

# 两次引导滤波的显微视觉散焦图像快速盲复原

尹诗白<sup>1</sup>, 王一斌<sup>2</sup>, 李大鹏<sup>1</sup>, 邓 箴<sup>3</sup>

<sup>1</sup>西南财经大学经济信息工程学院, 四川 成都 610074;

<sup>2</sup>四川师范大学工学院, 四川 成都 610101;

<sup>3</sup>宁夏大学信息工程学院, 宁夏 银川 750021

**摘要** 针对显微图像盲复原算法存在的计算量大、振铃效应以及噪声敏感的问题, 提出贝叶斯框架下两次引导滤波的快速盲复原算法。利用显微图像成像原理中基于深度信息估计点扩展函数的概率模型, 构建了贝叶斯框架下盲复原的最小优化问题; 通过分析最大后验概率的最小优化问题求解过程, 推出了实施引导滤波器可快速求解优化问题的结论; 为有效去除振铃和噪声, 设计了两次引导滤波的求解方案, 将其第一次引导滤波求解的结果作为优化问题的二次输入。实验结果表明, 复原结果的像素误差率约为 0.04, 较常用盲复原算法的复原准确度提高了约 20%, 运行时间也大幅缩短, 该方法能有效应用于显微视觉下微装配散焦图像盲复原的工程实践中。

**关键词** 图像处理; 图像复原; 贝叶斯框架; 微装配; 引导滤波

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201737.0410002

## Fast Blind Restoration for Microscopic Visual Defocused Images Based on Two Guided Filterings

Yin Shibai<sup>1</sup>, Wang Yibin<sup>2</sup>, Li Dapeng<sup>1</sup>, Deng Zhen<sup>3</sup>

<sup>1</sup> School of Economic Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu, Sichuan 610074, China;

<sup>2</sup> School of Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu, Sichuan 610101, China;

<sup>3</sup> School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan, Ningxia 750021, China

**Abstract** To solve the problems of large computation cost, ringing and noise sensitivity in blind restoration algorithms for microscopic images, the blind restoration algorithm under Bayesian framework based on two guided filterings is proposed. The depth information of microscopic image is used to estimate the probabilistic model of point spread function, and a minimum optimization problem under the Bayesian framework is built. The guided filtering is applied to searching the optimal solution through analyzing the solving scheme of the minimum optimization problem of the maximum posterior probability. The solution scheme of the two guided filtering algorithms is designed for removing ringing and noise, which means the restoration result of the first guided filtering will serve as input of the optimization problem again. Experimental results show that the pixel error rate of recovery result is around 0.04, which increases by 20% compared to those of other commonly used algorithms, and the running time is significantly shortened. The proposed algorithm can be used in assembly of the micro-structures for defocused image blind restoration.

**Key words** image processing; image restoration; Bayesian framework; micro assembly; guided filtering

**OCIS codes** 100.1455; 100.4993; 230.3990; 260.5950

**收稿日期:** 2016-11-01; **收到修改稿日期:** 2016-12-19

**基金项目:** 国家自然科学基金重大项目(91218301)、国家自然科学基金青年基金(61502396)、宁夏自然科学基金(NZ15054)、西南财经大学中央高校基本科研业务费专项资金(JBK150503)、西南财经大学中央高校基本科研业务费青年教师成长项目(JBK170136)、互联网金融创新及监管四川省协同创新中心资助项目

**作者简介:** 尹诗白(1984—), 女, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉和图像处理方面的研究。

E-mail: shibaiyin@swufe.edu.cn

## 1 引 言

现代工业的快速发展对微机电系统的精密装配提出了更高要求。为了确保装配精度和效率,多采用显微视觉装配技术,该技术以显微视觉为引导,通过精密定位和微小夹持装置,将多个微零件精确组装成系统。然而,显微视觉受到视场小、景深短的限制,获取的显微图像往往模糊不清,即使显微镜具有自动调焦能力,也会因为对象的深度不同而引起调焦系统混乱,进而导致图像散焦,装配误操作<sup>[1]</sup>。因此,高效的显微散焦图像盲复原是实现显微视觉下快速、准确和高精度微装配的关键<sup>[2]</sup>。

近年来,盲去卷积的单幅显微图像复原技术得到了广泛关注,该技术将散焦图像表示为真实图像和点扩展函数的卷积,通过估计点扩展函数反向去卷积得到复原图像。其中,基于维纳滤波的盲去卷积算法效果较好,该方法利用圆盘函数描述点扩展函数,并使用维纳滤波估计复原结果,因其利用先验知识,是一种半监督方法,且求解过程为搜索降质模型滤波器,复原结果误差较大,噪声明显<sup>[3-4]</sup>。为了获得更好的抗噪复原结果,胡小平等<sup>[5]</sup>利用二次维纳滤波求解,即利用一次滤波获得的初始结果与噪声谱密度估值来构建改进的滤波器,该算法能在一定程度上去除噪声,但参数估计仍需人工指定,无法实现非监督的盲复原;此外,基于贝叶斯框架的盲去卷积法将光学散焦成像模型转化为先验图像的概率分布模型,再将盲复原问题转化为最大后验概率的最小优化问题来求解,但点扩展函数的概率模型难以准确估计,且常用的梯度下降求解策略导致计算量较大。如 Khan 等<sup>[6]</sup>提出了基于 Lucy-Richardson (LR) 迭代的贝叶斯方法,利用自然图像的梯度特性来估计点扩展函数,但多次 LR 迭代求解后,存在噪声放大的缺陷;Zhang 等<sup>[7]</sup>利用自适应稀疏先验来估计点扩展函数和噪声模型,较好地引导优化问题求解的方向,但复原结果存在过度平滑的问题;Song 等<sup>[8]</sup>引入马尔科夫随机场来估计先验模型,但梯度下降的求解策略导致计算量较大。此外,还有方法采用不同的先验约束,如 Cho 等<sup>[9]</sup>以图像边缘为依据,采用冲击滤波来估计清晰图像;段江永等<sup>[10]</sup>采用边缘区域约束法来估计点扩展函数;Cao 等<sup>[11]</sup>利用图像的深度信息实现盲去卷积。这些方法采用梯度图像空间估计点扩展函数,虽能快速获得复原结果,但算法本身对图像噪声更敏感。

为了减少计算量,有效去除振铃和噪声,本文提出一种贝叶斯框架下两次引导滤波的快速盲复原算法。考虑到显微散焦图像的降质信息与散焦半径有关,而半径与图像深度密切相关,首先利用深度信息估计贝叶斯框架中点扩展函数的概率模型,构建合理的盲复原最小优化问题;然后分析一次雅可比迭代的求解策略,推导得到实施引导滤波可快速求解最小优化问题的结论;最后设计两次引导滤波的求解方法复原图像,获得去除振铃及噪声的清晰图像。

## 2 显微散焦图像成像原理

显微视觉系统是微装配机器人获取装配过程信息的主要手段,结构如图 1 所示,将微操作手工作时成像的物点经显微物镜放大后投射到微型图像摄像机 CCD 上,再由图像采集卡将图像信号转化为数字信号输入计算机,最后利用计算机对显微散焦图像进行复原,获得清晰图像用于微操作时零件状态的判断。显微物镜成像原理如图 2 所示。

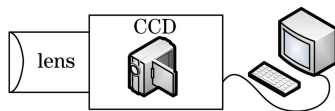


图 1 显微视觉系统

Fig. 1 Microscopic vision system

图 2 中, $F$  为显微镜的焦距, $u$  为物镜到 CCD 成像平面之间的距离,给定物镜放大倍数时, $u$  为定值,根据薄透镜成像原理,在深度  $d_0$  处,目标点  $P_0$  形成清晰的像点  $P'_0$ 。当机器人微操作手沿光轴方向连续运动时,物点的位置改变,深度从  $d_0$  变化至  $d$ ,则目标点  $P$  在 CCD 平面上形成以  $P'$  为圆心, $r$  为半径的散焦圆斑,其与深度的关系为

$$r(\alpha) = \frac{Fah}{(d_0 + \alpha)(d_0 - F)}, \quad (1)$$

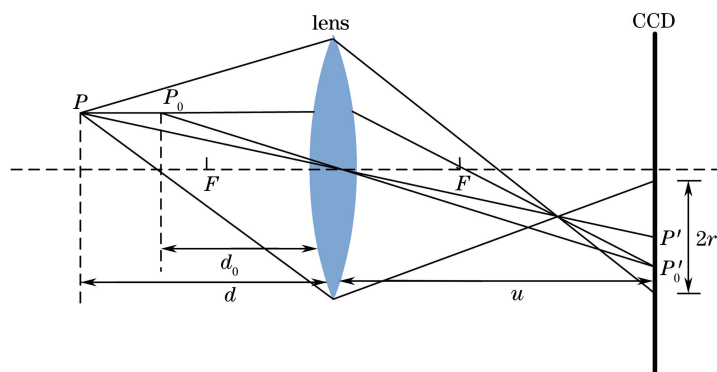


图 2 显微光学成像原理

Fig. 2 Principle of microscopic optical imaging

式中  $\alpha$  为深度  $d$  与  $d_0$  的偏移量, 远离透镜方向为正, 反之为负,  $h$  为透镜直径。

由(1)式可知, 对于给定的显微视觉系统,  $F$  和  $h$  为定值, 当  $d_0$  固定不变时, 散焦半径  $r$  仅与深度偏移量  $\alpha$  相关, 即半径  $r$  与深度  $d$  一一对应。因此微操作手很小的运动就会导致深度变化, 从而引起显微图像的散焦降质, 且图像成像过程中不可避免地引入了随机噪声, 使得显微散焦图像的盲复原难度增大。

### 3 算法原理

为了获得清晰的复原图像, 有效地监控微装配过程, 提出了两次引导滤波的快速散焦显微图像盲复原算法, 算法流程如图 3 所示, 其主要步骤包括:

- 1) 贝叶斯框架下盲复原最小优化问题构建;
- 2) 盲复原的最小优化问题求解分析;
- 3) 两次引导滤波的求解策略设计。

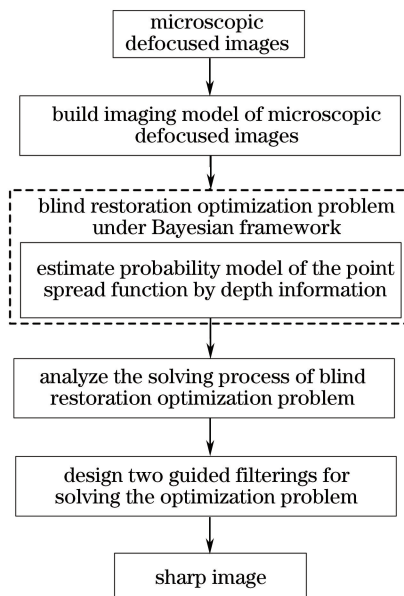


图 3 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the proposed algorithm

#### 3.1 贝叶斯框架下盲复原最小优化问题构建

由第 2 节的分析可知, 散焦圆斑的半径  $r$  与深度  $d$  的关系为  $r = r(d)$ , 设图像降质的点扩展函数为  $h[r(d)]$ , 显微图像的散焦降质模型可表示为

$$g = f \otimes h[r(d)], \quad (2)$$

式中  $g$  为观测的降质图像,  $f$  为清晰图像,  $\otimes$  表示卷积运算。

由于微装配散焦特征信号常附加显微成像噪声和随机噪声, 在(2)式中添加噪声项  $n$ , 得到

$$g = f \otimes h [r(d)] + n. \quad (3)$$

在降质图像  $g$  已知的情况下, 利用贝叶斯理论将其转换为极大后验概率模型, 假设  $g$  和  $h [r(d)]$  相互独立, 则  $f$  和  $h [r(d)]$  的后验概率可表示为

$$P \{h [r(d)], f | g\} \propto P \{g | f, h [r(d)]\} P(f) P \{h [r(d)]\}, \quad (4)$$

式中  $P \{h [r(d)], f | g\}$  为  $g$  已知时  $f$  及  $h [r(d)]$  的概率模型,  $P \{g | f, h [r(d)]\}$  为  $f$  和  $h [r(d)]$  已知条件下  $g$  的概率模型,  $P(f)$  为  $f$  的概率模型,  $P \{h [r(d)]\}$  为  $h [r(d)]$  的概率模型。

为求解  $P \{h [r(d)], f | g\}$ , 先对  $P \{g | f, h [r(d)]\}$  和  $P(f)$  的概率模型进行估计。

1)  $P \{g | f, h [r(d)]\}$ : 因微装配散焦特征信号中常附加显微成像噪声和随机噪声, 该噪声非白噪声, 故假设其服从独立均值为 0, 标准差为  $\sigma$  的加性高斯噪声, 概率模型估计为

$$P \{g | f, h [r(d)]\} \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \| f \otimes h [r(d)] - g \|^2 \right\}; \quad (5)$$

2)  $P(f)$ : 真实清晰图像一般具有局部平滑的特性, 故采用平滑算子进行估计, 即

$$P(f) = \exp \left[ -\omega \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (f - D_{m,n}f) \mathbf{W}(f) (f - D_{m,n}f)^T \right], \quad (6)$$

式中  $\omega$  为平滑时的权重系数,  $D_{m,n}$  为转移系数, 表示将图像  $f$  沿水平和垂直方向分别移动  $m$  和  $n$  个像素,  $l$  为邻域范围,  $\mathbf{W}(f)$  为降低  $f$  边缘上像素平滑作用的  $m \times n$  权重矩阵, 非对角线上元素为 0, 对角线上元素值与边缘强度成反比。

### 3.1.1 基于深度信息的点扩展函数估计

在降质信息未知的条件下, 直接估计  $P \{h [r(d)]\}$  难度较大, 因此采用间接估计的方式完成。由(1)式可知,  $P \{h [r(d)]\}$  估计可利用  $f \otimes h [r(d)]$  的盲去卷积结果完成, 考虑到  $h [r(d)]$  是深度  $d$  的函数, 可利用 Cao 等<sup>[11]</sup> 提出的基于深度信息的去卷积算法实现, 该算法假设图像降质由光线的衰减和扩散造成。其中, 衰减会引发成像时光线不足, 随着深度的增加, 光线明显减弱; 而扩散会导致图像对比度较低, 随着深度的增加, 物体表面亮度增大。假设衰减和扩散具有相同的降质规律时, 降质仅与深度相关, 这与显微图像散焦降质的结论一致, 具体操作为

$$\hat{g} = \frac{g(k, j) - d_x [1 - d(k, j)]}{d(k, j)}, \quad (7)$$

式中  $\hat{g}$  为  $g$  去卷积的结果, 可用来间接估计  $P \{h [r(d)]\}$ ,  $g(k, j)$  为坐标  $(k, j)$  处的像素值,  $d(k, j)$  为  $g$  的深度图  $d$  中  $(k, j)$  点的像素值,  $d_x$  为深度图  $d$  中  $(k, j)$  为中心, 窗口  $[x, x]$  的像素均值。

### 3.1.2 盲复原最小优化问题构建

在得到  $P \{g | f, h [r(d)]\}$ 、 $P(f)$  和  $P \{h [r(d)]\}$  后, 对(4)式取对数, 并定义优化函数  $E(f) = -\lg \{P \{h [r(d)], f | g\}\}$ , 则  $E(f)$  可表示为

$$E(f) = -\lg \{P \{g | f, h [r(d)]\}\} - \lg [P(f)] - \lg \{P \{h [r(d)]\}\}. \quad (8)$$

忽略(8)式中最后一项, 并将(5)式和(6)式代入(8)式, 得到

$$\min E(f) = \| f \otimes h [r(d)] - g \|^2 + \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (f - D_{m,n}f) \mathbf{W}(f) (f - D_{m,n}f)^T, \quad (9)$$

式中  $\lambda = 2\omega\sigma^2$ 。而对  $\lg \{P \{h [r(d)]\}\}$  的估计可间接利用(7)式中  $\hat{g}$  实现, 即用  $f - \hat{g}$  表示  $f \otimes h - g$  操作的去卷积结果, 最终得到

$$\min E(f) = \| f - \hat{g} \|^2 + \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (f - D_{m,n}f) \mathbf{W}(f) (f - D_{m,n}f)^T. \quad (10)$$

(10)式即为所构建的盲复原最小优化问题模型, 其中  $\min E(f)$  所对应的  $f$  为清晰图像的最佳近似解。

## 3.2 盲复原最小优化问题的求解分析

文献<sup>[12]</sup>表明, 形如(9)式的最小优化问题可采用一次雅可比迭代算法实现。首先计算目标函数  $E(f)$  的梯度

$$\frac{\partial E(f)}{\partial f} = 2\lambda(f - \hat{g}) + 2 \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (\mathbf{I} - D_{m,n}) \mathbf{W}(f) (\mathbf{I} - D_{m,n})^T f, \quad (11)$$

式中  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。进一步计算  $E(f)$  的 Hessian 矩阵

$$\frac{\partial^2 E(f)}{\partial f^2} = 2\lambda \mathbf{I} + 2 \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (\mathbf{I} - D_{m,n}) \mathbf{W}(f) (\mathbf{I} - D_{m,n})^T. \quad (12)$$

最后假设初始值  $f_0 = \hat{g}$ , Hessian 矩阵的主对角化矩阵为  $\mathbf{M}(\hat{g})/2$ , 进行一次雅可比迭代, 得到目标函数  $E(f)$  的最小化初步解  $f$  为

$$f = f_0 - \text{diag} \left[ \left. \frac{\partial^2 E(f)}{\partial f^2} \right|_{f_0=\hat{g}} \right]^{-1} \left. \frac{\partial E(f)}{\partial f} \right|_{f_0=\hat{g}} = [\mathbf{I} - \mathbf{M}(\hat{g})^{-1} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (D_{m,n} - \mathbf{I})^T \mathbf{W}(\hat{g}) (D_{m,n} - \mathbf{I})] \hat{g}, \quad (13)$$

式中  $\mathbf{W}(\hat{g})$  为权重系数矩阵。由(13)式可知, 求解(10)式可用滤波算子与去卷积结果  $\hat{g}$  相乘的方式来实现, 即对图像  $\hat{g}$  实施滤波器操作。其中, 权重系数矩阵  $\mathbf{W}(\hat{g})$  是求解优化问题的关键, 因此可将其设计为滤波器的核函数。

He 等<sup>[13]</sup>提出的快速引导滤波器是一种性能优越的局部线性滤波器, 该滤波器利用引导图像邻域内的像素均值和方差作为局部估计, 自适应地调整输出权重值, 保留图像整体特征的同时, 充分获取引导图像的变化细节。将(13)式中  $\mathbf{W}(\hat{g})$  设为引导滤波的核函数, 引导图像为去卷积图像  $\hat{g}$ , 则有

$$\mathbf{W}[\hat{g}(k, j)] = \frac{\sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l \{1 + \{[\hat{g}(k, j) - \mu][\hat{g}(k-m, j-n) - \mu]/(\varphi^2 + \epsilon)\}\}}{|\hat{\omega}|^2}, \quad (14)$$

式中  $|\hat{\omega}|$  为当前核函数窗口  $[m, n]$  内的像素个数,  $\mu$  和  $\varphi^2$  分别为当前核窗口内引导图像  $\hat{g}$  的均值和方差,  $\epsilon$  为调整参数。

在实际应用中, 对去卷积图像  $\hat{g}$  实施引导图像滤波的具体形式为

$$f(k, j) = \mathbf{W}[\hat{g}(k, j)] \hat{g}(k-m, j-n). \quad (15)$$

### 3.3 两次引导滤波的最小优化问题求解

当显微散焦图像  $g$  含有噪声时, 获得的结果如图 4(b) 所示, 引导滤波无法有效估计图像的高频信息, 解  $f$  仍有噪声残余, 结果如图 4(c) 所示, 红框区域对应的局部放大图边缘噪声明显。因此, 对其进行求解, 即

$$\begin{aligned} \min E(f') = & \left[ \|f - \hat{g}\|^2 + \lambda_1 \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (f - D_{m,n} f) \mathbf{W}(f) (f - D_{m,n} f)^T \right] + \\ & \left[ \|f' - f\|^2 + \lambda_2 \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (f' - D_{m,n} f') \mathbf{W}(f') (f' - D_{m,n} f')^T \right], \end{aligned} \quad (16)$$

式中  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为加权系数,  $f'$  为复原结果。目标函数中的第 1 项为(9)式结果, 利用引导滤波(15)式对其进行求解即可得到  $f$ 。然后, 将  $f$  作为第二项的输入, 再次使用引导滤波,

$$f'(k, j) = \mathbf{W}[f(k, j)] f(k-m, j-n), \quad (17)$$

将残余噪声  $f' - f$  消除, 结果如图 4(d) 所示。两次引导滤波算法克服了一次引导滤波的缺陷, 有效减少了噪声, 左上角局部放大图边缘清晰, 与真实图像接近。

两次引导滤波的参数设置并不一致, 第一次需要初步估计原图的结构信息, 滤波模板稍大。第二次需对初始解去噪平滑, 模板较小, 避免丢失细节。

## 4 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性, 分别选用真实图像及合成图像进行测试。将算法结果与文献[11]提出的基于深度信息的盲去卷积法, 文献[6]提出的迭代 LR 算法, 文献[5]提出的维纳滤波算法结果进行对比。本文算法中, 第 1 个引导滤波窗口半径  $l=11$  pixel,  $\epsilon=6 \times 10^{-3}$ , 第 2 个引导滤波窗口半径  $l=5$  pixel,  $\epsilon=4 \times 10^{-3}$ 。其他参数设置同文献参数设置一致。

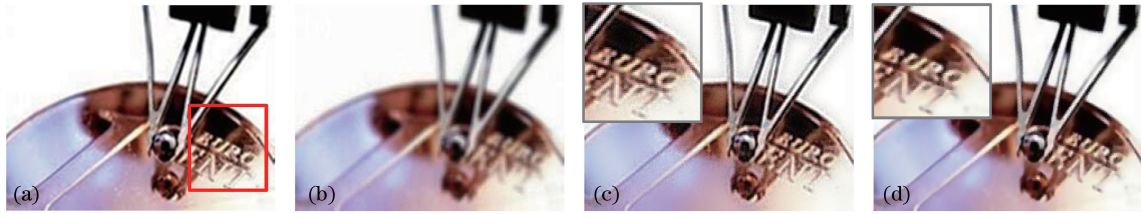


图 4 引导滤波结果对比。(a) 真实图像；(b) 合成散焦图像；(c) 单次引导滤波；(d) 两次引导滤波

Fig. 4 Comparison of guided filtering results. (a) Real image; (b) defocused image; (c) single guided filtering; (d) double guided filterings

首先在文献[5]相同的硬件平台下获取真实显微图像,显微镜物镜的放大倍数为 20,操作手移动的运动步长为  $2\ \mu\text{m}$ ,采集图像为操作钳镊取零件时成像不能清晰分辨的散焦图像。各算法的复原结果及局部放大图如图 5 所示。

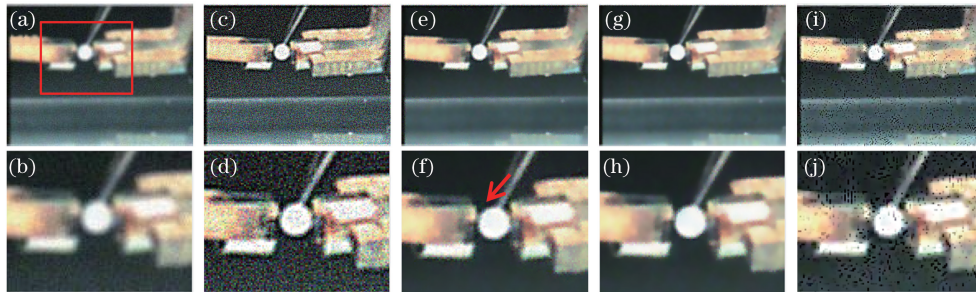


图 5 各算法对零件对接图像的盲复原结果对比。(a)(b) 输入图像和局部放大图；(c)(d) 文献[11]算法和局部放大图；(e)(f) 文献[5]算法和局部放大图；(g)(h) 本文算法和局部放大图；(i)(j) 文献[6]算法和局部放大图

Fig. 5 Comparison of blind restoration results for joined components by different algorithms. (a)(b) Input image and partial enlargement; (c)(d) Ref. [11] result and partial enlargement; (e)(f) Ref. [5] result and partial enlargement; (g)(h) proposed algorithm result and partial enlargement; (i)(j) Ref. [6] result and partial enlargement

文献[11]算法和文献[6]算法结果存在噪声残余,局部放大图 5(d)和图 5(j)中噪声尤为明显;文献[5]算法及本文算法都能有效复原清晰图像,如图 5(e)和图 5(g)所示;仔细对比局部放大图,可以发现本文算法结果的清晰度明显高于文献[5]算法。

另一组实验在合成图像上进行。在硬币和夹持器的清晰图 4(a)上,分别添加不同组的高斯模糊及噪声,结果如图 6(a)所示,从上到下输入图像依次为:均值为 0,方差为 6 的高斯模糊以及均值为 0,方差为 0.001 的噪声合成图像 1;均值为 0,方差为 8 的高斯模糊和均值为 0,方差为 0.002 的噪声合成图像 2;均值为 0,方差为 10 的高斯模糊和均值为 0,方差为 0.003 的噪声合成图像 3。各算法的复原结果如图 6(b)~(e)所示,图像左上角为图 6(a)红框区域的放大结果。

从图 6 中可见,文献[11]算法和文献[6]算法结果噪声明显,放大图细节信息丢失,随着模糊度和噪声加大,复原清晰度下降;本文算法和文献[5]算法结果清晰度高,但放大图中本文算法结果更好,如输入图像 1 的局部结果中箭头所指的“E”清晰可辨,而文献[5]结果中“E”辨识度略低,随着模糊度和噪声的加大,文献[5]结果在边缘处存在残余噪声,如图 6(c)所示;输入图像为 2 和 3 时,箭头所指处存在噪声,而本文算法结果更平滑。

采用峰值信噪比(PSNR)、方差及平方梯度对上述复原图像进行量化评价<sup>[14]</sup>。其中,PSNR 是基于噪声敏感的图像质量评价标准,其值越大表示复原图像精度越高;方差及平方梯度利用微分来计算图像的边缘和细节信息,有效地评价复原清晰度,函数值越大表示清晰度越高。

图 5 和图 6 对应的统计结果如表 1 所示,可见本文算法的 PSNR 值、方差和平方梯度均为最高,且结果稳定,文献[5]算法次之,文献[11]算法和文献[6]算法最低。更多实验表明,模糊和噪声的方差每增加 30%,本文算法的质量评价价值下降约 3%,相同条件下其余算法对应的质量评价价值下降约 5%。这是由于两次引导滤波能较好地跟随原始信号,使边界锐化,细节突出,复原结果清晰度高。由于文献[5]算法是一种半

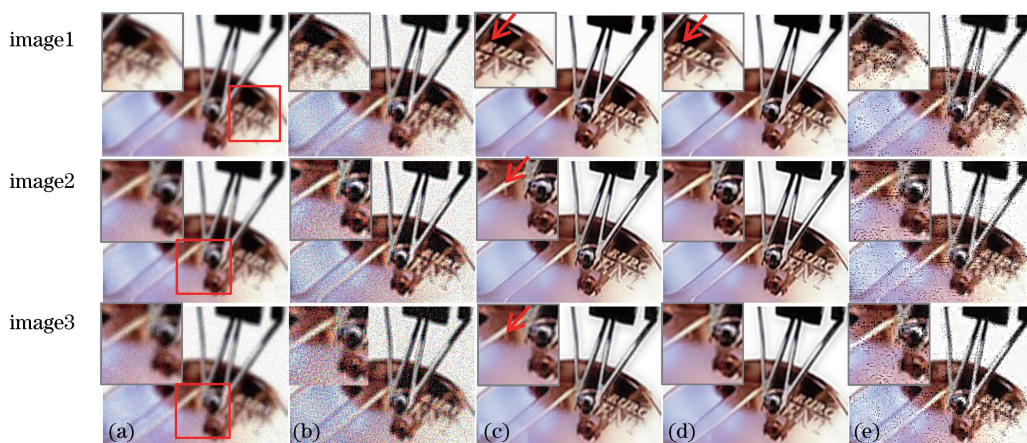


图 6 各算法对硬币图像的盲复原结果对比。(a) 输入图像；(b) 文献[11]算法；(c) 文献[5]算法；(d) 本文算法；(e) 文献[6]算法

Fig. 6 Comparison of blind restoration results for coin image by different algorithms. (a) Input image; (b) Ref. [11] algorithm; (c) Ref. [5] algorithm; (d) proposed algorithm; (e) Ref. [6] algorithm

监督的复原算法,虽然较文献[11]和文献[6]算法结果更优,但最终结果与真实结果之间存在误差,使边界处有噪声残余,同时,文献[11]算法中光线的衰减和扩散具有相同降质规律的假设,无法满足场景深度不连续的边缘区域,易导致边缘细节丢失以及噪声残余。文献[6]算法在多次迭代后均存在放大噪声的缺陷,复原结果中噪声明显,细节不突出,量化指标值最低。

表 1 不同算法的 PSNR、方差和平方梯度统计结果

Table 1 Statistic results of PSNR, variance and squared gradient of different algorithms

Image	Ref. [11] algorithm			Ref. [5] algorithm			Proposed algorithm			Ref. [6] algorithm		
	PSNR	Variance	Gradient	PSNR	Variance	Gradient	PSNR	Variance	Gradient	PSNR	Variance	Gradient
Fig. 5	50.96	71.29	94.21	61.67	76.69	100.33	68.93	82.75	110.43	68.69	65.68	88.65
Image 1 in Fig. 6(a)	48.74	67.44	92.27	54.21	74.68	103.24	58.52	76.20	111.72	50.18	66.23	100.52
Image 2 in Fig. 6(a)	44.52	63.72	91.29	50.27	68.02	101.78	55.71	73.84	109.34	46.51	61.88	98.12
Image 3 in Fig. 6(a)	40.18	62.98	89.98	52.86	65.10	98.27	53.57	70.57	104.45	42.31	60.01	95.26

为进一步验证算法的稳健性,在 Levin 等<sup>[15]</sup>提供的散焦图像集下(包括 4 幅统一尺寸为 255 pixel × 255 pixel 的原始清晰图像与 8 个不同的点扩展函数,共 32 幅散焦图像),测试不同盲复原算法的运行时间和像素误差平均值  $E_{err}^{[14]}$ ,结果如图 7 所示。

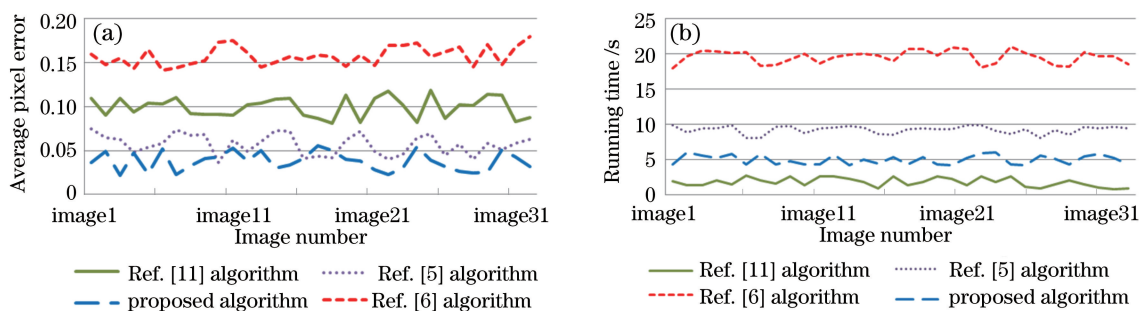


图 7 不同算法结果的像素误差平均值和运行时间比较。(a) 像素误差平均值；(b) 运行时间

Fig. 7 Comparison of average pixel error values and running time by different algorithms.

(a) Average pixel error; (b) running time

图 7(a)比较了各算法复原结果的像素误差平均值,可见本文算法对应的像素误差平均值最低,为0.04左右;文献[5]算法次之,像素误差平均值为 0.05 左右;而文献[11]的深度去卷积法和文献[6]的迭代 LR 算法像素误差平均值分别约为 0.09 和 0.15。像素误差平均值越小,表明复原的准确率越高,本文算法相比于常用的文献[5]算法、文献[11]算法和文献[6]算法,复原准确度提高了约 20%。图 7(b)给出了各算法复原单幅图像的平均运行时间,由于本文算法是在文献[11]算法基础上优化得到,因此,运行时间比文献[11]算法长(约为 5 s),但比文献[5]算法和文献[6]算法的时间(约为 9 s 和 19 s)分别缩短了 44%和 73%,可见其具有高效、易实施的优点。

## 5 结 论

将平滑保边性能优越的两次迭代引导滤波算法应用于显微散焦图像的盲复原中,通过构建合理的盲复原最小优化问题,并分析优化问题的求解过程,推出实施引导滤波快速求解最小优化问题的结论,所设计的两次引导滤波的求解方法能够有效消除噪声和估计误差,获得了更好的复原结果。实验结果表明,本文算法的像素误差平均值约为 0.04,较常用算法的准确度提高了约 20%,运行时间也大幅缩短,下一步可将其应用于微装配散焦图像盲复原的工程实践。

## 参 考 文 献

- [1] Cao Lei, Chen Hongbin, Qiu Qi, *et al.* Blind image deconvolution based on power law distribution applied in optoelectronic detections system[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(3): 0308007.  
曹 雷, 陈洪斌, 邱 琪, 等. 基于指数律分布的快速盲图像解卷积在光电探测系统中的应用[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308007.
- [2] Zhao Qingqing, Zhang Tao, Zheng Weibo. Research on high resolution digital refocusing of light field imaging based on microlens array[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101001.  
赵青青, 张 涛, 郑伟波. 基于微透镜型光场成像的高分辨率数字对焦技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101001.
- [3] Liu Xiaohui, Guo Cheng'an, Hu Jiasheng. A modified Wiener filtering for restoration of ring-coded aperture image in inertial confinement fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2004, 24(8): 1045-1050.  
刘晓辉, 郭成安, 胡家升. 惯性约束聚变中环孔编码图像恢复的改进维纳滤波方法[J]. 光学学报, 2004, 24(8): 1045-1050.
- [4] Yoo J C, Ahn C W. Image restoration by blind-Wiener filter[J]. IET Image Processing, 2014, 8(12): 815-823.
- [5] Hu Xiaoping, Chen Guoliang, Mao Zhengyu, *et al.* Study on Wiener filtering for restoration of defocus blur image[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(3): 479-482.  
胡小平, 陈国良, 毛征宇, 等. 离焦模糊图像的维纳滤波复原研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(3): 479-482.
- [6] Khan M K, Morigi S, Reichel L, *et al.* Iterative methods of Richardson-Lucy-type for image deblurring[J]. Numerical Mathematics Theory Methods & Applications, 2013, 6(1): 262-275.
- [7] Zhang H C, Wipf D, Zhang Y N. Multi-observation blind deconvolution with an adaptive sparse prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(8): 1628-1643.
- [8] Song C W, Deng H, Gao H J, *et al.* Bayesian non-parametric gradient histogram estimation for texture-enhanced image deblurring[J]. Neurocomputing, 2016, 197(1): 95-112.
- [9] Cho S Y, Lee S Y. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 89-97.
- [10] Duan Jiangyong, Meng Gaofeng, Xiang Shiming, *et al.* Restoring motion blurred image based on edge region constraints[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(8): 1038-1046.  
段江永, 孟高峰, 向世明, 等. 边缘区域约束引导的运动模糊图像复原[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(8): 1038-1046.
- [11] Cao Y, Fang S, Wang F. Single image multi-focusing based on local blur estimation[C]. IEEE International Conference on Image and graphics (ICIG), 2011: 168-175.
- [12] Elad M. Retinex by two bilateral filters[C]. International Conference on Scale-Space Theories in Computer Vision, 2005: 217-229.
- [13] He K M, Sun J. Fast guided filter[EB/OL]. (2015-05-05)[2016-02-09]. <https://arxiv.org/abs/1505.00996>.
- [14] Takeda H, Seo H J, Milanfar P. Statistical approaches to quality assessment for image restoration[C]. International Conference on Consumer Electronic (ICCE), 2008: 1-2.
- [15] Levin A, Weiss Y, Durand F, *et al.* Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009: 1964-1971.