

文章编号 1004-924X(2013)01-0151-07

高阶混合正则化图像盲复原方法

唐 述, 龚卫国*

(重庆大学 光电工程学院 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

摘要:提出了一种高阶混合正则化图像盲复原方法,用于实现模糊噪声图像的清晰化盲复原。根据自然图像边缘的稀疏特性,对图像的边缘细节成分进行了全变差(total variation TV)正则化约束,根据自然图像同性质平滑区域内像素值的变化规律,将一种高阶的类 Tikhonov 正则化约束运用于图像的平滑区域中,提出了一种新的高阶混合正则化模型。最后,提出一种多变量分裂布雷格曼(Multi-variable Split Bregman MSB)最优化迭代策略对提出的模型进行最优化求解。实验结果表明,提出的方法能够很好地保护图像的边缘细节,同时有效地消除图像平滑区域内的阶梯和假边缘瑕疵。与近几年的一些较好的图像盲复原方法相比,本文方法的信噪比增量(increase of the signal to noise ratio ISNR)增加了 0.03~2.5 dB。

关键词:高阶混合正则化;全变差正则化;类 Tikhonov 正则化;多变量布雷格曼迭代策略;图像盲复原

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132101.0151

High-order hybrid regularization method for image blind restoration

TANG Shu, GONG Wei-guo*

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and System of the Ministry of Education, College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

* Corresponding author, E-mail: wggong@cqu.edu.cn

Abstract: A high-order hybrid regularization method for image blind restoration was proposed to restore blurry-noisy images blindly. Because of the sparse edges in a natural image, the Total Variation (TV) regularization restriction was applied to the edge texture component. According to the variation regulation of pixels in homogeneous smooth regions of the natural image, a high-order Tikhonov-like regularization restriction was applied to the smooth regions of the image, and a new model which combines the TV regularization restriction and the high-order Tikhonov-like regularization restriction was proposed. Finally, a multi-variable Split-Bregman (MSB) optimized iterative scheme was proposed to recover the image. A large number of experiments have been performed. The results prove that the proposed method is able to preserve the image edges while avoiding staircase effects and false edges in the smooth regions. The proposed method is compared with several recent image blind restoration methods, and results show that the Increment of Signal-to-noise Ratio(ISNR) has been improved between 0.03 dB and 2.5 dB.

Key words: high-order hybrid regularization; TV regularization; Tikhonov-like regularization; multi-variable Split-Bregman iteration; image blind restoration

收稿日期:2012-06-15;修订日期:2012-08-30.

基金项目:中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(No. CDJXS1122221),公安部应用创新资金资助项目(No. 2010YYCXCQSJ074);重庆市重点科技攻关计划资助项目(No. CSTC2012GG-YYJSB40001)

1 引言

在线性空间不变系统中,模糊图像的清晰化复原是一种逆过程^[1-2]。根据退化函数(Point Spread Function, PSF)是否已知,模糊图像的复原可以分为非盲的模糊图像复原和模糊图像的盲复原两大类。模糊图像的盲复原就是在 PSF 未知或者相关信息量很少的情况下,实现对模糊图像的复原。本文提出了一种针对线性空间不变系统的模糊图像盲复原方法。

全变差模型(Total Variation model, TV-model)是 Osher 等人在研究图像去噪问题时提出的一种有效的图像去噪模型。全变差模型具有明显的各向异性扩散特性,即只允许扩散在与梯度正交的方向上进行。因此 TV-model 具有很好的边缘保护特性^[3-4]。2008 年 James H. Monney 等人提出了一种先对模糊图像进行 shock 滤波器预处理的基于不同范数的半盲的模糊图像复原方法^[5]。2009 年, S. D. Babacan 等人将 TV-model 和自回归模型分别应用到复原图像和 PSF 的正则化约束中^[6]。2010 年, L. B. Almeida 等人根据自然图像边缘的稀疏性原理,针对复原图像,运用了一种类 TV 函数的正则化约束^[7]。虽然 TV-model 对图像的边缘细节有着强大的保护能力,但是它却忽略了自然图像平滑区域内像素值的变化规律,导致得到的解出现分片常数现象,从而引起严重的阶梯和假边缘瑕疵^[8]。

近几年,高阶扩散模型因为具有较好的平滑扩散特性而被成功地用于图像去噪。与 TV-model 这类低阶的扩散相比,高阶的扩散能够更好地近似图像平滑区域的变化规律,消除分片常数现象,从而有效地避免阶梯和假边缘瑕疵。但是因为高阶扩散的各向同性特性,使得该类模型在对平滑区域高阶扩散约束的同时还会平滑掉图像的边缘细节^[8]。

针对以上问题,为了更好地实现模糊图像的清晰化盲复原,本论文提出了一种 TV-model 和高阶扩散模型相结合的新的阶混合正则化图像盲复原方法。首先将复原图像分解为边缘细节和平滑区域 2 种不同的成分;然后,仅对图像的边缘细节进行 TV 正则化约束,同时仅对图像的平滑区域进行高阶扩散约束;最后,在前期研究的基础上^[9-12],提出一种多变量分裂布雷格曼

(Multi-variable Split Bregman, MSB)策略对提出的模型进行最优化求解。大量的实验结果表明提出的方法能够很好地保护图像的边缘细节,同时也有效地消除了图像平滑区域内的阶梯和假边缘瑕疵,得到更高质量的复原图像。与近几年一些较好的图像盲复原方法相比,信噪比增加了 0.03 ~ 2.5 dB。

2 高阶混合正则化图像盲复原模型

清晰自然图像的边缘具有较强的稀疏特性^[7],而清晰自然图像的同性质平滑区域内的像素则同时存在着均匀分布和连续平滑渐变的特性^[8]。因此,本论文分别针对自然图像边缘细节和非边缘同性质平滑区域各自的特性,提出了一种 TV-model 和高阶扩散模型相结合的新的高阶混合模型。

对于满足一定边界条件的任意函数 $u(x)$,其泛函 $J[u(x)]$ 可表示为:

$$J[u(x)] = \int_{\Omega} F(x, u, du, d^2u, \dots, d^k u) dx. \quad (1)$$

当 $k \geq 2$ 则为高阶。已经证明 $k = 2(\nabla^2 u)$ 的高阶扩散会产生分片平滑的解,这种分片平滑的解能够更好地近似自然图像中非边缘同性质平滑区域内像素值的变化规律^[8]。本论文采用了一种类 Tikhonov 的正则化约束: $\iint_{\Omega} (\nabla^2 \mathbf{u})^2 dx dy$, 其中 $\nabla^2 \mathbf{u} = \mathbf{u}_{hh}^2 + \mathbf{u}_{vv}^2 + \mathbf{u}_{hh}^2 + \mathbf{u}_{vv}^2$ ^[8]。

结合 TV 正则化约束和高阶类 Tikhonov 约束,本论文提出了一种新的高阶混合图像盲复原模型:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v, \mathbf{k}} J(\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v, \mathbf{k}) = & \min_{\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v, \mathbf{k}} \frac{1}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u}_u + \mathbf{k} * \mathbf{u}_v - \\ & \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1 \iint_{\Omega} |\nabla \mathbf{u}_u| dx dy + \\ & \lambda_2 \iint_{\Omega} (\nabla^2 \mathbf{u}_v)^2 dx dy + \lambda_3 \Phi(\mathbf{k}). \end{aligned} \quad (2)$$

$$\mathbf{u} = \mathbf{u}_u + \mathbf{u}_v. \quad (3)$$

其中, $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数, $*$ 表示卷积运算, \mathbf{k} 为 PSF(未知), $\Phi(\mathbf{k})$ 为 PSF 的正则化约束项, \mathbf{f} 为观察到的模糊噪声图像, \mathbf{u} 为原始的清晰图像。 \mathbf{f} 和 \mathbf{u} 均是大小为 $N \times N$ 的二维图像矩阵,其中 N 为大于 0 的整数。不同类型的模糊对应的正则化约束项 $\Phi(\mathbf{k})$ 各不相同,例如: $\Phi(\cdot)$ 可以作为自回归模型来约束高斯模糊^[6],也可以

是约束运动模糊的稀疏模型^[10-12]。 n 为加性的高斯噪声,参数 $\lambda_i > 0, i=1, 2, 3$ 。

由公式(2)和(3)可知,提出的模型将原始图像 \mathbf{u} 分裂成了2个成分: \mathbf{u}_u (边缘细节: $N \times N$ 大小的二维图像矩阵)和 \mathbf{u}_v (平滑区域: $N \times N$ 大小的二维图像矩阵)。为了能够很好地保护图像的边缘细节,对图像的边缘细节成分进行了TV约束;同时为了能够更好地近似图像平滑区域内像素值的渐变规律,有效地消除TV-model中普遍存在的阶梯和假边缘瑕疵,一种高阶的类Tikhonov正则化约束被运用到图像的平滑区域中。为了保证解的物理意义,采用了下列约束条件对得到的解进行约束:

$$\mathbf{u}_u(x, y) = \begin{cases} \mathbf{u}_u(x, y) & \mathbf{u}_u(x, y) > 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (4)$$

$$\mathbf{u}_v(x, y) = \begin{cases} \mathbf{u}_v(x, y) & \mathbf{u}_v(x, y) > 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad (5)$$

$$\mathbf{k}(x, y) = \begin{cases} 0 & \mathbf{k}(x, y) < 0.05 \times k_{\max} \\ \mathbf{k}(x, y) & \text{else} \end{cases}. \quad (6)$$

$$\int_{\Omega} \mathbf{k}(x, y) dx dy = 1.$$

其中, k_{\max} 为 \mathbf{k} 中最大的元素, (x, y) 表示图像中像素点的坐标。

3 多变量分裂布雷格曼最优化策略

由公式(2)可知,在提出的盲复原模型中具有3个需要求解的变量,为了有效地求解这类多变量模型,在前期研究的基础上,本文提出了一种基于扩展分裂布雷格曼迭代^[9](Extended Split Bregman Iteration, ESBI)的多变量最优化迭代策略。

根据所提模型(公式(2))的特点,结合分裂准则^[9],首先,用 \mathbf{b}_1 代替 $\nabla \mathbf{u}_u$, \mathbf{b}_2 代替 $\Phi(\mathbf{k})$,提出的模型即被转化为一种约束的最优化问题:

$$\min_{\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v, \mathbf{k}} \frac{1}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u}_u + \mathbf{k} * \mathbf{u}_v - \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{b}_1\|_1 + \lambda_2 \|\nabla^2 \mathbf{u}_v\|_2^2 + \lambda_3 \|\mathbf{b}_2\|. \quad (7)$$

such that $\mathbf{b}_1 = \nabla \mathbf{u}_u$ and $\mathbf{b}_2 = \Phi(\mathbf{k})$

其中, $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数。接着将公式(7)转化为非约束的最优化问题:

$$\min_{\mathbf{u}_u, \mathbf{u}_v, \mathbf{k}} \frac{1}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u}_u + \mathbf{k} * \mathbf{u}_v - \mathbf{f}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{b}_1\|_1 + \lambda_2 \|\nabla^2 \mathbf{u}_v\|_2^2 + \lambda_3 \|\mathbf{b}_2\| + \frac{\gamma_1}{2} \|\mathbf{b}_1 - \nabla \mathbf{u}_u - \mathbf{t}_1\|_2^2 +$$

$$\frac{\gamma_2}{2} \|\mathbf{b}_2 - \Phi(\mathbf{k}) - \mathbf{t}_2\|_2^2. \quad (8)$$

然后,运用一种交互式的迭代策略对上式进行求解:

固定 \mathbf{u}_u 和 \mathbf{u}_v ,求解 \mathbf{k} :

$$\min_{\mathbf{k}} \frac{1}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u}_u + \mathbf{k} * \mathbf{u}_v - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\gamma_2}{2} \|\mathbf{b}_2 - \Phi(\mathbf{k}) - \mathbf{t}_2\|_2^2. \quad (9)$$

于是得到:

$$(\mathbf{u}^i)^T (\mathbf{u}^i \mathbf{k}^i - \mathbf{f}) - \gamma_2 \frac{\partial \Phi(\mathbf{k}^i)}{\partial \mathbf{k}^i} (\mathbf{b}_2 - \Phi(\mathbf{k}^i) - \mathbf{t}_2) = 0$$

$$\mathbf{k}^i = \frac{\gamma_2 \frac{\partial \Phi(\mathbf{k}^i)}{\partial \mathbf{k}^i} (\mathbf{b}_2 - \Phi(\mathbf{k}^i) - \mathbf{t}_2) + (\mathbf{u}^i)^T \mathbf{f}}{(\mathbf{u}^i)^T \mathbf{u}^i}. \quad (10)$$

固定 \mathbf{k} 和 \mathbf{u}_v ,求解 \mathbf{u}_u :

$$\min_{\mathbf{u}_u} \frac{1}{2} \|\mathbf{k} * \mathbf{u}_u + \mathbf{k} * \mathbf{u}_v - \mathbf{f}\|_2^2 + \frac{\gamma_1}{2} \|\mathbf{b}_1 - \nabla \mathbf{u}_u - \mathbf{t}_1\|_2^2. \quad (11)$$

于是得到:

$$\mathbf{u}_u^{i+1} = FFT^{-1}(b)$$

$$\mathbf{b} = \frac{FFT((\mathbf{k}^i)^T \mathbf{f} - (\mathbf{k}^i)(\mathbf{k}^i)^T \mathbf{u}_v^i - \gamma_1 \text{div}(\mathbf{b}_1^i - \mathbf{t}_1^i))}{FFT((\mathbf{k}^i)(\mathbf{k}^i)^T + \gamma_1 \nabla^T \nabla)}. \quad (12)$$

固定 \mathbf{k} 和 \mathbf{u}_u ,求解 \mathbf{u}_v :

$$\mathbf{u}_v^{i+1} = FFT^{-1}(a)$$

$$\mathbf{a} = \frac{FFT((\mathbf{k}^i)^T \mathbf{f} - (\mathbf{k}^i)(\mathbf{k}^i)^T \mathbf{u}_u^{i+1})}{FFT((\mathbf{k}^i)(\mathbf{k}^i)^T + \lambda_2 (\nabla^2)^T (\nabla^2))}. \quad (13)$$

最终得到复原图像 \mathbf{u} 为:

$$\mathbf{u}^{i+1} = \mathbf{u}_u^{i+1} + \mathbf{u}_v^{i+1}. \quad (14)$$

在每一次迭代中,均采用了shrinkage函数来对变量 $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{t}_1$ 以及 \mathbf{t}_2 进行更新:

$$\mathbf{b}_1^{i+1} = \text{shrink}(\nabla \mathbf{u}_u^{i+1} + \mathbf{t}_1^i, \frac{\lambda_1}{\gamma_1})$$

$$\mathbf{b}_2^{i+1} = \text{shrink}(\Phi(\mathbf{k}^{i+1}) + \mathbf{t}_2^i, \frac{\lambda_2}{\gamma_2})$$

$$\mathbf{t}_1^{i+1} = \mathbf{t}_1^i + \nabla \mathbf{u}_u^{i+1} - \mathbf{b}_1^{i+1}$$

$$\mathbf{t}_2^{i+1} = \mathbf{t}_2^i + \Phi(\mathbf{k}^{i+1}) - \mathbf{b}_2^{i+1}. \quad (15)$$

其中, $\text{shrink}(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \frac{\mathbf{p}}{\|\mathbf{p}\|_2} \times \max(\|\mathbf{p}\|_2 - \mathbf{q}, 0)$ 。

在算法的初始阶段,利用文献[7]中的边缘检测滤波器组 \mathbf{d}_θ 对 \mathbf{f} 进行边缘提取 $\mathbf{f}_u = \sqrt{\sum_{\theta \in \Theta} (\mathbf{d}_\theta * \mathbf{f})^2}$,并初始化变量: $\mathbf{u}^0 = \mathbf{f}, \mathbf{u}_u^0 = \mathbf{f}_u, \mathbf{u}_v^0 = \mathbf{f} - \mathbf{f}_u$ 以及 $\mathbf{b}_1^0, \mathbf{b}_2^0, \mathbf{t}_1^0, \mathbf{t}_2^0 = 0$ 。

4 实验及分析

4.1 试验参数配置

在进行试验之前,首先对提出的模型中所涉及到的几个重要参数的配置进行说明。参数 λ_1 决定了复原图像中边缘细节的锐化程度,如果 λ_1 过小,复原图像会锐化过度,同时还会造成严重的噪声扩大现象;如果 λ_1 过大,则会出现严重的过度平滑现象。在本论文的试验中, $\lambda_1 \in [0.000\ 03, 0.000\ 5]$ 。参数 λ_2 决定了复原图像中非边缘同性质区域内高阶平滑扩散的速度,在本论文的所有实验中,参数 λ_2 均被固定为一个最佳值: $\lambda_2 = 5 \times 10^3$ 。参数 γ_2 对 PSF 的作用与文献[4]中参数 α_2 对 PSF 的作用相似, γ_2 决定了模糊退化函数 PSF 的扩散程度。因此在本论文中,参数 γ_2 的调节方法采用了文献[4]中对参数 α_2 的调节方法。在本论文的所有实验中, γ_2 的初始值均被设定为 0.01,同时,参数 γ_1 和 λ_3 被统一设定为: $\gamma_1 = \lambda_1 \times 10$ 和 $\lambda_3 = \gamma_2 \times 10^{-2}$ 。当满足不等式 $\|u^{i+1} - u^i\|_2 / \|u^i\|_2 \leq 10^{-3}$ 时,算法终止。试验中所有图像的像素值都被归一化到 0~1 之间,并采用了信噪比增量 ISNR 来客观衡量各种盲复原方法的性能^[9]。

4.2 实验结果及分析

接下来,将本论文提出的方法分别与文献[6]、文献[7]、文献[9]以及文献[10]这 4 种较好的图像盲复原方法进行比较。为了保证实验的公平性,各种方法中所涉及到的参数都是严格按照相应文献中作者的要求进行设定的。

本论文采用了 256×256 大小的“Lena”和“Cameraman”灰度级标准测试图像,以及 5 种不同的模糊滤波器进行实验。filter # 1 是一个标准差为 2 个像素点的高斯模糊;filter # 2 是一个具有均匀强度值的正方形;filter # 3 是一个具有均匀强度值的圆盘模糊;filter # 4 是 135° 方向的直线运动模糊;filter # 5 是一种自定义的不规则运动模糊。试验中定义 filter # 1, 2, 4, 5 的大小均为 $l \text{ pixels} \times l \text{ pixels}$, filter # 3 的半径为 $l \text{ pixel}$ 。当采用“Lena”图像进行实验时, $l = 9$;当采用“Cameraman”图像进行实验时, $l = 11$ 。

图 1 和图 2 从主观的视觉上将提出的方法与文献[6]、文献[9]和文献[10]中的方法进行了比较。图 1(b)运用了 filter # 1 对“Lena”图像进行

模糊,同时加入了 $\text{BSNR} = 40\text{dB}$ 的高斯噪声;图 2(b)是 filter # 5 在“Cameraman”图像上的模糊结果,同时加入了 $\text{BSNR} = 30\text{dB}$ 的高斯噪声。从图 1 和图 2 可以很明显的看到,因为文献[6]、文献[9]和文献[10]中的方法只对复原图像进行了 TV 的正则化约束,因此得到的复原图像存在明显的阶梯和假边缘瑕疵(图 1(c),图 1(d),图 2(c)和图 2(d))。而本论文提出的方法分别对复原图像的边缘细节和平滑区域进行了 TV 的正则化约束和高阶的类 Tikhonov 约束,因此能够在很好地保护图像边缘细节的同时有效地消除图像平滑区域内的阶梯和假边缘瑕疵,得到更高质量的复原图像(图 1(e)和图 2(e))。

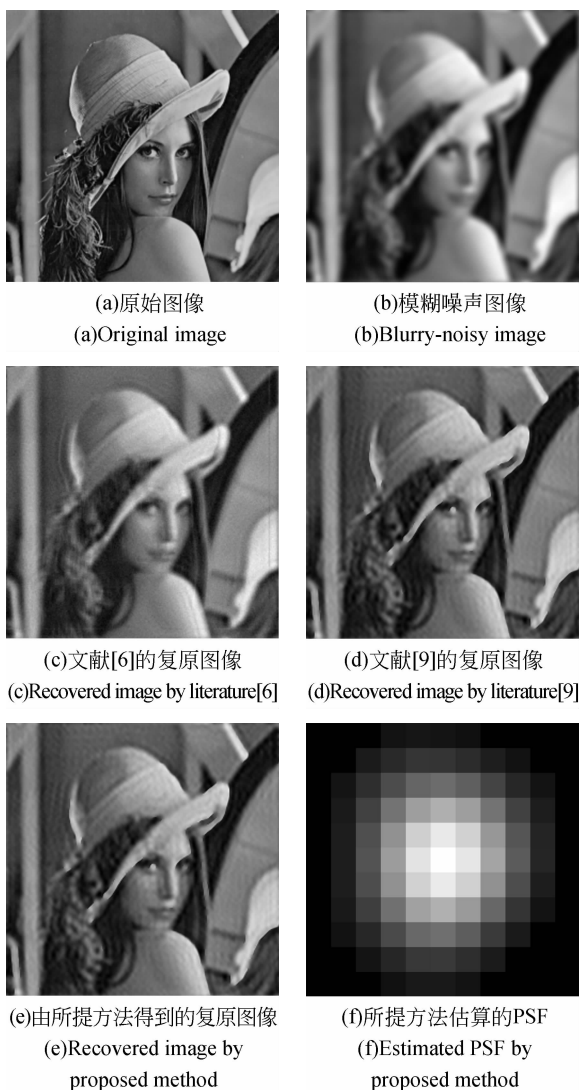


图 1 “Lena”高斯模糊图像盲复原

Fig. 1 Blind restoration of Gaussian blurred “Lena” image



图 2 “Cameraman”自定义不规则运动模糊图像盲复原

Fig. 2 Blind restoration of irregular motion blurred “Cameraman” image

表 1 和表 2 分别列出了 5 种图像盲复原方法的 ISNR 值。由表 1 和表 2 可知,提出的方法明显优于其余的 4 种图像盲复原方法,在所有的试验中几乎都获得了最高的 ISNR 值(只有在

filter # 3 的情况下,文献[7]略优于本论文所提出的方法)。与近几年提出的一些较好的图像盲复原方法相比,提出方法的信噪比增量增加了 0.03~2.5 dB。

表 1 用几种算法和 5 种不同滤波器在“Lena”标准测试图像中得到的 ISNR 值

Tab.1 ISNR values (For “Lena” Image) obtained by five methods and five filters

(dB)

“Lena: 256×256	本文的方法	文献[7]	文献[6]	文献[9]	文献[10]	
BSNR 30	filter # 1	2.95	2.29	2.30	2.32	—
	filter # 2	5.05	4.27	1.52	4.65	—
	filter # 3	4.33	4.45	2.12	4.17	—
	filter # 4	6.85	5.74	3.08	4.87	2.15
	filter # 5	8.72	8.04	3.30	6.55	2.27

表 2 用几种算法和 5 种不同滤波器在“Cameraman”标准测试图像中得到的 ISNR 值

Tab. 2 Isnr Values (For “Cameraman” Image) obtained by five methods and five filters

(dB)

“Cameraman” 256×256	提出的方法	文献[7]	文献[6]	文献[9]	文献[10]	
BSNR 30	filter # 1	3.33	2.30	2.58	2.19	—
	filter # 2	5.20	4.24	1.72	4.82	—
	filter # 3	5.05	5.20	2.02	4.07	—
	filter # 4	6.55	5.24	2.38	4.57	4.75
	filter # 5	7.60	6.20	2.90	5.33	7.10

5 结 论

本论文提出了一种高阶混合正则化图像盲复原方法。提出的盲复原方法结合了 TV 约束和高阶类 Tikhonov 约束,并在前期研究的基础上,提出了一种基于 ESBI^[9]的多变量最优化迭代策略 MSB 对提出的高阶混合模型进行最优化求解,得

到清晰的复原图像。

大量的实验结果表明,所提方法能够在很好地保护图像边缘细节的同时有效地消除图像平滑区域内的阶梯和假边缘瑕疵,得到更高质量的复原图像。与近几年的一些较好的图像盲复原方法相比,信噪比增量增加了 0.03~2.5 dB。将提出的方法运用到模糊视频序列的复原,是接下来研究工作的重点。

参考文献:

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦, 阮宇智译, 2 版, 北京: 电子工业出版社, 2003: 1-220.
GONZALEZ R C, WOODS R E. *Digital Image Processing* [M]. RUAN Q Q, RUAN Y ZH, Translation, 2nd ed, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003: 1-220. (in Chinese)
- [2] 乔建革, 刘璐. 基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1927-1933.
QIAO J P, LIU J. A SVM-based blind super-resolution image restoration algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(10): 1927-1933. (in Chinese)
- [3] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, 60: 259-268.
- [4] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 370-375.
- [5] MONEY J H, KANG S H. Total variation minimizing blind deconvolution with shock filter reference [J]. *ELSEVIER Image and Vision Computing*, 2008, 26(2): 302-314.
- [6] BABACAN S D, MOLINA R, KATSAGGELOS A K. Variational Bayesian blind deconvolution using a total variation prior [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(1): 12-26.
- [7] ALMEIDA M S C, ALMEIDA L B. Blind and semi-blind deblurring of natural images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 36-52.
- [8] PANG Z P, YANG Y F. A projected gradient algorithm based on the augmented Lagrangian strategy for image restoration and texture extraction [J]. *ELSEVIER Image and Vision Computing*, 2011, 29(2-3): 117-126.
- [9] LI W H, LI Q L, GONG W G, et al.. Total variation blind deconvolution employing split Bregman iteration [J]. *ELSEVIER Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(3): 409-417.

- [10] SHAN Q, JIA J Y, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27 (3): Article 73:1-73:10.
- [11] 温博,张启衡,张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(12):3050-3055.
- WEN B, ZHANG Q H, ZHANG J L. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 3050-3055. (in Chinese)
- [12] 赵金宇,吴元昊,贾建禄,乔兵,王斌,汪宗洋,马鑫雪. 基于实时波前信息的图像复原[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(6): 1351-1356.
- ZHAO J Y, WU Y H, JIA J H, QIAO B, WANG B, WANG Z Y, MA X X. Image restoration based on real time wave-front information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1351-1356. (in Chinese)

作者简介:



唐 述(1981—),男,重庆人,博士研究生,讲师,2004年、2007年于重庆邮电大学分别获得学士、硕士学位,主要从事信息获取与处理、图像处理等方面的研究工作。E-mail: tangshujay@163.com

导师简介:



龚卫国(1957—),男,重庆人,教授,博士生导师,1996年于日本东京工业大学获得工学博士学位,1996年4月至2002年3月在日本 NEC 中央研究所工作,主要从事图像处理、模式识别及计算机视觉等方面的研究工作。E-mail: wggong@cqu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)