

文章编号 1004-924X(2023)16-2418-12

分焦平面红外偏振微扫描图像超分辨重建

马一哲^{1,2,3}, 王世勇^{1,2,3}, 雷 腾^{1,2,3}, 李博翰^{1,2,3}, 李范鸣^{1,2,3*}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院红外探测与成像技术实验室, 上海 200083)

摘要:分焦平面偏振探测系统受其探测器结构的影响, 成像分辨率低于探测器实际分辨率, 本文在不改变光学系统结构下使用微扫描获取亚像元位移帧序列, 提出一种改进的凸集投影(Projection On Convex Sets, POCS)算法用于提升偏振成像系统的成像分辨率。该算法首先对获取到的偏振微扫描图像序列进行检偏角分离, 将同组检偏角图像序列作为输入, 其次进行位移匹配与凸集投影迭代初步重建高分辨率图像, 然后将图像分组进行滑动窗口非邻域聚类, 利用主成分分析将聚类后的图像进行降维, 最后将每一维信息视为时间采样函数, 在小波域进行软阈值降噪。实验表明, 本算法可以有效提高传统 POCS 算法的抗噪性能, 提高分焦平面偏振探测系统的成像分辨率, 和同类算法相比结构相似性系数提升 0.02, 峰值信噪比提升约 1 dB, 并且拥有更高的噪声鲁棒性。

关键词:偏振; 图像超分辨率重建; 凸集投影; 微扫描

中图分类号: TP391 文献标识码: A doi: 10.37188/OPE.20233116.2418

Superresolution reconstruction of infrared polarization microscan images in focal plane

MA Yizhe^{1,2,3}, WANG Shiyong^{1,2,3}, LEI Teng^{1,2,3}, LI Bohan^{1,2,3}, LI Fanming^{1,2,3*}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Laboratory of Infrared Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

* Corresponding author, E-mail: lfmjws@163.com

Abstract: The imaging resolution of a polarization detection system in the focal plane is lower than the actual resolution of the detector owing to the influence of the detector structure. In this study, micro-scanning is used to obtain the micro-displacement frame sequence without changing the optical system structure, and an improved convex set projection (POCS) algorithm is proposed to improve the imaging resolution of the polarization imaging system. In the algorithm, the obtained polarization microscan image sequences were first separated through angle detection, and the same group of angle detection image sequences were used as the input. Second, displacement matching and convex set projection iteration were conducted to initially reconstruct high-resolution images. Thereafter, the images were grouped into sliding

收稿日期: 2023-02-13; 修订日期: 2023-03-13.

基金项目: 国家十四五预研基金资助项目 (No. 514010405)

window non-neighborhood clustering, and the dimensionality of the clustered images was reduced through principal component analysis. Finally, each one-dimensional information was regarded as a time sampling function, and soft threshold denoising was conducted in the wavelet domain. Experiments demonstrate that this algorithm can effectively improve the anti-noise performance of the conventional POCS algorithm, improve the imaging resolution of the high-resolution focal plane polarization detection system, increase the structural similarity coefficient by 0.02, increase the peak signal-to-noise ratio by 1 dB compared with similar algorithms, and achieve higher noise robustness.

Key words: polarization; super-resolution image reconstruction; POCS; micro-scanning

1 引言

红外分焦平面偏振探测器由多组微型线偏振单元与红外探测器组成,这些线列微偏振单元以一定的排布顺序覆盖在红外探测器表面,每四个像素为一组,分别记录四个不同的必要强度响应值。这样的结构导致红外分焦平面偏振成像系统存在图像空间分辨率降低的问题,极大程度的影响偏振信息的测量精度^[1]。为了突破探测器的采样受限获得全分辨的偏振度图像,偏振图像超分辨重建是偏振探测中必不可少的一个步骤。

超分辨重建技术根据实现方法可以分为插值法、重构法以及学习法^[2]。偏振超分辨中主要用到的插值法有双线性和双三次插值^[3]、基于梯度的插值^[4]、基于引导滤波的残差插值^[5]、多项式插值^[6]、强度相关插值^[7]等方法,其优点在于可以快速的重构并且有效的保持图像边缘,但是局限在于实际图像的降质信息不是准确已知的,从而设定的先验模型是不稳定的;基于学习的偏振超分辨方法有偏振去马赛克卷积神经网络(Polarization Demosaicing Convolutional Neural Network, PDCNN)^[8]、端到端全卷积神经网络(end-to-end fully convolutional neural Network, FORK-NET)^[9]、低照度偏振成像网络(Intensity-Polarization imaging in Low light Network, IPL-NET)^[10]、彩色偏振去马赛克卷积神经网络(Color Polarization Demosaicking Convolutional Neural Network, CPDCNN)^[11]、增强的彩色偏振去马赛克神经网络(enhanced Color Polarization Demosaicking Neural Network, ePDNet)^[12]、多尺度自适应加权网络(MultiScale Adaptive Weighted Net-

work, MSAWN)^[13]、深度压缩感知(Deep Compressed Sensing, DCS)^[14]、轻量级注意力级联网络(Lightweight Attention Cascading Network, LACN)^[15]等,其优点在于特定场景下优秀的重构效果,缺点也十分明显,重建结果依赖于训练集,现阶段没有可靠的训练集供大规模网络进行训练。

基于重构的超分辨算法比插值法更加关注图像的退化过程,通过建立观测模型缩小候选集范围,并提高图像的几何结构纹理保持能力。凸集投影算法(Projection On Convex Sets, POCS)是最具代表性的基于重构的超分辨算法之一,它在具有引入先验知识的固有优势同时,可以建立复杂的图像退化模型^[16]。2017年, Jian Chen^[17]等人针对 POCS 噪声敏感的问题,通过非局部滤波的思想提出了三维块匹配滤波凸集投影(Block-Matching 3D Projection On Convex Sets, BPOCS)算法,实验结果表明该算法对低信噪比的低分辨率(LR)图像可以有效抑制噪声获得更好高分辨(HR)率图像。2019年,张晓菲结合维纳滤波器与 LR 图像的相位谱特征提出了频域相位凸集投影(Frequency domain Phase-based Projection On Convex Sets, FPPOCS)算法,进一步提高了 POCS 算法的抗噪性能^[18]。这些算法都是应用在红外领域的,不能直接应用于偏振超分辨领域。

文中使用微位移的方式获取偏振微扫描图像序列^[19],并针对 POCS 算法对噪声极为敏感的固有缺点提出了改进的适用于分焦平面偏振探测系统的超分辨重建算法,仿真与真实场景实验结果表明所提出的算法适应于偏振超分辨重建,并有效提高偏振度图像的成像分辨率,与现有算

法相比拥有更好的重建效果。

2 算法实现

2.1 分焦平面偏振微扫描成像

微扫描成像技术是一种有效地减少频谱混叠效应、提高图像空间分辨率的方法^[20],可以在不改变系统光路结构的情况下利用机械装置,使目标图像相对于探测器在 X, Y 轴方向上产生亚像素级的微小位移,得到同一场景的多帧图像,常用的扫描方式有 $2 \times 2, 3 \times 3, 4 \times 4$,文中使用的微扫描方式为 2×2 模式,如图 1 所示。

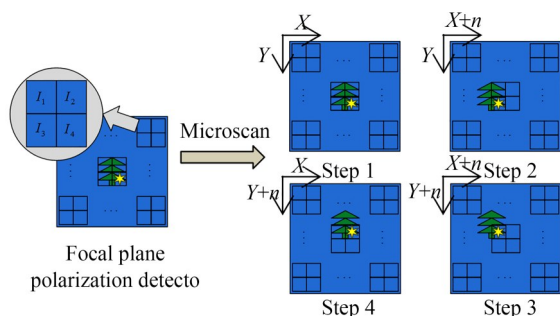


图 1 微扫描示意图

Fig. 1 Schematic diagram of microscanning

由图 1 可以看出,将一个像元可以划分为四部分,通过微扫描方式获取四帧微位移图像,场景上相对于探测器分别在 X 轴与 Y 轴上进行了步长为 n 的微小位移。如图 1 所示圣诞树上的星星,Step1 中获取了 I_4 的强度信息,Step2 中获取了 I_3 的强度信息,Step3 和 Step4 分别获取了 I_1 和 I_2 的强度信息,实际探测任务中,探测其其会将 $I_n (n=1, 2, 3, 4)$ 的强度信息平均在整个像元中,所以不能简单的将多帧图像直接进行像素拼接,需要超分辨率算法对采集到的图像进行后续处理。

2.2 POCS 算法原理

真实场景 $f(m, n)$ 被像元规模为 $M \times N$ 传感器阵列进行采样,得到 $M \times N$ 的欠采样图像,那么第 i 个像元上的图像可以表示为如式(1)所示:

$$y_i = \sum_m \sum_n f(m, n) \sigma_i[m, n] \quad (1)$$

$$(m \in [1, M], n \in [1, N], i \in (1, M \cdot N))$$

其中, $\sigma_i[m, n]$ 代表了传感器的空间响应特征,式

(1)写成矩阵形式为:

$$Y = \sigma^T f. \quad (2)$$

将其改写成集合的形式如下式所示:

$$C = \{f: \sigma^T f = Y\}. \quad (3)$$

集合 C 包含了所有使第 i 个像元上输出值为 y_i 的高分辨率图像像素点,每一个低分辨率图像像素点都有这样的集合,凸集投影(POCS)算法便是通过投影的方式寻找出其交集中的一个 f ,经过成像系统便可得到观察图像 Y ,这里定义投影算子为 p ,初始投影图像为 $f^{(0)}$,逐次将初始图像投影到有限集 C 上,使重构结果与观察图像一致,所以 POCS 算法可以表示为:

$$f^{(n+1)} = P_1 P_2 P_3 \dots P_k f^{(n)}, \quad (4)$$

其中, k 为限制集的个数,也可以叫做先验知识,经过多个限制集的多次迭代,逐步将低分辨率图像重构至高分辨率图像。POCS 算法实现简单,可以引入多种先验知识,但因为多次迭代中会造成噪声的累计,所以对噪声异常的敏感,为此,本文在传统 POCS 的理论基础上提出了改进的 POCS,用于分焦平面偏振图像超分辨重建的细节获取和去噪。

2.3 改进的 POCS 算法

将获取到的四帧偏振微扫描图像记作:

$$\phi_k = \{I_0^k, I_{45}^k, I_{90}^k, I_{135}^k\}, \quad (5)$$

其中, k 代表第几帧,因为才采用 2×2 的扫描方式获取图像所以 k 取值范围为 $[1, 4]$,对于一帧图像 ϕ_k ,各检偏角图像分辨率只有其一半。由于各检偏角方向光强响应有着 $\pi/4$ 的相位差所以不能直接作为 POCS 算法的输入,需要将一帧图像如式(4)所示拆分成四个不同检偏方向上的图像,将各检偏方向图像作为 POCS 的输入进行初步的重构,因为重构的过程会将噪声进行进一步的放大,所以提出的算法将联主成分分析,对初步重建的图像进行进一步降噪处理,改进的整体算法流程如下所示:

(1)初始投影图像建立:将第一帧微位移图像中四个检偏角图像分离出 I_θ^1 ,其中 θ 为检偏角度 $\theta = \{0, 45, 90, 135\}$,使用双三次插值法进行插值,获得初始投影图像 $f_\theta^{(0)}$,如式(6)所示:

$$f_\theta^{(0)} = \text{int erp}(I_\theta^1). \quad (6)$$

(2)位移匹配:以 I_θ^1 为参考图像,后续的图像

$I_\theta^{k=2,3,4}$ 可以看作由第一帧 I_θ^1 经过旋转平移的得到的,用来变换的三个自由度假设为 (θ_t, x_t, y_t) , 这里的下标 t 是标识符没有实际物理意义,以前两帧 0 度检偏角图像为例,投影变换的过程可以由式(7)表示:

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_t) & -\sin(\theta) & x_t \\ \sin(\theta_t) & \cos(\theta) & y_t \end{bmatrix} I_\theta^1(x, y) = I_\theta^2(x', y'), \quad (7)$$

其中: x, y 为 I_θ^1 的像素坐标, x', y' 为 I_θ^2 的像素坐标,假设相对位移矩阵为 H_θ^{k-1} , 第一帧 0 度检偏角图像到第二帧 0 度检偏角图像的投影矩阵可以由式(8)所示:

$$H_\theta^1 = \begin{bmatrix} \cos(\theta_t) & -\sin(\theta) & x_t \\ \sin(\theta_t) & \cos(\theta) & y_t \end{bmatrix}. \quad (8)$$

则整个微扫描序列图像的位移矩阵可以由式(9)所示:

$$H_\theta^{k-1} = \text{affine}(I_\theta^1, I_\theta^k), k = \{1, 2, 3, 4\}. \quad (9)$$

(3) HR 图像初步重建:定义适当的映算子和约束突集,基于运动估计迭代矫正初始投影图像,这里使用能量约束集与松弛规划算子(Relaxed Projection Operator, RPO),如式(10)和式(11)所示:

$$\eta = \frac{1}{m_w n_w} \sum_{(x \in m_w, y \in n_w)} \exp\left(-\frac{d^2(W_{\text{see}}(x, y), W_{\text{Target}}(x, y))}{u} - \frac{\|W_{\text{see}}(x, y) - W_{\text{Target}}(x, y)\|^2}{v}\right), \quad (13)$$

其中: η 为归一化判别标准,可分为观察图像与目标窗口的欧式距离和亮度差异的两个部分, u, v 是两个可变的参数,用来调整亮度与距离的占比,文中算法取值分别为 2, 以一个观察图像为例将所有目标窗口依据 η 由大至小排序,并按行展开成列向量后拼合成新的矩阵,如式(14)所示:

$$M(p, q) = \begin{bmatrix} W_{\text{see}}(1, 1) & W_{\text{Target}}(1, 1) & \cdots \\ W_{\text{see}}(1, 2) & W_{\text{Target}}(1, 2) & \cdots \\ W_{\text{see}}(1, 3) & W_{\text{Target}}(1, 3) & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}. \quad (14)$$

上述矩阵满足如式(15)的关系:

$$\eta(W_{\text{see}}, M(\forall q)) < \eta(W_{\text{see}}, M(\forall q + 1)). \quad (15)$$

(5) 相似块矩阵 PCA 分解:将每一个观察图像的矩阵 M 变换到 PCA 域,首先对 M 进行去中心化求出 $\bar{M} = M - E(M)$, $E(\cdot)$ 为求均值的操作,将 \bar{M} 的协方差矩阵 $C_{\bar{M}}$ 特征值分解可得 $C_{\bar{M}} = Q\Lambda_k Q^T$, 其中 Q 为 $C_{\bar{M}}$ 的特征向量, 则

$$f_\theta^{(n+1)} = p\{f_\theta^{(n)}\} = \begin{cases} \frac{\sigma^T(r_\theta^k - \delta)}{\text{Normalize}(\sigma^T)^2} & r_\theta^k > \delta \\ 0 & -\delta \leq r_\theta^k \leq \delta \\ \frac{\sigma^T(r_\theta^k + \delta)}{\text{Normalize}(\sigma^T)^2} & r_\theta^k < -\delta \end{cases}, \quad (10)$$

$$C_A = \{f_\theta^{(n+1)}; 0 \leq f_\theta^{(n+1)} \leq 2^{\text{Bit}}\}, \quad (11)$$

其中: $\text{Normalize}(\cdot)$ 为标准的归一化运算, Bit 为图像的量化级数,根据所搭建系统原始数据的量化级文中将其设置为 14, 残差 r_θ^k 中认为初始投影图像 f_θ^n 具有与 LR 图像相同的透视变换,其计算方式由式(12)给出:

$$r_\theta^k = I_\theta^k - \sigma^T \cdot (f_\theta^n \cdot H_\theta^{k-1}). \quad (12)$$

传感器的空间响应特征 σ^T 选择最常用的高斯函数^[21], δ 为手动设置的阈值,本算法将其设置为第一帧偏振微扫描图像 ϕ_1 的方差。

(4) 像素块聚类:在初步重构的图像 $f_\theta^{(n+1)}$ 中划分出若干个观察图像记作 $W_{\text{see}}(x, y)$, 每个观察图像在其 $m_w \times n_w$ 大小的观测窗口中与存在于该观测窗口中等大的目标窗口 $W_{\text{Target}}(x, y)$ 计算归一化判别标准 η 如下式所示,目标窗口以一定步长在观测窗口中取值。

$$PCA(M) = Q \cdot \bar{M}.$$

(6) 小波域的软阈值降噪:PCA 域的无噪估计可表示为:

$$\hat{M} = Q \cdot \omega \cdot Q^T \cdot \bar{M} + E(M), \quad (16)$$

其中: \hat{M} 为所估计的无噪矩阵, ω 为超参对角阵。一般情况下 $\omega = E_{\text{size}(Q^T \cdot \bar{M})}$ 的单位矩阵,用来在 PCA 域进行各维度向量的筛选,PCA 域上噪声能量主要集中在高维列向量,所以实际中可以主动舍弃。PCA(M) 的每一列是互不相关的,每一列含有一定的加性噪声,为了进一步抑制每一维度的噪声,可以将每一列向量视作时域上的加噪有限信号,便于说明以第一列为例,可以表示为:

$$f(\tau) = (PCA(M)(\tau, 1)), \quad (17)$$

其中: τ 为采样点数,采样点数与 PCA(M) 行数相同,对 $f(\tau)$ 进行三层小波分解,基函数选用近似对称紧支集正交小波基(Symlet), 阈值采用启发式小波阈值(Heusure), 阈值函数使用软阈值

函数,函数表达如式(18)^[22],其中 η_s 表示阈值法处理后的值, x_s 表示分解后的小波系数, th_s 表示根据采样点数计算出来的阈值。

$$\eta_s(x_s, th_s) = \begin{cases} x_s + th_s, & x_s < -th_s \\ 0, & |x_s| < th_s \\ x_s - th_s, & x_s > th_s \end{cases} \quad (18)$$

在保留更多的PCA分量的同时,将每一维的噪声进行去除,有效的保留更多高频信息。

(7)偏振度计算:将 ϕ_k 中各检偏角图像 I_θ^k 重复步骤(2)~(6)重建出高分辨率图像组 $\phi_{HR} = \{I_0^{HR}, I_{45}^{HR}, I_{90}^{HR}, I_{135}^{HR}\}$,并根据式(19)计算出偏振度信息:

$$DP = \frac{1}{2} \cdot \frac{\sqrt{(I_0^{HR} - I_{90}^{HR})^2 + (I_{45}^{HR} - I_{135}^{HR})^2}}{(I_0^{HR} + I_{45}^{HR} + I_{90}^{HR} + I_{135}^{HR})} \quad (19)$$

本文算法可以保留更多的PCA域分量,提供更好的细节信息,被超参对角阵 ω 所保留的其他分量视为时域采样信号利用小波分解进一步噪声抑制,偏振图像中很小的噪声便会引起伪偏的产生,导致计算出的图像与实际偏振度信息有很大差别,本文算法可以有效的抑制重建噪声提供更真实准确的偏振度图像。

3 仿真与实验分析

为了证明文中方法的有效性,本文使用双线性插值、双三次插值、三次样条插值、根据文献[6]复现的牛顿多项式插值法(Newton's Polynomial, NP)、根据文献[23]复现的边缘感知残差插值插值法(Edge-AwareResidual Interpolation, EARI)、传统POCS、根据参考文献[24]复现的基于频率域相位谱的凸集投影算法(FPPOCS)、从分辨率性能、噪声鲁棒性两个方面进行讨论。测试集选用参考文献[25]中的公开偏振数据集如图2所示,采集设备为近红外分时系统,图像分辨率 1024×768 pixel,图像包含近红外波段下的四个不同的检偏角图像,以及可见光波段图像。

该数据集无法直接用于本文算法的测试,首先需要对其进行微扫描变换^[16],变换示意图如图3所示,将一幅单检偏角图像经过微扫描变换处理成位移步长为一个像元的微扫描图像组,模拟的扫描模式为 2×2 。

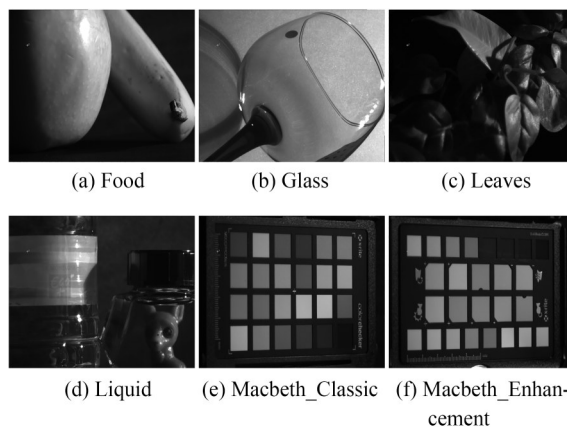


图2 测试集

Fig. 2 Test set

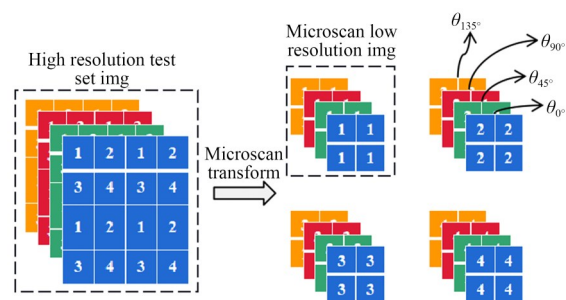


图3 微扫描变换示意图

Fig. 3 Schematic diagram of microscan transformation

3.1 评价指标

人眼对于图像误差的敏感度程度不是绝对的,感知上会受到许多结果影响。探测系统中微偏振单元的位移和固有噪声会导致伪偏产生,这些伪偏信息是影响主观感知的最大阻碍,图4为微偏振单元位移产生的伪偏振图像。

图4(a)中对比度低边缘细节不明显,图4(b)对比度高边缘细节明显,主观判据偏向于图4

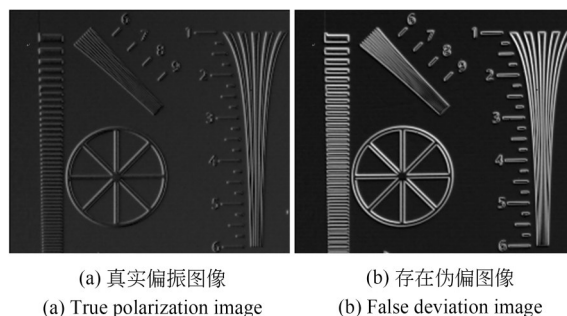


图4 微偏振单元位移伪偏

Fig. 4 False deviation of micropolarization unit displacement

(b),但图 4(b)细节边缘信息存在大量伪偏。另外,图像噪声经过公式(16)解算后也会引起伪偏,其主要存在于低频部分,图 5 为噪声引起的伪偏示意。

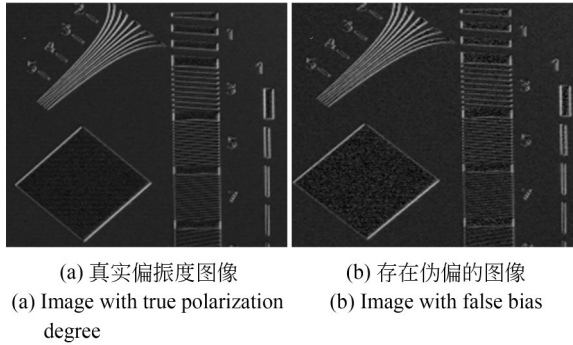
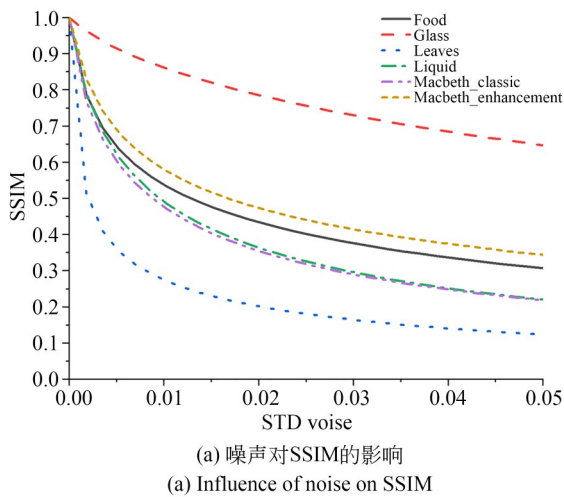


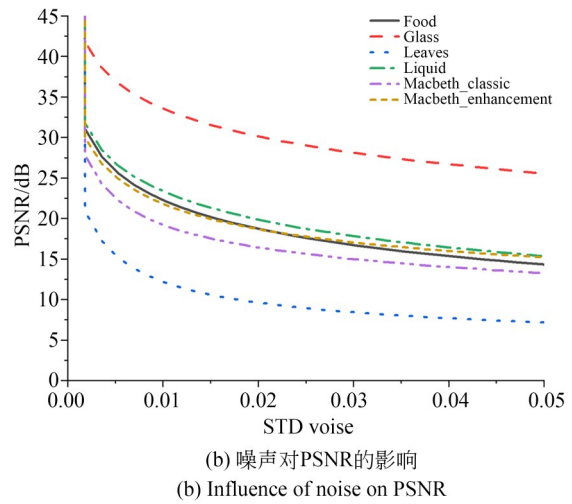
图 5 噪声引起的伪偏
Fig. 5 False bias caused by noise

本文选用超分辨重建中常用的三种有参考的评价指标:结构相似性系数(Structural Similarity Index Measure, SSIM)、峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、均方根误差(Root

Mean Square Error, RMSE)作为性能评判标准。其中 SSIM 由三部分组成,强度相似,对比度相似以及结构相似,在偏振图像中像素的强度值反映了物体的实际偏振度属性,越是接近参考图像,则偏振度重构越精确;第二个为对比度,在偏振图像中可以反应当前视场中的偏振度峰峰值对比情况;第三个属性结构相似性质,反映了偏振度图像中物体偏振度的变化情况以及分布相似程度。PSNR 用于评价峰值信号的能量与噪声的平均能量之比,在偏振度图像中可以衡量重建后偏振度的伪偏水平。RMSE 用于衡量重建后偏振度图像同像素位置与真值偏振度图像的相似程度,其值越小代表重建后的偏振度同位像素位置上越接近真实值。因此这三种有参考的评价指适用于分焦平面偏振微扫描图像重建质量的评价。下图为噪声对偏振度解算的影响,可以看出偏振度图像对噪声非常敏感,与传统 POCS 算法的固有缺点不谋而合,所以提升传统 POCS 算法的抗噪性能非常有必要。



(a) 噪声对 SSIM 的影响
(a) Influence of noise on SSIM



(b) 噪声对 PSNR 的影响
(b) Influence of noise on PSNR

图 6 噪声对偏振度解算的影响

Fig. 6 Influence of noise on polarization degree solution

3.2 超分辨性能

实验设备为 PC 机,其中 CPU 为 i7-4720hq, GPU 为 GTX960,设置观察图像大小为 8×8 ,观测窗口大小为 $m_w = 67, n_w = 67$,目标窗口 $W_{Target}(x, y)$ 的搜索步长为 6,首先在公开数据集

上进行对比实验,模拟添加的噪声是高斯分布的,均值为 0,标准差为 0.004;图 7 显示了测试图像 Macbeth_Enhancement 的在不同算法下 2×2 偏振超分辨结果,其中图 7(a)显示了参考图像,其中图 7(b)显示真实 HR 图像,图 7(c)~图 7(j)

分别显示了用来做比较的超分辨重建(SR)图像,图 7(j)为文中算法 SR 图像。参考图像像素

为 512×384 pixel, HR 图像像素为 $1\,024 \times 768$ pixel, SR 图像像素为 $1\,024 \times 768$ pixel。

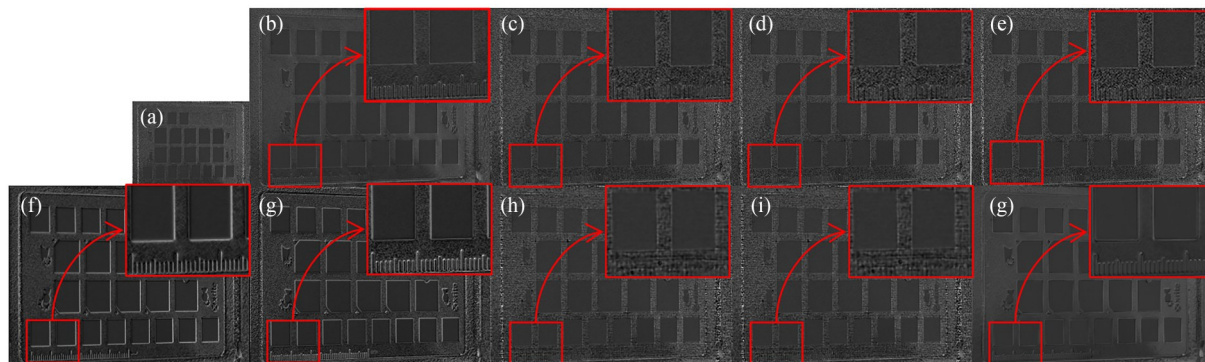


图 7 Macbeth_Enhancement 超分辨重建结果对比(a)参考图像(b)真实 HR 图像(c)双线性插值结果(d)双三次插值结果(e)三次样条插值结果(f)NP 结果(g)EARI 结果(h)POCS 结果(i)FPPOCS 结果(j)文中算法

Fig. 7 Comparison of the reconstructed result of Macbeth_Enhancement with superresolution (a) Reference image (b) Real HR image (c) Bilinear interpolation (d) Bicubic interpolation (e) Cubic spline interpolation (f) NP result (g) EARI result (h) POCS result (i) FPPOCS result (j) The algorithm in this paper

由图 7 可以看出,图 7(c)~图 7(e)三种常用插值算法结果均显示出了较多的噪声,造成了细节的损失,因为会保持原始像素值在重建后的图像上,所以三者的主要区别在于高频细节信息上像素的排列方式上,并且在低频部分引入了大量的伪偏信息。图 7(f)牛顿多项式插值法(NP),仅从图像角度来看,边缘更加明显,视觉效果更好,但是和真实偏振度图像对比就可以发现该边缘是伪偏导致的,低频部分的伪偏得到了一定的抑制。图 7(g)边缘感知残差插值插值法(EARI),边缘部分比其他插值法有更多的提升,但不可避免的在边缘处引入了伪偏,与 NP 一样在低频部分的伪偏得到了一定的抑制,抑制程度逊色于 NP 算法。图 7(h)传统 POCS 算法在偏振度图像的整体对比度上相对符合真实 HR 图像,低频部分的伪偏信息相对减少,但是细节部分依旧被伪偏覆盖,在图 7(h)的放大部分可以看出,有部分区域出现了大块的黑色斑点,但是真实 HR 图像中是不存在的。图 7(i)FPPOCS 算法在边缘保持上优于传统 POCS 算法,图像的细节部分相较于 POCS 算法有一定的提升;图 7(j)为文中所提算法的重建效果,和其他结果相比较,提供了可分辨的边缘部分以及更少伪偏的低频区域,与真实 HR 图像最为相似,视觉上明显优于其

他算法,Macbeth_Enhancement 相对应的客观评价指标如表 1 所示。表 1 中的评价指标表明,与其他算法相比,文中算法在客观评价上表现更优秀,可以提供具有更少伪偏的偏振 SR 结果(PSNR 显著提升),计算出的偏振度更接近真实值(SSIM 更高),表 2 为文中算法在其他测试图像上的对比结果,可以看出文中提出的算法结构相似性系数至少提升了 0.02,峰值信噪提升了至少 1 dB。

表 1 Macbeth_Enhancement 不同算法的重建效果对比

Tab. 1 Comparison of reconstruction effects of different algorithms in Macbeth_Enhancement

Algorithm	SSIM	PSNR/dB	RMSE
Bilinear	0.561 2	26.245 4	0.048 7
Bicubic	0.628 8	26.344 8	0.048 1
Spline	0.608 5	25.787 8	0.051 3
NP	0.592 1	22.677 2	0.073 5
EARI	0.581 4	23.258 8	0.068 7
POCS	0.628 0	26.319 8	0.048 3
FPPOCS	0.631 5	27.005 2	0.044 6
OURS	0.685 2	30.165 1	0.031 0

表 2 不同算法在不同测试集上的测试结果

Tab. 2 Test results of different algorithms on different test sets

Data_Name		Bilinear	Bicubic	Spline	NP	EARI	POCS	FPPOCS	OURS
Food	SSIM	0.678 8	0.683 6	0.666 8	0.759 8	0.677 0	0.683 6	0.807 2	0.825 7
	PSNR/dB	28.937 6	28.331 1	27.680 2	30.543 2	27.951 7	28.331 2	34.064 7	36.289 4
	RMSE	0.035 7	0.038 3	0.041 3	0.029 7	0.040 0	0.038 3	0.019 8	0.015 3
Glass	SSIM	0.869 2	0.911 3	0.904 2	0.875 6	0.828 4	0.910 6	0.901 2	0.920 7
	PSNR/dB	36.192 4	38.051 0	37.555 6	32.977 5	32.061 7	37.773 4	37.521 6	38.373 9
	RMSE	0.015 5	0.012 5	0.013 3	0.022 4	0.024 9	0.012 9	0.013 3	0.012 1
Leaves	SSIM	0.373 7	0.382 0	0.366 2	0.472 5	0.380 2	0.378 7	0.524 2	0.605 4
	PSNR/dB	18.964 1	18.099 5	17.392 3	23.860 1	20.734 7	18.119 0	23.933 4	30.380 7
	RMSE	0.112 7	0.124 5	0.135 0	0.064 1	0.091 9	0.124 2	0.063 6	0.030 3
Liquid	SSIM	0.630 4	0.660 4	0.638 3	0.681 3	0.597 4	0.658 3	0.680 7	0.789 7
	PSNR/dB	28.757 2	28.816 1	28.200 4	28.010 8	26.103 0	28.602 9	28.854 7	31.890 3
	RMSE	0.036 5	0.036 2	0.038 9	0.039 8	0.074 6	0.037 1	0.036 1	0.025 4
Macbeth_Classic	SSIM	0.582 3	0.616 8	0.597 4	0.571 1	0.553 3	0.616 1	0.700 1	0.728 1
	PSNR/dB	25.260 6	24.793 8	24.121 5	23.285 6	22.546 9	24.805 5	28.321 8	31.707 7
	RMSE	0.054 6	0.057 6	0.062 2	0.068 5	0.074 6	0.057 5	0.038 4	0.026 0

3.3 噪声鲁棒性

现阶段红外波段的分焦平面偏振相机都存在较大的噪声,由图 6 结论可以知道噪声会对偏振度图像产生严重的影响,传统 POCS 算法存在着对噪声敏感的缺点,所以非常有必要评价算法的噪声鲁棒性。

为了比较本文算法的噪声鲁棒性,我们对 Macbeth_Enhancement 下采样 2 倍后分别添加均

值为 0,标准差为 0.004,0.014,0.024,0.034 的噪声,评价结果如图 8 所示,图 8(a)为不同噪声水平下各算法的 SSIM,图 8(b)为各噪声下不同算法的 PSNR,横轴代表噪声的标准差,纵轴分别代表结构相似性系数与峰值信噪比,圆形线段代表双线性插值,上三角线段代表三次样条插值,右三角线段代表牛顿多项式插值法(NP),六边形线段代表边缘感知残差插值插

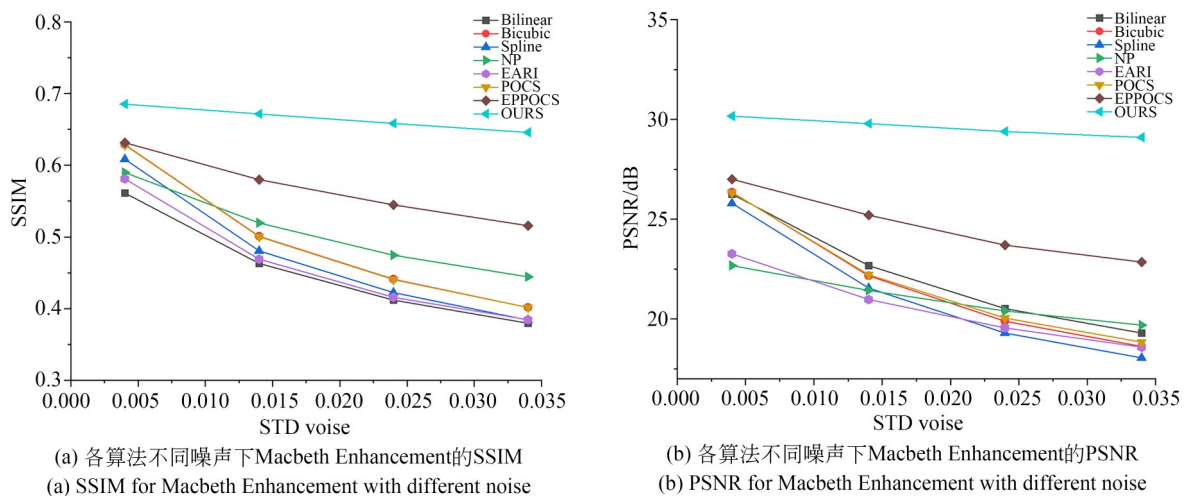


图 8 各算法的噪声鲁棒性

Fig. 8 Noise robustness of each algorithm

值法 (EARI), 下三角线段代表传统 POCS, 菱形线段代表 FPPOCS, 左三角线段代表文中算法。

可以从图 8(a)和(b)看出在低噪声情况, 各算法水平相当, 文中算法指标上略高一点, 随着噪声的逐步增加, 常用插值法以及传统 POCS 算法指标曲线迅速下降, NP 算法与 EARI 算法均体现出了一定的抗噪性能, FPPOCS 指标曲线缓慢下降, 文中算法左三角线段一直处于最上方, 且下降趋势缓慢, 证明文中算法在各种噪声水平下可以保持较高的 PSNR 和 SSIM, 对噪声具有较高的鲁棒性。

3.4 真实图像测试

为了进一步证实本文算法的有效性, 搭建了短波红外分焦平面偏振微扫描探测系统如下图所示, 该系统由三部分组成, 分别是微扫描控制板, 压电陶瓷微扫描平台以及自研的短波红外分焦平面偏振偏振相机。

和常用的微扫描方法旋转透射平面镜微扫描、微动透镜微扫描、平面反射镜微扫描^[26-28]等相比移动焦平面微扫描技术是直接的, 偏振探测系统直接固定在压电陶瓷所驱动的微扫描平台上, 结构简单, 并且可以在不改变光学结构的情况下直接进行部署, 由于不需要新的光学元

件其成本是最小的, 图 9 所示系统在水平和垂直方向上进行如图 1 所示的亚像素位移, 位移步长 $15 \mu\text{m}$, 所使用的自研短波红外分焦平面偏振探测系统分辨率为 $320 \times 256 \text{ pixel}$, 像元尺寸 $30 \mu\text{m}$, 首先使用该系统对所提算法的超分辨率能力进行测试。

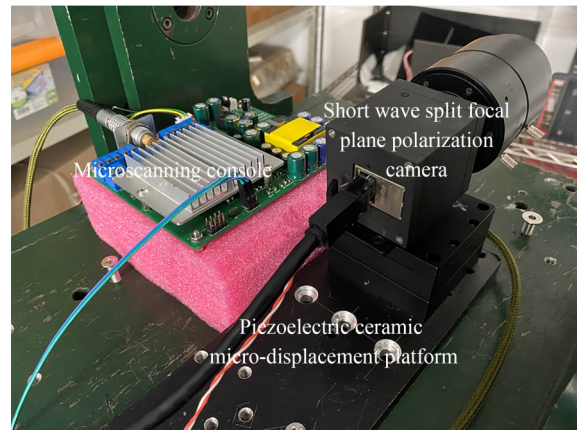


图 9 短波红外分焦平面偏振微扫描探测系统示意图
Fig. 9 Schematic diagram of the polarization microscan detection system in the HF infrared focal plane

在图 10(b)中细节存在丢失, 出现了部分伪偏, 图 10(c)中最左侧窗户边缘的到了重建, 但是整体的伪偏被放大, 图 10(d)中低频部分存在伪

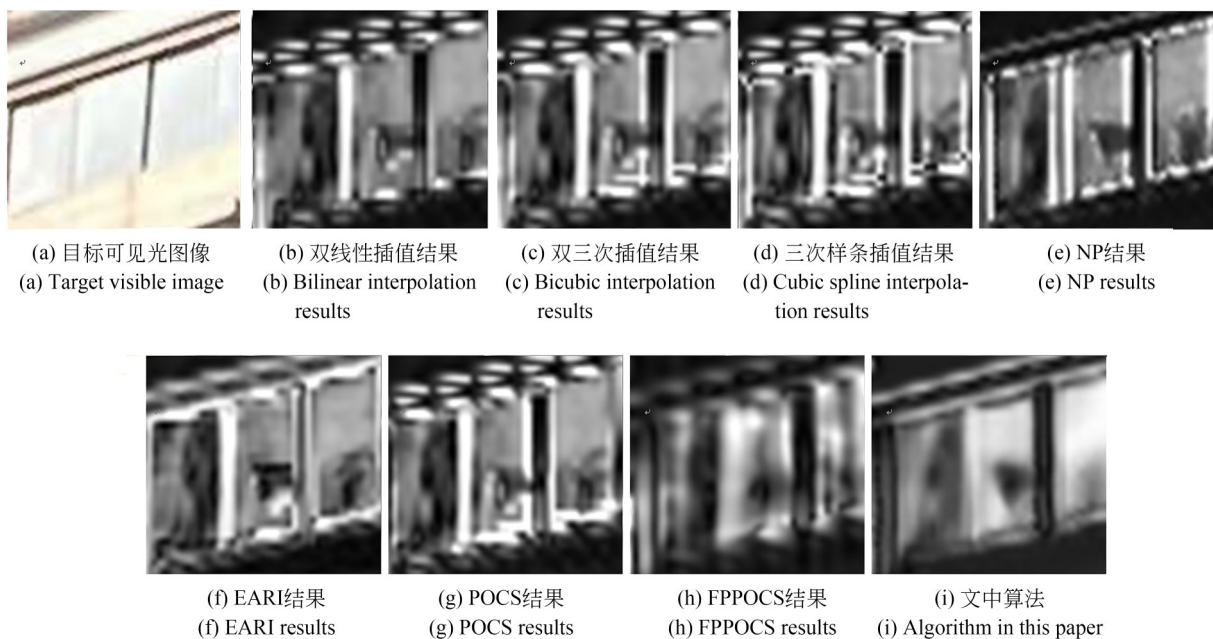


图 10 超分辨重建性能对比

Fig. 10 Superresolution reconstruction performance comparison

偏,感官上与图 10(c)区别不大,图 10(e)低频伪偏得到了抑制,高频部分存在明显的伪偏振,图 10(f)最左侧窗户尚未重建完整,但是边缘部分得到了更好地保留。图 10(g)中重建效果与常用插值法图像区别不大,图 10(h)中抑制了大部分的伪偏,但是整体图像过于平滑导致细节上的丢

失,图 10(h)展现出了非常明显的效果,低频部分拥有更低的伪偏,且边缘部分也得到了很大程度上的还原,图 10 整体上证实了所提算法的超分辨能力相比于同类算法是较为优秀的,图 11 为对建筑物的成像实验,论证本文算法在全画幅图像上的可靠性。

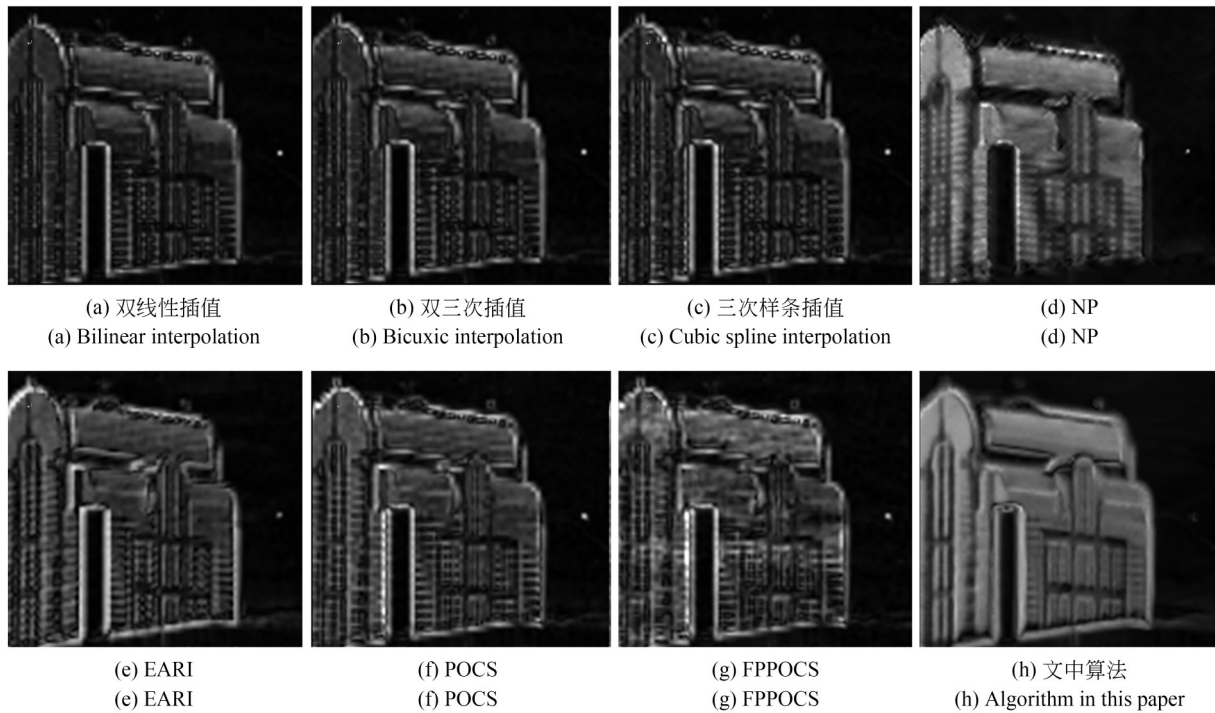


图 11 建筑物的偏振超分辨重建结果对比

Fig. 11 Comparison of polarization superresolution reconstruction results of buildings

由图 11(a),图 11(b)和图 11(c)可以看出三种插值法在细节部分产生了大量的伪偏,区别在于边缘像素的排布方式不同。图 11(d)低频伪偏得到一定抑制,高频细节有丢失,图 11(e)高频细节的到更好的重建,同时也导致高频的伪偏产生,低频的伪偏的抑制效果逊色于 NP 算法,图 11(f)传统 POCS 算法受噪声影响,高频部分存在大量伪偏,但是建筑物整体轮廓常用优

于插值,图 11(g) FPPOCS 算法抑制了部分伪偏,重建效果与传统 POCS 区别不大,图 11(h)为文中算法的重建效果,可以看出该结果低频部分拥有更小的伪偏信息,高频部分得到尽可能多的保留,更加凸显了目标结构,非常直观的体现了本文算法的优越性,证实了本文算法在全画幅图像上的可靠性。下表为图 11 各算法的运行速度。

表 3 图 11 各算法运行时间

Tab. 3 FIG. 11 Running time of each algorithm

Algorithm	Bilinear	Bicubic	Spline	Newton
Time/s	0.021	0.017	0.038	0.228
Algorithm	EARI	POCS	FPPOCS	OURS
Time/s	0.293	1.859	2.074	25.863

由表 3 结合图 11 可以看出文中所提算法虽然在噪声鲁棒性以及实景重建性能上取得了好的效果,但是在运行速度上不具备优势,下一步的工作将围绕速度优化进行展开。

4 结 论

本文针对分焦平面偏振探测系统空间分辨率低的问题利用微扫描获取多帧图像并提出了基于 POCS 的偏振超分辨改进算法。根据偏振度图像的特点,充分利用各检偏角像元间的特点,在 PCA 域对初步重建图像进行降维后,利用

小波变换进一步抑制重建噪声,极大抑制了超分辨重建后偏振度图像的伪偏,突破了分焦平面偏振探测器的采样极限。利用模拟图像对算法进行测试,并从客观评价指标和主观效果上对本算法进行评测,仿真结果显示所提出的算法结构相似性系数至少提升了 0.02,峰值信噪提升了至少 1dB。随后分析了算法的噪声鲁棒性,由图表可知文中算法拥有优秀的噪声鲁棒性。最后搭建了短波红外分焦平面偏振微扫描探测系统对真实场景进行成像,实验结果显示主观评测上相比于其他同类型算文中算法拥有有更优秀的性能。

参考文献:

- [1] 张俊超,陈渊来,罗海波,等. 基于张量非负稀疏分解的偏振图像插值算法[J]. 光学学报, 2021, 41(14): 1411001.
ZHANG J C, CHEN J L, LUO H B, *et al.* Polarized image interpolation algorithm based on tensor nonnegative sparse decomposition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(14): 1411001. (in Chinese)
- [2] 朱福珍,刘越,黄鑫,等. 改进的稀疏表示遥感图像超分辨重建[J]. 光学精密工程, 2019, 27(3): 718-725.
ZHU F Z, LIU Y, HUANG X, *et al.* Remote sensing image super-resolution based on improved sparse representation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(3): 718-725. (in Chinese)
- [3] GAO S K, GRUEV V. Bilinear and bicubic interpolation methods for division of focal plane polarimeters [J]. *Optics Express*, 2011, 19(27): 26161.
- [4] GAO S K, GRUEV V. Gradient-based interpolation method for division-of-focal-plane polarimeters [J]. *Optics Express*, 2013, 21(1): 1137.
- [5] AHMED A, ZHAO X J, GRUEV V, *et al.* Residual interpolation for division of focal plane polarization image sensors [J]. *Optics Express*, 2017, 25(9): 10651.
- [6] LI N, ZHAO Y Q, PAN Q, *et al.* Demosaicking DoFP images using Newton's polynomial interpolation and polarization difference model[J]. *Optics Express*, 2019, 27(2): 1376.
- [7] LIU S M, CHEN J J, XUN Y, *et al.* A new polarization image demosaicking algorithm by exploiting inter-channel correlations with guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 7076-7089.
- [8] ZHANG J C, SHAO J B, LUO H B, *et al.* Learning a convolutional demosaicing network for microgrid polarimeter imagery [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(18): 4534-4537.
- [9] ZENG X L, LUO Y, ZHAO X J, *et al.* An end-to-end fully-convolutional neural network for division of focal plane sensors to reconstruct S_0 , DoLP, and AoP[J]. *Optics Express*, 2019, 27(6): 8566.
- [10] HU H F, LIN Y, LI X B, *et al.* IPLNet: a neural network for intensity-polarization imaging in low light[J]. *Optics Letters*, 2020, 45(22): 6162-6165.
- [11] SUN Y Y, ZHANG J C, LIANG R G. Color polarization demosaicking by a convolutional neural network[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(17): 4338.
- [12] LIU X B, LI X B, CHEN S C. Enhanced polarization demosaicking network via a precise angle of polarization loss calculation method [J]. *Optics Letters*, 2022, 47(5): 1065.
- [13] XU G M, WANG J, ZHANG L, *et al.* Multi-scale adaptive weighted network for polarization computational imaging super-resolution [J]. *Applied Physics B*, 2022, 128(11): 1-15.
- [14] XU M, WANG C, WANG K K, *et al.* Polarization super-resolution imaging method based on deep compressed sensing [J]. *Sensors*, 2022, 22(24): 9676.
- [15] 王杰,徐国明,马健,等. 轻量级注意力级联网络的偏振计算成像超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2022, 30(19): 2404-2419.
WANG J, XU G M, MA J, *et al.* Polarization computational imaging super-resolution reconstruction with lightweight attention cascading network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(19): 2404-

2419. (in Chinese)
- [16] 浦利, 金伟其, 刘玉树. 基于后小波处理的超分辨力图像复原算法[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(1): 173-176.
PU L, JIN W Q, LIU Y S. Super-resolution algorithm based on post wavelet treatment[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(1): 173-176. (in Chinese)
- [17] CHEN J, WANG W G, LIU T X, *et al.* A POCS super resolution restoration algorithm based on BM3D[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 15049.
- [18] ZHANG X F, HUANG W, XU M F, *et al.* Super-resolution imaging for infrared micro-scanning optical system[J]. *Optics Express*, 2019, 27(5): 7719.
- [19] 赵浩光, 曲涵石, 王鑫, 等. 高速微扫描图像超分辨重建[J]. 光学精密工程, 2021, 29(10): 2456-2464.
ZHAO H G, QU H S, WANG X, *et al.* Super-resolution reconstruction of micro-scanning images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(10): 2456-2464. (in Chinese)
- [20] MILLER JL, WILTSE JM. Benefits of microscan for staring infrared imagers [C]. *Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing XV*, SPIE, 2004, 5407: 127-138
- [21] SUBBARAO M, CHOI TS, NIKZAD A. Focusing techniques[C]. *Machine Vision Applications, Architectures, & Systems Integration. International Society for Optics and Photonics*, 1992.
- [22] 曾燕来. 基于小波变换语音去噪的研究及应用[D]. 西安: 长安大学, 2016.
ZENG Y L. *Research and Application of Speech Denoising Based on Wavelet Transform* [D]. Xi'an: Changan University, 2016. (in Chinese)
- [23] MORIMATSU M, MONNO Y, TANAKA M, *et al.* Monochrome and color polarization demosaicking using edge-aware residual interpolation[C]. 2020 *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. October 25-28, 2020, Abu Dhabi, United Arab Emirates. IEEE, 2020: 2571-2575.
- [24] 张晓菲. 红外成像系统及其超分辨率重建技术的研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.
ZHANG X F. *Research on Infrared Imaging System and its Super-Resolution Reconstruction Technology*[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2019. (in Chinese)
- [25] LAPRAY P J, GENDRE L, FOULONNEAU A, *et al.* Database of Polarimetric and Multispectral Images in the Visible and NIR Regions [C]. *SPIE Photonics Europe. Proc SPIE 10677, Unconventional Optical Imaging, Strasbourg, France*. 2018, 10677: 666-679.
- [26] 王贵全, 徐志文, 段永进, 等. 一种基于图像处理的红外微扫描器件测量与校准的方法[J]. 红外技术, 2022, 44(9): 964-971.
WANG G Q, XU Z W, DUAN Y J, *et al.* An infrared micro scanner measurement and calibration method based on image processing [J]. *Infrared Technology*, 2022, 44(9): 964-971. (in Chinese)
- [27] 田晨, 陈鹏, 张晓杰, 等. 基于微扫描的红外偏振成像光学系统研制[J]. 光子学报, 2022, 51(6): 0622001.
TIAN C, CHEN P, ZHANG X J, *et al.* Manufacturing of infrared polarization imaging optical system based on micro-scanning[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(6): 0622001. (in Chinese)
- [28] 李晓莹, 李慧敏, 常洪龙, 等. 微机电系统光学组件的系统级建模[J]. 光学精密工程, 2012, 20(5): 1069-1075.
LI X Y, LI H M, CHANG H L, *et al.* System-level modeling for MEMS optical components[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(5): 1069-1075. (in Chinese)

作者简介:



马一哲(1997-),男,陕西西安人,博士研究生,2019年于西安工程大学获得学士学位,现为中国科学院上海技术物理研究所研究生,主要从事红外偏振成像系统技术,数字图像信号处理,图像超分辨方面的研究。E-mail: mayizhe@mail. sitp. ac. cn

通讯作者:



李范鸣(1969-),男,江苏省人,研究员,博士生导师,1992年于上海科学技术大学获得学士学位,1999年于中国科学院获得硕士学位,2007年于中国科学院获得博士学位,现任中国科学院上海技术物理研究所五室主任,主要从事红外系统工程、红外成像技术、多维信息获取及微弱目标探测技术方面的研究工作。E-mail: lfmjws@163.com