# 图像抖动核函数估计与图像恢复\*

虞 芬<sup>1</sup>,杨勇杰<sup>2</sup>,苗兰芳<sup>3</sup>

(1. 九江职业技术学院 信息工程系, 江西 九江 332000; 2. 浙江大学 CAD & CG 国家重点实验室, 杭州 310027; 3. 浙江师范大学 数理与信息工程学院, 浙江 金华 321004)

**摘 要:** 抖动模糊是摄影中常见的问题,为此提出了一个鲁棒快速的核函数估计和图像恢复方法。给定一幅因 相机抖动而模糊的图像,该方法首先建立金字塔,然后自顶向下、迭代地估计运动模糊核函数,同时对图像进行 恢复。使用混合高斯模型对核函数建模,使用自然图像的边缘大尾巴分布对图像进行约束。通过冲击滤波器预 测图像的强边缘,对图像的边缘与核函数进行约束,从而更好地估计核函数。并通过迟滞阈值方法和核函数重 新定位的方法,降低核函数的噪声,提高核函数估计的鲁棒性能。在求解核函数能量方程时,采用共轭梯度法, 利用图像的一阶和二阶偏导数降低系统方程的条件数,加快收敛速度。最后,在一个国际公开的包含 32 组运动 模糊图像的数据集上验证了该方法。实验结果表明,该方法所恢复的图像,其边缘和纹理清晰,能够很好地避免 噪声和振铃走样问题。

关键词:运动模糊;核函数;图像恢复;反卷积 中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:1001-3695(2012)12-4743-04 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.089

## Kernel estimation and reconstruction for motion blurred images

YU Fen1, YANG Yong-jie2, MIAO Lan-fang3

(1. Dept. of Information Engineering, Jiujiang Vocational & Technical College, Jiujiang Jiangxi 332000, China; 2. State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 3. College of Mathematics, Physics & Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua Zhejiang 321004, China)

**Abstract**: Motion blur is a common problem in hand held photography, for which this paper presented an efficient and robust method for kernel function estimation and image deblurring. It gave an image blurred by camera motion, first built an image pyramid, and then iteratively estimated the motion kernel and the latent image in a top-down manner. It modeled the motion kernel by a mixture of Gaussian, constrained and restored the latent image with a heavy-tailed distribution of natural images, and predicted the strong edges of the latent image by a shock filter, constraining the gradients and the motion kernel of the image. Moreover, it introduced a hysteresis thresholding method and a re-centering method to suppress the noise of motion kernel and improve the robustness of large motion kernel estimation. At last, it solved the kernel function using the conjugate gradient method with the first order and the second order of image derivatives to reduce the condition number, which consequently accelerated the convergence. Finally, it tested the proposed method on a publically available data set with 32 motion blurred images. As showed in the results, the proposed algorithm restores high quality latent images with clear edges and textures, free from the ringing artifacts and noises.

Key words: motion blur; kernel function; image restoration; de-convolution

## 0 引言

日常拍照时经常因为手持不稳而导致照片模糊。虽然使 用三脚架等专业摄影设备可以很好地防止这种运动模糊的产 生,但是对普通用户来说,总是不方便。因此,通过设计软件算 法从这些运动模糊图像中恢复清晰图像具有重要的现实意义。 运动模糊图像产生的根本原因是在曝光过程中相机的传感器 和被拍摄的景物之间发生了相对位置变化。虽然图像去模糊 在信号处理和图像处理领域已经被研究很久,但是由于相对运 动的任意性、自然图像的多样性,以及各种噪声的复杂性,使得 从图像去模糊问题变得非常困难。 近年来,人们针对一类特殊的运动模糊图像进行了卓有成效的研究<sup>[1-7]</sup>。在这类模糊图像中,相机和被拍摄景物之间具有一致的相对运动,而且不包含旋转。于是,模糊图像 B 和清晰图像 I 之间存在一个卷积关系:B = I ⊗ k + n,其中卷积核 k 称为运动模糊核函数,n 是噪声函数。因此,图像去模糊就是要根据模糊图像同时反求清晰图像和核函数,这是经典的盲反卷积问题(blind de-convolution)。显然盲反卷积是一个退化问题,求解时必须借助于额外的图像信息或者先验知识,并对卷积核和噪声函数作适当简化。

Ben-Ezra 等人<sup>[8]</sup>设计了一个双相机的混合成像系统:一个 相机具有较高的分辨率,曝光时间较长,所拍摄的照片具有比 较严重的运动模糊;另一个相机具有较低的分辨率,曝光时间

收稿日期:2012-04-26;修回日期:2012-05-30 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61170315);浙江师范大学计算机软件与理论省 级重中之重学科开放基金资助项目(ZSDZZZXK07)

作者简介: 虞芬(1975-),女,江西九江人,副教授,硕士,主要研究方向为图形图像处理(yufen123@126.com);杨勇杰(1983-),男,辽宁沈阳人,博士研究生,主要研究方向为图形图像处理;苗兰芳(1963-),女,浙江慈溪人,教授,博士,主要研究方向为图形图像处理.

较短,而且拍摄多张照片。然后利用这些照片获取相机与景物 相对移动信息。Joshi 等人<sup>[9]</sup>利用陀螺仪和加速传感器辅助求 解照相机的移动信息。该类方法需要额外的硬件,成本高。

Fergus 等人<sup>[4]</sup>利用基于自然图像梯度的大尾巴分布特性 和核函数的稀疏特性,通过变分贝叶斯优化算法求解模糊图像 的核函数,最后通过传统的 Rechardson-Lucy 方法<sup>[10]</sup>进行反卷 积得到清晰图像。该方法的缺点是只能稳定地恢复尺寸较小 的函数,而且需要交互指定一块具有强边缘或纹理的非过饱和 区域;其次,变分贝叶斯优化算法效率很低,恢复一幅 256 × 256 像素的图像需要数小时以上的计算时间。Shan 等人<sup>[11]</sup> 通 过约束图像的一阶和二阶导数,提高反非盲卷积算法的效率。 其缺点是在恢复图像边缘和纹理的同时扩大了图像的噪声,有 比较严重的振铃走样:另外, Rechardson-Lucy 反卷积方法恢复 出来的图像通常带有严重的振铃效应。Levin 等人<sup>[7]</sup>使用参数 为0.8 的幂函数来约束恢复图像梯度的大尾巴分布,以抑制图 像的振铃走样和图像的噪声。Yuan 等人<sup>[6]</sup>利用 Bilateral Richardson-Lucy 反卷积方法,通过一对具有不同曝光时间的图像进 行去模糊。其中一张图像曝光时间较长,运动模糊较严重,噪 声较少;另一张图像则曝光时间较短,运动模糊程度较轻,图像 的轮廓较清晰,但是所含噪声较多。该方法的特点是利用第二 张噪声严重图像的边缘信息提高模糊核函数的估计精度。Cho 等人利用冲击滤波器<sup>[12]</sup>预测图像的强边缘,并基于 GPU 上的 快速傅里叶变换,对盲反卷积算法进行加速<sup>[13]</sup>。

本文基于 Fergus 等人的盲反卷积<sup>[4]</sup> 模型,结合 Shan 等 人<sup>[11]</sup>的图像导数约束的方法,以及图像边缘增强方法,对图像 去模糊算法进行改进,以提高图像恢复的质量和效率。本文的 主要贡献是提出了一个核函数重新定位方法,提高了核函数的 估计效率,减少了核函数的噪声,增强了图像去模糊的鲁棒性 和质量;其次,在计算核函数的过程中,使用共轭梯度法来优化 能量方程,并利用图像一阶和二阶导数比图像本身具有更小的 条件数的良好结构特性,加快了算法收敛速度<sup>[14]</sup>(详见 2.1 节)。图 1 是本文的图像去模糊算法的流程,其中方框内部分 为求解核函数的迭代过程。



图1 算法流程

## 1 核函数估计

图像去模糊问题的关键步骤是首先计算出准确的核函数, 然后进行图像反卷积,同时抑制图像的噪声。给定一幅运动模 糊图像,首先建立图像金字塔,然后由粗到精、交替地估计运动 模糊核函数并恢复清晰图像。每一次迭代过程分为以下四个 步骤:

a)利用双边滤波器去除上次迭代所恢复图像的噪声以及 振铃走样。

b)使用冲击滤波器增强图像的强边缘。

c)利用运动模糊图像与清晰图像强边缘,估计核函数。

d)利用核函数对运动模糊图像进行反卷积,获得清晰图像的中间结果。

在上述过程中每层迭代1次,而在恢复最终图像时,将进 行多次迭代(详见2.2节)。在迭代开始时,使用较强的双边 滤波器和冲击滤波器参数,使得清晰图像的初始值只有较强的 边缘和轮廓,而不包含纹理和噪声,这样很容易恢复核函数的 整体轮廓。之后每一次迭代后逐渐减弱双边滤波器和冲击滤 波器的作用,以恢复清晰图像更多的细节,进而计算出更精确 的核函数。在迭代的步骤 b),使用 Fergus 等人<sup>[4]</sup>的方法。如 果运动模糊较大,在当前尺度无法使用双边滤波器和冲击滤波 器恢复出图像的强边缘,将运动模糊图像缩小到一个可以通过 冲击滤波器恢复出准确边缘的尺度,并通过由低分辨率到高分 辨率的方式来去除图像的运动模糊。

1)迟滞阈值法 在估计核函数的过程中,往往包含一些 噪声,必须对这些噪声加以抑制。之前的图像去模糊的方法一般利用核函数的稀疏特性,简单地将核函数中那些小于某个阈值的值强制为0,如取最大值的5%作为阈值。但是实验发现,该方法不能很好地抑制核函数中的噪声。其主要原因是虽然 多数噪声的值比较小,但是有些可能超出设定的阈值。如果把 阈值设置得过低,那么不能够有效地抑制噪声;而如果把设置 得过高,那么会丢失核函数真实值,影响精度。

根据运动的连续性可知核函数也具有连续性。而噪声往 往是孤立的,而且离核函数中有效值的距离相对较远。因此提 出一个迟滞阈值法来抑制核函数的噪声。该方法与 Yuan 等 人<sup>[6]</sup>的方法相似,均借鉴 Canny 边缘检测中双阈值抑制和边缘 连接的方法<sup>[15]</sup>。本文的迟滞阈值方法设有 s和 t两个阈值,且 s < t。首先通过阈值 t得到一个噪声抑制后的核函数为 k'。因 为阈值 t较大,所以 k'中可以认为不包含噪声,但核函数中较 小的有效值可能被抑制了。于是根据核函数的连续性,对 k'进 行有条件的膨胀操作,即对 k'中每个非零值的八连通领域中 每一个像素,检查相应位置上的原核函数 k的值:如果该值大 于s,那么就将其加入到 k'中。本文取s、t分别为核函数中最 大值的 0.7 和 0.3 倍。实验结果表明,通过三次有条件的膨胀 操作,迟滞阈值法能够很好地抑制核函数的噪声。

2)核函数中心重定位 在沿着图像金字塔对核函数进行 由粗到精迭代过程中,核函数的细节逐渐增加,会造成核函数 中的有效数据边缘化,有时甚至超出了核函数大小所表示的范 围内。在迭代过程中,为了避免有效数据的丢失,每次得到核 函数之后需要对其中心进行重新定位,确保核函数的有效数值 不会偏离出核函数的定义空间。重新定位时,首先取一个包含 核函数有效值的最小矩形,然后平移该矩形使其中心与核函数 定义域的中心对齐。通过重新定位不仅避免了核函数有效值 超出给定的核函数的大小,而且使得之后清晰图像恢复的有效 值集中在中间,而不会造成某个边缘误差比较大的情况。

通过核函数中心重定位方法,使得可以使用小尺寸的核函 数达到和大尺寸核函数一样的恢复效果,如图2所示。其中: (a)为输入图像;(b)(c)(d)为三种恢复结果;(e)(f)(g)为对 应的核函数,(e)为大尺寸核函数,(f)为小尺寸核函数,(g)为 使用重新定位的小尺寸核函数。因为减小了核函数的尺寸,使 得该图像恢复算法更加鲁棒和高效。

### 2 图像恢复

如图1所示,图像去模糊算法有两个阶段需要通过反卷积 进行图像恢复:一个是在估计核函数阶段,另一个是最后的清晰 图像计算阶段。这两个阶段的反卷积算法有不同的要求和特 性。在估计核函数时,因为需要多次迭代,所以对反卷积算法的 执行效率方面要求较高。在最终图像恢复阶段,对反卷积的质

(Ъ) (A)(e) (f)

图2 核函数中心重定位

#### 2.1 基于图像梯度高斯分布的反卷积

在计算核函数的迭代过程中,需要根据当前的核函数进行 盲反卷积得到清晰图像,作为下一次迭代输入图像。这时用高 斯分布对图像的梯度建模。首先,高斯分布能够约束图像梯度 大部分接近于0,而且随着梯度的增加其数量逐渐减少;其次, 高斯分布的假设使得能量方程为严格二次能量,可以通过傅里 叶变换在频域内快速求解。因此,通过求解下面的能量最小化 问题得到清晰图像。

> $E_{k}(I) = \omega \| I \otimes k - B \|^{2} + \alpha (\| \partial_{x}I \|^{2} + \| \partial_{y}I \|^{2}) +$  $\sum_{v=x, v, xx, yx, xy} \omega_v \parallel \partial_v I \otimes k - \partial_v B \parallel^2$

上式第一项表示能量衡量图像的卷积关系,第二项表示能 量衡量图像的梯度分布,第三项表示衡量图像偏导数的卷积关 系。在第二项的求和项中,当v取x、y时,表示x、y方向的一 阶偏导数;当v取xx、yy、xy时,表示相应的二阶偏导数。因为 边缘信息是比较可靠的,所以第三项能量的作用是增加强边 缘。根据 Fourier 分析中的 Plancherel 定理可知:一个函数的平 方和等于其 Fourier 变换的平方和。因此,可以频域空间求解 上面的能量最小化问题,加速能量优化的过程。

根据 Field 1994 年研究的成果<sup>[16]</sup>,自然图像的梯度遵循 大尾巴分布,与高斯分布有明显的区别。特别是自然图像中往 往会有较强的边缘,有较多的大梯度值像素,大梯度值出现的 概率比高斯分布所约束的要大很多。所以使用高斯分布会对 所恢复图像的梯度进行约束,会抑制图像的强边缘,而且在强 边缘附近会产生比较明显的振铃效应和噪声。因此,在使用上 面所恢复的图像进行下一步核函数估计之前,首先运用双边滤 波器进行滤波,然后再采用冲击滤波器增强图像的强边缘。具 体的边缘增强算法可参考文献[13]。

#### 2.2 基于图像梯度稀疏分布的反卷积

经过多次迭代获得核函数之后,利用该核函数对模糊 图像进行反卷积,恢复最终的清晰图像。虽然在计算核函 数的过程中也进行了图像恢复,但是由于所采用的算法是 基于高斯分布的,所恢复的图像具有比较明显的振铃走样 现象。因此需要采用更加精确有效的分布函数进行最终图 像的恢复。

如前所述,自然图像的梯度服从大尾巴分布。本文使用 Levin 等人提出的参数为 0.8 的指数函数逼近大尾巴分布<sup>[7]</sup>, 对图像梯度稀疏性进行约束。因此,通过求解下面的能量最小 化问题得到清晰图像:

 $E(I) = \| I \otimes k - B \|^{2} + (\alpha | \partial_{x}I|^{0.8} + |\partial_{y}I|^{0.8})$ 

相对于高斯分布对图像中所有像素点的梯度都进行趋近 于0的约束,稀疏约束只对梯度较小的像素点进行约束,使其 趋近于0,而对梯度较大的像素点约束较小。所以该约束不仅 能够减弱图像中的噪声,较好地抑制振铃效应,而且还能够保 持图像的强边缘。尽管稀疏的梯度分布在约束恢复清晰图像 的效果上具有良好的性质,但这个能量函数的优化比使用高斯 分布来约束图像梯度要复杂得多,因为优化该函数已经不是一 个最小二乘问题。本文使用最大后验估计法(maximum-a-posteriori estimation)求解。最大后验估计法最大的优点是鲁棒性 好,通过将原函数转换为一系列的变系数最小二乘问题,不断 进行迭代计算,而最小二乘的系数由上一次迭代结果获得。实 验中发现,本文的能量方程一般迭代20次就可以收敛,恢复出 满意的结果。

## 3 实验结果

本文用 MATLAB 实现了图像去模糊算法,并在一台配置 为 Intel<sup>®</sup> Core<sup>™</sup> 2 2.8 GHz CPU, 3.25 GB 内存的台式机进行测 试。实验数据包括笔者自己拍摄的模糊图像,以及 Levin 个人 主页上提供的 32 组运动模糊图像数据库(http://www.wisdom. weizmann. ac. il/ ~ levina/papers/ LevinEtalCVPR09Data. rar)。一般地,对于一幅800×600模糊图像,设定核函数大小 为35×35时,估计核函数大约用时2~3min,恢复最终的清晰 图像大约用时1~2 min,总共用时3~5 min。

图 3 和 4 是对两幅自己拍摄的模糊图像进行去模糊的结 果。由图可以看到,去模糊后的图像中的指示文字变得清晰, 而且没有明显的走样。

l筑学系 域与城市规划系 II筑学系 区域与城市规划系 四 記版楼 C3 10.00 CI HAR C 2.2.2 (a) 输入图像 (b)输出图像 (a)输入图像 (b)输出图像

图3 图像去模糊结果1 图 5 是本文方法和 Shan 等人<sup>[11]</sup>方法的对比。可以看出

图4 图像去模糊结果2

两个算法的输出质量非常接近,但是本文方法运行时间为3 min 57 s,比 Shan 等人的算法要快一倍多。



图5 方法对比

图 6 是本文方法和 Cho 等人<sup>[13]</sup>方法的对比。两种算法的 运行时间很接近,都在5 min 左右,但是从图6(d)和(e)的结 果放大图中可以看到,本文的算法能更好地抑制噪声,得到更 高质量的恢复图像。

量要求较高。因此,本文采取了两种不同的反卷积算法。



图6 方法对比

### 4 结束语

本文提出了一种基于盲反卷积的单幅运动模糊图像恢复 方法。该方法通过迟滞阈值方法和核函数中心重定位技术,改 善了图像恢复的鲁棒性和效率。实验结果表明,本文的算法兼 顾了图像的恢复质量和效率,可以快速、稳定地从单幅运动模 糊图像恢复出具有清晰边缘和纹理、极少振铃和噪声的高质量 的清晰图像。目前笔者在 MATLAB 开发平台上实现本文的方 法,计算过程中进行了多次快速傅里叶变换。未来将尝试在 GPU 实现本文的方法,进一步提高运行效率。

目前基于盲反卷积的图像去模糊算法的两大基本假设限 制了这类算法的应用:

a) 假设图像的梯度分布是独立的。事实上图像的边缘具 有很强的连贯性和相关性, 梯度值大的像素在沿着边缘的方向 相邻像素常常具有大的梯度值。未来笔者将对梯度分布规律 进行深入研究, 尝试联合概率分布进行建模。

b) 假设相机和景物之间具有一样的相对运动,以便于用 单一的核函数对模糊效果进行反卷积。事实上,对于动态场 景,这个假设是不成立的。未来将尝试研究动态场景图像的去 模糊问题。

## 参考文献:

- KATSAGGELOS A K, LAY K T. Maximum likelihood blur identification and image restoration using the EM algorithm[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39(3): 729-733.
- [2] BASCLE B, BLAKE A, ZISSERMAN A. Motion deblurring and super-resolution from an image sequence [C]//Lecture Notes in Com-

#### (上接第4742页)

- [11] CHEN C S, YEH C W, YIN P Y. A novel Fourier descriptor based image alignment algorithm for automatic optical inspection [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2009, 20(3):178-189.
- [12] AKREM E G, OTMAN B, SAEID B. Farthest point distance: a new shape signature for Fourier descriptors [J]. Signal Processing: Image Communication, 2009, 24(7):572-586.
- [13] MOGHADDAM B. Principal manifolds and probabilistic subspaces for visual recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6):780-788.
- [14] YE F,SHI Z P,SHI Z Z. A Comparative study of PCA,LDA and kernel LDA for image classification [C]//Proc of the ISUVR. 2009:51-54.
- [15] YANG J, ZHANG D, FRANGI A. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition [J].

puter Science. Berlin: Springer-Verlag, 1996: 571-582.

- [3] LIKAS A C, GALATSANOS N P. A variational approach for Bayesianblind image deconvolution[J]. IEEE Trans on Signal Processing,2004,52(8):2222-2233.
- [4] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, et al. Removing camera shake from a single photograph [J]. ACM Trans on Graphics, 2006,25(3):783-794.
- [5] LEVIN A. Blind motion deblurring using image statistics; neural information processing systems [M]. San Mateo; Morgan Kaufmann Publishers, 2006; 841-848.
- [6] YUAN L, SUN J, QUAN L, et al. Image deblurring with blurred/ noisy image pairs[J]. ACM Trans on Graphics, 2007, 26(3):1-10.
- [7] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009: 1964-1971.
- [8] BEN-EZRA M, NAYAR S K. Motion deblurring using hybrid imaging [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2003: 657-664.
- [9] JOSHI N, KANG S, ZITNICK C, et al. Image deblurring using inertial measurement sensors [J]. ACM Trans on Graphics, 2010, 29 (4): 30.
- [10] RICHARDSON W. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1972, 61 (1):62-55.
- [11] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Trans on Graphics, 2008, 27(3): 73.
- [12] OSHER S, RUDIN L I. Feature-oriented image enhancement using shock filters[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1990, 27 (4): 919-940.
- [13] CHO S, LEE S. Fast motion deblurring [J]. ACM Trans on Graphics,2009,28(5): 145.
- [14] ZHAO J, FENG H, XU Z, et al. An improved image restoration approach using adaptive local constraint[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2012, 123(11): 982-985.
- [15] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (6):679-698.
- [16] FIELD D. What is the goal of sensory coding[J]. Neural Computation, 1994,6(4): 559-601.

IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):131-137.

- [16] JEONG S, GRAY R M. A comparison of EM and GMVQ estimating Gauss mixtures:application to probabilistic image retrieval[C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S. l.]:IEEE Press,2005.
- [17] HAN S D, TAO W B, WU X L. Texture segmentation using independent scale component wise Riemannian-covariance Gaussian mixture model in KL measure based multi-scale nonlinear structure tensor space[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(3):503-518.
- [18] 张润楚. 多元统计分析[M]. 北京:科学出版社,2006.
- [19] Intelligent Computing Laboratory, Chinese Academy of Sciences Homepage[EB/OL]. http:// www.intelengine.cn/English/dataset.
- [20] DU Ji-xiang, WANG Xiao-feng, ZHANG Guo-jun. Leaf shape based plant species recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 185(2):883-893.