

时空自适应的分焦平面偏振视频 PCA 去噪

李 宁^{1,2}, 赵永强^{1,2}, 潘 泉^{1,2}

(1. 西北工业大学 深圳研究院, 广东 深圳 518057; 2. 西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 分焦平面式(DoFP)偏振成像探测器通过集成式微偏振阵列实现偏振信息的实时获取。然而由于成像过程中存在噪声,对后续的偏振图像去马赛克超分辨、场景偏振信息解算产生了严重影响。基于主成分分析(PCA)提出一种时空自适应 DoFP 视频数据去噪算法,对于每个待去噪的 DoFP 图像块,在其局部时空邻域内选取相似的图像块,然后利用主成分分析对其去噪。该算法充分利用 DoFP 视频数据的时空信息构建训练样本,且块匹配过程无需采用运动估计,可直接用于 DoFP 视频数据去噪。进一步提出基于双边滤波的残余噪声去除算法,从而得到更好的去噪效果。通过模拟与真实数据对所提算法进行实验验证,结果证明:所提算法可有效抑制噪声,在相同测试条件下,所提算法优于现有算法。

关键词: 分焦平面偏振成像; 视频去噪; 主成分分析; 图像处理

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.1026001

PCA-based spatial-temporal adaptive denoising of DoFP video for microgrid polarimeters

Li Ning^{1,2}, Zhao Yongqiang^{1,2}, Pan Quan^{1,2}

(1. Research & Development Institute of Northwestern Polytechnical University, Shenzhen 518057, China;
2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Division of focal plane (DoFP) polarization imaging detector are composed of integrated micro-polarizer array on a focal plane array sensor, which make the DoFP polarimeters capture the polarization information real-time. However, it is difficult to perform the DoFP demosaicking and reconstruct the polarization information due to noise. A PCA-based spatial-temporal adaptive denoising method was presented to work directly on the DoFP videos. For each DoFP patch to be denoised, similar patches were selected within a local spatial-temporal neighborhood. The principal component analysis was performed on the selected patch to remove the noise. The spatial-temporal information of DoFP video was used to construct the sample patches. The proposed method worked directly on the DoFP video without explicit motion estimation. And then a fast bilateral filtering algorithm was used to remove the residual noise in different polarization channels of DoFP images. The experimental results on simulated and real noisy DoFP sequences demonstrate that the proposed denoising method can significantly reduce the noise-caused polarization artifacts and outperform other denoising methods.

Key words: division of focal plane polarization imaging; video denoising; principal component analysis; image processing

收稿日期:2019-06-12; 修订日期:2019-07-20

基金项目:国家自然科学基金(61771391);深圳市科技创新委员会基础研究(学科布局)项目(JCYJ20170815162956949)

作者简介:李宁(1993-),男,博士生,主要从事偏振成像、偏振视觉等方面的研究。Email:ln_neo@mail.nwpu.edu.cn

导师简介:赵永强(1976-),男,教授,主要从事图像处理、偏振视觉、高光谱遥感、光电探测等方面的研究。Email:zhaoyq@nwpu.edu.cn

0 引言

偏振是光的强度特性、波段特性之外的第三维基本特性。偏振信息可以表征目标表面的理化特性,如表面光滑度、表面三维法线及材料组成等^[1-3],偏振成像在抗干扰目标检测^[4]、三维重建^[5]、图像去雾^[6]、视觉导航^[7]、医学成像^[8]等方面得到广泛应用。目前偏振成像方式主要包括分时、分振幅及分孔径偏振成像^[9]。随着微纳加工工艺的成熟与发展,出现了分焦平面(Division of Focal Plane, DoFP)偏振成像技术^[10]。该偏振成像技术采用传感器集成微纳光栅偏振阵列实现场景偏振信息的实时获取。每个像素位置只记录了一个偏振方向的偏振信息,缺失的其他方向偏振信息需通过插值的方式补齐^[11],也即 DoFP 去马赛克。然而绝大部分 DoFP 去马赛克算法都忽略了噪声的存在,根据 Tibbs A 等的研究^[12],噪声会产生伪偏振信息,对于低照度暗目标尤为严重,这也是为什么部分研究认为黑色目标(或低照度目标)通常具有强偏振特性。针对这个问题,Tibbs A 等进一步提出一种基于三维块匹配(Block-Matching 3D, BM3D)的偏振 BM3D(PBM3D)图像去噪算法^[13],该算法将彩色 BM3D 算法中的颜色空间转换替换到偏振空间转换实现去噪,但是该算法不能直接应用于 DoFP 视频数据,必须在 DoFP 去马赛克完成后进行偏振空间转换再进行去噪。Zhang 等^[14]在彩色滤波阵列 PCA 去噪算法^[15]的基础上提出可直接应用于 DoFP 图像的 PCA 去噪算法,并通过对斯托克斯参量进一步去噪提高效果,但是该算法在噪声严重情况下去噪能力有限。

Zhang L 等^[16]提出一种可直接应用于彩色马赛克图像序列的 PCA 去噪算法,但由于分焦平面成像与彩色滤波阵列成像存在本质差别,该算法无法直接应用于 DoFP 视频数据。文中在此基础上进一步拓展,利用 DoFP 视频数据的时空多维信息得到多噪声强度自适应 PCA 去噪算法。DoFP 视频帧数据是 0°、45°、90°和 135°四通道偏振数据交错组成的马赛克图像序列。以当前包含所有四通道偏振数据的图像块为待去噪基本单元,在当前帧与相邻多帧图像中通过块匹配算法寻找相似图像块。以该图像块内像素为变量,以匹配到的图像块内像素为样本,便

可通过 PCA 变换在 PCA 域内实现图像去噪。进一步,针对现有算法难以有效抑制残余噪声,文中提出在视频 PCA 去噪后的 DoFP 数据各偏振通道采用快速双边滤波算法对残余噪声进行去除,得到更好的去噪效果。

1 基于 PCA 的时空自适应 DoFP 视频去噪

1.1 DoFP 视频噪声

DoFP 视频序列可以看做一个三维数据立方体。第 k 帧图像空间位置 (i, j) 处像素可表示为 $P^\theta(i, j, k)$, 上标 $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ 表示不同偏振通道,当前像素所属偏振方向与其具体空间有关,文中所用阵列排布为广泛采用的 2×2 超像素模式。在成像过程中难免引入噪声,导致成像质量下降,文中采用一种广泛采用的噪声模型,假设在各个偏振通道存在相互独立的加性高斯白噪声,表示为:

$$P_n^\theta(i, j, k) = P^\theta(i, j, k) + n_\theta(i, j, k) \quad (1)$$

$$\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$$

式中: n_θ 表示不同偏振通道的噪声信号,假设 n_θ 是时空互不相关的零均值高斯白噪声,其标准差为 σ_θ 。

1.2 去噪模型

如图 1 所示,对于待去噪的当前帧,将其分为若干大小为 4×4 或 6×6 的图像块,保证每个图像块内包含所有偏振通道。假设待去噪图像块为 W ,其大小为 $w \times w$,将其中每个像素作为一个变量,拉直为一个变量向量 $\vec{x} = [x_1^\theta, x_2^\theta, \dots, x_m^\theta]^\top$, $m = w \times w$,根据公式(1)可得:

$$\vec{x}_n = [x_{1,n}^\theta, x_{2,n}^\theta, \dots, x_{m,n}^\theta]^\top = \vec{x} + \vec{n} \quad (2)$$

式中: $x_{i,n}^\theta = x_i^\theta + n_i^\theta$ 为含噪变量; $\vec{n} = [n_1^\theta, n_2^\theta, \dots, n_m^\theta]^\top$ 为噪声向量。假设图像块 W 的含噪形式为 W_n ; N 为噪声图像块,则有 $W_n = W + N$,那么接下来需要从 \vec{x}_n 中移除噪声 \vec{n} ,从而得到真实信号 \vec{x} 的准确估计 $\hat{\vec{x}}$ 。

在进行 PCA 去噪前,需要构建一个样本数据集才能估计变量向量 \vec{x} (或 \vec{x}_n) 的协方差矩阵。利用 DoFP 视频数据的时空多维信息,可以从给定图像块 W_n 的时空邻域中搜索相似的图像块构建样本数据集。假设找到了 l 个图像块,且 $l \times m$,则可以利用 PCA 去噪算法将噪声从含噪 DoFP 数据中有效去除。

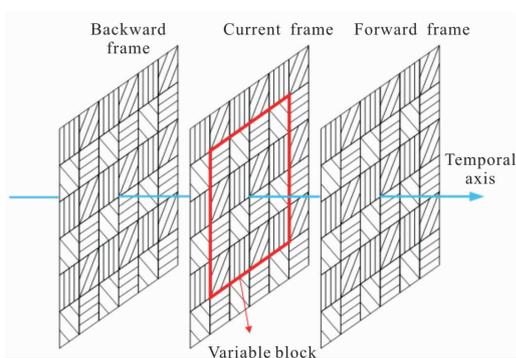


图 1 DoFP 视频帧中带去噪的图像块
Fig.1 DoFP block to be denoised in a frame

1.3 时空样本数据集的构建

文中采用简单快速的块匹配算法 (Block Matching, BM) 搜索 W_n 的相似图像块。虽然 BM 算法受限于运动估计的精度, 但已足以完成文中相似图像块搜索工作。另外, 因为基于 PCA 的去噪算法计算所匹配样本的统计特性, 少量的 BM 误差不会影响去噪效果。为了利用 DoFP 视频数据的时空冗余信息, 文中在当前帧与相邻帧中搜索 W_n 的相似图像块。设某个匹配到的图像块为 $W_{n,(\Delta i, \Delta j)}^{BM}$, 二者的空间位差为 $(\Delta i, \Delta j)$, 则可通过计算其 L_2 距离来表征二者的相似性:

$$d_{(\Delta i, \Delta j)} = \|W_n - W_{n,(\Delta i, \Delta j)}^{BM}\| = \frac{1}{W^2} \sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w (W_n(u, v) - W_{n,(\Delta i, \Delta j)}^{BM}(u, v))^2 \quad (3)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示计算 L_2 范数。根据偏振阵列模式, $(\Delta i, \Delta j)$ 应满足 $(\Delta i, \Delta j) = (2z_i, 2z_j)$, z_i 和 z_j 为整数, 实际中, $(\Delta i, \Delta j)$ 应在一个合适的搜索范围之内。为了构建更加鲁棒性的样本数据集, 文中选取了前 l 个最相似的图像块, 即对应 $d_{(\Delta i, \Delta j)}$ 最小的前 l 个图像块。后面将利用得到的这些样本块计算变量向量的协方差矩阵。

1.4 PCA 去噪

上一节得到了变量向量 \hat{x}_n 的 l 个样本图像块, 即对于变量向量 \hat{x}_n 中的每个元素都有 l 个样本与之对应。将这些数据组成一个 $m \times l$ 的矩阵:

$$X_n = \begin{bmatrix} X_{1,1}^{\theta,n} & X_{1,2}^{\theta,n} & \cdots & X_{1,n}^{\theta,n} \\ X_{2,1}^{\theta,n} & X_{2,2}^{\theta,n} & \cdots & X_{2,n}^{\theta,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m,1}^{\theta,n} & X_{m,2}^{\theta,n} & \cdots & X_{m,n}^{\theta,n} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: 每一列为样本图像块拉直的列向量。令第一列为待去噪图像块拉直后的列向量, 接着就可以在 PCA 域实现去噪, 具体 PCA 去噪细节参见参考文献 [15]。假设 \hat{X} 为去噪后数据, 则可以提取其第一列向量得到去噪后的 DoFP 图像块。

1.5 基于快速双边滤波的残余噪声去除

经过以上去噪过程, DoFP 视频数据的大部分噪声已被去除, 但仍有部分噪声残留。由于偏振度及偏振角的计算涉及到除法运算, 这些噪声在后续的偏振参数计算过程中会被进一步放大, 影响成像质量。为了去除残余噪声, 参考文献 [14] 提出对斯托克斯分量 S_0, S_1, S_2 进一步采用 PCA 去噪, 这种方法可以得到较好的去噪效果, 但同时也会导致边缘模糊。为了在去除残余噪声的同时保留图像的边缘信息, 文中提出采用快速双边滤波的算法在视频 PCA 去噪后的 DoFP 数据各偏振通道进一步去噪, 在保留边缘信息的同时更好地去除噪声。

双边滤波是一种非线性滤波器, 和其他滤波原理一样, 双边滤波也是采用加权平均的方法, 双边滤波的权重不仅考虑了像素的欧氏距离, 还考虑了像素范围域中的辐射差异, 所以可以实现在降噪的同时保持边缘。Chaudhury K N 等 [17] 提出一种快速精确双边滤波算法, 采用高斯多项式近似实现快速与准确双边滤波计算。将快速双边滤波应用于各偏振通道, 有:

$$f_{GPA}(i) = \frac{\sum_{j \in \Omega} \omega(j) \phi_{N, \theta}(f_{\theta}(i-j) - f_{\theta}(i)) f_{\theta}(i-j)}{\sum_{j \in \Omega} \omega(j) \phi_{N, \theta}(f_{\theta}(i-j) - f_{\theta}(i))} \quad (5)$$

式中: $\omega(j)$ 与 $\phi_{N, \theta}$ 分别为近似的双边滤波空间域和像素范围域权重; θ 表示不同的偏振通道, 由此实现残余噪声的去除。

2 实验与结果

2.1 实验设置

为了验证文中算法的性能, 设置定性与定量对比分析, 并分别利用模拟数据和真实数据进行测试。由于国际上尚无权威标准的偏振数据库, 文中采用实验室采集的数据进行测试。实验中选取单帧 PCA 去噪算法 [14]、单帧 PCA 残余噪声去除算法 (PCA-rn) [14]、PBM3D 去噪算法 [13] 进行对比, 文中提出视频 PCA 去噪算法与残余噪声去除算法分别记为 VPCA 和 VPCA-rn。定量分析采用峰值信噪比 (Peak Signal-to-

Noise Ratio, PSNR) 与结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM) 作为评价指标, 定性分析通过偏振度图与 S_0 分量图的视觉质量进行对比, DoFP 去马赛克算法采用参考文献[11]中提出的基于牛顿多项式的插值方法。对于 PBM3D 去噪算法, 其无法直接应用于 DoFP 数据, 且 PBM3D 去噪算法只能同时对 3 个角度偏振图像进行去噪, 故文中先进行 DoFP 去马赛克, 然后对所得前 3 个角度偏振数据进行 PBM3D 去噪。

2.2 模拟数据

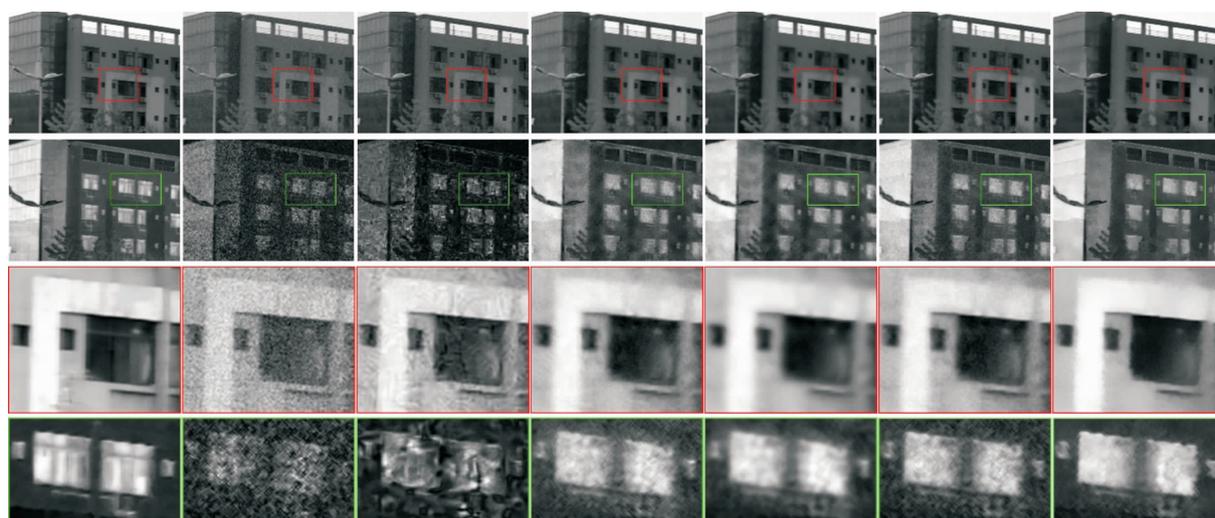
偏振数据通过在尼康相机 D90 前加装外置线偏振片进行采集, 每个场景采集 0° 、 45° 、 90° 和 135° 共 4 个方向偏振数据, 使用原始数据减少数据压缩产生的噪声, 同时高性能单反相机信噪比较高, 设置合适的曝光时间, 在手动模式下可得到相对噪声含量很低的无噪偏振图像。然后采用配准算法^[18]对 4 幅图像进行亚像素配准。对以上 4 个方向偏振图像分别加入 $\sigma_0=\sigma_{90}=9$, $\sigma_{45}=\sigma_{135}=12$ 的高斯白噪声。按照上文偏振阵列排布模式将以上得到的 4 幅含噪图像构成 DoFP 数据。对于视频数据的模拟, 通过以上方式分别得到另外 4 幅同场景含同等量级噪声的 DoFP 图像, 设置运动变量分别为 $(0, 2)$ 、 $(2, 0)$ 、 $(2, 2)$ 、 $(-2, -2)$, 则可以得到其他相邻 4 幅模拟含噪 DoFP 视频帧数

据。基于 PCA 的去噪算法与文中算法均采用 6×6 图像块尺寸, 对于 PBM3D 算法, 其等效噪声标准差为

$$\sigma = \frac{1}{2} \sqrt{\sigma_0^2 + \sigma_{45}^2 + \sigma_{90}^2 + \sigma_{135}^2}。$$

两个所选场景分别为建筑物与车辆, 对于这两个场景的模拟数据, 各去噪算法的结果分别如图 2 和图 3 所示。第一行为 S_0 图像, 第二行为偏振度图像, 第三行为 S_0 图像红色矩形框区域局部放大, 第四行为偏振度图像绿色矩形框区域局部放大。实验结果表明: PBM3D 由于先进行去马赛克后去噪, 噪声在去马赛克和偏振参量计算过程中被放大, 所以是所有对比去噪算法中效果最差的; 单帧 PCA 去噪算法仍有噪声残余; 视频 PCA 算法(VPCA)由于使用多帧数据选取样本, 去噪结果相比单帧 PCA 算法效果更好, 但是仍有少量残余噪声; 单帧 PCA 残余噪声去处算法(PCA-rn)通过噪声传递模型对斯托克斯参量进一步采用 PCA 去噪, 虽然可以减少残余噪声, 但同时也会导致边缘模糊; 文中提出的基于快速双边滤波的残余噪声去除算法, 直接对 DoFP 数据处理, 在噪声源头进行去噪, 同时可以有效保留图像边缘信息, 实验结果验证了算法的有效性。

为了定量分析文中去噪算法性能, 采用 PSNR 和 SSIM 作为评价指标, 对以上两种场景进行测试,



(a) 真值图像 (b) 含噪图像 (c) PBM3D 算法 (d) PCA 算法 (e) PCA-rn 算法 (f) 文中 VPCA 算法 (g) 文中 VPCA-rn 算法
 (a) Ground-truth image (b) Noisy images (c) PBM3D (d) PCA (e) PCA-rn (f) Proposed VPCA (g) Proposed VPCA-rn

图 2 对于建筑物场景模拟数据各算法去噪结果对比

Fig.2 Comparison of different denoising methods in simulated data of building scene



(a) 真值图像 (b) 含噪图像 (c) PBM3D 算法 (d) PCA 算法 (e) PCA-rm (f) 文中 VPCA (g) 文中 VPCA-rm
 (a) Ground-truth image (b) Noisy images (c) PBM3D (d) PCA (e) PCA-rm (f) Proposed VPCA (g) Proposed VPCA-rm

图 3 车辆场景模拟数据去噪结果对比

Fig.3 Comparison of different denoising methods in simulated data of car scene

结果分别如表 1 和表 2 所示,最优结果加粗显示,得到了与视觉对比一致的结果,文中提出的算法在两种评价指标下的表现均优于现有其他算法。

表 1 两种模拟数据 PSNR 结果

Tab.1 PSNR results on two synthetic data

		PBM3D	PCA	PCA-rm	VPCA	VPCA-rm
Building	S_0	33.037 9	39.535 8	38.574 3	39.802 7	38.429 2
	DoLP	24.256 9	30.928 7	31.625 5	31.862 9	33.272 0
Car	S_0	37.830 8	39.734 2	39.949 4	40.333 8	41.209 5
	DoLP	31.576 2	36.258 4	36.330 8	37.896 5	38.459 0

表 2 两种模拟数据 SSIM 结果

Tab.2 SSIM results on two synthetic data

		PBM3D	PCA	PCA-rm	VPCA	VPCA-rm
Building	S_0	0.880 4	0.901 5	0.895 7	0.901 2	0.911 5
	DoLP	0.403 0	0.945 7	0.965 9	0.945 4	0.967 4
Car	S_0	0.889 8	0.935 3	0.950 8	0.938 0	0.964 6
	DoLP	0.745 9	0.920 0	0.941 6	0.939 0	0.966 9

对于去噪算法的运行时间,文中视频 PCA 去噪算法的主要计算消耗为 PCA 变换,假设图像像素数为 T ,那么算法的时间复杂度则为 $O([m^l+m^6]T)$,单帧 PCA 算法具有同样的算法复杂度,但是文中视频 PCA 去噪算法使用多帧数据计算训练集,训练数据量更大,所以相对消耗更多的时间。在残余噪声去除阶段,文中算法采用快速双边滤波算法,时间复杂度为线性 $O(T)$,而单帧 PCA 残余噪声去除算法继续采用

PCA 算法,会消耗大量的时间。另一方面,PBM3D 去噪算法是基于彩色图像 BM3D 去噪算法改进的,时间复杂度也为 $O(T)$,所以计算效率较高。选取分辨率为 640×480 的模拟数据对去噪算法时间消耗进行对比,运行环境为 Intel (R) Xeon (R) CPU E3-1225 v6 @ 3.30 GHz,64 GB 内存,各算法运行时间如表 3 所示。

表 3 算法运行时间对比

Tab.3 Running time comparison

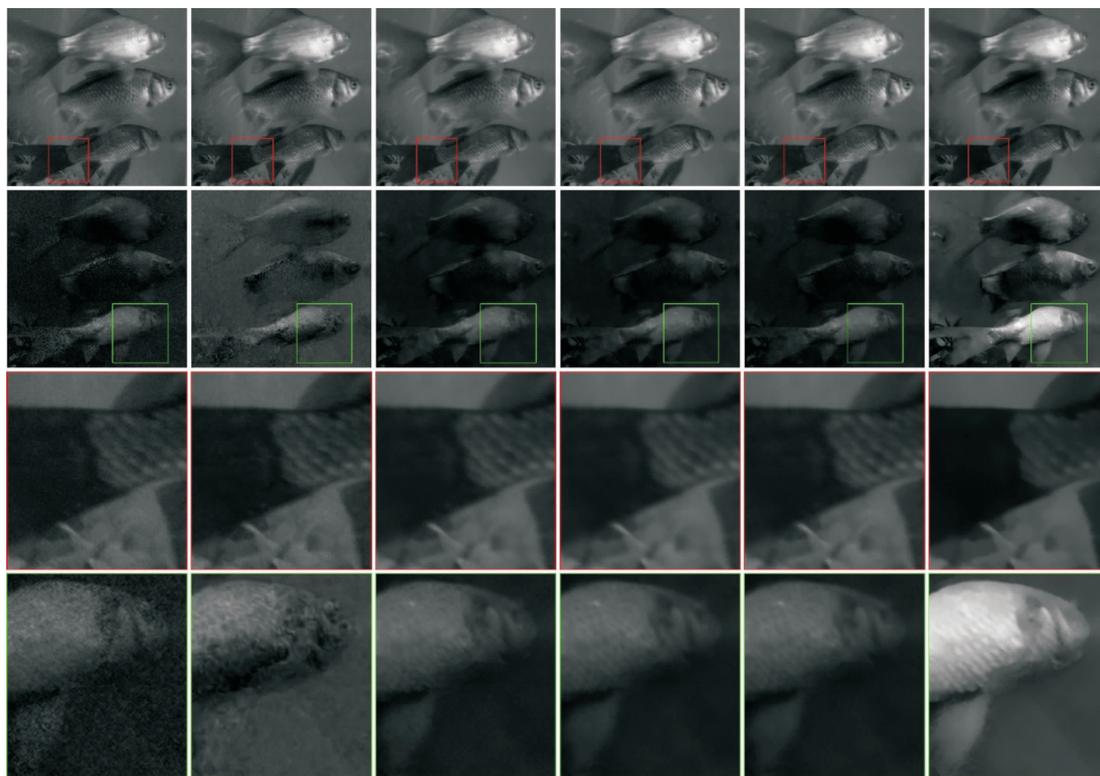
	PBM3D	PCA	PCA-rm	VPCA	VPCA-rm
Time/s	0.8	37.7	139.4	96.5	99.2

2.3 真实数据

此节对提出的去噪算法在真实 DoLP 视频数据上进行测试。在可见光波段,采集设备为索尼生产的 IMX250-MZR 偏振相机,分辨率 2448×2048 ,帧频为 35 帧/s。对于各偏振通道噪声水平估计,首先对各偏振通道低分辨子图进行一步正交小波变换,然后可通过下式进行计算:

$$\sigma = 4 \sqrt{(1/MN) \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w^2(i,j)} \quad (6)$$

式中: w 表示一步小波变换所得对角分量。实验结果如图 4 所示,可以发现:文中算法去噪效果优于其他几种算法。长波红外波段真实数据利用课题组自主研发的分焦平面红外偏振成像样机进行采集,相机帧频为 50 帧/s,分辨率为 512×640 ,响应波段为 $8 \sim 14 \mu\text{m}$,去噪结果如图 5 所示,文中算法同样可以得到最好的去噪结果。



(a) 原始噪声图像 (b) PBM3D 算法 (c) PCA 算法 (d) PCA-rn 算法 (e) 文中 VPCA 算法 (f) 文中 VPCA-rn 算法
 (a) Original noisy images (b) PBM3D (c) PCA (d) PCA-rn (e) Proposed VPCA (f) Proposed VPCA-rn

图 4 游鱼场景可见光波段真实分焦平面偏振图像去噪结果对比

Fig.4 Comparison of different denoising methods in real DoFP image of fish scene in visible waveband



(a) 原始噪声图像 (b) PBM3D 算法 (c) PCA 算法 (d) PCA-rn 算法 (e) 文中 VPCA 算法 (f) 文中 VPCA-rn 算法
 (a) Original noisy images (b) PBM3D (c) PCA (d) PCA-rn (e) Proposed VPCA (f) Proposed VPCA-rn

图 5 行车场景长波红外波段真实分焦平面偏振图像去噪结果对比

Fig.5 Comparison of different denoising methods in real DoFP image of moving cars scene in long wave infrared waveband

进一步采用公式(6)计算去噪后 DoFP 偏振数据各通道的噪声水平,结果如表 4 所示。由于单帧 PCA 残余噪声去除算法 (PCA-rn) 是对斯托克斯参量去

噪,所以这里只列出了其他去噪算法处理后的 DoFP 图像噪声水平,可以发现,文中去噪算法可显著降低原始 DoFP 视频图像数据噪声水平。

表 4 两种真实视频数据去噪后的噪声水平

Tab.4 Noise level of two real video data after denoising

		Noisy	PBM3D	PCA	VPCA	VPCA-rn
Fish	I_0	3.529 1	1.101 9	1.1865	1.145 63	0.664 9
	I_{45}	3.583 2	1.228 0	1.199 2	1.166 7	0.667 9
	I_{90}	3.598 5	1.165 0	1.195 0	1.168 0	0.661 8
	I_{135}	3.627 8	-	1.218 2	1.181 3	0.693 1
Car	I_0	1.249 7	0.650 6	0.675 8	0.681 3	0.483 1
	I_{45}	1.230 8	0.582 5	0.610 1	0.614 1	0.386 0
	I_{90}	1.193 0	0.543 5	0.559 9	0.564 6	0.303 2
	I_{135}	1.186 5	-	0.557 0	0.562 7	0.303 8

3 结 论

文中提出一种可直接用于 DoFP 视频数据的基于 PCA 的去噪算法, 利用 DoFP 视频数据的时空冗余信息, 在时空邻域自适应 BM 匹配搜索相似图像块构建样本数据集, 具有很好的鲁棒性, 然后在 PCA 域对视频图像实现噪声去除。为了解决残余噪声难以去除的问题, 文中提出采用快速双边滤波进一步在视频 PCA 去噪后的 DoFP 数据各偏振通道对残余噪声进行去除。在模拟数据利用 PSNR 与 SSIM 对提出算法进行测试, 并与现有其他算法进行对比, 实验结果表明: 所提算法具有更佳的去噪效果。进一步采用可见光波段与长波红外波段的真实数据对文中算法进行测试, 经所提算法降噪处理后, 数据噪声水平显著降低, 性能优于其他对比算法。另外, 在高噪声强度下, 文中算法依旧可以有效抑制图像噪声。

参考文献:

[1] Terrier P, Devlaminck V, Charbois J M. Segmentation of rough surfaces using a polarization imaging system [J]. *JOSA A*, 2008, 25(2): 423-30.

[2] Miyazaki D, Shigetomi T, Baba M, et al. Surface normal estimation of black specular objects from multiview polarization images [J]. *Optical Engineering*, 2016, 56(4): 041303.

[3] Hyde M W, Cain S C, Schmidt J D, et al. Material classification of an unknown object using turbulence - degraded polarimetric imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(1): 264-276.

[4] Li N, Zhao Y, Pan Q, et al. Removal of reflections in LWIR image with polarization characteristics [J]. *Optics*

Express, 2018, 26(13): 16488-16504.

[5] Chen Z, Wang X, Liang R. Snapshot phase shift fringe projection 3D surface measurement [J]. *Optics Express*, 2015, 23(2): 667-673.

[6] Shen L, Zhao Y, Peng Q, et al. An iterative image dehazing method with polarization [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 21(5): 99.

[7] Reda M, Zhao Y, Chan J C W. Polarization guided autoregressive model for depth recovery [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(3): 1-16.

[8] Garcia M, Edmiston C, York T, et al. Bio-inspired imager improves sensitivity in near-infrared fluorescence image-guided surgery [J]. *Optica*, 2018, 5(4): 413-422.

[9] Zhao Yongqiang, Li Ning, Zhang Peng, et al. Infrared polarization perception and intelligent processing [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(11): 1102001. (in Chinese)

[10] Zhou Xuchang, Li Dongsheng, Mu Yingchun, et al. Study on 640×512 polarimetric LWIR QWIP FPA [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(1): 0104004. (in Chinese)

[11] Li N, Zhao Y, Pan Q, et al. Demosaicking DoFP images using Newton's polynomial interpolation and polarization difference model [J]. *Optics Express*, 2019, 27(2): 1376-1391.

[12] Tibbs A B, Daly I M, Bull D R, et al. Noise creates polarization artefacts [J]. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2017, 13(1): 015005.

[13] Tibbs A B, Daly I M, Roberts N W, et al. Denoising imaging polarimetry by adapted BM3D method [J]. *JOSA A*, 2018, 35(4): 690-701.

[14] Zhang J, Luo H, Liang R, et al. PCA-based denoising method for division of focal plane polarimeters [J]. *Optics Express*, 2017, 25(3): 2391-2400.

[15] Zhang L, Lukac R, Wu X, et al. PCA-based spatially adaptive denoising of CFA images for single-sensor digital cameras [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(4): 797-812.

[16] Zhang L, Dong W, Wu X, et al. Spatial-temporal color video reconstruction from noisy CFA sequence [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2010, 20(6): 838-847.

[17] Chaudhury K N, Dabhade S D. Fast and provably accurate bilateral filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(6): 2519-2528.

[18] Guizar-Sicairos M, Thurman S T, Fienup J R. Efficient subpixel image registration algorithms [J]. *Optics Letters*, 2008, 33(2): 156-158.