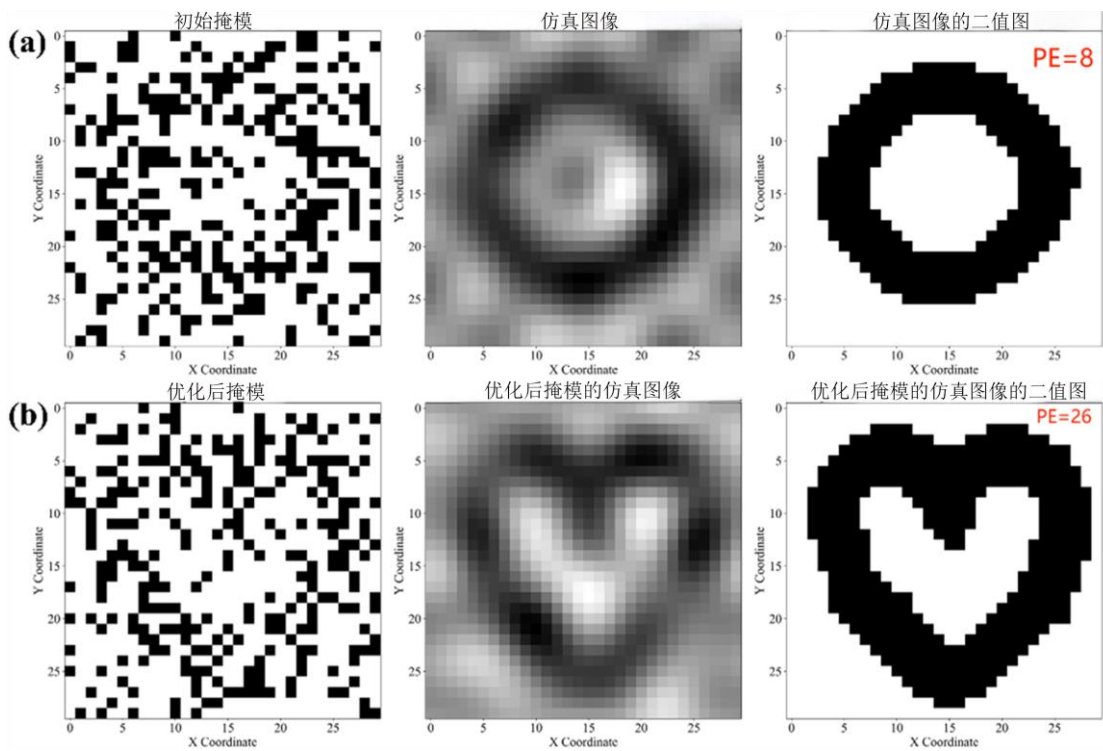


图 3-9 最速梯度下降算法改进遗传算法

表 3-8 最速梯度下降算法的参数

| 参数   | 规格   |
|------|------|
| 学习率  | 0.1  |
| 迭代次数 | 1000 |

如表 3-9 所示，表明该方法的有效性，相较于传统的霍普金斯光刻模拟，圆形图像的改进百分比达到 88%，心形图像的改进百分比达到 75%。在效率方面，FD-GA 算法表现出了显著的提升。与 GA 相比，后者处理圆形图案需要 331 秒，处理心形图案需要 290 秒，而 FD-GA 的处理时间分别为 320 秒和 293 秒，显示出处理时间的明显改进。该效率的提升，加上图像质量的显著改善，凸显了改进后的遗传算法在提高 DMD 数字光刻质量方面的巨大潜力。FD-GA 在 DMD 数字光刻中的有效性和效率展示了其在微制造应用中的巨大潜力。它不仅推动了在 DMD 数字光刻中实现高保真度的前景，也突出了其在微电子制造领域的适应性和多样性。FD-GA 能够显著提升处理效率，同时保持高质量的优化，使其成为数字光刻微制造领域的有前景方法。

表 3-9 算法总结表

| 算法     | 形状 | PE 值 | 耗时 (s) | 改进百分比 |
|--------|----|------|--------|-------|
| GA     | 圆  | 27   | 331    | 60    |
| GA     | 爱心 | 51   | 290    | 52    |
| PSO-GA | 圆  | 15   | 363    | 77    |
| PSO-GA | 爱心 | 38   | 384    | 64    |
| SA-GA  | 圆  | 13   | 320    | 80    |
| SA-GA  | 爱心 | 33   | 293    | 69    |
| FGD-GA | 圆  | 8    | 290    | 88    |
| FGD-GA | 爱心 | 26   | 294    | 75    |

### 3.5 本章小结

本章深入探讨了基于改进遗传算法的 DMD 无掩模光刻优化技术,着重分析了遗传算法在逆光刻技术中的应用及优化。首先,介绍了遗传算法的基础概念。然后,分别通过混合模拟退火、粒子群优化及最速梯度下降算法来改进传统遗传算法,解决其在全局搜索和收敛速度方面的局限性。最后,仿真结果证实了,这些改进策略在提高光刻图案保真度和优化效率方面的有效性,显示出在高分辨率光刻技术发展中的应用潜力。

## 第 4 章 曝光模型改进与遗传算法融合的数字光刻优化研究

### 4.1 曝光模型的改进

在数字光刻技术的发展中，曝光模型的精确度对于高效分辨率光刻成果的实现至关重要。传统的霍普金斯曝光模型，虽然在过去几十年中为光刻技术提供了理论基础，但随着半导体行业对更小特征尺寸的需求，该模型的局限性逐渐显现，传统模型无法准确表征实际的曝光效果。尽管第 2 章中提到的曝光模型提供了有价值的见解，但我们也认识到了重大的局限性，例如曝光模型中考虑的参数不全面，导致仿真结果与实际结果存在显著差异，从而导致与优化算法相结合时精度差。因此，本章旨在解决这些缺点，以提供更全面和准确的分析。在本章中，我们引入了更全面的参数来解决先前研究中发现的问题。为了进一步提高光刻精度，本章基于第 2 章提出的数字光刻仿真模型为基础，建立了一个改进后的更加完善的数字光刻仿真模型。

#### 4.1.1 光源函数

光源函数描述了光源在不同方向上的光强度分布，对于模拟实际光刻机中使用的各种光源特性至关重要。改进的曝光模型引入了一个高级的光源模型，该模型能够更真实地模拟实际光刻机使用的光源特性。传统模型中常用的点光源或均匀光源假设已不足以满足现代光刻技术的需求。新模型中，光源被定义为具有特定空间频率分布的波前，其中包括波长、光强分布和光源的部分相干性。例如，通过函数引入了部分相干因子  $\sigma$  和数值孔径  $NA$ ，这两个参数直接影响光源在空间上的分布特性。此外，光源的波长  $\lambda$  对光刻过程中的衍射效应有着决定性影响，特别是在 EUV 应用中更为显著。不同的光源分布对曝光效果影响很大，尤其是在均匀照明和图案成像质量方面。光源函数可以表示如下：

$$J = \begin{cases} \frac{\lambda^2}{(\pi\sigma NA)^2} (f_x^2 + f_y^2 \leq (\frac{\sigma NA}{\lambda})^2) f_x \\ 0(otherwise) \end{cases} \quad (5-1)$$

其中， $\sigma$  是部分相干因子， $NA$  是数值孔径， $f_x$  和  $f_y$  是空间频率坐标。

#### 4.1.2 脉冲响应函数

在微纳光刻模拟中，频域脉冲响应函数（OTF）描述了光学系统对不同空间频率成分的传递效率，它直接决定了光罩图案在晶圆上的“空中影像”清晰度与分辨极限。通过将掩膜图案的傅里叶谱与该圆盘低通滤波模型相乘，可以准确再现衍射和像差导致的边缘模糊和细节丢失，为评估曝光工艺窗口（包括曝光宽容度与对焦深度）提供基础数据；同时，它也是 OPC 和 ILT 算法中预测并补偿成像偏差的关键模块。其次，本文对脉冲响应函数进行了改进。在光学系统中，脉冲响应函数描述了透镜如何响应不同空间频率的光波，是理解和控制系统分辨率的关键。在改进的模型中，脉冲响应函数不仅考虑了透镜的数值孔径  $NA$  和光源波长  $\lambda$ ，还特别优化了透镜对高空间频率的响应，以减少图像在光刻过程中的模糊和失真。

$$P = \begin{cases} \frac{\lambda^2}{(\pi NA)^2} (f_x^2 + f_y^2 \leq (\frac{NA}{\lambda})^2) \\ 0(otherwise) \end{cases} \quad (5-2)$$

其中， $P$  为脉冲响应函数， $NA$  是数值孔径， $f_x$  和  $f_y$  是空间频率坐标。

#### 4.1.3 TCC 矩阵计算

此外，为了更精确地模拟光从光源到成像平面的整个传递过程，本文对 TCC 进行了详细的计算和优化。TCC 是一个复杂的函数，它综合了光源函数和脉冲响应函数的影响，通过卷积这两个函数来得到。这一步骤至关重要，因为它直接关系到光刻模型的整体性能和输出结果的精确度。

$$TCC = (J(f_x, f_y) * P(f_x, f_y), J(f_x, f_y) * P(f_x, f_y)) \quad (5-3)$$

其中  $J(f_x, f_y)$  和  $P(f_x, f_y)$  分别是光源函数和脉冲响应函数在空间频率  $(f_x, f_y)$  处的值。

这些改进显著提升了曝光模型的性能，使其能够有效支持 DMD 数字光刻技术中的应用，特别是在用于处理更复杂、更精细图形的微纳制造。通过这些技术的整合和创新，本文不仅提高了模型的预测精度，也为光刻技术的进一步发展提供了坚实的理论和实践基础。具体算法伪代码如表 4-1 所示。

表 4-1 改进的曝光模型伪代码

---

Algorithm: 改进的曝光模型伪代码

---

```

// 图像预处理
1: 读取 initial_mask_path 图像为 initial_mask_rgb
2: if 图像为 RGB 格式 then
3: initial_mask  $\leftarrow$  转换为灰度图
4: else
5: initial_mask  $\leftarrow$  原图像

// Hopkins 仿真阶段
6: 计算频率轴 fx, fy 并构建频率网格 FX, FY
7: 定义光源函数 J(FX, FY), 基于  $\sigma, NA, \lambda$  条件
8: 定义脉冲响应函数 P(FX, FY), 基于  $NA, \lambda$  条件
9: 计算 TCC (传输相关函数):
10:   J_val  $\leftarrow$  J(FX, FY)
11:   P_val  $\leftarrow$  P(FX, FY)
12:   product  $\leftarrow$  J_val  $\times$  P_val
13:   product_fft  $\leftarrow$  FFT(product)
14:   tcc  $\leftarrow$  IFFT(product_fft  $\times$  product_fft).real
15:   tcc  $\leftarrow$  FFTshift(tcc)

16: 对掩膜图像 initial_mask 进行傅里叶变换并中心化: M_fft  $\leftarrow$  FFTshift(FFT(initial_mask))
17:   filtered_fft  $\leftarrow$  M_fft  $\times$  tcc
18: 计算传递函数 H(FX, FY,  $\lambda, z, n$ )
19:   result_fft  $\leftarrow$  filtered_fft  $\times$  H
20:   result  $\leftarrow$  IFFT(IFTTshift(result_fft))
21:   simulated_image  $\leftarrow$  abs(result)

// 图像二值化处理
22:   threshold  $\leftarrow$   $0.5 \times \max(\text{simulated\_image})$ 
23:   binary_image  $\leftarrow$  (simulated_image > threshold) ? 1 : 0

// PE 计算 (图形偏差)
24:   PE  $\leftarrow$  sum(abs(binary_image - initial_mask))

// 图像可视化
25:   绘制 initial_mask, simulated_image, binary_image
26:   显示图形偏差 PE 值

```

---

## 4.2 遗传算法和曝光模型的结合

在本文中,遗传算法与改进曝光模型的结合起到了至关重要的作用。遗传算法和曝光模型的结合点在于,遗传算法直接利用了曝光模型来评估每个候选掩模的性能。候选掩模通过仿真函数模拟光刻过程,并计算得到的图像与目标图像之间的偏差,这个偏差作为适应度函数的返回值,用于遗传算法中的选择、交叉和变异过程。这种方法使得优化过程能够具体针对光刻过程的物理和光学特性进行掩模设计优化,从而实现高精度的光刻成像。

### 4.2.1 染色体表示

遗传算法与曝光模型的结合,实质上是一种交替优化的过程。与第 3 章提到的传统遗传算法优化掩模,不同的是在每一代中遗传算法通过随机生成新的掩模

设计，即连续浮点型掩模，而不是 0 或 1 的离散化二值掩模，其中每个基因表示掩模像素的透射率，范围为[0,1]。

给定一个二维掩模  $M$ ，其大小为  $L_x \times L_y$ ，掩模中的每个像素可以表示为：

$$M(i, j) \in [0, 1], 0 \leq i \leq L_x, 0 \leq j \leq L_y \quad (5-4)$$

其中  $M(i, j)$  表示掩模在  $(i, j)$  处的光透射率。为便于遗传算法处理，二维掩模被展平为一维染色体向量：

$$X = [g_1, g_2, \dots, g_{L_x \times L_y}] \quad (5-5)$$

其中， $g_k \in [0, 1]$  表示掩模的第  $k$  个像素点的透射率。

#### 4.2.2 噪声机制的引入

在遗传算法的应用中，尽管选择、交叉和变异操作能够有效地引导搜索过程朝着最优解逼近，但在某些情况下，遗传算法可能会陷入局部最优解，尤其是在解空间较大且问题复杂的情况下。为了增强遗传算法的全局搜索能力，并防止算法过早收敛到局部最优解，本文引入了噪声机制。噪声机制通过增加种群的多样性，使得算法能够在更广泛的解空间中进行探索，从而避免局部最优解的困境，进一步提高了算法的全局搜索能力。初始种群由  $N$  个个体组成，每个个体的初始值根据原始掩模  $M$  添加均值为 0、标准差为  $\sigma$  的随机噪声，并限制值域在[0,1]之间：

$$g'_k = \max(0, \min(1, g_k + N(0, \sigma_m))) \quad (5-6)$$

其中， $g'_k$  表示在  $g_k$  的基础上加上随机噪声后的像素值， $N(0, \sigma_m)$  表示均值为 0，标准差为  $\sigma$  的高斯分布。

噪声机制的核心思想是，在遗传算法的初始种群中为每个个体的基因值添加随机扰动。具体而言，遗传算法中的每个个体代表一个潜在的掩模设计，其基因值由掩模图像的像素值构成。为了打破种群中个体之间的相似性并增加种群的多样性，噪声机制通过在个体的基因值上引入随机扰动，确保初始种群的个体在基因空间上具有较大的差异性。通过这一操作，遗传算法能够避免早期的收敛，使得种群在搜索过程中保持一定的广度，从而有更大的概率找到全局最优解。引入

噪声机制的主要目的是增强遗传算法的探索性，防止解空间的局部搜索限制。在实际光刻优化过程中，掩模设计往往面临多种不确定性因素，例如光源的不稳定性、设备误差以及光刻胶的非均匀性等。噪声机制模拟了这些实际应用中的不确定性，使得遗传算法能够在更为复杂和动态的环境下进行有效优化。在光刻优化问题中，这些不确定性因素可能会导致光刻结果的变化，因此，通过引入噪声，遗传算法在优化过程中能够考虑到这些变化并进行自适应调整，从而提高了光刻优化结果的稳定性和适应性。

#### 4.2.3 算法流程

改进的曝光模型，在遗传算法的每一代中发挥着关键作用。该模型通过改进模拟光源、脉冲响应函数、光学传递函数等，详细计算掩模图案在曝光过程中的行为，并生成一个仿真图像。这个仿真图像是评估掩模设计是否优化的基础。具体来说，遗传算法在每一代都会生成一个新的掩模个体，接着通过改进的曝光模型对其进行仿真，得到光刻后的图案。仿真结果与目标图案进行比较，通过计算图形偏差（PE）来评估光刻效果。通过这种方法，遗传算法能够根据每个掩模设计的光刻效果来指导优化过程，确保每代掩模设计朝着最优解逼近。通过在仿真过程中精确模拟以上相关物理特性，曝光模型能够提供真实的光刻效果反馈，这为遗传算法提供了可靠的评估依据。具体流程如图 4-1 所示，具体算法伪代码如表 4-2 所示。

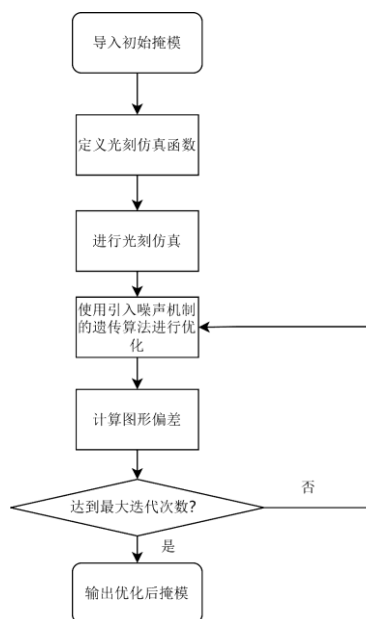


图 4-1 遗传算法与曝光模型协调用工作的流程图

这种结合方式不仅优化了掩模设计本身，而且使得曝光过程中的各项参数（如光源强度、光学系统的配置等）得到了优化。例如，遗传算法会自动调整掩模中的像素亮度，曝光模型则模拟这一调整对光刻效果的影响，并根据其对目标图案的匹配程度来决定该掩模设计是否优越。

表 4-2 引入噪声的遗传算法混合改进曝光模型的伪代码

Algorithm: 引入噪声的遗传算法混合改进曝光模型的伪代码

```
// Step 1: 图像读取与灰度处理
1: Read initial_mask_rgb ← imread(initial_mask_path)
2: Read target_image_rgb ← imread(target_image_path)
3: initial_mask ← rgb2gray(initial_mask_rgb)
4: target_image ← rgb2gray(target_image_rgb)

// Step 2: 初始掩膜仿真与 PE 计算
5: simulated_image_initial ← hopkins_digital_lithography_simulation(initial_mask, λ, Lx, Ly, z, dx, dy, n, σ, NA)
6: threshold ← 0.5 × max(simulated_image_initial)
7: binary_image_initial ← binarize(simulated_image_initial, threshold)
8: PE_initial ← sum(|binary_image_initial - target_image|)

// Step 3: 遗传算法个体初始化（带噪声）
9: Define create_individual_with_noise(mask_flat, noise_scale=0.02)
10: noise ← Gaussian(0, noise_scale)
11: individual ← clip(mask_flat + noise, 0, 1)

// Step 4: 遗传算法准备
12: Create FitnessMin (minimize PE)
13: Create Individual ← list + FitnessMin
14: Register attr float ← random(0,1)
15: Register individual ← create_individual_with_noise(initial_mask.flatten())
16: Register population ← repeat(individual, pop_size)

// Step 5: 适应度函数定义
17: Define evalPE(individual):
18: mask ← reshape(individual, (Lx, Ly))
19: sim_img ← hopkins_digital_lithography_simulation(mask, λ, Lx, Ly, z, dx, dy, n, σ, NA)
20: bin_img ← binarize(sim_img, threshold)
21: return PE ← mean((bin_img - target_image)^2)

// Step 6: 注册遗传操作
22: Register evaluate ← evalPE
23: Register mate ← cxTwoPoint
24: Register mutate ← mutFlipBit(indpb=0.02)
25: Register select ← Tournament(tournsize=3)

// Step 7: 遗传算法主循环
26: pop ← initialize population
27: hof ← HallOfFame(1)
28: stats ← track (min, max, avg, std) of fitness
29: pop, log ← eaSimple(pop, toolbox, cxpb, mutpb, ngen, stats, hof, verbose=True)

// Step 8: 获取最优解并仿真
30: best_mask ← reshape(hof[0], (Lx, Ly))
31: best_sim_img ← hopkins_digital_lithography_simulation(best_mask, ...)
32: best_bin_img ← binarize(best_sim_img, threshold)
33: PE_best ← sum(|best_bin_img - target_image|)

// Step 9: 输出与可视化
34: Save best_mask_normalized to "optimized_mask.bmp"
35: Plot 6 images: target_image, simulated_image_initial, binary_image_initial, best_mask, best_sim_img, best_bin_img
36: Plot fitness evolution curve
37: Print Initial PE and Best PE
38: Print total running time
```

#### 4.4 仿真结果分析

本文将对传统的曝光模型进行改进，并混合遗传算法对掩模进行优化。在这里基于之前建立的传统霍普金斯仿真模型，采用了六角星、箭头和内嵌图形三种不同图像来进行仿真分析。传统曝光模型的仿真图像如图 4-2 所示，图形轮廓大致相同但内在细节相差过大，效果并不是很好，具体来说只有图形的轮廓大致相同但具体层次并不一样。如图 4-2(a)、2(b)和 2(c)所示为六角星、箭头和内嵌图形的仿真图 PE 值，分别为 117、142 和 244。

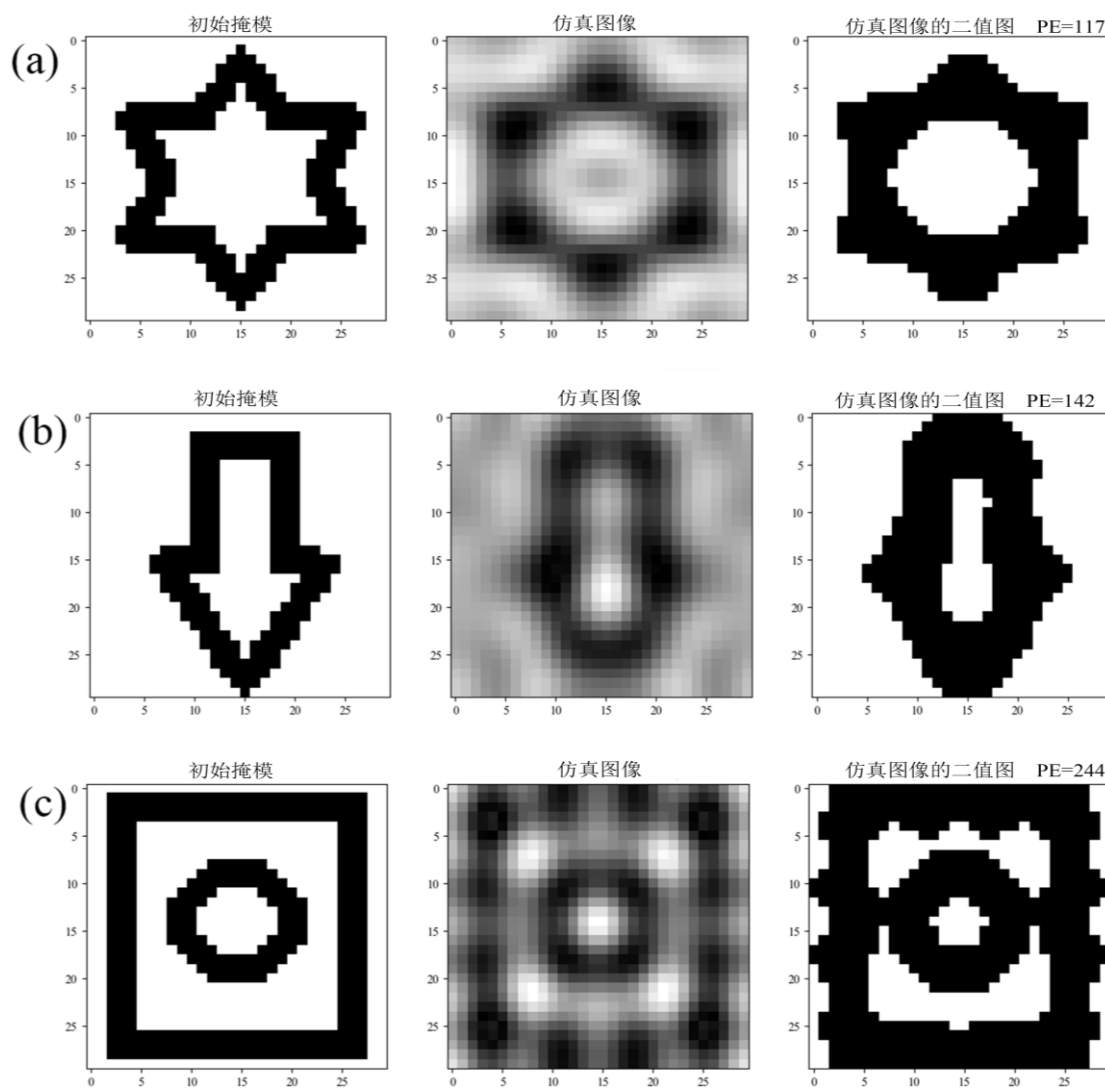


图 4-2 传统霍普金斯仿真图像

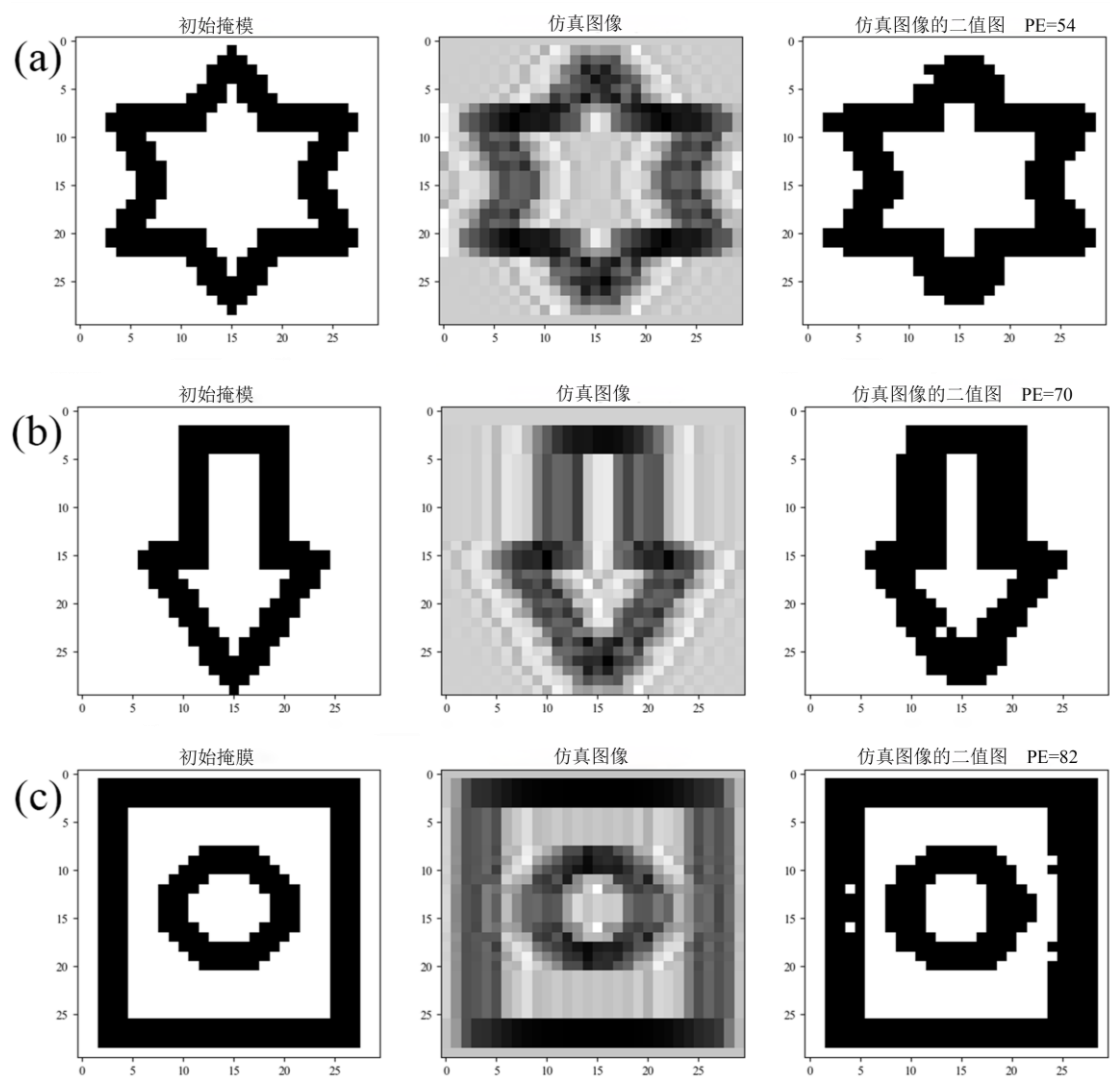


图 4-3 改进后曝光模型的仿真图像

相比与传统曝光模型，改进后的曝光模型的效果有了一定的提升但是并不是很大，具体来说图形边缘的细节还未达到目标效果。如图 4-3(a)、(b)和(c)所示为六角星，箭头和内嵌图形的仿真图 PE 值分别为 54、70 和 82。具体参数如表 4-3 所示。

表 4-3 改进后曝光模型的具体参数

| 参数        | 规格    |
|-----------|-------|
| 光源旋转角度（度） | 0     |
| 波长（nm）    | 405   |
| 图像尺寸（米）   | 0.08  |
| 距离（米）     | 0.803 |
| 掩模尺寸（像素）  | 30×30 |
| 折射率       | 1.5   |

在这里，我们采用了混合遗传算法来对曝光模型进行优化，具体如图 4-4 所示。因为遗传算法容易陷入局部最优解的问题，所以优化后的初始掩模和仿真后的二值图呈现出离散的图形，这并不符合实际光刻流程因此需要做出改善。如图 4-4(a)、(b)和(c)所示为六角星、箭头和内嵌图形的仿真图，其 PE 值分别为 37、47 和 76。

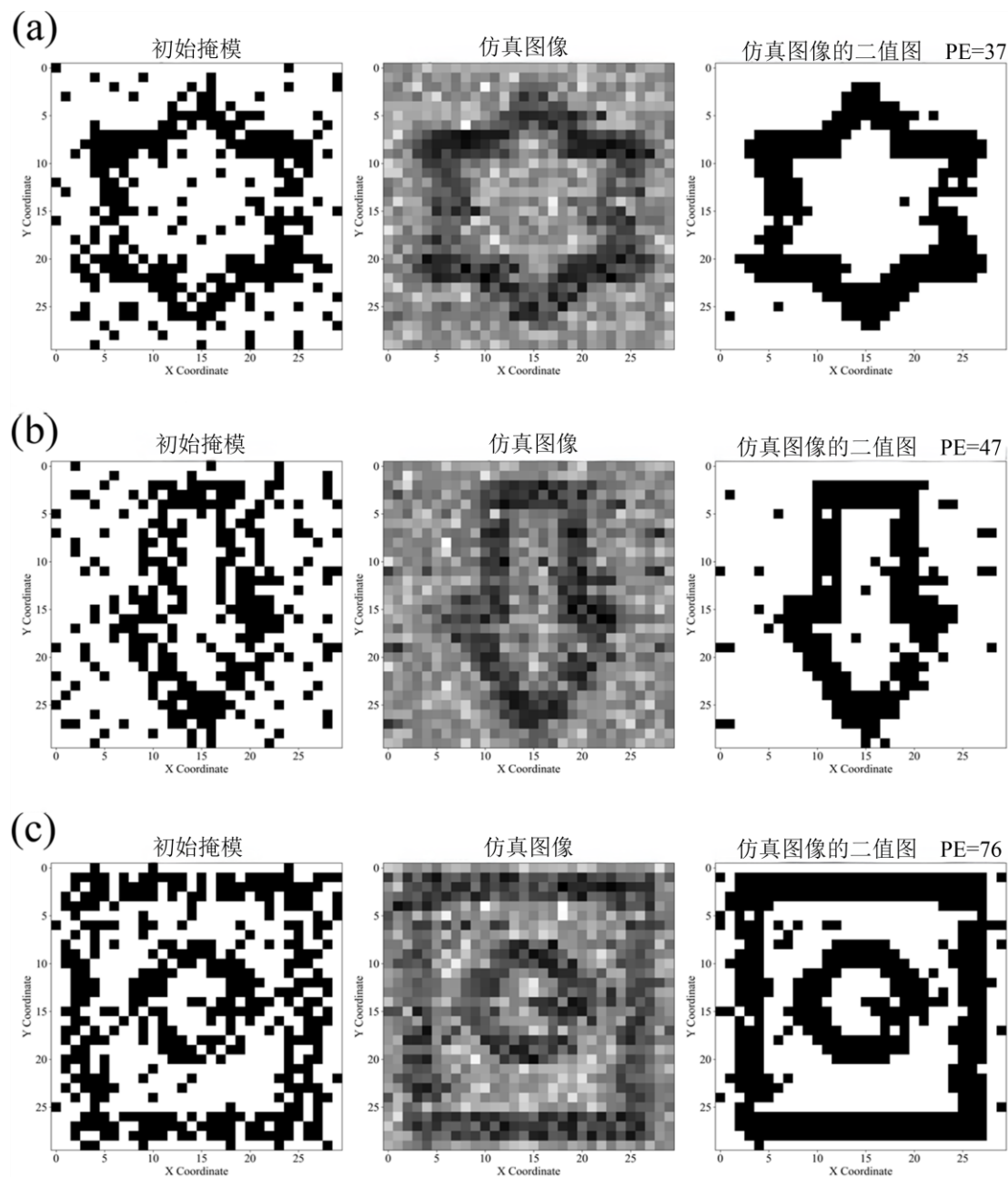


图 4-4 混合遗传算法的改进曝光模型

因为遗传算法的缺陷，即容易陷入局部最优进而导致图形离散，在这里引入了噪声机制，在改进的数字光刻优化遗传算法中(NGA)，通过在初始种群生成过

程中引入高斯噪声来显著提高遗传多样性，并增强算法探索更广解空间的能力。这一策略调整可以防止算法过早收敛于次优局部解，从而提高其找到全局最优配置的效果。此外，算法还引入了精炼的遗传操作，例如两点交叉，选择性地从一对父代解决方案中结合特征以产生更优的后代，以及经过精心校准的变异过程，在个体解决方案中引入随机、低概率的变化，保持在整个优化循环中的遗传变异性和适应性。这些改进专门用于与改进的曝光系统中的复杂交互对齐，确保遗传算法能够有效调整光刻图案精度中的众多变量，并在先进微电子制造的多样化和复杂条件下始终实现最佳结果。如图 4-5(a)、(b)和(c)所示，为六角星，箭头和内嵌图形的仿真图 PE 值分别为 18、23 和 36。具体参数如表 4-4 所示。

表 4-4 混合遗传算法的改进曝光模型的具体参数

| 参数          | 规格    |
|-------------|-------|
| 光源旋转角度（度）   | 0     |
| 波长（nm）      | 405   |
| 图像尺寸（米）     | 0.08  |
| 距离（米）       | 0.803 |
| 掩模尺寸（像素）    | 30×30 |
| 每个微镜的尺寸（nm） | 7560  |
| 折射率         | 1.5   |
| 部分相干因子（无量纲） | 0.5   |
| 数值孔径（无量纲）   | 0.5   |
| 种群数量        | 200   |
| 变异率         | 0.4   |
| 交叉率         | 0.4   |
| 迭代次数        | 1000  |

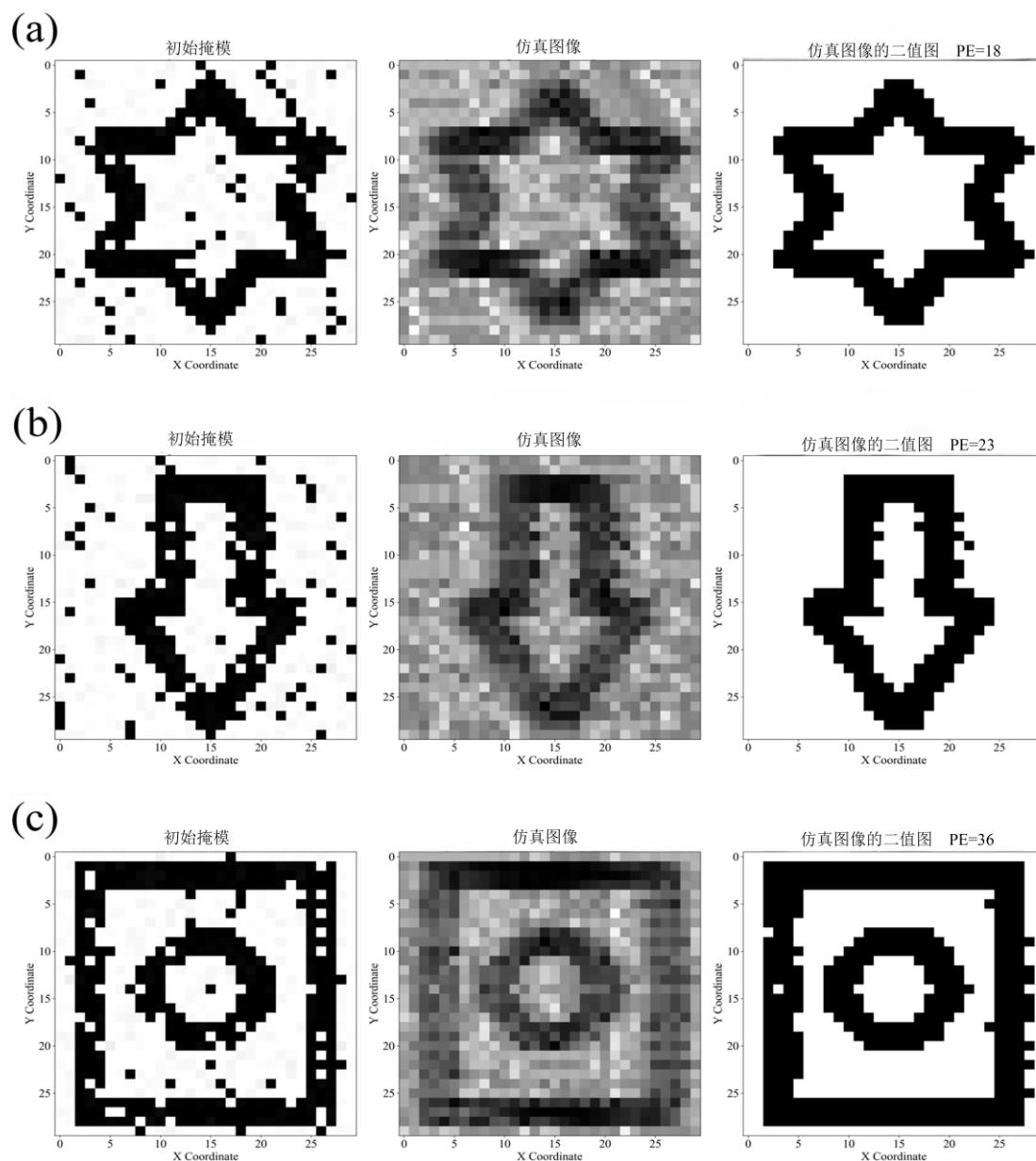


图 4-5 引入噪声的混合遗传算法和改进后曝光模型

综上所述，引入噪声机制的混合遗传算法改进曝光模型的效果是最好的，研究证明了将 NGA 与优化的曝光模型相结合在 DMD 数字光刻中的显著效果。如表 4-5 所示，对于六角星、箭头和嵌入式图形图案，光刻精度分别提高了 84%、83%和 85%，显著优于传统霍普金斯光刻模拟的结果。在计算效率方面，NGA 显示出显著的改进，它不仅减少了处理时间，还增加了探索的解决方案的多样性，有效地防止了过早收敛到局部最优解。这种提升对处理时间的影响极小，处理时间与传统方法相当接近，分别为 736 秒（六角星）、742 秒（箭头）和 737 秒（嵌

入式图形)。在计算效率方面，NGA 显示出适度的改进。然而，它显著提高了数字光刻图案的精度，这对于先进的微制造至关重要。未来的研究将进一步探索优化效率方面的内容，并将这些方法拓展到其它复杂的光刻技术中。

表 4-5 算法总结表

| 算法  | 形状   | 优化后 PE 值 | 耗时(s) | 改进百分比 |
|-----|------|----------|-------|-------|
| GA  | 六角形  | 37       | 1115  | 68    |
| GA  | 箭头   | 47       | 749   | 66    |
| GA  | 内嵌图形 | 76       | 741   | 68    |
| NGA | 六角形  | 18       | 736   | 84    |
| NGA | 箭头   | 23       | 742   | 83    |
| NGA | 内嵌图形 | 36       | 737   | 85    |

4.5 本章小结

本章深入分析了曝光模型的改进及其在 DMD 数字光刻技术中的应用，强调了精确曝光模型对实现高分辨率光刻的重要性。通过引入先进的光源函数和脉冲响应函数，本文显著提升了模型的预测精度和适应复杂光刻条件的能力。结合遗传算法，本章成功优化了掩模设计，通过引入噪声机制增强了遗传算法的全局搜索能力，避免了局部最优解问题，显著提高了光刻图案的精确度和生产效率。

## 第 5 章 遗传算法与深度学习结合的数字掩模优化方法研究

### 5.1 深度学习与光刻仿真模型的结合

传统光刻优化方法多依赖于物理仿真和经验模型,但这些方法在处理复杂图案和小尺寸结构时往往效率低下且精度有限。近年来,深度学习技术凭借其在图像处理领域的突出表现,已逐渐成为优化光刻掩模设计的有效工具。

在数字光刻图案优化的过程中,传统的光刻仿真模型基于物理原理进行光刻图案的转移模拟,尤其是通过霍普金斯光刻模型计算光源、透镜和掩模图案之间的相互作用。然而,随着光刻工艺的发展,尤其是图案尺寸接近光源波长或微米、纳米级别时,光学邻近校正(OPE)变得尤为重要,这些复杂的物理现象常常无法通过传统的物理模型精确捕捉。为了解决这一问题,本文提出将深度学习与传统光刻仿真模型结合,利用深度学习模型自动修正光刻图案中的光学邻近效应,从而提高图案优化的精度和效果。深度学习,尤其是卷积神经网络,在图像处理任务中取得了显著成效。通过大规模数据的训练,深度学习模型能够自动学习到图像中的复杂规律和特征,避免了人工设定规则的局限性。在本文中,深度学习模型通过输入实验图像和目标图像,能够识别光刻过程中由光学邻近效应和其他非理想因素所造成的误差,并生成优化后的掩模图像,使得光刻仿真结果尽可能接近目标图像。具体流程如图 5-1 所示。

总的来说,深度学习模型的作用在于从大量的训练数据中提取光刻图案的细节信息,并通过优化掩模图像的设计来最小化目标图像与实际实验图像之间的差异。通过对比仿真图像和实验图像,深度学习模型能够实现对光刻图案的精准修正,进而提升整个光刻过程的精度。如图 5-2 所示,为具体的 U-Net 网络图。

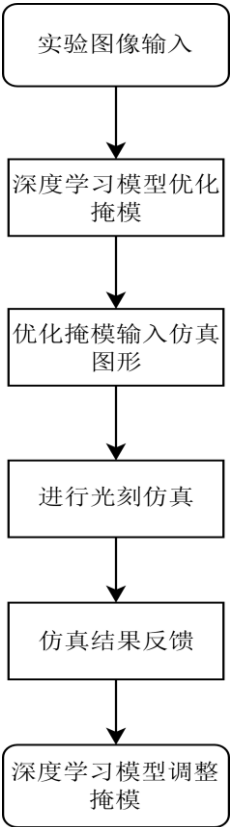


图 5-1 深度学习与仿真模型结合流程图

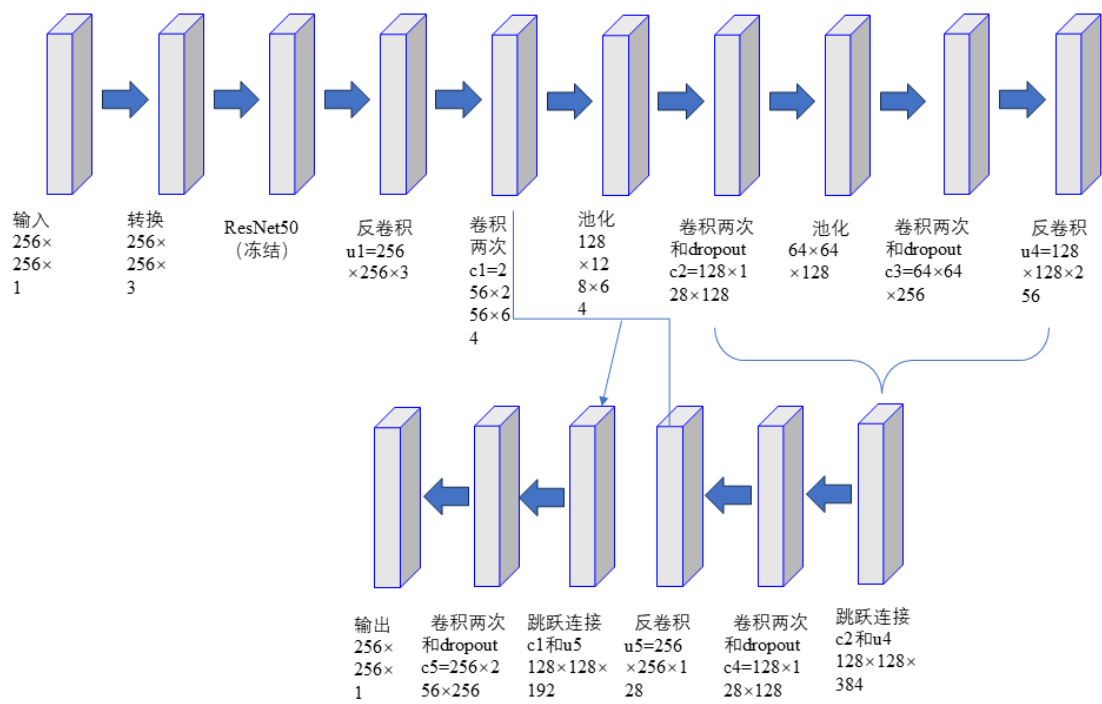


图 5-2 U-Net 网络图

## 5.2 模型构建与训练过程

### 5.2.1 模型架构详解

本文采用的深度学习模型是基于 U-Net 架构，该架构因其在医学图像分割中的卓越表现而广受欢迎。U-Net 的主要特点是其编码器-解码器结构，编码器通过一系列卷积层和池化层逐步减少空间维度，捕获图像内容的深层次特征；解码器则通过上采样和卷积层逐步恢复图像细节和尺寸，确保分割的精准性。为增强模型的特征提取能力，本文将 ResNet50 整合到 U-Net 的编码器部分。ResNet50 是一种深层次的残差网络，其设计理念是通过残差学习解决更深层网络训练中的退化问题。具体来说，通过引入跳跃连接（skip connections），网络可以在保持梯度流畅的同时，增加网络的深度，提高学习能力。模型的输入层接受大小为 256x256 的单通道图像。考虑到 ResNet50 原本用于处理彩色图像，输入图像在进入模型之前需要被调整为三通道。这一调整通过复制单通道数据形成三个相同的通道，这样可以保持图像的原始结构和信息，同时满足预训练模型的输入要求。

使用的 ResNet50 模型为不包括顶层的配置，允许模型输出多尺度的特征图，适应不同层次的特征提取需求。这些特征图通过 ResNet50 的残差块进行学习，每个残差块包含几个卷积层和跳跃连接，有效地捕捉深层次和抽象的特征。

在解码阶段，模型利用转置卷积层将深层特征图上采样到与原始图像相同的尺寸。每次上采样后，通过特征融合层（Concatenate）将相应的编码器层的特征与解码器层的特征结合，这种结合利用了低层的位置信息和高层的上下文信息，增强了模型的重建能力。模型的最终输出是通过一个 1x1 的卷积层得到，该层将多通道的特征图转换为单通道的输出，使用 sigmoid 激活函数将输出限制在 0 到 1 之间，直接表示像素属于前景（掩模）的概率。

### 5.2.2 损失函数与优化器详述

在深度学习模型训练中，损失函数用于衡量模型的预测输出与实际目标之间的误差，从而指导优化算法调整网络参数，以最小化该误差。本文中使用的损失函数为二元交叉熵（Binary Cross-Entropy），它广泛应用于二分类任务，尤其适用于处理二值图像，如本研究中的数字光刻掩模优化任务。

二元交叉熵损失函数的数学表达式如下：

$$L(y, \hat{y}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ y_i \cdot \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i) \right] \quad (6-1)$$

其中,  $y_i$  是真实标签值, 表示图像中某个像素点的真实类别 (0 或 1), 即该像素是否属于掩模。  $\hat{y}_i$  是模型的预测输出, 表示模型对该像素点属于掩模的概率。  $N$  是数据集中的样本数量。

该损失函数的作用是惩罚那些预测概率偏离真实值的模型参数, 特别是对于错误预测的样本, 它会加大损失值。因此, 二元交叉熵能够有效地引导模型朝着减少预测误差的方向优化。在本文中, 二元交叉熵被用于衡量模型在图像分割任务中的表现, 帮助模型优化光刻图案的生成。通过最小化交叉熵损失, 模型能够逐步提高图案与目标图案之间的相似度, 从而在实际应用中实现更精确的光刻掩模设计。

优化算法用于在训练过程中更新模型的权重, 使得损失函数最小化。在本文中, 采用 Adam (Adaptive Moment Estimation) 作为优化方法。与传统的梯度下降法不同, Adam 优化器是一种自适应的优化方法, 它结合了动量 (Momentum) 和自适应学习率调整 (RMSprop) 的优点, 并且在处理稀疏梯度和大规模数据时表现出色。Adam 优化器特别适用于深度学习中的大规模参数优化, 具有较快的收敛速度和较小的内存开销。Adam 优化器在深度学习训练中的优势主要体现在以下几点:

(1) 自适应学习率: 每个参数都有独立的学习率, 能够根据梯度的历史变化动态调整, 避免了固定学习率带来的局部最优问题。

(2) 高效的计算: 通过使用动量和二阶矩估计, Adam 能够有效加速收敛速度, 并减少训练时的波动。

(3) 适应稀疏梯度问题: 对于稀疏梯度问题, Adam 能够提供有效的更新, 尤其适合处理复杂的图像分割任务。

Adam 优化器的核心思想是同时维护每个参数的一阶矩 (梯度的均值) 和二阶矩 (梯度的未中心化方差)。具体来说, Adam 通过以下步骤进行更新:

(1) 计算梯度: 对于每个训练样本, 计算损失函数对每个权重参数的梯度。

(2) 一阶矩估计 (动量): 通过指数加权平均来估计梯度的一阶矩, 使得最近的梯度对参数更新的影响更大。具体公式如下:

$$m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t \quad (6-2)$$

其中,  $m_t$  是第  $t$  次迭代的梯度一阶矩估计,  $g_t$  是当前的梯度,  $\beta_1$  是动量衰减率, 通常设为 0.9。

(3) 二阶矩估计 (梯度的方差): 同样通过指数加权平均来估计梯度的二阶矩。具体公式如下:

$$v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2 \quad (6-3)$$

其中,  $v_t$  是第  $t$  次迭代的梯度二阶矩估计,  $\beta_2$  是方差衰减率。

(4) 偏差校正: 由于初期梯度的估计可能偏小, Adam 对一阶和二阶矩估计进行偏差校正, 以避免更新过程中出现偏差。具体公式如下:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (6-4)$$

其中,  $\hat{m}_t$  和  $\hat{v}_t$  是校正后的梯度估计。

(5) 参数更新: 最后, 使用调整后的梯度信息来更新权重参数, 具体公式如下:

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \frac{\eta}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \cdot \hat{m}_t \quad (6-5)$$

其中,  $\eta$  是学习率,  $\varepsilon$  是为了避免除零错误的小常数 (通常设为  $10^{-8}$ )。

### 5.2.3 训练过程详述

在本文中, 训练过程分为预训练阶段和正式训练阶段, 以确保模型能够充分学习数据中的特征, 并逐步优化光刻掩模设计。预训练阶段的主要目的是使用遗传算法优化后的掩模图像为深度学习模型提供初步的学习经验, 帮助模型快速获得对光刻图案特征的初步理解。在完成预训练后, 模型进入正式训练阶段, 这是整个训练过程的关键阶段, 目标是让模型更精确地优化掩模设计, 使得光刻仿真结果与实际实验结果更加接近。正式训练阶段使用的是目标图像与实验图的二值化图像, 目的是让模型通过比较仿真图与真实实验图之间的差异来逐步调整模型参数。具体的流程如图 5-3 所示。首先, 在预训练阶段, 选择合适的训练数据, 并制定相应的训练策略, 同时确定损失函数和优化器, 以便高效地进行特征提取,

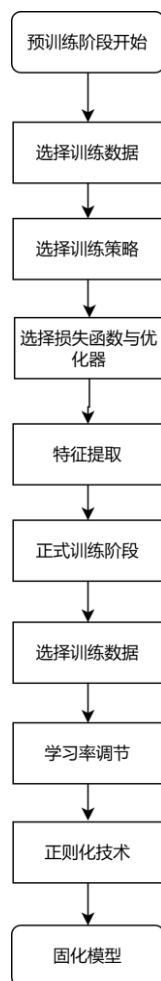


图 5-3 训练流程图

为后续正式训练奠定基础。其次，在正式训练阶段，进一步优化模型，选择正式训练数据，并通过学习率调节和正则化技术，防止过拟合并提升模型的泛化能力。最后，在训练完成后，固化最终模型，使其稳定并适用于实际应用，从而确保模型的可靠性和有效性。

## 5.3 数据集的准备与处理

### 5.3.1 预训练数据集的构成与处理

预训练数据集的质量直接影响深度学习模型的预训练效果，进而影响整个模型的性能。在本文中，预训练数据集由遗传算法经过 50 代优化后未收敛的掩模图案组成（共 500 张图形），这些图案反映了光刻过程中存在的各种复杂变化和光学效应。通过这样的数据，模型能够学习到在实际光刻过程中可能遇到的非理想情况，为后续的优化提供基础。预训练数据集部分图片，如图 5-4 所示。

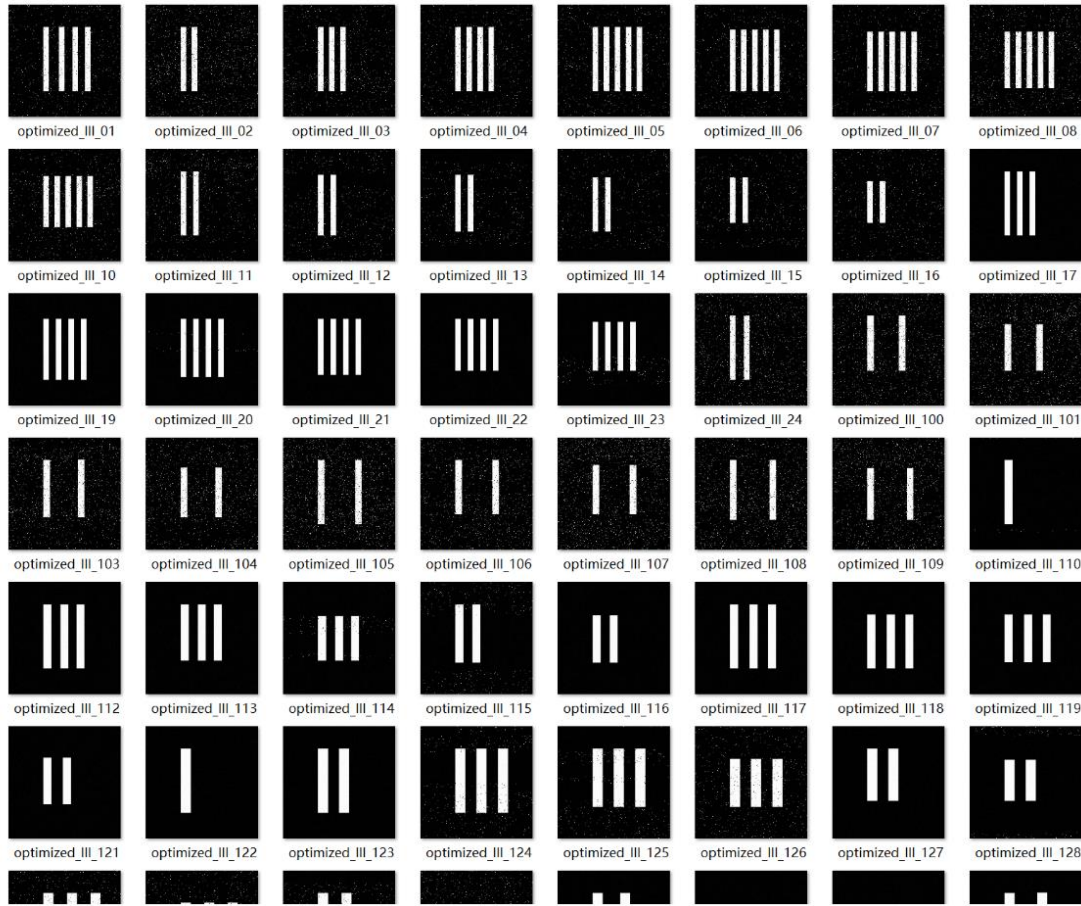


图 5-4 预训练数据集部分图片

这些图像首先经过灰度化处理，以消除颜色信息的干扰，因为在数字光刻掩模设计中，关键信息通常与光强度分布有关，而与颜色无关。之后，进行归一化处理，将图像的像素值范围调整到 0 到 1 之间，这一步骤是为了避免模型在训练过程中因数值差异过大导致的学习效率低下。

### 5.3.2 正式训练数据集的构成与处理

正式训练数据集的选择和处理是本研究中至关重要的一步，它决定了模型训练的方向和效果。数据集包括从实验中得到的目标图像和对应的实验图的二值化图像，这种配对数据有助于模型学习如何将实验图修正为更接近设计意图的目标图。

对于正式训练数据的处理，除了基本的归一化和尺寸调整之外，本文特别采用了先进图像处理技术进行噪声剔除和边缘增强，以提高数据质量。为提高模型的泛化能力，增强数据的多样性，本文采用了数据增强技术，如旋转、缩放、翻转等操作。这些增强操作有效地扩展了训练集，使得深度学习模型能够在不同的

光刻条件下更好地进行训练，从而适应复杂的实验环境和多变的光学误差（共 3650 张图）。二值化处理则通过设定合适的阈值完成，该阈值是通过对比分析实验图像与目标图像的光强分布得出的。正式训练的数据集部分图片内容，如图 5-5 所示。

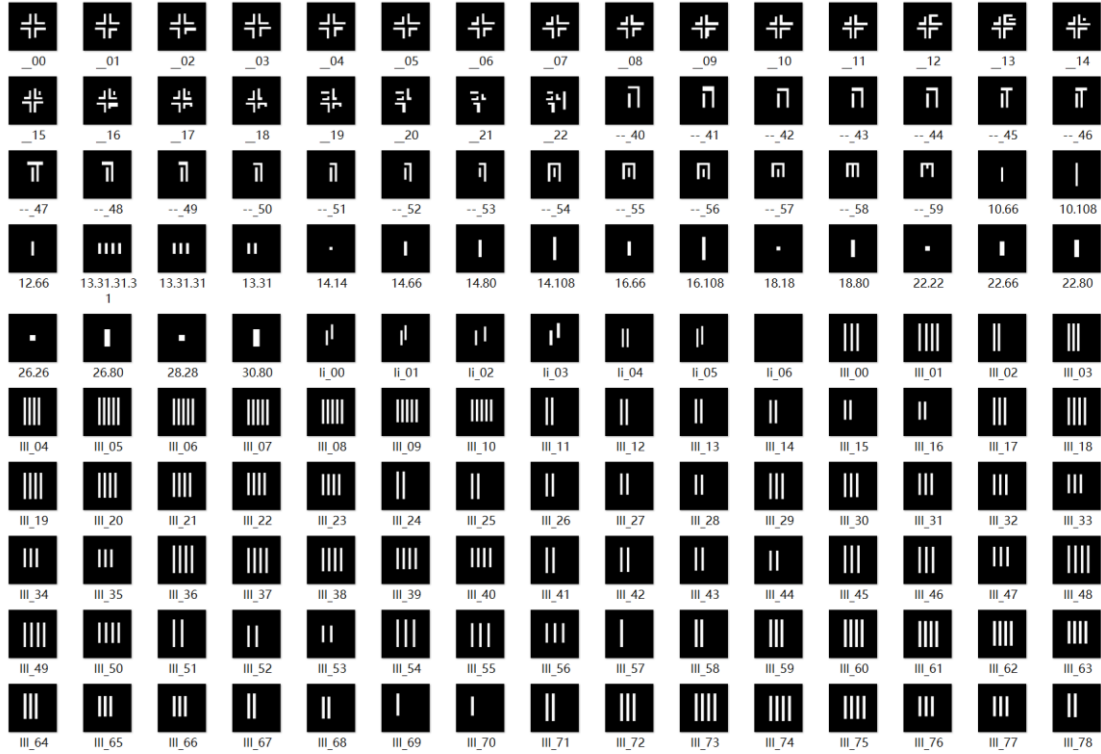


图 5-5 正式训练数据集部分图片

### 5.3.3 测试数据集的构成与预处理

测试数据集的设计，旨在验证模型在处理特定光刻图案时的准确性和超参数是否训练到最优。选择全是 T 形图案的数据集，是因为 T 形图案在光刻中是一种常见且具有挑战性的结构，能够有效地测试模型对细节的处理能力。测试数据同样经过了归一化和二值化处理，确保在模型评估时能够公平地比较不同图案之间的差异。此外，这部分数据也进行了详细的质量检查，以排除任何可能影响模型评估结果的异常值或错误数据。如图 5-6 所示为部分测试图。

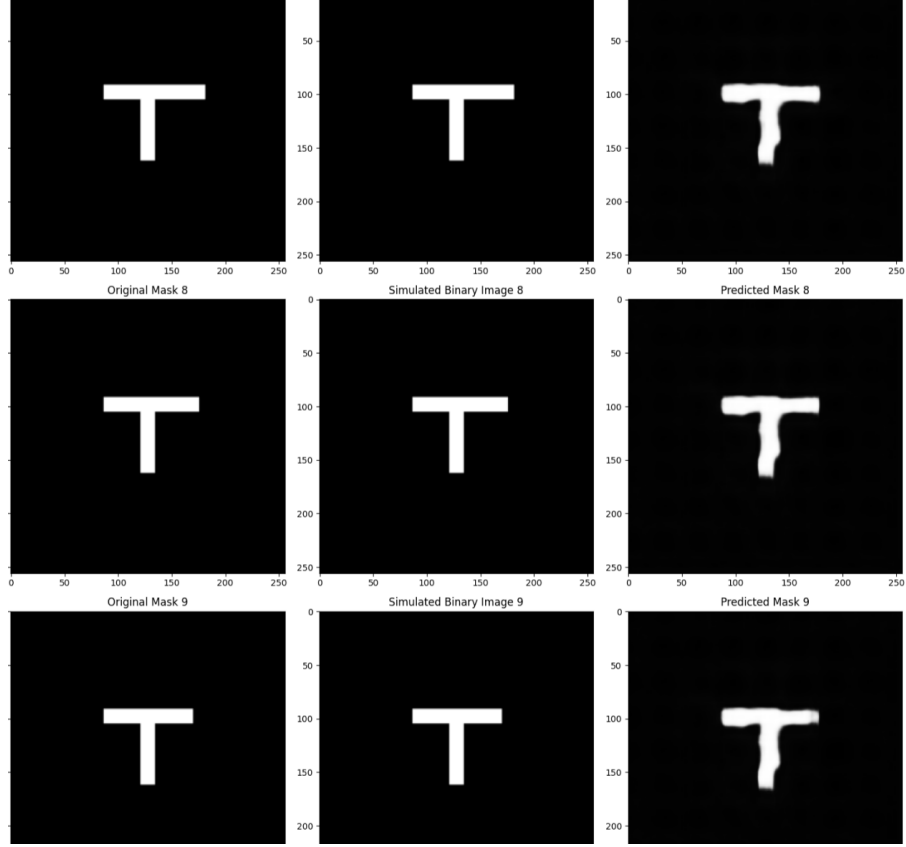


图 5-6 测试数据集部分测试图

## 5.4 实验结果分析

### 5.4.1 仿真结果与实验数据的对比

为了验证深度学习优化的掩模设计与光刻仿真模型的效果,本文通过对比仿真结果与实际实验数据,评估深度学习模型在光刻图案优化中的实际应用效果。仿真结果与实验数据的对比,能够帮助理解深度学习模型在光刻过程中如何修正光学邻近效应,并且验证其在复杂图案设计中的准确性。在对仿真结果与实验数据进行对比时,本文主要使用以下几个评估指标:

#### (1) 平均 $PE$ 值 (Mean Pattern Error, 简称 $MPE$ )

针对整个图像的误差进行计算,而不仅仅是单个像素的误差。具体而言, $MPE$  可以通过比较每个像素的预测值与实际值,计算出图像中所有像素的平均误差。公式如下:

$$MPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |I_1(i) - I_2(i)| \quad (6-6)$$

其中,  $MPE$  为 0.004905。

### (2) 交并比( $IoU$ )

交并比 (Intersection over Union,  $IoU$ ) 用于评估图像重叠区域占总区域的比例, 反映了仿真图像和实验图像的重合度。 $IoU$  值越大, 表示两者之间的重叠区域越多, 即仿真图像与实验图像的相似度越高。 $IoU$  的计算公式为:

$$IoU = \frac{A_{\text{intersection}}}{A_{\text{union}}} \quad (6-7)$$

其中,  $IoU$  为 0.9278。

### (3) $Dice$ 系数

$Dice$  系数是一种衡量二值图像相似性的指标, 适用于评估光刻图案的精度。 $Dice$  系数值越大, 表示两幅图像的相似性越高。在光刻图案优化任务中,  $Dice$  系数可作为验证深度学习模型效果的一个重要指标。 $Dice$  系数的计算公式为:

$$Dice = \frac{2 \times A_{\text{intersection}}}{A_{1st} + A_{2sec}} \quad (6-8)$$

其中,  $Dice$  系数为 0.9614。

在对比实验图像与仿真图像的过程中, 本文的优化结果表现出显著的优势。通过计算  $PE$ 、 $IoU$  和  $Dice$  系数等评估指标, 深度学习优化后的掩模图案在多个方面都显著优于未经优化的光刻图案。

**$PE$  值分析:** 在使用深度学习优化后的掩模设计时, 仿真图像与实验图像之间的平均  $PE$  值显著降低, 表明优化后的掩模图案更加精确, 能够有效地减少由于光学邻近效应和其他误差因素导致的图案偏差。

**$IoU$  与  $Dice$  系数:** 在  $IoU$  和  $Dice$  系数的评估中, 优化后的图案显示出更高的重合度, 说明深度学习模型有效地优化了掩模设计, 使得仿真图案与实验图像之间的相似性得到了显著提高。特别是在处理复杂的微米级图案时, 深度学习优化的掩模能够有效修正由于光学邻近效应引起的图案失真, 从而提高光刻精度。

## 5.4.2 模型测试

本文采用三种线条图像对模型进行测试, 采用  $PE$  值来进行评价。预测的图形如下图 5-7 所示, 实验曝光图像如图 5-8 所示。可以看出, 预测图像与实验图像相似, 证明了模型的可靠性, 从而把实验和仿真紧密地联系到一起了。尽管深

度学习优化后的掩模设计显著提高了光刻图案的精度,但仍然存在一些不可忽视的误差来源。例如,光刻过程中的光源波长、透镜缺陷、光刻胶的厚度不均等因素都可能影响光刻结果。此外,实验中采用的设备、环境条件和操作参数等也可能导致一定的误差。因此,未来的研究可以进一步完善训练数据集,包括不同曝光条件、不同环境下的图像,进一步提升深度学习模型的泛化能力和优化效果。

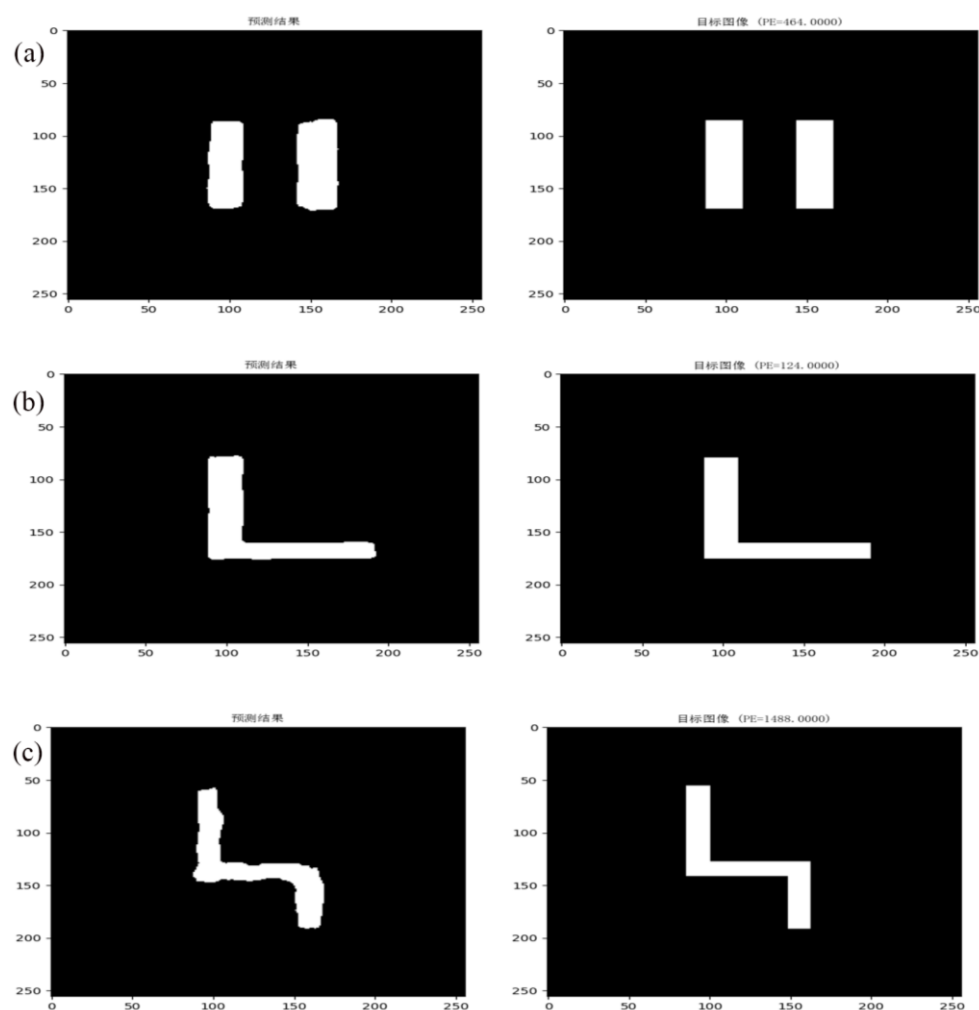


图 5-7 测试图形

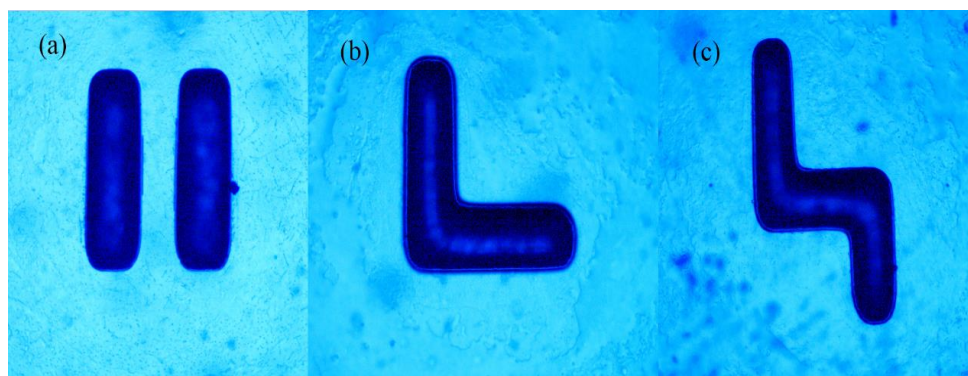


图 5-8 实验曝光图像

## 5.5 本章小结

本章主要探讨了深度学习技术与光刻仿真模型的结合，旨在提高 DMD 数字光刻的精度和效率。通过整合深度学习的图像处理优势和光刻仿真的物理模型，有效地提升了掩模设计的精确度和降低了光学邻近效应的影响。特别地，利用基于 U-Net 和 ResNet50 的深度学习模型，能够从复杂的光刻数据中学习并预测误差，优化掩模设计。此外，本文还通过引入深度学习的方法，进一步打通了仿真模型与实际实验设备之间的联系。

## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 总结

DMD 数字光刻技术是现代微纳加工领域中的重要技术之一，具有低成本、高灵活性和较高效率等突出优势。然而，受限于传统仿真模型的局限和算法优化方法的不足，目前在加工精度和效率方面仍存在较大的提升空间。针对这些问题，本文围绕 DMD 数字光刻技术中掩模优化的关键问题展开研究，以提高光刻系统的整体精度与效率，主要研究工作包括：

(1) 对当前 DMD 数字光刻技术与传统霍普金斯仿真模型进行了深入的分析与比较，阐述了现有技术的优势与局限性，探讨了无掩模与有掩模光刻技术的发展趋势与潜力。

(2) 针对 DMD 数字光刻系统的仿真建模，系统研究了相干与部分相干成像理论，建立了基于霍普金斯成像的改进光刻仿真模型，并通过仿真与实验的结合，验证了所构建仿真模型的可靠性和适用性。

(3) 为克服传统遗传算法易陷入局部最优和优化速度慢等问题，提出基于模拟退火算法、粒子群算法、最速梯度下降算法的改进遗传算法。通过仿真实验，系统对比了不同算法的性能表现，结果表明基于最速梯度下降算法改进的遗传算法（FD-GA）在精度与速度方面具有明显优势。

(4) 针对传统曝光模型中光源、透镜和掩模之间的相互作用不够精确的缺陷，提出了改进曝光模型的方法。引入光源函数和脉冲响应函数，显著提高了模型对实际光刻工艺的拟合精度，并进一步引入了噪声机制改进遗传算法的优化性能，增强了算法的全局搜索能力。

(5) 结合深度学习技术，提出了基于 U-Net 架构和 ResNet50 预训练模型的深度学习优化方法，将仿真模型和遗传算法的结果用于预训练，随后通过正式训练数据精确优化掩模设计，有效地减少了光学邻近效应误差，进一步提升了光刻质量。

本文的创新点如下：

(1) 针对传统 DMD 数字光刻仿真模型拟合实际工艺能力有限的问题, 提出了融合霍普金斯和阿贝成像优点的改进光刻仿真模型, 并结合深度学习方法提升模型对实验设备的适配性。该模型结合了霍普金斯成像的频域处理优势与阿贝成像的空间域建模特点, 能够更准确地模拟实际光刻过程。通过 U-Net 和 ResNet50 进行预训练和正式训练, 使得仿真结果与实验设备更加一致。实验验证表明, 该方法显著提高了仿真精度和适配性。

(2) 针对传统遗传算法存在的优化速度慢、易陷入局部最优等问题, 提出了一种融合多种优化策略与噪声机制的改进遗传算法。采用模拟退火、粒子群和最速梯度下降算法对遗传算法进行混合优化, 提升了全局搜索能力和收敛速度。引入噪声机制增强了种群多样性, 避免了算法陷入局部最优解。通过这些改进, 优化结果在精度和效率上均有显著提升。

## 6.2 展望

尽管本研究取得了一定的进展, 但受限于时间、技术和实验条件, 仍存在进一步深入和优化的空间, 后续可在以下几个方面进一步开展研究:

(1) 当前实验中使用的感光树脂性能有限, 后续研究可探索性能更高、更适合纳米级光刻打印的材料, 以进一步提高光刻图案的精度和稳定性。

(2) 深入研究并拓展深度学习模型的泛化能力, 通过扩大数据集规模、增加复杂工况的实验验证, 提高模型对不同图案结构和工艺条件的适应性。

(3) 进一步优化混合遗传算法中噪声机制的具体实施方式, 探索自适应噪声调整方法, 使算法在不同的优化阶段灵活调整噪声强度, 更有效地避免局部最优。

(4) 开展更广泛的实验验证, 包括实际光刻设备上的工艺实施与优化, 全面评价本文提出方法在实际生产环境中的稳定性与可靠性。

(5) 尝试结合 DMD 光刻技术与其它高精度光刻方法(如飞秒激光加工技术), 探索新型复合光刻工艺, 以进一步提高微纳制造的加工精度与效率。

未来, 通过以上方面的持续研究与改进, 有望进一步提升 DMD 数字光刻技术的实际性能, 使其在微纳加工领域发挥更大的作用, 满足日益增长的工业生产和科研需求。

## 参考文献

- [1] 秦立君, 罗军, 马喜宏, et al. 一种微机电系统面内加速度传感器的设计与仿真 [J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2024, 42(06): 27-33.
- [2] 赵晨茜, 张大伟, 王远瑞, et al. 基于微机电系统的智能传感器在全膝关节置换术中的应用及现状 [J]. 骨科, 2024, 15(06): 563-7.
- [3] 孙永强. 陶瓷材料在微机电系统中的应用 [J]. 陶瓷科学与艺术, 2024, 58(05): 111.
- [4] 张国卓, 王旭, 王允, et al. 用于光学显微成像的无像差双二维微机电系统振镜光束扫描方法 [J]. 光学学报, 2023, 43(21): 78-86.
- [5] 许薇, 邹旭东, 张志红, et al. 基于微机电系统(MEMS)的磁通门传感器研究进展 [J]. 磁性材料及器件, 2023, 54(02): 95-101.
- [6] 胡艺森. 微机电系统制造工艺综述 [J]. 新型工业化, 2022, 12(07): 71-5.
- [7] 李伙生. 基于 VCO 的混沌集成电路研究与设计 [D], 2024.
- [8] 李亮, 黄思仪, 宋惠安, et al. 高稳定性 LDO 集成电路设计 [J]. 中国集成电路, 2025, 34(Z1): 59-64.
- [9] FAN Z, DAN Y, LIN J, et al. Rapid configuring method for a programmable photonic integrated circuit based on a tandem neural network [J]. Optics letters, 2025, 50(5): 1731-4.
- [10] FRAZER J, ONO T, MATTHEWS J C F. A Gigahertz configurable silicon photonic integrated circuit nonlinear interferometer [J]. Quantum Science and Technology, 2025, 10(2): 025033-.
- [11] QU C, XU J, LI W, et al. Integrating circuit theory and network modeling to identify ecosystem carbon sequestration service flow networks [J]. Ecological Informatics, 2025, 87: 103077-.
- [12] 海霞, 陈敏. 一种微光学元件制作方法初探 [J]. 科技信息, 2011, (11): 16+406.
- [13] Extreme ultraviolet lithography [J]. Nature Reviews Methods Primers, 2024, 4(1): 85-.
- [14] Carl Zeiss SMT GmbH; Patent Issued for Method for Correcting Optical Proximity Effects [J]. Electronics Newsweekly, 2013.
- [15] Nikon Precision Inc.; Agency Reviews Patent Application Approval Request for "System and Method for an Adjusting Optical Proximity Effect for an Exposure Apparatus" [J]. Electronics Newsweekly, 2013.
- [16] CSMC Technologies Fab2 Co. Ltd.; Patent Application Titled "Method And System For Correction Of Optical Proximity Effect" Published Online (USPTO 20190212643) [J].

Computer Weekly News, 2019.

- [17] 柯顺魁. 光学邻近效应修正技术发展综述及思考 [J]. 山东工业技术, 2018, (10): 207.
- [18] 宋之洋, 郭沫然, 苏晓菁, et al. 一种离线光学邻近效应匹配方法的研究和仿真 [J]. 微纳电子技术, 2015, 52(03): 197-203.
- [19] 韦亚一, 栗雅娟, 刘艳松. 先导光刻中的光学邻近效应修正 [J]. 微纳电子技术, 2014, 51(03): 186-93.
- [20] 赵浙业. 基于纳米工艺标准单元的光学邻近效应优化设计方法 [D], 2013.
- [21] JI J, WEI B, WEN G, et al. Edge-based near-field photolithography optical proximity effect correction technique [J]. Optical and Quantum Electronics, 2024, 56(11): 1812-.
- [22] PING L, YALI Z, XINYU Y, et al. Improvement of YX42° Cut LiTaO3 SAW Filters with Optical Proximity Effect Correction Method [J]. Micromachines, 2023, 14(1): 205-.
- [23] ZHUOJUN Y, JIE L, LIWEN L, et al. Genetic algorithm-based optical proximity correction for DMD maskless lithography [J]. Opt Express, 2023, 31(14): 23598-607.
- [24] GOODMAN J W. Introduction to Fourier optics [M]. Roberts and Company publishers, 2005.
- [25] MACK C. Fundamental principles of optical lithography: the science of microfabrication [M]. John Wiley & Sons, 2008.
- [26] 刘文辉. 光刻技术及其应用的状况和未来发展 [J]. 电子工业专用设备, 2006, (03): 36-42.
- [27] 孙磊, 戴庆元, 乔高帅, et al. 从特征尺寸的缩小看光刻技术的发展 [J]. 微纳电子技术, 2009, 46(03): 186-90.
- [28] 翁寿松 缪. 无掩模光刻技术的前景 [J]. 电子工业专用设备, 2005, (08): 1-3.
- [29] HENRY D, GEMMINK J W, PAIN L, et al. Status and future of maskless lithography [J]. Microelectronic Engineering, 2005, 83(4): 951-5.
- [30] 彭钦军, 郭永康, 陈波, et al. 液晶实时掩膜技术制作连续微光学元件 [J]. Acta Optica Sinica, 2003, 23(2): 220-4.
- [31] 郭小伟. SLM 无掩模光刻技术的研究 [D]; 成都: 四川大学, 2007.
- [32] HUANG S, TANG Y, REN B, et al. DMD maskless lithography optimization based on an improved genetic algorithm [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2024, 63(4): 042001.
- [33] HUANG S, TANG Y, REN B, et al. DMD digital lithography optimization based on a hybrid genetic algorithm and improved exposure model [J]. Opt Express, 2024, 32(17): 30407-18.
- [34] HUANG S, JIANG C, XIE F, et al. An efficient and low-cost compensation method for

- p>exposure uniformity based on digital oblique scanning lithography [J]. Appl Phys Express, 2022, 15(7): 076506.
- [35] HUANG S, WU D, TANG Y, et al. Chaos-enhanced self-adaptive particle swarm optimization with simulated annealing for digital lithography mask optimization [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B, 2025, 43(1).
- [36] HUANG S, REN B, TANG Y, et al. Edge smoothing optimization method in DMD digital lithography system based on dynamic blur matching pixel overlap technique [J]. Opt Express, 2024, 32(2): 2114-23.
- [37] HUANG S, WU D, TANG Y, et al. Efficient mask optimization for enhanced digital maskless lithography quality by improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B, 2024, 42(5).
- [38] HUANG S, WANG L, ZHENG Y, et al. Stitching error compensation for large-area microstructures based on digital oblique scanning exposure mode [J]. Appl Phys Express, 2020, 13(11): 116501.
- [39] MOHAMMAD M A, MUHAMMAD M, DEW S K, et al. Fundamentals of electron beam exposure and development [M]. Nanofabrication: techniques and principles. Springer. 2011: 11-41.
- [40] GROVES T R, PICKARD D, RAFFERTY B, et al. Maskless electron beam lithography: prospects, progress, and challenges [J]. Microelectronic Engineering, 2002, 61: 285-93.
- [41] A C N, SERKAN B, EKMEL Ö. Electron beam lithography designed silver nano-disks used as label free nano-biosensors based on localized surface plasmon resonance [J]. Opt Express, 2012, 20(3): 2587-97.
- [42] 李虎, 刘敬成, 徐文佳, et al. 电子束光刻胶成膜树脂研究进展 [J]. 信息记录材料, 2016, 17(01): 1-9.
- [43] 王迪, 王国政. 电子束光刻技术与 ICP 刻蚀技术的研究 [J]. 电子技术与软件工程, 2015, (24): 126.
- [44] 杨红瑶. 大有前途的电子束光刻技术 [J]. 科技资讯, 2012, (31): 72.
- [45] 于明岩. 微纳系统电子束光刻关键技术及相关机理研究 [D], 2015.
- [46] 仲冠丞. 下一代光刻技术 [J]. 科技与企业, 2015, (13): 210.
- [47] PIMPIN A, SRITURAVANICH W. Review on micro-and nanolithography techniques and their

- plications [J]. Engineering journal, 2012, 16(1): 37-56.
- [48] TSENG A A, CHEN K, CHEN C D, et al. Electron beam lithography in nanoscale fabrication: recent development [J]. IEEE Transactions on electronics packaging manufacturing, 2003, 26(2): 141-9.
- [49] 鲍锐. 基于极紫外光源中驱动激光的高精度指向控制技术研究 [D], 2024.
- [50] 李笑然, 李丰华. 极紫外光刻量产良率的保障: 掩模版保护膜 [J]. 光学仪器, 2024, 46(04): 81-94.
- [51] 张梦然. 极紫外光刻新技术问世 [N]. 2024-08-02.
- [52] 赵慧芳, 周作虎, 张磊. 极紫外光刻胶的研究进展与展望 [J]. 中国激光, 2024, 51(18): 29-46.
- [53] HASHIMOTO K, TAKATA Y, MUROYA Y, et al. Reaction mechanisms of Sn-based polarity-change copolymer resists with different counter anions, designed for extreme ultraviolet lithography [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2025, 64(2): 026501-.
- [54] LI J, WANG Z, WANG H. Computational Study of Organotin Oxide Systems for Extreme Ultraviolet Photoresist [J]. The journal of physical chemistry A, 2025.
- [55] WANG T, HU Z, HE L, et al. Characterization of optical depth for laser produced plasma extreme ultraviolet source [J]. Vacuum, 2025, 231(PA): 113805-.
- [56] 陈海巍. 应用于数字光刻机的 DMD 数据处理及控制系统 [J]. 现代信息科技, 2023, 7(18): 129-32.
- [57] 刘驰. DMD 用于数字光刻成像研究 [D], 2005.
- [58] 唐志方. 基于 DMD 的数字光刻光学系统的研究 [D], 2019.
- [59] 熊峥. 基于 DMD 的数字光刻技术研究 [D], 2016.
- [60] 邹朋飞. 基于 DMD 无掩模数字光刻机的研究与设计 [D], 2017.
- [61] HORNBECK L J. Digital light processing for high-brightness high-resolution applications; proceedings of the Projection Displays III, F, 1997 [C]. SPIE.
- [62] SAMPSELL J B. Digital micromirror device and its application to projection displays [J]. Journal of Vacuum Science & Technology B: Microelectronics and Nanometer Structures Processing, Measurement, and Phenomena, 1994, 12(6): 3242-6.
- [63] 陈翰. 亚分辨率辅助图形技术在 65 纳米以下光学修正中的应用及优化 [D], 2016.
- [64] 张辰明. 55 纳米工艺节点中离子注入层的光学临近效应修正 [D], 2017.

- [65] 朱亮, 闻人青青, 阎江, et al. 基于多光刻胶有效扩散长度的光学临近效应修正模型校准方法(英文) [J]. 半导体学报, 2008, (12): 2346-52.
- [66] HUANG W, LI Y, YANG H, et al. Fast and high-fidelity EUV curvilinear mask optimization by distance-versus-angle signature [J]. Opt Express, 2024, 32(15): 26292-305.
- [67] WENG C-L, WU C-Y, LEE Y-C. Enhanced corner sharpness in DMD-based scanning maskless lithography using optical proximity correction and genetic algorithm [J]. Opt Express, 2024, 32(25): 45357-72.
- [68] 金耀. 基于反向光刻技术的亚分辨率辅助图形插入规则研究 [D], 2024.
- [69] 李扬环. 反向光刻技术和版图复杂度研究 [D], 2012.
- [70] 庞琳勇, 刘永, ABRAMS D. 用于先进半导体制程的光刻反向计算技术(ILT)(英文) [J]. 实验力学, 2007, (Z1): 295-304.
- [71] 杨成. 基于智能算法的 DMD 光刻成像质量优化 [D], 2022.
- [72] 张良. 基于改进粒子群算法的数字光刻成像研究 [D], 2017.
- [73] MA X, LI Y. Resolution enhancement optimization methods in optical lithography with improved manufacturability [J]. Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS, 2011, 10(2): 023009.
- [74] XU M, R A G. Pixel-based OPC optimization based on conjugate gradients [J]. Opt Express, 2011, 19(3): 2165-80.
- [75] JIA N, LAM E Y. Stochastic gradient descent for robust inverse photomask synthesis in optical lithography; proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing, F, 2010 [C]. IEEE.
- [76] ERDMANN A, FUEHNER T, SCHNATTINGER T, et al. Toward automatic mask and source optimization for optical lithography; proceedings of the Optical Microlithography XVII, F, 2004 [C]. SPIE.
- [77] FÜHNER T, ERDMANN A, FARKAS R, et al. Genetic algorithms to improve mask and illumination geometries in lithographic imaging systems; proceedings of the Applications of Evolutionary Computing: EvoWorkshops 2004: EvoBIO, EvoCOMNET, EvoHOT, EvoISAP, EvoMUSART, and EvoSTOC, Coimbra, Portugal, April 5-7, 2004 Proceedings, F, 2004 [C]. Springer.
- [78] TRILTSCH U, PHATARALAOHA A, BÜTTGENBACH S, et al. Optimization of lithographic

- p masks using genetic algorithms [J].
- Analog Integrated Circuits and Signal Processing*
- , 2006, 48: 49-56.
- [79] XIONG W, TSAI M-C, ZHANG J, et al. DIRECT: An efficient optimization scheme for mask generation using inverse lithography [J]. *Proceedings of Nanotech Santa Clara, USA*, 2007: 430-4.
- [80] POONAWALA A, MILANFAR P. Mask design for optical microlithography—an inverse imaging problem [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 774-88.
- [81] POONAWALA A, MILANFAR P. A pixel-based regularization approach to inverse lithography [J]. *Microelectronic Engineering*, 2007, 84(12): 2837-52.
- [82] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization; proceedings of the Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks, F, 1995 [C]. *iee*.
- [83] 黄洋. 基于径向基函数与 Sigmoid 函数的改进粒子群算法 [J]. *科技创新与应用*, 2025, 15(03): 66-9.
- [84] 高炜. 基于混沌搜索改进粒子群算法的城市电网检修计划优化研究 [J]. *科技与创新*, 2025, (02): 50-3.
- [85] RAJA G, DIBYADEEP B, AJAY A, et al. Speed Control of PMSM Using Modified Particle Swarm Optimization Technique Based on Inertia Weight Updating Mechanism [J]. *SN Computer Science*, 2023, 4(6).
- [86] ZINAN Z, SIKUN L, XIANGZHAO W, et al. Source mask optimization for extreme-ultraviolet lithography based on thick mask model and social learning particle swarm optimization algorithm [J]. *Opt Express*, 2021, 29(4): 5448-65.
- [87] SUN H, DU J, JIN C, et al. Global source optimisation based on adaptive nonlinear particle swarm optimisation algorithm for inverse lithography [J]. *IEEE Photonics J*, 2021, 13(4): 1-7.
- [88] WANG L, LI S, WANG X, et al. Pixelated source optimization for optical lithography via particle swarm optimization [J]. *Journal of Micro/Nanolithography, MEMS, and MOEMS*, 2016, 15(1): 013506-.
- [89] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in engineering software*, 2014, 69: 46-61.
- [90] 赵南南, 乔鹏博, 周鹏飞, et al. 基于改进灰狼算法的 VSG 参数自适应控制策略 [J]. *电力科学与工程*, 2024, 40(09): 33-43.

- [91] IHSAN M, DIN F, ZAMLI K Z, et al. A modified grey wolf optimizer with multi-solution crossover integration algorithm for feature selection [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2025, 16(1): 1-17.
- [92] WANG S, ZHU D, ZHOU C, et al. Improved grey wolf algorithm based on dynamic weight and logistic mapping for safe path planning of UAV low-altitude penetration [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2024, (prepublish): 1-35.
- [93] 杨成, 刘红, 王英志, et al. 改进灰狼算法提高数字光刻图像质量的研究 [J]. *长春理工大学学报(自然科学版)*, 2022, 45(06): 59-66.
- [94] 查军武. 机器学习结合遗传算法优化高强度聚焦超声消融术能效因子的研究 [D], 2024.
- [95] 冯希尧, 苟俊程, 刘瑞, et al. 基于遗传算法优化机器学习模型的地下水潜在性预测 [J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(19): 7988-98.
- [96] 韩敬争. 基于机器学习和遗传算法的 CL20/HMX 分子晶体结构及性质预测 [D], 2023.
- [97] 李俭. 基于机器学习和遗传算法的 MOFs 电催化还原 CO<sub>2</sub> 性能预测和筛选 [D], 2024.
- [98] 明锦翼, 蔡志丹, 卢仪杰, et al. 基于机器学习和遗传算法的智能补货决策模型 [J]. *现代计算机*, 2024, 30(15): 38-42.
- [99] 张英凡. 机器学习联合遗传算法策略下的高性能 Cu-Ni-Co-Si 合金设计 [D], 2024.
- [100] 张英凡, 陈慧琴, 党淑娥, et al. 基于机器学习与遗传算法的 Cu-Ni-Co-Si 合金性能预测及机理 [J]. *金属热处理*, 2025, 50(01): 255-65.
- [101] 张韵, 钟慧超, 张春江, et al. 基于机器学习的多策略并行遗传算法 [J]. *计算机集成制造系统*, 2021, 27(10): 2921-8.
- [102] PADHY N P. GENETIC ALGORITHM-BASED MACHINE LEARNING CLASSIFIER SYSTEM MODEL FOR SHORT-TERM UNIT COMMITMENT PROBLEM [J]. *International journal of power & energy systems*, 2003, 23(1): 49-61.
- [103] SOPHIA S G G, SHARMILA V C, SUCHITRA S, et al. Water management using genetic algorithm-based machine learning [J]. *Soft Computing*, 2020, 24(22): 1-13.
- [104] YONGJUN L, WEIXING C, HUAY L, et al. Genetic algorithm enhanced by machine learning in dynamic aperture optimization [J]. *Physical Review Accelerators and Beams*, 2018, 21(5).
- [105] 常睿春. 基于模糊遗传算法和核主成份分析的遥感图像处理研究 [D], 2008.
- [106] 刘拓. 多种群遗传算法在图像处理中的应用研究 [J]. *软件*, 2023, 44(08): 143-6.
- [107] 卢书鑫, 梁会军, 谢衡, et al. 基于遗传算法和图像处理的输电线路覆冰检测方法 [J].

- 电工材料, 2024, (06): 20-6.
- [108]BAHADOR M, KESHTKAR M M, ZARIEE A. Numerical and experimental investigation on the breast cancer tumour parameters by inverse heat transfer method using genetic algorithm and image processing [J]. *Sāadhanā*, 2018, 43(9): 1-10.
- [109]CHRISTIAN S, DANIELLE A, SIMA T. An Image Processing and Genetic Algorithm-based Approach for the Detection of Melanoma in Patients [J]. *Methods of information in medicine*, 2018, 57(1): 74-80.
- [110]李晓光, 沈连娟, 李木军, et al. 基于遗传算法的接近式紫外光刻中掩模补偿优化研究 [J]. *系统仿真学报*, 2008, (17): 4601-4.
- [111]杨朝兴, 李思坤, 王向朝. 基于多染色体遗传算法的像素化光源掩模优化方法 [J]. *光学学报*, 2016, 36(08): 86-93.
- [112]HUANG S, TANG Y, REN B, et al. DMD maskless lithography optimization based on an improved genetic algorithm [J]. *Japanese Journal of Applied Physics*, 2024, 63(4).
- [113]韩春利, 邢传鼎. 一种用于人工神经网络学习的混合遗传算法; proceedings of the 1997 中国控制与决策学术年会, 中国江西庐山, F, 1997 [C].
- [114]李砚, 杜纲, 刘波. 基于混合遗传算法的鲁棒双层规划求解 [J]. *统计与决策*, 2012, (19): 44-7.
- [115]YILUN W, QIANWEN Z. A Hybrid Genetic Algorithm for Flexible Job Shop Scheduling Problem With Sequence-Dependent Setup Times and Job Lag Times [J]. *IEEE ACCESS*, 2021, 9: 104864-73.
- [116]KIM T, KONG G. A Hybrid Genetic Algorithm with Tabu Search Using a Layered Process for High-Order QAM in MIMO Detection [J]. *Mathematics*, 2024, 13(1): 2-.
- [117]郑军 诸. 基于自适应遗传算法的图像匹配 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2003, (06): 61-4.
- [118]张京钊, 江涛. 改进的自适应遗传算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(11): 53-5.
- [119]臧杰, 周金宇. 基于自适应遗传算法的碳纤维复合材料汽车防撞梁优化设计研究 [J]. *机械设计*, 2019, 36(04): 87-91.
- [120]SUN H, ZHANG Q, JIN C, et al. Source optimization using hybrid genetic algorithm in lithography; proceedings of the Ninth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications, F, 2023 [C]. SPIE.
- [121]陈荣环. 基于 DMD 的扫描光刻系统图案生成质量优化方案的研究 [D]; 长春: 东北

师范大学, 2018.

[122]丁翔宇. 基于数字微镜芯片的无模光刻微加工技术研究 [D]; 中国科学技术大学, 2014.

[123]谢芳琳. 基于 DMD 无掩模光刻的微光学元件表面平滑技术研究 [D], 2023.

## 攻读学位期间发表的学术论文目录

### 一. 论文发表情况

- [1] Huang S, **Tang Y**, Ren B, et al. DMD digital lithography optimization based on a hybrid genetic algorithm and improved exposure model [J]. Optics Express, 2024, 32(17): 30407-30418. (SCI, 中科院二区 TOP) 导师第 1, 本人第 2
- [2] Huang S, **Tang Y**, Ren B, et al. DMD maskless lithography optimization based on an improved genetic algorithm [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2024, 63(4): 042001. (SCI, 中科院四区) 导师第 1, 本人第 2

### 二. 专利申请情况

- [1] 黄胜洲, 唐远卓, 任博文, 等. 一种 DMD 光刻设备用硅片转移机构 [P].:CN202323620653.3,2024-08-16. (实用新型授权)
- [2] 黄胜洲, 唐远卓, 任博文, 等. 一种基于改进遗传算法的光刻掩模的优化方法[P]. CN202311313726.6,2024-01-16. (发明实审)

### 三. 参与项目情况

- [1] 安徽省自然科学基金, 2308085MF210, 面型可控光滑微透镜阵列大面积数字光刻机理及动态调控方法研究, 2023.07-2026.06, 10 万元, 在研, 主要参与人
- [2] 安徽省高校自然科学研究项目 (重大), 2022AH040138, 复杂三维微光学元件大面积精细光成型机理及调控方法研究, 2022.09-2024.08, 20 万元, 在研, 主要参与人

## 致谢

在硕士论文即将完成之际，我深感欣喜与感慨，这不仅是学术生涯的一次总结，也标志着我即将迎来新的挑战与机遇。回首求学之路，尤其是硕士阶段的研究经历，充满了探索与思考、坚持与突破。这段旅程不仅让我掌握了专业知识，更让我学会了如何以严谨的科学态度去分析和解决问题，同时也让我收获了珍贵的友谊和成长。在此，我衷心感谢所有在这一路给予我支持、帮助和鼓励的老师、同学、朋友以及家人。

首先，我要特别感谢我的导师黄胜洲老师。在我的研究生学习和科研过程中，黄老师给予了我无微不至的指导和关怀，使我在 DMD 数字光刻、智能优化算法以及光刻仿真技术的研究中不断深入。黄老师不仅在学术研究上有着扎实的功底和独到的见解，而且对学生亦是严格要求、耐心指导。在我初入研究课题时，黄老师悉心指导我阅读相关文献，帮助我梳理研究思路，并不断鼓励我敢于挑战新问题。研究过程中，每当遇到难以解决的技术难题时，黄老师都会耐心分析，与我一起探讨最优的解决方案，使我能够不断突破科研瓶颈。黄老师严谨求实的科研态度、精益求精的学术追求以及对科学探索的执着精神，深深影响着我，也让我对科研工作有了更深的理解和热爱。本论文的顺利完成，离不开黄老师的悉心指导，在此，我谨向黄老师致以最崇高的敬意和最诚挚的感谢！

同时感谢我的同学和朋友们，在论文研究和实验过程中，我们共同探讨、互相帮助，不仅提高了科研效率，也让这段求学时光充满了温暖和动力。正是这些团队协作和思想碰撞，使我在科研的道路上不断进步，也收获了许多宝贵的经验和友谊。

最后，我要深深感谢我的家人，感谢他们一直以来的理解和支持。正是家人的鼓励和信任，让我在科研过程中能够保持专注与坚持，勇敢面对挑战，最终完成了这项研究。

作者：唐远卓

2025 年 5 月 9 日

尚德致学 唯实惟新

