

文章编号 1004-924X(2013)10-2688-08

快速运动模糊图像盲解卷积算法

廖永忠^{1,2*}, 蔡自兴¹, 何湘华²

- (1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410081;
2. 湖南第一师范学院 信息科学与工程系, 湖南 长沙 410205)

摘要:针对快速运动形成的图像模糊,提出了一种运动模糊图像盲解卷积算法。首先,对被噪声污染的频谱图像进行脊波增强;然后,采用一种新的基于 Radon 变换的鲁棒算法来确定模糊核函数,该算法在小模糊长度和低信噪比的条件下仍能准确地估计模糊核参数;确定模糊核函数后,采用基于 hyper-laplacian 先验的快速非盲解卷积算法来恢复模糊图像。实验结果证明,与基于机器学习的 R. Fergus 的算法相比较,本文算法在获得相近效果的前提下,计算时间从近 30 min 下降到 40 s 左右。该算法对合成运动模糊图像和实际相机运动的自然模糊图像都具有较好的恢复效果。

关键词:盲解卷积;模糊图像;运动模糊;Radon 变换;脊波变换

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132110.2688

Fast algorithm for motion blurred image blind deconvolution

LIAO Yong-zhong^{1,2*}, CAI Zi-xing¹, HE Xiang-hua²

- (1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410081, China;
2. Department of Information Science and Engineering, Hunan First Normal University, Changsha 410205, China)
* Corresponding author, E-mail: lyz031608@126.com

Abstract: For a blurred image caused by fast movement, a fast blind deconvolution algorithm for spatially-invariant motion blurred images was proposed. Firstly, the ridge wave of a frequency spectral image with noises was enhanced. Then a robust algorithm based on Ridgelet transform and Radon transform was used to estimate blur kernels in the frequency domain, by which the lengths and directions of motion blur kernels could be accurately estimated, even for small length parameters and blur images in low SNRs. Furthermore, a fast non-blind deconvolution method based on hyper-laplacian prior was used to restore blur images. Experimental results show that the proposed method can restore a 1 megapixel image in less 40 s. As compared with R. Fergus' algorithm based on machine learning, the proposed algorithm reduces the computing time from 30 min to 40 s while keeps the comparable quality. Moreover, the algorithm is effective not only for the artificially blurred images, but also for the naturally blurred images (by camera movement) as well.

Key words: blind deconvolution; blurred image; motion blur; Radon transform; ridgelet transform

收稿日期:2013-03-13;修订日期:2013-04-24.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 90820302);湖南省教育厅科技计划资助项目(No. 09C230)

1 引言

相机获取图像的过程中,由于相机振动或相机与被拍摄物体的相对运动会使图像出现模糊现象。图像模糊的过程可以看成是一个清晰图像与模糊核函数相卷积的过程。当模糊核函数已知后,就可以利用数学上对反问题的求解来实现模糊图像的恢复。然而,实际情况中,模糊核并不十分清楚,因此,模糊核函数的准确估计就成为图像恢复技术的核心。

一些学者已经对模糊核函数的确定进行了较为深入的研究,Krahmer F 通过对比分析在频率域内采用 Radon 变换和谱方法来估计模糊核函数算法的主要特性^[1],这类算法对强噪声和小模糊长度下模糊图像的模糊核函数估计的准确性不高;Dai S 提出了一种空域下的模糊核参数的估计算法^[2];J. Miskin 在文献^[3]中利用了集成学习的方法,实现了模糊核函数的估计;R. Fergus 在文献^[4]中采用多尺度和变分贝叶斯的方法实现了对模糊图像的学习,完成了模糊核函数的估计和模糊图像的恢复。

最近几年,MIT 的研究小组对模糊图像的机器学习进行了较为深入的研究,Levin 利用贝叶斯学习方法,证明通过求解边缘概率密度函数来确定模糊核函数的可行性^[5-6];Taeg Sang Cho 在文献^[7]中提到了一种基于 Radon 变换确定模糊核函数的方法,即充分利用卷积和 Radon 变换的特性来确定模糊核函数。基于传统的频率域模糊核函数的识别算法对模糊核函数模型都有较强的约束。该类算法一般假定模糊核函数模型为线性或是可以通过几个参数确定,因此,具有简单快速的特点,但是精度不高,特别是对强噪声和小模糊长度下模糊图像的模糊核参数的估计精度较差,另外,关于机器学习的模糊核函数估计算法对模型的约束要求较弱,它一般都假定模糊核是稀疏的,并利用自然图像梯度的统计特性服从重尾分布这一特点来确定模糊核函数,这类方法的计算量都比较大,需要多次反复迭代。之后,Michal Dobe 在文献^[8]中提出了一种快速的运动模糊图像恢复算法,其主要是基于传统的频率域内的 Radon 变换方法,通过对运动模糊图像频谱图中的条纹识别来确定模糊核函数,但对实际自然模糊图像的恢复效果却不理想。

实际运动模糊图的识别存在以下问题:实际自然图像中,运动模糊图像的频谱一般是严重降晰的,条纹线会被噪声破坏,在图中已经很不明显,因此,常规的对实验图像进行的频谱条纹识别的方法很难奏效;另外,运动模糊的模糊核函数与相机在曝光过程中的运动轨迹相关,一般来说,在较短时间内其运动轨迹可以用近似线性表达;运动模糊图像恢复还要求算法快速高效。

针对上述问题,本文提出了一种新的在频率域内估计模糊核函数的算法,与传统的频率域的估计算法相比,可以大大提高在强噪声和小模糊长度下模糊核函数估计的准确性,同时与基于机器学习的算法相比,又能大大降低计算量,提高计算速度。

2 原理与模型

图像模糊的过程可以看成是一个卷积的过程,其数学模型为:

$$\mathbf{g}(x, y) = \mathbf{f}(x, y) \otimes \mathbf{h}(x, y) + \mathbf{n}(x, y), \quad (1)$$

式中, $\mathbf{g}(x, y)$ 指观测到的模糊图像, $\mathbf{f}(x, y)$ 为要恢复的清晰图像, $\mathbf{h}(x, y)$ 为模糊核函数(PSF), $\mathbf{n}(x, y)$ 一般假定为零均值的高斯噪声。由方程(1)可以得到其频率域模型:

$$\mathbf{G}(u, v) = \mathbf{F}(u, v)\mathbf{H}(u, v) + \mathbf{N}(u, v), \quad (2)$$

当被摄的物体相对于镜头做平移运动的时候,由于曝光时间较短,在曝光时间内认为其运动模型为匀速直线运动,并假设目标在曝光时间内累积移动的像素为 L ,故模糊核函数可以表示为:

$$h(x, y) = \begin{cases} 0, & y \neq x \tan \theta, -\infty \leq x \leq \infty \\ \frac{1}{L}, & y = x \tan \theta, 0 \leq x \leq L \cos \theta \end{cases}, \quad (3)$$

考虑 $\mathbf{f}(x, y)$ 为离散 $M \times N$ 矩阵,则模糊核频

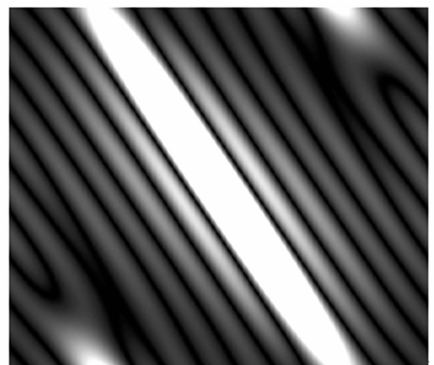


图 1 直线匀速运动模糊核函数频谱图

Fig. 1 Frequency spectrum of blur kernel function for linear uniform motion

谱^[9]为:

$$H(u, v) = \frac{\sin(\pi L(\frac{u \cos \theta}{M} + \frac{v \sin \theta}{N}))}{\pi L(\frac{u \cos \theta}{M} + \frac{v \sin \theta}{N})}. \quad (4)$$

式中, L 称为模糊长度, θ 为模糊方向。由式(4)可知, 模糊核的频谱为一个 $\sin c$ 函数, 在频谱图上表现为每个周期都会出现一些暗条纹的间隔和方向, 只要能确定 L 和 θ , 就能够求出模糊核函数。

3 模糊核的估计

要求出模糊核函数需要确定模糊长度和模糊方向这 2 个参数。如果模糊图像的频谱中有明暗相间的条纹线, 且这些线的角度以及线与线之间的间隔可以确定, 那么, 这 2 个参数就能确定。然而, 在实际图像中, 模糊是十分复杂的过程, 是很多因素共同作用的结果, 其频谱图的条纹并不清晰, 因此, 要实现条纹线间隔和方向的准确识别, 并以此来确定模糊长度和模糊方向就变得十分困难。文献[9]提出一种对小信噪比合成模糊图像频谱隐藏条纹的识别算法, 但该算法计算量大。为了克服上述缺点, 本文先利用脊波变换对图像频谱图进行增强, 然后采用一种基于 Radon 变换的新的模糊核函数作为估计算法。该算法对噪声有较好的鲁棒性, 并且, 在小模糊长度下也能准确识别模糊核函数。

3.1 图像预处理

3.1.1 Radon 变换

对一个二维图像来说, Radon 变换可以看成是图像 $f(x, y)$ 沿与 x 轴的夹角为 $\beta \in [0^\circ, 180^\circ]$ 的积分线的一维投影, 其数学表达式为:

$$R_f(\zeta, \beta) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(\zeta - x \cos \beta - y \sin \beta) dx dy. \quad (5)$$

式中, ζ 表示积分线到坐标原点的距离。

对 $|G(u, v)|$ 求 Radon 变换有:

$$R_{|G|}(\zeta, \beta) = \iint_{-\infty}^{+\infty} |G(u, v)| \delta(\zeta - u \cos \beta - v \sin \beta) dudv. \quad (6)$$

3.1.2 脊波变换

脊波变换是在 Radon 变换和小波变换的基础上发展起来的一种超小波变换, 对一幅图像 f

(x, y) , 其二维连续脊波变换的定义为^[10-11]:

$$CRT_f(a, b, \beta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}(\rho) R_f(\beta, \rho) d\rho, \quad (7)$$

式中, $\psi_{a,b}(\rho) = a^{1/2} \psi_{a,b}((\rho - b)/a)$ 为依赖参数 a, b 的小波基函数, 代入式(5)有:

$$CRT_f(a, b, \beta) = \iint_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b,\beta}(x, y) f(x, y) dx dy. \quad (8)$$

式中, $\psi_{a,b,\beta}(x, y) = a^{1/2} \psi((x \cos \beta + y \sin \beta - b)/a)$ 。

由此可以看出, 脊波变换和小波变换有很大的联系, 小波变换用于描述点的奇异性, 而脊波变换则利用 Radon 变换将不同方向的线奇异映射为点奇异。因此, 脊波变换有很好的线性表达能力。本文利用脊波变换的这个特性, 对频谱图像进行增强处理, 这将为识别频谱图像中的条纹线创造良好条件。

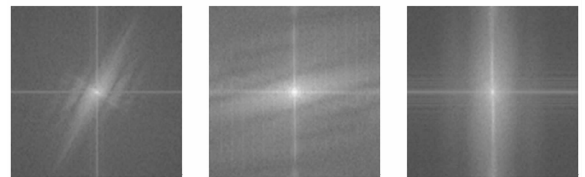
脊波增强的关键是设置脊波系数阈值^[12-13], 已知 $|G(u, v)|$ 的脊波变换为:

$$CRT_{|G|}(a, b, \beta) = \iint_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b,\beta}(u, v) |G(u, v)| dudv, \quad (9)$$

采用如下的自适应脊波系数阈值算法:

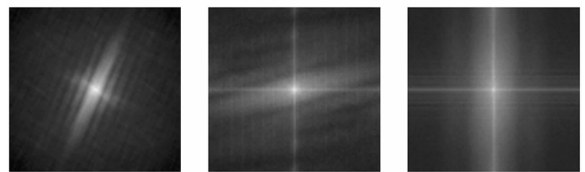
$$C_{ZCRT_f}(i, j) = \gamma \operatorname{sgn}(C_{CRT_f}(i, j)) (C_{CRT_f}(i, j) - X) = \begin{cases} C_{CRT_f}(i, j) + X, & C_{CRT_f}(i, j) < -X \\ 0, & \text{其它} \\ C_{CRT_f}(i, j) - X, & C_{CRT_f}(i, j) > X \end{cases}, \quad (10)$$

式中, 阈值 $X = \sigma \sqrt{2 \log N_c}$, N_c 为图像 Radon 变



(a) 原频谱图像

(a) Frequency spectrum of original images



(b) 增强后的图像

(b) Enhanced images

图 2 脊波增强频谱图

Fig. 2 Frequency spectra of ridgelet enhancement

换后的列数, σ 为噪声方差, γ 为增强系数, i, j 表示脊波系数的索引, 图 2 是三幅自然图像频谱图采用脊波增强后的结果。

3.2 模糊方向估计

在频率空间上, 文献[14]已经证明, 对一般的自然图像有 $\text{lb}|\mathbf{F}'(\text{re}^{i\varphi})| \simeq -a_r|r|^{b_r}$, $a_r, b_r > 0$ (r, φ 为频率空间极坐标), 故 $\mathbf{F}_d(u, v)$ 沿 $v = \text{utan } \varphi$ 有 $\text{lb}|\mathbf{F}(u, \text{utan } \varphi)| \simeq -a'|u|^{b'}$, 式中, $a', b' > 0$ 。令 $\mathbf{F}_d(u, v) = \text{lb}|\mathbf{F}(u, \text{utan } \varphi)|$, 则沿斜线 $v = \text{utan } \varphi$ 可以知道, $\mathbf{F}_d(u, v)$ 是单调递减的。对于不同图像, 其 a', b' 值不同, 但是, 对同一幅图像来说, 可以认为它们是常数, 故在频率空间 (u, v) 平面内, 自然图像的频谱沿 $v = \text{utan } \varphi$ 的特性基本与 φ 角无关:

$$\text{令 } \mathbf{F}_d(u, v) = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & \cdots & F_{1n} \\ F_{21} & F_{22} & \cdots & F_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{m1} & F_{m2} & \cdots & F_{mn} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

由 $G(u, v) \approx F(u, v)H(u, v)$, $H(u, v)$ 是一个近似 $\sin c$ 函数, 设 $|G(u, v)|$ 的 Radon 变换:

$$\mathbf{R}_{|G|}(\rho, \theta) = \begin{bmatrix} R_{\rho_1 \theta_1} & R_{\rho_1 \theta_2} & \cdots & R_{\rho_1 \theta_n} \\ R_{\rho_2 \theta_1} & R_{\rho_2 \theta_2} & \cdots & R_{\rho_2 \theta_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{\rho_m \theta_1} & R_{\rho_m \theta_2} & \cdots & R_{\rho_m \theta_n} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

可以构造其均值矩阵为 $\overline{\mathbf{R}_{|G|}(\theta)} =$

$$\begin{bmatrix} \overline{R_{\theta_1}} & \overline{R_{\theta_2}} & \cdots & \overline{R_{\theta_n}} \\ \overline{R_{\theta_1}} & \overline{R_{\theta_2}} & \cdots & \overline{R_{\theta_n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \overline{R_{\theta_1}} & \overline{R_{\theta_2}} & \cdots & \overline{R_{\theta_n}} \end{bmatrix}, \text{ 式中, } \overline{R_{\theta_i}} = E \left[\begin{bmatrix} R_{\rho_1 \theta_i} \\ \vdots \\ R_{\rho_m \theta_i} \end{bmatrix} \right]$$

令 $\mathbf{MR}(\theta) = \mathbf{R}_{|G|}(\theta) - \overline{\mathbf{R}_{|G|}(\theta)} =$

$$\begin{bmatrix} MR_{\rho_1 \theta_1} & MR_{\rho_1 \theta_2} & \cdots & MR_{\rho_1 \theta_n} \\ MR_{\rho_2 \theta_1} & MR_{\rho_2 \theta_2} & \cdots & MR_{\rho_2 \theta_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ MR_{\rho_m \theta_1} & MR_{\rho_m \theta_2} & \cdots & MR_{\rho_m \theta_n} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

由前面的分析可以构造一个新的代价函数: $C(\theta_i) = \|\mathbf{MR}(\theta_i)\|_1$ 式中, $i \in (1, 2, \dots, n)$, 取 $\theta = \text{argmax}(C(\theta_i))$ 作为运动方向的估计值。

3.3 模糊长度的估计

由前面推导可知, 运动模糊图像的频谱呈现一个周期性的条纹形状, 条纹与水平方向的夹角为角度 θ , 把频谱旋转一个 θ 角度后就可以用对水

平匀速运动模糊的方法来求模糊长度。由式(4)可知, 模糊核函数是一个近似的 $\sin c(x)$ 函数, 且模糊长度与条纹间距成反比, 因此可以通过计算 2 个峰值之间的间距来获得模糊长度。对频谱矩阵按列累加和得到一个一维向量, 其形状为近似的 $\sin c(x)$ 函数^[15-16], 如图 3 所示。求解 d 时, 需要去掉一些由于噪声而形成的局部极小点, 本文采用与文献[17]类似的启发式算法。最后, 模糊长度可以通过计算 $L = M/d$ 获得, 算法的伪代码如下:

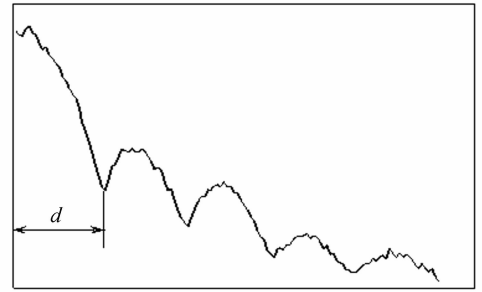


图 3 θ_i 角度下 Radon 变换
Fig. 3 Radon transform of angle θ_i

Algorithm

- (1) $G_{\text{rotate}} = \text{rotate}(G_d(u, v), 180 - \theta)$;
- (2) $G_{\text{sum}} = \text{sum}(G_{\text{rotate}})$;
- (3) $\Delta G_{\text{sum}} = G_{\text{sum}}(\omega_{i+1}) - G_{\text{sum}}(\omega_i)$
- (4) $\Delta G_{\text{sum}}^* = \begin{cases} \tau^* \Delta G_{\text{sum}} & \text{if } \Delta L_i > 0 \\ \Delta G_{\text{sum}} & \text{其它} \end{cases} \quad \tau = 2$
- (5) $S_i = \sum \Delta G_{\text{sum}}^*$
- (6) $d = \text{arg min}_i(S_i)$
- (7) $L = M/d$

3.4 合成图像测试

选取了 Lena 512×512 图像作为实验测试对

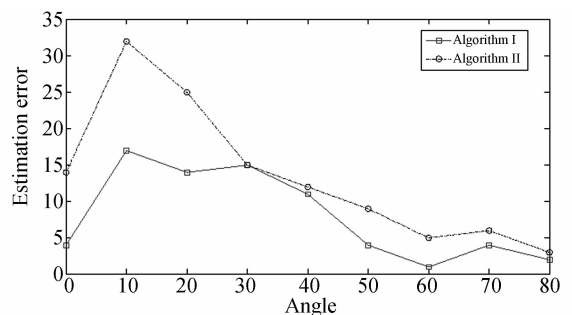


图 4 模糊长度为 4, BSNR 为 10 时 θ 的估计误差
Fig. 4 Estimation error with blur length of 4 and BSNR of 10

象,用上面算法估计含噪模糊图像的模糊方向和模糊长度,并与文献[15]中的算法进行对比,比较结果如图 4、图 5 所示(图中算法 I 指本文算法,算法 II 指文献[15]算法)。从图 5 可以看出,对于合成模糊图像,本文算法在较小信噪比和小模糊长度下对模糊核参数能有更好的识别效果。

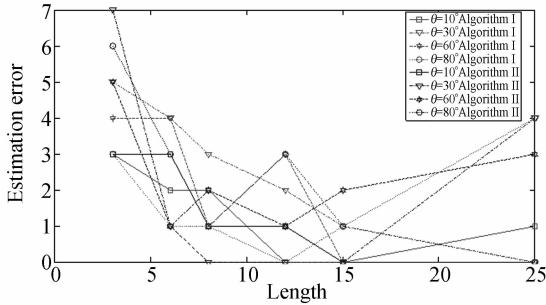


图 5 模糊长度估计
Fig. 5 Blur length estimation

4 模糊图像的恢复

在已经估计出模糊核函数后,模糊图像的恢复就是一个非盲解卷积的过程,这是一个求解病态方程的问题。目前,已经有很多方法可以求解这类问题,如 Richardson-Lucy(RL)算法^[18]、正则化方法^[19]、全变分方法^[20-21]等。文献[4]采用的是 RL 算法,这种算法简单高效,但是它对模糊核函数误差很敏感,噪声会使求解这类反问题的病态性进一步加大。而本文算法没有把噪声对图像的影响归结到模糊核函数中,因此要求非盲解卷积算法对噪声有良好的鲁棒性,RL 算法显然无法满足这一要求。Dilip Krishnan 提出一种基于 Hyper-Laplacian 先验的快速反卷积算法^[22],这种算法对模糊核函数的误差有很好的鲁棒性,这个算法求解方程如下:

$$f = \min_f J(f) = \min_f \sum_{z=1}^n \left(\frac{\lambda}{2} (h \otimes f - g)_z^2 + |(\nabla_x f)_z|^\alpha + |(\nabla_y f)_z|^\alpha \right) \tag{14}$$

式中, z 表示图像像素的索引, f, g 分别为前面定义的清晰图像和模糊图像, ∇_x, ∇_y 为一阶滤波算子,即 $\nabla_x = [1, -1], \nabla_y = [1, -1]^T$, 本文全部实验中,取 $\lambda = 3\ 000, \alpha = 0.5$ 。

5 实验结果

5.1 合成模糊图像恢复

为了测试本文算法的性能,随机从 Berkeley Image database^[23]中抽取了 10 幅图像,如图 6 所示模糊核函数从文献[5]的 8 个测试核函数中随机选取 4 个,如图 7 所示。互相卷积后得到 40 幅

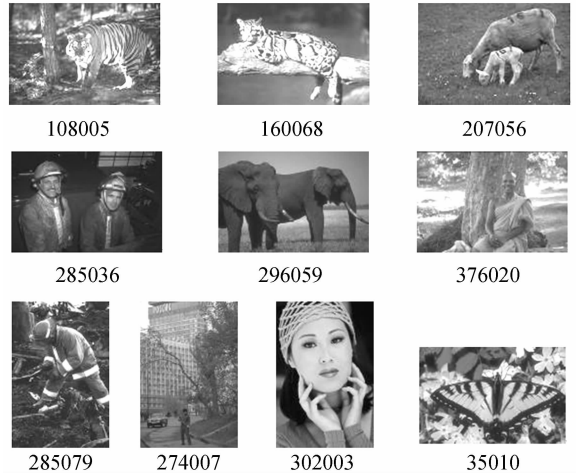


图 6 Berkely 测试图像
Fig. 6 Berkely test images

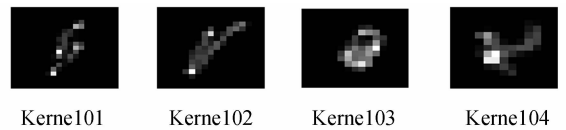


图 7 Levin 的测试模糊核
Fig. 7 Test blur kernels of Levin

表 1 本文算法与 R. Fergus 算法的 PSNR 比较
Tab. 1 Comparison of PSNR between R. Fergus and proposed algorithms

image	Kernel01		Kernel02		Kernel03		Kernel04	
	Ours	Fergus	ours	Fergus	ours	Fergus	ours	Fergus
108005	21.47	19.18	21.54	18.92	22.08	20.20	22.03	19.83
302003	22.29	19.64	22.32	17.94	22.65	16.57	23.59	17.57
296059	23.19	21.30	22.27	22.03	23.83	21.18	23.68	24.69
285079	19.00	18.42	19.66	18.83	20.6	19.38	20.21	20.65
35010	19.71	18.06	20.15	17.32	20.76	17.49	21.18	19.00
207056	25.46	20.77	26.00	20.86	26.03	20.46	26.01	22.56
285036	24.14	20.658	24.20	19.88	24.95	19.83	25.32	21.73
376020	21.41	18.95	21.39	19.61	21.72	20.29	22.51	22.70
160068	21.58	20.36	21.70	18.14	22.29	18.64	23.14	22.13
274007	18.97	18.02	19.20	17.43	19.51	17.68	19.61	19.11

模糊程度不同的图像,然后,在模糊图像中加上 2%的高斯白噪声,采用本文算法与 Fergus 的算法进行对比实验。PSNR 值如表 1 所示,从表 1 可以看出,本文算法除了一个点外,其它点的 PSNR 值都高于 Fergus 算法的值。

5.2 实际图像恢复

图 8(a)、8(b)是文献[4]的测试图像,本文采用与文献[4]相同的模糊核尺寸,进行算法对比实验,结果如图 9 所示。本文恢复算法所需时间为

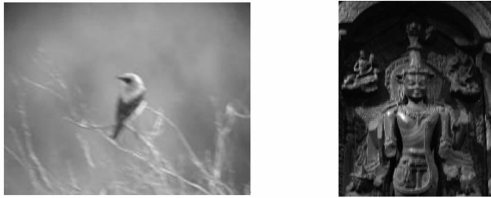
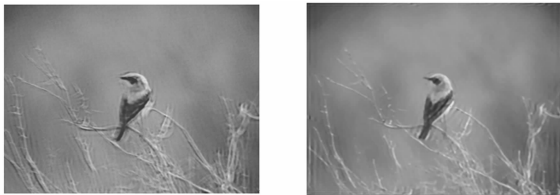
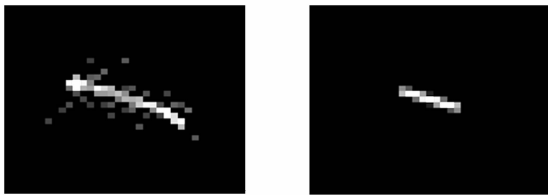


图 8 实际自然模糊图像

Fig. 8 Actual natural blurred images



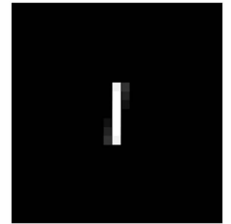
(a)文献[4]算法恢复的图像 (b)本文算法恢复的图像
(a)Restored image by the method in reference [4] (b)Restored image by proposed method



(c)文献[4]算法估计的模糊核函数 (d)本文算法估计的模糊核函数
(c)Blur kernel function estimated by the method in reference [4] (d)Blur kernel function estimated by proposed method



(e)文献[4]算法恢复的图像 (f)本文算法恢复的图像
(e)Restored image by the method in reference [4] (f) Restored image by proposed method



(g)文献[4]算法估计的模糊核函数 (h)本文算法估计的模糊核函数
(g) Blur kernel function estimated by the method in reference [4] (h)Blur kernel function estimated by proposed method

图 9 恢复的图像与估计模糊核

Fig. 9 Restored images and estimation blur kernel

25.84 s 和 42.96 s,远远低于文献[4]算法所需要的时间(2829s/1335s)(CPU=2.2 GHz),恢复效果从视觉上与文献[2]的算法基本没有差别。

6 结 论

本文针对快速运动形成的图像模糊,提出了一种基于频谱域的新的模糊核函数估计算法。在图像恢复算法上,采用快速的非盲解卷积算法。并进行了实验验证,实验结果证明,本文算法与文献[4]所提方法相比,在获得效果相同时,计算时间从近 30 min 缩短至 40 s 左右。

参考文献:

[1] KRAHMER F, LIN Y, MCADOO B, *et al.*. Blind image deconvolution; Motion blur estimation[J]. *IMA Preprints Series*, 2006; 2133-5.
 [2] DAI S, WU Y. Motion from blur [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 2008; 1-8.

[3] MISKIN J. *Ensemble Learning for Independent Component Analysis* [D]. Cambridge:University of Cambridge. 2000.
 [4] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3):

- 787-794.
- [5] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.*. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 2657-2664.
- [6] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.*. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009:1964-1971.
- [7] CHO T S, PARIS S, HORN B K P, *et al.*. Blur kernel estimation using the Radon transform [C]. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011: 241-248.
- [8] DOBEŠ M, MACHALA L, FÜRST T. Blurred image restoration: A fast method of finding the motion length and angle [J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(6): 1677-1686.
- [9] SAKANO M, SUETAKE N, UCHINO E. A PSF estimation based on Hough transform concerning gradient vector for noisy and motion blurred images [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2007, 90(1): 182-190.
- [10] DO M N, VETTERLI M. The finite ridgelet transform for image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(1): 16-28.
- [11] CANDÈS E J. *Ridgelets: theory and applications* [D]. Stanford:Stanford University, 1998.
- [12] STARCK J L, MURTAGH F, CANDÈS E J, *et al.*. Gray and color image contrast enhancement by the curvelet transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(6): 706-717.
- [13] XU J, ZHANG K, XU M, *et al.* An adaptive threshold method for image denoising based on wavelet domain [C]. *Sixth International Symposium on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, International Society for Optics and Photonics*, 2009: 74954M-74954M-7.
- [14] CARASSO A S. Direct blind deconvolution [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2001, 61(6): 1980-2007.
- [15] OLIVEIRA J P, FIGUEIREDO M A T, BLOUCAS-DIAS J M. *Blind Estimation of Motion Blur Parameters for Image Deconvolution* [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 604-611.
- [16] KRAHMER F, LIN Y, MCADOO B, *et al.*. Blind image deconvolution: Motion blur estimation [J]. *IMA Preprints Series*, 2006: 2133-5.
- [17] MOGHADDAM M E, JAMZAD M. Motion blur identification in noisy images using fuzzy sets [C]. *Proceedings of the Fifth IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2005: 862-866.
- [18] RICHARDSON W H. Bayesian-based iterative method of image restoration [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1972, 62(1): 55-59.
- [19] MIGNOTTE M. A segmentation-based regularization term for image deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(7): 1973-1984. .
- [20] SROUBEK F, MILANFAR P. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1687-1700.
- [21] 石明珠, 许廷发, 张坤. 运动成像混合模糊的全变分图像复原 [J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(8): 1973-1981.
- SHI M ZH, XU T F, ZHANG K. Total variation image restoration for mixed blur in moving image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(8): 1973-1981. (in Chinese)
- [22] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2009, 22: 1-9.
- [23] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, *et al.*. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C]. *Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2001*, 2: 416-423.

作者简介:



廖永忠(1976—),男,湖南常德人,博士研究生,副教授,2006年于湖南师范大学获得硕士学位,主要从事信号处理方面的研究。E-mail: lyz031608@126.com



何湘华(1977—),女,湖南常德人,硕士生,主要从事多媒体教育技术等方面的研究。E-mail: hxh040506@126.com



蔡自兴(1938—),男,福建莆田人,教授,博士生导师,主要从事智能控制、机器视觉等方面的研究。E-mail: zxcai@csu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)