

高分辨率大视场计算成像方法

苏云^{1,2}, 徐婧¹, 俞越¹, 席特立², 魏士杰², 邵晓鹏^{2*}

¹北京空间机电研究所, 北京 100094;

²西安电子科技大学物理与光电工程学院, 陕西 西安 710071

摘要 高分辨率大视场成像使得航天遥感可以在更广阔的范围内进行更精细的感知, 提出一种基于计算成像基本原理的大视场次优计算成像设计方法。该方法将成像过程分为硬件成像和软件复原两方面, 软硬件结合的设计方法可以充分结合二者优势, 降低了硬件设计难度, 提升了系统成像综合性能。在光学系统硬件设计方面, 提出次优光学设计方法, 不再将设计自由度资源单一应用在小视场范围内, 而是在更大视场范围内寻求一致性的次优点扩展函数, 结合图像复原方法, 扩大有限设计自由度条件下的成像视场。采用次优方法设计离轴三反光学系统, 设计视场可以提高到 5°, 相比于常规设计方法, 视场提高 1 倍以上; 结合基于深度学习的非线性图像复原方法, 对于同类目标, 结构相似度达到 85% 以上, 对于不同类型目标, 结构相似度可达 80% 以上, 有效实现高分辨率大视场成像系统设计, 为航天遥感广域精细观察提供了新方法。

关键词 成像系统; 计算成像; 高分辨率; 大视场; 点扩展函数一致性

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1811025

High-Resolution and Large Field-of-View Computational Imaging Method

Su Yun^{1,2}, Xu Jing¹, Yu Yue¹, Xi Teli², Wei Shijie², Shao Xiaopeng^{2*}

¹Beijing Institute of Space Mechanics & Electricity, Beijing 100094, China;

²School of Physics and Optoelectronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China

Abstract High-resolution and large field-of-view imaging allows aerospace remote sensing to perform finer perception over a wider range. Based on the computational imaging basic principle, this paper proposes a suboptimal computational imaging design method with a large field-of-view. The imaging process, is divided into two components: hardware imaging and software restoration. The design method that combines software and hardware can fully incorporate the advantages of the two, reducing the difficulty of hardware design and improving the overall performance of system imaging. In terms of hardware design, a suboptimal optical design method is proposed, which seeks a consistent suboptimal point expansion function in a larger field-of-view rather than using the design degree of freedom resources in a small field-of-view. The imaging field-of-view under the state of limited design degree of freedom is enlarged when combined with the image restoration method. The off-axis three-mirror optical system is designed using the suboptimal method, which increases the design field-of-view to 5°, which is more than twice the field-of-view of conventional design method. When combined with the nonlinear image restoration method based on deep learning, the structural similarity of similar targets is more than 85%, and that of different types of targets is more than 80%, which effectively realizes the design of high-resolution and large field-of-view imaging system, and provides a new method for aerospace remote sensing wide-area fine observation.

Key words imaging systems; computational imaging; high resolution; large field-of-view; point spread function consistency

OCIS codes 110.1758; 080.2740; 110.3010

收稿日期: 2021-06-02; 修回日期: 2021-07-12; 录用日期: 2021-07-20

通信作者: *xpshao@xidian.edu.cn

1 引言

空间光学遥感器是光学遥感卫星上的重要载荷,分辨率和视场是衡量空间光学遥感器性能的重要指标。高分辨率意味着航天光学遥感器对目标细节有好的辨析能力,更高的分辨率能够保证信息的准确性。大视场意味着航天光学遥感器对目标区域范围有好的覆盖能力,更大的视场能够保证获取更全面的遥感信息。

从实现遥感器的角度讲,高分辨率和大视场是一对矛盾量,采用传统手段无法兼得。受限于光学元件的材料,高分辨率遥感器一般采用反射式光学系统。反射式光学系统受限于设计自由度的缺失,像差校正能力非常有限,对轴外像差的校正困难,一般无法有效抑制像差随着视场的增大而急剧恶化。随着光学视场的增大,轴外像质迅速恶化,在反射式光学系统设计自由度缺失的情况下,轴外可用视场迅速减小,从而导致大口径高分辨率光学系统的视场有限。

为解决视场过小的问题,国内外部分遥感器采用了多种手段,包括多镜头视场拼接^[1-5]、扫描镜/卫星摆扫^[6]、自由曲面^[7-8]等,但这些方式均未能很好地解决问题。近年来,计算成像方法通过硬件软件联合设计的思想,改善了传统设计的不足^[9-10]。本文基于计算成像基本原理,提出大视场次优计算成像设计方法,采用大视场次优光学设计方法,对光学系统各视场点扩展函数(PSF)进行整形设计,得到各视场点扩展函数一致性好的光学系统,结合图像复原算法,得到更大视场的高质量图像。

2 基本原理

光学系统的像差主要由 5 项组成,分别为球差、轴外球差、慧差、像散、场曲。由于光学像差的存在,光学系统成像必须考虑精度约束问题。传统光学系统的数学本质是多目标函数、多自变量、多约束体系的最优化求解,像差优化的目标是使光学系统处瞳面波像差最小。同时,根据实际工程需要,对光学系统的一些特征尺寸进行约束,确保光学系统具有工程可行性。

最优化是一个在给定的集合 S 上泛函 $J(U)$ 的极小化或极大化的问题。

$$\min f(x, A) \quad \text{s. t.} \quad F(x, A) \leq 0, \quad (1)$$

式中: x 是光学系统设计参数; $f(x, A)$ 是目标函数(对应刻画成像质量的函数); A 是输入参数;

$F(x, A)$ 是根据模型定义的约束条件。在实际问题中,模型参数处于一个变化的区间,即容许集合 U 。

光学设计参数的自由度越大,可优化得到的光学系统的目标函数最优值越小,即像质越优。由于反射式系统的设计自由度受限,在大视场光学设计中,只能保证中间视场具有较好的成像质量。对于此问题,本实验组基于计算成像思想,改变传统光学设计优化目标,利用反射式光学系统有限的设计自由度优化整个视场像质,由于设计自由度有限,因此在保证各视场点扩展函数一致的前提下,寻求光学次优的中间像质,结合图像复原算法,得到全视场最优像质。

所提高分辨率大视场计算成像方法,包括大视场次优成像光学设计和基于深度学习的非线性图像复原两个步骤。大视场次优成像光学设计利用有限的设计自由度得到全视场近似一致的点扩展函数;将得到的点扩展函数作为模糊核,对清晰图像进行图像退化模拟仿真,得到次优光学系统所成模拟图像;利用模拟图像和原清晰图像作为深度学习的训练图像对,训练深度学习网络,得到面向大视场次优成像光学系统的专用深度学习网络。次优光学系统和专用的深度学习网络共同构成高分辨率大视场计算成像方法。即在实际使用过程中,首先利用大视场次优成像光学系统对景物进行拍摄,得到各视场模糊的图像,再经过训练好的深度学习网络对图像进行复原,得到清晰的大视场图像。

3 大视场次优成像光学设计

3.1 以点扩展函数一致性为目标的光学系统设计方法

PSF 描述一个光学成像系统对点源或点状目标的响应情况,是表征光学成像系统对点源解析能力的函数,理想情况下 PSF 是圆对称的函数。PSF 也可以看作点源经过光学系统后由于衍射形成的一个扩大的像点,是光学系统传递函数的三维表示函数,在遥感成像、天文成像和其他成像系统中都是很重要的参数。光学系统 PSF 的形状会极大地影响整个光学系统的成像质量。

线扩展函数(LSF)是表征线光源成像后亮度分布的函数。由于线光源可以看作沿直线方向的点光源的集合,沿着某一直线方向对 PSF 进行积分,即可求得 LSF。因此,LSF 和 PSF 的关系为

$$\begin{cases} \text{LSF}_x(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \text{PSF}(x, y) dy \\ \text{LSF}_y(y) = \int_{-\infty}^{\infty} \text{PSF}(x, y) dx \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $LSF_x(x)$, $LSF_y(y)$ 分别为 x, y 方向的线扩展函数。

对 LSF 进行归一化操作后再进行傅里叶变换, 就可以得到光学系统在某一个方向上的调制传递函数(MTF), 再经过旋转就可以得到光学系统的二维 MTF, 最后对二维 MTF 进行傅里叶逆变换, 就可以得到光学系统的 PSF。因此可以通过优化光学系统的 LSF 的方式实现以 PSF 为优化目的的光学系统。

以 LSF 为优化目标, 光学设计的核心步骤是基于最小二乘法的迭代优化。首先, 将光学系统和最终的 LSF 的关系等效为线性方程系, 计算公式为

$$Ax = B, \quad (3)$$

式中: A 和 B 分别为初始 LSF 和输出 LSF; 最终的解 x 为最佳的光学系统的矩阵形式。在 Zemax 软件中通过最终评价函数(M_{MF})判断设计的光学系统和最佳光学系统的差异, M_{MF} 的计算公式为

$$M_{MF}^2 = \frac{\sum W_i (V_i - T_i)^2 + \sum (V_i - T_i)^2}{\sum W_i}, \quad (4)$$

式中: V_i 为操作数实际值; T_i 是操作数目标值; W_i 是操作数权重。 M_{MF} 值越小, 光学系统越理想, 对于所提方法而言, 就是系统的 LSF 和目标 LSF 一

致性越高。

总的来说, 传统遥感成像光学系统的设计目标是优化光学系统的 MTF, 而所提方法提出了以优化光学系统的 PSF 为目的的设计思想, 并根据 PSF 和 LSF 的相互关系, 将优化目标转换为光学系统的 LSF, 通过迭代优化得到最优的光学系统。

3.2 基于三反离轴系统的大视场次优成像光学设计结果

光学系统指标: 可见光谱段; 口径为 3.5 m; 焦距为 30 m; 视场为 $2\omega = 5^\circ$ 。采用传统设计思路, 选取三反离轴光学系统形式, 系统光路如图 1 所示。

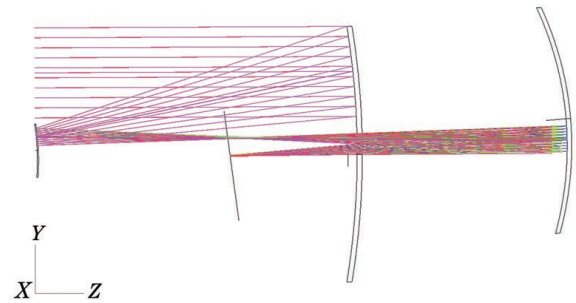


图 1 传统方法设计的光学系统光路图

Fig. 1 Optical path diagram of optical system designed by traditional method

各视场 PSF 分布和 MTF 曲线如图 2 和图 3 所示。

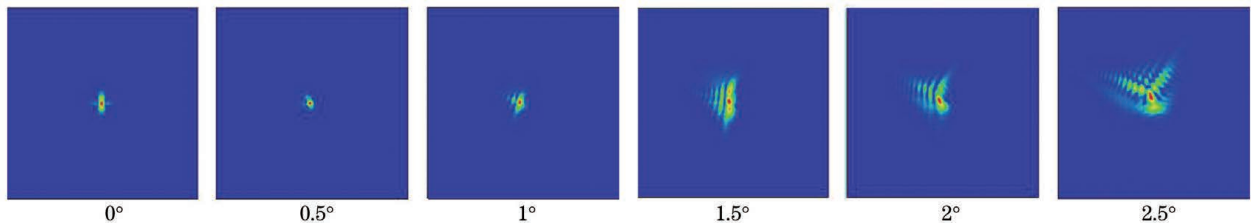


图 2 传统方法设计的光学系统各视场 PSF 分布

Fig. 2 PSF distributions of each field-of-view of optical system designed by traditional method

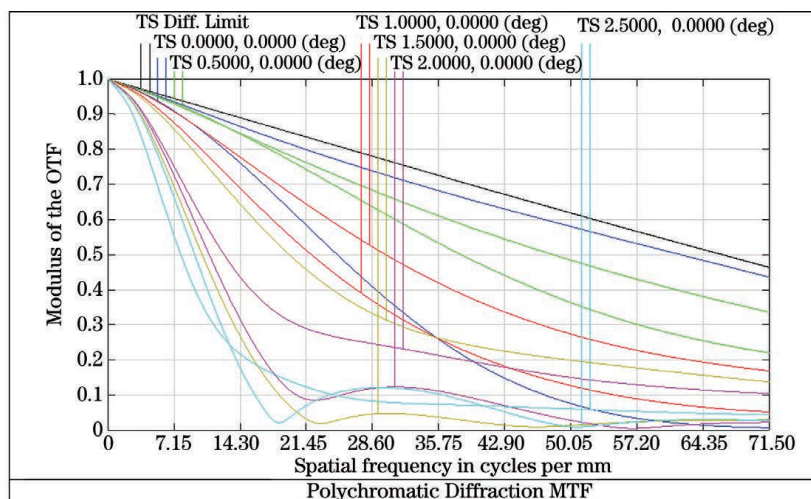


图 3 传统方法设计的光学系统 MTF 曲线

Fig. 3 MTF curves of optical system designed by traditional method

传统光学设计思路是使视场内所有光线均尽量逼近 MTF 衍射极限,当光学系统视场不断增大时,将出现 MTF 为 0 的情况。从图 2 和图 3 可以看出,采用传统设计方法设计三反离轴光学系统时,在相同的设计约束下,仅能保证 $0^\circ \sim 2^\circ$ 视场内具有较好的像质,当成像视场角增大为 5° 时,各视场的 PSF 分布差异很大,边缘视场的 MTF 在截止频率前已经到了 0,此时图像质量很差,并且 PSF 分布没有规律,图像无法得到准确复原。用离轴三反系统形式,以逼近衍射极限为目标的传统设计方法难以满足 5° 视场的设计要求。

因此,为得到可以复原的图像,在光学系统设计时,以各视场的 PSF 一致为目标,在离轴三反系统

的出瞳处加入泽尼克反射面,得到的光学系统如图 4 所示。

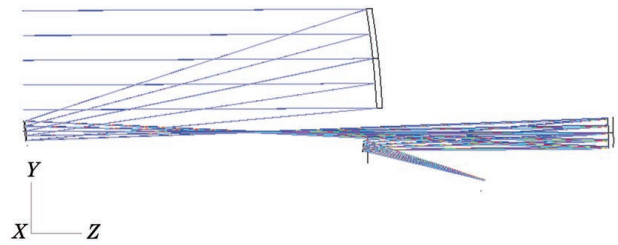


图 4 以 PSF 一致性为目标的光学系统光路图

Fig. 4 Optical path diagram of optical system with PSF consistency as objective

各视场 PSF 分布和 MTF 曲线如图 5 和图 6 所示。

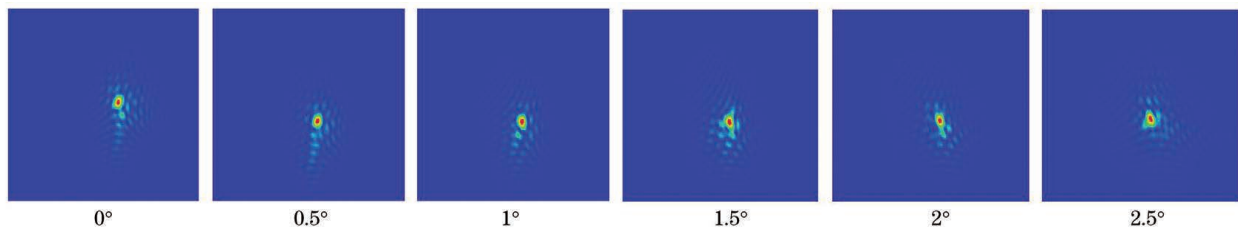


图 5 以 PSF 一致性为目标的光学系统各视场 PSF 分布

Fig. 5 PSF distributions of each field-of-view of optical system with PSF consistency as objective

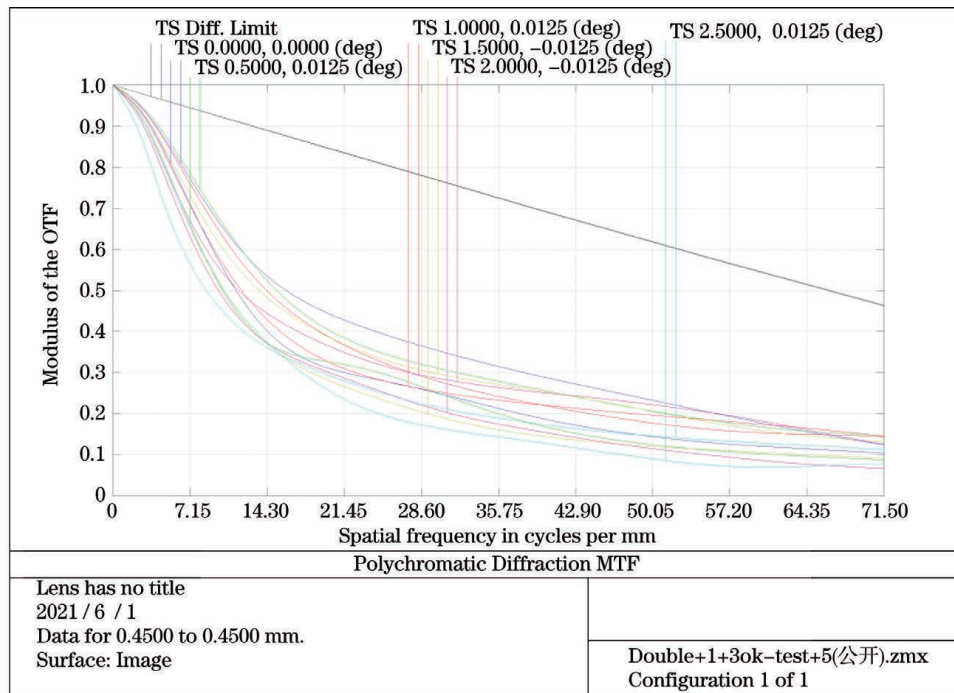


图 6 以 PSF 一致性为目标的光学系统 MTF 曲线

Fig. 6 MTF curves of optical system with PSF consistency as objective

从图 5 和图 6 可以看出,以 PSF 一致性为目标进行光学系统设计后,各视场 PSF 分布基本保持一致。MTF 曲线虽然没有贴近衍射极限,但是具有良好的 consistency,有利于图像的复原。此

外,对比两种方法的各视场均方根(RMS)波前误差,如图 7 所示,可以看出,以 PSF 一致性为目标的光学系统设计方法各视场波前误差的均匀性较好。

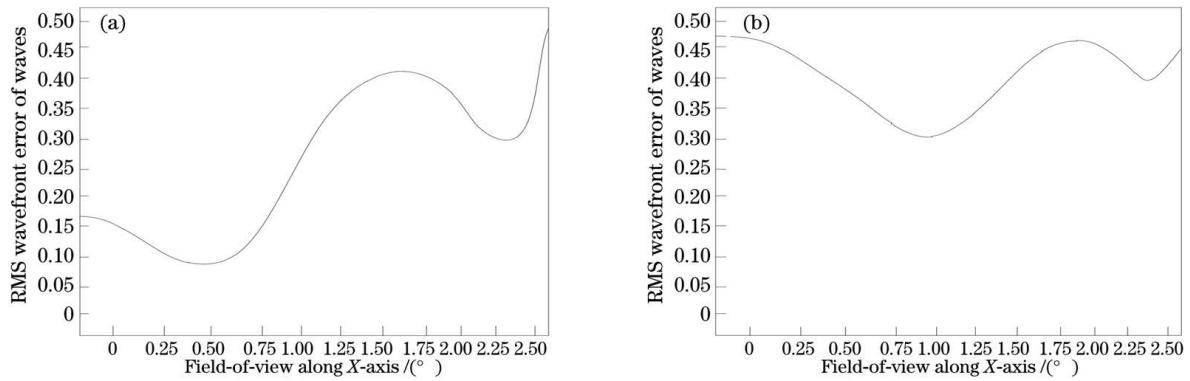


图 7 不同方法设计的光学系统各视场 RMS 波前误差曲线。(a)传统方法;(b)以 PSF 一致性为目标的方法

Fig. 7 RMS wavefront error curve for each field-of-view of optical system designed by different methods.

(a) Traditional method; (b) method with PSF consistency as objective

4 基于深度学习的非线性图像复原

4.1 图像退化模拟方法

图像质量变坏的过程叫作退化。在获取、传输和存储的过程中,多种因素会导致图像发生退化,可能的因素有光学系统中的衍射、传感器非线性畸变、光学系统的像差、摄影胶片的非线性、大气湍流的扰动效应、图像运动造成的模糊及几何畸变等。图像退化的典型表现为图像模糊、失真、噪声污染等。图像的噪声污染通常指一种空间上不连续的离散和孤立的像素的变化现象。图像的噪声污染退化主要发生在图像的获取和传输过程中,图像传感的工作情况受各种因素的影响(如图像获取过程中的环境条件和传感器自身的质量),噪声通常可以看作由概率密度函数表示的随机变量。

为了使各类退化图像的质量得到提高,需要使用图像复原技术。图像复原就是利用退化现象的某种先验知识(退化模型)把已经退化了的图像加以重建和复原,目的是尽可能地恢复退化图像的本来面目。当先验知识不够全面时,就需要使用盲复原算法来提高图像的质量。

导致图像退化的原因一般具有较强的非线性和复杂性,难以使用数学模型完美描述。图像复原的关键在于建立退化模型。用退化函数把退化过程模型化,并加上噪声项,如图 8 所示,则退化函数可表示为

$$g(x, y) = T[f(x, y)] + n(x, y), \quad (5)$$

式中: $g(x, y)$ 为退化图像; $f(x, y)$ 为原始图像; $n(x, y)$ 为加性噪声; T 为成像系统的线性退化算子。

通常情况下由于系统是时空不变的,退化函数

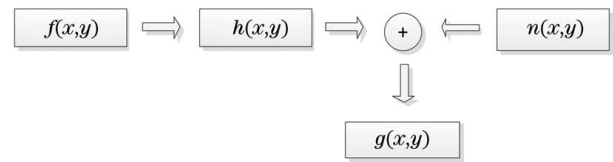


图 8 图像退化模型

Fig. 8 Image degradation model

可以表示为

$$g(x, y) = h(x, y) \otimes f(x, y) + n(x, y), \quad (6)$$

式中: $h(x, y)$ 是退化函数的空间表示。

图像复原即寻找降质系统的退化函数 $h(x, y)$ 。近年来,深度学习技术由于具有强大的特征学习能力,在计算机视觉任务中展现出了极大优势。基于深度学习的图像超分辨模型也迅速发展壮大,基于卷积神经网络的图像超分辨算法被不断提出。大多主流基于深度学习的超分辨方法假设低分辨率(LR)图像是通过高分辨率(HR)图像进行 Bicubic 插值降采样得到的。然而在真实场景中,镜头素质、传感器质量和拍摄条件等因素的限制导致出现图像质量退化的情况;在图像形成之后的记录、处理和传输过程中,记录设备、传输介质和处理方法的不完善,也会导致图像质量的下降。这些因素使得 LR 图像出现噪声、模糊和伪影等多种退化。没有将退化情况纳入考虑的超分辨算法在处理真实 LR 图像时,效果急剧下降;由于训练图像中未出现较严重的图像模糊,因此当真实 LR 图像出现运动或镜头素质导致的模糊时,超分辨模型倾向于保留 LR 图像的模糊效果,导致超分辨结果的视觉效果下降。为此,所提方法对 LR 图像进行退化的关键因素:模糊建模,并使用根据退化模型合成的 LR 图像训练超分辨网络,使得超分辨训练数据更接近真实超分辨场景。之后利用网络学习退化图像和目标

图像之间的关系,实现退化图像的复原。

结构相似度(SSIM)是一种用以衡量两张数字图像相似度的指标。当其中一张是无失真的图片,另一张是失真图片时,二者的 SSIM 可以看作衡量失真图片品质的指标。结构相似度的基本观点认为图片是高度结构化的,相邻像素之间有很强的关联性。而这样的关联性体现了图像中物体的结构信息。人类的视觉系统在观看图片时习惯抽取这样的结构信息,因此在设计品质用以衡量图片失真程度时,结构性失真的衡量是很重要的一环。

给定两个信号, x, y 两者的结构相似性为

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma, \quad (7)$$

式中: $l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$; $c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$;
 $s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$; μ_x, μ_y 为 x, y 的平均值; σ_x, σ_y 为 x, y 的标准差; σ_{xy} 为协方差; C_1, C_2, C_3 均为常数; 权重因子 $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 。

4.2 基于深度学习的非线性图像复原方法

随着深度学习理论知识的不断成熟,深度学习在盲去模糊算法中表现出强大的生命力。根据是否需要模糊核,盲去模糊算法可以分为模糊核估计的方法和端到端的盲去模糊方法。模糊核估计的去模糊方法用深度学习网络代替传统去模糊算法中的某些步骤,使得端到端的盲去模糊方法成为现实。

U-Net 模型是 2015 年由 Ronneberger 等^[11]提出的一种改进的全卷积神经网络(FCN)结构,包含一个编码部分和一个解码部分。编码部分是捕捉语义的收缩路径,解码部分是用于精准定位的扩展路径,且两部分的结构对称。U-Net 模型的每一个隐藏层都有较多的特征维数,有利于模型学习更加多样、全面的特征,在较少的训练样本情况下也能得到更加准确的分类结果。所提方法采用 U-Net 模型进行非线性的图像复原,该模型使用一对完全对称

的编码、解码结构。网络在编码过程中进行下采样,缩小特征图大小并扩大感知范围,提取更高层次的上下文特征;在解码过程中进行上采样,重构图像信息,并连接编码器中相应层的特征。U-Net 模型通过结合网络中的浅层和深层特征,可以有效地结合大范围的上下文特征和小范围的局部细节信息,从而在图片分割、降噪等任务上取得很好的效果。

基于 U-Net 的人工智能图像恢复算法采用有监督的方法对模糊图像进行端到端的训练。U-Net 使用训练对 $D = \{S, G\}$ 作为训练数据集。图像描述图 S 用作输入, G 是 S 对应的真实标签图像(也叫参考图像)。所提方法中, S 为一个语义布局即语义分割标签图, G 是一个相应的真实场景图像。 S 输入到 U-Net 后最终输出合成的高质量图像 F 。因此,所提模型 U-Net 学习的是从 S 到 F 的变换,同时也通过学习, F 不断地逼近 G 。

对于光学载荷的场景图像合成,因为从语义布局到彩色图像的转换不是一对一的转换,所以仅对合成图像的像素颜色和真实图像的像素颜色进行比较就可能严重地破坏完美逼真的输出。实际上,摄影图像的合成是一种受约束的一对多转换。按照每像素损失(生成图像和参考图像之间的 L1 距离)衡量,这两种目标的颜色会有巨大差异,因此在 U-Net 中使用感知损失(生成图像的感知特征和参考图像的感知特征之间的 L1 距离)来衡量输出图像和真实图像之间的差异。

在所提方法中,预训练的 U-Net 被用作视觉感知网络,用来提取 U-Net 合成的图像和参考图像的感知特征。U-Net 的损失函数是输出图像的感知特征和参考图像的感知特征之间的差。令 ϕ 为预训练的 U-Net, ϕ_1 表示 U-Net 网络中第 1 层中的特征图, ϕ_0 表示输入图像。损失函数可以定义为 Smooth L1, 用于度量生成图像和目标图像每一对像素之间的差异。

$$\text{minimize } \text{loss}(x, y) = \sum_{i,j} \text{Smooth L1} [x(i, j) - y(i, j)], \quad (8)$$

式中: $\text{Smooth L1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & |x| \geq 1 \end{cases}$

4.3 基于深度学习的非线性图像复原结果及讨论

PASCAL VOC2012 数据集包含可用于分类、检测和分割任务的高质量标注数据。所提方法使用

PASCAL VOC2012 数据集中的部分图像数据作为真实的高清原始图像,通过 Zemax 软件模拟得到光学系统的 PSF,并对 PSF 和原始图像进行卷积得到退化图像,生成训练数据集。训练过程中, PASCAL VOC2012 数据集中非训练集部分的高清图像用于

人工智能算法测试, 并采用 SSIM 和峰值信噪比 (PSNR) 作为最终结果的评价, 对方法结果进行估计。损失函数和验证过程中的损失函数变化情况如图 9 所示。

由训练的损失函数结果可以得到数据集的解是稳定的, 并且回归参数是数据集的连续函数, 训练出的模型参数可以有效稳定在测试集中。所提方法鲁棒性较高, 复原结果如表 1 所示。

对比模糊图、原始图和算法恢复后的 SSIM, 可知基于 U-Net 网络的深度学习算法较好完成了模糊图像的复原工作, SSIM 达到 85% 以上。基于 U-Net 网络的深度学习算法无论是在定量计算上还是定性分析上都有较好的结果, 算法重建的图像

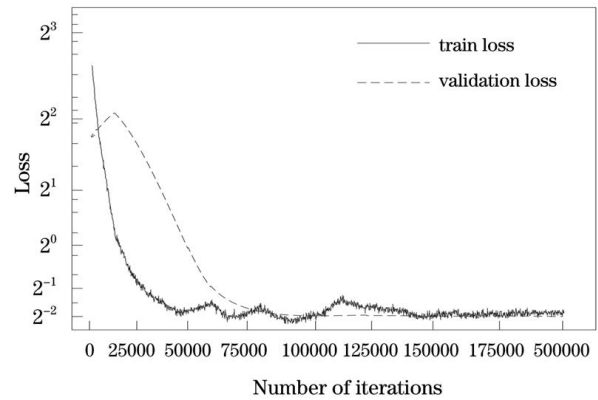


图 9 损失函数变化曲线

Fig. 9 Change curve of loss function

SSIM 更高, 图像质量也相对较好。

表 1 复原图像结果

Table 1 Restored image results

Original image					
Blurred image					
Blurred SSIM / %	59.0123	55.1022	31.733	39.8373	70.2614
Restored image					
Restored SSIM / %	93.4983	91.685	86.9225	87.6459	94.4258

为验证所提方法的泛化性, 随机抽取 5 组不同类别的 50 幅图像, 用来计算复原图像和原始图像的 SSIM, 各组 SSIM 均达到 80% 以上, 且复原效果稳定。因此对于不同的数据集, 所提方法也表现出良好的鲁棒性和泛化性。

5 结 论

采用大视场次优成像光学设计方法, 设计三反离轴光学系统, 实现可见光谱段范围内, 3.5 m 口径, 30 m 焦距, 5° 视场的光学系统, 结合基于深度学习的非线性图像复原方法, 得到大视场高分辨率图像, 相较于传统的三反离轴系统, 成像视场扩大 1 倍。利用 U-Net 网络对中间模糊图像进行复原, 对于同类目标, 结构相似度达到 85% 以上, 对于不同类型目标, 结构相似度可达 80% 以上, 复原算法具有较好的泛化性。

采用硬件结合软件的设计方式, 可以实现大视场光学系统的设计, 降低光学系统的硬件设计难度, 缩短设计周期, 降低设计成本, 为实现航天光学遥感高分辨率大视场传感器提供了新的思路。

参 考 文 献

- [1] Yang W, Liu J W, Han P L, et al. Design of an infrared zoom imaging system based on concentric spherical lens with wide FOV and high resolution[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2019, 38(6): 805-812.
杨威, 刘佳维, 韩平丽, 等. 基于共心球透镜的大视场高分辨率红外变焦成像系统设计[J]. 红外与毫米波学报, 2019, 38(6): 805-812.
- [2] Brady D J, Gehm M E, Stack R A, et al. Multiscale gigapixel photography [J]. Nature, 2012, 486(7403): 386-389.

- [3] Marks D L, Llull P R, Phillips Z, et al. Characterization of the AWARE 10 two-gigapixel wide-field-of-view visible imager[J]. *Applied Optics*, 2014, 53(13): C54-C63.
- [4] Llull P, Bange L, Phillips Z, et al. Characterization of the AWARE 40 wide-field-of-view visible imager [J]. *Optica*, 2015, 2(12): 1086-1089.
- [5] Liu F, Wei Y Z, Han P L, et al. Design of monocentric wide field-of-view and high-resolution computational imaging system [J]. *Acta Physica Sinica*, 2019, 68(8): 084201.
刘飞, 魏雅喆, 韩平丽, 等. 基于共心球透镜的多尺度广域高分辨率计算成像系统设计[J]. *物理学报*, 2019, 68(8): 084201.
- [6] Song C, Chang J, Cao J, et al. Airborne infrared scanning imaging system with rotating drum for fire detection[J]. *Journal of the Optical Society of Korea*, 2011, 15(4): 340-344.
- [7] Xue D L, Zheng L G, Zhang F. Off-axis three-mirror system based on freeform mirror [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(12): 2813-2820.
薛栋林, 郑立功, 张峰. 基于光学自由曲面的离轴三反光学系统 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(12): 2813-2820.
- [8] Yang T, Duan Y Z, Cheng D W, et al. Freeform imaging optical system design: theories, development, and applications [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(1): 0108001.
杨通, 段瓔哲, 程德文, 等. 自由曲面成像光学系统设计: 理论、发展与应用 [J]. *光学学报*, 2021, 41(1): 0108001.
- [9] Yin Y K, Yu K, Yu C Z, et al. 3D imaging using geometric light field: a review[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(12): 1209001.
殷永凯, 于锴, 于春展, 等. 几何光场三维成像综述 [J]. *中国激光*, 2021, 48(12): 1209001.
- [10] Liu F, Yao X R, Liu X F, et, al. Single-photon time-resolved imaging spectroscopy based on compressed sensing [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(10): 1011016.
刘璠, 姚旭日, 刘雪峰, 等. 基于压缩感知的单光子时间分辨成像光谱技术 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(10): 1011016.
- [11] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, 9351(1): 234-241.