

文章编号 1004-924X(2019)12-2713-09

## 自适应图像组的稀疏正则化图像复原

王宗跃, 夏启明, 蔡国榕, 苏锦河, 张杰敏\*  
(集美大学 计算机工程学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 基于图像组的稀疏正则化图像复原方法采用自适应的结构组字典来代替传统的基于整幅图像块的学习字典, 既能更好的学习局部特征又显著降低字典学习的时间复杂度; 然而, 因算法中的一些参数还未优化, 使得算法复杂度还比较高。因此, 本文提出了基于粗糙度的自适应图像组的稀疏正则化图像复原方法。首先, 计算图像的全局粗糙度和局部粗糙度; 然后, 根据全局的粗糙度计算自适应调整正则化的迭代次数, 根据局部的粗糙度调整学习字典所需的样本数; 最后, 将自适应调整出的参数应用于基于图像组的稀疏正则化的图像复原中。将本文所提出的方法应用到不同平滑度图像的去文字图像复原案例中, 实验结果表明, 在保证相近的复原效果下, 能够大幅度提升效率, 尤其在较为平滑的图像中能够达到接近 30 倍的加速比。

**关键词:** 图像复原; 稀疏正则化; 图像去文字; 粗糙度

**中图分类号:** TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192712.2713

### Image restoration based on adaptive group images sparse regularization

WANG Zong-yue, XIA Qi-ming, CAI Guo-rong, SU Jin-he, ZHANG Jie-min\*

(College of computer engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhangjm@jmu.edu.cn

**Abstract:** The sparse regularized image restoration method based on an image group adopts the adaptive structure group dictionary to replace the traditional learning dictionary based on the entire image block. However, because some parameters in the algorithm have not been optimized, the complexity of the algorithm remains relatively high. Therefore, this study proposed a sparse regularization image restoration method based on an adaptive image group in terms of roughness. First, global and local image roughnesses were calculated. Then, the number of self-adaptive regularization iterations was calculated according to the global roughness, and the number of samples required for learning the dictionary was adjusted based on the local roughness. Finally, the adaptive parameters were applied to the process of sparse regularization image restoration based on an image group. The method proposed in this study was applied to a case involving image restoration of text removal for images with different degrees of smoothness. The experimental results show that the efficiency of image restoration can be greatly improved when a similar restoration effect is guaranteed, particularly in relatively smooth images, where the speed-up ratio can reach nearly 30 times.

**Key words:** image restoration; sparse regularization; image text removal; roughness

**收稿日期:** 2019-07-19; **修订日期:** 2019-09-07.

**基金项目:** 国家重点研发项目资助 (No. 2016YFC0502902); 国家自然科学基金资助项目 (No. 61672335, No. 61701191); 广东省创新强校项目资助 (No. 2017KCXTD015, 2016KZDXM012); 福建省科技厅高校产学研重大项目资助 (No. 2017H6015); 福建省自然科学基金资助项目 (No. 2018J05108); 福建省科技计划项目资助 (No. 2019R0068); 厦门市产学研协同创新及科技合作项目资助 (No. 3502Z20183032)

## 1 引言

图像在产生、传输以及获取的过程中不可避免地由于受到自然因素、成像系统、传输设备、人为操作不当等各方面因素的干扰和影响而产生质量下降以及退化。因此,图像复原技术受到广泛的关注和运用。

图像复原常用的方法有:基于滤波的方法<sup>[1]</sup>、基于偏微分方程的方法<sup>[2]</sup>、基于马尔可夫随机场的方法、基于稀疏表示的方法以及基于深度学习的方法<sup>[3]</sup>。最早被提出的基于滤波的图像复原算法是经典逆滤波法,通过直接求取在傅里叶变换域引起图像退化函数的逆变换对图像进行修复。基于偏微分方程的方法可以实现局部非线性滤波,其主要包括 BSCB 模型、整体变分(Total Variation, TV)模型<sup>[4]</sup>等,这些方法对小面积受损图像复原效果较好。基于马尔可夫随机场的方法可以通过基于滤波方法和正则化方法两种方式对图像进行复原。Figueiredo 和 Leitao<sup>[5]</sup>提出了双马尔可夫随机场图像修复算法,其中一个马尔可夫随机场表示观察到图像的灰度的分布,另一个马尔可夫随机场是一个高斯-马尔可夫随机场模型,它表示图像中需要保留的边缘等不连续特征量。Kazuyuki<sup>[6]</sup>等提出了可解的马尔可夫随机场概率模型。除此之外,马尔可夫随机场还可以通过基于正则化,将势函数嵌入到正则化的约束条件里,进而通过求最优化解对图像进行修复。基于稀疏表示的方法主要包含固定基字典和学习型字典两种方法<sup>[7]</sup>,其中学习型字典具有更强的自适应能力。学习型字典方法包含 K-SVD 图像<sup>[8]</sup>复原方法、低秩图像复原方法<sup>[9]</sup>和非局部集中稀疏表示模型<sup>[10]</sup>等。仇翔等<sup>[11]</sup>提出了一种基于  $L_0$  稀疏先验的改进正则化模糊图像盲复原算法;Elad 等<sup>[12]</sup>将图像分离为纹理层和卡通层,然后通过两种不连贯的基于过完备字典的变换稀疏表示这两种层。文献<sup>[8,13]</sup>提出了基于图像块稀疏表示的模型,即图像被分割为一定数量的图像块且每个图像块可以由对应的稀疏向量来表示。以图像块为基本单位的稀疏表示在字典学习中的编程较为复杂且忽略了图像块与图像块之间的关系,针对这一问题,Zhang 等<sup>[17]</sup>提出了一种以图像组为基本单位进行稀疏表示的图像复原方法。

然而,该算法每组都有固定数量的相似图像,也因此增加了大量的运算量。因此,本文提出了基于粗糙度的自适应图像组数量的图像组稀疏正则化图像复原方法。

## 2 方法原理

### 2.1 图像复原

图像复原是一个典型的病态线性逆问题,图像的退化过程可以被表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

其中: $\mathbf{y}$ 表示退化后的图像, $\mathbf{x}$ 表示未退化的原始图像, $\mathbf{H}$ 表示退化算子, $\mathbf{n}$ 表示高斯白噪声。因此,图像复原问题可以被描述为从退化后的图像 $\mathbf{y}$ 中估计出原始图像 $\mathbf{x}$ 的过程<sup>[14]</sup>。当 $\mathbf{H}$ 表示一个对角线上元素为 0 或者 1 的对角矩阵(图像被文字遮挡的像素位置为 0,未被遮挡的像素位置为 1)时,为图像去文字问题; $\mathbf{H}$ 表示一个模糊算子或称为点扩展函数时,为图像去模糊问题。运用先验知识的正则化图像复原方法可以用公式描述为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda\psi(\mathbf{x}), \quad (2)$$

其中: $\frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2$ 数据保真项,也称为拟合项,作用是衡量复原后图像与原始图像之间的拟合程度,使修复后的图像最大程度地向原始图像逼近; $\psi(\mathbf{x})$ 表示代表反映图像信息的先验知识的正则化项,也称为惩罚项或者约束项,作用是对解的空间进行约束,克服图像复原问题的病态特性; $\lambda$ 表示正则化参数,作用是平衡拟合项与正则项<sup>[15-16]</sup>。

### 2.2 基于图像块的稀疏表示

基于稀疏表示的复原方法利用过完备的字典来表示图像,再通过更新稀疏系数来估计出缺失像素的值。以图像块为基本单位的稀疏表示是图像被分割为一定数量的图像块且每个图像块可以由对应的稀疏向量来表示。以灰度图像 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ 为例,在第 $k$ 个像素点位置取一个图像块 $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^{B_s}$ ,每个图像块的大小为 $B_s$ 。假设已知字典 $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{B_s \times m}$ ,对每一个图像块的稀疏表示是指为每个图像块寻找一个对应的稀疏表示系数 $\boldsymbol{\alpha}_k \in \mathbb{R}^m$ ,使得 $\mathbf{x}_k \approx \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_k$ 成立,其中稀疏向量 $\boldsymbol{\alpha}_k$ 组成的矩阵 $\boldsymbol{\alpha}$ 中

的大部分元素为零。

### 2.3 基于图像组的稀疏表示

Zhang 等<sup>[17]</sup>提出的以图像组为基本单位进行稀疏图像复原方法 (Group-based Sparse Representation for Image Restoration, GSR)。GSR 思想如图 1 所示 (彩图见期刊电子版), 下面对该算法进行简要描述。假设图像  $x$  的尺寸为  $N$  个像素。首先, 将原始图像  $x$  分成  $n$  个尺寸为  $\sqrt{B_s} \times \sqrt{B_s}$  并且互相重叠的图像块  $x_k \in \mathbb{R}^{B_s}$ ,  $k = 1, 2, \dots, n$ ; 其次, 对于每一个图像块  $x_k$  (图 1 红框), 以欧几里得距离作为衡量图像块之间相似度的标准, 在尺寸为  $\sqrt{L} \times \sqrt{L}$  的局部窗口 (图 1 蓝框) 中搜寻  $c$  个与之最佳匹配的图像块, 以下称为样本。这些最佳匹配图像块组成了图像集  $S_{x_k}$ 。然后, 将  $S_{x_k}$  中的每一个图像块作为图像组的列构成一个图像组  $x_{G_k} = \{x_{G_k \otimes 1}, x_{G_k \otimes 2}, \dots, x_{G_k \otimes c}\}$ ,  $x_{G_k} \in \mathbb{R}^{B_s \times c}$ 。

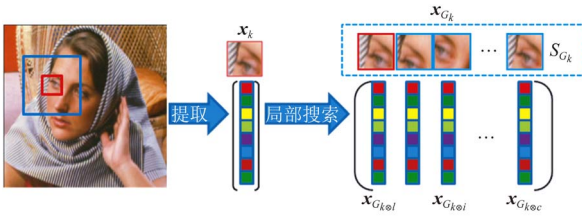


图 1 图像组稀疏表示模型

Fig. 1 Model of image group construction

图像组  $x_{G_k}$  可以用公式表示为:

$$x_{G_k} = \mathbf{R}_{G_k}(x), \quad (3)$$

其中:  $\mathbf{R}_{G_k}(x)$  表示从图像  $x$  的第  $k$  个像素点位置得到图像组  $x_{G_k}$  的操作算子, 它的转置操作算子  $\mathbf{R}_{G_k}^T(*)$  则表示将一个图像组放回到第  $k$  个修复图像的位置并在余下的像素点位置上填入 0。因此, 通过所有的图像组取平均值, 则从图像组  $x_{G_k}$  中修复图像  $x$  可以用公式表示为:

$$x = \sum_{k=1}^n \mathbf{R}_{G_k}^T(x_{G_k}) \cdot / \sum_{k=1}^n \mathbf{R}_{G_k}^T(\mathbf{1}_{B_s \times c}), \quad (4)$$

其中:  $\cdot /$  表示两个矩阵对应的元素相除;  $\mathbf{1}_{B_s \times c}$  表示所有元素为 1、大小为  $B_s \times c$  的矩阵。

假设第  $k$  个图像组对应的字典:

$$\mathbf{D}_{G_k} = [\mathbf{d}_{G_k \otimes 1}, \mathbf{d}_{G_k \otimes 2}, \dots, \mathbf{d}_{G_k \otimes m}], \quad (5)$$

其中:  $k = 1, 2, \dots, m$ ,  $\mathbf{d}_{G_k \otimes i} \in \mathbb{R}^{B_s \times c}$  与  $x_{G_k}$  大小一

致,  $\mathbf{D}_{G_k} \in \mathbb{R}^{(B_s \times c) \times m}$ , 可以通过 SVD 或 PCA 自适应学习。本文采用 SVD 学习字典。

对图像组进行稀疏编码的过程可以描述为在给定字典中为每个图像组寻找一个稀疏向量  $\alpha_{G_k \otimes 1}, \alpha_{G_k \otimes 2}, \dots, \alpha_{G_k \otimes m}$ , 使得图像组  $x_{G_k} = \sum_{i=1}^m \alpha_{G_k \otimes i} \mathbf{d}_{G_k \otimes i}$ 。从而得到整个图像可以被稀疏码表示为:

$$x = \mathbf{D}_G \circ \alpha_G \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{k=1}^n \mathbf{R}_{G_k}^T(x_{G_k}) \cdot / \sum_{k=1}^n \mathbf{R}_{G_k}^T(\mathbf{1}_{B_s \times c}). \quad (6)$$

稀疏码  $\alpha_G$  有许多种选择, 且稀疏表示要求稀疏码中为零的元素个数越多越好, 因此采用  $L_0$  范数来衡量它的稀疏性, 于是将式 (6) 代入式 (2) 可以得到利用图像组稀疏的图像修复正则化模型:

$$\hat{\alpha}_G = \underset{\alpha_G}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{D}_G \circ \alpha_G - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\alpha_G\|_0, \quad (7)$$

其中:  $\frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{D}_G \circ \alpha_G - \mathbf{y}\|_2^2$  表示拟合项, 用于衡量运用稀疏表示模型修复后图像与原始图像之间的相似程度;  $\|\cdot\|_0$  表示  $L_0$  范数, 用于衡量稀疏度。对于该类问题可以通过 Split Bregman Iteration (SBI) 或者 Iterative Shrinkage/Thresholding (IST) 算法进行求解。本文采用 SBI 算法进行求解。文献<sup>[17]</sup>给出了自动学习字典  $\mathbf{D}_G$  和优化  $\alpha_G$  的详细过程, 并且证明  $\mathbf{D}_G$  的学习和  $\alpha_G$  的优化是可以在每个分组独立进行, 即式 (7) 可以被分解为  $n$  个子优化问题:

$$\underset{\alpha_{G_k}}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{D}_{G_k} \circ \alpha_{G_k} - r_{G_k}\|_2^2 + \lambda \|\alpha_{G_k}\|_0. \quad (8)$$

由于在实际图像还原任务中并没有原始图像, 因此式 (8) 中的  $r_{G_k}$  是  $x_{G_k}$  带有噪声的观测估计值,  $x_{G_k} = \mathbf{D}_{G_k} \circ \alpha_{G_k}$ ,  $r_{G_k} = \mathbf{D}_{G_k} \circ \gamma_{G_k}$ 。通过推导可以得到:

$$\hat{\alpha}_{G_k} = \text{hard}(\gamma_{G_k} - \sqrt{2\tau}) = \gamma_{G_k} \odot \mathbf{1}(|\gamma_{G_k}| - \sqrt{2\tau}), \quad (9)$$

其中:  $\odot$  表示矩阵的点乘操作;  $\tau = (\lambda K) / (\mu N)$ ,  $K = B_s \times c \times n$ ,  $n$  为图像块数量,  $N$  为图像像素个数。若以步长为 Stride 均匀提取图像块, 则  $K$  与  $N$  的关系为:  $K/N = \frac{B_s \cdot c}{\text{Stride}^2}$ 。

**算法 1:** 基于图像组的稀疏正则化图像复原

输入: 退化后图像  $y$  和退化算子  $\mathbf{H}$ ;

输出: 修复后的图像  $\hat{x}$ 。

初始化:  $t=0, \mathbf{b}^0 = \mathbf{0}, \hat{\alpha}_G^0 = \mathbf{0}, B_s, c, \lambda, \mu$

Repeat

$$\mathbf{u}^{(t+1)} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \mu \mathbf{I})^{-1} [\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \mu (\mathbf{D}_G \circ \hat{\alpha}_G)];$$

$$\mathbf{r}^{(t+1)} = \mathbf{u}^{(t+1)} - \mathbf{b}^t; \tau = (\lambda K) / (\mu N);$$

for 每个图像组  $\mathbf{x}_{G_k}$

通过公式(5)构造字典  $\mathbf{D}_{G_k}$ ;

通过公式(9)计算  $\hat{\alpha}_{G_k}$

end for

合并  $\mathbf{D}_{G_k}$  组成新一代  $\mathbf{D}_G^{(t+1)}$ ;

合并  $\hat{\alpha}_{G_k}$  组成新一代  $\hat{\alpha}_G^{(t+1)}$ ;

更新  $\mathbf{b}^{(t+1)} = \mathbf{b}^t - (\mathbf{u}^{(t+1)} - \mathbf{D}_G^{(t+1)} \circ \hat{\alpha}_G^{(t+1)})$

$$\hat{\alpha}_G^{(t+1)}$$

$$t = t + 1$$

Until 达到最大迭代次数

输出:  $\hat{x} = \mathbf{D}_G \circ \hat{\alpha}_G$

算法 1 是基于图像组的稀疏正则化图像复原的具体过程。对比于图像块稀疏表示模型, 由于图像组是由具有相似结构的图像块组成, 图像组稀疏表示能够充分考虑到图像块与图像块之间的相关关系及局部区域的特征; 除此之外, 每个图像组都有其对应的字典, 计算的复杂度得到降低。然而, 随着组内所取的相似图像块的数量增加, 其计算量也线性增加, 如实验 1 所示。

### 3 自适应图像组的稀疏正则化

考虑到图像越平滑其所需的样本越少, 反之, 越粗糙需要越多样本。因此本文提出基于粗糙度的自适应调整图像组稀疏正则化的参数, 使得算法在保持同等精度的情况下减少运算时间。提出了一种自适应图像组的稀疏正则化图像复原方法 (Adaptive Group-based Sparse Representation for image restoration, AGSR)。

#### 3.1 图像粗糙度的计算

粗糙度  $sm_F$  按照图像二阶梯度进行计算, 即:

$$sm_F = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m |\nabla^2 f_{i,j}|}{n \times m}, \quad (10)$$

其中  $\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$ , 具体计算时本文采用模板

为  $\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$  拉普拉斯算子进行计算。

在图像复原中, 存在大量重叠区域, 为了更快地计算每个区域的粗糙度, 做二次梯度平方的累加图, 如图 2 所示, 其中, 累加图  $\mathbf{g}$  中的每个像素值为  $\mathbf{g}_{i,j}$ 。

$$\mathbf{g}_{i,j} = \begin{cases} |\nabla^2 f_{i,j}| & (i=1, j=1) \\ \mathbf{g}_{i,j-1} + |\nabla^2 f_{i,j}| & (i=1, j>1) \\ \mathbf{g}_{i-1,j} + |\nabla^2 f_{i,j}| & (i>1, j=1) \\ \mathbf{g}_{i-1,j} + \mathbf{g}_{i,j-1} + |\nabla^2 f_{i,j}| + \mathbf{g}_{i-1,j-1} & (i>1, j>1) \end{cases} \quad (11)$$

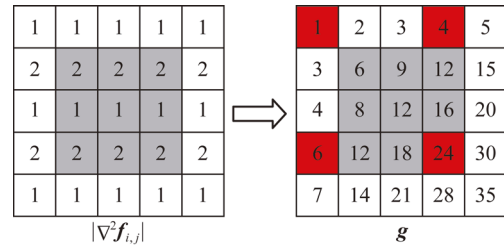


图 2 二次梯度平方累加图

Fig. 2 Sum of quadratic gradient squared

在计算从左上角  $(l, l)$  到右下角  $(b, r)$  的子区域的粗糙度公式为:

$$sm_{sub}(l, l, b, r) = \frac{\mathbf{g}_{b,r} - \mathbf{g}_{l-1,r} - \mathbf{g}_{b,l-1} + \mathbf{g}_{l-1,l-1}}{(b-l+1) \times (r-l+1)}, \quad (12)$$

其中:  $\mathbf{g}_{l-1,l-1}$ ,  $\mathbf{g}_{l-1,r}$  和  $\mathbf{g}_{b,l-1}$  若下标超出图像范围其值用 0 代替。如图 2 中灰色区域的粗糙度为  $sm_{sub}(2, 2, 4, 4) = \frac{1+24-4-6}{(4-2+1) \times (4-2+1)} = 5/3$ 。

#### 3.2 最大迭代次数及各块样本数

本文根据全图的整体粗糙度来设定最大迭代次数  $it_{max}$ , 越粗糙迭代次数越大, 其计算公式如式 (13) 所示:

$$it_{max} = \lceil \alpha \times \log_2(2 + sm_F) \rceil, \quad (13)$$

其中:  $\lceil * \rceil$  表示向上取整, 参数  $\alpha = 10$ 。

各个块的最佳匹配的图像块数量跟其搜索区域的粗糙度成正相关, 因此本文设计的公式为:

$$c_{x_k} = \lceil b \times (1 + sm_{x_k}) \rceil, \quad (14)$$

其中: 待设定的参数  $b = 1$ ;  $sm_{x_k} = sm_{sub}(ROI$

$(x_k)$ ),  $ROI(x_k)$  表示  $x_k$  的搜索局部窗口区域。

### 3.3 基于粗糙度的自适应图像组稀疏正则化算法流程

本文所提出的基于平滑度的自适应图像组稀疏正则化图像复原的算法具体如算法 2 所示。

首先,计算出全图的粗糙度  $sm_F$ ,并根据平滑度  $sm_F$  确定最大的迭代次数  $it_{max}$ ;

然后,将大小为  $N$  的图像  $x$  分割为  $n$  块相互重叠的大小为  $\sqrt{B_s} \times \sqrt{B_s}$  的图像块,并计算其大小为  $\sqrt{L} \times \sqrt{L}$  的训练窗的粗糙度  $sm_{x_k}$ ,根据  $sm_{x_k}$  确定最佳匹配的图像块的数量  $c_{x_k}$ ;以欧几里得距离(Euclidean Distance)为标准,搜索  $c_{x_k}$  个最佳匹配图像块,组成图像组;

接着,以图像组作为基本单位,对图像进行稀疏表示和自适应字典学习;

最后,通过 Bregman 分离迭代算法对  $L_0$  最小化优化问题进行迭代求解。

#### 算法 2: 自适应图像组的稀疏正则化图像复原

输入:退化后图像  $y$  和退化算子  $H$ ;

输出:修复后的图像  $\hat{x}$ 。

初始化:  $t=0, b^0=0, \alpha_G^0=0, u^0, B_s, c, \lambda, \mu, \text{Stride}$ ;

根据公式(10)计算全图的粗糙度  $sm_F$ ;

根据公式(13)计算最大迭代次数  $it_{max}$ ;

根据公式(12)计算各块的粗糙度  $sm_{x_k}$ ;

根据公式(14)设置各块的样本数  $c_{x_k}$ ;

根据  $c_{x_k}$  计算  $\tau_{x_k} = \frac{\lambda K}{\mu N} = \frac{\lambda}{\mu} \times \frac{B_s c_{x_k}}{\text{Stride}^2}$ ;

Repeat

$$u^{(t+1)} = (H^T H + \mu I)^{-1} [H^T H + \mu (D_G \circ \alpha_G)];$$

$$r^{(t+1)} = u^{(t+1)} - b^t;$$

for 每个图像组  $x_{G_k}$

通过公式(5)构造字典  $D_{G_k}$ ;

通过公式(9)计算  $\hat{\alpha}_{G_k}$ ;

end for

合并  $D_{G_k}$  组成新一代  $D_G^{(t+1)}$ ;

合并  $\hat{\alpha}_{G_k}$  组成新一代  $\hat{\alpha}_G^{(t+1)}$ ;

更新  $b^{(t+1)} = b^t - (u^{(t+1)} - D_G^{(t+1)} \circ \hat{\alpha}_G^{(t+1)});$

$t = t + 1$ ;

Until 达到最大迭代次数  $it_{max}$

输出:  $\hat{x} = D_G \circ \hat{\alpha}_G$

## 4 实验结果与分析

针对前文提出的基于稀疏正则化的图像修复算法,将通过实验来验证其解决图像去文字的图像复原中。仿真实验的软件平台为 64 位 Windows7 操作系统和 MATLAB 9.2.0.538062 (R2017a)。

实验中的参数设置如下:每一个图像块  $x_k$  的尺寸  $\sqrt{B_s} \times \sqrt{B_s} = 8 \times 8$ ,为每一个图像块搜寻最佳匹配相似图像块的训练窗尺寸  $\sqrt{L} \times \sqrt{L} = 40 \times 40$ ,相邻图像块之间重叠的宽度为 4,每次滑动步伐  $\text{Stride} = 4$ ,参数  $\lambda$  和  $\mu$  的设置会由不同实验的条件决定。在实验中,以峰值信噪比 PSNR(dB) 和特征相似度 FSIM 作为指标对修复图像的质量进行评估。

### 4.1 图像去文字耗时测试

输入图像为  $256 \times 256$  的彩色图像进行去文字处理,当迭代次数  $it_{max} = 20$  时,各块的样本数取相同的值  $c$ ,从 1 变化到 120,实验中取值为 [1, 2, 4, 6, 8, 10, 15, 20, 40, 60, 80, 100, 120],其对应耗时如图 3 所示。

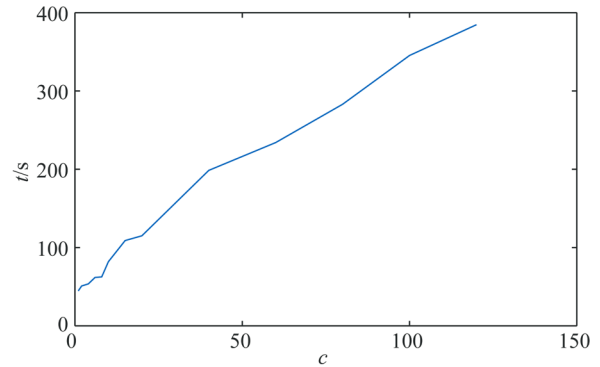


图 3 不同样本数对应的耗时

Fig. 3 Time cost in different number of best matched patches

从图 3 的结果可以看出,基于图像组去文字的图像复原时间与样本数量成正比。

### 4.2 样本数量对不同粗糙度图像复原的质量影响

本文分别选取了 3 张粗糙度不同的图像, Desert, House, Barbara 做实验,原图如图 4 所示。这 3 张图像按照公式(10)算出的粗糙度分别为:5.992 0, 11.752 7, 30.637 5。

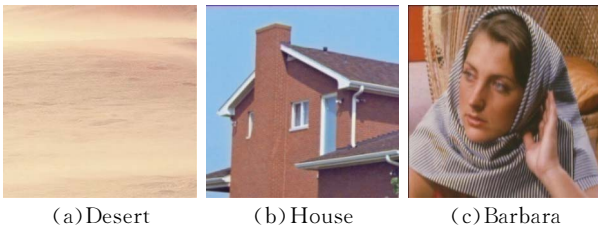
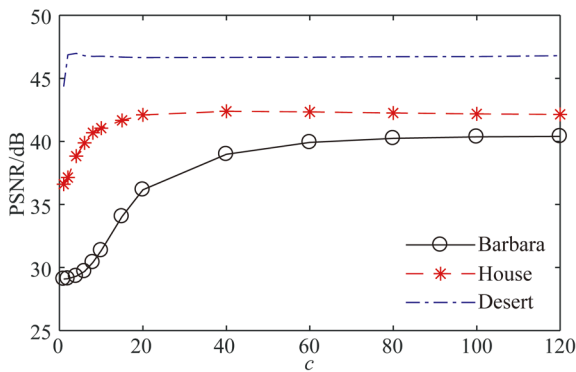


图 4 不同粗糙度的三张图像

Fig. 4 Three original images with different roughness

当每块都取同样数量的样本时,  $c$  取值从 1 变化到 120, 实验中取 [1, 2, 4, 6, 8, 10, 15, 20, 40, 60, 80, 100, 120], 用文献[17]的 GSR 其所对应 PSNR 如图 5 所示。

图 5  $c$  对不同图像复原的影响Fig. 5 Influence of  $c$  for different images inpainting

在图 5 中, 当  $c=4$  时图像 Desert 即可达到最好效果; 而图像 House 需要  $c=20$  才达到最好; 图像 Barbara 在  $c=60$  之后缓慢变好。

因此, 从图 5 的结果可以看出, 越平滑的图像所需的样本越少, 越粗糙的图像需要越多的样本。

#### 4.3 去文字的图像复原效果比较

在图像去文字实验中, 将参数  $\lambda$  和  $\mu$  分别设置为  $\lambda=0.082$  和  $\mu=0.0025$ ; 在文献[17] GSR 算法算法中最大迭代次数设为 100, 样本数  $c$  设置为 60。

所采用的测试图像有 Desert, Barbara, House, 均为彩色图像, 并且将本文算法的修复结果与文献[17] GSR 算法的修复效果进行对比。不同测试图像 PSNR 的实验结果如表 1 所示, 不同测试图像 FSIM 的实验结果如表 2 所示, 三种不同粗糙度的图像用 GSR 和本文 AGSR 方法的去文字效果如图 6 所示。

表 1 不同测试图像 PSNR 对比

Tab. 1 Comparison of PSNR results (dB)

方法	Desert	House	Barbara	平均值
GSR	46.86	42.51	40.86	43.41
AGSR	47.06	42.62	40.77	43.58

表 2 不同测试图像 FSIM 对比

Tab. 2 Comparison of FSIM results

方法	Desert	House	Barbara	平均值
GSR	0.9928	0.9916	0.9936	0.9927
AGSR	0.9936	0.9921	0.9930	0.9929

从图 2 的结果可以看出, 本文方法复原后的图像在视觉上无明显的文字残留痕迹, 且图像的边缘和纹理等细节都非常清晰。表 1 中可以得出, 运用本文算法修复后的图像峰值信噪比平均值较高, 约为 43.58 dB (高于 40 dB 的 PSNR 值表示复原后图像质量较高)。其中, Barbara 图像中包含的纹理细节较多, House 图像中包含的边缘较多, 而 Desert 图像比较平滑。实验中, 两种方法对越平滑图像还原的效果都越好。从表 2 的结果可以得到: 运用本文算法修复后的图像特征相似度较高, 约为 0.9929, 且最接近 1 的 FSIM 值表示修复后图像与原始图像越接近, 修复的效果越好。因此, 实验从主观和客观上均证明了本文的自适应稀疏正则化图像修复算法运用于图像去文字问题具有较好的效果。

#### 4.4 运行时间测试比较

该实验将本文的 AGSR 与 GSR 的运行时间作比较。实验中设置 GSR 算法中迭代的最大次数设为 100, 样本数  $c$  设置为 60。两种算法在同一机器上运行时间如表 3 所示。

表 3 不同测试图像的耗时情况

Tab. 3 Comparison of time cost on different

方法	Desert	House	Barbara	平均值
GSR	1342	1358	1303	1334
AGSR	46	178	353	192

从表 3 可知, GSR 方法不受图像内容影响; 而对 AGSR 方法来说, 越平滑的图像, 其处理速度越快。对于 3 张不同图像的加速比分别为

29.173 9,7.629 2 和 3.691 2。因此,本文方法对平滑图像会有很大的速度提升。

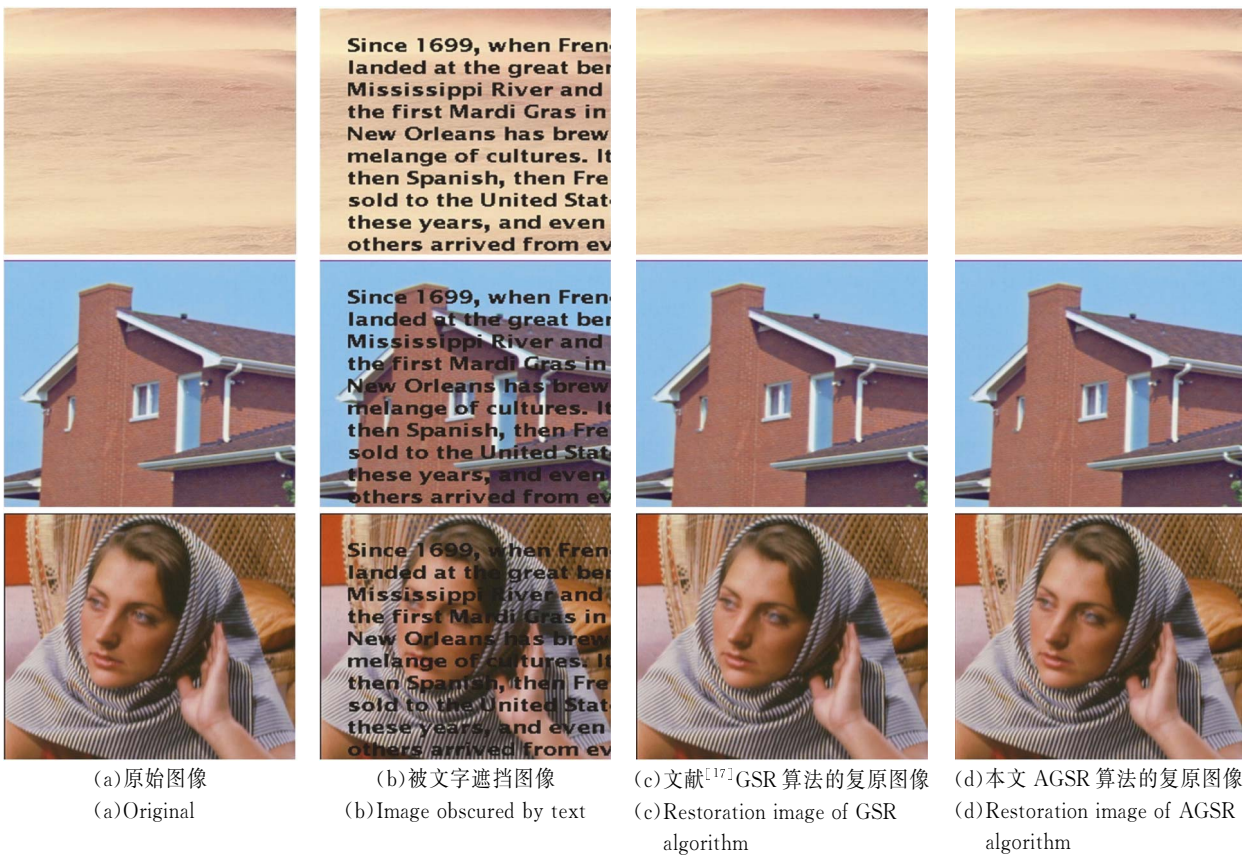


图 6 3 种不同平滑度图像的去文字效果

Fig. 6 Restoration result in the case of text removal for image Desert, House and Barbara

### 4.5 局部粗糙度剖析

从前面的实验结果来看,AGSR 与 GSR 相比既能保持效果相当又能加速,为了更好分析其原因,将 3 个不同平滑度的图像所对应的局部粗糙度绘制成图。图像 Desert, House 和 Barbara 所对应的局部粗糙度如图 7(a)~7(c)所示。

从图 7 的结果来看,Desert 和 House 的最佳匹配图像块数都未超过 GSR 算法中的设定的 60。可以看出,对于较为平滑的图像,并非局部字典中的样本越多,对还原越好。图像 Barbara 中,在不平滑区域有一大部分是超过 GSR 算法中的设定的 60。因此,越粗糙的地方,所需的最佳匹配图像块数越多。

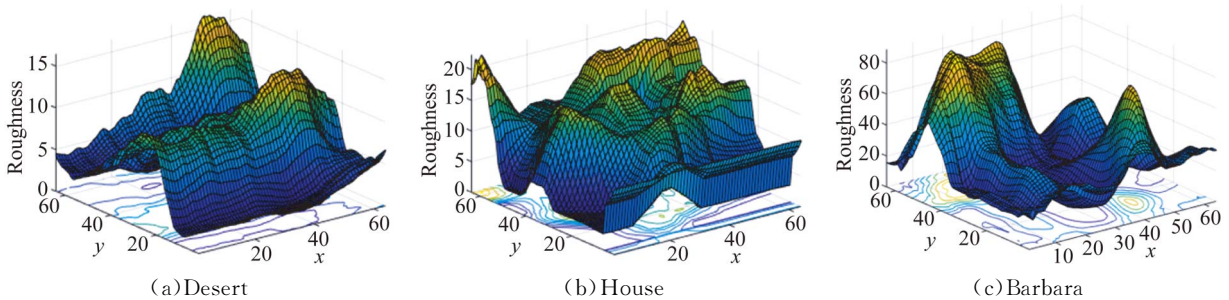


图 7 局部粗糙度

Fig. 7 Local roughness

## 5 结 论

本文分析了基于图像组的稀疏正则化图像复原方法:因其采用自适应的结构组字典来代替传统的基于整幅图像块的学习字典,既能够更好地学习局部特征又显著降低字典学习的时间复杂度;然而,因算法中的一些参数还未优化,使得算法复杂度还比较高。通过实验发现,影响算法有两个重要的参数,最大迭代次数和最佳匹配的图像块的数量。因此,本文提出了基于粗糙度的自

适应图像组的稀疏正则化图像复原方法,用全局粗糙度自动计算迭代次数,用局部粗糙度调整最佳匹配的图像块数。将本文所提出的方法应用到不同平滑度图像的去文字图像复原案例中,在保证相近的复原效果下,能够大幅度提升效率,尤其在较为平滑的图像中能够达到接近 30 倍的加速比,取得既快又好的效果。

然而,本文的方法仍存在由于图像堆叠带来的内存消耗过大的问题;此外,基于图像组的图像复原方法主要考虑局部区域特征,如何将全局特征和局部特征融合将是下一步研究的内容。

### 参考文献:

- [1] 吴俊,汪源源,陈悦,等. 基于同质区域自动选取的各向异性扩散超声图像去噪 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(5):1312-1321.  
WU J, WANG Y Y, CHEN Y, *et al.*. Speckle reduction of ultrasound images with anisotropic diffusion based on homogeneous region automatic selection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5):1312-1321. (in Chinese)
- [2] ZHANG X J, YE W ZH. An adaptive second-order partial differential equation based on TV equation and p-Laplacian equation for image denoising [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(13): 18095-18112.
- [3] 刘超,张晓晖. 超低照度下微光图像的深度卷积自编码网络复原 [J]. 光学精密工程, 2018, 26(4): 951-961.  
LIU CH, ZHANG X H. Deep convolutional autoencoder networks approach to low-light level image restoration under extreme low-light illumination [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(4):951-961. (in Chinese)
- [4] SHEN J, CHAN T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [5] FIGUEIREDO M A T, LEITAO J M N. Unsupervised image restoration and edge location using compound Gauss-Markov random fields and the MDL principle [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(8): 1089-1102.
- [6] TANAKA K, HORIGUCHI T. Solvable Markov random field model in color image restoration [J]. *Physical Review E*, 2002, 65(4): 46-142.
- [7] 计宏磊,杨清文. 基于群结构稀疏表示的图像修复 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(18):14-17.  
JI H L, YANG Q W. Image inpainting algorithm based on group-structured sparse representation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(18):14-17. (in Chinese)
- [8] AHARONM, MICHAEL E, ALFRED B. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on signal processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [9] DONG W SH, SHI G M, LI X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach [J]. *IEEE transactions on image processin*, 2012, 22(2): 700-711.
- [10] DONG W SH, ZHANG L, SHI G M, *et al.*. Nonlocally centralized sparse representation for image restoration [J]. *IEEE transactions on Image Processing*, 2012, 22(4): 1620-1630.
- [11] 仇翔,戴明. 基于 L0 稀疏先验的相机抖动模糊图像盲复原 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(9): 2490-2498.  
QIU X, DAI M. Blind restoration of camera shake blurred image based on L0 sparse priors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(9): 2490-2498. (in Chinese)
- [12] ELAD M, STARCK J L, QUERRE P, *et al.*. Simultaneous cartoon and texture image inpainting

- using morphological component analysis (MCA) [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2005, 19(3): 340-358.
- [13] ZHANG J, ZHAO C, ZHAO D, *et al.*. Image compressive sensing recovery using adaptively learned sparsifying basis via LO minimization [J]. *Signal Processing*, 2014, 103(10): 114-126.
- [14] 刘伟豪,梅林,蔡焯. 稀疏梯度先验模型的正则化图像修复 [J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(12): 1485-1491.
- LIU W H, MEI L, CAI X. Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(12): 1485-1491. (in Chinese)
- [15] HE L, WANG, YILUN. Iterative support detection-based split bregman method for wavelet frame-based image inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(12): 5470-5485.
- [16] MAHDI D., ISABEL N., GIL G. Spatially adaptive total variation deblurring with split Bregman technique [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(6): 948-958.
- [17] ZHANG J, ZHAO D, GAO W. Group-based sparse representation for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(8): 3336-3351.

#### 作者简介:



王宗跃(1979—),男,福建漳州人,博士,副教授,2003年于武汉理工大学获得学士学位,2009年于武汉大学获得博士学位,主要从事模式识别、计算机视觉、遥感数据处理等研究。E-mail: wangzongyue@jmu.edu.cn



张杰敏(1964—),女,山西太原人,硕士,教授,1987年于南京理工大学获得学士学位,1996年于复旦大学获得硕士学位,主要从事智能信息处理、信息安全等方向的研究。E-mail: zhangjm@jmu.edu.cn