

文章编号 1004-924X(2015)02-0600-09

基于稀疏表示和 Weber 定律的运动图像盲复原

刘成云, 常发亮*

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要:针对运动过程中视觉图像易产生运动模糊的问题,提出了一种基于稀疏表示和 Weber 定律相结合的图像盲复原方法。该方法利用冲击滤波器预测模糊图像的显著边缘梯度,并用多尺度策略由粗到细进行模糊核的估计。然后,对图像盲复原模型进行稀疏正则化约束,并结合反映人类视觉特性的 Weber 定律对合成模糊图像和真实模糊图像进行盲复原。实验结果表明,本文采用的盲复原算法的性能指标和图像的纹理都达到了较优的复原效果。与近年较好的 Rob Fergus 去模糊方法和 Xu Li 去模糊方法相比,对 Lena 模糊图去模糊后的结构相似度(SSIM)为 0.762 4,峰值信噪比(PSNR)提高了 1.82~2.99 dB;对 Cameraman 模糊图去模糊后的结构相似度(SSIM)为 0.8589,PSNR 提高了 2.46~5.58 dB。另外,本文方法降低了复原图像的边界伪影,符合人的视觉感知特性。

关键词:图像盲复原;运动图像;稀疏表示;Weber 定律;冲击滤波器;正则化约束

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152302.0600

Blind moving image restoration based on sparse representation and Weber's law

LIU Cheng-yun, CHANG Fa-liang*

(College of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

* Corresponding author, E-mail: flchang@sdu.edu.cn

Abstract: For the motion blur problem of a visual image produced in moving processing, a blind image restoration method based on sparse representation and Weber's law is proposed. The method uses a shock filter to predict the sharp edges of blurred images, and a multi-scale strategy to estimate the blur kernel from a coarse estimation to a fine one. The sparse representation is treated as a priori knowledge for regularization constraint of blind image restoration model, and the Weber's law which reflects the human visual characteristics is combined to conduct blind restoration for the synthetic blurred image and the real blurred image. Experimental results show that the proposed method achieves better restoration results both for the performance indexes and the image textures. As compared with the Rob Fergus's method and Xu Li's method developed in recent years, it shows that the structural similarity (SSIM) is 0.762 4 and the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) is improved by 1.82 dB to 2.99 dB for the deblurred Lena image, and the SSIM is 0.858 9; and the PSNR has improved by 2.46 dB to 5.58 dB for the deblurred Cameraman image. Moreover, the proposed method reduces

收稿日期:2014-09-25;修订日期:2014-11-04.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61273277, 61203261)山东省自然科学基金(No. ZR2011FM032, ZR2012FQ003);CAD&CG 国家重点实验室(浙江大学)开放课题(A1514);计算智能与信号处理教育部重点实验室(安徽大学)开放课题(201201);江苏省大数据分析技术重点实验室(南京信息工程大学)开放课题(KXK1404);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No. 201301311110038)

the boundary artifacts of the restored image, which is better consistent with human visual perception characteristics.

Key words: blind image restoration; moving image; sparse representation; Weber's law; shock filter; regularization constraint

1 引言

由于摄像头与目标之间的相对运动或相机的抖动易造成图片模糊,从而给后续的图像分析和识别带来了极大的困难,因此在对成像清晰度和质量有较高要求的领域(如安防监控),对图像进行复原就成了重要任务^[1]。而图像复原的效果主要取决于对退化过程先验知识掌握的精确程度,尤其是在模糊核未知的情况下,对模糊图像进行盲复原处理已成为当今研究的热点问题。

模糊图像盲复原就是对模糊核未知的模糊图像进行盲解卷积复原得到清晰的复原图像,对这种病态问题的求解算法目前已有许多。Tony Chan 等^[2]于 1998 年提出了基于全变差范数的盲解卷积图像复原算法。该方法在能量方程中引入了总变分项来增加复原效果,但只对边缘明显的点扩散函数(PSF)去模糊效果显著。Rob Fergus 等^[3]于 2006 年提出基于贝叶斯的运动图像盲复原算法。该方法采用变分贝叶斯结构,并用零均值的高斯混合分布作为重尾分布的自然图像先验。Qi Shan 等^[4]于 2008 年利用 Fergus 思想采用分段函数来拟合长拖尾分布,先对清晰图像和模糊核用稀疏先验,再通过 AM(替代最小化)策略对图像去模糊。Dilip Krishnan 等^[5]于 2009 年提出用超拉普拉斯分布来近似自然图像的重尾分布能得到更好的效果。Sunghyun Cho 等^[6]于 2009 年提出了一种快速运动去模糊算法。用双边滤波器去除噪声,并用冲击滤波器来预测尖锐的边缘,从而使算法的整体速度有很大提高。Li Xu 等^[7]于 2010 年在 Sunghyun Cho 算法的基础上,先用冲击滤波器增强图像边缘后,再采用压缩感知对 PSF 产生的误差进行修正。周箩鱼等^[8]于 2012 年提出了自适应阈值的超变分正则化图像盲复原,以解决总变分盲复原产生的块状效应问题,该方法在 PSF 支持域小于 15 pixels 时取得

了一定效果。李伟红等^[9]于 2013 年针对同范数约束导致复原图像质量下降的问题,采用多范数混合约束进行盲复原,取得了一定效果。王国栋等^[10]于 2013 年基于变分方法提出了一种运动模糊退化图像盲复原方法,避免了传统盲复原方法中的图像梯度信息预测和梯度筛选。但上述方法均未考虑人的视觉感知特性。作为信息载体,最终所有的图像都要由人类视觉系统感知和解释,因此,任何理想图像处理器均应该考虑视觉心理学和心理物理学的后果。Jianhong Shen 等^[11]于 2003 年提出了基于 Weber 定律的全变分图像复原算法,由于结合了人的视觉特性,最终取得了较好的复原效果,但该方法的 PSF 已知。张航等^[12]于 2005 年提出了一种结合 Weber 定律的改进全变差盲图像复原方法,取得了一定效果,但复原图像中存在噪声和振铃。

本文在上述方法的基础上,提出了一种基于稀疏表示和 Weber 定律的运动图像盲复原方法。根据自然图像具有清晰边缘的先验知识,用冲击滤波器预测模糊图像的清晰边缘梯度,并用多尺度策略由粗到细对模糊核进行精确估计,最后结合稀疏表示先验正则化及符合人类视觉特性的 Weber 定律对图像进行盲反卷积去模糊。

2 多尺度运动模糊核估计

运动模糊图像的降质模型为:

$$G = h * L + n, \quad (1)$$

其中: G 表示模糊降质图像; L 表示清晰图像; h 表示运动模糊核; n 表示加性噪声; $*$ 表示卷积运算符。在模糊核 h 未知和有噪声 n 干扰的情况下,由已知的模糊降质图像 G 来求解清晰图像 L 是一个病态问题。图 1 为去模糊过程,由图 1 可见,模糊核估计是图像盲反卷积的核心所在,模糊核估计的好坏决定了复原图像的质量。

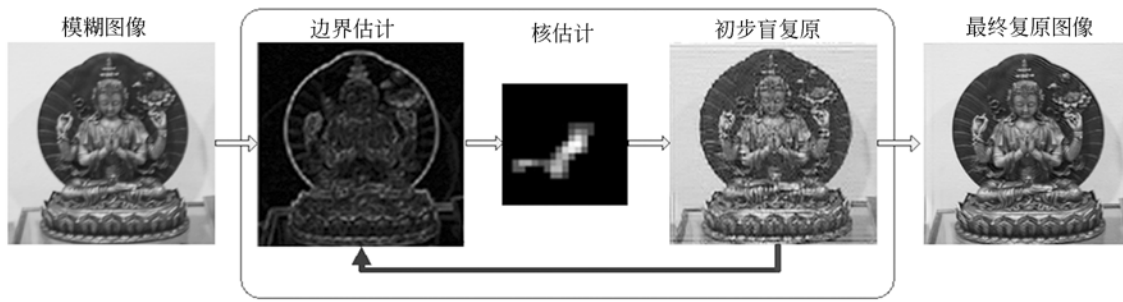


图 1 去模糊过程

Fig. 1 Deblurred process

针对以上问题,本文采用文献[6]和文献[7]的方法,从自然图像清晰边缘入手,利用冲击滤波器^[13]预测出模糊图像的清晰边缘梯度 ∇L^s 。由于图像清晰边缘和模糊边缘也存在类似的降质过程,降质模型可描述为:

$$\nabla G = h * \nabla L + n, \quad (2)$$

其中: ∇L 和 ∇G 分别表示清晰图像的边缘梯度和模糊图像的边缘梯度。由式(2)可以预估出模糊核,且模糊核估计的目标函数定义如下:

$$\hat{h} = \underset{h}{\operatorname{argmin}} \| h * \nabla L^s - \nabla G \|^2 + \beta \| h \|^2, \quad (3)$$

其中: ∇L^s 表示选择预测出的清晰边缘梯度; $\| h * \nabla L^s - \nabla G \|^2$ 表示边缘降质前后的误差项; $\| h \|^2$ 为高斯模糊核正则项; β 为平衡目标函数的正则化权重。对于该目标函数可采用文献[7]方法求出闭合解:

$$\hat{h} = F^{-1} \left\{ \frac{F(\partial_x L^s) F(\partial_x G) + F(\partial_y L^s) F(\partial_x G)}{F(\partial_x L^s)^2 + F(\partial_y L^s)^2 + \beta} \right\}, \quad (4)$$

预测出清晰边缘 ∇L^s 并估计出模糊核 \hat{h} 后,利用经典反卷积方法对图像进行初步恢复。目标函数定义为:

$$\hat{L} = \underset{L}{\operatorname{argmin}} \| \hat{h} * L - G \|^2 + \gamma \| \nabla L - \nabla L^s \|^2. \quad (5)$$

该函数存在闭合解,在频率域可求出解为:

$$\hat{L} = F^{-1} \left\{ \frac{F(h) F(G) + \gamma (F(\partial_x) F(L_x^s) + F(\partial_y) F(L_y^s))}{F(h) F(h) + \gamma (F(\partial_x) F(\partial_x) + F(\partial_y) F(\partial_y))} \right\}. \quad (6)$$

在这个过程中,有时可能无法准确预测大模糊核的边缘,此时,需采用由粗到细的策略,避免直接预测大模糊核边缘。即先预测低分辨率图像的尖锐边缘;然后对低分辨率图像去卷积并进行上采样;再对上采样处理后的图像进行边缘预测,依此类推进行迭代^[6]。因为每一级的边缘预测都是针对前一级更新核后的反卷积结果图像进行的,因此预测准确性逐步提高。模糊核估计的具体过程如图 2 所示。

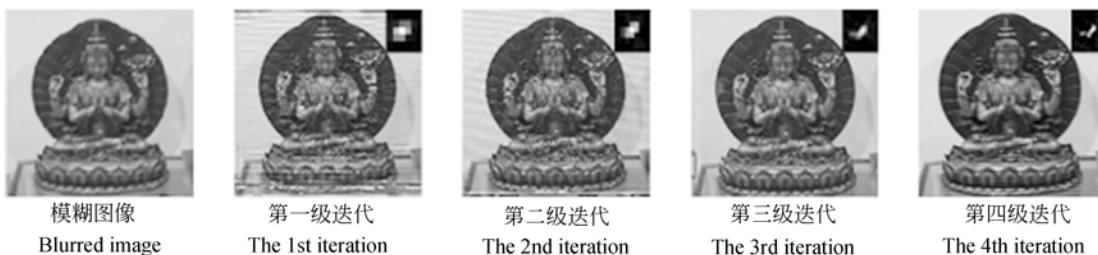


图 2 不同尺度的模糊核估计及去卷积结果

Fig. 2 Estimation of blur kernel with different scales and its deconvolution results

3 结合稀疏表示和 Weber 定律的盲复原算法

对模糊核进行多尺度估计之后,为进一步改

善盲复原效果使之符合人的视觉感知特性,本文利用自然图像能够被稀疏表示的特性,借鉴 Weber 定律对图像盲复原模型添加稀疏先验项进行正则化约束,以达到最优的盲复原效果。

3.1 Weber 定律

Weber 定律认为感觉的差别阈限随原刺激量的变化而变化。从心理学和心理物理学方面,该定律认为人对视觉信号强度波动可以按背景刺激来计算,从而揭示了背景亮度对视觉的影响,具体表示为:

$$\frac{\Delta u}{u} = \text{const}. \quad (7)$$

即最小可觉差 Δu 与背景标准刺激强度的比值是一个常量^[11]。由于盲图像复原的结果好坏是由人眼直观判断和解释,而大部分盲复原算法很少考虑人的视觉心理影响,因此将 Weber 定律用于盲复原更符合人的视觉感官特性。

3.2 稀疏表示

稀疏表示认为图像信号可以被压缩表示,即将图像分解成很小的图像块来进行稀疏重构^[14,15]。假设图像块具有稀疏性,则根据稀疏表示原理, l 能被超完备字典 D 中的有限个原子线性表示,即:

$$l = D\alpha, \quad (8)$$

图像的退化模型转化为:

$$G = h * D\alpha + n. \quad (9)$$

对于式(9),若模糊核 h 、字典 D 已知,若要求清晰图像的估计值 \hat{L} ,就要求出图像块 l 的最稀疏向量 α ,其数学模型为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad s. t. \quad \|l - D\alpha\|_2 \leq T, \quad (10)$$

其中: T 为稀疏表示的重建误差。由于 l_0 范数非凸,故对于该模型求解 l_0 是个 NP-Hard 问题。文献[16]证明在 RIP(Restricted Isometry Property)条件下,可以用 l_1 范数代替 l_0 范数将非凸问题转化成凸优化问题,并运用拉格朗日乘法将模型变为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|l - D\alpha\|_2 + \lambda \|\alpha\|_1. \quad (11)$$

3.3 结合稀疏表示和 Weber 定律的盲复原算法

由于式(1)降质模型中存在噪声 n ,故图像盲反卷积是一个严重的病态问题,该问题存在着无数解。本文充分利用自然图像规律和先验知识对其进行正则化约束,从而限制解的范围,最终得到理想复原图像。经过上述模糊核由粗到细的估计之后,利用稀疏先验并结合 Weber 定律对图像进行复原。定义目标函数如下:

$$\hat{L} = \arg \min_{L, \alpha} \|G - \hat{h} * L\|_2 + \gamma \sum_j \left| \frac{(\nabla L)_j}{|L|} \right|^{2/3} +$$

$$\lambda \|\alpha\|_1 + \eta \|L - D\alpha\|_2, \quad (12)$$

式中: $\|G - \hat{h} * L\|_2$ 和 $\|L - D\alpha\|_2$ 为两个数据重建匹配项; $\sum_j \left| \frac{(\nabla L)_j}{|L|} \right|^{2/3}$ 为梯度正则项,运用超拉普拉斯分布可以更好地拟合自然图像梯度所满足的重尾分布;其中 $\frac{\nabla L}{|L|}$ 表明背景亮度对人类视觉的影响,根据韦伯定律将背景灰度的影响引入到传统正则化模型中,即将局部灰度值变化独立于背景灰度值的传统正则化模型 $|\nabla L|$ 替换为符合韦伯定律的局部变化模型 $\frac{\nabla L}{|L|}$ 。 $\|\alpha\|_1$ 为稀疏系数正则项, γ 、 λ 和 η 为正则化系数。其中, L 和 α 是两个未知变量,对于该非凸目标函数采用 Tom Goldstein 等^[17]提出的分裂 Bregman 方法进行求解。固定一个变量,优化另一个变量,交替进行。具体算法如下:

(1)更新图像

固定变量 α ,优化变量 L ,式(12)变为:

$$\hat{L} = \arg \min_{L, \alpha} \|G - \hat{h} * L\|_2 + \gamma \sum_j \left| \frac{(\nabla L)_j}{|L|} \right|^{2/3} + \eta \|L - D\alpha\|_2. \quad (13)$$

采用半二次正则化方法^[18]求解式(13)。引入辅助变量 $Y = \frac{\nabla L}{|L|}$, $U = D\alpha$ 后,式(13)转化为:

$$\hat{L} = \arg \min_{L, \alpha} \|G - \hat{h} * L\|_2 + \gamma \sum_j |Y|^{2/3} + \eta \|L - U\|_2 + \theta \left\| \frac{\nabla L}{|L|} - Y \right\|_2^2. \quad (14)$$

式(14)中 $\theta \rightarrow \infty$,设 $|L| = d$,固定 Y 和 α ,优化 L ,则式(14)转为:

$$\hat{L} = \arg \min_{L, \alpha} \|G - \hat{h} * L\|_2 + \eta \|L - U\|_2 + \theta \left\| \frac{\nabla L}{d} - Y \right\|_2^2 + \epsilon \|d - |L|\|_2. \quad (15)$$

对式(15)求关于 L 的偏导数,其中 $\epsilon \rightarrow \infty$,可得出:

$$\left(h^T h + \eta I + \frac{\theta}{d^2} \nabla^T \nabla + \epsilon I \right) L = h^T G + \eta U + \frac{\theta}{d} \nabla^T Y + \epsilon d I. \quad (16)$$

定义 n 和 m 为 h 和 ∇ 的二维卷积核, G 、 U 和 y 分别为向量 G 、 U 和 Y 的二维形式。将式(16)由空间域转换到频率域求解为:

$$\hat{L} = F^{-1} \left[\frac{\overline{F(n)} \circ F(G) + \eta F(U) + \frac{\theta}{d} \overline{F(m)} \circ F(y) + \epsilon d}{\overline{F(n)} \circ F(n) + \eta + \frac{\theta}{d^2} \overline{F(m)} \circ F(m) + \epsilon} \right],$$

(17)

式中: $F(\cdot)$ 表示二维快速傅里叶变换, $\overline{F(\cdot)}$ 表示复共轭, \circ 表示逐分量相乘。

再固定式(14)的 L 和 α , 优化 Y , 则式(14)可转化为:

$$\hat{L} = \operatorname{argmin}_{L, \alpha} \sum_j |Y|^{2/3} + \theta \left\| \frac{\nabla L}{|L|} - Y \right\|_2^2. \quad (18)$$

对式(18)的求解参考文献[5], 通过分析性地求解一个四次函数得到。

(2)更新稀疏系数

固定变量 L , 优化变量 α , 则式(12)变换为:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \left\| L - D\alpha \right\|_2^2 + \lambda \left\| \alpha \right\|_1, \quad (19)$$

式中: $D \in \mathbf{R}^{n \times k}$, 对于稀疏系数 α , 可采用正交匹配追踪(OMP)^[19] 或 LASSO^[20] 算法来求解。鉴于 LARS 算法^[21] 的有效性和稳定性, 本文采用 LARS 算法的 SPAMS 软件(Sparse Modeling Software)来优化该目标函数。超完备字典 $D \in \mathbf{R}^{n \times k}$ 是用机器学习方法得到学习字典^[14], 训练集为 20 幅纹理丰富的同类型自然背景图像, $x \in \mathbf{R}^{\sqrt{n} \times \sqrt{n}}$ 为图像样本块, 从训练集中随机采集 m 个样本块, 然后正规化、量化得到训练集 $\{x_i\}_1^m$, 并要求训练字典 D 能稀疏表示训练集 $\{x_i\}_1^m$ 。

在解决稀疏表示问题时, 是对目标图像 L 进行 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的分块采样处理, 采样块 $x_i = R_i L \approx D\alpha_i$, 其中 R_i 是从图像 L 提取第 i 个图像块的提取矩阵。在用稀疏系数进行图像重建时 $L = \sum_1^m x_i / \sum_1^m R_i = \sum_1^m D\alpha_i / \sum_1^m R_i$ 。在稀疏重建过程中, 为了避免产生不平滑的块状边界效应, 采用图像块的重叠策略对重叠区域进行均值处理。

4 实验结果

本文分别对人为合成模糊图像和真实模糊图像进行大量仿真实验来验证本文算法的有效性, 在 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU, 2.93 GHz, 2.00 GB 内存, Windows XP(SP3)操作系统平台下的部分仿真实验结果如下(编程语言用 MatlabR2012b)。在实验中, 为了权衡计算量和图像恢复质量, 选用的词典大小是 512, 图像块大小是 5×5 , 相邻图像块的重叠像素为 3, $\lambda = 0.1$, η

$= 0.5$, $\theta = 2^{20}$, $\epsilon = 2^{20}$, $\beta = 1$ 和 $\gamma = 2e^{-2}$ 遵从文献[7]的选取思路。

4.1 人为合成模糊图像实验

对于人为合成的模糊图像, 本文采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)两个性能指标进行定量分析。

$$\text{PSNR}(x, y) = 20 \lg \left(\frac{|2^n - 1|}{\sqrt{\frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^{n \times m} (x_i - y_i)^2}} \right), \quad (20)$$

式中: $2^n - 1$ 表示像素最大值; x_i 表示原始清晰图像; y_i 表示盲复原图像。PSNR 的值越大, 表明盲复原效果越好, 但 PSNR 值并不是与人类视觉品质成正比的。因此, 本文还采用了 SSIM^[22] 进行综合评价。

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{2(\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (21)$$

式中: μ_x 和 μ_y 分别表示清晰图像和盲复原图像的平均值; σ_x^2 和 σ_y^2 分别为两幅图像的方差, σ_{xy} 为清晰图像和盲复原图像的协方差; c_1 和 c_2 为平衡常数。当盲复原图像和清晰图像完全一样时, SSIM 的值为 1。图 3、图 4 分别是本文方法与当今盲复原效果较好的 Rob Fergus 和 Xu Li 算法对合成 Lena 模糊图及 Cameraman 模糊图的去模糊结果。

从图 3 和图 4 可见 Rob Fergus 方法出现了明显的视觉伪影; Xu Li 方法估计的模糊核尺度大, 仍有振铃存在; 本文方法由于增加了重叠策略的稀疏表示作为先验知识进行正则化约束, 并结合 Werber 定律先验项, 从而消除了明显的块状效应, 抑制了一定程度的噪声, 复原后的效果更符合人的视觉感官要求。

由表 1 和表 2 的性能指标比较结果可知, 本文方法的 PSNR 和 SSIM 都取得了较优结果。表 2 对 Cameraman 图像去模糊的性能参数表明, 本文方法较 Xu Li 方法提高了 2.46 dB, 较 Rob Fergus 方法提高了 5.58 dB。结构相似度数值为 0.858 9, 是 3 种方法中最高的, 这也表明本文方法的效果较优。

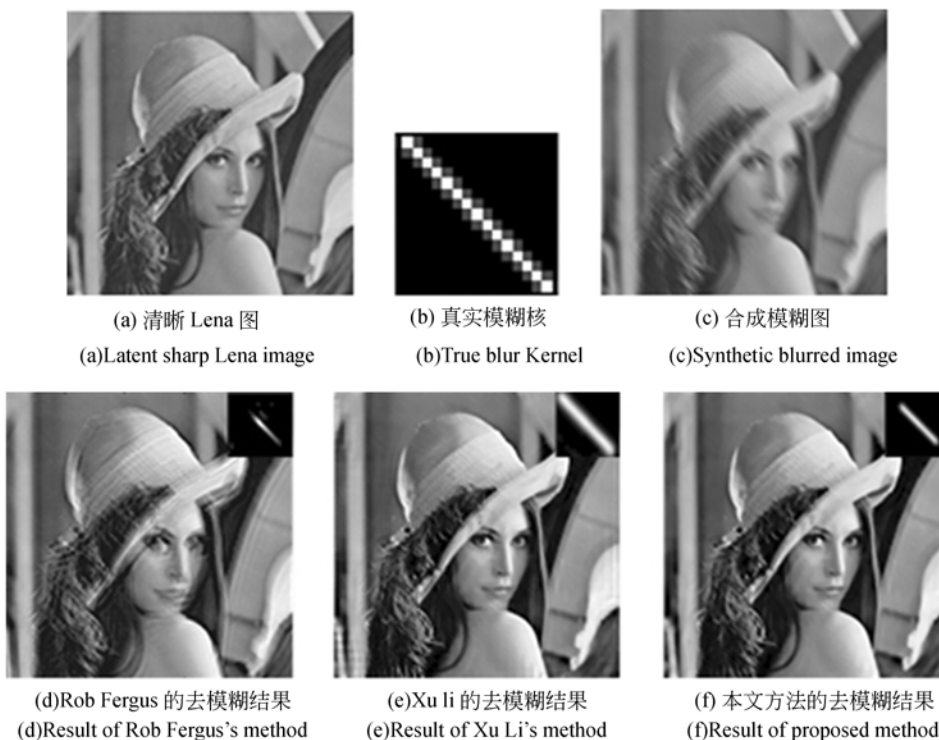


图 3 合成 Lena 模糊图像盲复原结果比较

Fig. 3 Blind restoration results of blurred Lena image

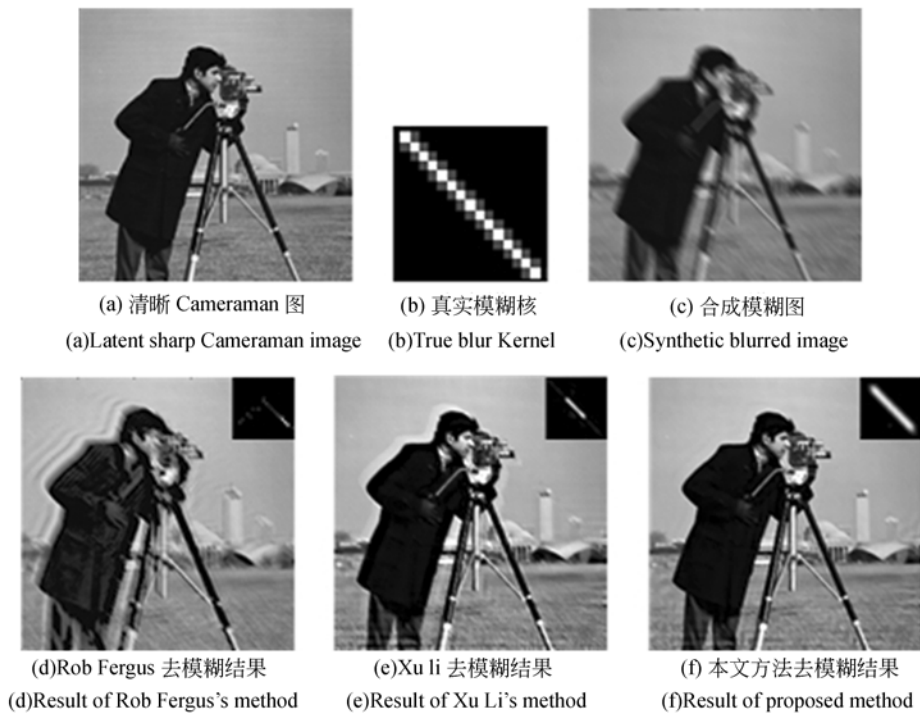


图 4 合成 Cameraman 模糊图像盲复原结果比较

Fig. 4 Blind restoration results of blurred Cameraman image

表 1 用 3 种不同方法比较 Lena 性能指标

Tab. 1 Performance index comparison of three different methods for blurred Lena image

Lena 图(510×510)	SSIM	PSNR/(dB)
模糊图	0.678 638	23.301 972
Rob Fergus 方法	0.697 236	23.798 010
Xu Li 方法	0.718 946	24.968 732
本文方法	0.762 405	26.789 592

表 2 用 3 种不同方法比较 Cameraman 图去模糊性能指标

Tab. 2 Performance index comparison of three different methods for blurred Cameraman image

Cameraman 图(510×510)	SSIM	PSNR/(dB)
模糊图	0.706 031	21.699 347
Rob Fergus 方法	0.763 211	22.042 153
Xu Li 方法	0.798 635	25.162 570
本文方法	0.858 910	27.620 916

4.2 真实模糊图像实验

为了进一步验证本文方法的有效性,对真实模糊图像做了大量实验。部分实验结果如图 5 所示。图 5(a)中的 2 幅图分别选自文献[3]和文献[7]中的真实模糊图像。由不同方法计算出的模糊核放在复原图像的右上角。在文献[3]中,Rob Fergus 选择使用一个包含很多细节但饱和度像素很少的图像块进行迭代,估算出模糊核。而在文献[7]中 Xu Li 利用冲击滤波器来预测尖锐边缘,并提出一个有效的单位阶跃函数掩模窗口,以自适应地选择有用边界来估计模糊核。由图 5 的实验结果可知,Rob Fergus 方法出现了明显的振铃现象;Xu Li 方法较 Rob Fergus 方法有较大改善,但仍然存在振铃;而本文方法在纹理细节上恢复较好,更符合人的视觉品质。



图 5 真实模糊图像的盲复原结果

Fig. 5 Blind restoration results of real blurred image

图 6(a)、图 7(a)是用佳能相机拍摄的标识牌的真实模糊图像。由对应各模糊图的局部放大结果可知,本文方法的复原图像不仅保留了交通标识牌的清晰细节,而且较大程度地减轻了振铃效

应,符合人的视觉感官要求。对行车环境中摄像头获取的运动模糊图像即时去模糊有很大的实际应用意义。

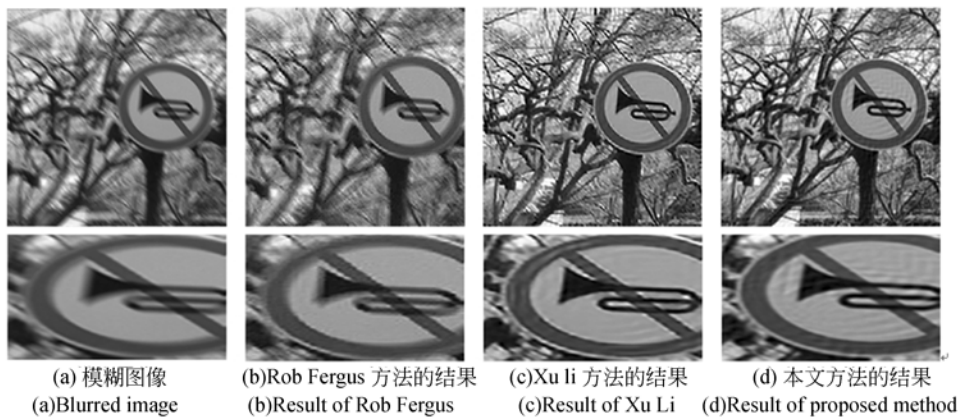


图 6 真实标识牌模糊图像盲复原结果及局部放大图

Fig. 6 Blind restoration results and partially enlarged views of real blurred signage image

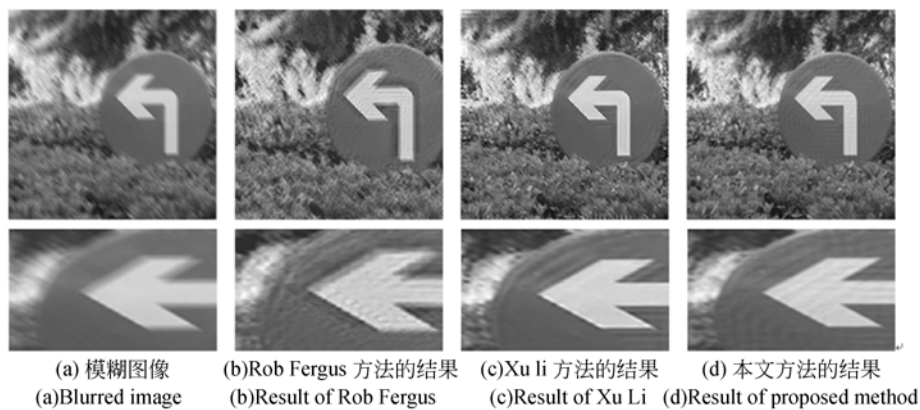


图 7 真实标识牌模糊图像盲复原结果及局部放大图

Fig. 7 Blind restoration results and partially enlarged views of real blurred signage image

5 结 论

本文提出基于稀疏表示和 Weber 定律相结合的图像盲复原方法。该方法先用冲击滤波器预测模糊图像的显著边缘,并用多尺度策略由粗到细进行模糊核的准确估计;然后用重叠策略的稀疏表示作为先验知识进行正则化约束,并结合反映视觉特性的 Weber 定律对模糊图像进行盲复原。通过仿真实验对本文方法、Rob Fergus 方法以及 Xu Li 提出的盲复原方法的比较实验显示:

参考文献:

- [1] 吴海滨,刘超,于晓洋,等.视频监控图像的运动模糊方向估计[J].液晶与显示,2014,29(4):580-585.
WU H B, LIU CH, YU X Y, et al.. Motion

不论是对合成模糊图像还是真实模糊图像,本文的盲复原算法在图像的纹理部分均取得较优的效果。对 Lena 模糊图像去模糊后的 SSIM 为 0.762 4, PSNR 提高了 1.82~2.99 dB;对 Camera-man 模糊图像去模糊后的 SSIM 为 0.858 9, PSNR 提高了 2.46~5.58 dB。由上述结果可知,本文方法降低了复原图像的边缘伪影,抑制了噪声,符合人的视觉感知特性。

在今后的研究工作中,拟在图像复原模型中引入基于结构相似度的稀疏表示模型,使复原结果更符合人的视觉感知系统。

- blurred direction estimation for video monitor image [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4):580-585. (in Chinese)
[2] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Tran. Image Processing*, 1998, 7(3):370-375.

- [3] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [J]. *ACM Trans. on Graphics*, 2006, 25(3):787-794.
- [4] SHAN Q, JIA J Y, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *ACM Trans. on Graphics*, 2008, 27(3), 73:1-73:10.
- [5] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-laplacian priors[C]. *In Proceedings of Neural Information Processing Systems*, 2009:1033-1041.
- [6] CHO S, LEE S Y. Fast motion deblurring[C]. *SIGGRAPH ASIA 2009*; 1-8.
- [7] XU L, JIA J. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring [C]. *ECCV*, 2010: 157-170.
- [8] 周笋鱼, 张葆, 杨扬. 自适应阈值的超变分正则化图像盲复原 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(12): 2759-2767.
ZHOU L Y, ZHANG B, YANG Y. Image blind deblurring based on super total variation regularization with self-adaptive threshold [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12): 2759-2767. (in Chinese)
- [9] 李伟红, 董亚莉, 唐述. 多范数混合约束的正则化图像盲复 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(5): 1357-1364.
LI W H, DONG Y L, T SH. Regularized blind image restoration based on multi-norm hybrid constraints[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5): 1357-1364. (in Chinese)
- [10] 王国栋, 徐洁, 潘振宽, 等. 基于归一化超拉普拉斯先验项的运动模糊图像盲复原[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(5) 1340-1348.
WNAG G D, XU J, PAN ZH K, *et al.*. Blind image restoration based on normalized hyper laplacian prior term [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(5):1340-1348. (in Chinese)
- [11] JIANHONG SH. Weber's law and weberized TV restoration [J]. *Physica D*, 2003, 175:241-251.
- [12] 张航, 罗大庸. 一种改进的全变差盲图像复原方法 [J]. *电子学报*, 2005, 33(7):1288-1290.
- ZHANG H, LUO D Y. A modified for total variation blind image restoration [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(7):1288-1290. (in Chinese)
- [13] OSHER S, RUDIN L I. Feature oriented image enhancement using shock filters [J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1990, 27(4): 919-940.
- [14] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12):3736-3745.
- [15] CHAO J, EVANS B L. Patch-based image deconvolution via joint modeling of sparse priors [C]. *ICIP, Brussels; IEEE*, 2011:681-684.
- [16] CANDES E J, TAO T. Near-optimal signal recovery from random projections universal encoding strategies [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, 52(16):5406-5425.
- [17] GOLDSTEIN T, OSHER S. The split bregman method for L1 regularized problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2):323-343.
- [18] GEMAN D, YANG CH. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, 4(7):932-946.
- [19] PATI Y C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]. *The Twenty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove; IEEE*, 1993:40-44.
- [20] TIBSHIRAN R. Regression shrinkage and selection via the lasso [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1996, 58(1):267-288.
- [21] EFRON B, HASTIET, JOHNSTONE I, *et al.*. Least angle regression [J]. *The Annals of Statistics*, 2004, 32(2):407-499.
- [22] WANG ZH, SHEIKH H R, SIMONCELLI E P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 12(4):600-612.

作者简介:



刘成云(1975—),女,河南潢川人,博士研究生,1999年于华中师范大学获得学士学位,2005年于武汉科技大学获得硕士学位,主要从事图像处理和计算机视觉等方面的研究。E-mail: liuchengyun@sdu.edu.cn

导师简介:



常发亮(1965—),男,山东潍坊人,博士,教授,博士生导师,1989年、2005年于山东大学分别获得硕士、博士学位,主要研究方向为:模式识别,机器视觉,智能系统控制等。

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)