

基于清晰图像先验知识的盲复原算法

肖钟捷^{1,2}, 刘用麟¹

- (1. 福建武夷学院 数学与计算机学院, 福建 南平 354300;
2. 北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘要: 图像采集系统在获取图像时, 受到各种干扰, 使图像变模糊并含有噪声。为此, 提出了一种基于清晰图像先验知识的图像盲复原算法。首先通过统计分析大量的清晰图像梯度域的概率分布特性, 将图像划分为具有较多复杂纹理的区域和平坦区域, 拟合概率分布函数, 得到清晰图像的先验知识, 并加入图像局部约束条件, 即复原图像平坦区域与退化图像的平坦区域的概率分布变化较小, 避免产生振铃现象。然后, 建立图像噪声模型, 将图像噪声划分为高斯噪声和均匀分布噪声, 防止退化图像中的灰度过饱和和像素点在复原过程中产生异常值。最后, 利用最大后验概率模型, 构造代价函数, 将图像盲复原问题转变为求代价函数最小化问题, 并用最大期望算法和快速迭代收缩算法求解代价函数, 恢复出清晰图像。实验结果表明, 该算法能有效恢复图像细节, 锐化图像边缘, 抑制噪声, 避免产生振铃效应。

关键词: 盲复原; 清晰图像; 先验知识; 噪声模型; 最大后验概率

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)05-1666-07

Image blind restoration using priors of sharp images

Xiao Zhongjie^{1,2}, Liu Yonglin¹

- (1. Department of Mathematics and Computer Science, Wuyi University, Nanping 354300, China;
2. School of Astronautics, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: The imaging systems are affected by various interferences, causing image blur and noise. In order to solve the problem, a new blind restoration method was proposed to recover the images using knowledge of sharp images. Firstly, the statistics of gradient magnitude values of sharp images were analyzed, and the images were divided into two parts, the highly textured region and the flat region. Fitting the probability distribution functions, the priors of sharp images were obtained, and the constraint was injected which the probability distribution of the flat region was little affected by blur kernel, aiming to avoid the image ringing. Then, the image noise model was established and divided into two parts, the Gauss noise and random noise, with propose of keeping off outliers caused by the over-saturated pixels. Finally, the maximum posterior probability was utilized to construct cost function, and employed the expectation-maximization algorithm and iterative shrinkage algorithm were employed to solve the cost function to recover image. The experiments show that it archive in recovering much image details, sharpening edges and avoid artifacts.

Key words: blind restoration; sharp images; prior knowledge; noise model; maximum posterior probability

收稿日期: 2014-09-07; 修订日期: 2014-10-12

基金项目: 国家自然科学基金(61272351); 福建省自然科学基金(2015J01668)

作者简介: 肖钟捷(1971-), 男, 副教授, 硕士, 研究方向为图像处理、模式识别与智能系统。Email: fjsxz@126.com

0 引言

由于相机相对于场景的相对运动^[1]、相机对焦不准^[2]、大气湍流^[3]、空气中水珠引起光波衍射与散射等影响,成像系统的输出图像较为模糊,并且具有一定的噪声,给目标检测、目标提取、目标跟踪带来严重干扰。因此恢复清晰图像、抑制图像模糊与图像噪声,在航空侦察、军事打击、治安监控等众多领域具有重要的研究与应用价值。

图像复原方法分为两大类:基于物理模型的图像复原算法和盲复原算法。基于物理模型的图像复原算法主要有:基于逆滤波的方法、基于维纳滤波的方法、基于 Hyper-Laplacian^[4]先验信息的图像复原方法等,这些方法可以较好地复原出清晰图像,但是它们都是假设图像退化核函数是已知的。图像退化的物理模型的精确度影响复原图像的清晰程度,如果建立的物理模型存在较大的误差,复原图像可能产生人工振铃噪声,不能很好地恢复图像细节,锐化图像边缘。在现实应用中,图像退化过程是极其复杂的,很难用精确的数学模型描述,因此传统的图像复原技术的适用范围受到限制。相比而言,图像盲复原算法可以在图像退化核函数未知情况下,直接利用退化图像来估计退化核函数进而复原清晰图像,因而这类算法具有更强的实用性。但由于盲复原算法缺乏先验知识,存在计算复杂度较高且图像退化核函数估计误差较大等缺点,影响了图像的复原效果和复原速度。随着人们对图像边缘特性与清晰图像统计特性^[4]研究的深入,清晰图像的先验知识不断被发掘出来,并成功应用于图像退化核函数的盲估计上^[5]。因此,运用盲复原算法解决图像复原问题具有较高可行性,并且随着最优化理论在图像处理领域广泛应用,许多快速的迭代算法被提出可用于加速盲复原方法,如快速迭代收缩算法^[6]、迭代修正权重最小二乘法^[7]等。可见,盲复原算法存在着巨大的研究价值。

传统的盲复原方法通过建立最大后验概率模型,统计分析清晰图像的概率分布曲线,作为复原图像的先验知识,概率分布曲线的拟合参数一般为人工设定的值^[8],没有有效地利用清晰图像的统计特性,算法鲁棒性较差,不能很好地恢复图像细节。传

统的盲复原方法假设图像噪声为高斯噪声^[9],没有考虑到图像过饱和所产生的随机噪声。

此文算法通过统计分析大量清晰的自然图像可知不同图像的概率分布曲线是不一样的,而且具有较多复杂纹理区域和平坦区域的图像样本具有不同的概率分布拟合曲线,因此文中将图像划分为具有复杂纹理的区域和平坦区域,用两个二次函数拟合它们的梯度概率对数值曲线。清晰图像退化后,变成模糊图像,图像平坦区域的梯度概率分布变化较小,而具有较多纹理信息的区域的灰度概率分布变化较大,可作为清晰图像的先验知识,防止产生振铃效应。为了更精确地描述图像噪声模型,假设图像噪声为服从均匀分布的随机噪声和服从高斯分布的高斯噪声。文中算法充分利用了清晰图像的统计特性,使复原图像更接近于清晰图像。通过测试实际场景的图像,实验结果表明,文中算法能有效恢复图像细节,锐化图像边缘,同时抑制图像振铃效应,在主观视觉上和客观评价指标上都具有较理想的复原效果。

1 图像盲复原过程

如图1所示,此文通过统计大量清晰的自然图像得到清晰图像的先验知识,并利用退化核函数的稀疏特性作为先验知识建立最大后验概率模型,通过贝叶斯定理得出目标函数,然后利用期望最大(EM)算法迭代更新复原图像 x 和退化核函数 k ,直至目标函数收敛,最终得到清晰的复原图像。

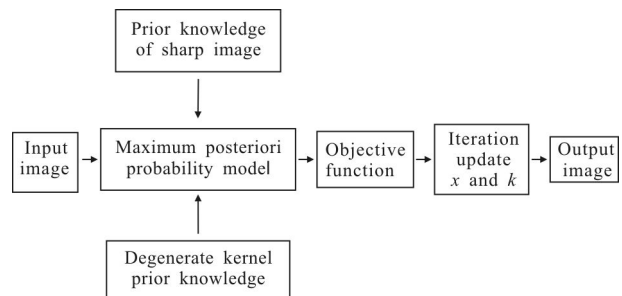


图1 图像盲复原算法框图

Fig.1 Block diagram of blind image restoration algorithm

图像退化过程可描述为:

$$y = c(x*k) + n_e \quad (1)$$

式中: y 为退化图像; x 为清晰图像; k 为退化核函

数; n_e 为图像噪声; * 为卷积运算。动态范围函数 $c()$ 定义为:

$$c(f) = \begin{cases} f, & f \in DR \\ F, & f \notin DR \end{cases} \quad (2)$$

$$f = k * x \quad (3)$$

假设在动态范围 $DR \in [0, T]$ 内, 噪声的概率分布满足高斯分布, 在动态范围之外时, 噪声项的概率分布满足平均分布。因为相机的 CCD 感光芯片的动态范围是有限的, 如果相机曝光时间过长, 或光的照射量过强时, CCD 接收到的光子能量大于阈值, 图像像素灰度值发生过饱和现象, 而 CCD 将光的照射量化为数字信号时, 过饱和的像素量化为 255, 因此成像系统是一个非线性系统。这种现象在长曝光成像系统中极为常见。如图 2 所示, CCD 的光电二极管的电信号经过放大器放大后, 超过阈值电压 V_e 时, AD 采样后被限定为 255, 图中方框内的亮点即为过饱和点。

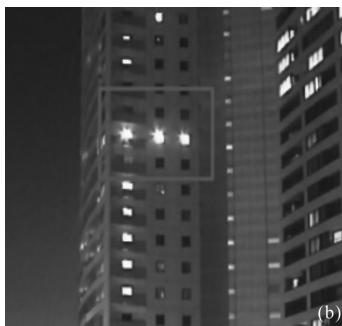
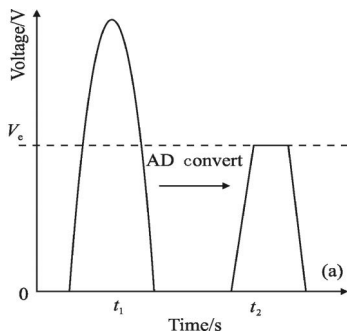


图 2 图像过饱和现象
Fig.2 Image over saturation

此文将这些饱和点用均匀分布描述。设定一个阈值(225), 图像像素灰度值小于该阈值时, 图像噪声模型可用高斯模型描述; 大于等于该阈值时, 图像噪声模型可用均匀分布描述, 这样使噪声模型更精确。

用 $M = \{m_i\}$ 作为掩膜, i 表示像素索引, 当 $m_i = 1$

时, 表示 x_i 处于有效的动态范围之内, 当 $m_i = 0$ 时, 表示 x_i 处于有效的动态范围之外。由此, 可得:

$$P(y_i | m, k_e, x) = \begin{cases} N(y_i | f_i, \sigma) & \text{if } m_i = 1 \\ C & \text{if } m_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$P(m = 1 | f_i) = \begin{cases} P_{in}, & f_i \in DR \\ 0, & f_i \notin DR \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_{in} \in [0, 1]$, 表示像素 i 在动态范围内的概率; $N()$ 是高斯函数; σ 是噪声方差。

图像可以看成是一种随机场, 可以建立概率模型来描述图像复原过程。图像复原是根据退化图像 y 估计退化核函数 k , 并抑制图像噪声 n 的干扰, 使复原图像 x 与退化核函数 k 接近于真实值。由退化图像 y 进行逆运算求退化核函数 k 与原始清晰图像 x 的成功率在概率上表现为后验概率 $p(x, k | y)$, 图像复原的目的就是使后验概率达到最大。由贝叶斯定理可得:

$$x_{MAP} = \arg \max_x p(x | k_e, y) =$$

$$\arg \max_x \sum_{m \in M} p(y | m, k_e, x) p(m | k_e, x) p(x) p(k) \quad (6)$$

x_{MAP} 表示使后验概率最大的复原图像, 图像像素之间为相互独立关系, 因此

$$E[m_i] = p(m_i = 1 | y, k, x^0) \quad (7)$$

$E[]$ 表示期望, 由贝叶斯定理可知

$$p(m_i | y, k, x) = \frac{p(y_i | m_i, k, x_i) p(m_i | k, x)}{p(y_i | k, x)} \quad (8)$$

其中

$$p(y_i | k, x) = \sum_{m_i=0}^1 p(y_i | m_i, k, x) p(m_i | k, x) \quad (9)$$

将式(4)、式(5)、式(8)、式(9)带入式(7)得:

$$E[m_i] = \begin{cases} \frac{N(y_i | f_i, \sigma) P_{in}}{N(y_i | f_i, \sigma) P_{in} + C P_{out}}, & f_i \in DR \\ 0, & f_i \notin DR \end{cases} \quad (10)$$

其中

$$f_i = k * x_i, P_{out} = 1 - P_{in}$$

式中: P_{out} 表示像素 i 在动态范围外的概率。

2 清晰图像的先验知识

通过统计分析 500 幅清晰的自然图像, 可知具有复杂纹理区域和平坦区域的图像梯度概率曲线具有不同的拟合曲线, 并且拟合参数的波动范围较小,

说明不同图像的复杂纹理区域和平坦区域的梯度概率分布基本一致。图 3 所示为此文统计清晰的自然图像所得到的先验知识。

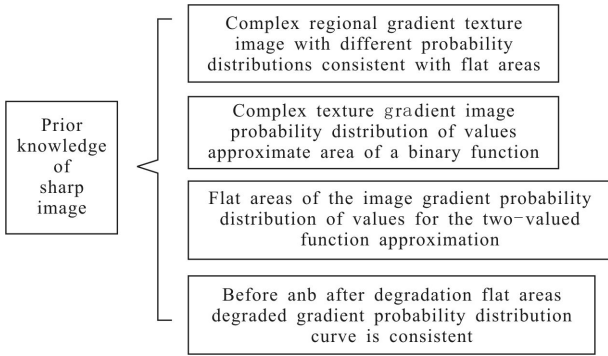


图 3 清晰图像的先验知识

Fig.3 Prior knowledge of sharp image

如图 4 所示, 具有平坦区域的图像梯度概率对数值曲线随梯度值增大而快速下降, 说明低频信息较为丰富, 图像较为平滑。而如图 5 所示, 具有复杂纹理区域的图像梯度概率对数值曲线随梯度值增大而缓慢下降, 说明中、高频信息较为丰富, 图像具有较多细节纹理。图 6 为平坦区域变模糊后的梯度概率对数分布曲线。

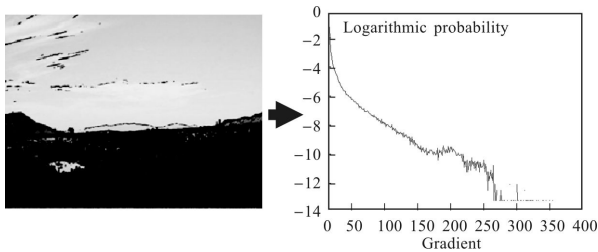


图 4 平坦区域的梯度概率分布曲线

Fig.4 Logarithmic probability distribution curve of gradient in flat region

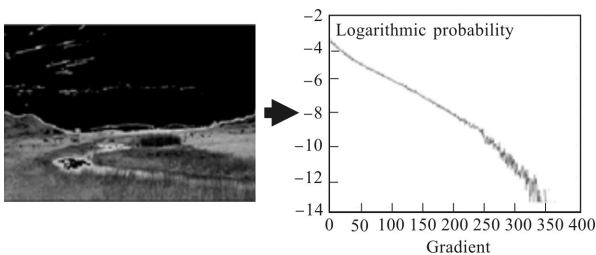


图 5 复杂纹理区域的梯度概率对数分布曲线

Fig.5 Logarithmic probability distribution curve of gradient in texture region

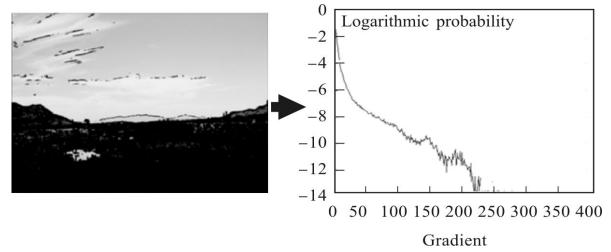


图 6 平坦区域变模糊后的梯度概率对数分布曲线

Fig.6 Logarithmic probability distribution curve of gradient in blurred flat region

复杂纹理区域和平坦区域的梯度概率对数值的分布曲线可以用两个二次函数拟合

$$h_t(x_i) = a_t x_i^2 + b_t x_i + c_t \tag{11}$$

$$h_f(x_i) = a_f x_i^2 + b_f x_i + c_f \tag{12}$$

测试了 500 幅具有复杂纹理和较多平坦区域的图像, 获得最佳拟合参数 $a_t=6.280 \times 10^{-5}$, $b_t=0.024$, $c_t=4.023$, $a_f=-1.645 \times 10^{-5}$, $b_f=0.058$, $c_f=5.203$ 。

因此需要生成一幅掩膜图像(Mask), 将退化图像划分为具有复杂纹理的区域和平坦区域(见图 7)。将输入图像转换为灰度图, 计算灰度图像素的邻域内的图像均方差, 形成一幅辅助图像, 该辅助图像的像素灰度值与原灰度图像的像素邻域的均方差成正比, 均方差越大, 辅助图像像素灰度越高, 说明该区域的原图像子块包含较丰富的纹理信息, 见图 8。



图 7 将图像划分为平坦区域和复杂纹理区域

Fig.7 Dividing the image into flat region and complex texture region

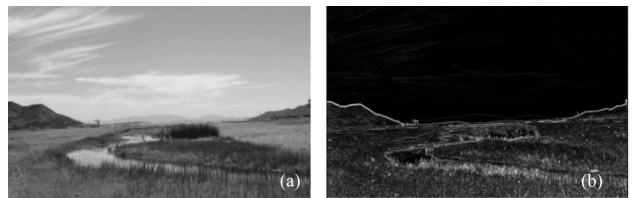


图 8 自然图像和辅助图像

Fig.8 Natural image and auxiliary image

清晰图像的先验概率为:

$$P_1(x) = P_t(x)P_f(x) \tag{13}$$

其中 $P_i(x)$ 为具有较丰富纹理信息图像区域的先验概率

$$P_i(x) = \prod_i \exp(-h_i(x_i)M_i(y_i)) \quad (14)$$

$M_i(y_i)=1$ 表示退化图像 y 的像素 i 在纹理区域内。

$P_f(x)$ 为图像较平坦区域的先验概率

$$P_f(x) = \prod_i \exp(-h_f(x_i)M_f(y_i)) \quad (15)$$

$M_f(y_i)=1$ 表示退化图像的像素在平坦区域内。

如图4、图6所示,图像平坦区域变模糊后,该区域的灰度概率分布变化较小,可作为清晰图像的先验知识,防止产生振铃效应。假设平坦区域退化前和退化后的差值服从高斯分布

$$P_2(x) = \prod_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(x_i-y_i)^2}{2\sigma_0^2}M_f(y_i)\right) \quad (16)$$

式中: σ_1 为高斯分布的方差。

因此,清晰图像的先验概率可以表示为:

$$P(x) = P_1(x)P_2(x) \quad (17)$$

3 退化核函数的先验知识

图像退化核函数具有稀疏特性,即大部分值为很小的正数,所有核函数的元素值之和为1,可作为图像退化核函数的先验知识^[9]。图像退化核函数的概率分布曲线用指数函数拟合,可得

$$P(k) = \prod_j \exp(-\mu|k_j|) \quad (18)$$

式中: j 表示核函数的下标; μ 为拟合参数。

4 构造并求解目标函数

使用EM算法^[10]来求解复原图像 x 。EM算法经过两个步骤交替进行计算,第一步是计算期望(Expectation),利用对隐藏变量的现有估计值,计算其最大似然估计值;第二步是最大化(Maximum),在第一步上求得的最大似然值来计算参数的值。第二步找到的参数估计值被用于下一个步计算中,这个过程不断交替进行。

在复原过程中,令 x 属于隐藏变量,掩膜 $M = \{m_i\}$ 属于能观测的不完整变量值, $M = \{m_i\}$ 的元素全部初始化为1。

在第一步中,定义函数期望 $Q(x, x^0)$

$$Q(x, x_t) = E[\log(p(y, mlk_e, x))] = E[\log p(y|m, x, k_e) + \log p(mlk_e, x)] \quad (19)$$

式中: x_t 为第 t 次EM迭代运算的结果。将式(4)和(5)带入式(19)得:

$$Q(x, x_t) = E\left[\sum_i m_i \log N(y_i | f_i, \sigma)\right] - \sum_i \frac{E[m_i]}{2\sigma} |y_i - f_i|^2 \quad (20)$$

在第二步中,将后验概率 $p(x|k_e, y)$ 最大化,将式(4)、(7)、(17)、(18)带入式(6)得:

$$x_{MAP} = \min_{x, k} \frac{1}{2\sigma} E[M(y)] \|y - k*x\|_2^2 + \|h_t(x)\|_1 M_t(y) + \|h_f(x)\|_1 M_f(y) + \frac{\|x - y\|_2^2}{2\sigma_1} M_f(y) + \mu \|k\|_1 \quad (21)$$

由于该方程的最优化问题属于非凸优化问题,因此需要交替迭代更新 x 和 k 。更新 x 时保持 k 不变,更新 k 时保持 x 不变。更新 x 时的目标函数为:

$$x_{MAP} = \min_{x, k} \frac{1}{2\sigma} E[M(y)] \|y - k*x\|_2^2 + \|h_t(x)\|_1 M_t(y) + \|h_f(x)\|_1 M_f(y) + \frac{\|x - y\|_2^2}{2\sigma_1} M_f(y) \quad (22)$$

利用快速迭代收缩算法^[6]求解该目标方程,可得更新之后的 x 。

更新时的目标函数为:

$$x_{MAP} = \min_{x, k} \lambda E[M(y)] \|y - k*x\|_2^2 + \mu \|k\|_1 \quad (23)$$

可利用迭代修正权重最小二乘法^[7]求解上式。

5 实验结果及对比分析

此文算法是在 Matlab2012.b 环境下模拟完成的,选取了三组实景图片做对比试验,其中第一组(见图9~图12)为相机抖动产生运动模糊,第二组(见图13~图16)为相机调焦不准产生离焦模糊,第三组(见图17~图20)为大气湍流产生的图像模糊。由于图像退化过程的复杂性,难以用数学模型模拟,只能选用无参考图像质量评价方法来评价图像盲复原算法的性能。笔者从主客观两个方面对各种算法

的复原效果进行评价,并给出评价标准。

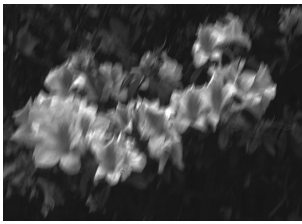


图 9 运动模糊
Fig.9 Motion blur



图 10 算法[8]的结果
Fig.10 Algorithm [8]'s result



图 11 算法[9]的结果
Fig.11 Algorithm [9]'s result



图 12 此文算法的结果
Fig.12 Result of this paper

灰度平均梯度值(Gray Mean Grads, GMG)是分别将图像水平方向和垂直方向上相邻像素灰度值做差后求平方和,再求平方根。GMG 能有效地反应图像的对比度与纹理变化特征,其值越大表示图像质量越好。GMG 的计算公式如下:

$$GMG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\frac{[I(i,j+1)-I(i,j)]^2 + [I(i+1,j)-I(i,j)]^2}{2}} \quad (24)$$

式中: I 为待评价的图像, M, N 为图像的尺寸。



图 13 离焦模糊
Fig.13 Defocus blur



图 14 算法[8]的结果
Fig.14 Algorithm [8]'s result



图 15 算法[9]的结果
Fig.15 Algorithm [9]'s result



图 16 此文算法的结果
Fig.16 Result of this paper

拉普拉斯梯度值 (Laplacian Sum, LS) 是将每一个像素的 3×3 邻域内的区域用拉普拉斯算子计算得到八邻域微分值,然后求和。LS 值越大,说明图像越清晰,边缘越锐利。LS 的计算公式如下:

$$LS = \frac{\sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} \left| \begin{matrix} 8 \times I(i,j) - I(i,j-1) - I(i-1,j) \\ -I(i+1,j) - I(i,j+1) - I(i-1,j-1) \\ -I(i-1,j+1) - I(i+1,j-1) - I(i+1,j+1) \end{matrix} \right|}{(m-2)(n-2)} \quad (25)$$

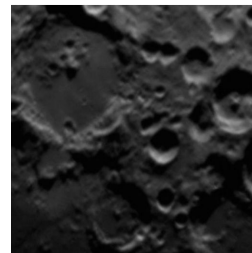


图 17 大气湍流模糊
Fig.17 Atmospheric turbulence blur

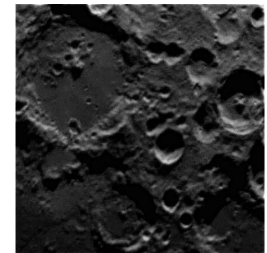


图 18 算法[8]的结果
Fig.18 Algorithm [8]'s result

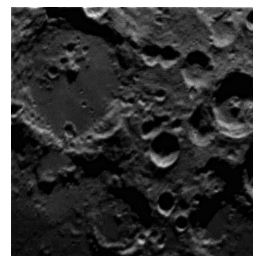


图 19 算法[9]的结果
Fig.19 Algorithm [9]'s result

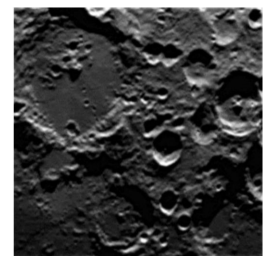


图 20 此文算法的结果
Fig.20 Result of this paper

由表 1、表 2 可知,客观评价指标说明此文算法复原的图像具有较高的 GMG 值和 LS 值,通过观察对比实验结果可看出,文中算法能恢复较多纹理信息,使图像边缘变锐利,极大地增强了主观视觉感受,复原效果优于在领域内被认可的具有代表意义的图像盲复原算法^[8-9]。

表 1 利用灰度平均梯度值评价实验结果

Tab.1 Results of gray mean grads

Comparison	Initial	Algorithm in reference[8]	Algorithm in reference[9]	This paper
First group	4.327 8	8.217 7	9.516 3	9.565 5
Second group	21.383 6	48.507 7	52.241 0	60.075 1
Third group	2.502 2	4.612 0	4.800 8	4.930 0

表 2 利用拉普拉斯梯度值评价实验结果

Tab.2 Laplacian sums of results

Comparison	Initial	Algorithm in refererence [8]	Algorithm in refererence [9]	This paper
First group	17.611 0	39.128 5	41.410 2	47.811 9
Second- group	19.471 4	38.762 3	56.121 6	63.179 5
Third group	12.888 9	24.928 9	25.064 6	25.788 3

6 结 论

所提盲复原算法通过分析大量清晰图像的统计特性,将图像划分为具有较多纹理信息的区域和平坦区域,并用两个二次函数拟合图像梯度概率对数值曲线。图像平坦区域模糊后,图像的梯度概率分布变化较小,以此作为清晰图像的先验知识,使复原图像更接近于原始清晰图像,恢复出较多图像细节,锐化图像边缘,并防止振铃效应。为了更精确地描述图像噪声模型,文中算法将图像噪声划分为高斯噪声和均值分布噪声,有效抑制噪声干扰。最后利用最大后验概率模型,将图像复原问题转变为构造并求解目标函数的问题,使复原图像和估计得到的图像退化核函数更接近于真实值。通过对比实验可知文中算法能有效恢复图像细节,锐化图像边缘,同时抑制噪声,验证了本文算法的有效性。

参考文献:

- [1] Sunghyun Cho, Jue Wang, Seungyong Lee. Handling outliers in non-blind image deconvolution[C]// ICCV, 2011: 495-502.
- [2] Wu Zhenyu, Du Shaojun, Yao Hongli. Restoration and identification of defocus blurred image based on in-focus degree [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(4): 772-776. (in Chinese)
吴振宇,杜少军,姚洪利. 采用聚焦度量的散焦模糊图像参数鉴别及复原[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(4): 772-776.
- [3] Li Siwen, Xu Chao, Liu Guangrong, et al. High resolution restoration algorithm of atmospheric turbulence blurred image [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42 (12): 3486-3490. (in Chinese)
李思雯,徐超,刘广荣,等. 大气湍流模糊图像的高分辨率复原算法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(12): 3486-3490.
- [4] A Torralba, A Oliva. Statistics of natural image categories[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 2003, 14: 391-412.
- [5] Li Dongxing, Zhao Yan, Xu Dong. Algorithm of blur identification and image restoration based on parameter estimation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(1): 166-172. (in Chinese)
李东兴,赵剡,许东. 基于参数估计的降晰函数辨识及图像复原算法[J]. 红外与激光工程, 2010, 39(1): 166-172.
- [6] J M Bioucas, M A T Figueiredo. A new TwIST: two-step iterative shrinkage thresholding algorithms for image restoration[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2007, 16: 2992-3004.
- [7] I Daubechies, R Devore, M Fornasier, et al. Iteratively reweighted least squares minimization for sparse recovery[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2010, 63(1):1-38.
- [8] A Levin, Y Weiss, F Durand, et al. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [C]//CVPR, 2011: 2657-2664.
- [9] D Krishnan, T Terence, F Rob. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]//CVPR, 2011: 233-240.