

引用格式:岳有军,云赛,王红君,等.基于暗通道与低秩先验的运动模糊图像盲复原[J].电光与控制,2019,26(11):95-98,110. YUE Y J, YUN S, WANG H J, et al. Blind restoration of motion-blurred image based on dark channel and low-rank prior[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11): 95-98, 110.

基于暗通道与低秩先验的运动模糊图像盲复原

岳有军¹, 云赛¹, 王红君¹, 赵辉^{1,2}

(1. 天津理工大学电气电子工程学院,天津 300384; 2. 天津农学院,天津 300384)

摘要:为了将运动模糊图像恢复成清晰图像,提出了一种基于暗通道与低秩先验的图像盲去模糊方法。首先,利用图像暗通道的稀疏性进行中间复原图像估计,同时引入带权值的低秩先验约束抑制中间复原图像中的噪声,提高模糊核估计的准确性;然后,通过交替迭代的优化策略得到准确的模糊核;最后,用Hyper-Laplacian先验方法得到清晰图像。实验结果表明,提出的方法能有效抑制噪声和振铃效应,保留图像细节,对运动模糊图像有较好的复原效果。

关键词:图像盲去模糊;暗通道;低秩先验;模糊核估计;振铃效应

中图分类号: TP391 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.020

Blind Restoration of Motion-Blurred Image Based on Dark Channel and Low-Rank Prior

YUE You-jun¹, YUN Sai¹, WANG Hong-jun¹, ZHAO Hui^{1,2}

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;
2. Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

Abstract: In order to restore a motion blurred image to a clear image, a blind image deblurring method based on dark channel and low-rank priors was proposed. Firstly, the sparsity of dark channel was used to estimate the intermediate restored image, and weighted low-rank prior constraint was introduced to suppress the noise in the intermediate restored image, so as to improve the accuracy of the fuzzy kernel estimation. Then, the accurate blurred kernel was obtained by the optimization strategy of alternating iterations. Finally, the Hyper-Laplacian prior method was used to get the clear image. The experimental result shows that the proposed method can effectively suppress noise and ringing effect, retain image details, and has a good restoration effect for a motion blurred image.

Key words: blind image deblurring; dark channel; low rank prior; blurred kernel estimation; ringing effect

0 引言

在图像采集过程中,相机与被拍摄物体之间发生相对运动会使图像产生运动模糊。交通监控、现代化农业生产、工业产品检测及电力设备巡检等图像应用领域,都对图像的清晰度有很高的要求。而图像的二次获取往往难以实现,这就需要对图像进行处理来消除模糊。

通常情况下,除了采集到的模糊图像,没有其他任

收稿日期:2018-11-16 修回日期:2018-12-26
基金项目:天津市科技计划项目(17ZXYENC00080,17YFCZZC00330);天津市科技支撑计划重点项目(18YFZCNC01120)
作者简介:岳有军(1970—),男,天津人,博士,教授,研究方向为复杂系统建模。

何信息可以用于图像复原。需要仅根据模糊图像估计出模糊核,再利用模糊核复原清晰图像,这一图像复原过程称为图像盲去模糊或图像盲复原。这是一个具有病态性质的反问题,一张模糊图像能反演出多组模糊核和对应的复原图像,微小的误差就会导致图像复原的结果不理想。解决这类问题通常需要将图像的先验知识作为约束建立模型求解。文献[1]提出一种有效的图像边缘自适应选取算法用于模糊核估计,并采用TV- L_1 模型来抑制噪声,通过迭代支持检测方法进一步提高核估计的准确性;文献[2]通过引入图像块先验提出了一种新的基于边缘的图像盲去模糊模型; L_1 范数^[3]、 L_p/L_2 范数^[4]、 L_0 范数^[5-6]等作为图像梯度稀疏约束被广泛应用于图像盲去模糊模型,取得了很好的效果;文献[7]指出,大部分图像盲去模糊算法对于

一些特定类型的图像复原结果并不理想,并提出了一种利用图像暗通道先验去模糊的方法,不仅适用于自然图像,对于人像、文本等特定图像以及非均匀模糊图像去模糊也都有较好的效果。

在图像去模糊过程中,图像中的噪声会混淆图像的高频分量即图像的细节部分,影响模糊核估计的精度,并加剧振铃效应^[8]。图像的暗通道先验不能有效抑制噪声,甚至在一些暗元素较少的区域,噪声还会被放大^[9]。本文针对运动模糊图像复原问题提出一种基于图像暗通道与低秩先验的图像盲去模糊方法。通过引入低秩先验约束来抑制迭代过程中估计出的中间复原图像的噪声,使得估计模糊核的结果更准确,从而获得更好的图像复原效果。

1 基于暗通道和低秩先验的图像盲去模糊模型

1.1 基于暗通道先验的图像盲去模糊模型

对于一幅图像 \mathbf{I} ,其暗通道有如下定义

$$\mathbf{I}_d(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} \mathbf{I}_c(y)) \quad (1)$$

式中: $\Omega(x)$ 是以像素 x 为中心的图像块; $\mathbf{I}_c(y)$ 是图像 \mathbf{I} 的 c 颜色通道。对于灰度图像,式(1)可被简化为

$$\mathbf{I}_d(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \mathbf{I}(y) \quad (2)$$

在图像的去雾研究中发现,对于无雾的户外图像,其暗通道值接近于 0,与有雾图像呈现出很大差异^[10]。实际上,这种差异也存在于清晰图像与模糊图像之间。对于清晰图像,其暗通道的大部分元素都为 0,模糊图像则不然。由此可推出,对于模糊图像 \mathbf{B} , $\|\mathbf{B}_d\|_0 \geq \|\mathbf{I}_d\|_0$ ^[7],其中, $\|\cdot\|_0$ 表示矩阵的 L_0 范数。利用这一性质,可以建立图像盲去模糊模型

$$\{\hat{\mathbf{I}}, \hat{\mathbf{k}}\} = \arg \min_{I, k} \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \phi(\mathbf{k}) + \beta \varphi(\mathbf{I}) + \lambda \|\mathbf{I}_d\|_0 \right\} \quad (3)$$

式中: \mathbf{k} 表示模糊核; $*$ 表示卷积运算符; $\phi(\mathbf{k})$ 和 $\varphi(\mathbf{I})$ 分别表示模糊核和清晰图像的先验项; α, β, λ 为相应先验项的权重参数。

1.2 低秩矩阵逼近

低秩矩阵逼近(Low Rank Matrix Approximation, LRMA)即对于部分元素发生改变或丢失的低秩矩阵,能够利用低秩性将其近似还原。LRMA 可以通过核范数最小化方法来求解^[11]

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\|_{\text{F}}^2 + \xi \|\mathbf{X}\|_* \quad (4)$$

式中: \mathbf{X} 为给定矩阵 \mathbf{Y} 的近似矩阵; ξ 是一个大于 0 的常数; $\|\cdot\|_{\text{F}}^2$ 表示矩阵的 Frobenius 范数; $\|\cdot\|_*$ 表示矩阵的核范数; $\|\mathbf{X}\|_*$ 的定义为

$$\|\mathbf{X}\|_* = \sum_i |\sigma_i(\mathbf{X})| \quad (5)$$

式中: $\sigma_i(\mathbf{X})$ 表示矩阵 \mathbf{X} 的第 i 个奇异值。

1.3 基于暗通道和低秩先验的图像盲去模糊模型

自然图像的非局部自相似图像块构成的矩阵具有低秩性,利用 LRMA 可以很好地解决图像去噪问题^[12]。文献[13]指出较大的奇异值代表图像块能量的主要分量,在图像去噪中应该被尽可能少地收缩,并提出一种加权核范数

$$\|\mathbf{X}\|_{w,*} = \sum_i |\omega_i \sigma_i(\mathbf{X})| \quad (6)$$

式中: $\mathbf{w} = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots)$ 为图像块矩阵不同奇异值的权重。

为了有效抑制图像复原过程中的噪声,保留更多有用的细节用于模糊核估计,进一步提高图像复原质量,本文将带有加权核范数的低秩先验约束引入式(3)并建立一种新的图像盲去模糊模型

$$\{\hat{\mathbf{I}}, \hat{\mathbf{k}}, \hat{\mathbf{L}}\} = \arg \min_{I, k, L} \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{k}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{I}_g\|_0 + \lambda \|\mathbf{I}_d\|_0 + \gamma J(I, L) \right\} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{I}_g = (\partial_x \mathbf{I}, \partial_y \mathbf{I})^T$ 表示图像的梯度; γ 为权重参数; $J(I, L)$ 的定义为

$$J(I, L) = \sum_i (\|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_{\text{F}}^2 + \|\mathbf{L}_i\|_{w,*}) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{R}_i \mathbf{I}$ 表示从图像 \mathbf{I} 中提取出的第 i 组相似图像块组成的矩阵; \mathbf{L}_i 表示降噪后的图像块。

2 模型求解

本文采取交替迭代的求解策略,将式(7)分为两部分,即

$$\{\hat{\mathbf{I}}, \hat{\mathbf{L}}\} = \arg \min_{I, L} \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{I}_g\|_0 + \lambda \|\mathbf{I}_d\|_0 + \gamma J(I, L) \right\} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{k}} = \arg \min_k \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{k}\|_2^2 \right\} \quad (10)$$

其中,式(9)用于中间复原图像估计,式(10)用于模糊核估计。接下来将描述具体求解过程。

2.1 中间复原图像估计

式(9)中含有两个变量 \mathbf{I} 和 \mathbf{L} ,采用交替求解的方式对两个变量分别求解。

2.1.1 \mathbf{I} 的求解

对于给定的 \mathbf{L} ,中间复原图像 \mathbf{I} 的求解转化为

$$\hat{\mathbf{I}} = \arg \min_I \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{I}_g\|_0 + \lambda \|\mathbf{I}_d\|_0 + \gamma \sum_i \|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_{\text{F}}^2 \right\} \quad (11)$$

参考文献[7]的解法是引入分别与 \mathbf{I}_g 和 \mathbf{I}_d 对应的辅助变量 $\mathbf{g} = (g_x, g_y)$ 和 \mathbf{d} ,将式(11)改写为

$$\{\hat{\mathbf{I}}, \hat{\mathbf{g}}, \hat{\mathbf{d}}\} = \arg \min_{I, g, d} \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{I}_g - \mathbf{g}\|_2^2 + \eta \|\mathbf{I}_d - \mathbf{d}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{g}\|_0 + \gamma \sum_i \|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_{\text{F}}^2 \right\}$$

$$\lambda \|\mathbf{d}\|_0 + \gamma \sum_i \|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_F^2 \} \quad (12)$$

式中： μ 和 η 为惩罚因子。当 μ 和 η 趋于无穷时，式(12)的解与式(11)的解近似。

若给定 \mathbf{I} ，辅助变量 \mathbf{g} 和 \mathbf{d} 分别为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{g}} = \arg \min_{\mathbf{g}} \mu \|\mathbf{I}_g - \mathbf{g}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{g}\|_0 \\ \hat{\mathbf{d}} = \arg \min_{\mathbf{d}} \eta \|\mathbf{I}_d - \mathbf{d}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{d}\|_0 \end{cases} \quad (13)$$

可求得封闭解

$$\mathbf{g} = \begin{cases} \mathbf{I}_g & |\mathbf{I}_g|^2 \geq \beta/\mu \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$\mathbf{d} = \begin{cases} \mathbf{I}_d & |\mathbf{I}_d|^2 \geq \lambda/\eta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

若给定 \mathbf{g} 和 \mathbf{d} ，则 \mathbf{I} 为

$$\hat{\mathbf{I}} = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \|\mathbf{I} * \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{I}_g - \mathbf{g}\|_2^2 + \eta \|\mathbf{I}_d - \mathbf{d}\|_2^2 + \gamma \sum_i \|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_F^2 \right\} \quad (16)$$

由于 $\mathbf{I}_d(x)$ 是一个非线性函数，式(16)难以直接求解。可以利用每次迭代中作为输入的中间复原图像构造一个线性算子 \mathbf{M} ，设 y 是以像素 x 为中心的图像块中亮度值最低的点， \mathbf{M} 中元素满足 $M_{z,y} = \begin{cases} 1 & z=y \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ ，即对于清晰图像有 $\mathbf{M}\mathbf{I} = \mathbf{I}_d$ ，对于模糊图像，其与清晰图像越接近， $\mathbf{M}\mathbf{I}$ 就越近似于 \mathbf{I}_d 。此时 \mathbf{I} 可以由下式求解，即

$$\hat{\mathbf{I}} = \arg \min_{\mathbf{I}} \left\{ \|\mathbf{K}\mathbf{I} - \mathbf{B}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{I}_g - \mathbf{g}\|_2^2 + \eta \|\mathbf{M}\mathbf{I} - \mathbf{d}\|_2^2 + \gamma \sum_i \|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_F^2 \right\} \quad (17)$$

式中： \mathbf{K} 为模糊核 \mathbf{k} 的卷积矩阵。式(17)是一个最小二乘问题，用快速傅里叶变换(FFT)可求得其封闭解为

$$\begin{aligned} \mathbf{I} = F^{-1} \{ & [\overline{F(\mathbf{K})F(\mathbf{B})} + \mu(\overline{F(\partial_x \mathbf{I})F(g_x)} + \\ & \overline{F(\partial_y \mathbf{I})F(g_y)}) + \eta \overline{F(\mathbf{M})F(\mathbf{d})} + \gamma F(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{L}_i)] / \\ & [\overline{F(\mathbf{K})F(\mathbf{K})} + \mu(\overline{F(\partial_x \mathbf{I})F(\partial_x \mathbf{I})} + \overline{F(\partial_y \mathbf{I})F(\partial_y \mathbf{I})}) + \\ & \eta + \gamma F(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_i)] \} \quad (18) \end{aligned}$$

2.1.2 \mathbf{L} 的求解

对于给定的 \mathbf{I}, \mathbf{L} 的求解转化为加权核范数最小化问题^[13]

$$\hat{\mathbf{L}} = \arg \min_{\mathbf{L}} \gamma \sum_i (\|\mathbf{R}_i \mathbf{I} - \mathbf{L}_i\|_F^2 + \|\mathbf{L}_i\|_{w,*}) \quad (19)$$

核范数的权值算式为

$$\omega_j = \frac{c\sqrt{n}}{\sigma_j(\mathbf{L}_i) + \varepsilon} \quad (20)$$

式中： c 为一个大于 0 的常数； n 表示 \mathbf{L}_i 中相似图像块的数量。式(19)的封闭解为

$$\mathbf{L}_i = \mathbf{U}_i S_{\omega}(\Sigma_i) \mathbf{V}_i^T \quad (21)$$

式中： $(\mathbf{U}_i, \Sigma_i, \mathbf{V}_i)$ 是矩阵 $\mathbf{R}_i \mathbf{I}$ 的奇异值分解(SVD)； S_{ω}

为加权奇异值软阈值算子，对于 Σ_i 的对角线元素 $(\Sigma_i)_{jj}$ ，有 $S_{\omega}((\Sigma_i)_{jj}) = \max\{(\Sigma_i)_{jj} - \omega_j, 0\}$ 。

2.2 模糊核估计

当 \mathbf{I} 确定，由式(7)来估计模糊核 \mathbf{k} 。这是一个最小二乘问题，通过 FFT 可以快速得到封闭解

$$\mathbf{k} = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(\mathbf{I})F(\mathbf{B})}}{\overline{F(\mathbf{I})F(\mathbf{I})} + \alpha} \right) \quad (22)$$

算法完整的流程描述如图 1 所示。

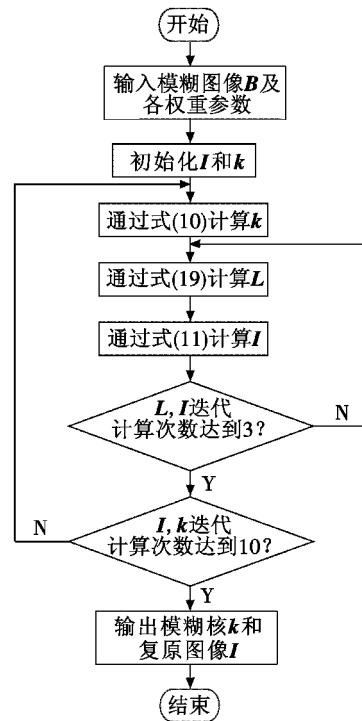


图 1 算法流程

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

2.3 最终的图像复原

为了得到准确的模糊核，计算过程中会丢失图像中的一些纹理和细节，因此由式(11)得到的复原图像不能作为最终的复原图像。通过上述过程能得到一个较为准确的模糊核，可以利用一些先进的非盲目去模糊方法来获得更高质量的复原图像。自然图像的梯度近似服从重尾分布，Hyper-Laplacian 先验更符合其梯度分布规律。使用 Hyper-Laplacian 先验算法^[14]复原图像能够更好地保留图像的纹理和细节，因此本文实验采用 Hyper-Laplacian 先验算法得到最后的复原结果。

3 实验与分析

本文在 Intel Core i7 CPU, 2.60 GHz, 16 GiB 内存，Windows10 64 位操作系统的 PC 机上使用 Matlab 软件对算法性能进行测试，并分别与文献[5]和文献[7]算法进行了对比。参数设置： $\alpha = 2, \beta = \lambda = 0.004, \gamma = 0.01$ 。

首先对自然图像进行去模糊处理，模糊核及图像复

原结果如图 2 所示。由图 2 可知:文献[5]算法得到的复原图像部分边缘较为模糊,细节处不够清晰,特别是车尾的字母和车牌的复原结果都不理想;文献[7]算法的复原结果较为清晰,有较好的细节表现,振铃效应不明显,但图像中存在较多噪点;本文算法更好地抑制了噪点和振铃效应,复原结果更为清晰,具有良好的视觉效果。



图 2 自然图像复原效果对比

Fig. 2 Comparison of natural image restoration effects

图 3 给出了对文本图像和人脸图像的测试结果。



图 3 特定图像复原效果对比

Fig. 3 Comparison of specific image restoration effects

对于文本图像,本文算法与文献[7]算法复原效果相近,都较好地复原了图像中的文本信息;文献[5]算法的复原图像总体上恢复了原图像中的信息,但图中文字周围有较明显的重影。对于人脸图像,文献[5]算法的复原结果不理想,图像仍然较模糊,且存在明显的振铃

效应;文献[7]算法较好地复原了图像细节,但振铃效应明显;本文算法复原结果较清晰,很好地抑制了振铃效应,图像较为自然。

除直观的视觉效果外,本文还通过峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)两种客观评价标准对测试结果进行了对比,结果见表 1。从表 1 中的数据也可以看出,本文算法的去模糊性能整体上要优于其他两种算法。

表 1 3 种算法的 PSNR 和 SSIM 对比

Table 1 Comparison of the 3 algorithms on
PSNR and SSIM

	PSNR			SSIM		
	自然 图像	文本 图像	人脸 图像	自然 图像	文本 图像	人脸 图像
文献[5]算法	25.91	26.35	22.46	0.725	0.763	0.497
文献[7]算法	27.66	28.24	24.69	0.820	0.891	0.750
本文算法	28.12	28.56	26.80	0.845	0.911	0.783

4 结束语

针对运动模糊图像盲复原问题,本文提出了一种利用暗通道稀疏性与低秩先验约束的图像盲去模糊算法,该算法将低秩先验约束引入基于暗通道先验的盲去模糊模型,利用清晰图像暗通道具有稀疏性的特点来估计中间复原图像,并加入低秩先验约束对估计的中间复原图像进行噪声抑制,对提出的模型进行了优化求解。为验证算法的性能,进行了仿真实验分析,实验结果表明,本文算法能较准确地估计出模糊核,能有效抑制噪声和振铃效应,对运动模糊图像复原具有很好的视觉效果。

参考文献

- [1] XU L, JIA J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring [C]//European Conference on Computer Vision, 2010:157-170.
- [2] SUN L B, CHO S H, WANG J, et al. Edge-based blur kernel estimation using patch priors [C]//IEEE International Conference on Computational Photography, IEEE, 2013:1-8.
- [3] 冯象初,刘鑫,杨春雨,等. L_1 范数约束的非局部均值正则图像去模糊模型[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(1):81-87.
- [4] 余义斌,彭念,甘俊英. 凸凹范数比值正则化的快速图像盲去模糊[J]. 电子学报, 2016, 44(5):1168-1173.
- [5] XU L, ZHENG S C, JIA J Y. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2013:1107-1114.
- [6] 郑伟勇,李艳玮,周兵. 基于 L_0 范数稀疏表达的图像盲超分辨率重建[J]. 电光与控制, 2017, 24(12):112-115.

(下转第 110 页)

- [10] YUAN Z L, SHARPE A W, DYNES J F, et al. Multi-gigahertz operation of photon counting InGaAs avalanche photodiodes[J]. Applied Physics Letters, 2010, 96(7): 71101-1-71101-3.
- [11] ZHANG J, THEW R, BARREIRO C, et al. Practical fast gate rate InGaAs/InP single-photon avalanche photodiodes[J]. Applied Physics Letters, 2009, 95(9): 091103-1-091103-5.
- [12] LU Z W. Advanced devices and circuits for near infrared single photon detection[D]. Virginia: University of Virginia, 2013.
- [13] 刘宏敏,陈杰,梁焰,等.基于噪声平衡抑制的近红外单光子高速探测方法[J].红外与毫米波学报,2016,35(5):564-568.
- [14] 黄梓楠,梁焰.超短脉冲门控高速 InGaAs/InP APD 单光子探测[J].光学仪器,2018,40(4):15-19.

(上接第 98 页)

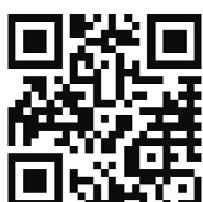
- [7] PAN J S, SUN D Q, PFISTER H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2016:1628-1636.
- [8] 徐宗琦,高璐.一种盲复原图像振铃效应的后处理与质量评价方法[J].计算机应用,2007,27(4):986-988.
- [9] 茅天诒,王敬东,孙震,等.天空区域分割的暗原色先验去雾视觉优化技术[J].半导体光电,2017,38(6):902-907,915.
- [10] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2009:1956-1963.
- [11] CAI J F, CANDES E J, SHEN Z W. A singular value

- thresholding algorithm for matrix completion[J]. SIAM Journal on Optimization, 2008, 20(4):1956-1982.
- [12] LI X, DONG W S, SHI G M. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation; a low-rank approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2):700-711.
- [13] GU S H, ZHANG L, ZUO W M, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2014:2862-2869.
- [14] KRISHNAN D, FERCUS R. Fast image deconvolution using Hyper-Laplacian priors [C]//International Conference on Neural Information Processing Systems, 2009:1033-1041.

下期要目

IM2G 技术研究与实现
处理系统设计与实现
调制阵列多波束优化形成
基于双柱的无人机城市环境信道建模
基于区间变权灰色关联法的集群目标威胁评估
激光角度欺骗干扰系统作战效能研究
某舰载火箭炮交流伺服系统复合控制研究
数字图像识别的代价函数选择和性能评价

COTS IP 适航审定技术研究
改进粒子群优化算法的四旋翼 ADRC 姿态控制
无人直升机着舰甲板运动预估与补偿方法
基于模型降阶的分数阶鲁棒控制器
最大控制律的多面体不变集鲁棒模型预测控制系统运动分析及建模仿真
基于支持度和记忆加权的陀螺阵列融合方法
基于包络前沿特性的干扰源个体识别研究



请扫描二维码关注我刊