

基于 RGB 通道自适应的维纳滤波图像去模糊研究

孙成阳¹, 毛家发¹, 胡亚红¹, 盛伟国²

(1. 浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023;

2. 杭州师范大学 计算机科学系, 杭州 311121)

摘要: 图像去模糊是针对当图像受到模糊, 复原出期望的清晰图像的过程; 由于图像受到模糊的程度及过程未知, 很难利用精确的模糊核对图像进行复原; 同时要考虑到图像的三个通道在受到模糊时的影响不一致, 对维纳滤波复原图像进行了研究, 提出一种基于 RGB 三通道下自适应的维纳滤波图像去模糊技术研究; 首先对图像进行模糊核估计, 求出模糊核, 然后将图像分为有限个图像块, 对图像进行降维, 最后, 通过求出的模糊核应用到维纳滤波模型中, 进行图像复原; 与现有的方法比较, 基于 RGB 通道自适应的维纳滤波图像去模糊研究的方法能够得到更好的恢复效果, 并有效的抑制了边界出现的振铃现象。

关键词: 图像去模糊; 模糊核; 维纳滤波; RGB 图像三通道; 复原图像

Research on Image Deblurring Based on RGB Three-Channel Adaptive Wiener Filter

Sun Chengyang¹, Mao Jiafa¹, Hu Yahong¹, Sheng Weiguo²

(1. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310023,

People's Republic of China; 2. Department of Computer Science, Hangzhou Normal

University, Hangzhou 311121, People's Republic of China)

Abstract: Image deblurring is the process of restoring a desired sharp image when the image is blurred; Due to the degree of blurring of the image and the unknown process; it is difficult to recover the image with an accurate blur kernel; At the same time; it is necessary to consider that the three channels of the image are inconsistent when they are blurred; The Wiener filtering restored image is studied; A Wiener filtering image deblurring technique based on RGB three-channel adaptive is proposed; Firstly; the image is subjected to blurring kernel estimation; and the blurring kernel is obtained; Then the image is divided into a limited number of image blocks to reduce the dimension; Finally; the obtained blurring kernel is applied to the Wiener filter model to perform image restoration; Compared with the existing methods; the RGB channel adaptive Wiener filtering image deblurring method can obtain better recovery effect and effectively suppress the ringing phenomenon appearing at the boundary

Keywords: Image deblurring; blurring kernel; Wiener filtering; RGBthree-channel; restoring image

0 引言

在获得图像的过程中, 模糊是由于相机的抖动和目标物体的相对运动而造成的。近些年来, 随着各种拍摄机器的不断发展, 如何在图片受到模糊后进行及时的去模糊方法, 已经成为研究的热点。图像去模糊, 现如今主要是基于模糊核是否已知可以分为盲去模糊和非盲去模糊。对于这两种方法, Xu YQ, Hu XY^[1]等在模糊核未知的情况下, 提出一种把目标物体和背景纹理均匀分开, 分别对两者进行去模糊, 但通常会出现目标物体和背景纹理交叉模糊的情况, 这就不

容易去模糊。Marina L 和 Mário A. T. Figueiredo^[2]则是基于多组已知清晰先验知识的图像和高斯混合模型相融合进行模糊估计, 不过这个方法对图像的模糊程度不同以及造成图像模糊的原因未知, 恢复效果不是理想。杜苗苗^[3]等针对维纳滤波的原始图像和噪声的比值, 即 K 值的估计提出一种高效的循环算法, 提高了 K 值的选取速率。

为了减少模糊, 有几种去模糊的算法, 常见的有逆滤波^[4-6]、维纳滤波^[7-9]以及经典的 R-L^[10-11]算法等, 但是这几种方法去模糊的效果都不理想。为进一步改进图像的复原, 采用了一种基于 RGB 下自适应的维纳滤波算法的方法, 减少了图像的模糊, 在一定程度上有恢复的效果, 实验证明, 此算法在一定程度上提高了复原图像的清晰度。

1 模糊图像的基本模型

图像模糊的过程可以表示为图 1 所示。

在空间域, 图像模糊的过程可以用 (1) 式表示:

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

其中: g 表示受损后的模糊图像, f 表示期望图像, h 表示模糊核函数, 如果知道模糊核函数的表示, 就可以反

收稿日期: 2019-06-21; 修回日期: 2019-07-30。

基金项目: 国家自然科学基金(61573316, 61873082); 国家重点研发计划(2018YFB0204003)。

作者简介: 孙成阳(1994-), 男, 安徽滁州人, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉和图像处理方向的研究。

毛家发(1970-), 男, 江西玉山人, 教授, 硕士生导师, 主要从事数字图像处理、计算机视觉、数字水印、隐藏信息监测、视频指纹、视频水印、模式识别与人工智能等方向的研究。

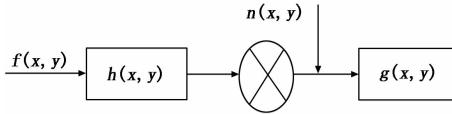


图 1 模糊的过程

卷积的方法带入 (1) 中, 求得期望图像 f , n 是高斯噪声, $*$ 代表二维卷积。但是通常情况下的模糊核函数不容易确定, 通常很难恢复。在 RGB 三通道下的模糊图像 $g(x_r, y_g, z_b)$ 可以表示为:

$$g(x_r, y_g, z_b) = f(x_r, y_g, z_b) * h(x_r, y_g, z_b) + n(x_r, y_g, z_b) \quad (2)$$

(2) 式中, $f(x_r, y_g, z_b)$ 表示期望图像, x_r 表示在 R 通道下的 x 像素值, y_g 表示在 G 通道下的 y 像素值, z_b 表示在 B 通道下的 z 像素值, 经过和模糊系统 $h(x_r, y_g, z_b)$ 的卷积, 在加上高斯噪声 $n(x_r, y_g, z_b)$ 得到。模糊模型在频域表示为 (3) 式:

$$G(x_r, y_g, z_b) = F(x_r, y_g, z_b)H(x_r, y_g, z_b) + N(x_r, y_g, z_b) \quad (3)$$

经过傅里叶变换后的图像边缘变化率可以被表现出来, 而图像中经常伴有各种噪声, 噪声的存在在一定程度上影响对于期望图像的求解, 所以需要先用高斯函数进行平滑作用。首先对高斯函数进行离散化, 用离散化点上的高斯函数数值为权值, 对所采集到的灰度矩阵的每个像素点做一定范围领域的加权平均, 即可达到高斯平滑的作用。离散的高斯卷积核的计算方式为:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-k-1)^2 + (y-k-1)^2}{\sigma^2 * 2}} \quad (4)$$

其中: σ^2 表示方差, k 确定核矩阵的维数。然后对图像的边缘信息进行加强, 但是在加强的过程中出现这种情况: 加强了图像的边缘信息的同时, 也会同时加强边缘信息附近的噪声, 同时还伴有振铃现象, 那么影响就更加的明显, 如图 3 所示为平滑作用后对边缘信息加强效果。

为了解决这个问题, 首先需要图像执行拉普拉斯锐化的操作, 如公式 (5) 所示:

$${}^2G(x, y) = \frac{\partial G(x, y)}{\partial x} + \frac{\partial G(x, y)}{\partial x} \quad (5)$$

利用 (5) 式, 在给图像的边缘信息加强的同时, 也提升图像的边缘信息特征, 如图 4 所示。



图 2 模糊图 图 3 加强边缘信息后 图 4 拉普拉斯锐化后

对于原始图像为 $f(x, y)$ 受到的模糊为平面匀速直线的模糊, 令 $x_0(t)$ 和 $y_0(t)$ 分别为在 x 和 y 方向上的运动分量, T 为曝光时间, 记录介质的总曝光量是在快门打开后到关闭这段时间的积分^[12], 则曝光后的模糊图像为:

$$g(x, y) = \int_0^T f[x - x_0(t), y - y_0(t)] dt \quad (6)$$

对上式进行傅里叶变换得:

$$G(u, v) = \int_{(-\infty)}^{(+\infty)} \int_{(-\infty)}^{(+\infty)} g(x, y) e^{[-j2\pi(ux+vy)]} dx dy = \int_{(-\infty)}^{(+\infty)} \int_{(-\infty)}^{(+\infty)} f[x - x_0(t), y - y_0(t)] dt e^{[-j2\pi(ux+vy)]} dx dy \quad (7)$$

对上式进行积分次序交换后得:

$$G(u, v) = \int_0^T \left[\int_{(-\infty)}^{(+\infty)} \int_{(-\infty)}^{(+\infty)} f[x - x_0(t), y - y_0(t)] e^{[-j2\pi(ux+vy)]} dx dy \right] dt = F(u, v) \int_0^T e^{[-j2\pi(ux_0(t)+vy_0(t))]} dt \quad (8)$$

令:

$$H(u, v) = \int_0^T e^{[-j2\pi(ux_0(t)+vy_0(t))]} dt \quad (9)$$

可以得到:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (10)$$

$$F(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} \quad (11)$$

因此只要对 $F(u, v)$ 求傅里叶反变换就可以求出 $f(x, y)$ 。

2 基于 RGB 三通道自适应的维纳滤波去模糊

2.1 维纳滤波

维纳滤波是一种有约束的图像复原方法, 该算法综合模糊图像和噪声统计特性来进行图像复原处理。假设对于观察信号 $g(t)$ 含有彼此统计独立的期望信号 $f(t)$ 和模糊函数 $h(t)$, 利用维纳滤波可以从观察信号里恢复期望信号 $f(t)$ 。设线性冲击响应函数为 $h(t)$, 输入为 $y(t) = x(t) + w(t)$, 输出的结果为 $f'(t)$,

$$f'(t) = \int_0^\infty h(\tau)g(t-\tau)d\tau \quad (12)$$

使得输出 $f'(t)$ 为期望 $f(t)$ 的期望误差信号: $E\{[f'(t) - f(t)]^2\}$ 最小, 即维纳滤波的最小均方误差。

结合先前对于图像的平滑作用, 运用维纳滤波模型, 调整维纳滤波的原始图像和噪声的比值, 即正则项 K 值, 输出期望图像。对模糊核的估计是一个优化问题, 采用与 Zhe Hu^[13] 等相同的目标函数, 引入额外的正则化约束, 从 Tikhonov 的正则化中得到稳定解, 如下所示:

$$\min \|G - I_R * H\|_2^2 + r \| \Gamma H \|_2^2 \quad (13)$$

通过高斯正则化, 由 (3) 式和 (8) 式得到估计模糊核的代价函数定义为:

$$H = \arg_H \min \|f^* * H - g\|_2^2 + r \|H\|_2^2 \quad (14)$$

其中: f^* 表示预测的图像, g 表示模糊图像的边缘, r 表示规则化参数, Γ 设置为单位矩阵的倍数, $*$ 表示卷积操

作。通过 Tikhonov 的正则化^[13], 由下式解出:

$$H(u, v) = (I_R^T I_R + \Gamma T \Gamma)^{-1} I_R^T G \quad (15)$$

通过冲击滤波器增强图像边缘信息, 再利用梯度算子提取出预测的清晰边缘, 然后用估计的模糊核 $H(u, v)$ 带入到模糊图像进行反卷积, 将反卷积视为一个优化问题。为了尽可能的减少模糊的影响, 调整阈值 T , 将模糊核中的小条目重置到零。对求解到的模糊核进行修正并优化, 最后利用超拉普拉斯约束项作为正则约束项复原图像。

2.2 RGB 自适应维纳滤波去模糊

一幅完整的图像, 是由红绿蓝三个通道组成的, 他们的共同作用产生了完整的图像。由于图像是由 RGB 三个通道所构成的, 当图像的质量受到模糊时, 模糊会不同的影响每个通道内像素的排列矩阵。所以需要先对每个通道内的模糊进行单独的处理。图像的原图及 RGB 三通道如图 5 所示。



图 5 图像原图以及该图 RGB 三通道下的图像

由此估计出三通道下的模糊核如图 6 所示。

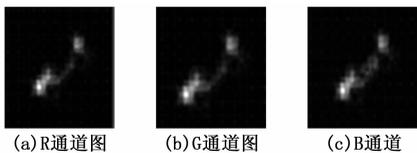


图 6 三通道下的模糊核估计

经典的维纳滤波复原在频域中的计算公式可以表示 $F'(u, v)$ 为:

$$F'(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v) |H(u, v)| * * 2 + K} |H(u, v)|^2 \right] \times G(u, v) \quad (16)$$

其中: $K = s \frac{P_n(u, v)}{p_f(u, v)}$, $P_n(u, v)$ 表示噪声功率谱, $p_f(u, v)$ 表示原始图像功率谱, s 为常量, 通常情况下, 可以反向求出图像的模糊模型, 用维纳滤波公式得到一个逆滤波去模糊公式。而维纳滤波本身去模糊效果和图像的噪声功率谱和原始图像功率谱的比成正比, 即噪信功率

比, 所以图像的去模糊效果由噪信功率比的大小决定, 从文献 [14] 中可知噪信功率比不能过大, 过大会导致复原图像的失真就很严重, 过小则复原图像的噪声会比较严重, 达不到去模糊的最佳效果, 最后的噪信功率比的实际取值, 要根据实际情况而定。调整 K 值, 再结合先前估计的模糊核 H , 计算期望的 $F'(u, v)$ 。

经过平滑作用和拉普拉斯锐化过后的图片, 以 R 通道下的处理为例, 将一张图片分为 $m \times n$ 个图像块, 对于一个给定的 $f \in R^{m \times n}$, 建立优化问题的稀疏形式为:

$$\min \sum_{i=1}^m (\|f_i - Ba_i\|_2) * * 2 + \lambda \sum_{i=1}^m \|a_i\|_1 \quad (17)$$

其中: f_i 为第 i 个样本, B 为字典矩阵, a_i 为 f_i 的稀疏表示, λ 为大于 0 的参数, $B = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$ 是 n 个字典原子的集合, $\|\cdot\|_2$ 表示第二范式, $\|\cdot\|_1$ 表示第一范式。对于 $m \times n$ 的中一个样本 x_i , 产生一个索引矩阵 $B = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$, 通过建立索引矩阵, 结合上述估计得到的模糊核, 可以用于当前基于稀疏表示下的图像复原优化的模型, 从而可以减少因某一图像块的模糊而造成的干扰。

在 RGB 自适应维纳滤波去模糊过程中, 首先对图像模糊程度进行估计, 其次利用多尺度分析方法对图像进行降维采样以后, 接着将估计到的模糊核运用到非盲卷积算法复原图像, 最终得到期望图像。本文算法工作流程如图 7 所示。

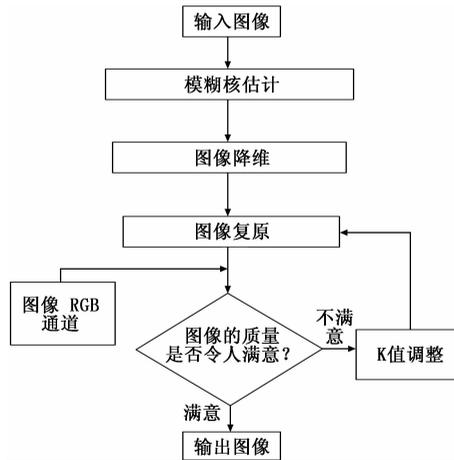


图 7 本文算法流程图

3 图像质量评价指标

衡量图像的去模糊的评价方法, 主要分为主观评价方法和客观评价方法两种。

3.1 主观评价

图像的主观评价, 是基于不同的人根据自己的经验和对图像的不同的认知而产生的不同的视觉印象。但是在实际过程中, 由于每个人不同的认知、不同的环境因素而带来不同的评价效果。对此, 国际电信联盟提出了主观图像质量评价方法的标准^[15-16], 主要包括: 双刺激损伤测量法、双刺激连续质量测量法以及单刺激连续质量评价法等。主观质量评分法又可以分为相对评价和绝对评价^[14]两种类型, 如表 1 和表 2 所示。

表 1 相对评价

等级	图像质量评价	评分
5	一组中最好的图像	5
4	好于改组平均水平的图像	4
3	该组平均水平的图像	3
2	差于改组平均水平	2
1	一组中最差的图像	1

表 2 绝对评价

等级	图像质量评价	评分
5	很好	5
4	好	4
3	一般	3
2	差	2
1	很差	1

3.2 客观评价

图像的客观评价,是根据人眼的主观视觉系统建立的数学模型,并通过具体的数学公式计算,进而比较图像质量的好坏。和主观评价相比,客观评价不会因为人的认知的原因出现偏差,不依赖人的主观能动性,在图像质量评价中比较常见。最常用的有比较均方误差 (E)、信噪比 (SNR) 和峰值信噪比 (PSNR),这三种方法是基于原始图像和待评估图像之间对应的像素点值之差,对于一副矩阵表示为 $M \times N$ 大小的图像,其均方误差可以定义为:

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (18)$$

信噪比则定义为:

$$SNR = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} (I(x, y))^2}{\sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} (I(x, y) - K(x, y))^2} \right] \quad (19)$$

峰值信噪比定义为:

$$PSNR = 10 * \log_{10} \left(\frac{(MAX_1)^2}{MSE} \right) = 20 * \log_{10} \left(\frac{MAX_1}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (20)$$

其中: $I(i, j)$ 和 $K(i, j)$ 表示为原始图像和处理后的图像对应像素点灰度值, MAX_1 表示图像点颜色的最大数值。

3.3 去模糊后图像的评价

在客观评价中,由上述定义可知,均方误差的值是越小代表着图像的质量越好,信噪比和峰值信噪比的值越大,代表着图像的质量越好。由于去模糊处理过后的图像 $K(i, j)$ 与原始图像 $I(i, j)$ 差距过大,可知式 (18) 和式 (19) 中 $[I(i, j) - K(i, j)]^2$ 的值变大,导致均方误差变大,信噪比变小,与均方误差值的“越小代表图像质量越好”和信噪比值的“越大代表图像质量越好”的原则相背;均方误差变大,由式 (20) 中可知峰值信噪比变小,与峰值信噪比值的“越大表示处理图像质量越好”原则相

背。所以在本文去模糊处理后,不适宜采用客观评价的方法,而图像的评价方法有客观评价方法和主观评价方法,所以本文针对图像去模糊后的效果,采用主观评价的方法对图像进行评价。

4 实验结果与比较分析

4.1 实验准备

本实验在 i5 CPU 为 2.8 GHz, 8 GB 内存,操作系统为 64 位 Windows 10 的电脑上运行,使用 Pycharm 2018 软件进行仿真。

4.2 比较分析

实验 1、2、3 分别用 BM3D^[17] 与 NCSR^[18] 的方法对模糊图的去模糊效果,将去模糊效果与本文算法进行比较,分别如下图(均为灰度图)所示,图 8 (b)、图 9 (b)、图 10 (b) 是在本文算法环境下的基于 RGB 自适应的维纳滤波去模糊结果。



图 8 各算法比较

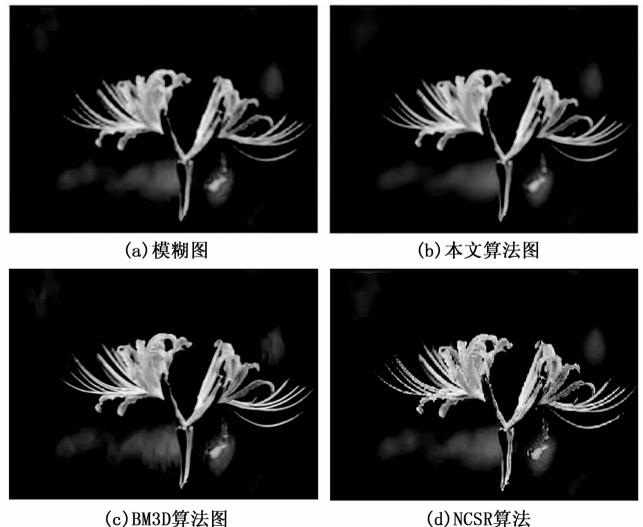


图 9 算法比较图

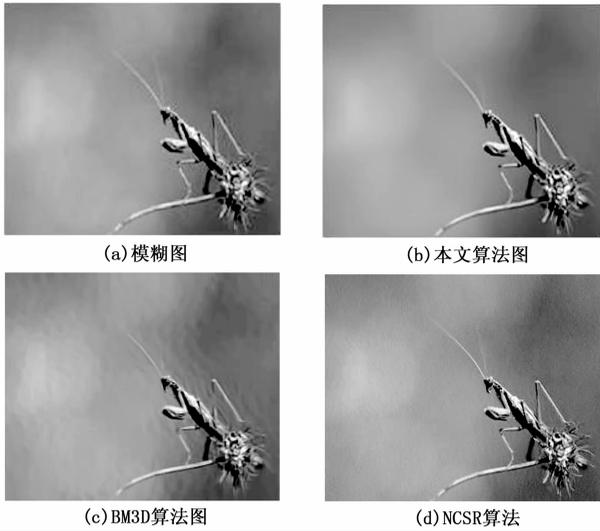


图 10 各算法比较图

实验 1、2、3 中, 针对图 8 (a)、图 9 (a)、图 10 (a) 出现 $\Sigma=2$ 的高斯模糊, 图 8 (c)、图 9 (c)、图 10 (c) 是使用 BM3D 的方法对模糊图进行去模糊的效果, 图 8 (d)、图 9 (d)、图 10 (d) 是使用 NCSR 的方法对模糊图进行去模糊的效果, 图 8 (b)、图 9 (b)、图 10 (b) 是本文的方法, 基于 RGB 自适应的维纳滤波得到的去模糊图像。从中观察可以看出, 高斯模糊过后的图像, 本文的方法与另外两种方法相比较, 更为清晰, 体现在能够很好地处理因高斯模糊过后物体的边缘出现的振铃现象, 且能够更好地平滑图像的整体色彩。

本文采用主观相对评价的类型, 抽取 10 人对图像复原后的图片进行评价, 并根据评价的结果, 采用计算分数准确率以及平均值计算的方法, 最终判断去模糊后的图像质量。实验 1、2、3 中去模糊效果的三种算法的质量分数待, 抽取 10 名观察人对以上三张图片的恢复效果进行评分如表 3 所示。

表 3 评价分数表格

图片 人员	1-2	1-3	1-4	2-2	2-3	2-4	3-2	3-3	3-4
01	4	3	3	4	3	2	4	4	3
02	3	2	4	4	2	3	3	3	2
03	3	3	4	3	2	4	4	4	3
04	3	4	2	2	3	4	3	3	2
05	3	3	3	3	2	3	4	4	4
06	3	2	2	3	3	2	3	3	3
07	3	3	3	4	4	3	4	2	3
08	4	2	3	4	3	3	4	3	3
09	3	3	2	3	2	2	3	4	3
10	4	4	4	4	3	3	3	3	3

设单幅图像不同观察人评价的分数为 S , 评分差异为 ΔS_i , 用来衡量每一幅图像的评价准确率 Δ_D , Δ_D 可以减少因为过高或者过低的评价分数对图像评价有效性的影响。

$$\Delta_D = \frac{\Delta S_i}{S} = \frac{\sum (s_i - s_j)}{S}$$

$$0 \leq i \leq 9, i+1 \leq j \leq 10 \quad (21)$$

每个图像的平均分和准确率如表 4 所示。

表 4 准确率和平均分表格

图像	平均分	准确率
(1-2)	3.3	0.242
(1-3)	3.2	0.281
(1-4)	2.9	0.310
(2-2)	3.4	0.118
(2-3)	3.2	0.250
(2-4)	3.1	0.225
(3-2)	3.5	0.200
(3-3)	3.2	0.281
(3-4)	2.9	0.207

越小说明图像的评分越可信, avg_{12} 、 avg_{22} 、 avg_{32} 均大于 BM3D 算法和 NCSR 算法的平均值, 由结果可知, 本文算法去模糊效果更好。综上: 所以在一定程度上可以认定: 本文算法在一定程度上提高了复原图像的清晰度, 减少了图像周围的振铃现象。

5 结束语

针对图像在拍摄过程中出现的模糊现象, 本文提出一种基于 RGB 自适应的维纳滤波图像去模糊技术研究, 本算法首先估计在 RGB 三个通道里的模糊核函数, 在对图像块进行平滑作用, 减小加强图像的边缘信息时出现的模糊干扰, 再经过维纳滤波自适应选择合适的 K 值, 输出最佳期望图, 最后再提出对于图像去模糊后, 不适宜采用客观评价方法, 应采用主观评价方法, 对每一副图像进行评价。实验结果证明, 经过在本文的 RGB 里自适应的维纳滤波的方法过后, 图像的评价质量分数高于 BM3D 和 NCSR 的评价质量分数, 所以在一定程度上可以认为, 本文有效的解决了图像的模糊问题。

参考文献:

- [1] Xu Y, Hu X, Wang L, et al. Single image blind deblurring with image decomposition [A]. 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Kyoto [C]. 2012, 929-932.
- [2] Ljubenović M, Figueiredo MAT. Blind image deblurring using class-adapted image priors [A]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Beijing, 2017, 490-494.
- [3] 杜苗苗, 杨灿美. 一种维纳滤波图像复原算法的 K 值快速估计 [J]. 微电子学与计算机, 2015 (8): 45-47.
- [4] Michailovich O, Tannenbaum A. Deconvolution of medical ultrasound images via parametric inverse filtering [A]. 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro [A]. 2006., Arlington, VA, 2006, 217-220.

(下转第 238 页)