光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20250705001

基于多尺度引导滤波的多光谱图像去模糊方法研究

杜志强*，朱军锋，蒋金春，张桂鸣，刘　明，胡　正，韩顺利
（中国电子科技集团公司第四十一研究所 电子测试技术重点实验室，山东 青岛 266555）

摘　要： 针对可见光-近红外波段多光谱成像系统的跨通道图像模糊，提出一种基于多尺度引导滤波的多光谱图像去模糊方法。该方法构建了一个多尺度引导滤波的图像去模糊框架，将清晰图像作为先验图像，利用金字塔形式逐渐恢复点扩散函数的最优解，并将梯度先验约束条件带入到最大后验概率框架中实现模糊图像复原。实验结果表明，所提出的算法解决了直接在高分辨率图像估计模糊核偏差较大的问题，能够对多光谱图像集中的模糊图像进行快速复原。与其他对比方法相比，该方法重建得到的图像具有出色的纹理细节与边缘保持效果，在无参考感知模糊指标上具有显著优势。所提方法对于多光谱图像跨通道信息融合与计算光学成像系统性能提升具有重要的实用价值。

关键词： 多光谱图像；图像去模糊；多尺度分解；图像质量评价

中图分类号： TN911.73　**文章编号：** 1001－5868(2026)02－0373－07

Research on Multi-Scale Guided Filtering Algorithm for Multispectral Image Deblurring

DU Zhiqiang, ZHU Junfeng, JIANG Jinchun, ZHANG Guiming, LIU Ming , HU Zheng, HAN Shunli
(**Science and Technology on Electronic Test & Measurement Laboratory, The 41th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Qingdao 266555, CHN**)

Abstract: To address cross-channel image blur in visible - near-infrared multispectral imaging systems, this study proposes a multispectral image deblurring method based on multi-scale guided filtering. A multi-scale guided filtering framework for image deblurring is established utilizing clear images as prior references. Through a pyramid structure, the method progressively estimates the optimal point spread function and restores blurred images while incorporating gradient prior constraints within a maximum a posteriori probability framework. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm effectively mitigates the large deviations typically encountered in direct high-resolution image blur kernel estimation. It enables rapid restoration of blurred multispectral image sets and outperforms several comparative methods in reconstructed image quality, particularly in terms of superior texture details and edge preservation. Furthermore, the proposed approach provides valuable insights for cross-modal information fusion in multispectral imaging and the performance enhancement of computational optical imaging.

Key words: multispectral imaging; image deblurring; multi-scale decomposition; image quality assessment

收稿日期：2025－07－05.
基金项目：安徽省自然科学基金项目(2308085QF215)；国家自然科学基金项目(62127804).
* **通信作者：**杜志强

0 引言

多光谱图像通过采集不同光谱波段的物体信息，被广泛应用于遥感分析、农业监测、医学诊断及文物保护等领域。然而，在对设备轻便性与成本有严格要求的应用场景中，基于简易成像设备的小型化多光谱成像系统往往存在像差校正不完全或轴向色差问题，导致部分光谱通道（尤其是近红外通道）图像出现失焦模糊。这使得同一多光谱图像集中各通道间存在显著的配准误差，严重制约了其在实际场景中的应用能力[1]。因此，图像去模糊技术成为应对多光谱成像系统图像质量下降，进而提升其实际应用能力的关键方法[2]。理论上在模糊核已知的情况下，通过模糊核反卷积可以将模糊图像恢复为清晰图，常用的方法包括逆滤波算法、维纳滤波算法以及Richardson-Lucy算法[3]。由于实际图像模糊问题的成因复杂，直接估计模糊核的准确度不高，加性噪声和振铃效应会更加明显。为此，研究人员根据模糊核参数空间与自然图像固有特征（如边缘锐度、频谱衰减特性）的映射关系，针对不同应用场景提出了一系列不同类型的图像去模糊方法。其中，曹胜芳等[4]提出一种结合暗通道先验、梯度先验以及强度先验的图像盲去模糊方法，该方法在不同权重下对清晰图像以及模糊核进行约束，通过交替迭代的方式更新模糊核，再结合非盲去模糊方法最终得到去模糊图像。然而，当退化图像中存在较大噪声时，暗通道先验约束无法准确估计模糊核。Hosseini等[5]提出一种基于单次卷积滤波的自然图像去模糊方法，该方法通过组合有限脉冲响应偶数滤波器的线性系数来优化反卷积核，从而有效补偿因光学模糊引起的点扩散函数频率衰减问题。由于多光谱图像的谱间异质性，该方法需要分别求解不同波段的图像的反卷积核，计算复杂且耗时。王挺等[6]将总变分增广拉格朗日交替方向算法和Richardson-Lucy方法相结合，构建了一种超分辨率复原像质优化模型，实现了红外图像分辨率与清晰度的协同提升。但由于Richardson-Lucy方法是基于泊松噪声的假设，难以自适应处理多光谱图像的复杂的噪声特性。王成曦等[7]提出一种针对于均匀离焦图像的盲去模糊网络，通过模糊核估计网络提取离焦模糊的特征，采用神经网络学习并估计基于特征维纳反卷积公式中的未知量，使用一个编解码网络增强图像的细节并去除图像伪影。然而，在实际多光谱成像过程中，由于受到色差和离轴像差的影响，跨波段迁移模糊核估计参数时会引起振铃效应及噪声放大。Pea等[8]提出一种针对多帧模糊图像（如连拍照片）的盲去模糊方法，使用深度卷积神经网络对多帧图像进行动态评估与排序，应用具有重建降级机制的增量傅里叶突发累积，选择最优帧或加权融合以提升去模糊效果。但该方法计算量过大，图像复原的速度较慢。由上述研究可知，由于多光谱图像在不同谱段之间灰度和噪声可能存在较大差异，现有的图像去模糊算法虽然在特定的模糊图像上具有良好的去模糊效果，但没有充分利用多光谱图像的先验知识和谱间特征信息，若直接跨波段迁移模糊核估计参数会出现较大剩余模糊或伪影，严重影响多光谱图像后续配准的精度。

针对多光谱图像去模糊过程中面临的点扩散函数波长依赖性、波段间处理孤立、高计算负载等问题，本文提出一种基于多尺度引导滤波的图像去模糊算法。该方法基于分层边缘对齐、波段间引导增强及物理模型嵌入，采用金字塔多分辨率模型对清晰图像与模糊图像进行分解，通过跨尺度相似图像块为估计模糊核提供有效的附加信息，基于尺度不变性原理构建退化模型，在迭代求解过程中逐渐逼近真实的模糊核，在全尺度图像层上准确复原出真实高分辨率图像的纹理信息。最后，采用无参考感知模糊指标对多光谱图像在实际场景中的应用效率进行客观评价，验证所提方法的有效性和优越性。

1 实验方法

在光学成像过程中，球差、彗差、畸变、轴向色差及离焦等因素会导致图像模糊退化。模糊图像$g(x,y)$通常可以用清晰图像$f(x,y)$经数学卷积退化核$h(x,y)$后，再叠加噪声项$n(x,y)$来描述：

$$g(x,y)=k(x,y)*h(x,y)+n(x,y) \quad (1)$$

在成像过程中，退化函数$h(x,y)$是光学系统的点扩散函数（PSF）。通常使用二维高斯函数来对实际光学系统的PSF进行近似，数学模型为：

$$k(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式中，σ是高斯模糊标准差，x,y为模糊点相对坐标。

在实际应用中，造成光学模糊的因素未知且复杂，可能是单一的也可能是多种因素的叠加，不仅会使图像模糊的空间分布区域不同，也会导致不同

光谱通道图像模糊具有波长依赖性。此时往往难以准确获得光学系统的点扩散函数信息。由于清晰图像的图像块与其下采样的图像块具有跨尺度自相似性，而模糊图像经过下采样后模糊核的差异较大，边缘变得更加锐利，与清晰图像的下采样图像具有同尺度相似性。因此，本文采用多尺度图像去模糊策略，通过金字塔模型对参考图像和模糊图像进行下采样，有效提取图像边缘和轮廓信息，并结合引导图像在小尺度层对模糊核进行估计，然后将小尺度的模糊核进行上采样处理后输入到更大尺度的去模糊模型。以此类推，最终获得全尺度的输入图像的去模糊结果。算法流程如图 1 所示。

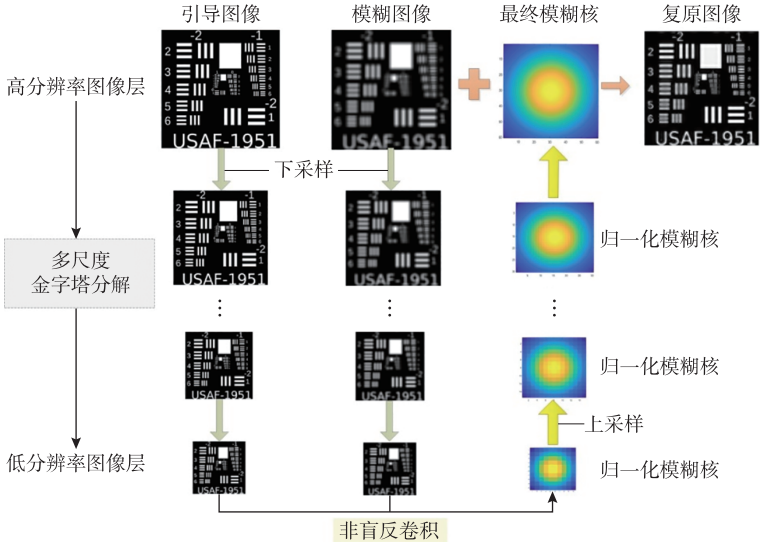


图 1　基于多尺度引导滤波的图像去模糊算法流程图

本文利用图像金字塔技术，获取多光谱图像中模糊图像 X 和引导图像 Y 生成的一系列不同分辨率的图像。其中全分辨率图像称为 $X_b^{(0)}$ 和 $Y^{(0)}$，采用最近邻域插值算法对图像进行插值因子为 R 的下采样操作，以形成下一个更粗略级别的图像，通过 p 层下采样，可以获得最低分辨率的模糊图像 $X_b^{(p)}$ 和引导图像 $Y^{(p)}$。

首先，从金字塔的全尺度高分辨率图像对模糊核 $k^{(0)}$ 进行初始估计。图像模糊的本质在于高频信息（如边缘、轮廓）的扩散，导致图像边缘退化。然而，这种退化存在两个关键问题：一是模糊图像的全局强度分布与清晰图像差异甚微，难以作为估计模糊程度的有效特征；二是图像的纹理特征虽对模糊敏感，但其计算复杂，导致在严重模糊情况下匹配困难，使得初始估计的鲁棒性不足。本文采用图像梯度来提高模糊核的估计精度，梯度特征可以直接反映像素值的局部变化率，具有边缘信息敏感性和数学可建模性质，其数学模型为：

$$\min\left\|\nabla Y * k-\nabla X\right\|^2+\gamma\|k\|_2^2 \tag{3}$$

式中，第一项为保真项，反映了模糊复原图像梯度和清晰图像梯度的误差；第二项为模糊核 k 的正则化项，考虑到模糊核的非负性和稀疏性先验知识，这里采用 L_2 范数约束，用于光滑模糊核；$*$ 表示二维卷积运算；γ 为相应的惩罚参数。

通过傅里叶变换计算模糊核，即：

$$k=\mathcal{F}^{-1}\left[\frac{\overline{\mathcal{F}(\nabla Y)}\mathcal{F}(\nabla X)}{\overline{\mathcal{F}(\nabla Y)}\mathcal{F}(\nabla X)+\gamma}\right] \tag{4}$$

通过对先前高分辨尺度的模糊核 $k^{(0)}$ 进行因子 R 的下采样，依次计算出更粗略级别的模糊核：

$$k^{(1)}=\left[k^{(0)}\right]_{\downarrow R},=\left[k^{(1)}\right]_{\downarrow R},\cdots,=\left[k^{(n)}\right]_{\downarrow R} \tag{5}$$

在金字塔最小尺度上，将清晰图像 $Y^{(p)}$ 作为引导图像，基于最大后验概率（MAP）框架构建模糊图像 $X_b^{(p)}$ 去模糊处理方法，并加入图像梯度作为约束条件，通过迭代逐次更新的方法对去模糊最优化问题进行求解，直到估计结果收敛或达到最大迭代次数为止，获得金字塔最小尺度的复原图像 $X_d^{(p)}$：

$$\begin{aligned}X_d^{(p)}&=f\left[X_b^{(p)},Y^{(p)},M_l^{(p)}\right]\\&\triangleq\operatorname{argmin}\left\|X_b^{(p)}-k^{(p)}*Y^{(p)}\right\|_2^2+\\&\omega\left\|\nabla_l X^{(p)}-\nabla_l Y^{(p)}\right\|_2^2+M_l^{(p)}\left\|\nabla_l Y^{(p)}\right\|_2\end{aligned} \tag{6}$$

式中，ω为权重参数，第一项为数据保真项，$\|\cdot\|_2$表示L_2范数，用于度量矩阵的大小；第二项为模糊图像和清晰图像梯度的正则化项；第三项为约束项，其中$M_l^{(p)}$为p尺度上的图像梯度水平和垂直相似度。

图像梯度的相似度因子$M_l^{(p)}$可表示为：

$$M_l^{(p)}=\left\|\nabla_l X_b^{(p)}-k^{(p)}*\nabla_l Y^{(p)}\right\|_2 \tag{7}$$

式中，∇_l表示图像的水平和垂直梯度算子。

实际上，输出的图像$X_d^{(p)}$与理想清晰图像$X^{(p)}$相比，通常会残留一定模糊量，将进一步更新模糊核表示为$k_{\text{new}}^{(p)}$，则：

$$X_d^{(p)}=k_{\text{res}}^{(p)}*X^{(p)} \tag{8}$$

通过公式(3)和公式(4)可以求解更新的模糊核$k_{\text{new}}^{(p)}$。

为了对下一个尺度的模糊图像$X_b^{(p-1)}$进行去模糊处理，采用双线性内插算法对$k_{\text{new}}^{(p)}$按因子R进行上采样处理，即在原有图像像素的基础上利用四个邻域像素的灰度在两个方向上进行内插插入新的元素，使得新图像的像素点对应落在原始图像四个像素点中间，将低分辨率估计模糊核向上传递到更高分辨率的细尺度。进一步计算$(p-1)$尺度下的相似度因子$M_l^{(p-1)}$：

$$M_l^{(p-1)}=\left\|\left[X_b^{(p)}\right]_{\uparrow R}-\left[k_{\text{new}}^{(p)}\right]_{\uparrow R}*\nabla_l Y^{(p-1)}\right\|_2 \tag{9}$$

在公式(7)中计算出的相似度图随后被用于$(p-1)$尺度下图像去模糊问题中，求解过程如公式(5)所示，可以获得复原图像$X_d^{(p-1)}$：

$$X_d^{(p-1)}=f\left[X_b^{(p-1)},Y^{(p-1)},M_l^{(p-1)}\right] \tag{10}$$

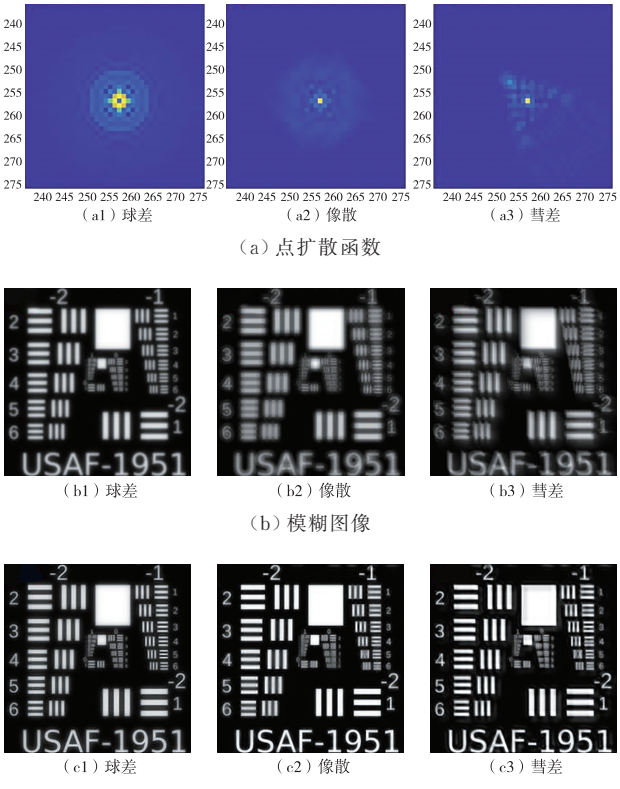
根据上述的去模糊计算过程，依次对金字塔的每个尺度的模糊图像进行处理计算，直到将全分辨层的模糊图像$X_b^{(0)}$输出高分辨率复原图像$X_d^{(0)}$。

根据金字塔层数与输入图像的分辨率呈正相关的特性，尺寸设置越大的图像分解层数越多，从顶层开始对原始图像和模糊核开始估计，并对当前层所估计的清晰图像进行插值运算，将插值结果作为下层金字塔中的模糊核开始估计。理论上，实验可以不断进行图像分解操作，直到得到源图像的平均信息为止。实际上，图像金字塔的层数过多可能导致计算成本增加。根据实验经验，选择5层图像金字塔以实现图像去模糊处理效果和计算效率的平衡。

2 实验过程

2.1 模拟图像的去模糊实验

为了验证本文模型的有效性，利用光学仿真来模拟不同类型像差形成的图像模糊。仿真图像以USAF1951分辨率板的图像（分辨率512×512）为例，采用Zernike多项式分别生成球差、像散及彗差三种典型像差模式，然后计算对应的点扩散函数（PSF），再与原始图像卷积，获得不同像差条件下的模糊图像。实验结果如图2所示。其中，图2(a)是由Zernike多项式计算出的球差、像散、彗差的点扩散函数；图2(b)是通过光学仿真计算出的包含球差、像散及彗差的模糊图像。可以看到，球差会在图像中产生对称的模糊，尤其是边缘区域出现光晕；像散本质是子午与弧矢方向的光线聚焦能力不对称，导致图像在不同方向上出现选择性模糊；彗差则会使像点呈彗星状拖尾，通常在边缘区域更明显，图像会出现非对称方向性模糊。图2(c)是利用所提方法分别对以上不同类型像差的模糊图进行复原的结果，可以看到复原图像能够保留更多的图像纹理细节，没有明显的伪影和振铃现象。



（a1）球差 （a2）像散 （a3）彗差

（a）点扩散函数

（b1）球差 （b2）像散 （b3）彗差

（b）模糊图像

（c1）球差 （c2）像散 （c3）彗差

（c）复原图像

图2 不同像差仿真图像的去模糊图

2.2　真实图像去模糊实验

为了进一步验证所提方法的性能，构建了一种基于主动式多光谱成像系统，以获取集成电路样品的可见光-近红外范围内不同光谱通道图像。该系统由近红外增强型 CMOS 相机、焦距为 25 mm 的工业光学镜头、多波段光谱照明模块和光控制器组成，其中多波段光谱照明模块包含了 21 种不同发射光谱的 LED 光源（中心波长分别位于 410 nm，430 nm，450 nm，480 nm，500 nm，530 nm，560 nm，590 nm，630 nm，660 nm，700 nm，730 nm，760 nm，780 nm，800 nm，820 nm，850 nm，880 nm，910 nm，925 nm，940 nm）。通过控制相机曝光时间和不同波长的 LED 光源频闪时间，可以采集到不同光谱照明条件下的原始光谱图像数据。实验的组成原理如图 3 所示。

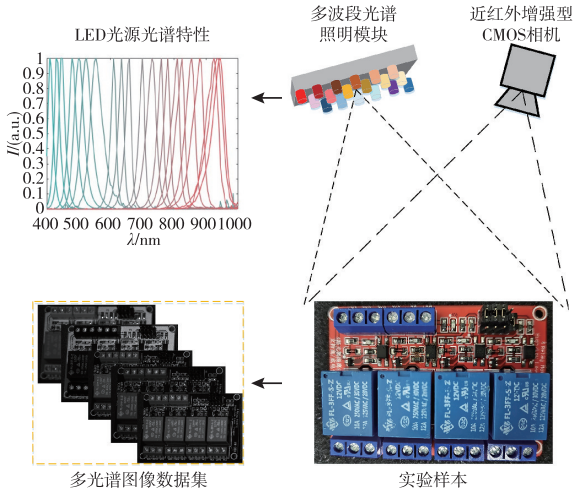
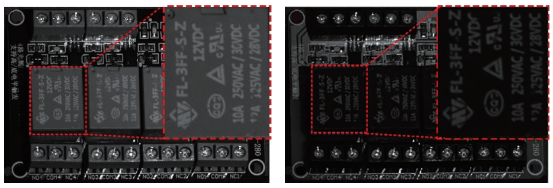
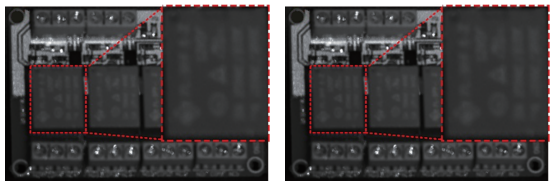


图 3　多光谱成像系统实验原理

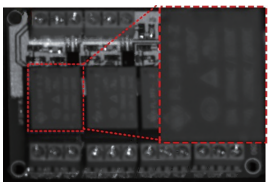
实验结果显示，在 410～780 nm 的可见光波段的图像相对清晰，而在 800～940 nm 的近红外通道图像会出现不同程度模糊。其中，图 4(a)显示出在 450 nm 通道的图像清晰度较高；图 4(b)显示出在 590 nm 通道的图像清晰度相对较低，且图像灰度值较大；而图 4(c)显示出在 820 nm 的近红外通道的图像模糊程度较大，存在较强的背景噪声，电子元器件上的文字信息模糊度较高。这些退化特征正是多光谱图像去模糊需要恢复的目标。由于不同波长的光源照明切换时间非常短，两幅图像之间的平移或旋转非常小，图像重叠精度高。因此，实验采用 450 nm 通道和 590 nm 通道的清晰图像作为引导图像，通过所提出的方法对近红外通道的模糊图像进行去模糊处理。基于 450 nm 通道图像为引导图像的 820 nm 通道图像去模糊结果如图 4(d)所示；基于 590 nm 通道图像为引导图像的 820 nm 通道图像去模糊结果如图 4(e)。可以看到，两种复原结果均比原始模糊图像的清晰度更高，证明了所提方法的有效性。而且 450 nm 通道图像作为引导图像的去模糊效果优于 590 nm 通道的引导图像，图像中的文字及纹理信息复原更为清晰，进一步验证了当所提方法采用引导图像的清晰度越高，对于模糊复原的效果越好。



(a) 450 nm 通道图像　　(b) 590 nm 通道图像



(c) 820 nm 通道图像　　(d) 基于 450 nm 通道图像为引导图像的 820 nm 通道图像去模糊结果



(e) 基于 590 nm 通道图像为引导图像的 820 nm 通道图像去模糊结果

图 4　多光谱成像实验及去模糊结果

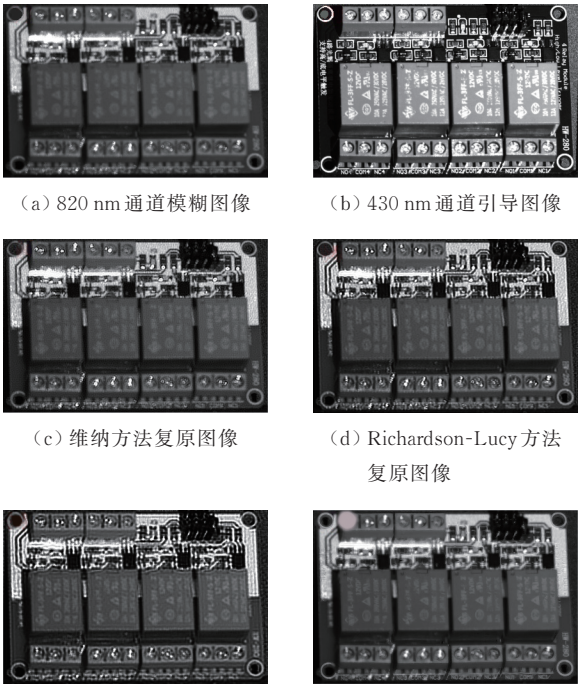
3　结果与讨论

常用的无参考图像质量评价指标为 NIQE 算法和 BRISQUE 算法。BRISQUE 算法是一种无参考图像质量评价模型，其核心依据在于自然图像局部归一化后的亮度系数应服从正态高斯分布；较低的 BRISQUE 值代表更优的图像质量。NIQE 质量评价模型依赖于图像内部的统计特征和降质感知模型来预测图像的质量；较低的 NIQE 值表示更好的质量。由于 NIQE 和 BRISQUE 两者均基于自然场景统计原理评估图像失真程度，但实现方法和适用场景存在差异。文献[8]提出一种基于无参考感知模糊的图像清晰度评价方法，该方法无需参考原始图像，通过将模糊效应与边缘扩散相关联来构建评

价指标。该指标不仅对边缘分类的阈值选择敏感，而且对可能误导边缘检测的杂色也较为敏感。在评价结果中，较低的清晰度值表示图像质量损失较大或存在明显失真，而较高的值则代表更好的图像质量。

为全面客观地评价本文算法的准确性，选用NIQE算法、BRISQUE算法、无参考感知模糊指标对于三种常用图像去模糊方法及所提方法复原的图像进行比较。其中，方法1是基于维纳滤波的图像去模糊方法，方法2是基于Richardson-Lucy算法的盲反卷积算法复原图像，方法3是文献[9]提出的一种图像卷积去模糊方法。

为验证四种方法的图像复原效果，以430 nm通道为引导图像、820 nm通道作为待处理模糊图像为例，研究四种图像去模糊算法对于图像复原处理效果的影响。对于图中感兴趣的电子元器件的文字信息，图5(a)展示出图像字符信息模糊不可识别；图5(b)展示出引导图像清晰且对比度高；图5(c)展示方法1使用维纳方法的复原图像虽然增强了图像的纹理，但也产生较多的噪声；图5(d)展示了方法2使噪声问题得到了明显的改善，但字符信息不能辨认，去模糊效果依然不够理想；图5(e)显示卷积去模糊方法提升了细节辨认能力，但复原的图像存在明显的振铃以及重影问题；



(a) 820 nm通道模糊图像　(b) 430 nm通道引导图像

(c) 维纳方法复原图像　(d) Richardson-Lucy方法复原图像

(e) 卷积去模糊方法复原图像　(f) 所提方法复原图像

图5　多光谱成像实验及去模糊结果

图5(f)显示本文所提方法在抑制振铃效应的同时保留了图像中字符的边缘细节，为观察者提供更加清晰和逼真的图像。

为进一步验证四种方法的泛化性能，针对多光谱图像集的800 nm，820 nm，850 nm，880 nm，910 nm，925 nm和940 nm通道的近红外模糊图像进行图像复原实验，对于四种方法的复原图像的清晰度评价、NIQE指标、BRISQUE指标评估结果分别如表1～3所示。

表1　四种算法对近红外7个通道的图像去模糊的清晰度评价

图像集	方法1	方法2	方法3	本文
800 nm通道	0.263 5	0.297 6	0.310 5	0.336 7
820 nm通道	0.172 6	0.365 7	0.398 3	0.418 6
850 nm通道	0.280 5	0.282 8	0.294 5	0.304 8
880 nm通道	0.256 1	0.298 4	0.315 3	0.337 5
910 nm通道	0.227 8	0.328 5	0.346 0	0.377 7
925 nm通道	0.169 1	0.393 6	0.425 9	0.450 4
940 nm通道	0.168 3	0.371 2	0.403 8	0.422 7
平均值	0.219 7	0.334 0	0.356 3	0.378 3

表2　四种算法对近红外7个通道图像去模糊的NIQE评价

图像集	方法1	方法2	方法3	本文
800 nm通道	5.755 3	6.180 9	4.794 7	3.370 9
820 nm通道	5.153 2	6.729 9	3.790 3	2.851 1
850 nm通道	6.266 8	5.915 4	5.168 4	3.663 0
880 nm通道	5.908 1	5.737 3	3.987 1	3.216 8
910 nm通道	5.707 9	6.305 0	3.756 5	2.867 6
940 nm通道	4.978 3	7.048 5	4.000 7	2.839 0
平均值	5.540 4	6.390 2	4.186 8	3.170 0

表3　四种算法对近红外7个通道图像去模糊的BRISQUE评价

图像集	方法1	方法2	方法3	本文
800 nm通道	36.780 3	36.078 8	45.660 1	44.337 9
820 nm通道	44.981 9	15.701 3	26.738 2	29.079 9
850 nm通道	33.231 1	34.673 3	44.900 1	46.466 8
880 nm通道	41.120 1	39.403 8	43.948 4	41.925 6
910 nm通道	37.559 4	20.866 0	39.136 4	32.438 5
925 nm通道	45.827 8	14.330 4	25.442 6	26.507 1
940 nm通道	44.975 5	17.341 9	28.564 1	29.486 6
平均值	40.639 4	25.485 1	36.341 4	35.748 9

由结果分析可知，基于维纳滤波的第1种对比方法是在频域直接求逆计算，该算法虽然计算速度快，但其结果依赖于点扩散函数的准确估计，容易产生全局性的振铃伪影，其清晰度指标、NIQE指标和BRISQUE指标评价结果均显示复原结果较差。基于Richardson-Lucy模型的第2种对比方法是在

图像噪声服从泊松分布的前提下多次迭代求解模糊图像，但该方法同样受到低照度图像的信噪比影响，例如925 nm通道图像信噪比低于相邻的910 nm通道图像的信噪比，导致图像去模糊效果不理想，其平均清晰度指标和BRISQUE指标评价结果显示复原结果效果优于维纳滤波方法，NIQE指标表现略差。基于盲卷积去模糊方法的第3种对比方法进行不同通道的图像复原，其清晰度指标和NIQE指标结果显示复原图像的清晰度效果略优于Richardson-Lucy方法，BRISQUE指标出现相对较大的偏差，这种现象体现了迭代反演方法相对经典线性方法（如维纳方法和Richardson-Lucy方法）所产生的人工伪影问题。而本文算法通过引导图像和多尺度分析，在抑制模糊的同时，最大限度保护边缘和纹理细节，并主动抑制伪影的产生，结果显示对于近红外波段的复原图像具有较高的清晰度，其平均NIQE指标和清晰度指标优于其他算法，说明输出的图像统计特性接近高质量的图像；而BRISQUE指标存在较大的差异，其原因在于清晰度指标和BRISQUE指标在图像评价过程中更偏向“清晰感”甚至略带过锐的状态。综上所述，不同类型的无参考图像评价指标可以从不同角度反映出复原图像的效果，而清晰度指标和NIQE指标能更好地体现复原图像的清晰度和自然质量，进一步证明所提方法具有准确性和较好的泛化性。

4　结论

本文提出一种基于多尺度引导滤波的图像去模糊算法，采用金字塔多分辨率模型对于清晰图像与模糊图像进行分解，通过跨尺度相似图像块和引导滤波方法提高模糊核估计的准确性，然后通过迭代求解图像退化模型，在全尺度图像层上准确复原出真实高分辨率图像的纹理信息。实验结果表明，所提多光谱图像去模糊方法在无参考图像质量的客观评价指标上均优于其他检测方法，并且对不同波段的近红外图像都具有较好的鲁棒性。该方法有效解决了跨通道光谱图像模糊的问题，有助于提高多光谱图像融合的精度，为设备轻便性和成本有严格要求的小型化多光谱成像系统的现实应用提供参考。

参考文献：

[1] Sieberth T, Wackrow R, Chandler J H. Influence of blur on feature matching and a geometric approach for photogrammetric deblurring [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, XL-3: 321-326.

[2] 王　珮, 朱　宇, 闫庆森, 等. 真实场景图像去模糊：挑战与展望[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(12): 3501-3528.
Wang Pei, Zhu Yu, Yan Qingsen, et al. Real-world image deblurring: challenges and prospects[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(12): 3501-3528.

[3] Chen L, Zhang J, Li Z, et al. Deep Richardson - lucy deconvolution for low-light image deblurring[J]. International Journal of Computer Vision, 2024, 132(2): 428-445.

[4] 曹胜芳, 胡红萍, 王文科, 等. 基于多种先验结合的图像盲去模糊方法[J]. 测试技术学报, 2023, 37(4): 362-368.
Cao Shengfang, Hu Hongping, Wang Wenke, et al. Image blind deblurring method based on combination of multiple priors [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2023, 37(4): 362-368.

[5] Hosseini M S, Plataniotis K N. Convolutional deblurring for natural imaging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 250-264.

[6] 王　挺, 王　超, 吴幸锴, 等. 极简光学系统红外超分辨率成像[J]. 光学学报, 2025, 45(11): 80-91.
Wang Ting, Wang Chao, Wu Xingkai, et al. Infrared super-resolution imaging using minimalist optical systems[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(11): 80-91.

[7] 王成曦, 罗　晨, 周江滔, 等. 深度特征维纳反卷积用于均匀离焦盲去模糊[J]. 光学 精密工程, 2023, 31(18): 2713-2722.
Wang Chengxi, Luo Chen, Zhou Jianghao, et al. Uniform defocus blind deblurring based on deeper feature-based Wiener deconvolution [J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(18): 2713-2722.

[8] Crete F, Dolmiere T, Ladret P, et al. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric [J]. Human Vision and Electronic Imaging XII, 2007, 6492: 64920I.

[9] Pena F A G, Marrero Fernandez P D, Ing Ren T, et al. Burst ranking for blind multi-image deblurring [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 947-958.

作者简介：

杜志强（1989—），男，内蒙古自治区乌兰察布市人，博士，主要研究领域为光电测试技术、多光谱/高光谱成像技术、空间光辐射环境模拟方向。