

贝叶斯迭代联合双边滤波的散焦图像快速盲复原

尹诗白 王卫星 王一斌 李大鹏 邓箴

Fast Bayesian blind restoration for single defocus image with iterative joint bilateral filters

Yin Shi-Bai Wang Wei-Xing Wang Yi-Bin Li Da-Peng Deng Zhen

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 234202 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.234202

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.234202>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I23>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于残差矩阵估计的稀疏表示目标跟踪算法

Visual tracking based on the estimation of representation residual matrix

物理学报.2016, 65(19): 194201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.194201>

基于激光散斑成像的零件表面粗糙度建模

Surface roughness modeling based on laser speckle imaging

物理学报.2015, 64(23): 234203 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.234203>

基于指导滤波的图像盲复原算法

Guided filter-based blind image restoration method

物理学报.2015, 64(13): 134202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.134202>

基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准

Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information

物理学报.2015, 64(12): 124204 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.124204>

基于多相组重建的航空图像超分辨率算法

Super resolution of aerial image by means of polyphase components reconstruction

物理学报.2015, 64(11): 114208 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.114208>

## 贝叶斯迭代联合双边滤波的散焦图像快速盲复原\*

尹诗白<sup>1)†</sup> 王卫星<sup>2)</sup> 王一斌<sup>3)</sup> 李大鹏<sup>1)</sup> 邓箴<sup>4)</sup>

1)(西南财经大学经济信息工程学院, 成都 611130)

2)(长安大学信息工程学院, 西安 710064)

3)(四川师范大学工学院, 成都 610101)

4)(宁夏大学信息工程学院, 银川 750021)

(2016年7月9日收到; 2016年9月11日收到修改稿)

实现有效的单幅散焦图像盲复原对军事及地质勘测领域的清晰图像获取具有极为重要的意义. 常用算法存在计算量大、振铃及噪声敏感的问题, 为此本文提出了贝叶斯框架下迭代双边滤波器的快速盲复原算法. 它首先用基于深度信息的盲去卷积结果估计点扩散函数的概率模型, 进而通过贝叶斯理论构建合理的盲复原最小优化问题; 然后推理分析最小优化问题的求解实质, 得出双边滤波器快速求解最小优化问题的结论; 最后设计迭代联合双边滤波器的求解方式, 即利用一次双边滤波器求解的复原结果设计联合双边滤波器的指导图, 再将其作为优化问题的输入, 迭代实施求解. 实验结果表明: 该算法能有效抑制振铃, 减少计算量, 去除噪声, 85%图像的像素误差平均值低于0.03, 较常用盲去卷积法在同一误差区间的复原成功率提高了19%, 运行时间缩短了约78%, 能有效用于单幅散焦图像盲复原的实际工程实践中.

**关键词:** 机器视觉, 贝叶斯框架, 联合双边滤波器, 图像盲复原

**PACS:** 42.30.Va, 42.30.Tz, 02.30.Zz

**DOI:** 10.7498/aps.65.234202

## 1 引言

图像成像过程中, 受光学系统像差和背景噪声等因素的影响, 势必得到降质的散焦图像. 在实际应用中, 往往需要求解其逆过程, 获得未降质的清晰图像. 盲复原就是在不知道降质原因及准确噪声信息的情况下, 估计清晰图像的方法, 目前广泛应用于天文观测、军事探测、地质勘探等领域的散焦图像复原中<sup>[1-4]</sup>. 由于盲复原技术应用的广泛性和需求的迫切性, 目前出现了一系列应用物理和数学方面的知识来解决这一问题<sup>[5-10]</sup>, 其中基于单幅图像的盲复原方法因易于实施成为研究的热点<sup>[8,9]</sup>.

单幅图像盲复原的主要模型为盲去卷积法, 它将模糊图像表示为真实图像和一个点扩散函数的

卷积, 然后估计点扩散函数, 反向去卷积得到复原的真实图像. 由于降质信息未知, 点扩散函数具有分布不规则, 强度差异明显等特点, 对其进行准确估计极为困难, 且降质过程往往伴有噪声, 更增加了问题的复杂性. 常用的迭代盲去卷积法<sup>[11]</sup>, 利用真实图像与点扩散函数的约束关系构建相应的优化目标函数, 并采用渐进的方式求解清晰图像, 避开了直接估计点扩散函数的难点, 但具有计算量大、噪声敏感的缺点. 为此, Fahmy等<sup>[12]</sup>将多种的先验知识和约束条件应用到迭代盲去卷积法中, 更好地引导解的搜索方向, 但迭代的收敛性与初始条件有关, 解的惟一性不确定, 鲁棒性差. Almeida和Figueiredo<sup>[13]</sup>进一步采用剩余白噪声的策略来确保迭代收敛的稳定性, 但优化目标函数为凸函数且没有考虑噪声平滑, 导致它对噪声敏感, 只适

\* 国家自然科学基金重大项目(批准号: 91218301)、国家自然科学基金青年科学基金(批准号: 61502396)、中央高校基本科研业务费(批准号: JBK150503, JBK160135)和宁夏自然科学基金(批准号: NZ15054)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: shibaiyin@swufe.edu.cn

用于均匀背景的情况. 另一方面, 基于贝叶斯框架的盲去卷积法也广受关注<sup>[14]</sup>, 它将光学散焦成像模型转化为先验图像的概率分布模型, 再将图像的盲复原问题转化为最大后验概率的最小优化问题来求解. 相比于迭代盲去卷积法, 具有更好的鲁棒性, 但点扩散函数的概率模型估计仍是难点, 且常用的梯度下降求解策略导致计算量大. 如Likas和Galatsanos<sup>[15]</sup>提出了变分贝叶斯的方法, 试图从全概率后验分布估计出点扩散函数的概率模型, 实验证明复原图像的边缘处存在振铃现象. Zhang等<sup>[16]</sup>利用自适应稀疏先验来估计点扩散函数和噪声模型, 以便更好地引导优化问题求解的方向, 但算法对细节丰富的图像过度平滑, 复原结果失真. Song等<sup>[17]</sup>引入马尔可夫随机场来估计先验模型, 该法能够较好地保持边缘细节, 但梯度下降的求解策略导致计算量大. 此外, Cao等<sup>[18]</sup>另辟蹊径, 利用单张图像的深度图来估计点扩散函数, 以快速有效地实现盲去卷积, 但算法中光线的衰减和扩散具有相同的降质规律假设, 无法满足场景深度不连续的边缘区域, 导致边缘细节丢失及噪声残余. 综上所述, 如何准确估计点扩散函数, 减少计算量, 去除振铃和噪声是目前算法亟待解决的问题.

为此, 本文提出了迭代联合双边滤波的快速盲复原算法, 首先利用基于深度信息的盲去卷积结果, 间接估计贝叶斯框架中点扩散函数的概率模型, 避开直接估计点扩散函数的难点, 构建合理的盲复原最小优化问题; 然后推导盲复原最小优化问题的求解过程, 得出实施双边滤波操作可快速求解最小优化问题的结论, 相比于常用的梯度下降求解策略, 有效地减少了计算量; 最后设计迭代联合双边滤波器的求解方式, 即利用一次双边滤波器求解的复原结果设计联合双边滤波器的指导图, 再将指导图作为优化问题输入, 迭代实施该过程, 有效地去除振铃和噪声. 实验结果表明, 本文算法较常用2盲去卷积算法性能更好.

## 2 贝叶斯迭代联合双边滤波的散焦图像快速盲复原

### 2.1 贝叶斯框架下盲复原最小优化问题构建

图像光学散焦成像的数学模型可描述如下:

$$Y = X \otimes g + \kappa, \quad (1)$$

式中,  $Y$  表示观测到的降质图像;  $X$  表示原本的清晰图像;  $g$  表示线性的点扩散函数;  $\otimes$  表示卷积操作;  $\kappa$  表示成像过程中产生的噪声.

在点扩散函数  $g$  未知的前提下, 求解清晰图像  $X$  属于数学中的病态“反问题”, 可利用贝叶斯理论将其转换为一个极大后验概率模型, 即对于给定的降质图像  $Y$ , 假设  $Y$  和  $g$  相互独立,  $X$  和  $g$  的后验概率可表示为

$$P(X, g|Y) \propto P(Y|X, g)P(X)P(g), \quad (2)$$

式中,  $P(Y|X, g)$  为已知  $X$  和  $g$  条件下  $Y$  的概率模型;  $P(X)$  为清晰图像的概率模型;  $P(g)$  为点扩散函数  $g$  的概率模型.

从(2)式可见, 为了求解  $P(X, g|Y)$  需要有效估计  $P(Y|X, g)$ ,  $P(X)$  和  $P(g)$  的概率模型. 对于一幅真实的散焦图像而言, 假设噪声服从独立分布的高斯噪声, 且是一个均值为0, 标准差为  $\sigma$  的加性噪声, 则  $P(Y|X, g)$  的估计如下:

$$P(Y|X, g) \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \|X \otimes g - Y\|^2 \right\}. \quad (3)$$

另外假设清晰图像  $X$  局部平滑, 采用如下的平滑算子来定义  $P(X)$ :

$$P(X) = \exp \left( -\omega \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (X - D_{m,n}X) \times W_{[m,n]}(X - D_{m,n}X)^T \right), \quad (4)$$

式中,  $\omega$  为平滑时的权重系数,  $D_{m,n}$  是转移系数, 表示将图像  $X$  向水平方向移动  $m$  个像素, 向垂直方向移动  $n$  个像素;  $l$  为邻域范围;  $W_{[m,n]}$  是降低边缘上像素平滑作用的权重矩阵, 其非对角线上元素为0, 对角线上的元素值与边缘强度成反比, 非对角线上的值为1.

因降质信息未知,  $P(g)$  的估计是难点, 可利用2.1.1节中基于深度信息的去卷积算法操作间接实现.

#### 2.1.1 基于深度信息的散焦图像去卷积

散焦图像的降质是由光线的衰减和扩散两方面因素造成的. 衰减会引发成像时光线不足, 且随着成像光路距离的增加, 光线明显下降. 而扩散会导致图像对比度较低, 且随着成像光路距离的增加, 物体表面亮度上升. 假设衰减和扩散具有相同的降质规律, 则图像降质仅受光路距离影响. 根据上述成像原理, Cao提出基于深度信息的盲去卷积算法, 该方法认为在实际应用中利用光路距离即深

度信息, 便可获得图像的降质信息, 从而实现去卷积. 具体操作如下:

$$\hat{Y} = \frac{Y(k, j) - d_u(1 - d(k, j))}{d(k, j)}, \quad (5)$$

式中,  $\hat{Y}$  为图像  $Y$  的去卷积结果;  $Y(k, j)$  为图像  $Y$  中坐标为  $(k, j)$  的像素值;  $d(k, j)$  为图像  $Y$  对应的深度图  $d$  中坐标为  $(k, j)$  的像素值;  $d_u$  为深度图像  $d$  中以  $(k, j)$  为中心的大小为  $[u, u]$  的窗口中像素的平均值.

去卷积结果  $\hat{Y}$  存在边缘信息丢失及噪声残余的问题, 这是由于算法中“衰减和扩散具有相同降质规律”的假设, 无法在深度不一致的边缘区域得到满足, 且散焦图像  $Y(k, j)$  引入的噪声没有对应的平滑项消除所导致. 为此, 本文将利用  $\hat{Y}$  构建盲复原的最小优化问题, 并用双边滤波器进一步求解清晰图像.

### 2.1.2 盲复原最小优化问题构建

在估计出  $P(Y|X, g)$ ,  $P(X)$ ,  $P(g)$  三项先验概率模型后, 定义全新的优化函数:  $E(X) = -\log(P(X, g|Y))$ , 由 (2) 式可知求函数的最小值  $\min E(X)$  也就是求  $-\log(P(Y|X, g)P(X)P(g))$  的最小值. 首先将  $P(Y|X, g)$  概率模型 (3) 式,  $P(X)$  概率模型 (4) 式代入 (2) 式, 得

$$\begin{aligned} & \min E(X) \\ &= \|X \otimes g - Y\|^2 + \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (X - D_{m,n}X) \\ & \quad \times W_{[m,n]}(X - D_{m,n}X)^T, \end{aligned} \quad (6)$$

式中,  $\lambda = 2\omega\sigma^2$ . 对 (2) 式中  $P(g)$  的估计可间接使用 (6) 式中  $X \otimes g$  去卷积结果来实现, 从而得到

$$\begin{aligned} & \min E(X) \\ &= \|X - \hat{Y}\|^2 + \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (X - D_{m,n}X) \\ & \quad \times W_{[m,n]}(X - D_{m,n}X)^T, \end{aligned} \quad (7)$$

此时, (7) 式就是构建的散焦图像盲复原的最小优化问题, 能量函数最小值  $\min E(X)$  对应的  $X$  就是清晰图像的最佳近似解.

## 2.2 盲复原最小优化问题的求解分析

Elad 证明对于最大后验概率的最小优化问题, 可采用 Jacobi 算法下的单步迭代完成 [19], 因此假

设 (7) 式中  $X$  的初始值  $X_0 = \hat{Y}$ , 使用一次 Jacobi 迭代求解 (7) 式,  $E(X)$  最小值时的初步解  $X_1$  为

$$\begin{aligned} X_1 &= X_0 - \text{diag} \left\{ \frac{\partial^2 E(X)}{\partial X^2} \Big|_{X_0=\hat{Y}} \right\}^{-1} \frac{\partial E(X)}{\partial X} \Big|_{X=\hat{Y}} \\ &= \left[ I - M(\hat{Y})^{-1} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (D_{m,n} - I)^T \right. \\ & \quad \left. \times W_{[m,n]}(\hat{Y})(D_{m,n} - I) \right] \hat{Y}, \end{aligned} \quad (8)$$

式中, Hessian 矩阵的主对角化阵  $\frac{\partial E(X)}{\partial X}$  是函数  $E(X)$  的梯度.

优化问题的求解转化为  $\hat{Y}$  乘以

$$\begin{aligned} & \left[ I - M(\hat{Y})^{-1} \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (D_{m,n} - I)^T \right. \\ & \quad \left. \times W[m, n](\hat{Y})(D_{m,n} - I) \right] \end{aligned}$$

算子来实现, 若将  $W_{[m,n]}$  设计为

$$\begin{aligned} & W_{[m,n]}(k, j) \\ &= \frac{\rho' \{ \hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - n) \}}{\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - n)} V_{[m,n]}, \end{aligned} \quad (9)$$

式中,  $\hat{Y}(k, j)$  为噪声图像  $Y$  在坐标  $(k, j)$  的像素点值,  $[m, n]$  为滤波器的窗口. 当空间函数

$$V_{[m,n]} = \exp \left( -\frac{m^2 + n^2}{2\delta_s^2} \right),$$

值域函数

$$\rho(x) = 1 - \exp \left( -\frac{x^2}{2\delta_r^2} \right)$$

时, (8) 式的操作算子为高斯双边滤波器, 在实际应用中, 可对  $\hat{Y}$  实施双边滤波操作:

$$X_1(k, j) = a[m, n, k, j] \hat{Y}(k - m, j - n), \quad (10)$$

式中,  $X_1(k, j)$  为去噪后坐标为  $(k, j)$  的像素值. 构造的双边滤波器为:

$$\begin{aligned} & a[m, n, k, j] \\ &= \frac{1}{Z(k, j)} \exp \left[ -\frac{m^2 + n^2}{2\delta_s^2} \right. \\ & \quad \left. - \frac{(\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - n))^2}{2\delta_r^2} \right], \end{aligned} \quad (11)$$

式中,  $Z(k, j)$  为归一化项;  $\delta_s, \delta_r$  分别为在像素特征值域和空间域滤波时高斯函数的标准差. 因此 (7) 式求解的实质是对  $\hat{Y}$  实施双边滤波器操作, 双边滤波因同时考虑邻域像素点的特征值相似度信息和空间邻近度信息, 具有保边去噪效果.



### 2.3 迭代联合滤波器的快速求解策略

#### 2.3.1 基于双边滤波器的最小优化问题求解

基于2.2节的结论, 为了确保算法鲁棒性, 本文采用高斯函数作为双边滤波器的空域平滑函数, 梯度为0的  $\rho(x) = |x|^b$ ,  $b \in [0.5, 1]$  作为值域平滑函数, 设计  $W_{[m,n]}$ :

$$\begin{aligned} & W_{[m,n]}(k, j) \\ &= \frac{(|\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - n)|^b)' }{|\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - m)|} V_{[m,n]} \\ &= \frac{b}{|\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - m)|^{2-b}} V_{[m,n]}. \end{aligned} \quad (12)$$

对  $\hat{Y}(k, j)$  像素实施双边滤波器操作, 得到清晰图像  $X$  的一个估计值  $\hat{X}_1$ :

$$\begin{aligned} & \hat{X}_1(k, j) \\ &= \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l a(m, n, k, j) \hat{Y}(k - m, j - n), \end{aligned} \quad (13)$$

其中  $a(m, n, k, j)$  为

$$\begin{aligned} & a(m, n, k, j) \\ &= \frac{1}{Z(k, j)} \frac{1}{|\hat{Y}(k, j) - \hat{Y}(k - m, j - n)|^{2-b}} \\ & \quad \times \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\delta_s^2}\right). \end{aligned} \quad (14)$$

#### 2.3.2 联合双边滤波器的最小优化问题求解

根据2.3.1节的操作能获得清晰图像的一个初步解  $\hat{X}_1$ , 但因双边滤波器不能有效地估计图像中的高频信息,  $\hat{X}_1$  中仍有噪声残余. 为解决该问题, 本文使用联合双边滤波器来进一步优化求解, 即使用一个接近清晰图的指导图来继续估计图像的高频信息. 由于目前我们已经得到清晰图像的一个较好的估计  $\hat{X}_1$ , 可以用它作为设计联合滤波器指导图的依据, 考虑到  $\hat{Y}$  的结果中也保留了高频信息, 因此设定指导图为  $\hat{Y} - \beta(\hat{Y} - \hat{X}_1)$ ,  $\beta$  为权重参数, 且  $\beta \in [0, 1]$ . 将指导图作为盲复原优化问题的输入, 得到优化目标函数:

$$\begin{aligned} \min E(X) &= \left\| X - (\hat{Y} - \beta(\hat{Y} - \hat{X}_1)) \right\|^2 \\ &+ \lambda \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l (X - D_{m,n}X) \\ &\quad \times W_{[m,n]}(X - D_{m,n}X)^T, \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $\lambda = 2\omega\sigma^2$ . 进一步采用高斯双边滤波器求解, 得到逼近真实图的解  $\hat{X}_2$ :

$$\begin{aligned} & \hat{X}_2(k, j) \\ &= \sum_{m=-l}^l \sum_{n=-l}^l a(m, n, k, j) \{ \hat{Y}(k - m, j - n) \\ & \quad - \beta[\hat{Y}(k - m, j - n) - \hat{X}_1(k - m, j - n)] \}, \end{aligned} \quad (16)$$

其中  $a(m, n, k, j)$  为

$$\begin{aligned} & a(m, n, k, j) \\ &= \frac{1}{Z(k, j)} \exp\left(-\frac{m^2 + n^2}{2\delta_s^2}\right) \\ & \quad - \frac{(\hat{X}(k, j) - \hat{X}(k - m, j - n))^2}{2\delta_r^2}, \end{aligned} \quad (17)$$

式中,  $\hat{X}$  为  $\hat{Y} - \beta(\hat{Y} - \hat{X}_1)$  的简写形式. 为了使复原图像最大程度地逼近真实的清晰图像, 设计迭代的方式执行下述步骤.

1) 双边滤波器求解: 对(5)式所获得的图像  $\hat{Y}$  实施(13)式的双边滤波器操作, 获得清晰图像的初始估计值  $\hat{X}_1$ .

2) 联合双边滤波器求解: 由已知的  $\hat{Y}$  和  $\hat{X}_1$ , 获得联合双边滤波器的指导图  $\hat{Y} - \beta(\hat{Y} - \hat{X}_1)$ , 在该指导图上实施(16)式高斯双边滤波器操作, 获得逼近清晰图像的估计值  $\hat{X}_2$ .

3) 迭代验证: 计算  $\hat{X}_2$  与  $\hat{Y}$  的灰度均方差  $\varepsilon$ , 若  $\varepsilon \leq 0.01$ , 则表明算法收敛,  $\hat{X}_2$  即为最优的复原结果, 否则令  $\hat{Y} = \hat{X}_2$ , 重复步骤2至3, 直到  $\varepsilon \leq 0.01$  为止.

## 3 复原实验与结果分析

为了验证本文算法的有效性, 分别对合成图像和真实图像进行测试, 并与Cao等[18]提出的单张图像深度信息的盲去卷积算法, Zhang等[16]提出的自适应离散先验的盲去卷积算法以及Almeida和Figueiredo[13]提出的迭代盲去卷积算法对比. 算法参数设置如下.

本文算法: 2.3.1节中双边滤波器窗口  $[m, n]$  为  $[15, 15]$ , 邻域范围  $l$  为 15; 高斯函数的标准差  $\delta_s = 120$ ,  $\delta_r = 0.001$ ; 平滑函数的参数  $b = 0.5$ . 2.3.2节中联合双边滤波器窗口  $[m, n]$  为  $[7, 7]$ , 邻域范围  $l$  为 7; 高斯函数的标准差  $\delta_s = 80$ ,  $\delta_r = 0.3$ , 指导图权重参数  $\beta = 0.5$ ; 收敛条件  $\varepsilon \leq 0.01$ .

Cao算法: 深度图中像素均值的窗口大小 $[u, u]$ 与文献参数设置一致为 $[3, 3]$ .

Zhang算法: 估计点扩散函数邻域范围从 $13 \times 13$ 到 $27 \times 27$ , 其余参数同文献设置.

Almeida算法: 迭代收敛条件及参数同文献实验中的最优设置.

所有算法均在2.3 GHz CPU, 8 G内存的条件下, 使用Matlab R2014a编程实现, 并采用视觉评价、峰值信噪比PSNR<sup>[20]</sup>和像素误差平均值<sup>[21]</sup>3个量化指标衡量散焦复原结果.

首先采用Lena合成图像进行盲复原测试, 图1(b)为图1(a)加入均值为0, 方差为6的高斯模糊和均值为0, 方差为0.001的高斯噪声合成图. 从图1(c)中可以看出, 本文算法有效地去除模糊消除噪声, 且发丝、帽沿等细节都得到了较好保留. 而Cao算法由于假设成像光线的衰减和扩散具有一致的降质规律, 使得深度信息变化的边缘细节丢

失, 如初始图1(a)矩形框中帽沿细节在图1(d)中丢失, 且结果中有噪声残余. Almeida算法的优化函数中缺少平滑项, 导致复原结果图1(f)有均匀的噪声. Zhang算法使用自适应的稀疏先验来估计点扩散函数和噪声的概率模型, 较好地引导图像复原的方向, 但仍比本文结果图1(c)的清晰度低.

图2进一步对真实散焦图像teapot进行盲复原, 并展示各算法的复原结果及图2(a)中矩形区域内的局部复原结果. Cao算法结果图2(c)虽在一定程度上去除了初始图像的模糊度, 但局部放大图2(h)茶壶花纹的辨识度低. Zhang算法的结果图2(d)存在过平滑问题, 局部放大图2(i)中花纹细节没有恢复. Almeida算法在多次迭代后结果如图2(e), 右边茶壶的花纹边缘被过分突出导致失真, 局部放大图2(j)的茶壶花纹模糊度高. 本文结果图2(b)较好地保存图像的边缘纹理结构, 且局部放大图2(g)清晰度高, 复原结果最成功.



图1 (网刊彩色) Lena图像的盲复原结果对比 (a) 真实图像; (b) 散焦图像; (c) 本文结果; (d) Cao结果; (e) Zhang结果; (f) Almeida结果

Fig. 1. (color online) Comparison of blind restoration results of Lena image: (a) Ground truth; (b) defocus image; (c) our result; (d) Cao's result; (e) Zhang's result (f) Almeida's result.

上述实验中各算法对应的PSNR值和运行时间如表1, 可见本文算法的PSNR值最高, 优于Cao算法、Zhang算法和Almeida算法. 在运行时间方面, 2幅测试图像的尺寸近似, 分别为 $250 \times 250$ 和 $300 \times 210$ , 本文算法均在迭代2次时收敛, 时间约为6 s左右, 明显短于Zhang及Almeida算法的运行时间.

为进一步验证算法的鲁棒性, 在Levin等<sup>[21]</sup>提供的散焦图像集下(包括4幅统一尺寸为 $255 \times 255$ 的原始清晰图像与8个不同的点扩散函数, 共32幅散焦图像), 测试不同盲复原算法的像素误差平均值 $E_{err}$ 和运行时间. 图3(a)显示了各算法在

不同误差范围内的复原图像个数占全部图像数的百分比, 可见本文算法在各误差区间内的百分比明显高于其他3种算法, 且近85%的图像复原结果像素平均误差低于0.03, 而在此误差范围内, Cao算法有近65%的图像, Zhang算法有近69%的图像, Almeida算法只有近58%的图像, 复原成功率至少提高19%. 图3(b)显示了各算法的运行时间, 由于本文算法是在Cao算法的基础上优化, 运行时间大于Cao算法, 且图像均在迭代2—3次时收敛, 为6 s左右, 较运行时间为26 s左右的Zhang算法及47 s左右的Almeida算法至少缩短78%, 具有高效易实施的优点.

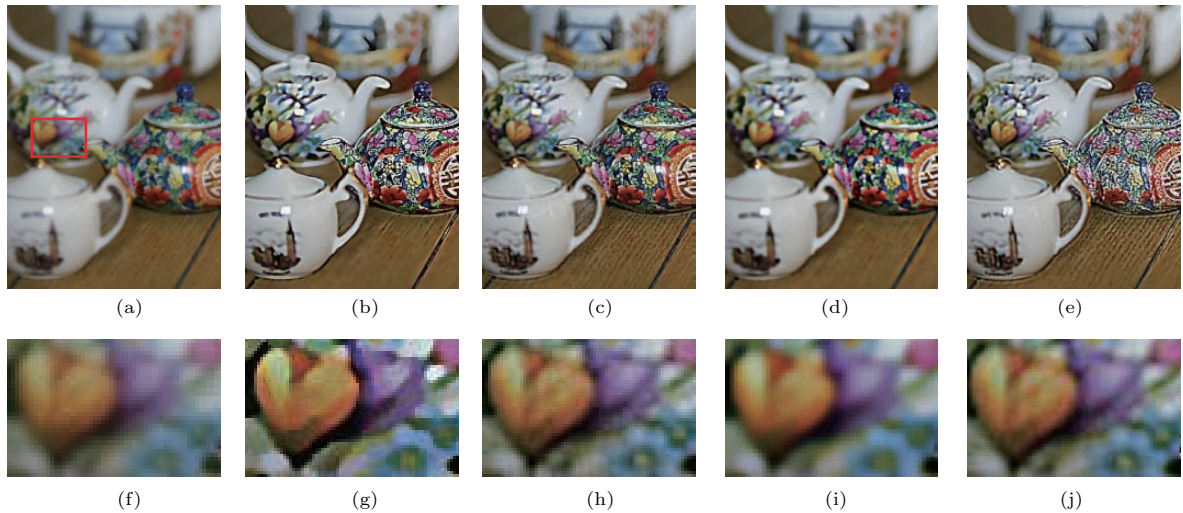


图2 (网刊彩色) 茶壶图像的盲复原结果对比 (a) 输入图像; (b) 本文结果; (c) Cao 结果; (d) Zhang 结果; (e) Almeida 结果; (f) 输入细节; (g) 本文细节; (h) Cao 细节; (i) Zhang 细节; (j) Almeida 细节

Fig. 2. (color online) Comparison of blind restoration results of teapot image: (a) Input image; (b) our result; (c) Cao's result; (d) Zhang's result; (e) Almeida's result; (f) input detail; (g) our detail; (h) Cao's detail; (i) Zhang's detail; (j) Almeida's detail.

表1 不同算法的 PSNR 及运行时间对比  
Table 1. Comparison of PSNR and running time of different algorithms.

图像	Cao 算法		Zhang 算法		Almeida 算法		本文算法	
	PSNR	时间/s	PSNR	时间/s	PSNR	时间/s	PSNR	时间/s
Lena	48.4975	1.62	63.3352	26.10	48.3260	45.34	71.5813	6.37
teapot	48.6629	1.71	38.9477	25.82	45.3646	47.21	52.8800	6.06

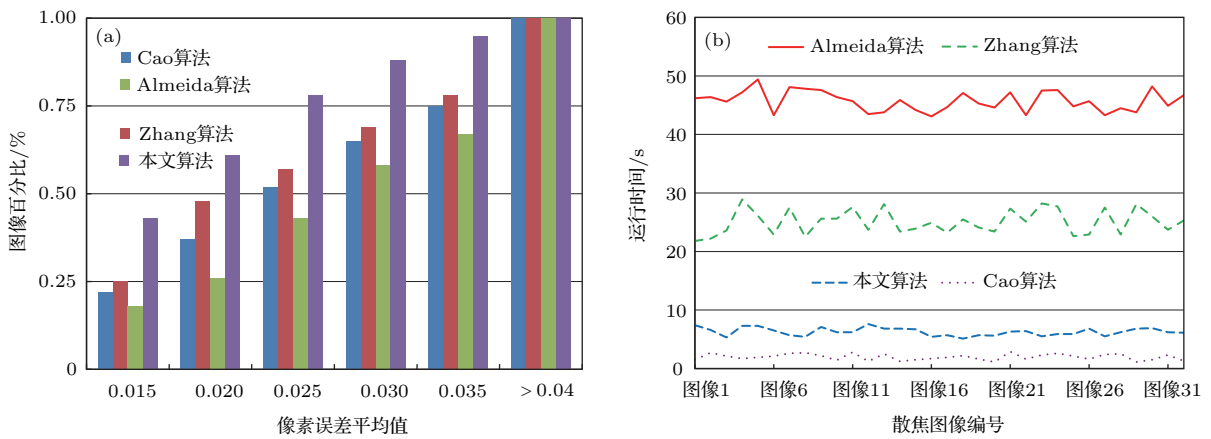


图3 (网刊彩色) 批量图像像素误差平均值和运行时间对比 (a) 像素误差平均值对比; (b) 运行时间对比

Fig. 3. (color online) Comparisons of average pixel error values and running time on batch of images: (a) Comparison of average pixel error values; (b) comparison of the running time.

## 4 结 论

本文提出了贝叶斯框架下迭代双边滤波器的快速盲复原算法, 它将图像的盲复原问题转化为贝叶斯框架下最小优化问题来求解, 期间采用基于深

度信息的去卷积操作来间接估计点扩散函数的概率模型; 然后分析最小优化问题求解过程, 推出实施双边滤波器可快速求解优化问题的结论; 最后设计了迭代联合双边滤波器的优化问题求解策略, 渐进地逼近真实图像的最佳近似解, 去除噪声确保复原质量. 通过多幅散焦图像测试表明: 85% 的复原

结果其像素误差平均值低于0.03, 较常用盲去卷积方法在同一误差区间的成功率提高了约19%, 运行时间至少缩短了约78%, 可用于单幅散焦图像盲复原的工程实践中.

## 参考文献

- [1] Schuon S, Diepold K 2009 *Acta Astronaut.* **64** 1050
- [2] Gupta P, Mehra R 2015 *Int. J. Comput. Appl.* **130** 20
- [3] Escande P, Weiss P, Malgouyres F 2013 *J. Phys.* **2013** 012004
- [4] Galdran A, Pardo D, Picón A, Alvarez-Gila A 2015 *J. Visual Commun. Image Represent.* **26** 132
- [5] Jin Z L, Han J, Zhang Y, Bai L F 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 069501 (in Chinese) [金左轮, 韩静, 张毅, 柏连发 2014 物理学报 **63** 069501]
- [6] Shi M Z, Xu T F, Liang J, Li X M 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 174204 (in Chinese) [石明珠, 许廷发, 梁炯, 李相民 2013 物理学报 **62** 174204]
- [7] Li X N, Huang H Y, Jia X N, Ma S L 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 134102 (in Chinese) [李鑫楠, 黄贺艳, 贾小宁, 马骊良 2015 物理学报 **64** 134102]
- [8] Lu H M, Xu M, Li X 2014 *Acta Opt. Sin.* **2014** 081002 (in Chinese) [卢惠民, 徐明, 李迅 2014 光学学报 **2014** 081002]
- [9] Tai Y W, Brown M S 2009 *In Proc of 16th IEEE International Conf on Image Processing* Cairo, Egypt, November 7–10, 2009 p1797
- [10] Cai J F, Ji H, Liu C, Shen Z 2009 *J. Comput. Phys.* **228** 5057
- [11] Kundur D, Hatzinakos D 1996 *IEEE Trans. Signal Process.* **13** 43
- [12] Fahmy M F, Raheem G M A, Mohamed U S, Fahmy O F 2012 *J. Signal Inf. Process.* **3** 98
- [13] Almeida M S, Figueiredo M A 2013 *IEEE Trans. Image Process.* **22** 2751
- [14] Schmidt U, Schelten K, Roth S 2011 *In Proc of 16th IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* Colorado, United State, June 21–23, 2011 p2625
- [15] Likas A C, Galatsanos N P 2004 *IEEE Trans. Signal Process.* **52** 2222
- [16] Zhang H, Wipf D, Zhang Y 2014 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **36** 1628
- [17] Song C, Deng H, Gao H, Zhang H, Zuo W 2016 *Neurocomputing* **197** 95
- [18] Cao Y, Fang S, Wang F 2011 *In Proc. of 6th International Conf. on Image and Graphics* Beijing, China, October 24–26, 2011 p168
- [19] Elad M 2005 *International Conf on Scale-Space Theories in Computer Vision in Scale Space and PDE Methods in Computer Vision* (Berlin Heidelberg: Springer) pp217–229
- [20] Huynh T Q, Ghanbari M 2008 *Electron. Lett.* **44** 800
- [21] Levin A, Weiss Y, Durand F, Freeman W T 2011 *In Proc of 18th IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition* Colorado, United State, June 21–23, 2011 p2657



# Fast Bayesian blind restoration for single defocus image with iterative joint bilateral filters\*

Yin Shi-Bai<sup>1)†</sup> Wang Wei-Xing<sup>2)</sup> Wang Yi-Bin<sup>3)</sup> Li Da-Peng<sup>1)</sup> Deng Zhen<sup>4)</sup>

1) (*Department of Economic Information Engineering, Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 611130, China*)

2) (*Department of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China*)

3) (*Department of Engineering, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China*)

4) (*Department of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China*)

( Received 9 July 2016; revised manuscript received 11 September 2016 )

## Abstract

It is significant to realize effective defocus image restoration for acquiring clear image in military and geological examination field. Most of existing algorithms have the problems of large computational cost, ringing and noise sensitivity, hence a novel approach by iterative joint bilateral filtering under Bayesian framework is proposed. Firstly, it utilizes defocus image depth estimation to compute the point spread function in the Bayesian framework. Then a minimum optimization problem is built to represent the blind restoration problem. After inferencing the solution procedure of the minimum optimization problem, we find that the joint bilateral filters can be used to search the optimal solution, which not only simplifies the searching procedure but also reduces the computational cost. Finally, an iterative joint bilateral filtering is designed to realize the image restoration. That means that the original restored image obtained from the bilateral filtering is used to design the guide image for the joint bilateral filters, and the guide image will serve as the input of the optimization problem for acquiring the better optimal result. This procedure is repeated until convergence. The experimental results indicate that this method can yield the ringing, reduce the computational cost, and remove the noise. Generally speaking, the average pixel error of 85% images is under 0.03, which has improved 19% comparing with the same error rang of existing algorithms, and 78% shorter than those of compared algorithms. It can be used in the engineering practice of blind restoration for single defocus image.

**Keywords:** machine vision, Bayesian framework, joint bilateral filtering, image blind restoration

**PACS:** 42.30.Va, 42.30.Tz, 02.30.Zz

**DOI:** [10.7498/aps.65.234202](https://doi.org/10.7498/aps.65.234202)

---

\* Project supported by the Major Program of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 91218301), the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61502396), the Fundamental Research Fund for the Central Universities, China (Grant Nos. JBK150503, JBK160135), and the Natural Science Foundation of Ningxia, China (Grant No. NZ15054).

† Corresponding author. E-mail: [shibaiyin@swufe.edu.cn](mailto:shibaiyin@swufe.edu.cn)