

# 基于边缘先验模型的运动去模糊

赵志刚 陈莹莹 赵毅 张维忠 吕慧显 潘振宽

(青岛大学信息工程学院 青岛 266071)

**摘要** 从单幅运动模糊图像复原出清晰的图像,一直是数字图像处理领域中富有挑战的问题。基于边缘先验模型和小波分析提出了一种运动模糊退化图像的复原算法。在去模糊之前,对图像进行预处理,将噪声去除,用冲击滤波器增强边缘,并采用canny边缘检测获取清晰边缘作为先验模型,以此估计模糊核;然后在紧小波框架系统下,将清晰图像的稀疏性最大化,采用改进的分裂Bregman方法求解最优化问题,最终得到清晰的图像。实验结果表明,相对于传统的盲复原算法,提出的方法可以有效地去除运动模糊。

**关键词** 非盲图像复原,运动模糊,边缘先验模型,分裂Bregman方法,紧小波框架

**中图分类号** TP751.1 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.062

## Motion Deblurring Based on Edge Prior Model

ZHAO Zhi-gang CHEN Ying-ying ZHAO Yi ZHANG Wei-zhong LV Hui-xian PAN Zhen-kuan

(College of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

**Abstract** How to restore clear images from degraded images is a challenging problem in the field of digital image processing. This paper proposed a restoration algorithm for motion blurred image based on edge prior model and wavelet analysis. We applied a preprocessing procedure before deblurring to remove noise, and then used shock filter to enhance edges and canny edge detection to get clear edges for estimating kernel. After that, we maximized the sparsity of clear image under tight wavelet frame system. Furthermore, the adapted split Bregman method was proposed to solve the optimization problem. Finally, the clear image can be got. The experimental results show that compared with traditional blind restoration algorithms, the proposed method can effectively remove the motion blur.

**Keywords** Non-blind image restoration, Motion blur, Edge prior model, Split Bregman method, Tight wavelet frame

## 1 引言

运动模糊是由于在曝光过程中相机和被拍摄物体发生相对位移造成的。在数码相机日益普及的今天,这种模糊无处不在。从模糊图像恢复清晰图像的过程被称为运动模糊退化图像复原过程。通常,我们只能得到一幅模糊的图像,运动模糊核的知识未知,事先不能确定模糊核函数,故这种复原又称为运动模糊图像盲复原。图像去模糊技术在测量、监控、刑侦及军事等领域有着重要的应用。由于未知参数的个数远大于可用的,图像盲复原是一个不适定的问题,需要借助于图像中的先验知识进行辅助求解。本文通过输入一幅模糊退化图像得到卷积核函数并计算出清晰图像,不需要额外的硬件设备,因此本方法应用范围更加广泛。

利用单幅图像进行复原,一直是个难点。这是由于单幅图像提供的信息太少,对复原造成了困扰。早期的研究对模糊核有约束并采用核的参数化形式<sup>[1-3]</sup>。这些方法取得了一定的效果,但是针对于结构复杂的图像效果不好。模糊核估计越准确,复原的效果就会越好。Fergus<sup>[4]</sup>将图像的统计特性作为梯度先验模型,采用Bayesian方法求解模糊核,然后

用RL算法复原图像。但是图像模型过于简单,而且RL算法是经典古老的算法,效果并不理想。Cai<sup>[5]</sup>采用模糊核和清晰图像的联合优化,假设模糊核和清晰图像分别在Curvelet域、Framelet域是稀疏的,通过求解方程中较大稀疏来确定模糊核和清晰图像。其尽管解决了两者之间的模糊性,但是实际中想要产生两者都满足的值,时间损耗大。该文献利用自然图像在冗余域良好的稀疏性是值得借鉴的。Cho<sup>[6]</sup>提出了快速去模糊算法,即在核的估计过程中,保留大于阈值的梯度值,并用图像梯度建立优化函数,在算法上有了很大的提升,但是复原效果并不总是很理想,尤其是对细节丰富的图像。Wang<sup>[7]</sup>提出了非边缘特定自适应复原方法,其根据KL距离将图像分成不同的种类,分析了之前算法鲁棒性不好的原因在于无法满足图像的多样性和结构复杂性,但这个方法对简单的图像处理效果不好。

目前国内的研究多集中在直线运动模糊,通过估计参数得到模糊核,尽管取得了一定的效果,但是适用性不够强。

本文将边缘检测和小波变换结合起来引入完整的图像复原算法。对于含噪图像,先用预处理过程将图像去除。根据清晰边缘和模糊边缘求解可以得到相同的模糊核这一特点,

到稿日期:2014-06-17 返修日期:2014-10-03 本文受国家自然科学基金(61170106),山东省科技计划项目(2012YD01058)资助。

赵志刚(1973-),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理与机器视觉、机器学习、模式识别等,E-mail: zhaolhx@163.com;陈莹莹(1989-),女,主要研究方向为图像处理、运动模糊图像复原。

利用 canny 边缘检测得到清晰边缘,保留大的梯度值,利用交替迭代法优化模糊核;得到准确的模糊核之后,将图像变换到 Framelet 域中,并利用分裂 Bregman 方法<sup>[8,9]</sup>来求解最优化问题,该方法的鲁棒性较强。实验表明,本文提出的算法可以有效地去除运动模糊。

## 2 图像的退化模型

图像复原问题的关键在于建立准确的退化模型,这就必须了解、分析图像退化的原理并能够用数学模型将其表现出来。若模糊图像的模糊核在整幅图像任何位置都一样,则被称为是空间移不变过程,可以用卷积形式来建模:

$$f = g * p + n \quad (1)$$

这里, \* 是卷积算子,  $f$  是观察到的模糊图像,  $g$  是清晰图像,  $p$  是模糊核(或点扩散函数),  $n$  是噪声(通常是椒盐噪声或高斯噪声)。这样图像复原过程就变为去卷积过程。若对式(1)进行离散化,就得到  $f = Pg + n$ 。运动模糊核是相机的运动轨迹,表示方式如下:

$$p = v(x, y) |_C \quad (2)$$

其中,  $C$  是  $R^2$  上有限长度的连续曲线,  $v(x, y)$  是随  $C$  变化的速度函数。简单地说,模糊核具有连续性和方向性。一般情况下,只有模糊图像  $f$  已知,模糊核  $p$  和噪声  $n$  都是未知的。本文提出的图像复原算法可以将噪声去除,估计出模糊核,并利用非盲去卷积算法获取清晰图像。本文第 3 节将会给出详细的复原过程;第 4 节对不同种类图像进行实验;最后给出总结。

## 3 图像复原算法

### 3.1 预处理过程

图像在获取过程中,可能会受到一定程度的噪声污染。噪声的存在会严重地影响到复原效果。为了解决这个问题,在复原之前进行预处理将噪声去除。常见的噪声是椒盐噪声和高斯噪声。根据噪声的特点,常用中值滤波和均值滤波。这些方法对图像中单一噪声去噪效果非常好,若图像中的噪声是高斯噪声和椒盐噪声的混合形式,不管是采用中值滤波器还是均值滤波器,去噪效果都不好。本文采用自适应中值滤波和自适应加权均值滤波<sup>[10]</sup>(AMAWM)将椒盐噪声和高斯噪声分离,然后分别滤除。

椒盐噪声是图像中随机的黑白点。在灰度图像中,采用自适应中值滤波就可以将椒盐噪声去除,而不会造成细节退化。下面介绍详细的步骤:

(1)将图像分成大小为  $M * N$  的  $S$  部分,记为  $R(k)$  ( $k = 1, 2, \dots, s$ )。

(2)找到  $R(k)$  中的最大值  $\max$ 、最小值  $\min$ ,将等于  $\max$  或  $\min$  的像素点标记为 1(噪声),否则为 0。

(3)计算噪声个数,记为  $nm$ 。用统计出的总个数  $nm$  与  $R(k)$  中所有像素个数之比  $qk$  来判断噪声污染程度,然后采用不同尺寸的滤波窗口,如式(3)所示。

$$\begin{cases} 3, & qk \leq 0.1 \\ 5, & 0.1 < qk \leq 0.35 \\ 7, & qk > 0.35 \end{cases} \quad (3)$$

(4)对噪声点进行中值滤波,非噪声点保留原来的值。

自适应中值滤波去除椒盐噪声的效果好。这是由于可以检测出噪声点,只对噪声点进行滤波,对非噪声点就可以起到很好的保护作用。对不同污染程度区分对待,既可以抑制噪声,也能够保护图像细节。

椒盐噪声去除后就剩下高斯噪声。本文采用自适应加权均值滤波,具体步骤如下:

(1)将图像分成大小为  $M * N$  的  $S$  部分,记为  $R(k)$  ( $k = 1, 2, \dots, s$ )。

(2)在  $R(k)$  中,采用  $K * K$  的滤波窗口。将窗口内的像素放入集合中:

$$E_{i,j} = \{(i+s, j+t) | (i, j) \in R(k), s \in [-\frac{K}{2}, \frac{K}{2}], t \in [-\frac{K}{2}, \frac{K}{2}]\} \quad (4)$$

(3)集合中每个元素的加权系数  $C$  可以用式(5)来计算,  $Z$  是参数,实验发现  $Z$  取值在 120~150 之间效果较好。

$$c_{i,j,s,t} = e^{-\frac{(h(i+s, j+t) - h(i, j))^2}{Z}} \quad (5)$$

(4)求出所有加权系数的平均值,并将小于均值的系数设为 0;然后再求出  $E$  中各像素灰度值的加权平均值作为窗口中心点的像素值。这样不管是图像的平坦区域还是边缘区域,去噪效果都非常好,这是由于离中心点近的像素值关联性大,去噪效果好,而且不会出现边缘模糊的现象。

### 3.2 模糊核估计

准确估计模糊核是图像复原的关键步骤。模糊核估计错误或者误差过大,都会导致无法获取清晰图像。仅从一幅模糊图像去估计,几乎不可能。然而,理想的清晰图像具有清晰边缘,如图 1(a)所示。边缘被定义为连接图像像素值变化区域的连续边界。图像边缘集中了图像的大部分内容,能够提供幅值和方向信息,被广泛应用于图像处理中。模糊图像的边缘仍然存在模糊,如图 1(b)所示;通过 canny 算子边缘检测就可以得到清晰边缘,如图 1(c)所示,以此作为估计模糊核的先验模型。

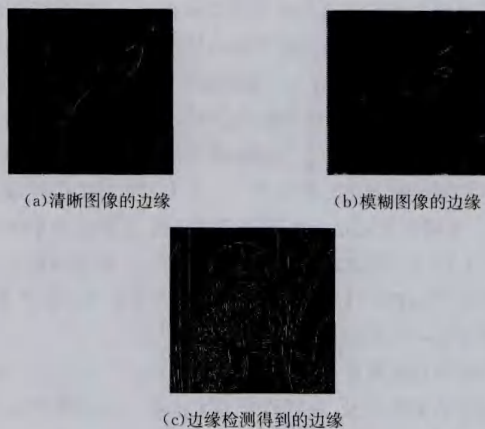


图 1 图像的边缘

在进行边缘检测之前,通过冲击滤波器<sup>[11]</sup>和双边滤波器<sup>[12]</sup>分别进行边缘增强和噪声去除。canny 边缘检测分为 3 部分:(1)对图像进行高斯滤波;(2)用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向;(3)对梯度幅值进行非极大值抑制,并利用双阈值算法检测和连接边缘。

根据图像的退化模型(1),清晰边缘  $\nabla g$  和模糊边缘  $\nabla f$

也存在类似的关系:

$$\nabla f = \nabla g * p + n \quad (6)$$

式(6)表明,通过清晰边缘和模糊边缘可以求解到相同的模糊核。模糊核的估计可以用式(7)来计算:

$$\hat{p} = \arg \min_p \|\nabla g * p - \nabla f\|^2 + \gamma \|p\|^2 \quad (7)$$

这是 Tikhonov 正则化问题。其中,  $\|\nabla g * p - \nabla f\|^2$  是数据拟合项,  $\|p\|^2$  是正则项,  $\gamma$  是正则化参数。  $\nabla g$  是对估计的清晰图像进行边缘检测得到的边缘。  $\nabla f$  是模糊图像的边缘。根据傅里叶变换的性质,可以简化运算。

$$\hat{p} = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\mathcal{F}(\nabla g') \circ \mathcal{F}(\nabla f)}{\mathcal{F}(\nabla g') \circ \mathcal{F}(\nabla g') + \gamma} \right) \quad (8)$$

实际上,计算所得最优解并不一定是物理最佳。因此,在计算过程中,模糊核须满足如下的物理条件:

$$p \geq 0, \sum_j p(j) = 1 \quad (9)$$

式(9)表明,模糊核是非负的,而且是归一化的。因此,计算出模糊核后,要对模糊核进行修正,即去除负值以及较小值,保留主要结构,并进行归一化。

为了逐步细化模糊核,这里采用交替迭代方法。对于清晰图像的优化,利用高斯先验知识,定义以下的目标函数来优化清晰图像:

$$g = \arg \min_g \|g * p - f\|^2 + \mu \|\nabla f - \nabla g'\|^2 \quad (10)$$

其中,  $\|g * p - f\|^2$  是数据拟合项;  $\|\nabla f - \nabla g'\|^2$  是正则项,  $\nabla g'$  是边缘检测得到的清晰边缘,作为先验知识。根据傅里叶变换性质,时域卷积可以转换成频域点乘。因此,可以通过式(11)来求解清晰图像。

$$g = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\mathcal{F}(p) \circ \mathcal{F}(f) + \mu (\mathcal{F}(\partial_x) \circ \mathcal{F}(\partial_x g') + \mathcal{F}(\partial_y) \circ \mathcal{F}(\partial_y g'))}{\mathcal{F}(p) \circ \mathcal{F}(p) + \mu (\mathcal{F}(\partial_x) \circ \mathcal{F}(\partial_x) + \mathcal{F}(\partial_y) \circ \mathcal{F}(\partial_y))} \right) \quad (11)$$

模糊核和清晰图像经过几次迭代就可以得到满意的效果。对于大尺度的模糊核,冲击滤波器不能很好地增强边缘,为了更准确地估计模糊核,采用由粗到细的多尺度策略。首先在低分辨率图像中检测到清晰边缘,这是由于在低分辨率的图像中模糊边缘很窄,得到的清晰边缘更接近于真实情况。然后在高分辨率情况下,对上一层低分辨率去卷积图像进行升采样,再检测出清晰边缘作为先验模型。在每个尺度,模糊核和清晰图像迭代地升级;随着更多的边缘信息被应用,最终就可以得到精确的模糊核。这里,每次迭代都将阈值乘以 0.9,这样就会让边缘得到更充分的应用。

最终的去模糊结果是原始的模糊图像和估计的模糊核通过非盲去卷积得到的。迭代过程中得到的清晰图像不会直接影响到最终结果,只能间接地影响到模糊核的细化。为了获取效果更好的清晰图像,下面介绍一种非盲去卷积算法。

### 3.3 非盲去卷积

给定模糊核,仅有清晰图像未知,图像复原过程被称为非盲去卷积。图像在冗余紧框架系统下稀疏性更好。利用小波分析,将图像变换到紧小波框架系统下,然后利用分裂 Bregman 迭代法求解最优化问题。

最小化函数模型如下:

$$\arg \min_g |W_1 g|_1 + |W_2 P g|_1 + \frac{\lambda}{2} \|f - P g\|_2^2 \quad (12)$$

其中,  $\|f - P g\|_2^2$  是数据拟合项;  $|W_1 g|_1 + |W_2 P g|_1$  是正

则项,  $W_1, W_2$  是小波框架变换;  $\lambda$  为正则化参数。

分裂 Bregman 迭代法是求解  $l_1$  范数正则化优化问题的快速算法。基本思想是变量分离,引入辅助变量,将有约束优化问题转换成无约束优化问题,然后再分解成几个子优化问题来交替处理。

令  $d_1 = W_1 g, d_2 = W_2 P g$ , 最小化问题(12)就等价于:

$$\min_{g, d_1, d_2} \frac{\lambda}{2} \|f - P g\|_2^2 + |d_1|_1 + |d_2|_1 \quad (13)$$

$$\text{s. t. } d_1 = W_1 g, d_2 = W_2 P g$$

然后,问题(13)就转换成相对应的无约束最小化问题:

$$\min_{g, d_1, d_2} \frac{\lambda}{2} \|f - P g\|_2^2 + |d_1|_1 + |d_2|_1 + \frac{\alpha}{2} \|d_1 - W_1 g\|_2^2 + \frac{\beta}{2} \|d_2 - W_2 P g\|_2^2 \quad (14)$$

其中,  $\alpha, \beta$  是常数。根据分裂 Bregman 迭代法,引入参数  $b$ , 将  $g$  和  $d_1, d_2$  进行分离,这样最小化问题就变成了两个子问题的迭求解过程:

$$\begin{cases} g^{(k+1)} = \arg \min_g \frac{\lambda}{2} \|f - P g\|_2^2 + \frac{\alpha}{2} \|d_1^k - W_1 g - b_1^k\|_2^2 \\ d_1^{k+1} = \arg \min_{d_1} |d_1|_1 + \frac{\alpha}{2} \|d_1^k - W_1 g - b_1^k\|_2^2 \\ d_2^{k+1} = \arg \min_{d_2} |d_2|_1 + \frac{\beta}{2} \|d_2^k - W_2 P g - b_2^k\|_2^2 \\ b_1^{k+1} = b_1^k + W_1 g^{k+1} - d_1^{k+1} \\ b_2^{k+1} = b_2^k + W_2 P g^{k+1} - d_2^{k+1} \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中的第一个式子可以通过傅里叶变换来求解,第二个式子可以利用收缩技术计算,即变成:

$$d_1^{k+1} = \text{shrink}(W_1 g^{k+1} + b_1^k) \quad (16)$$

其中,  $\text{shrink}$  是阈值算子,这里采用软阈值算子。

## 4 实验结果

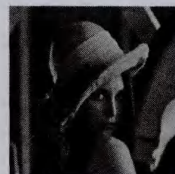
为了验证本文提出的图像复原方法的有效性,对不同类型的图像进行实验。图 2 展现了预处理过程的去噪效果。图 2(a)是原始清晰图像,图 2(b)是添加噪声的图像,图 2(c)是去噪以后的图像,可以看出图像中的椒盐噪声和高斯噪声都得以很好地处理,而且边缘和细节都得以保护。



(a) 原始图像



(b) 噪声图像



(c) 预处理后的结果

图 2 预处理结果

为了体现本文方法复原效果,与文献[13]中的方法以及最大熵复原方法进行比较,如图 3 所示。从左到右,分别是模

糊图像、文献[13]的复原效果、最大熵复原效果以及本文的复原效果。图3(a)Lena和图3(b)Tool图像是合成图像的复原,模糊核位于模糊图像的右下方。图3(c)Kitty和图3(d)Bottle是自然图像的复原。通过比较发现,本文提出的方法可以很好地复原运动模糊图像,振铃效应比其他两种方法减少了很多,但是在图3(d)中的优势并不是很明显,这是由于自然图像可能还存在其他类型的模糊,比如失焦模糊等。这里需要注意的是,由于文献[13]和最大熵复原方法对存在明显噪声的图像的复原效果很不好,因此这里在进行比较时不考虑噪声的影响。

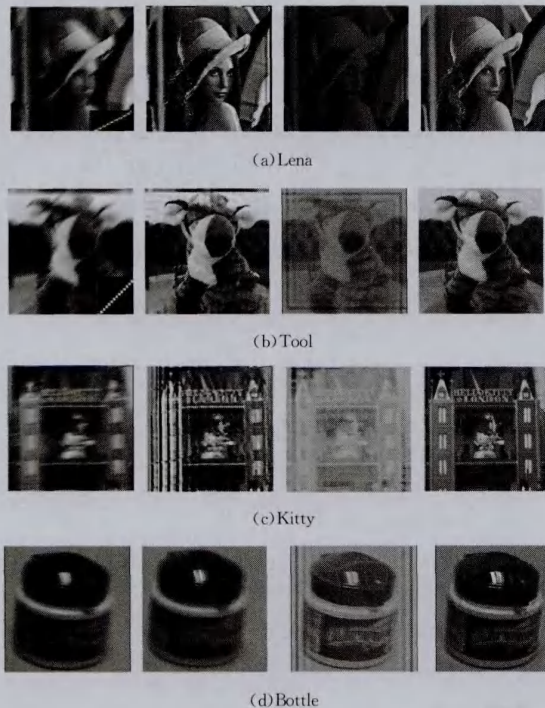


图3 图像复原效果  
从左到右依次是模糊图像、Shan<sup>[13]</sup>的复原图像、最大熵复原图像、本文算法的复原结果

图3 图像复原效果

为了更好地展现本算法的优势,从数学的角度对此算法进行比较。这里针对前两幅合成图像计算不同方法的峰值信噪比(PSNR)和归一化均方误差(NMSE),如表1和表2所列。PSNR的值越大,图像的质量越好;NMSE的值越小,表明图像的质量越好。从两个表中可以看出,本文算法的复原图像质量比较好。

表1 Lena图像不同复原方法的PSNR和NMSE

| 复原方法                 | PSNR/dB | NMSE   |
|----------------------|---------|--------|
| Shan <sup>[13]</sup> | 21.82   | 0.0254 |
| 最大熵复原                | 13.38   | 0.0334 |
| 本文算法                 | 26.80   | 0.0128 |

表2 Tool图像不同复原方法的PSNR和MNSE

| 复原方法                 | PSNR/dB | MNSE   |
|----------------------|---------|--------|
| Shan <sup>[13]</sup> | 20.53   | 0.0493 |
| 最大熵复原                | 12.52   | 0.0401 |
| 本文算法                 | 27.67   | 0.0149 |

**结束语** 本文提出了能有效去除运动模糊的算法,而将复原过程分为两个步骤,将检测边缘作为图像复原的先验模型进行模糊核估计,并将图像变换到紧小波框架系统下进行非盲去卷积。实验表明,本文算法可以有效地复原图像。在这个领域,仍然有很多可以改进的地方。随着现代技术的发展,将会出现更多、更好的复原方法。

## 参考文献

- [1] Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1998(1057-7149): 370-375
- [2] Chen W G, Nandhakumar N, Martin W N. Image motion estimation from motion smear—a new computational model [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, 1996(0162-8828): 412-425
- [3] Rav-Acha A, Peleg S. Two motion-blurred images are better than one [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(3): 311-317
- [4] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph [J]. SIGGRAPH, 2006, 25(3): 783-794
- [5] Cai Jian-Feng, Liu Chao-qiang, Ji Hui, et al. Blind motion deblurring from a single image using sparse approximation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009), Miami, FL, 2009: 104-111
- [6] Cho S, Lee S. Fast Motion Deblurring [J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 145
- [7] Wang C, Yue Y, Dong F, et al. NEAS: Nonedge-Specific Adaptive Scheme for Highly Robust Blind Motion Deblurring of Natural Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 884-897
- [8] Zhang Hui. Bregman iteration method and its applications to sparsity problems [D]. HuNan: National University of Defense Technology, 2009
- [9] Wang Jing, Lv Ke, He Ning, et al. Total Variant Image Deblurring Based on Split Bregman Method[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1503-1507
- [10] Zhang Xu-ming, Xu Bin-shi, Dong Shi-yun, et al. Adaptive median-weight meam mix filter [J]. Optical Technology, 2004, 30(6): 652-655, 659
- [11] Osher S, Rudin L I. Feature-oriented image enhancement using shock filters [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, 27(4): 919-940
- [12] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Bombay, 1998: 839-846
- [13] Qi Shan, Jiaya Jia, Agarwala A. High-quality Motion Deblurring from a Single Image[J]. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH), 2008, 27(3): 1-10