文章编号: 1006-9348(2019) 07-0436-05

基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊仿真

杨道静

(成都信息工程大学银杏酒店管理学院 四川 成都 611743)

摘要:为解决当前方法盲图像去模糊视觉效果较差、原始图像细节特征丢失的问题 提出了基于共轭梯度法的全变差盲图像 去模糊方法。该方法利用 shock 滤波器从模糊目标图像中预测清晰边缘梯度和模糊边缘梯度 模拟目标图像质量退化过程 , 将预测得到的清晰边缘梯度作为先验知识 采用尺度策略实现运动模糊核的估计;采用共轭梯度法将目标图像的共轭性与图像已知像素点的梯度值构成一组共轭方向并沿着该方向进行全局搜索 , 实现误差代价函数的极小值迭代求解;在此基础上 将二阶差分最小化约束条件加入到求解目标盲图像误差代价函数极小值中去 , 采用全变差正则化方法 , 将目标盲图像去模糊问题转换为频域滤波问题处理。仿真结果表明 , 提出方法有效提高了去模糊后图像的峰值信噪比 , 视觉效果与原始测试图像结构信息基本一致 , 同时提升了图像的去模糊效率。

关键词: 共轭梯度法; 全变差; 盲图像; 去模糊中图分类号: TP391.41 文献标识码: B

The Image Visual Effect is Exactly The Same as the Original Test Image Structure Information

YANG Dao-jing

(Yinxing Hospitality Management College of CUIT, chengdu sichuan 611743, China)

ABSTRACT: This article puts forward a deblurring method for total variation blind image based on conjugate gradient method. This method used the shock filter to predict the clear edge gradient and the fuzzy edge gradient from the fuzzy target image and simulated the degradation process of target image quality. Then, the method regarded the predicted clear edge gradient as the prior knowledge and used the scale strategy to estimate the motion blurring kernel. In addition, our method used the conjugate gradient method to combine the conjugation of target image with the gradient values of known pixels in image, and thus to form a set of conjugate directions, and then we searched globally along this direction, so as to realize the iterative solution of minimum value of error cost function. On this basis, we added the second—order difference minimization constraint to the solution for the minimum value of error cost function of target blind image. Finally, the total variation regularization method was adopted, so that the problem of deblurring the target blind image was transformed into the problem about frequency domain filtering. Simulation results show that the proposed method effectively improves the peak signal—to—noise ratio of the image after deblurring. The visual effect is basically consistent with the structure information of original test image. Meanwhile, the deblurring efficiency of image is improved.

KEYWORDS: Conjugate gradient method; Total variation; Blind image; Deblurring

1 引言

图像作为当今信息化社会人们获取知识的重要工具占据了所有工具的半数以上,人们通过视觉获取到的知识信息相比于人们通过听觉获取到的知识信息更加容易理解和记

基金项目: 四川省教育发展研究中心项目(CJF18021); 四川省农村发展研究中心项目(CR1603)

收稿日期: 2018-10-31

— 436 **—**

忆。但是人们在图像的获取和使用之间需要经过多次传输,传输过程中由于环境、人为的多种因素影响会降低图像的质量 使得图像中的有用信息丢失,这对人们获取的图像失去了原本的实用价值 给人们造成了一定的经济损失。图像复原技术是为了使得获取的模糊图像变得更加清晰,且在传输过程中保留图像中更多的有用信息[1]。

人类最初开始对太空环境的探索, 亟需找到一种能够弥补成像系统缺陷造成的图像失真技术, 盲图像去模糊方法应运而生。当今在平安城市建设过程中, 国家投入了大量的监

控系统,这些监控系统每天都会产生大量的图像信息,这进一步加大了人们对盲图像去模糊方法的使用需求,由于监控系统所处环境比较复杂,拍摄返回的图像通常质量较差,无法满足人们对图像中有用信息提取的要求,提出了许多盲图像去模糊方法试图改善这一现状^[2-3]。

文献[4]提出了基于非局部平均滤波的目标盲图像去模 糊方法,该方法改进了非局部平均滤波算法,在信赖度参数 设置准则指导下选取合适的门限值,并根据采集获得的目标 盲图像冲击噪声模型特点规划滤波策略 实现了目标盲图像 去模糊。该方法存在去模糊耗时较长的缺点。文献[5]提出 了基于小波变换的目标盲图像去模糊方法,该方法对目标盲 图像做小波分解 得到了不同尺度下的小波系数和不同频带 的子图像 根据不同尺度下的小波系数估计不同频带子图像 的噪声方差 选取适用于目标盲图像各个频带去噪的自适应 阈值 实现了目标盲图像去模糊。采用该方法得到的去模糊 图像视觉效果较差 引入了一定程度的振铃效应。文献[6] 研究并提出了基于泊松-高斯噪声模型的目标盲图像去模糊 方法,该方法通过采用泊松-高斯噪声模型模拟盲图像降质 过程 分析盲图像同态子块 将泊松-高斯噪声模型的未知参 数求解问题转化为一个线性方程求解问题,依据贝叶斯原理 和最小二乘发求解模型参数 实现目标盲图像去模糊。该方 法使得去模糊后图像的峰值信噪比大大降低 同时丢失了原 始图像细节特征。

盲图像去模糊技术是图像处理领域中比较重要的一部分,为了改善上述方法在盲图像去模糊方面存在的缺陷,提出了基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊方法。

2 基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊研究

2.1 目标图像的运动模糊核估计

假设 L 和 B 分别代表清晰的目标图像和模糊的目标图像; k 代表目标图像的运动模糊核; n 代表目标图像的随机加性噪声干扰; * 代表卷积运算符,则可得目标图像的降质过程如下:

$$B = L^* k + n \tag{1}$$

目标盲图像去模糊是盲反卷积问题,是一个病态问题,这个问题的解具有无穷个,但由于采集的目标图像本身存在一定先验知识的约束,使得该问题能够被求解。研究从采集获得的目标图像存在清晰边缘着手,利用 shock 滤波器从模糊的目标图像中预测清晰边缘梯度 ∇L 和模糊边缘梯度 ∇B ,模拟目标图像质量退化过程 $\Gamma^{(7)}$ 具体推导公式如下:

$$\nabla B = k^* \quad \nabla L + n \tag{2}$$

根据上述预测得到的清晰边缘梯度 ∇L 作为目标图像的先验知识,目标图像的运动模糊核 k 的 L_2 范数作为正则项来抑制模糊核中存在的噪声干扰 构建目标图像运动模糊核估计模型,建模公式如下:

$$\hat{k} = \arg\min \|k^* \nabla L - \nabla B\|^2 + \alpha \|k\|^2 \qquad (3)$$

上式中 $, \parallel k^* \mid \nabla L - \nabla B \parallel^2$ 为误差项 ,代表目标图像模

糊边缘与清晰边缘之间的逼近程度; $\|k\|^2$ 代表目标图像运动模糊核平滑正则项; α 代表正则化系数 ,根据帕塞伐尔定理 采用快速傅立叶变换将目标图像时域卷积运算转换到目标图像频域的点乘运算 ,可以得到模型的闭合解为:

$$\hat{k} = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(\partial_x L)} F(\partial_x B) + \overline{F(\partial_y L)} F(\partial_y B)}{\overline{F(\partial_x L)} F(\partial_x L) + \overline{F(\partial_y L)} F(\partial_y B) + \alpha} \right)$$
(4)

上式中 ∂_x 和 ∂_y 分别代表目标图像在水平方向和垂直方向的梯度算子。

在实现了目标图像运动模糊核估计基础上,还需要对它修正以抑制噪声干扰。根据目标图像运动模糊核估计的非负性,剔除k中的负值和过小的元素。保留模糊核主体结构。根据模糊核能量守恒定律核预测得到的目标图像清晰边缘梯度 ∇L 对目标图像运动模糊核做归一化处理 $^{[8]}$,可得:

 $\hat{L} = \arg\min_{L} \| \hat{k}^* L - B \|^2 + \mu \| \nabla L - \nabla L^* \|^2$ (5) 式中, ∇L^* 表示目标图像显著清晰边缘梯度; $\| \nabla L - \nabla L^* \|^2$ 和 μ 分别表示正则项以及正则项系数,同理,采用快速傅里叶变换可以得到木头图像运动模糊核的闭合解为:

$$\hat{L} = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(k)} F(B) + \mu \overline{F(\partial_{y})} F(\partial_{y} L) + \overline{F(\partial_{y})} F(\partial_{y} L)}{\overline{F(k)} F(k) + \mu \overline{F(\partial_{x})} F(\partial_{x}) + \overline{F(\partial_{y})} F(\partial_{y})} \right)$$
(6)

为了避免目标图像运动模糊核估计过程中发生局部最小化现象 采用上述公式(6) 从粗尺度到细尺度逐次渐进预测模糊核以提高目标图像运动模糊核估计精度 ,获得了目标图像中间清晰去模糊图像 ,为后续实现全变差盲图像去模糊奠定了基础。

2.2 基于共轭梯度法的盲图像去模糊

已知图像成像系统是线性移不变的系统 ,则可以将观测 图像表示为以下形式:

$$g(x y) = f(x y) \otimes h(x y) + h(x y)$$
(7)

根据上述计算可知 盲图像去模糊过程即为从观测图像 f(x,y) 到退化图像 g(x,y) 中去除模糊函数 h(x,y) 的卷积来实现目标图像复原的过程; n(x,y) 表示加性噪声函数。

为了实现盲图像去模糊,在目标图像空域中,建立以下误差代价目标函数 J(f,y):

$$J(f y) = \sum_{x,y} |g(x y) - f(x y) h(x y)|^{2}$$
 (8)

根据上述计算 将盲图像去模糊问题转换为误差代价函数的极小化求解问题 $\min_{f,h} J(f,v)$,在目标函数迭代求解过程中对观测图像 f(x,v) 和模糊函数 h(x,v) 进行限制以获得最具物理意义,同时又符合实际情况的最优解。在观测图像 f(x,v) 和模糊函数 h(x,v) 先验知识较少的条件下,如何利用有限的图像信息实现收敛区域控制是个极其复杂的问题,由于目标图像在空域内的收敛限制很难得到稳定的解,只能通过借助目标图像频域限制获得收敛限制的稳定解,即对上述公式(8) 做快速傅里叶变换 在目标图像频域内可以等价为以下函数:

— 437 **—**

$$G(u \ p) = H(u \ p) F(u \ p) + N(u \ p)$$
 (9)

根据上述计算可以可得频域空间内目标盲图像去模糊 的误差代价函数为:

$$E = \sum_{u} \sum_{v} [G(u \ v) - F(u \ v) \ H(u \ v)]^{*}$$

$$[G(u \ v) - F(u \ v) \ H(u \ v)] =$$

$$\sum_{v} [G(u \ v) - F(u \ v) \ H(u \ v)]^{2}$$
(10)

在频域空间内采用共轭梯度法来实现误差代价函数的极小化。共轭梯度法的基本思想是将目标图像的共轭性与最快下降法有机结合 根据目标图像已知像素点的梯度值构成一组共轭方向并沿着该方向进行全局搜索,实现误差代价函数的极小值迭代求解,具有较快的收敛速度^[9],具体求解过程描述如下:

假设目标图像的最小化泛函为:

$$J(x) = \frac{1}{2} X^{T} \tilde{A} x - x^{T} b$$
 (11)

其中 \tilde{A} 表示目标函数正定对称的 Hess 矩阵; $\tilde{A}x = b$ 表示目标图像最小化泛函的梯度。

基于共轭梯度法的盲图像去模糊从 $x_0=0$ 开始 ,并设置 $p_0=b$ 为目标函数求解初始搜索方向 根据共轭梯度法基本步骤 将误差代价函数分别对目标图像像素点扩展函数频谱实部和虚部取导 ,假设 Re[] 和 Im[] 分别代表目标图像像素点扩展函数的实部和虚部 则可得:

$$\frac{\partial E}{\partial \operatorname{Re}[H(u \not t)]} = -2\operatorname{Re}[F(u \not t)] \{\operatorname{Re}G(u \not t) - \operatorname{Re}[H(u \not t)]\}$$

$$\operatorname{Re}[F(u \not t)] + \operatorname{Im}[H(u \not t)] - \operatorname{Im}[F(u \not t)] \} - 2\operatorname{Im}[F(u \not t)]$$

$$[F(u \not t)] \{\operatorname{Im}[G(u \not t)] - \operatorname{Im}[H(u \not t)] \operatorname{Re}[F(u \not t)] - \operatorname{Re}[H(u \not t)] - \operatorname{Re}[H(u \not t)] \}$$

$$[F(u \not t)] \operatorname{Im}[F(u \not t)] \} = 2 |F(u \not t)|^2 \operatorname{Re}[H(u \not t)] - 2$$

$$(Fe[F(u \not t)] \operatorname{Re}[G(u \not t)] + \operatorname{Im}[F(u \not t)] \operatorname{Im}[G(u \not t)])$$

$$\frac{\partial E}{\partial \operatorname{Im} [H(u \ t)]} = 2 \operatorname{Im} [F(u \ t)] \{ \operatorname{Re} G(u \ t) - \operatorname{Re} [H(u \ t)] \}$$

$$\operatorname{Re} [F(u \ t)] + \operatorname{Im} [H(u \ t)] \operatorname{Im} [F(u \ t)] \} - 2 \operatorname{Re} [F(u \ t)] \}$$

$$\{ \operatorname{Im} [G(u \ t)] - \operatorname{Im} [H(u \ t)] \operatorname{Re} [F(u \ t)] \} - \operatorname{Re} [H(u \ t)] - \operatorname{Im} [H(u \ t)] \}$$

$$\{ \operatorname{Im} [G(u \ t)] - \operatorname{Im} [H(u \ t)] \operatorname{Re} [F(u \ t)] - \operatorname{Re} [H(u \ t)] - \operatorname{Re} [H(u$$

同理可得误差代价函数对目标盲图像频谱的实部和虚部导数 具体计算公式分别如下:

$$\begin{split} \frac{\partial E}{\partial \text{Re}\left[F(u \ t)\ \right]} &= 2 \text{Re}\left[F(u \ t)\ \right] \left\{ \text{Re}G(u \ t) - \text{Re}\left[F(u \ t)\ \right] \right. \\ \text{Re}\left[H(u \ t)\ \right] &+ \text{Im}\left[F(u \ t)\ \right] \text{Im}\left[H(u \ t)\ \right] \right\} &- 2 \text{Im}\left[H(u \ t)\ \right] \\ \left\{ \text{Im}\left[G(u \ t)\ \right] - \text{Im}\left[F(u \ t)\ \right] \text{Re}\left[H(u \ t)\ \right] - \text{Re}\left[F(u \ t)\ \right] \right] \\ \text{Im}\left[F(u \ t)\ \right] \text{Re}\left[H(u \ t)\ \right] - \text{Re}\left[F(u \ t)\ \right] \text{Re}\left[G(u \ t)\ \right] + \\ \text{Im}\left[H(u \ t)\ \right] \text{Im}\left[G(u \ t)\ \right] \right] \\ \text{Im}\left[H(u \ t)\ \right] \text{Im}\left[G(u \ t)\ \right] \end{split}$$

(14)

$$\frac{\partial E}{\partial \text{Im}[F(u \ t)]} = 2 \text{Im}[H(u \ r)] \{ \text{Re}G(u \ r) - \text{Re}[F(u \ t)] \}$$

$$\text{Re}[H(u \ t)] + \text{Im}[F(u \ t)] \text{Im}[H(u \ r)] \} - 2 \text{Re}[H(u \ t)] \}$$

$$\{ \text{Im}[G(u \ t)] - \text{Im}[F(u \ t)] \text{Re}[H(u \ t)] - \text{Re}[F(u \ t)] \}$$

$$\text{Im}[F(u \ r)] \} = 2 \mid H(u \ r) \mid^{2} \text{Im}[F(u \ t)] - 2 (Re[H(u \ r)])$$

$$\text{Im}[G(u \ t)] - \text{Im}[H(u \ t)] \text{Re}[G(u \ r)])$$

$$(15)$$

根据上述计算可知,目标盲图像误差代价函数具有二次型形式,可以通过采用共轭梯度法求解误差代价函数极小值,得到目标图像像素点扩展函数频谱实部和虚部。

2.3 基于最小二乘法的全变差盲图像去模糊

为了进一步克服盲图像去模糊过程中存在的病态问题, 采用全变差正则化方法,将目标盲图像降质过程描述为以下 形式:

$$g(x y) = H(u y) f(x y) + n(x y)$$
 (16)

为了保证目标盲图像去模糊误差代价函数的二范数最小 需要满足以下约束条件:

$$\hat{f}(x, y) = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \| g(x, y) - H(u, y) f(x, y) \|^{2}$$
 (17)

在离散情况下,按照平滑规整准则,采用目标盲图像去模糊误差代价函数的二阶差分代替二阶导数,可得二阶差分算子的计算公式如下:

$$d = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{18}$$

目标盲图像去模糊误差代价函数二阶差分算子即拉普拉斯算子 采用全变差正则化法实现二阶差分最小化求解,即求解 $\min \|Df(x,y)\|^2$ 其中 D 表示拉普拉斯算子 d 生成的循环矩阵 将 $\min \|Df(x,y)\|^2$ 约束条件加入到求解目标盲图像误差代价函数极小值中去,河得:

$$J(f) = \|g(x, y) - H(u, y)f(x, y)\|^2 + \lambda \|Df(x, y)\|^2$$
(19)

上式中 λ 表示目标盲图像平滑系数。

采用全变差正则化方法 将目标盲图像去模糊问题转换 为频域滤波问题处理 则可得:

$$F(u p) = \frac{G(u p) H^*(u p)}{\mid H(u p) \mid^2 + \lambda \mid Df(x y) \mid^2}$$
(20)

根据上述计算,为了稳定目标盲图像去模糊后图像的视觉效果,将全变差正则化方法加入到目标盲图像频谱共轭梯度方法中去^[10],即将上述公式(14)和(15)修正为以下形

— 438 **—**

式 即可实现目标盲图像的稳定去模糊:

$$\frac{\partial E}{\partial \text{Re}[F(u \ p)]} = 2 \mid H(u \ p) \mid^{2} + \lambda \mid D(u \ p) \mid^{2}) \text{Re}[F(u \ p)]$$

$$- 2(Re[H(u \ p)] \text{Re}[G(u \ p)] + \text{Im}[H(u \ p)] \text{Im}[G(u \ p)])$$

$$\frac{\partial E}{\partial \text{Im}[F(u \ p)]} = 2(\mid H(u \ p) \mid^{2} + \lambda \mid D(u \ p) \mid^{2}) \text{Im}[F(u \ p)]$$

$$- 2(Re[H(u \ p)] \text{Im}[G(u \ p)] + \text{Im}[H(u \ p)] \text{Re}[G(u \ p)])$$

$$(22)$$

3 仿真与结果分析

为了验证研究提出的基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊方法的有效性和可行性,以图 1 和图 2 所示的两幅图像为例,在两幅图像背景中分别加入30%的单一噪声和混合噪声,与文献[4]方法和文献[6]方法做对比,对比采用三种不同方法得到的加入不同噪声的盲图像去模糊视觉效果,对比结果如表 1 和表 2 所示。

在仿真测试中,原始测试图像的像素大小均为 256×256,灰度级均为 255。选取峰值信噪比 PSNR(dB) 和平均结构相似度(为常数) MSSIM 作为盲图像去模糊后图像视觉效果的客观平均指标,其中,平均结构相似度的取值范围为 0~1,如果平均结构相似度的值为 1,说明盲图像去模糊后图像视觉效果与原始测试图像结构信息完全一致;如果平均结构相似度的值为 0,说明盲图像去模糊后图像视觉效果与原始测试图像结构信息完全不一致。所有实验均在配置为四核3.16GHz CPU 4.0GB 运行内存的电脑 PC 机上进行,仿真实验软件环境为 MATLAB7.6.0。



图 1 实验测试图像 A



图 2 实验测试图像 B

表 1 30%单一噪声图像去模糊视觉效果对比

| Evaluation index | | Image A | Image B |
|------------------|---------|---------|---------|
| Original image | PSNR/dB | 27.496 | 23.883 |
| | MSSIM | 0.8318 | 23.883 |
| I | PSNR/dB | 28.983 | 25.796 |
| | MSSIM | 0.8901 | 0.8215 |
| II | PSNR/dB | 31.108 | 29.971 |
| | MSSIM | 0.9024 | 0.8610 |
| Ш | PSNR/dB | 53.810 | 30.096 |
| | MSSIM | 0.9692 | 0.9148 |

表 2 30%混合噪声图像去模糊视觉效果对比

| Evaluation index | | Image A | Image B |
|------------------------|---------|---------|---------|
| Original image | PSNR/dB | 24.837 | 21.842 |
| | MSSIM | 0.7270 | 0.6347 |
| I | PSNR/dB | 25.684 | 23.424 |
| | MSSIM | 0.7444 | 0.6833 |
| ${\rm I\hspace{1em}I}$ | PSNR/dB | 33.092 | 30.960 |
| | MSSIM | 0.7963 | 0.7358 |
| ${\rm I\hspace{1em}I}$ | PSNR/dB | 35.042 | 33.301 |
| | MSSIM | .7359 | 0.9104 |

表 1 和表 2 中的 Image A 和 Image B 分别表示实验测试图像 A 和 B; Evaluation index 表示评价指标; Original image 表示原始模糊测试图像; $I \setminus II \setminus III \setminus J$ 分别表示文献 [4]方法、文献 [6]方法和提出方法。

从表 1 和表 2 的实验结果中可以清楚地看出,无论是对于加入单一噪声的原始测试图像,还是加入混合噪声的原始测试图像,文献 [4] 方法在原始模糊测试图像边缘区域容易产生振铃效应,降低了去模糊后图像的视觉效果; 文献 [5] 方法相比于文献 [4] 方法提升了原始模糊测试图像去模糊后图像质量,但仍然产生了一定的振铃效应; 提出方法在原始模糊测试图像边缘轮廓去模糊的同时,能够较好地抑制振铃效应相比于其他两种对比方法,大大提高了峰值信噪比,保留了原始图像细节特征,平均结构相似度更趋近于1,取得了较好的去模糊效果,去模糊后图像的平均结构信息与原始模糊测试图像基本一致。

为了进一步检验提出方法的优越性,以图 1 为了,如图所示测试了加入不同噪声原始测试图像去模糊的运行时间。根据图 3 和图 4 的实验结果可以明显看出,对于加入 30%单一噪声和 30%混合噪声的原始模糊测试图像,三种方法的去模糊耗时均有所增加,只是增幅有所差异,相比于文献[4]方法和文献[5]方法,提出方法的去模糊耗时最短,性能最佳。

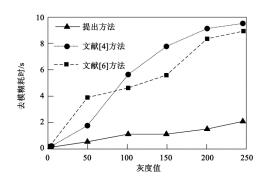


图 3 单一噪声原始测试图像去模糊耗时

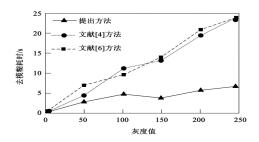


图 4 混合噪声原始测试图像去模糊耗时

4 结束语

近年来,由于城市建设的影响和人们对图像处理技术要求的提高。高质量图像在太空环境探索、医疗诊断、运动目标跟踪与检测等众多领域的需求量不断增加,使得盲图像去模糊方法研究成为热点课题。研究适应现实要求,提出了基于共轭梯度法的全变差盲图像去模糊方法,通过仿真对比测试,证明了提出方法在盲图像去模糊方面的优越性,克服了当前方法存在的弊端。

参考文献:

- [1] 刘旭.考虑视觉传达效果的震后区域三维图像虚拟重建[J].地震工程学报 2018 40(4):826-832.
- [2] 肖震宇,于舒春,刘爽,等.基于改进维纳滤波的运动模糊仪 表图像恢复算法[J].电测与仪表,2017,54(2):88-91.
- [3] 张广明,高爽,尹增山,等.基于模糊图像和噪声图像的遥感 图像运动模糊复原方法[J].电子设计工程,2017,25(18):82-86.
- [4] 周颖癑,臧红彬,赵井坤,等.基于非局部平均滤波的冲击噪声图像恢复算法[J].计算机应用研究,2016,33(11):3489-3494.
- [5] 徐晓睿,戴明,尹传历.基于小波变换的RL湍流退化图像复原算法[J].液晶与显示,2017,32(10):822-827.
- [6] 赵蓝飞,王爱丽,王博,等.一种基于变分模型的泊松-高斯噪, 声图像复原算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2017,29(3):428-435.
- [7] 马春波,赵兰兰,敖珺,等.基于 B 样条迭代配准的水下扭曲 图像恢复算法[J].计算机工程,2017,43(5):224-228.
- [8] 杨俊锋,图像处理中全变差正则化数据拟合问题算法回顾 [J]. 运筹学学报,2017,21(4):69-83.
- [9] 陈华华, 鲍宗袍, ChenHuahua, 等. 强边缘导向的盲去模糊算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(8):1034-1044.
- [10] 孙士洁,赵怀慈,李波,等.利用低秩先验的噪声模糊图像盲去卷积[J]. 电子与信息学报,2017,39(8):1919-1926.

[作者简介]

杨道静(1982-),女(汉族)湖北荆门人,硕士,讲师,研究方向:计算机应用,图像处理,数据挖掘。

(上接第400页)

- [7] 崔雪娇 海. 基于贪心算法的云计算资源调度策略[J]. 微电子 学与计算机,2016,33(6): 41-43.
- [8] 王小红. 网格空间应急信息资源高效调度算法仿真[J]. 计算机仿真,2017,34(9): 292-295.
- [9] 朱亚会 陈丹 庄毅. 云数据中心资源利用率均衡的虚拟机调度算法[J]. 小型微型计算机系统,2017,38(2):232-237.
- [10] 徐岩,李露. 基于高速铁路的 LTE 无线资源调度算法研究 [J]. 铁道学报, 2016, 38(9): 81-85.

[作者简介]

翟 玲(1975-) 女(汉族) 辽宁沈阳人 硕士研究 生 工程师 主要研究领域为计算机智能化阅读、云 计算、数字图书馆;

沈 思(1972-) 女(汉族) 湖南浏阳人 硕士研究 生 研究馆员 ,主要研究方向为学科分析与数据挖

掘:

程时星(1978-) 男(汉族) 陕西安康人 馆员 注要研究方向为云计算、数字图书馆。

— 440 —