

一种基于块局部最优维纳滤波的图像重构算法

刘哲 陈路* 杨静

(西北工业大学理学院 西安 710129)

摘要: 基于块的图像处理方法将欧氏距离作为相似块的评判标准,无法很好地反映块之间的结构性,导致重构图像存在不同程度的块效应。该文根据基于块的维纳滤波器能够充分利用图像块冗余度的特点,结合块效应的空间分布特征,提出一种改进的基于块局部最优维纳滤波的图像重构算法。首先,该算法通过对图像高频部分稀疏采样,将块效应限定在块与块的交界处,然后将图像分成块边界区域和块中心区域,利用几何结构相似和亮度相似的图像块确定滤波参数,进而平滑块效应。实验结果表明,该算法可以有效抑制重构过程中的块效应,且对于细节丰富的图像,重构效果的提升更加明显。

关键词: 图像处理; 压缩感知; 块效应; 基于块的局部最优维纳滤波; 相似块

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)11-2556-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01884

An Image Reconstruction Algorithm Using Patch-based Locally Optimal Wiener Filtering

Liu Zhe Chen Lu Yang Jing

(School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: Generally, the patch-based image processing methods use Euclidean Distance as the criterion of similar patches, which is impossible to fully reveal the patch structures and brings about the existence of blocking effect in the reconstructed image. In this paper, combining with the patch redundancy exploitation of the patch-based Wiener filter and the spatial distribution of blocking effect, an improved image reconstruction algorithm based on the patch-based locally optimal Wiener filtering is proposed. Firstly, the high-frequency part of the image is sampled sparsely, restricting the blocking effect to the border of adjacent blocks. Then the image is separately divided into two parts: the marginal region of blocks and the central region of blocks, and photometrically and geometrically similar patches are further utilized to determine the filtering parameters, which contribute to the smoothness of blocking region. As is shown by the experimental results, the proposed algorithm is able to efficiently reduce the blocking effect produced in the reconstruction and achieve a much better performance in terms of the images with rich textures.

Key words: Image processing; Compressed Sensing (CS); Blocking effect; Patch-based Locally Optimal Wiener (PLOW) filtering; Similar patches

1 引言

随着信息技术的不断发展,人们对数据量的需求越来越大,这给图像传输中数据的存储、硬件实现等带来了巨大压力。以 JPEG 为代表的图像压缩标准广泛采用分块离散余弦变换(Block-based Discrete Cosine Transform, BDCT)进行采样、量化,具有存储空间小、便于实时传输等优点。

近年来,受此启发,基于块的研究方法^[1-3]逐渐成为研究热点,并广泛应用于图像重构和去噪等领域,其基本思想是:提取相互重叠的图像块,判定块间的相似性,进而对相似块进行相关操作,以

达到对图像进行重构和去噪的目的。文献[1]提出分块压缩感知(Block Compressed Sensing, BCS),将图像分割为小尺寸的图像块,采用测量矩阵逐一对图像块独立采样,大大减少了采样矩阵的存储空间且能够实时发送采样数据;文献[2]指出相似块分布的非邻域性,并将相似块的搜索范围由邻域扩展至整幅图像,使得相似块的判定更加精确,但同时也增加了算法的时间复杂度;文献[3]提出将图像块的相似性和稀疏性相结合,并将相似块层叠排成的集合投影至变换域,块间的相似性保证了变换后较高的稀疏性,通过阈值处理可以很好地去除噪声。

上述算法以欧氏距离作为相似块的判定标准,即计算两图像块灰度值矩阵差的 L2 范数,若其小于设定的阈值,则判定为相似块,然而这种判定办法

2013-12-02 收到, 2014-04-03 改回

国家自然科学基金(61071170)资助课题

*通信作者: 陈路 chen_lu_2008_2010@163.com

无法保证块的结构一致性, 因此重构图像存在不同程度的块效应。为有效去除块效应, 研究人员主要从空间域^[4-6]和变换域^[7,8]两方面进行研究。文献[4]利用插值的思想, 使用相邻块对称位置像素的加权平均替代块边界处的像素, 以平滑图像块边界; 2012年, 文献[7]引入稀疏表示的思想, 将K奇异值分解(K-means Singular Value Decomposition, K-SVD)算法训练的字典用于图像的去块效应操作, 但仍存在时间复杂度较高的问题。2009年, 文献[9]指出可以在方向性变换域内完成图像的重构过程, 采用方向性变换增大稀疏度, 通过硬阈值处理和维纳滤波平滑图像, 即基于平滑投影 Landweber 重构的分块压缩感知(Block-based Compressed Sensing-Smoothed Projected Landweber, BCS-SPL)算法, 但图像的更新过程仅是将分块后的图像依次进行变换, 没有探究不同图像块所包含特征的差异; 文献[10]引入了图像的多尺度分解(MultiScale BCS-SPL, MS-BCS-SPL), 在不同尺度、不同子带下采用不同的采样矩阵完成采样过程, 捕获了更多的图像信息, 但仍然没有克服相同尺度和子带中图像块选取的缺陷。

2011年, 文献[11]提出一种基于块的局部最优维纳滤波算法(Patch-based Locally Optimal Wiener filtering, PLOW), 采用几何结构聚类分析和亮度相似的图像块, 有效提取出图像的结构特点, 保证了块的结构性; 2012年, 文献[12]进一步引入基于图像块的Wiener滤波器, 用以判定图像块的冗余度。但PLOW算法采用基于整幅图像的标准差^[13]作为亮度相似的图像块的权重参数, 由于自然图像存在丰富的结构特点, 上述的标准差选取使得块效应不能得到有效估计和去除。

为抑制重构过程中的块效应, 本文基于PLOW算法的框架, 首先对图像块的高频部分进行压缩采样, 缩小块效应区域, 将块效应限定在块与块的边界处; 进一步, 将图像分为块边界区域和块中心区域, 在保证图像块结构性的基础上, 提出了一种能够自适应估计块效应的图像重构算法, 可以有效抑制块效应的产生。

2 PLOW 算法的基本理论

基于块的图像处理假设图像都有丰富的几何结构性, 且每一个图像块都可以在图像中找到相似块。由于将欧氏距离作为相似块的评判标准忽略了图像块的结构性, 会引入一定的重构误差, 而基于块的局部最优维纳滤波算法(PLOW)可以很好地解决这个问题, 其采用几何结构聚类分析和亮度相似的图像块, 通过反映不同结构特点的图像分类限

定重构误差, 有效保证了图像的结构性。

去块效应问题^[12]可看成从被噪声污染的图像块 \mathbf{y}_i 中估计原图像块 \mathbf{z}_i 的过程, 即 $\mathbf{y}_i = \mathbf{z}_i + \boldsymbol{\eta}_i$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。其中 $\boldsymbol{\eta}_i$ 为图像块边界处的块效应, N 为图像块总数。 \mathbf{z}_i 可由式(1)估计:

$$\hat{\mathbf{z}}_i = \bar{\mathbf{z}} + \left(\mathbf{C}_z^{-1} + \sum_{j=1}^{M_i} w_{ij} \mathbf{I} \right)^{-1} \sum_{j=1}^{M_i} w_{ij} (\mathbf{y}_j - \bar{\mathbf{z}}) \quad (1)$$

其中 $\bar{\mathbf{z}}$ 和 \mathbf{C}_z 为 \mathbf{z} 的均值和协方差矩阵, w_{ij} 为块 \mathbf{y}_i 与 \mathbf{y}_j 之间的权重, \mathbf{I} 为单位矩阵。

首先, 以亮度上相似的距离作为衡量指标, 但考虑到计算距离过程的复杂性和 w_{ij} 的非负性, 定义如式(2)替代权重函数:

$$w_{ij} = \exp \left(- \frac{\| \mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j \|^2}{h^2} \right) / \sigma^2 \quad (2)$$

其次, 为估计 $\bar{\mathbf{z}}$ 和 \mathbf{C}_z , 采用局部自适应回归内核(locally adaptive regression kernel)提取图像块结构, 应用 K 均值法(或主成分分析法^[14])对原图像进行聚类分析。在类 \mathbf{W}_k 中, 对应参数估计为

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbb{E}[\mathbf{y}_i \in \mathbf{W}_k] \approx \frac{1}{N_k} \sum_{\mathbf{y}_i \in \mathbf{W}_k} \mathbf{y}_i, \hat{\mathbf{C}}_z = (\hat{\mathbf{C}}_y - \sigma^2 \mathbf{I})_+, \quad \hat{\sigma} = c \cdot \text{Mean}(\| \nabla \mathbf{Y} - \text{Mean}(\nabla \mathbf{Y}) \|) \quad (3)$$

其中, N_k 表示第 k 类中图像块的数目, $[\mathbf{X}]_+$ 表示负特征值被0取代后的矩阵 \mathbf{X} , $\nabla \mathbf{Y}$ 为输入图像 \mathbf{Y} 梯度的向量表示, c 表示一常数。

将估计的参数用于式(1), 可得对每个图像块去噪后的估计, 由于图像块之间有较多的重叠部分, 需要整合重叠像素信息以获得每个像素的最终估计, 考虑包含有像素 z_i 的图像块, 对其中的重叠像素进行加权平均:

$$\hat{\mathbf{z}}_i = \sum_{r=1}^R \frac{v_{rk}^{-1} \hat{z}_{rk}}{\sum_{r=1}^R v_{rk}^{-1}}, \mathbf{C}_e \approx \left(\mathbf{C}_z^{-1} + \sum_{j=1}^{M_i} w_{rj} \mathbf{I} \right)^{-1} \quad (4)$$

其中, R 表示包含有像素 z_i 的图像块总数; \hat{z}_{rk} 表示将第 r 个图像块向量化后, 处于该向量第 k 个位置的像素, 权重 v_{rk}^{-1} 表示为 v_{rk} 的逆。特别地, v_{rk} 定义为第 r 个图像块协方差矩阵 \mathbf{C}_e 的第 k 个对角元素。

值得注意的是, 文献[15]从理论上证明了可以从含噪图像中直接估计图像块冗余度等参数, 进而获得更小的图像重构误差; 文献[16]指出, PLOW算法可以看作通过几何相似块的行相似性估计协方差矩阵, 通过亮度相似块的列相似性估计权重, 算法考虑了图像的方向性, 因而能够获得更好的重构效果。

3 一种基于块局部最优维纳滤波重构算法

PLOW 算法可以充分利用图像的结构信息,但算法采用基于整幅图像的梯度算子计算标准差,进而作为图像块的权重参数,对于细节丰富的图像,固定选取的标准差不能很好地估计纹理区域的块效应,且会使平坦区域的图像变模糊,因此不能准确地衡量块效应。为克服上述不足,本文将图像分为块边界区域和块中心区域,进而自适应估计不同区域的块效应;为进一步降低块效应对图像重构质量的影响,文章首先通过压缩采样将块效应限定在块边界处,缩小块效应区域,从而保证图像块主体的重构质量。

3.1 图像高频部分压缩采样

令图像 \mathbf{X} , 其中 $N = N_1 N_2$, N 表示像素总数。图像首先被分成大小为 $B \times B$ 的图像块 \mathbf{b}_{ij} , $i = N_1/B$, $j = N_2/B$, 对 \mathbf{b}_{ij} 进行单层小波分解,然后保持低频分量不变,对高频分量进行采样、重构,以水平分量为例:

$$\widehat{\mathbf{H}}_{ij} = \mathbf{F}(\mathbf{H}_{ij}^1), \mathbf{H}_{ij}^1 = \Phi_B(\mathbf{w}\mathbf{H}_{ij}\mathbf{w}^T) \quad (5)$$

其中, \mathbf{H}_{ij} 表示图像块 \mathbf{b}_{ij} 的高频分量; Φ_B 为正交且独立同分布的高斯测量矩阵,大小为 $\lfloor \rho B/2 \times B/2 \rfloor$; \mathbf{w} 为小波变换阵; ρ 为采样率; \mathbf{F} 表示采用正交匹配追踪算法^[17](Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 重构图像。

依次重构高频分量,进而得到重构后的图像块 $\widehat{\mathbf{b}}_{ij}$, 整幅图像的重构结果如图 1(c)所示。

可以看出,和传统块效应分布于整幅图像不同,文中算法产生的块效应主要集中于块与块的边界处,图像主体部分则以较高精度重构。考虑含噪图像噪声随机分布于整个图像,可将块效应看成分布于图像块边界处的噪声,叠加在原始图像特定位置的噪声造成了块之间的不连续性。显然, PLOW 算法中以均值判断噪声不能反映标准差分布的空间性。

3.2 分区域自适应估计块效应

文献[18]在 2013 年采用一种自适应评价块效应的指标斜率均方差(Mean Squared Difference of Slope, MSDS),用以在噪声未知的情况下估计噪声。

MSDS 由相邻图像块靠近边界处像素的梯度值定义,因此可以很好地衡量噪声对块边界的影响。

令 $\text{MS}_{ij}^L, \text{MS}_{ij}^R, \text{MS}_{ij}^U, \text{MS}_{ij}^D$ 分别表示当前图像块 \mathbf{b}_{ij} 与左侧、右侧、上方和下方图像块之间的 MSDS 值,则图像块 \mathbf{b}_{ij} 的 MSDS 值定义为

$$\text{MS}_{ij} = \text{MS}_{ij}^L + \text{MS}_{ij}^R + \text{MS}_{ij}^U + \text{MS}_{ij}^D \quad (6)$$

其中, $\text{MS}_{ij}^L = \sum_{k=1}^B \left[\frac{1}{2} (3x_{i,j}(k, 1) - 3x_{i,j-1}(k, B)) - \frac{1}{2} (x_{i,j}(k, 2) - x_{i,j-1}(k, B-1)) \right]^2$, $x_{i,j}(k_1, k_2)$ 表示 \mathbf{b}_{ij} 在坐标 (k_1, k_2) 处的灰度值,其他 3 个方向的 MSDS 值定义同上。

为了更加准确地估计标准差,将图像分为块边界相邻元素组成的块边界区域 \mathbf{I}_c 和块中心区域 \mathbf{I} , 采用 MSDS 自适应计算块效应大小。将所有图像块的 MSDS 值 $\text{MS}_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, N_1/B)$ 写成向量形式,记为 \mathbf{ms} , 根据 \mathbf{ms} 中元素与均值之间的距离判断权重,距离为正,表明差异高于平均水平,正距离越大,越接近块效应区域的差异值,权重越大;同理,负距离越大,表明块效应越不明显,权重越小。

\mathbf{I}_c 中块效应估计为

$$\hat{\sigma} = \sum_{k=1}^{N_1/B} w_k \cdot \text{ms}_k \quad (7)$$

其中, w_k 表示权重的第 k 个取值,权重定义为: $w = \text{Norm}(\exp(\mathbf{ms} - \text{mean}(\mathbf{ms})))$, $\text{Norm}(\mathbf{x})$ 表示对 \mathbf{x} 归一化后的向量。

采用改进的 MSDS 指标分区域估计块效应可以反映块效应的空间分布特点,进而能够对几何相似图像块的均值和协方差矩阵等参数进行更加准确的估计,有助于减少式(1)中加权操作引入的不连续性,因此上述改进可以得到更好的重构效果。

3.3 本文的算法步骤

为实现高效重构,在 PLOW 算法的框架下,本文首先通过高频部分的压缩采样将块效应限定在块边界处;然后,引入改进的块效应评价指标 MSDS 自适应估计不同区域的块效应,主要流程如图 2 所示。



图 1 压缩采样后块效应图像与传统 DCT 图像的对比图

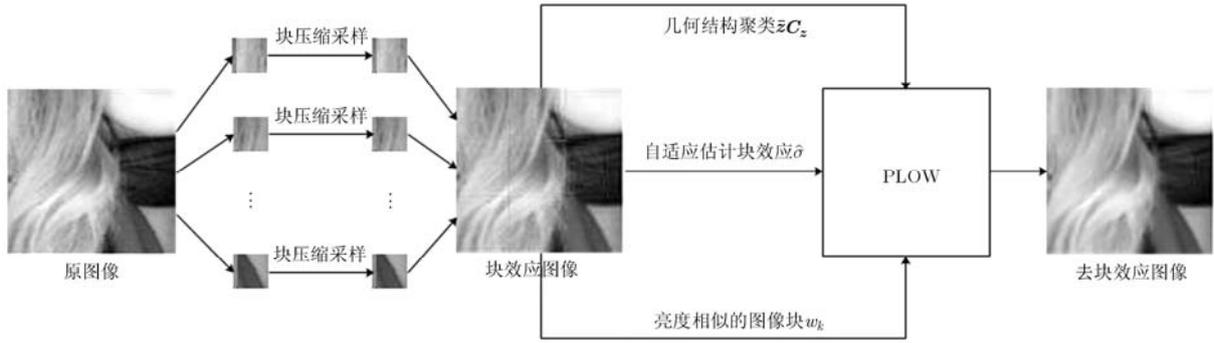


图 2 改进的 PLOW 算法步骤

本文算法在考虑图像结构性的同时，有效抑制了重构过程中块效应的产生，具体步骤示于表 1。

表 1 算法步骤

| |
|---|
| 输入：原图像 X ； |
| 步骤 1 将原图像分块 b_{ij} ，对每一图像块应用小波变换，对高频部分压缩采样，并保持低频分量不变； |
| 步骤 2 采用正交匹配追踪算法重构图像块 \hat{b}_{ij} ； |
| 步骤 3 利用改进的 MSDS 指标自适应估计块边界区域 I_c 和块中心区域 I 的标准差 $\hat{\sigma}$ ； |
| 步骤 4 采用 K 均值算法将图像分成互不连续的 K 类，表示为 W_k ； |
| 步骤 5 在每一类 W_k 中，由式(3)估计均值 \hat{z} 和方差 \hat{C}_z ； |
| 步骤 6 在当前类 W_k 中，确定亮度相似的图像块，由式(2)计算权重 w_{ij} ，进一步，利用式(1)估计 \hat{z}_i ； |
| 步骤 7 重复执行步骤 5 和步骤 6，直到所有图像块完成遍历；由式(4)将相互重叠的图像块合成最终图像。 |
| 输出：重构图像 Z 。 |

4 实验结果及分析

本文选取 512×512 的包含有不同细节的标准图像，并同非邻域均值滤波算法^[2](Non-local Mean filtering, NLM)、PLOW 算法、BCS-SPL 算法和 MS-BCS-SPL 算法相比较，以验证算法的有效性。

为减小运算量，在寻找相似块时，将搜索框的大小设定为 30×30 ，不同算法下的处理效果如图 3 所示。进一步，由表 2 可以看出，考虑不同的评价指标^[19]，相比与 NLM, PLOW 和 BCS-SPL 算法，本文算法都得到了更好的去块效应效果，且对于细节丰富的图像，重构效果的提升更加明显，如图 3(d1)-图 3(d3)和图 3(d5)所示。从时间效率上分析，原 PLOW 算法的时间效率较低，大约为 153.6770s，但是，正如 4.2 节和 4.3 节所指出的，本文对原 PLOW 算法中的参数选取(图像分类数和图像块大小)进行了优化，提高了算法的运行效率，因此即使考虑压缩感知重构过程，本文算法的时间效率也得到提升，大约为 42.0085s。

实验结果表明本文算法的结果优于 PLOW 和 BCS-SPL 算法，但弱于 MS-BCS-SPL 算法，其主要原因在于后者在图像的不同尺度、不同子带下进行分块采样，因此可以采集更多的图像细节信息；而本文算法则是基于 PLOW 算法，在具有相同分类特征的图像块集合内完成图像块的更新，且将块的不连续性限定于图像块的边界处，从而能够在保证图像块整体重构效果的基础上平滑块边界，相比于 MS-BCS-SPL 算法，其将几何和亮度相似性作为图像块选取标准的方法有助于减少图像细节的损失。

表 2 不同图像和算法下的去块效应效果比较

| 评价指标 | 图像 | 算法 | | | | |
|------|----------|--------|---------|---------|----------------|---------|
| | | NLM | PLOW | BCS-SPL | MS-BCS-SPL | 本文算法 |
| PSNR | Hat | 32.88 | 33.9417 | 35.2418 | 38.6781 | 35.1723 |
| | Goldhill | 30.96 | 31.4652 | 30.4800 | 32.7599 | 31.6419 |
| | Martha | 33.04 | 33.2641 | 34.7257 | 37.9469 | 34.3917 |
| SSIM | Hat | 0.8720 | 0.9145 | 0.9254 | 0.9684 | 0.9327 |
| | Goldhill | 0.8231 | 0.8469 | 0.8212 | 0.8931 | 0.8600 |
| | Martha | 0.8808 | 0.8963 | 0.9105 | 0.9482 | 0.9127 |

注：评价指标分别为：峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似性(Structural Similarity Index Measurement, SSIM)



图 3 不同算法下的去块效应效果比较

4.1 采样率对去块效应算法的影响
在利用压缩感知思想产生含块效应图像的过程

中, 从[0,1] 范围内动态选取采样率, 分析采样率对去块效应的影响 (以 Hat 图像为例)。表 3 表明, 随

表 3 不同采样率下的去块效应效果比较

| 算法 | 评价指标 | 采样率 | | | | |
|------|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.7 |
| PLOW | PSNR | 32.9741 | 33.9417 | 35.0990 | 36.1218 | 37.0760 |
| | SSIM | 0.8983 | 0.9145 | 0.9291 | 0.9417 | 0.9536 |
| 本文算法 | PSNR | 35.0282 | 35.1723 | 35.8032 | 36.3879 | 37.4614 |
| | SSIM | 0.9301 | 0.9327 | 0.9408 | 0.9464 | 0.9540 |

随着采样率的提高，两种算法的评价指标都有显著提升，当采样率达到 0.7 时，PSNR 值提高约 4 dB。图像块在高采样率下能包括更多的边缘信息，从而在重构时能够减弱块间的不连续现象。

特别地，当采样率取 0.2 时，PLOW 算法的重构效果低于采样率为 0.3 时，但本文所提算法在两种采样率下表现相当，因此本文算法更适合于低采样率下的图像去块效应。

4.2 图像分类数对去块效应算法的影响

算法中需将图像分成 K 类， K 取值过大，会使每一类中的图像块数量过少，从而引入较大的估计误差；而取值过小的 K 又会将不相似的图像块归为同一类，因此 K 值的恰当选取对实验结果较为重要。当 K 取值小于最佳分类数 K_0 时，随着分类数的增大，图像重构效果逐步提高；当 K 值取 K_0 时，算法取得最好的重构结果；随着分类数的进一步增加，图像的重构效果仍会低于最优情形。通过对自然图像的实验，将图像分类数 K 的最优值取为 7，如图 4 所示。

4.3 图像块尺寸对去块效应算法的影响

进一步分析去块效应效果与图像块尺寸的关系，图 5 给出了不同算法下图像 PSNR 值和 SSIM 值随块大小变化的曲线图，可以看出，本文算法的去块效应效果明显优于 PLOW 算法。从算法出发，较小的图像块能够在平滑块效应的同时，减少对图像其他部分的影响，因此重构效果较好；随着块尺寸的增加，算法的去块效应效果会有所下降；但当较大尺寸的图像块能够保留更多的细节信息时，重构效果会得到提升。为减小算法的时间开销，文中选取较小的图像块。通过对自然图像的实验，将图像块大小定为 5×5 。

系，图 5 给出了不同算法下图像 PSNR 值和 SSIM 值随块大小变化的曲线图，可以看出，本文算法的去块效应效果明显优于 PLOW 算法。从算法出发，较小的图像块能够在平滑块效应的同时，减少对图像其他部分的影响，因此重构效果较好；随着块尺寸的增加，算法的去块效应效果会有所下降；但当较大尺寸的图像块能够保留更多的细节信息时，重构效果会得到提升。为减小算法的时间开销，文中选取较小的图像块。通过对自然图像的实验，将图像块大小定为 5×5 。

5 结束语

针对 PLOW 方法中利用基于整幅图像的梯度算子计算标准差，从而造成块效应图像过模糊的不足，本文算法首先通过压缩采样将块效应集中到图像块的边界处，然后对块效应评价指标 MSDS 加以改进，使其能自适应评价块边界区域和块中心区域的标准差。算法在充分考虑图像结构性的基础上，有效去除了块效应。实验表明，本文算法可以有效抑制图像重构中块效应的产生。

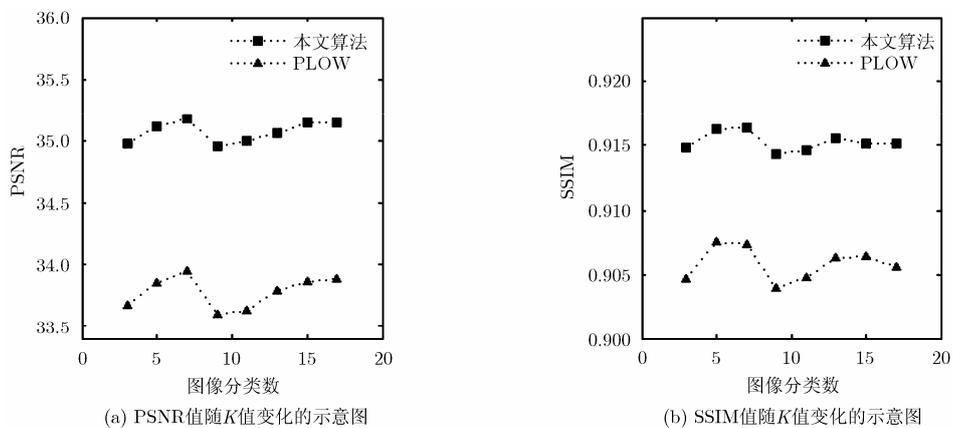


图 4 不同算法下评价指标随 K 值变化的曲线图

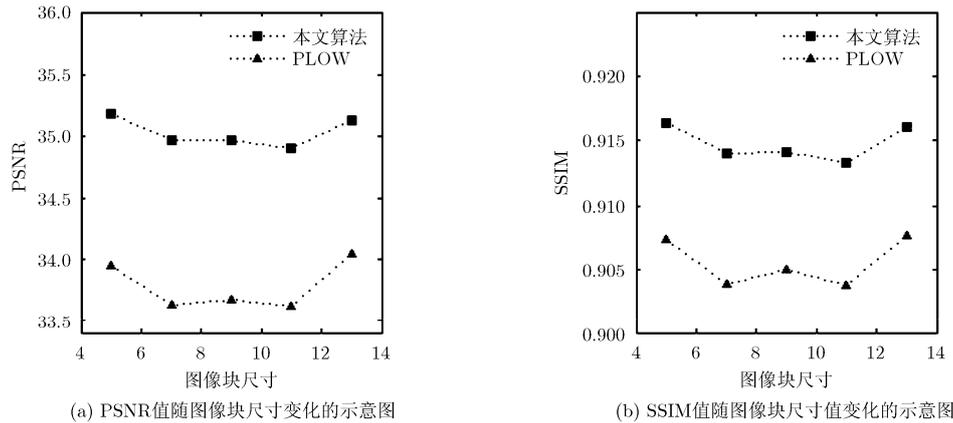


图 5 不同算法下评价指标随图像块尺寸变化的曲线图

参考文献

- [1] Gan Lu. Block compressed sensing of natural images[C]. 15th International Conference on Digital Signal Processing, Cardiff, 2007: 403-406.
 - [2] Antoni B, Coll B, and Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005, 2: 60-65.
 - [3] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al.. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
 - [4] Averbuch A Z, Schclar A, and Donoho D L. Deblocking of block-transform compressed images using weighted sums of symmetrically aligned pixels[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(2): 200-212.
 - [5] Lin Xu, Justin W L W, and Bian T T. A continuous method for reducing interpolation artifacts in mutual information-based rigid image registration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(8): 2995-3007.
 - [6] Bao Li-jun, Robini M, Liu Wan-yu, et al.. Structure-adaptive sparse denoising for diffusion-tensor MRI[J]. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(4): 442-457.
 - [7] Jung C, Jiao Li-cheng, Qi Hong-tao, et al.. Image deblocking via sparse representation[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2012, 27(6): 663-677.
 - [8] Wang Jin, Jeon G, and Jeong J. Discrete cosine transform-analysis-based deblocking algorithm for block-transform compressed images[J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 067011-1-7.
 - [9] Mun S and Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]. Proceedings of the International Conference on Image Processing, Cairo, 2009: 3021-3024.
 - [10] Fowler J E, Mun S, and Eric W T. Multiscale block compressed sensing with smoother projected landweber reconstruction[C]. Proceedings of the European Signal Processing Conference, Barcelona, 2011: 564-568.
 - [11] Chatterjee P and Milanfar P. Patch-based locally optimal denoising[C]. 18th IEEE International Conference on Image Processing, Brussels, 2011: 2553-2556.
 - [12] Chatterjee P and Milanfar P. Patch-based near-optimal image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1635-1649.
 - [13] Donoho D L and Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
 - [14] Fei Xuan, Huang Wei, Wang Kai, et al.. Patch-based image denoising with geometric structure clustering[J]. *Advances in Image and Graphics Technologies*, 2013, 365: 85-91.
 - [15] Chatterjee P and Milanfar P. Practical bounds on image denoising: from estimation to information[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(5): 1221-1233.
 - [16] Zhang Xuan-de, Feng Xiang-chu, and Wang Wei-wei. Two-direction nonlocal model for image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1): 408-412.
 - [17] Tropp J A and Wright S J. Computational methods for sparse solution of linear inverse problems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 948-958.
 - [18] Wang Ci, Zhou Jun, and Liu Shu. Adaptive non-local means filter for image deblocking[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2013, 28(5): 522-530.
 - [19] Changhoon Y and Bovik A C. Quality assessment of deblocked images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(1): 88-98.
- 刘 哲: 女, 1970 年生, 教授, 研究方向为图像处理、压缩感知和信息融合等。
- 陈 路: 男, 1991 年生, 硕士生, 研究方向为图像去块效应、图像处理。
- 杨 静: 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为信息融合、图像处理。