

基于改进主成分分析的分焦平面偏振图像去噪算法

尹佳琪^{1,2,3}, 王世勇^{1,2*}, 李范鸣^{1,2**}¹中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;²中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;³中国科学院大学, 北京 100049

摘要 分焦平面(DoFP)偏振探测器在成像过程中会受到噪声的干扰,从而影响了偏振信息图像的质量和精度。首先,基于图像的非局部自相似性和不同偏振方向图像之间的相关性,利用 DoFP 偏振图像的空间分布特点对图像进行分块并选取相似的图像块构成相似块矩阵。然后,利用主成分分析(PCA)得到相似块矩阵的特征值矩阵和特征向量矩阵,并根据噪声和相似块矩阵的特征值分布特点,在 PCA 域中利用降维对图像进行去噪。最后,利用模拟和真实 DoFP 偏振图像评估本算法的去噪效果。实验结果表明,本算法可以有效抑制图像中的噪声,保留图像的纹理和边缘细节信息,比现有算法的峰值信噪比至少提高了 1 dB。

关键词 成像系统;分焦平面偏振图像;非局部自相似性;相似块矩阵;图像去噪;主成分分析

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0710002

Division-of-Focal-Plane Polarization Image Denoising Algorithm Based on Improved Principal Component Analysis

Yin Jiaqi^{1,2,3}, Wang Shiyong^{1,2*}, Li Fanming^{1,2**}¹Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;²Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract In the process of imaging, the division-of-focal-plane (DoFP) polarization detector is often disturbed by noise, and it affects the quality and accuracy of the polarization images. In this paper, first, based on the non-local self-similarity of the image and the correlation between images with different polarization directions, the image is divided into blocks by using the spatial distribution characteristics of the DoFP polarization image, and similar image blocks are selected to form a similar block matrix. Then, principal component analysis (PCA) is used to obtain the eigenvalue matrix and eigenvector matrix of the similar block matrix, based on the eigenvalue distribution characteristics of the noise and the similar block matrix, and use dimensionality reduction to denoise the image in the PCA domain. Finally, simulated and real DoFP polarization images are used to evaluate the denoising effect of the algorithm. Experimental results show that the algorithm can effectively suppress the noise in the image and preserve the texture and edge details of the image, which is at least 1 dB higher than the peak signal-to-noise ratio of existing algorithms.

Key words imaging systems; division-of-focal-plane polarization image; non-local self-similarity; similar block matrix; image denoising; principal component analysis

OCIS codes 030.4280; 110.4280; 100.3020

收稿日期: 2020-09-30; 修回日期: 2020-10-18; 录用日期: 2020-11-11

基金项目: 上海市现场物证重点实验室基金(2017xcwzk08)

* E-mail: wangshiyong@mail.sitp.ac.cn; ** E-mail: lfmjws@163.com

1 引言

强度、波长、相干性和偏振性是光的主要物理特性^[1],其中偏振图像能提供与光谱和强度图像不同的信息。研究表明,偏振在遥感^[2]、图像去雾^[3]、生物医学^[4]、金属检测^[5]、水下目标探测^[6]等领域有很大的应用前景。偏振成像系统包括分时系统和实时系统,分时偏振成像系统利用旋转偏振片和波片的方式获取不同偏振态的偏振图像,系统比较复杂,且不能用于动态场景。实时偏振成像系统包括分振幅、分孔径和分焦平面(DoFP)等类型。分振幅偏振成像系统的分辨率较高,但结构复杂;分孔径成像系统的稳定性较好,但会损失空间分辨率^[7],且系统的离轴或偏心结构,导致装调难度较高;DoFP 偏振探测器具有体积小、紧凑性高和可靠性好等优势,是目前偏振成像领域的研究热点。

在 DoFP 偏振探测器阵列中,每个像元只能获取单个偏振方向的响应值,相应位置上缺失的三个偏振分量需要用插值重建偏振图像算法即 DoFP 偏振图像解马赛克算法得到。目前关于偏振图像解马赛克算法^[8-10]的研究都是基于无噪声的 DoFP 偏振图像。但 DoFP 偏振探测器成像过程中,经常会受到噪声的干扰,且 DoFP 偏振图像解马赛克算法计算 Stokes 矢量图像(光强度图像为 S_0 、 0° 与 90° 方向的偏振光强差图像为 S_1 、 45° 与 135° 方向的偏振光强差图像为 S_2)的过程中会引入视场误差,进一步增大误差,带来错误的偏振信息^[11-12],从而影响线偏振度(DoLP)图像的质量和精度。针对 DoFP 偏振图像的噪声,Zhang 等^[12]提出了基于主成分分析(PCA)的去噪算法,利用降维和线性最小均方误差估计技术在 PCA 域实现去噪,但该算法会破坏图像的细节和边缘信息。Ye 等^[13]提出了一种基于 K 次奇异值分解(K -SVD)和正交匹配追踪(OMP)的去噪算法,但该算法的复杂度过高且会破坏图像的纹理信息。Abubakar 等^[14]提出了一种基于块匹配和三维滤波(BM3D)DoFP 偏振图像的去噪算法,能抑制图像中的大部分噪声,但解算的 DoLP 图像会丢失部分边缘细节信息。

本文基于 DoFP 偏振图像和高斯白噪声的特点,提出了一种基于改进 PCA 的 DoFP 偏振图像去噪算法。首先,利用 DoFP 偏振图像的非局部自相似性,用相似的图像块构造相似块矩阵,并用 PCA 算法得到其特征向量和特征值矩阵;然后,根据高斯噪声和相似块矩阵特征值的分布特点,对相似块矩

阵进行降维处理,进而估计无噪声的 DoFP 偏振图像;最后,对去噪后的 DoFP 偏振图像进行解马赛克计算,得到 Stokes 矢量图像和 DoLP 图像。实验结果表明,相比现有算法,本算法的效率更高且具有更好的去噪效果及更强的边缘细节保持能力。

2 分焦平面偏振图像的去噪算法

DoFP 偏振探测器通常由焦平面探测器和微偏振片阵列构成,在微偏振片阵列中,每 2×2 个像元组成一个超像元,偏振方向分别对应 0° 、 45° 、 90° 和 135° ,如图 1 所示。

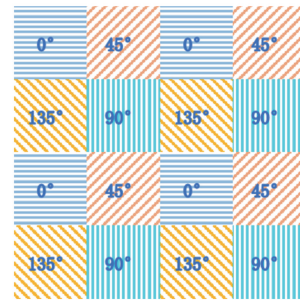


图 1 微偏振片阵列的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the micro-polarizer array

DoFP 偏振探测器在成像过程中会引入噪声,导致图像质量下降,一般用加性噪声模型表示为

$$\mathbf{W}_n = \mathbf{W} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{W}_n 为含噪声的 DoFP 偏振图像, \mathbf{W} 为不含噪声的 DoFP 偏振图像, \mathbf{n} 为图像中均值为 0、标准差为 σ 的加性高斯噪声。DoFP 偏振图像的去噪就是从 \mathbf{W}_n 中恢复出 \mathbf{W} 。

假设含噪声 DoFP 偏振图像的分辨率为 $M \times N$,将图像分成若干个大小为 $n \times n$ 的图像块,取图像块的步长为 1。为了利用 DoFP 偏振图像中四个偏振方向分量之间的相关性,每个图像块中均需含有四个偏振方向分量,即 $n \geq 2$,将这些图像块用集合表示为

$$\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i, i = 1, 2, 3, \dots, (N - n + 1) \times (M - n + 1)\}, \quad (2)$$

式中, $\mathbf{p}_i \in \mathbf{P}$ 为任意一个图像块。将尺寸为 2×2 的图像块视为参考图像块并转换成列向量 \mathbf{y} ,可表示为

$$\mathbf{y} = [x_{0^\circ} \quad x_{45^\circ} \quad x_{135^\circ} \quad x_{90^\circ}]^T + \mathbf{v} = \mathbf{x} + \mathbf{v}, \quad (3)$$

式中, x_θ ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) 为不含噪声图像块中四个偏振分量, \mathbf{x} 为不含噪声图像块中像素构成的列向量, \mathbf{v} 为像元噪声构成的向量。

本算法的流程如图 2 所示,利用 DoFP 偏振图

像的非局部自相似性,获得参考图像块的相似图像块。如图 3 所示,以参考图像块 p_i 为中心的 $K \times K$ 窗口为例,计算窗口内所有图像块与参考图像块的欧氏距离,选出欧氏距离最小的 m 个图像块作为相似图像块,包括参考图像块 p_i 。相似图像块的数量需大于图像块中的像元数量且小于窗口内候选图像块的数量,即 $m \geq n^2$ 且 $m \leq (K-n+2)^2/4$ 。可以发现, m 的取值会影响算法的效率和去噪效果, m 较大时,算法的效率较低,相似图像块中也会引入与参考图像块差异较大的图像块,不利于后续图像的去噪处理。根据现有测试数据结果,将 m 的取值范围设置为 $2n^2 \sim 5n^2$ 。

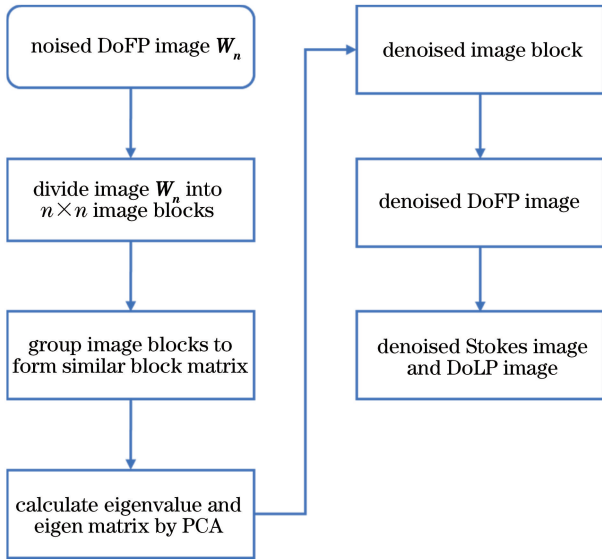


图 2 本算法的流程图

Fig. 2 Flow chart of our algorithm

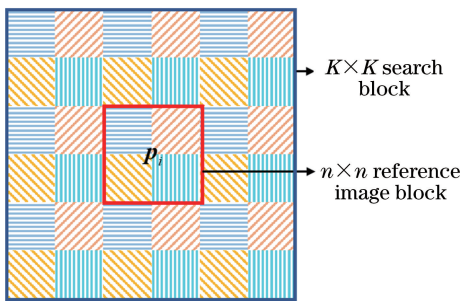


图 3 DoFP 偏振图像的去噪模型

Fig. 3 Denoising model of the DoFP polarization image

将参考图像块和对应的相似图像块转换成列向量,构成 $n^2 \times m$ 的相似块矩阵 Y

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m] = X + V, \quad (4)$$

式中, $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]$, $V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_m]$ 。将相似块矩阵 Y 中的列向量去中心化,即 $\bar{Y} = Y - E(Y)$, 其中 $E(\cdot)$ 为求均值处理。由于噪声的均值为 0,

即 $E(Y) = E(X)$, 则

$$\bar{Y} = [\bar{y}_1 \ \bar{y}_2 \ \dots \ \bar{y}_m] = X + V - E(X) = \bar{X} + V. \quad (5)$$

\bar{Y} 的协方差矩阵可表示为

$$C_{\bar{Y}} = \frac{1}{m} \bar{Y} \bar{Y}^T = \frac{1}{m} (\bar{X} \bar{X}^T + \bar{X} V^T + V \bar{X}^T + V V^T). \quad (6)$$

由于 \bar{X} 和 V 是互不相关的, $\bar{X} V^T$ 和 $V \bar{X}^T$ 近似为 0, 可以忽略不计, 得到

$$C_{\bar{Y}} \approx \frac{1}{m} (\bar{X} \bar{X}^T + V V^T) = C_{\bar{X}} + C_V, \quad (7)$$

式中, $C_{\bar{X}} = \frac{1}{m} \bar{X} \bar{X}^T$, $C_V = \frac{1}{m} V V^T \approx \sigma^2 I$, 其中, I 为单位矩阵。用 $C_{\bar{Y}}$ 减去 C_V 可以估算出 $C_{\bar{X}}$, 利用 PCA 算法将 $C_{\bar{Y}}$ 和 $C_{\bar{X}}$ 进行特征值分解, 得到特征向量矩阵和对角特征矩阵, 可表示为

$$\begin{cases} C_{\bar{Y}} = Q \Lambda_Y Q^T \\ C_{\bar{X}} = Q \Lambda_X Q^T \end{cases}, \quad (8)$$

式中, $\Lambda_X = \text{diag} [\lambda_{x_1}^2 \ \lambda_{x_2}^2 \ \dots \ \lambda_{x_{n^2}}^2]$, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵。 $\Lambda_Y = \text{diag} [\lambda_{y_1}^2 \ \lambda_{y_2}^2 \ \dots \ \lambda_{y_{n^2}}^2]$, $\lambda_{y_1}^2 \approx \lambda_{x_1}^2 + \sigma^2$, $Q = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_{n^2}]$, q_j ($j = 1, 2, \dots, n^2$) 为特征向量, 两两正交。

高斯白噪声的特征值约等于 σ^2 , 根据 DoFP 偏振像元排列的特点, $C_{\bar{X}}$ 中存在特征值 $\lambda_{x_j}^2 > \sigma^2$ 。在 PCA 域降维估计无噪声的 x , 用 \hat{x}_r ($r = 1, 2, \dots, m$) 表示为

$$\hat{x}_r = \sum_{j=1}^{n^2} a_j \langle \bar{y}_r, q_j \rangle q_j + E(y_r), \quad (9)$$

式中, $a_j = \begin{cases} 1, & \lambda_{x_j}^2 > t^2 \\ 0, & \lambda_{x_j}^2 \leq t^2 \end{cases}$, t 为待定的阈值, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为向量的内积。估计的无噪声图像相似块矩阵 \hat{X} 可表示为

$$\hat{X} = [\hat{x}_1 \ \hat{x}_2 \ \dots \ \hat{x}_m] = Q \cdot \text{th}(\Lambda_X) \cdot Q^T \bar{Y} + E(Y), \quad (10)$$

式中, $\text{th}(\Lambda) = \text{diag} [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n^2}]$, 可以发现, 确定阈值 t 是算法的关键。

在相似块矩阵中, 任意一个不含噪声图像块对应的列向量 x_r 与估计的 \hat{x}_r 之间的欧氏距离 d_r 越小, 表明图像块的去噪效果越好。距离 d_r 由图像损失的细节信息和未消除的噪声组成, 可表示为

$$d_r = \|\hat{\mathbf{x}}_r - \mathbf{x}_r\|^2 = \sum_{j=1}^{n^2} (a_j - 1)^2 (\langle \mathbf{q}_j, \mathbf{x}_r \rangle)^2 + \sum_{j=1}^{n^2} a_j^2 (\langle \mathbf{q}_j, \mathbf{v}_r \rangle)^2, \quad (11)$$

式中, $\|\cdot\|^2$ 为欧氏距离。由(6)式~(8)式可以得到

$$\begin{cases} \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m (\langle \mathbf{y}_r, \mathbf{q}_j \rangle)^2 = \lambda_{y_j}^2 \\ \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m (\langle \mathbf{v}_r, \mathbf{q}_j \rangle)^2 \approx \sigma^2 \\ \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m (\langle \mathbf{x}_r, \mathbf{q}_j \rangle)^2 = \lambda_{x_j}^2 \end{cases} \quad (12)$$

联立(10)式~(12)式,得到相似块矩阵中无噪声图像块与估计图像块之间的平均距离 d

$$d = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m d_r = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m \|\hat{\mathbf{x}}_r - \mathbf{x}_r\|^2 \approx \sum_{j=1}^{n^2} (a_j - 1)^2 \lambda_{x_j}^2 + \sum_{j=1}^{n^2} a_j^2 \sigma^2. \quad (13)$$

当 $\hat{\mathbf{X}}$ 与 \mathbf{X} 的平均距离 d 最小时,满足

$$a_j = \begin{cases} 1, & \lambda_{x_j}^2 > \sigma^2 \\ 0, & \lambda_{x_j}^2 \leq \sigma^2 \end{cases} \quad (14)$$

由(14)式确定 $t^2 = \sigma^2$,在图像纹理细节信息丰富的区域,对应相似块矩阵的特征值矩阵中存在较多特征值大于噪声特征值 σ^2 ,此时 d 相对较小,能很好地去除图像中的噪声,但也导致图像损失部分纹理细节信息;在图像纹理细节较少的区域,其特征值矩阵中的特征值 $\lambda_{x_j}^2$ 总体较小,会小于噪声特征值 σ^2 ,此时 $d \approx \sum_{j=1}^{n^2} \lambda_{x_j}^2$,算法可以抑制图像中的大部分噪声。

对于 DoFP 偏振图像,在图像纹理细节丰富的区域,去噪效果依然明显;在场景纹理细节较少的情况下,四个方向的微偏振片对入射光的调制效果不同,在场景有较强的偏振特性时,超像元中四个像元的响应差异较大,如图 4 所示,四个偏振方向的子图像标记区域纹理细节较少,但四幅子图像的响应不同,因此相似图像块中存在反映偏振特性的纹理信息,有利于图像去噪。估计的无噪声相似块矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 中包含 m 个相似图像块,因此在实际应用中,每个图像块会存在多次估计结果,将多次估计结果求平均,不仅能进一步抑制噪声,还可以恢复部分损失的细节信息。

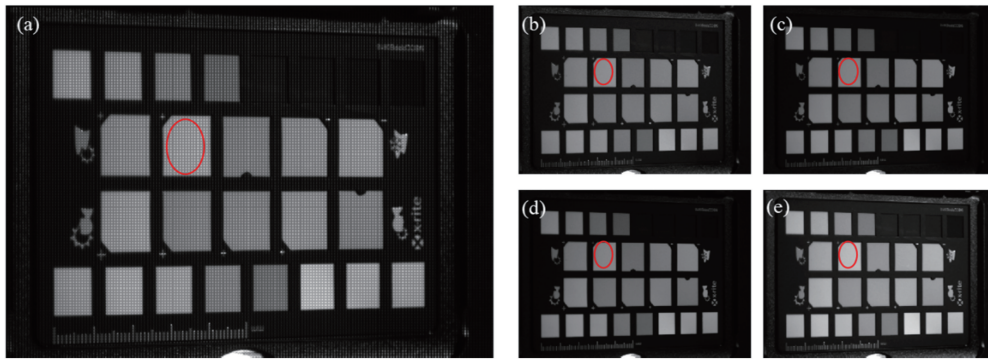


图 4 模拟的 DoFP 偏振图像。(a) DoFP;(b) 0°;(c) 45°;(d) 90°;(e) 135°

Fig. 4 DoFP polarization image obtained by simulation. (a) DoFP; (b) 0°; (c) 45°; (d) 90°; (e) 135°

3 实验结果与分析

为了验证本算法的去噪效果,将分辨率为 1024 pixel × 768 pixel、灰度为 16 bit 的近红外 DoFP 偏振图像作为测试图像^[15],如图 5 所示。图像为分时偏振成像系统捕获的 0°、45°、90°和 135°偏振方向子图像,对四个偏振方向的子图像进行降采样,按图 1 的阵列方式构成模拟 DoFP 偏振图像。在模拟的 DoFP 偏振图像上添加高斯白噪声,分别用 PCA 算法^[12]、K-SVD 算法^[13]、BM3D 算法^[14]和本算法对图像进行去噪。其中,PCA 和 BM3D 算法采用文献

[12]和文献[13]提供的源代码,K-SVD 算法采用开源代码和文献[14]中的参数复现。用峰值信噪比 (PSNR)和结构相似性 (SSIM)评价模拟 DoFP 偏振图像的去噪效果。最后,利用国产自研的近红外偏振相机(光谱响应波段为 0.9 ~ 1.7 μm,分辨率为 128 pixel × 128 pixel,像元尺寸为 30 μm × 30 μm)采集真实的 DoFP 偏振图像,并对图像进行去噪处理。

为了兼顾 DoFP 偏振图像的去噪效果和算法效率,实验中取 $n=8$, $K=70$,相似图像块的数量 $m=200$,在水平和垂直方向上,参考图像块的移动步长均为 5。

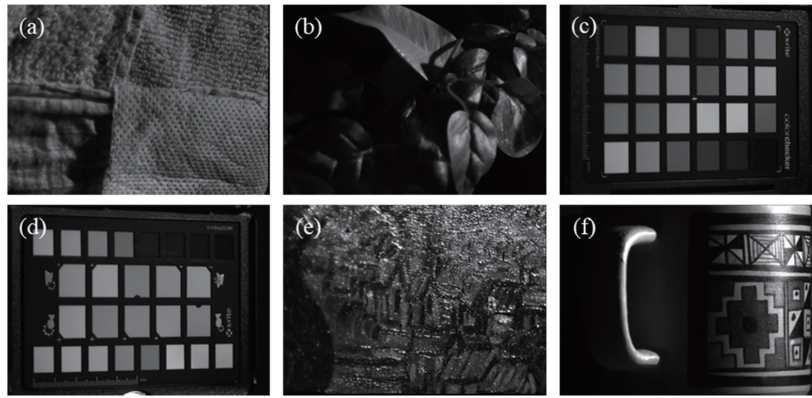


图 5 测试图像。(a) Fabrics; (b) leaves; (c) macbeth classic; (d) macbeth enhancement; (e) painting; (f) pottery

Fig. 5 Test images. (a) Fabrics; (b) leaves; (c) macbeth classic; (d) macbeth enhancement; (e) painting; (f) pottery

3.1 本算法的去噪效果

将四个不同偏振方向的原始高分辨率测试图像计算得到的 Stokes 矢量图像和 DoLP 图像作为参考,在模拟的 DoFP 偏振图像上加入标准差为 10 的

高斯白噪声,并采用基于强度相关的插值算法^[9]对图像进行解马赛克。测试图像 pottery 去噪前后的 Stokes 矢量图像和 DoLP 图像的结果如表 1 和图 6 所示。

表 1 去噪前后的 Stokes 矢量图像和 DoLP 图像

Table 1 Stokes vector images and DoLP images before and after denoising

| Image | | S0 | S1 | S2 | DoLP |
|-------------------|----------|---------|---------|---------|---------|
| Demosaicing image | PSNR /dB | 46.5230 | 38.6166 | 41.6959 | 31.3399 |
| | SSIM | 0.9956 | 0.9512 | 0.9645 | 0.7770 |
| Noisy image | PSNR /dB | 35.0436 | 26.1517 | 26.2277 | 5.9415 |
| | SSIM | 0.8104 | 0.2388 | 0.2196 | 0.1175 |
| Denoised image | PSNR /dB | 41.4074 | 37.1018 | 39.5708 | 25.9634 |
| | SSIM | 0.9809 | 0.9060 | 0.9215 | 0.5934 |

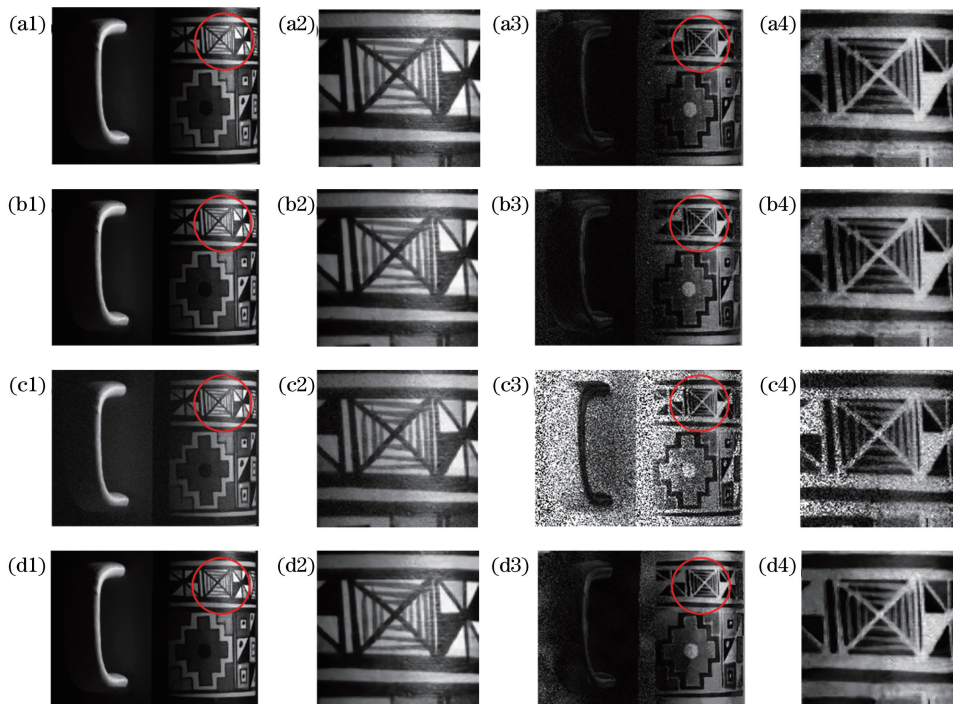


图 6 去噪前后的图像 pottery。(a)原始图像;(b)解马赛克图像;(c)加噪图像;(d)去噪图像

Fig. 6 Potery images before and after denoising. (a) Original image; (b) demosaicing image;

(c) noisy image; (d) denoised image

图 6(a)为由图像 pottery 不同偏振方向高分辨率子图像直接计算得到的真实 S0 图像和 DoLP 图像;图 6(b)为未加噪声的模拟 DoFP 偏振图像解马赛克计算得到的 S0 图像和 DoLP 图像,与真实图像的视觉效果接近;图 6(c)为加噪声后的 S0 图像和 DoLP 图像,其中 DoLP 图像的 PSNR 和 SSIM 分别为 5.9145 dB 和 0.1175,可以看出,DoLP 图像的纹理和细节信息被噪声严重破坏,影响了 DoLP 图像的质量和精度;图 6(d)为用本算法去噪后的结果,可以看出,DoLP 图像的质量有明显提升,DoLP 图像的 PSNR 提高到 25.9634 dB,很好地保持了图像的边缘和细节信息。

从表 1 和图 6 可以看出,解马赛克算法会给 Stokes 矢量图像和 DoLP 图像带来一定的误差,而噪声会严重影响 Stokes 矢量图像(对 S1 图像和 S2 图像的影响更严重),导致 DoLP 图像的质量严重下降,带来了很大的 DoLP 误差;用本算法去噪后,

Stokes 矢量图像和 DoLP 图像的大部分噪声得到了较好的抑制,提高了图像的 PSNR 和 SSIM,基本恢复了图像的纹理和边缘细节信息。

在真实成像条件下,DoFP 偏振图像中的噪声是未知的,需要估计噪声,估计噪声值会存在误差。为了评估噪声误差对去噪效果的影响,在仿真的 DoFP 偏振图像中加入标准差为 10 的噪声,选取不同的 σ ,去噪后 DoFP 偏振图像的 PSNR 和 SSIM 如图 7 所示。可以发现,当 $\sigma < 10$ 时,随着 σ 的增大,去噪后 DoFP 偏振图像的 PSNR 和 SSIM 增长迅速,去噪效果变好;当 $\sigma = 10$ 时,去噪效果最好;当 $\sigma > 10$ 时,随着 σ 的增大,去噪效果逐渐变差,但变化趋势较慢。这表明估计噪声值越准确,本算法对含噪声 DoFP 偏振图像的去噪效果越好;且在估计噪声值在一定的误差范围内,本算法均有较好的去噪效果。由于在实际应用中很难精确估计噪声,为了保证去噪效果,可以适当增大估计噪声值。

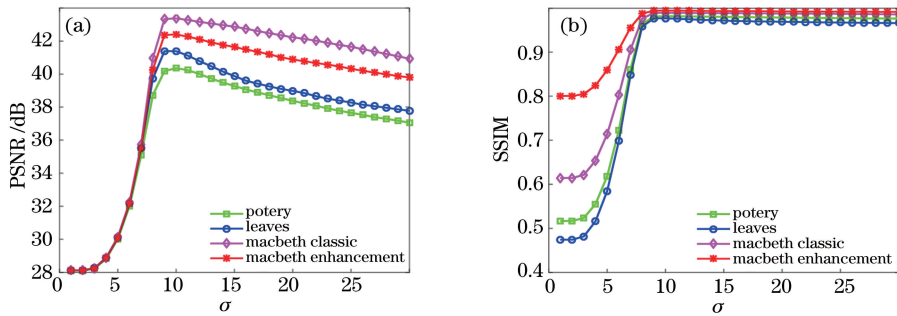


图 7 不同 σ 下的去噪结果。(a) PSNR;(b) SSIM

Fig. 7 Denoising results under different σ . (a) PSNR; (b) SSIM

3.2 不同算法的去噪结果

为了清晰展现出不同算法的复杂度,用分辨率为 128 pixel×128 pixel 的图像统计算法的平均去噪时间,噪声标准差为 10。算法的运行环境:处理器为英特尔 i5-8250U,内存为 8 GB,软件为 Matlab2015b,结果如表 2 所示。其中,BM3D 算法用 mexw64 进行了优化,算法效率最高,本算法的运行效率优于 PCA 和 K-SVD 算法。

在测试图像 fabrics、leaves、macbeth classic、

表 2 不同算法的平均运行时间

Table 2 Average running time of different algorithms

| Algorithm | PCA | K-SVD | BM3D | Ours |
|-----------|--------|---------|--------|--------|
| Time /s | 5.9247 | 34.2411 | 0.3866 | 0.8869 |

macbeth enhancement、painting 和 pottery 模拟的 DoFP 偏振图像中加入标准差为 10 的高斯白噪声,用不同算法对图像进行去噪处理,将未加噪声的模拟图像作为参考,计算去噪后图像的 PSNR 和 SSIM,结果如表 3 所示。

表 3 不同算法的去噪结果

Table 3 Denoising results of different algorithms

| Algorithm | | Fabrics | Leaves | Macbeth classic | Macbeth enhancement | Painting | Potery |
|-------------|----------|---------|---------|-----------------|---------------------|----------|---------|
| Noisy image | PSNR /dB | 28.1379 | 28.1232 | 28.1315 | 28.1443 | 28.1412 | 28.1259 |
| | SSIM | 0.6787 | 0.4759 | 0.6143 | 0.7773 | 0.7606 | 0.5223 |
| PCA | PSNR /dB | 34.5693 | 37.5385 | 38.4190 | 38.1194 | 33.8570 | 37.0131 |
| | SSIM | 0.9095 | 0.9011 | 0.9481 | 0.9734 | 0.9390 | 0.9124 |
| K-SVD | PSNR /dB | 36.1498 | 39.0277 | 37.1737 | 37.7568 | 33.6660 | 38.0791 |
| | SSIM | 0.9403 | 0.9365 | 0.9068 | 0.9608 | 0.9334 | 0.9438 |

| Algorithm | | Fabrics | Leaves | Macbeth classic | Macbeth enhancement | Painting | Potery |
|-----------|----------|---------|---------|-----------------|---------------------|----------|---------|
| BM3D | PSNR /dB | 33.1474 | 37.7663 | 39.3794 | 37.6404 | 32.7475 | 37.3816 |
| | SSIM | 0.8937 | 0.9286 | 0.9611 | 0.9668 | 0.9316 | 0.9456 |
| Ours | PSNR /dB | 36.9616 | 41.5592 | 43.7434 | 42.5957 | 35.2164 | 40.3545 |
| | SSIM | 0.9543 | 0.9778 | 0.9900 | 0.9940 | 0.9626 | 0.9826 |

从表 3 可以看出,PCA、K-SVD、BM3D 和本算法均能抑制图像中的噪声,从而提高图像的 PSNR 和 SSIM,但在不同的测试图像上,PCA、K-SVD、BM3D 算法的去噪效果互有优劣,相互之间没有明显的差别,而本算法去噪后 DoFP 偏振图像的 PSNR 和 SSIM 明显高于 PCA、K-SVD、BM3D

算法。

为了进一步验证不同算法的去噪效果,解算不同算法去噪后的 Stokes 矢量图像和 DoLP 偏振图像,并计算 PSNR 和 SSIM,结果如表 4 所示。图 8 为测试图像 macbeth enhancement 去噪前后的 S0 图像、DoLP 偏振图像及局部放大图。

表 4 不同算法对 macbeth enhancement 图像的去噪结果

Table 4 Denoising results of different algorithms on macbeth enhancement images

| Algorithm | | S0 | S1 | S2 | DoLP |
|-------------|----------|---------|---------|---------|---------|
| Demosaicing | PSNR /dB | 49.4055 | 41.9600 | 43.4291 | 33.9477 |
| | SSIM | 0.9975 | 0.9600 | 0.9816 | 0.8999 |
| Noisy image | PSNR /dB | 35.1736 | 26.2301 | 26.2683 | 11.8090 |
| | SSIM | 0.8235 | 0.2948 | 0.3727 | 0.1553 |
| PCA | PSNR /dB | 41.8979 | 35.6964 | 35.6833 | 18.5476 |
| | SSIM | 0.9723 | 0.8111 | 0.8540 | 0.4134 |
| K-SVD | PSNR /dB | 41.6852 | 34.8183 | 33.6769 | 12.9843 |
| | SSIM | 0.9744 | 0.7815 | 0.8142 | 0.4154 |
| BM3D | PSNR /dB | 40.9549 | 36.5001 | 35.7293 | 20.7019 |
| | SSIM | 0.9689 | 0.8720 | 0.8902 | 0.5247 |
| Ours | PSNR /dB | 43.0844 | 39.9698 | 39.6139 | 27.0429 |
| | SSIM | 0.9847 | 0.9305 | 0.9527 | 0.7623 |

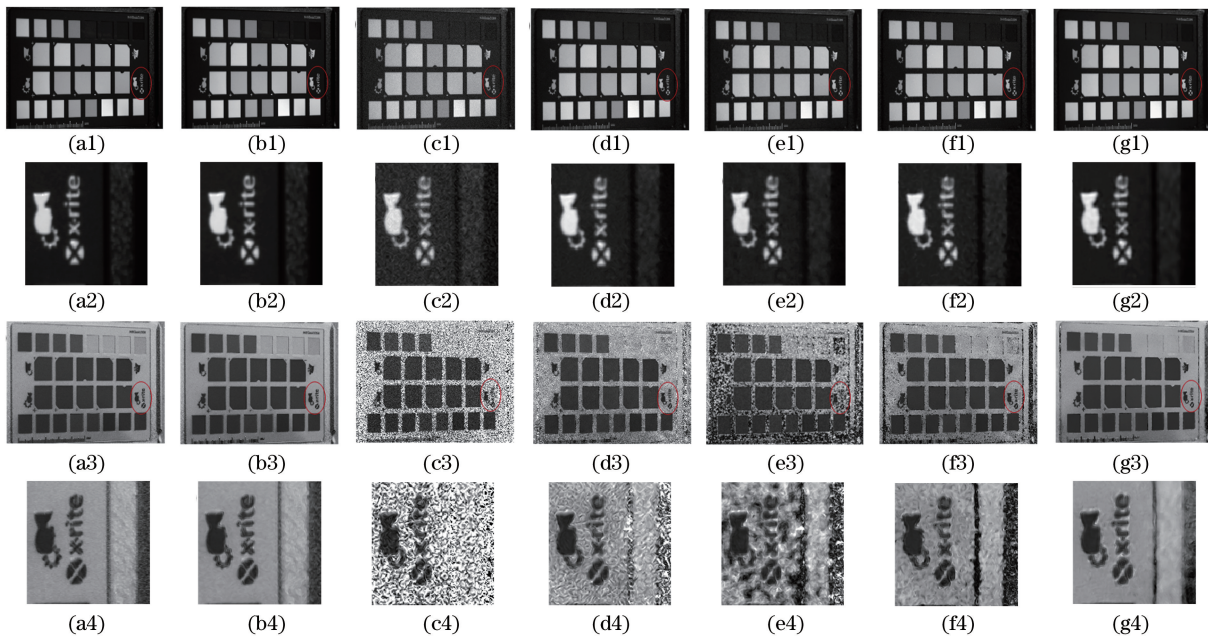


图 8 不同算法的去噪结果。(a)原始图像;(b)解马赛克图像;(c)加噪图像;(d) PCA 算法;(e) K-SVD 算法;(f) BM3D 算法;(g)本算法

Fig. 8 Denoising results of different algorithms. (a) Original image; (b) demosaicing image; (c) noisy image; (d) PCA algorithm; (e) K-SVD algorithm; (f) BM3D algorithm; (g) our algorithm

从表 4、图 8(c3)~图 8(g3)和图 8(d4)~图 8(g4)可以看出,不同算法的去噪效果存在一定的差异。相比含噪声的 DoLP 图像,K-SVD 算法去噪后得到的图像 PSNR 提高了 1.1753 dB,SSIM 提高到 0.4154,没有恢复图像中的纹理和边缘信息;PCA 算法去噪后图像质量得到了提升,恢复了部分图像细节,但破坏了图像边缘,存在较多的噪声残余;BM3D 算法较好地保持了 DoLP 图像的边缘,但有少量残余噪声,去噪效果优于 PCA 和 K-SVD 算法;本算法很好地抑制了图像的噪声,DoLP 图像的 PSNR 和 SSIM 分别为 27.0429 dB 和 0.7623,降低了 DoLP 图像的误差,提高了 DoLP 图像的精度;从视觉效果上来看,很好地保持了图像的纹理和细节信息,优于现有的 DoFP 偏振图像去噪算法。

为了验证不同算法对不同标准差噪声的去噪效果,在模拟 DoFP 偏振图像 macbeth enhancement 中添加不同标准差的高斯白噪声,去噪后 DoFP 偏振图像的 PSNR 和 SSIM 如图 9 所示。可以发现,噪声图像和去噪后图像的 PSNR 和 SSIM 随着噪声的增大而减小,去噪效果会变差;当噪声的标准差小于 5 时,去噪前后图像的 PSNR 和 SSIM 相差不大;当噪声的标准差大于 15 时,本算法去噪后图像的 PSNR 和 SSIM 均明显优于其他算法,且随噪声标准差的增大,PCA、K-SVD 和 BM3D 与本算法的差距更明显,PSNR 和 SSIM 的差值也逐渐增大。本算法去噪后图像的 PSNR 始终保持在 30 dB 以上,SSIM 始终大于 0.9,能很好地保持 DoFP 图像的结构,对大噪声的抑制效果更明显。

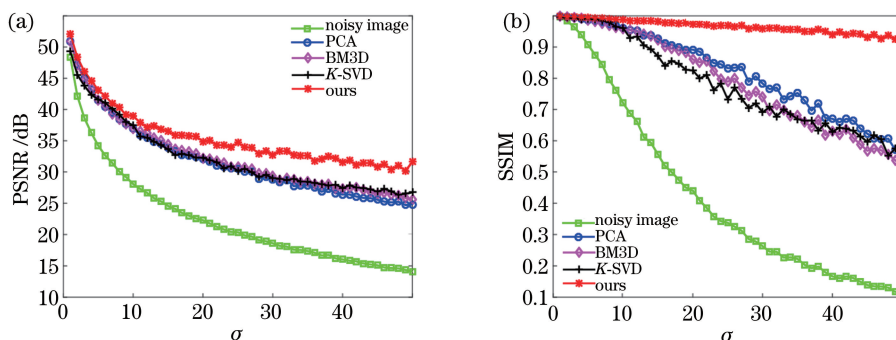


图 9 不同算法对图像 macbeth enhancement 的去噪结果。(a) PSNR;(b) SSIM
Fig. 9 Denoising results of different algorithms for image macbeth enhancement.
(a) PSNR; (b) SSIM

3.3 真实分焦平面图像的去噪结果

对于真实的近红外 DoFP 偏振图像,首先对图像进行非均匀性校正^[16],得到校正后的 DoFP 偏振图像;然后利用噪声估计算法^[17],分别对不同偏振方向的子图像进行噪声估计,得到子图像噪声

的标准差;最后对图像进行去噪和解马赛克处理,得到去噪后的 Stokes 矢量图像及 DoLP 图像。

图 10 为真实 DoFP 偏振图像去噪前后的 S0 图像和 DoLP 图像,其中,原始图像是由原始图像数据解马赛克得到。可以看出,S0 图像中窗户和墙面等

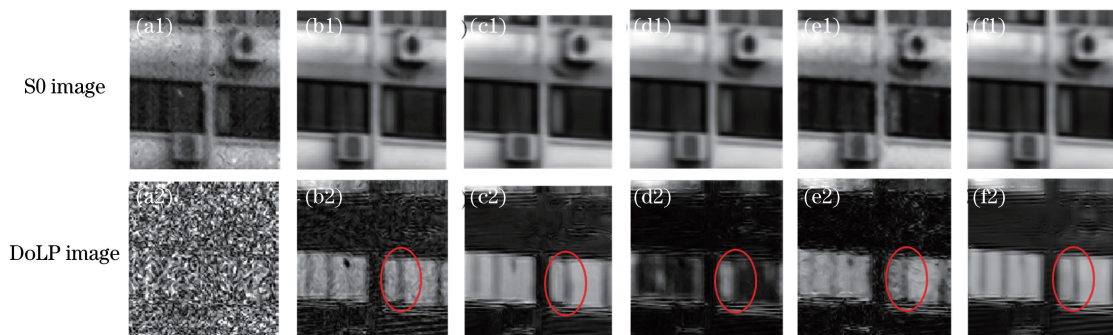


图 10 不同算法对真实图像的去噪结果。(a)原始图像;(b)非均匀性校正后的图像;(c) PCA 算法;
(d) K-SVD 算法;(e) BM3D 算法;(f)本算法

Fig. 10 Denoising result of real images by different algorithms. (a) Original image; (b) non-uniformity corrected image; (c) PCA algorithm; (d) K-SVD algorithm; (e) BM3D algorithm; (f) our algorithm

物体轮廓存在严重的不均匀性,图像质量差,而 DoLP 图像没有显示有效的偏振信息;经过非均匀性校正后的强度图像质量得到了明显提升,DoLP 图像能看出墙面和玻璃窗户等物体的偏振差异,但存在明显的噪声干扰;用 PCA 算法去噪后的 S0 图像没有明显变化,DoLP 图像的质量有明显提升,但标记区域中窗栏粗细不均匀;K-SVD 算法处理后的强度图像没有显著变化,但 DoLP 图像很难看出玻璃窗户和墙面等物体的偏振差异;BM3D 算法处理后的强度图像质量下降,DoLP 图像也没有明显提升;而本算法处理后的强度图像质量提升不明显,但 DoLP 图像的噪声得到了明显抑制,图像质量有了很大提升,且标记区域中窗栏的粗细更均匀,这验证了本算法的有效性。

4 结 论

针对 DoFP 偏振图像中的高斯白噪声,提出了基于 DoFP 偏振图像非局部自相似性的 PCA 去噪算法。根据 DoFP 偏振图像的特点,充分利用不同偏振方向像元值之间的相关性,将图像分割成一系列相同尺寸的图像块并构造相似块矩阵,利用噪声和相似矩阵块特征值的特点在 PCA 域进行降维处理,进而实现图像去噪。利用模拟图像对本算法进行测试,并用 PSNR、SSIM 和主观视觉效果对本算法进行评价。实验结果表明,本算法可以较好地保留图像中的细节和纹理信息,且在高强度噪声下,依然可以有效抑制图像噪声。进一步采用真实的近红外 DoFP 偏振图像对本算法进行测试,结果表明,经本算法处理后的 DoLP 图像质量得到了明显提升。下一步还将研究 DoFP 偏振图像解马赛克对 Stokes 矢量图像及 DoLP 图像的具体影响。

参 考 文 献

- [1] Scott Tyo J, Goldstein D L, Chenault D B, et al. Review of passive imaging polarimetry for remote sensing applications [J]. *Applied Optics*, 2006, 45 (22): 5453-5469.
- [2] Tyo J S, Rowe M P, Pugh E N, et al. Target detection in optically scattering media by polarization-difference imaging [J]. *Applied Optics*, 1996, 35 (11): 1855-1870.
- [3] Fang S, Xia X, Xing H, et al. Image dehazing using polarization effects of objects and airlight [J]. *Optics Express*, 2014, 22(16): 19523-19537.
- [4] Alali S, Vitkin A. Polarized light imaging in biomedicine: emerging Mueller matrix methodologies for bulk tissue assessment [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2015, 20(6): 61104.
- [5] Wang F B, Sun F, Zhu D R, et al. Metal fatigue damage assessment based on polarized thermography [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(14): 1412002. 汪方斌, 孙凡, 朱达荣, 等. 一种基于偏振热像的金属疲劳损伤评估方法 [J]. *光学学报*, 2020, 40(14): 1412002.
- [6] Wang J J, Liang L, Li S, et al. Correction and implementation of polarization-difference imaging model for underwater target [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1111003. 汪杰君, 梁磊, 李树, 等. 水下目标偏振差分成像模型修正与实现 [J]. *光学学报*, 2019, 39 (11): 1111003.
- [7] Liu J, Xia R Q, Jin W Q, et al. Review of imaging polarimetry based on Stokes Vector [J]. *Optical Technique*, 2013, 39(1): 56-62. 刘敬, 夏润秋, 金伟其, 等. 基于斯托克斯矢量的偏振成像仪器及其进展 [J]. *光学技术*, 2013, 39(1): 56-62.
- [8] Gao S K, Gruev V. Bilinear and bicubic interpolation methods for division of focal plane polarimeters [J]. *Optics Express*, 2011, 19(27): 26161-26173.
- [9] Zhang J C, Luo H B, Hui B, et al. Image interpolation for division of focal plane polarimeters with intensity correlation [J]. *Optics Express*, 2016, 24(18): 20799-20807.
- [10] Zhang J C, Luo H B, Liang R G, et al. Sparse representation-based demosaicing method for microgrid polarimeter imagery [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(14): 3265-3268.
- [11] Goudail F, Bènière A. Estimation precision of the degree of linear polarization and of the angle of polarization in the presence of different sources of noise [J]. *Applied Optics*, 2010, 49(4): 683-693.
- [12] Zhang J C, Luo H B, Liang R G, et al. PCA-based denoising method for division of focal plane polarimeters [J]. *Optics Express*, 2017, 25 (3): 2391-2400.
- [13] Ye W B, Li S T, Zhao X J, et al. A K times singular value decomposition based image denoising algorithm for DoFP polarization image sensors with Gaussian noise [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18 (15): 6138-6144.
- [14] Abubakar A, Zhao X J, Li S T, et al. A block-matching and 3-D filtering algorithm for Gaussian noise in DoFP polarization images [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(18): 7429-7435.

- [15] Lapray P J, Gendre L, Foulonneau A, et al. Database of polarimetric and multispectral images in the visible and NIR regions[J]. Proceedings of SPIE, 2018, 1067: 1067738.
- [16] Yin J Q, Wang S Y, Zhang R, et al. Calibration and non-uniformity correction of near-infrared polarization detector [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2020, 39(2): 235-241.
- 尹佳琪, 王世勇, 张瑞, 等. 近红外偏振探测器的定标及非均匀性校正 [J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(2): 235-241.
- [17] Immerkær J. Fast noise variance estimation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 64(2): 300-302.