

基于投影的稀疏表示与非局部正则化图像复原方法

徐焕宇¹, 孙权森², 李大禹¹, 宣 丽¹

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所应用光学国家重点实验室 吉林长春 130033; 2. 南京理工大学计算机学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 提出一种基于投影的稀疏表示与非局部正则化相结合的图像去模糊、去噪图像复原方法. 该方法结合了自适应构造字典的稀疏表示与非局部总变差, 提出的正则化模型分解为三个投影子问题进行求解以提高求解效率. 实验结果表明, 本文所提出的图像复原方法能够有效地保持原图像的纹理细节信息, 对于不同程度的退化图像上均有较好的复原结果, 在视觉效果和客观评价指标上均优于相比较的现有方法.

关键词: 图像复原; 稀疏表示; 非局部总变差; 正则化

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)07-1299-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.07.009

Projection-Based Image Restoration via Sparse Representation and Nonlocal Regularization

XU Huan-yu¹, SUN Quan-sen², LI Da-yu¹, XUAN Li¹

(1. State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China; 2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: This paper proposes a projection based sparse representation and nonlocal regularization deblurring and denoising image restoration algorithm. The algorithm combines sparse representation via adaptive learned dictionary and nonlocal total variation, and the proposed regularization model is divided into three projection sub problems to solve to improve the efficiency. Experimental results show that the proposed algorithm can preserve the detail information effectively, and have nice restoration results for images with different degree of degradation. The proposed algorithm achieves improvement on both visual appearance and objective indices compared with state-of-the-art methods.

Key words: image restoration; sparse representation; nonlocal total variation; regularization

1 引言

图像复原作为一种经典的逆问题, 在多个领域, 如医疗成像, 遥感和视频或图像编码均有重要的应用. 本文主要专注于常见的图像退化模型, 即原始图像中加入模糊与噪声的影响. 由于模糊核矩阵是不可逆的或奇异的, 因此从观测图像恢复得到原始图像通常是一个病态问题. 正则化是解决这种问题的有效方法之一, 它通过引入正则项来约束逆问题, 以得到更好的全局解.

由 Rudin 等人提出的总变差 (total variation) 正则化方法^[1] (也称为 ROF 模型), 是解决此类问题的一种有效方法之一. 总变差范数拥有分段光滑的特点, 因此能够更好地保持图像中的边缘和不连续处. 随后, 学者们又提出了各种基于总变差正则化的改进模型^[2-4], 它们的主要思想是通过自适应的正则化参数选择以解决总

变差正则化中的“阶梯效应”与过光滑等情况. 非局部均值 (NonLocal Means, NLM) 方法最早由 Buades 等人提出^[5], 对具有相似周围结构的像素值进行平均以达到去噪的目的. 实验表明, NLM 方法在有效去噪的同时能够很好的保持纹理和结构^[6]. G Gilboa 等学者在图论和 NLM 方法的启发下提出了 NL 算子^[7], NL 算子不但拥有 NLM 方法的特点, 并且能够融入到正则化图像处理框架中, 以结合两者各自的优势得到更好的处理结果, NLTV 方法相比于传统的 TV 方法具有更好的纹理保持能力. 然而, 基于总变差的图像复原方法具有过度光滑、阶梯效应等固有缺陷, 制约了其获得更佳复原结果的能力. 究其原因, 主要是由于基于总变差的图像复原方法没有考虑图像的结构信息以及单幅图像中的相似性等问题, 将图像复原问题仅停留在像素的层面上, 故无法得到令人满意的复原结果.

近年来,图像的过完备稀疏表示作为一种新兴的图像模型,能够用尽可能少的非零分量表示了图像信号的主要结构与本质属性,并且过完备的冗余系统能够对噪声与误差更为稳健,从而应用于图像处理的各个领域^[8,9].最近的信号处理研究表明^[8],相比于预先定义好的字典系统如小波等,图像在由学习得到的过完备字典上的稀疏表示更具优势.基于图像片与字典学习的方法,也在图像去噪,去模糊中取得了非常好的结果^[10,11].基于图像片的图像处理方法考虑了各像素点及其周围的结构信息,能够得到较好的处理结果.但是由于其面向图像片处理的特点,也存在有图像片拼接成图像时信息不连贯、引入虚假的结构信息等缺点.

本文方法的目的是将图像的非局部梯度信息与图像片的稀疏表示相结合,能够发挥各自的优势且弥补各自存在的不足:通过对退化图像本身图像片的聚类,分类进行字典构造,以更好的使构造字典自适应的表示图像片的局部结构信息,以及待复原图像中的相似结构;同时使用图像整体的非局部梯度信息进行约束,抑制图像片稀疏表示可能带来的人为退化因素的影响,又能较好地保持图像原有的结构信息,不致复原后的图像过度平滑.求解时,将此复原模型分解为三个投影算子进行交替迭代,如此不但简化了解过程,同时能够得到更好的复原结果.

2 稀疏与非局部正则化相结合的图像复原模型

2.1 去模糊与噪声的图像复原模型

含有模糊和噪声的图像退化模型可表示为

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{u} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中, \mathbf{u} 为无退化因素的原始图像, \mathbf{g} 为退化图像, \mathbf{H} 为模糊核矩阵, \mathbf{n} 通常为均值为零,方差为 σ^2 的高斯白噪声.

从 \mathbf{g} 的信息复原 \mathbf{u} 是一个典型的逆问题,使用传统的复原方法如逆滤波,即使 \mathbf{g} 中的微小的错误就能导致复原图像 $\hat{\mathbf{u}}$ 相对于真实解 \mathbf{u} 的巨大差异.正则化方法通过对逆问题加入约束条件使得所求得解更接近真实解或更有意义.在图像复原中,我们可以在约束条件的约束下,最小化泛函 $\|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}\|^2$. 引入拉格朗日乘子后,上述有约束优化问题可以转化为如下的无约束优化问题:

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min \lambda J(\mathbf{u}) + \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}\|^2 \quad (2)$$

其中, $J(\mathbf{u})$ 为正则化项,拉格朗日乘子 λ 通常也被称为正则化参数,其控制着复原图像与控制噪声两者之间的权衡.

2.2 基于图像片的稀疏表示模型

最近的图像处理研究中,基于图像片的方法越来越

成为研究的热点. NLM 以及 BM3D^[13]等基于图像片去噪方法取得了非常好的实验结果;并且在图像的稀疏表示中,图像片也能够使用过完备字典进行有效的稀疏表示^[8],应用于去噪,去模糊,超分辨率等图像处理任务中.

首先,我们给出基于图像片的稀疏表示模型的一些基本定义.令 \mathbf{x}_i 为从图像 \mathbf{f} 中,空间位置 i 处所抽取的图像片,则:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{R}_i \mathbf{f} \quad (3)$$

式中 \mathbf{R}_i 表示一个矩形窗口提取运算.由于使用上述图像片提取方法所提取的图像片是可能重叠的,因此图像片表示是高度冗余的,并且由图像片 $\{\mathbf{x}_i\}$ 恢复原图像 \mathbf{f} 也成为过一个定问题,最简单的处理方式即为求取最小二乘解:

$$\hat{\mathbf{f}} = \left(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_i \right)^{-1} \left(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{x}_i \right) \quad (4)$$

该操作本质上就是将每个像素点覆盖的图像片求取均值作为该像素点的灰度值.对于基于图像片的稀疏表示模型,设现有字典 \mathbf{D} ,基于图像片的稀疏表示 $\mathbf{a} = \{\mathbf{a}_i\}$ 如下:

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{D}\mathbf{a}_i \quad (5)$$

因此,结合式(4)与式(5),并定义运算 \cdot ,得到下式:

$$\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{a} = \left(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{R}_i \right)^{-1} \left(\sum_i \mathbf{R}_i^T \mathbf{D}\mathbf{a}_i \right) \quad (6)$$

在如上定义下,传统的基于图像片的稀疏表示图像复原模型可以表示为:

$$\mathbf{a}_r = \arg \min_a \lambda \|\mathbf{a}\|_0 + \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{D} \cdot \mathbf{a}\|_2^2 \quad (7)$$

由于 L_0 范数的求解是一个 NP-hard 问题,因此,在通常的应用中,将 L_0 范数转换为 L_1 范数,则原问题即转化为了凸优化问题,便于求解:

$$\mathbf{a}_r = \arg \min_a \lambda \|\mathbf{a}\|_1 + \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{D} \cdot \mathbf{a}\|_2^2 \quad (8)$$

稀疏表示模型中的另一个核心问题,就是字典的构造.传统字典如小波基字典, DCT 基字典,虽然有构造简单容易的特点,但由于其没有针对待处理数据的自身特点,因此使用此类字典进行稀疏表示及还原信号的能力还有所欠缺^[10-15].近年来,研究表明,针对待处理数据特点,通过学习得到的自适应字典能够得到更好的稀疏表示结果,如 K-SVD^[10]等经典的自适应字典学习方法也已得到了广泛的应用.

本文使用一种基于图像片聚类的字典构造方法^[14,15],首先使用 K-means 聚类方法将含有模糊与噪声的退化图像的图像片分为 k 类;然后对于每类图像片进行主成分分析(PCA),将 PCA 的基即作为此类的自适应字典来对此类中的图像片进行稀疏表示.此种自适应字典构造方法的思想类似于 BM3D 方法,其效率高,易于实现等特点,且考虑到了每类图像片的各自特

点,能够得到非常好的稀疏表示结果.

2.3 非局部正则化图像复原模型

非局部均值(NLM)进行图像去噪的主要思想是对周围具有相似结构的像素灰度值进行平均以达到去噪的目的.其能够在有效去除噪声的同时保持图像的纹理细节信息.G Gilboa 等学者在图论和 NLM 方法的启发下提出了 NL 算子^[16],NL 算子不但拥有 NLM 方法的特点,并且能够融入到正则化图像处理框架中,以结合两者各自的优势得到更好的处理结果.

基于 NL 算子的总变差正则化方程为:

$$J_{\text{NLTV}}(\mathbf{u}) = \int |\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}| \\ = \int_{\Omega} \sqrt{\int_{\Omega} (u(x) - u(y)) w(x, y) dy dx} \quad (9)$$

上式中的 NL 算子的主要思想是将梯度和散度两个传统的局部定义,通过图论的相关思想扩展到非局部,使用 NLM 方法计算各像素间的相似度以得到各像素相互间的权重,从而构造 NL 梯度算子与 NL 散度算子.令 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$, $x, y \in \Omega$, NL 算子定义如下:

$$\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}: \Omega \rightarrow \Omega \times \Omega \\ (\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u})(x, y) = (u(y) - u(x)) \sqrt{w(x, y)} \quad (10)$$

$$\text{div}_{\text{NL}} \mathbf{v}: \Omega \rightarrow \Omega \times \Omega \\ (\text{div}_{\text{NL}} \mathbf{v})(x) = \int_{\Omega} (v(y) - u(x)) \sqrt{w(x, y)} dy \quad (11)$$

权重系数 $w(x, y)$ 的计算使用 NLM 中的形式:

$$w(x, y) = \exp \left\{ - \frac{(G_a^* | \mathbf{v}(x + \cdot) - \mathbf{v}(y + \cdot) |^2)(0)}{2h^2} \right\} \quad (12)$$

其中, \mathbf{v} 为已知图像, G_a 为标准差为 a 的高斯核函数, h 为滤波器系数, $\mathbf{v}(x + \cdot)$ 为图像 \mathbf{v} 中以像素点 x 为中心的图像块灰度值矩阵.由式(12)可知,两个像素的周围结构越相似,则权重系数越大.在实验实现中,基于存储空间与计算速度的考虑,通常采用半局部方法计算权重系数,即对于每个像素,只计算其周围一定窗口大小内像素的权值,认为其余像素对该像素的权值为 0,这个窗口即为查找区域.因此,NLM 方法中还需要使用相似性度量块大小与查找区域块大小两个参数,相似性度量块尺寸为对比相似度的各图像片的尺寸;查找区域块尺寸则确定了计算权值的区域,当查找区域块尺寸为原图像尺寸时,即为原始的全局部 NLM 方法.

2.4 稀疏与非局部正则化相结合的图像复原模型

基于图像片稀疏表示的图像复原模型虽然通常能够获得较好的复原结果,然而在图像退化较为严重的情况下,该模型的鲁棒性不强,导致复原结果会出现虚假纹理等人造的退化因素,影响复原图像质量.而非局部正则化的优势就在于对于噪声具有良好的鲁棒性,

并且能够较好地保持图像原有的纹理特征.

因此,综合以上方法的优势,本文将非局部正则化引入基于图像片的稀疏表示模型,确保图像复原模型拥有更好的鲁棒性.综合得到的稀疏与非局部正则化相结合的图像复原模型可表示为:

$$\tilde{\alpha}, \tilde{\mathbf{u}} = \arg \min_{\alpha, \mathbf{u}} \lambda \|\alpha\|_1 + \mu \|\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}\|_1 \\ + \beta \|\mathbf{u} - \mathbf{D} \cdot \alpha\|_2^2 + \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}\|_2^2 \quad (13)$$

其中, λ, β 与 μ 为权重系数.模型中的第一项为图像片稀疏约束项,第二项为非局部梯度约束项,第三项为稀疏表示与原始图像约束项,第四项为保真项.

3 基于投影的稀疏与非局部正则化模型求解方法

针对上节所提出的稀疏与非局部正则化模型式(13),本文采用一种基于投影的分部求解方法^[17,18],这种方法能将待求解问题转化为几个不相关的子问题进行求解,过程简单,且子问题均为绝对凸问题,便于进行求解.

首先,根据 forward-backward operator splitting 方法,上节提出的稀疏与非局部正则化模型可转化为如下形式进行求解:

$$\begin{cases} \mathbf{v}^{k+1} = \mathbf{u}^k + \delta \mathbf{H}^T (\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}^k) \\ \alpha^{k+1}, \mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\alpha, \mathbf{u}} \lambda \|\alpha\|_1 + \mu \|\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}\|_1 \\ + \beta \|\mathbf{u} - \mathbf{D} \cdot \alpha\|_2^2 + \|\mathbf{v}^{k+1} - \mathbf{u}\|_2^2 \end{cases} \quad (14)$$

对于式(14)中的第二个子问题,我们首先固定 α 对 \mathbf{u} 进行求解,然后固定 \mathbf{u} 对 α 进行求解,因此第二个子问题可转化为:

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \mu \|\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}\|_1 + \beta \|\mathbf{u} - \mathbf{D} \cdot \alpha^k\|_2^2 \\ + \|\mathbf{v}^{k+1} - \mathbf{u}\|_2^2 \\ \alpha^{k+1} = \arg \min_{\alpha} \lambda \|\alpha\|_1 + \beta \|\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{D} \cdot \alpha\|_2^2 \end{cases} \quad (15)$$

而上述三个子问题,均可以看作是向凸集进行投影运算.因此,上述三个子问题,可以表示为三个投影算子顺序进行处理.将投影运算展开,式(15)可化为:

$$\begin{cases} \mathbf{v}^{k+1} = \mathbf{u}^k + \delta \mathbf{H}^T (\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}^k) \\ \mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \mu \|\nabla_{\text{NL}} \mathbf{u}\|_1 + \beta \|\mathbf{u} - \mathbf{D} \cdot \alpha^k\|_2^2 \\ + \|\mathbf{v}^{k+1} - \mathbf{u}\|_2^2 \\ \alpha^{k+1} = \arg \min_{\alpha} \lambda \|\alpha\|_1 + \beta \|\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{D} \cdot \alpha\|_2^2 \end{cases} \quad (16)$$

式(16)中的第一个子问题为简单的 Landweber 迭代,为了提高 Landweber 迭代的数值稳定性,同时获得更好的迭代结果,我们可以进行多次 Landweber 迭代^[18].式(16)的第二个子问题为一个一般的非局部总变差(NLTV)求解问题,可以使用 split-Bregman 方法^[19],

Chambolle 投影方法等进行求解. 式(16)的第三个子问题为一个经典的稀疏表示求解问题, 可以使用迭代 shrinkage 方法^[20]等进行求解.

综上所述, 本节所提出的对于式(13)的基于投影的求解方法式(16)可以总结为:

```

While   $\| \hat{\mathbf{u}}^k - \hat{\mathbf{u}}^{k+1} \| / \| \hat{\mathbf{u}}^k \| > \tau$ 
  or  $k < \text{maxiterationtimes}$ 
Calculate  $\mathbf{D}$  using K-means and PCA
For  $j = 1 : r$ 
 $\mathbf{v}_{j+1}^k = \mathbf{u}_j^k + \delta \mathbf{H}^T(\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{u}_j^k)$ 
End
 $\mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \mu \| \nabla_{\text{NL}} \mathbf{u} \|_1 + \beta \| \mathbf{u} - \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha}^k \|_2 + \| \mathbf{v}_r^{k+1} - \mathbf{u} \|_2$ 
 $\boldsymbol{\alpha}^{k+1} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \lambda \| \boldsymbol{\alpha} \|_1 + \beta \| \mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha} \|_2$ 
 $\hat{\mathbf{u}}^{k+1} = \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha}^{k+1}$ 
 $k = k + 1$ 
End

```

4 实验结果与分析

本章节中, 我们将本文提出的稀疏与非局部正则化图像复原方法(以下简称 SNLTV 方法), 与基于 NLTV 的 BOS 方法^[17], 基于稀疏表示的图像复原方法 DVJS^[9], 以及使用投影方法的 BM3D 图像复原方法 PDA_BM3D^[18]进行比较, 以验证所提出方法的有效性.

对于本文所提出的稀疏与非局部正则化图像复原方法权重系数 λ 、 β 与 μ 的选择, 首先, 要保证复原图像与图像片稀疏表示的还原结果相一致, β 需要尽可能的大, 在这里我们将其设置为 $\beta = 200$, λ 与 μ 根据实验结果进行设置, $\lambda = 5$, $\mu = 5$ 时实验结果较好. 每次迭代中的 Landweber 次数 $r = 200$, $\delta = 0.98$, 图像片尺寸设置为 11×11 , 字典学习时设置的聚类数为 30. 对比实验中其他方法的参数设置为其参考文献中的最优参数值.

在实验中, 我们将使用 9×9 的均匀模糊与 $\sigma = 1.6$ 的高斯模糊两种模糊核进行实验, 每个模糊核又分别以 $\text{BSNR} = 20\text{dB}$ 和 $\text{BSNR} = 40\text{dB}$ 两种不同的含噪图像进行实验, BSNR 的定义如下:

$$\text{BSNR} = 10 \log_{10} \frac{\sigma_g^2}{\sigma_w^2} (\text{dB}) \quad (17)$$

其中, σ_g^2 和 σ_w^2 分别为模糊图像 $\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{H}\mathbf{u}$ 与加性噪声 \mathbf{n} 的方差. $\text{BSNR} = 20\text{dB}$ 时噪声严重, $\text{BSNR} = 40\text{dB}$ 时噪声轻微.

对于复原图像的质量评价, 本文使用结构相似度 (SSIM) 与改进信噪比 (ISNR) 作为客观评价指标, ISNR 的定义如下:

$$\text{ISNR} = 10 \log_{10} \frac{\| \mathbf{u} - \tilde{\mathbf{g}} \|_2^2}{\| \mathbf{u} - \mathbf{u} \|_2^2} \quad (18)$$

首先, 我们在退化程度较轻的图像上进行实验以验证本文方法的有效性. 图 1 为 9×9 的均匀模糊在 $\text{BSNR} = 40\text{dB}$ 下 Cameraman 图像及各种方法的复原结果对比. 由复原结果可以看到, 基于 NLTV 的 BOS 方法虽然在 NL 算子的作用下, 相比于传统的 TV 方法, 能够很好的保留图像的细节信息, 然而复原结果依然存在较为明显的阶梯效应, 细节丢失严重, 如复原图像中的人脸部分与地面纹理部分的大部分细节信息已经丢失, 与原始图像差异较大. 基于稀疏表示的 DVJS 方法与基于投影 BM3D 的 PDA_BM3D 方法能够取得较好的复原结果, 图像细节保持良好, 然而复原图像中还残留有少许的人为退化因素如草地、裤子等位置, 同时复原图像的边缘也不够平滑. 本文提出的 SNLTV 方法在复原整体效果上与 DVJS 方法和 PDA_BM3D 方法相近, 但更好地保持了原图像的对比度特征与细节信息, 同时抑制人为退化因素, 且边缘平滑, 无明显的锯齿效应.



图1 各种方法在均匀模糊、 $\text{BSNR}=40\text{dB}$ 的Cameraman 图像上的实验结果

表 1 中为各方法实验结果的 ISNR 与 SSIM 指标结果, 可以看到, 本文提出的 SNLTV 实验结果的 PSNR 与 SSIM 指标相比于 BOS、DVJS 方法提升明显, 相比于 PDA_BM3D 也均有一定幅度的提升.

接下来, 我们在退化较为严重, 且纹理信息较多的图像上进行实验以验证本文方法的有效性. 图 2 为 $\sigma = 1.6$ 的高斯模糊在 $\text{BSNR} = 20\text{dB}$ 下 Barbara 图像及各种方法的复原结果对比. Barbara 图像中存在着许多大片

纹理信息,在退化过程中损失严重,能否将这些纹理信息尽可能的复原也是评价图像复原方法优劣的重要评价指标.从实验结果中可以看到,BOS方法对于退化较为严重的图像依然有较好的去噪恢复能力,然而BOS方法的复原图像的纹理细节丢失的较为严重,实验图像背景中的纹理以及围巾上的纹理几乎完全是光滑的.DVJS方法对于纹理有一定的保持作用,然而其在保持纹理的同时也残留有较为严重的噪声,导致复原结果较差.PDA_BM3D方法能够有效的去除噪声并且对于图像纹理有一定的保持.相比于前面的方法,本文提出的SNLTV方法能够有效的去除噪声,复原退化图像,同时依然能够很好地保持原图像中的纹理结构,背景中的纹理与围巾上的纹理都清晰可见.

表 1 各方法在 9×9 均匀模糊、BSNR = 40dB 的 Cameraman 图像上的 ISNR 与 SSIM

复原方法	ISNR	SSIM
BOS	4.99	0.824
DVJS	8.56	0.889
PDA_BM3D	10.02	0.907
SNLTV	10.30	0.910

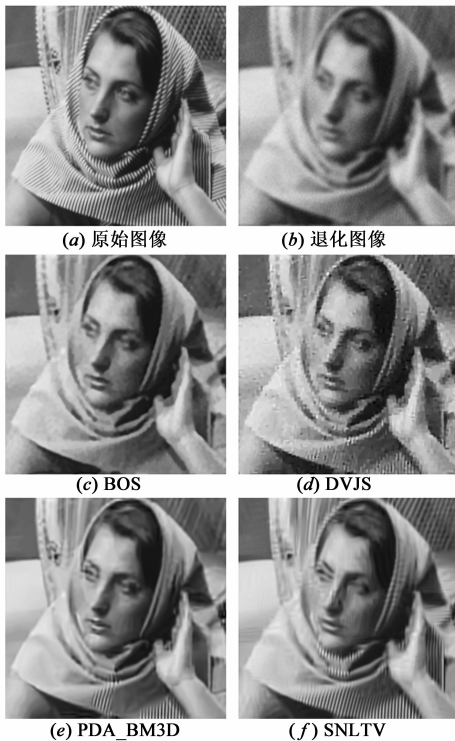


图 2 各种方法在 $\sigma=1.6$ 的高斯模糊、BSNR=20dB 的 Barbara 图像上的实验结果

表 2 中为图 2 中各方法实验结果的 ISNR 与 SSIM 指标结果,本文提出的 SNLTV 实验结果的 PSNR 与 SSIM 指标相比于 BOS、DVJS、PDA_BM3D 方法均提升明显,这

也表明本文提出的 SNLTV 方法在退化严重的图像上依然有相当好的复原效果.

图 3 为图 2 中各方法实验结果的局部放大图,从图中可以明显看到,本文提出的 SNLTV 方法在噪声去除以及纹理保持方面均优于其他相比较的方法.

最后,为了验证本文方法的广泛适应性,我们使用 4 幅经典实验图像 Cameraman、Lenna、House、Barbara,分别在 9×9 均匀模糊和 $\sigma=1.6$ 的高斯模糊下以 BSNR = 20dB 和 BSNR = 40dB 进行实验,共计 16 次实验.计算各种复原方法对于这 16 次实验的 ISNR 与 SSIM 的平均值,组成表 3.从表 3 中,在 ISNR 与 SSIM 指标方面,本文所提出的 SNLTV 方法大幅优于 BOS 方法与 DVJS 方法,同时相比 PDA_BM3D 方法也有所提升.因此能够证明本文方法广泛的适应性,对于不同退化程度,不同类型的图像均能够获得较好的复原结果.

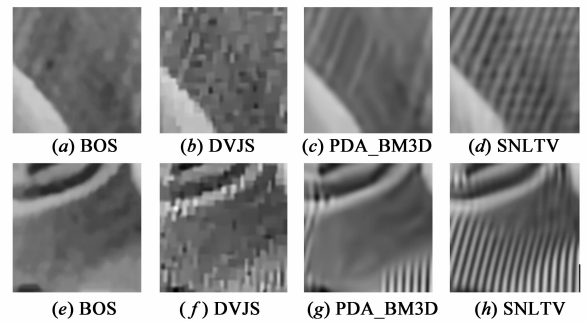


图 3 图 2 中各方法复原结果局部放大图

表 2 各方法在 $\sigma=1.6$ 的高斯模糊、BSNR = 20dB 的 Barbara 图像上的 ISNR 与 SSIM

复原方法	ISNR	SSIM
BOS	1.18	0.674
DVJS	1.06	0.634
PDA_BM3D	1.63	0.702
SNLTV	2.84	0.720

表 3 各方法在 16 次实验上的平均 ISNR 与 SSIM

复原方法	ISNR	SSIM
BOS	4.24	0.795
DVJS	4.99	0.777
PDA_BM3D	6.86	0.851
SNLTV	7.15	0.854

5 总结与展望

本文提出了一种基于投影的稀疏与非局部正则化图像复原方法,该方法将稀疏表示与非局部总变差正则化相结合,发挥各自优势,既能保持原图像纹理信息,又不易引入人为退化因素.求解时,将所得到的正则化方程分解为三个子问题使用投影方法求解,求解

过程简单有效. 试验结果表明, 本文提出的基于投影的稀疏与非局部正则化图像复原方法能够有效地去除退化图像的模糊与噪声, 同时较好地保留原始图像中的纹理细节信息. 本文方法在复原图像视觉效果, PSNR、SSIM 等客观评价指标上均优于所比较的其它方法. 今后的工作将主要针对算法运行效率及自适应的参数选择等方面进行更深入的研究.

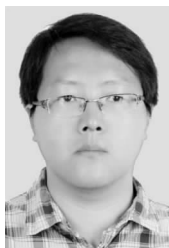
参考文献

- [1] L Rudin, S Osher, E Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [2] Yiqiu Dong, Michael Hintermüller, M Monserrat Rincon-Camacho. Automated regularization parameter selection in multi-scale total variation models for image restoration[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 40(1): 82-104.
- [3] 卢成武, 宋国乡. 带曲波域约束的全变差正则化抑噪方法[J]. *电子学报*, 2008, 36(4): 646-649.
LU Cheng-wu, SONG Guo-xiang. Total variation regularization denoising method with constraint on curvelet-domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(4): 646-649. (in Chinese)
- [4] M Bertalmio, V Caselles, B Rougé, et al. TV based image restoration with local constraints[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2003, 19(1-3): 95-122.
- [5] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[A]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. San Diego: IEEE, 2005. Vol. 2: 60-65.
- [6] 郑钰辉, 孙权森, 夏德深. 基于 2DPCA 的有效非局部滤波方法[J]. *自动化学报*, 2010, 36(10): 1379-1389.
ZHENG Yu-Hui, SUN Quan-Sen, XIA De-Shen. An efficient 2DPCA-based non-local means filter[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(10): 1379-1389. (in Chinese)
- [7] G Gilboa, S Osher. Nonlocal operators with applications to image processing[J]. *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, 2007, 7(3): 1005-1028.
- [8] 孙玉宝, 韦志辉, 吴敏, 等. 稀疏性正则化的图像泊松去噪算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(2): 285-290.
SUN Yu-bao, WEI Zhi-hui, WU Min, et al. Image poisson denoising using sparse representations[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(2): 285-290. (in Chinese)
- [9] Chao Jia, Brian L Evans. Patch-based image deconvolution via joint modeling of sparse priors[A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]*. Brussels: IEEE, 2011. 681-684.
- [10] M Aharon, et al. K-SVD: an algorithm for designing of over-complete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-

4322.

- [11] J Mairal, et al. Non-local sparse models for image restoration [A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C]*. Kyoto: IEEE, 2009. 2272-2279.
- [12] Weisheng Dong, et al. Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering [A]. *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. Colorado Springs: IEEE, 2011. 457-464.
- [13] M Elad, M Aharon. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [14] P Chatterjee, P Milanfar. Clustering-based denoising with locally learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(7): 1438-1451.
- [15] L Zhang, W Dong, D Zhang, et al. Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1531-1549.
- [16] G Gilboa, S Osher. Nonlocal operators with applications to image processing [J]. *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, 2007, 7(3): 1005-1028.
- [17] X Zhang, M Burger, X Bresson, et al. Bregmanized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2010, 3(3): 253-276.
- [18] Xin Li. Fine-granularity and spatially-adaptive regularization for projection-based image deblurring [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(4): 971-983.
- [19] T Goldstein, S Osher. The split Bregman method for L1 regularized problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.
- [20] I Daubechies, M Defriese, C DeMol. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(11): 1413-1457.

作者简介



徐焕宇 男. 1985 年 3 月出生, 吉林吉林人. 2008 年、2013 年分别在南京理工大学获得工学学士、工学博士学位, 现在中国科学院长春光学精密机械与物理研究所任助理研究员, 研究方向为图像处理、自适应光学.

E-mail: xhydtc@hotmail.com

孙权森 男. 1963 年 11 月出生, 山东梁山人, 教授、博士生导师. 2006 年于南京理工大学获得工学博士学位, 现任职于南京理工大学计算机科学与技术学院, 主要研究方向为模式识别与图像处理.

E-mail: qssun@126.com