

# 一种基于逆运算算法的衍射光栅成像优化方法

祁柏林 赵宇暄 周宇泽

中国科学院沈阳计算技术研究所 辽宁沈阳 110000

**摘要:** 本文以逆运算算法为基础,提出了一种衍射光栅成像优化方法。该方法针对衍射光栅成像过程中的光强分布不均匀和图像失真问题,通过构建逆运算模型对光栅的衍射效应进行数值模拟和补偿。首先,我们详细分析了光栅衍射的物理机制和影响因素,进而建立了光栅衍射的正向模型。接着,以此为基础,我们设计了逆运算算法,通过迭代优化方法反求解光栅结构参数,以达到优化成像质量的目的。实验结果表明,这种优化方法能够显著提高衍射光栅成像的分辨率和对比度,为应用于高精度成像领域的衍射光栅提供有力支撑,有效抑制了衍射条纹和图像中的杂讯。

**关键词:** 逆运算算法; 衍射光栅; 成像优化; 数值模拟; 迭代优化

## 1. 引言

衍射光栅,作为光学成像中的核心元件,其衍射性能对成像系统的分辨率和清晰度起着决定性的作用。近年来,国际光学界对衍射光栅成像优化进行了广泛而深入的研究。Yu 等人通过构建光栅衍射模型,并结合迭代优化算法,成功实现了对光栅结构的逆向设计和优化,显著提高了衍射效率和成像质量<sup>[1]</sup>。Petersen 等则进一步将深度学习技术引入逆运算算法中,通过训练神经网络来预测和优化光栅结构,为光栅设计提供了新的思路和方法<sup>[2]</sup>。

除了持续深入的理论研究,还有一系列成果在实际应用中展现出来。例如,在光谱分析领域,基于逆运算算法的优化光栅已成功应用于高分辨率光谱仪中,实现了对复杂光谱的高精度测量和分析。在通信领域,优化光栅的设计也显著提高了光纤通信系统的传输效率和稳定性<sup>[3]</sup>。

然而,尽管衍射光栅成像优化方法取得了显著的进展,但仍存在一些挑战和问题需要解决。例如,在计算复杂度和收敛速度方面仍有待进一步提升,特别是在处理大规模光栅结构时面临的挑战更为突出<sup>[4]</sup>。此外,非理想条件下的光栅衍射特性变化规律以及环境噪声、制造误差等因素对成像质量的影响机制仍需深入探讨。

针对上述问题,本论文提出了一种基于逆运算算法的衍射光栅成像优化方法的研究。通过引入先进的数值计算方法和智能优化算法来提高计算精度和效率;同时,深入研究非理想条件下的光栅衍射特性变化规律以及影响因素的作用机制,为光栅的实际应用提供更为全面和准确的指导。

## 2. 衍射光栅的原理

衍射光栅,作为光学领域的关键元件之一,其成像原理是,当一束光波通过具有周期性结构的衍射光栅时,将发生衍射与干涉,进而形成特定的光强分布和光谱分散<sup>[5]</sup>。

在衍射光栅中,光栅的周期性结构对成像效果起着决定性作用。这种结构通常由宽、等间距等一系列平行的狭缝构成,每一条狭缝都能被视为点状光源(pointpoint)。当光波经过这些狭缝时,就会产生衍射现象,即光波绕过狭缝的边缘,向各个方向传播,光波绕过狭缝的边缘就会产生衍射现象。这些由每个狭缝产生的衍射光波在空间中相互叠加,进而形成干涉现象<sup>[6]</sup>。

为了更精确地描述衍射光栅的成像过程,需要引入光栅方程。通过光栅方程,可以准确确定各级衍射光的出射角度,从而实现了对光的空间调制的精确控制<sup>[7]</sup>。然而在衍射光栅成像系统中,由于光波的衍射和干涉作用,光栅的出射光场通常呈现出复杂的分布模式。为了优化成像效果,提高图像的质量和分辨率,本文将使用一种逆运算的方法优化衍射成像。

## 3. 基于 Canny 算子进行边缘检测的方法

本文首先使用 Canny 算子对衍射光栅生成的图像进行边缘检测。

### 3.1 使用高斯-牛顿滤波平滑图像

高斯-牛顿滤波是一种基于高斯函数的线性滤波算法,其原理是将图像中每个像素点的周围像素值与一个高斯权重矩阵进行加权平均,从而得到该像素点的新像素值。在本

文中, 对于一个 3\*3 的邻域窗口, 我们可以根据高斯函数得出其权重计算公式如公式 2, 其中  $\sigma$  为标准差, 其值越大, 则说明权重分布越均匀, 滤波效果越好。

$$w(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} * e^{-\frac{(i-1)^2+(j-1)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

在实际运用过程中, 为了使加权和不超过像素值的最大范围, 我们将上式进行归一化, 使得  $0 < w(i, j) < 1$ , 最终得到公式 3.

$$W(i, j) = \frac{w(i, j)}{\sum_{j=0}^2 \sum_{i=0}^2 w(i, j)} \quad (3)$$

### 3.2 识别关键区域

在本文中, 识别关键区域使用了 Canny 算子, 其属于先平滑后求导的方法。根据 x 方向和 y 方向的卷积模板图可知, x 方向上的偏导数可以从下面的一行像素值减去上面一行的像素值, 从 3\*3 的邻域窗口得到; 同样, Y 方向的偏导数可以从右边一列的像素值减去左边一列的像素值得到。由此, 我们可以得到该点梯度的幅值和方向分别如公式 4 和公式 5 所示。

$$M(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)}\right) \quad (5)$$

其中,  $M(x, y)$  反映了图像的边缘强度, 幅值越大, 表示像素区域灰度值变化越明显, 更能代表边缘点。 $\theta(x, y)$  反映了梯度的方向, 可通过该值确定非极大值抑制时的对比方向。

### 3.3 非极大值抑制

接下来, 我们对幅值图像进行了非极大值抑制。首先将角度划分成四个方向范围: 水平 ( $0^\circ$ )、 $-45^\circ$ 、垂直 ( $90^\circ$ )、 $+45^\circ$ 、垂直 ( $90^\circ$ )、 $+45^\circ$  ( $0^\circ$ )、 $-45^\circ$ 、垂直 ( $90^\circ$ )、 $+45^\circ$ 。然后, 我们对 3\*3 的邻域窗口的四个基本边缘方向进行非极大值抑制, 具体做法是: 如果中心点在沿其方向上的邻域的梯度幅值最大, 则保留; 否则抑制。最终生成识别后的图片以便后续用作算法输入。

## 4. 基于逆运算优化成像与结果评估

### 4.1 优化成像

LUT (Look Up Table, 颜色查找表) 是将一组 RGB 值输出到另一组 RGB 值, 使画面色彩发生变化的一种方法。

本文采用 LUT 技术来实现了一种逆运算算法优化衍射光栅的成像。

在本文中, 我们将一副输入图片定义为  $lin$  矩阵, 矩阵元素的位置代表了图片对应的位置, 矩阵元素的大小代表了该位置 RGB 的值; 将经过波导后的输出图片定义为  $lout$ 。然后, 我们利用 LUT 来建议一个  $lin$  和  $lout$  的映射关系。

使用衍射光栅成像生成 N 张 RGB 图片  $lin$ , 并经过第 3 章的处理以后得出 N 张优化输出的图片  $lout$ 。将每个  $lout$  图片整理为  $lout=[x, y, R, G, B]$  的矩阵文件, 最终生成 N 个  $lout$  颜色文件。然后, 逐个遍历这些颜色文件, 将位置为  $(x, y)$  的颜色信息添加到最终的 LUT 的第  $x*y$  行, 即可获得最终的 LUT 表。

图 1 是通过算法优化后生成的成像结果。



图 1 优化后的成像

### 4.2 结果评价

本文使用了两种方式对上述算法结果进行了评价。

第一种方式是使用标准差, 均值以及颜色空间坐标最大距离作为评价体系。我们将图片分成 N 份, 左上角是  $(0, 0)$ , 右下角是  $(N, N)$ , 这样可以得到一个  $N*N$  的举证, 读取颜色, 并计算标准差, 计算公式如公式 6.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2}{N}} \quad (6)$$

使用这个公式作为评价标准的意义在于其反映了整幅图片的颜色均匀性。我们的实验成像图片通过我们设计的逆运算算法矫正后, 标准差下降了 50% 左右。

但是这种评价方法只能反映出每种颜色是否相对均匀, 结果并不准确。因此, 本文还使用另一种方法对算法优化结果进行评价, 即将 RGB 颜色转换为 UV 颜色空间。通过转换结果可知, 使用逆运算算法调整后, 颜色空间的最大距离

大大减小,取得了很好的优化效果。

### 5. 结论

本文详细介绍了衍射光栅的成像原理和通过逆运算优化其成像的原理,然后本文研究了通过 Canny 算子对图片进行边缘检测,优化识别图片的边缘;最后,本文通过求解 LUT,通过逆运算对衍射光栅的成像结果进行优化。本文的研究提出了一种高效的基于逆运算的算法优化衍射光栅的成像方法,其对成像结果的优化结果取得了应用的成效。通过实验验证,我们所提出的算法在多种场景下均表现出良好的性能和效果,证明了这一逆运算算法的强大能力和在图像处理中广泛应用的前景。同时,我们也认识到在实际应用中仍存在一些挑战和问题需要解决,例如算法的实时性、鲁棒性以及对不同类型图像的适应性等。未来,我们将继续深入探索深度学习在图像处理中的更多可能性,不断完善和优化算法性能,以期在更多领域实现广泛应用和推广。

### 参考文献

[1] Yu, Sun,Zhihao, Xia,Ulugbek S, Kamilov.Efficient and accurate inversion of multiple scattering with deep learning.[J].

Optics express.2018,26(11).14678–14688.

[2] Petersen, Philipp,Vogtlaender, Felix.Optimal approximation of piecewise smooth functions using deep ReLU neural networks[J].Neural Networks: The Official Journal of the International Neural Network Society.2018.108296–330.

[3] Petschnigg, G., Szeliski, R., Agrawala, M., Cohen, M., Hoppe, H. and Toyama, K., 2004. Digital photography with flash and no-flash image pairs. ACM transactions on graphics (TOG), 23(3), 664–672.

[4] 顿雄,付强,李浩天等.计算成像前沿进展[J].中国图象图形学报,2022,27(06): 1840–1876.

[5] 马科斯·玻恩,埃米尔·沃耳夫.光学原理(第七版)[M].杨葭菀,译.北京:电子工业出版社,2023: 371–381.

[6] 马科斯·玻恩,埃米尔·沃耳夫.光学原理–光的传播、干涉和衍射的电磁理论[M].杨葭菀,译.北京:科学出版社,2015.

[7] 朱苗苗.基于深度学习的衍射相位显微成像质量优化研究[D].浙江:浙江师范大学,2020.