

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107500

## 基于旋转块的 BM3D 图像去噪改进算法\*

杨良健<sup>1</sup> 周先春<sup>1,2,3</sup> 崔程程<sup>1</sup> 李萌<sup>1</sup> 昝明远<sup>1</sup>(1.南京信息工程大学 电子与信息工程学院 南京 210044; 2.江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044;  
3.南京信息工程大学 人工智能学院 南京 210044)

**摘要:**针对经典 BM3D 去噪算法中存在的相似块匹配误差较大及对图像细节保护不足的问题,提出了一种基于旋转块的 BM3D 图像去噪改进算法。新算法首先对参考块进行不同角度的旋转获取旋转块,通过旋转块进行相似块匹配过程;然后使用低秩正则化来代替传统算法中的硬阈值滤波;最后,对结合旋转块匹配与低秩正则化的 BM3D 算法进行自适应调整,从而改善在均匀图像区域中的去噪效果。实验结果表明,新算法的相似块匹配程度更高,峰值信噪比相较于经典算法平均提升 0.5 dB,有效保留图像边缘和纹理细节。

**关键词:** BM3D;旋转块匹配;低秩正则化;自适应

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Improved algorithm of BM3D image denoising based on rotating block

Yang Liangjian<sup>1</sup> Zhou Xianchun<sup>1,2,3</sup> Cui Chengcheng<sup>1</sup> Li Meng<sup>1</sup> Zan Mingyuan<sup>1</sup>(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;  
2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China;  
3. School of Artificial Intelligence, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** To address the problems of large similar block matching errors and insufficient protection of image details in the classical BM3D denoising algorithm, an improved BM3D image denoising algorithm based on rotated blocks is proposed. The new algorithm firstly rotates the reference block at different angles to obtain the rotating block, and then performs the similar block matching process through the rotating block. Then uses low-rank regularization to replace the hard threshold filtering in the traditional algorithm. Finally, the BM3D algorithm combining rotated block matching and low-rank regularization is adaptively adjusted to improve the denoising effect in uniform image regions. Experimental results show that the new algorithm has a higher matching degree of similar blocks, and the peak signal to noise ratio (PSNR) is improved by 0.5 dB on average compared with the classical algorithm, effectively preserving image edges and texture details.

**Keywords:** BM3D; rotate block matching; low-rank regularization; adaptation

## 0 引 言

图像在采集和传输的过程中会受到各种噪声的污染。图像噪声则是图像中干扰和妨碍人类认知和理解图像信息的重要因素。因此,图像去噪的最终目的是为了改善目标图像,解决实际图像由于噪声干扰导致图像质量下降的问题。图像去噪技术可以有效地提高图像质量,更好地体现原来图像所携带的信息。众多学者对图像去噪算法进行了深入的研究<sup>[1]</sup>,这对后续的图像处理(如图像融合<sup>[2-3]</sup>、物体

识别<sup>[4]</sup>、边缘提取<sup>[5]</sup>等)有着深刻的影响。

Rudin 等<sup>[6]</sup>在 1992 年提出了全变分(total variation, TV)模型,基本原理是含有噪声的图像总变化量大,故信号的梯度绝对积分值大。列式求得全图信号梯度值的极小值同时增加保真项,便等同于对图像进行平滑,并保留重要边缘。Perona 等<sup>[7]</sup>基于热扩散提出了 P-M 去噪模型,利用图像的梯度模值,将图像的边缘检测和滤波过程相结合,这两种机制改善了 P-M 方程线性滤波的性能。2005 年, Buades 等<sup>[8]</sup>提出了非局部均值检测(nonlocal means, NLM)算法,

收稿日期:2021-08-05

\* 基金项目:国家自然科学基金项目(11202106,61302188)、江苏省“信息与通信工程”优势学科建设项目、江苏高校品牌专业建设工程资助项目、国家级大学生创新创业训练计划项目(202110300057)资助

首次利用图像的非局部相似性去除图像噪声,在有效去噪的同时保护图像的原有特征。

Dabov等<sup>[9]</sup>提出的BM3D算法由于其出色的去噪性能成为目前最有效的图像去噪算法之一。该算法利用空间域寻找相似图像,频率域则用来分析图像内及图像间的变化关系,提升了图像在变换域的稀疏表示,更好地保留图像的细节信息。然而该算法也有不足,在处理边缘及纹理信息时,容易产生边缘振铃现象;而且在相似块的搜索和匹配上,计算量巨大。因此,众多学者基于BM3D的良好性能提出了许多改进BM3D算法。文献[10]将BM3D与各向异性扩散(AD)模型相结合,建立了一种新的双曲正切的扩散函数,有效保留了图像边缘与纹理细节,避免了边缘振铃现象;文献[11]将改进三维块匹配和自适应滤波相结合,改善了对图像边缘纹理信息的保护能力;文献[12]将图像分为两个相似块,然后进行协同滤波和聚合,解决了图像中的噪声和边界模糊问题;文献[13]针对计算量过大的问题,提出了一种波域调和滤波改进模型,运算性能得到大幅度提升,有利于实际应用。

本文在经典三维块匹配算法的基础上提出了基于旋转块的BM3D图像去噪改进算法,不同角度调整旋转块完成相似块匹配过程,提升了块匹配的精度,同时避免了硬阈值滤波对图像细节保护能力不足的问题。

## 1 经典BM3D算法

BM3D算法利用自然图像中普遍存在的冗余信息完成去噪。该算法总共有两大步骤,分为基础估计和最终估计,在这两步中有相同的三小步:相似块分组、协同滤波和聚合。

### 1) 基础估计

(1)相似块分组:找到所有与目前处理图像块相似的块,整合在一起形成一个三维矩阵。

(2)协同滤波:对组织好的三维矩阵进行3D变换,通过硬阈值3D变换系数达到减弱噪声的目的,再通过3D反变换得到分组内图像块的去噪后估计,并返回到之前所在的位置。

(3)聚合:对所有得到的估计图像块重复遮盖的像素点进行加权平均,得到最终估计结果。加权平均权重取决于置0的个数和噪声强度。

### 2) 最终估计

(1)相似块分组:使用图像块匹配的方法,找到原噪声图像以及基础估计图像里面与目前处理图像块相似的所有块,形成两个三维矩阵。

(2)协同滤波:对已经组织好的两个三维矩阵进行3D变换,将基础估计图像的能量频谱作为真实的能量频谱对噪声图像分组进行维纳滤波,然后通过3D反变换回去得到所有分组的图像块估计,并返回到之前所在的位置。

(3)聚合:同基础估计的聚合步骤。但此时的加权重取决于维纳滤波的系数和噪声强度。

## 2 改进的BM3D算法

### 2.1 旋转块匹配

给定旋转块 $N_\theta$ ,可以为每个图像块 $x_i$ 计算一组 $N_\theta$ 旋转块和镜像块。将 $x_i^j$ 指向第 $i$ 个图像块,围绕其中心旋转弧度 $2\pi j/N_\theta$ (因此 $x_i^0 = x_i$ ),将 $x_i^j$ 指围绕同一图像块的镜像块进行旋转。因此,对于每个图像块,都可以通过围绕图像块本身及镜像块产生相应的变换块组 $\{x_i, x_i^1, \dots, x_i^{N_\theta}, x_i', x_i', \dots, x_i^{N_\theta'}\}$ 。在整个工作中,将双线性插值用于计算旋转块。最近邻、双线性和双三次插值方案之间没有明显差异。为处理边界像素,在旋转之前通过使用原始图像的相邻像素或者通过图像边界的周期性扩展来扩展图像块。图1所示为 $N_\theta = 8$ 的Lena图像示例。

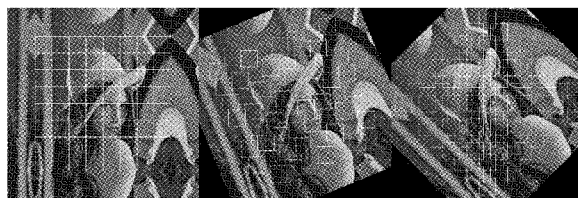


图1  $N_\theta = 8$ 的Lena图像

本文选用计算一组最近邻分组 $G$ ,每个参考块 $x_i$ ,包含从旋转块和镜像块集合 $\{x_i^j\}$ 中选择的 $k$ 个最近邻图像块。将匹配块之间的空间距离限制在边长为 $n_{search}$ 的局部搜索窗内。在匹配的过程中施加了额外的限制:对于给定的参考块 $x_i, G_i$ 最多包含 $\{x_i^0, x_i^1, \dots, x_i^{N_\theta}, x_i', \dots, x_i^{N_\theta'}\}$ 。这表明,参考块只能以一个旋转角度与另一个块匹配。

在图2中,选了一个图像块的最近邻分组作为比较,对比在是否有旋转块情况下的匹配过程。参考块用白色标出,匹配块用黑色标出。对比实验结果,可以明显地看到旋转块可以找到更好的块匹配。图3~5所示为另外3个比较标准块匹配和旋转块的例子。

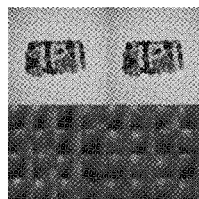


图2 块匹配和旋转块示例1

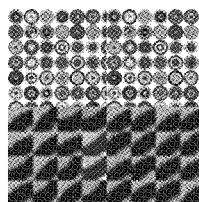


图3 块匹配和旋转块示例2

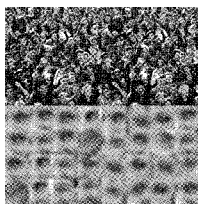


图 4 块匹配和旋转块示例 3

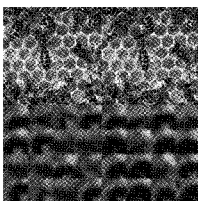


图 5 块匹配和旋转块示例 4

旋转过程中,由于像素之间的插值会导致模糊;表明给定的图像块会比未旋转的图像块更容易与旋转的图像块匹配,在没有匹配特征的均匀区域同样适用通过插值,在旋转的图像块中噪声水平被降低。因此,将在初步去噪步骤之后应用旋转块匹配过程。

当旋转块匹配时,有几个选项可用于执行聚合步骤。其中一项是将所有去噪的图像块旋转回原始的零角度,并对结果图像进行加权平均。然而,在实验的过程中发现可能导致较差的结果,因为第 2 次执行插值会将图像块旋转到零方向,造成了额外的模糊。另一种选择是用最小二乘法计算最终图像,使恢复的图像与旋转的图像之间的距离最小。给定一个线性算子  $R$ , 将图像  $x$  作为输入,并输出每个  $2N_0$  旋转/镜像图像,以及一组  $y$  个  $2N_0$  图像,这些图像在每个角度都包含去噪的图像块,如式(1)所示。

$$\arg \min_x \|y - Rx\|_2^2 \quad (1)$$

实验结果表明最小二乘法满足实验要求,但存在耗时较长的缺点。为了改善此缺陷,本文使用在最终去噪中以  $\pi/3$  的倍数的旋转。在对图像块组去噪之后,以  $\pi/3$  的倍数旋转获取所有图像块,并将图像块返回到原始方向,以加权平均值计算最终结果。通过这种方式,避免了第 2 次执行插值,因为这种形式的旋转可以通过置换没有插值的像素来计算。以非  $\pi/3$  倍数的角度旋转的图像块参与正则化步骤,但不参与聚合步骤。

在图 6 中,比较了使用 BM3D (图 6(a)) 和使用旋转块匹配和低秩正则化的改进算法(图 6(b))的去噪图像。所提出的方法在图像中的细节纹理周围表现良好,其中有许多小的弯曲特征可以在不同的旋转角度下匹配。在几乎均匀的背景区域,本文提出的方法表现不佳,导致明显的伪像。

在扩展 BM3D 和类似算法中使用的块匹配过程中,不仅合并图像中的原始图像块,还合并旋转和镜像图像块。旋转不变的块匹配策略已经被研究非局部均值去噪<sup>[14,16]</sup>,

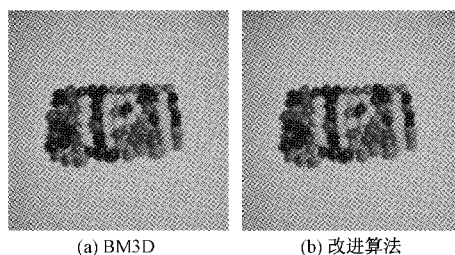


图 6 BM3D 算法与改进算法对比

但是还没有与基于协同过滤的方法(如 BM3D)结合使用。在非局部方法中,块匹配过程可以如文献[14]中那样旋转不变,但是在非局部方法中不直接使用插值像素;每个像素被估计为图像中现有像素的加权和。在所提出的方法中,旋转块参与每组的协同过滤过程,利用旋转块中的插值像素,该插值像素不与原始损坏图像中的任何像素精确对应。这是有利的,因为它允许在不同旋转角度的相似特征之间的协同过滤,但仍存在一些问题,因为当计算旋转的面片时所需的插值改变了噪声统计并导致模糊。首先本文讨论了协同过滤方法中的旋转块匹配过程;为了进一步减小旋转块匹配的负面影响,提出了旋转块的匹配与低秩正则化相结合的方法。

## 2.2 基于旋转块的 BM3D 改进图像去噪算法

基于前文所述,所提出的将旋转块的匹配与低秩正则化相结合的方法在高度结构化的图像区域中表现良好,但是在更均匀的区域中效果不佳。本节提出一种新的方法来自适应检测各区域更适合使用所提出的算法,实验结果表明,最终的去噪效果更佳。

在使用本文的块匹配过程之后,为每个像素计算一个值  $\rho$ , 如式(2)所示。

$$\rho_i = \frac{\sum_{j: x_j \in G_i} \exp\left(-\frac{\sum_j d_j^2}{k\sigma_d^2}\right)}{\sum_{j: x_j \in G_i} 1} \quad (2)$$

式中:  $d_j$  是组  $i$  的参考块和该组中的第  $j$  个图像之间的  $l^2$  距离的平方,  $k$  是每组中图像块的数量。因此,对于每个像素,能测量到参与该像素估计的每个组中的参考块的平均距离的平方,将高斯函数应用于平滑参数  $\sigma_d$  得到  $\rho$  的平均距离,  $\sigma_d$  在实验中默认值被设置为 0.42(假设图像像素被缩放到范围[0,1])。  $\rho$  在[0,1]的范围内,值 1 仅在完全均匀的区域中获得,在该区域中,参与像素估计的每个图像块具有  $k$  个精确匹配。随着区域内的匹配变得越来越差,匹配块之间的距离增加,  $\rho$  趋近于 0。本文使用此方法自适应地结合 BM3D 使用(当  $\rho \approx 1$  时表现更好)和低秩表示(当  $\rho \approx 0$  时表现更好),如式(3)所示。

$$x_i^{final} = \rho_i x_i^{BM3D} + (1 - \rho_i) x_i^{LR} \quad (3)$$

作为示例,本文展示了测试图像  $\rho$  的热点图,其被标准差  $\sigma = 15$  的高斯噪声污染,采用标准 BM3D 去噪。对于



$\sigma_d$  的两个不同值, 在去噪图像上再次执行匹配以计算  $\rho$ ; 采用  $\sigma_d = 0.42$  和  $\sigma_d = 1.5$ 。较小的  $\sigma_d$  将导致较高对比度的  $\rho$  的热点图, 如图 7 所示。

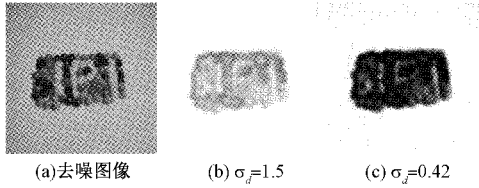


图 7  $\rho \in [0, 1]$  的热点图

本文在实验中使用了 4 幅测试图像, 以及这些图像对应  $\rho$  的热点图, 如图 8 所示。

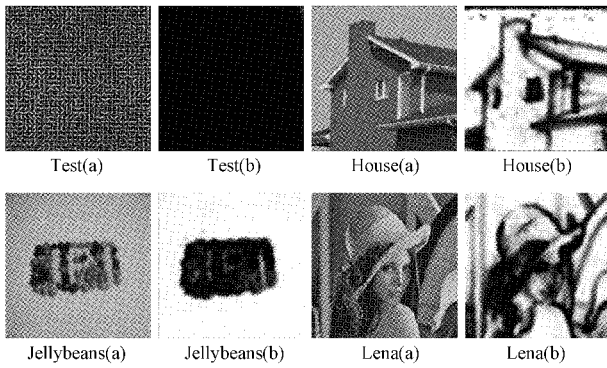


图 8 示例图像以及  $\rho$  的热点图

图 8 中 (a) 表示原图, (b) 表示对应图像的热点图。

本文提出的改进去噪算法步骤如下:

- 1) 给定噪声图像  $y$ , 噪声方差估计  $\sigma^2$ 。
- 2) BM3D 初始去噪:  $\hat{x}^{BM3D} = BM3D(y, \sigma^2)$ 。
- 3) 在  $\hat{x}^{BM3D}$  上执行块匹配, 以  $N_\theta$  角度旋转和镜像。
- 4) 根据上一步的匹配过程, 将有噪声图像收集到图像块组中。
- 5) 通过组中的奇异值硬阈值来正则化。将去噪的图像块返回到图像, 并旋转回原始角度, 仅使用旋转角度为  $\pi/3$  倍的图像块(以避免额外的插值)。生成的图像是  $\hat{x}^{LR}$ 。
- 6) 使用步骤 3) 中的块匹配, 形成  $\rho$ 。
- 7) 通过  $\hat{x}_i = \rho_i \hat{x}_i^{BM3D} + (1 - \rho_i) \hat{x}_i^{LR}$  形成最终结果  $\hat{x}$ 。

### 3 实验结果和分析

在实际应用中, 图像去噪质量评价方法分为两类: 主观评价法和客观评价法。主观评价主要依靠人的视觉系统对去噪图像主观评估, 对某些特定去噪场景是切实可行的, 但存在主观性强、片面等缺点。客观评价法通过客观指标分析了不同融合方法的性能, 评定结果更具指导性。本文将从视觉感知及客观指标两方面对新算法进行评价。

#### 3.1 原图像

本文选用了 4 张具有代表性的去噪图像。包括符合新

算法理想测试模式的“Test”图像; 纹理、边缘清晰的“House”图像; 图像细节较多的“Jellybeans”图像; 经典去噪“Lena”图像。4 组图像各具特点, 能全面对比去噪算法的整体性能。

#### 3.2 对比方案

将本文提出的新算法与现有的 3 种主流去噪方法进行对比, 分别如下:

##### 1) NLM 算法

NLM 算法是一种非局部平均算法, 即在目标像素相邻区域取均值的去噪方法。该算法去噪过程中使用了原图像中的所有像素, 去噪后的图像清晰, 细节保留完整。该算法可以用式(4)来表示。

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j) \quad (4)$$

式中:  $w$  代表目标像素的权重,  $I$  表示搜索框。

##### 2) BM3D

经典 BM3D 算法流程见第 1 章。BM3D 算法的中心思想跟 NLM 类似, 也是在图像块的基础上进行滤波。但算法复杂度要远高于 NLM 算法。

##### 3) K-SVD

K-SVD 算法基于稀疏和冗余表示的训练字典, 有效描述图像内容。从矩阵分解角度, 字典学习过程可以分解为: 对给定样本数据集  $Y$ ,  $Y$  的列向量表示一个样本, 将目标矩阵  $Y$  分解为  $D$ 、 $X$  矩阵, 如式(5)所示。

$$Y \approx D * X \quad (5)$$

式中:  $D$  为字典,  $X$  为编码矢量、特征、稀疏向量系数且尽可能保持稀疏。

#### 3.3 视觉质量

本节对新算法与主流去噪算法的实验结果进行全面视觉质量评估。部分实验结果 ( $\sigma = 20$ ) 如图 9~12 所示, 其他图片噪声水平的实验结果在指标评价中展示具体数据。

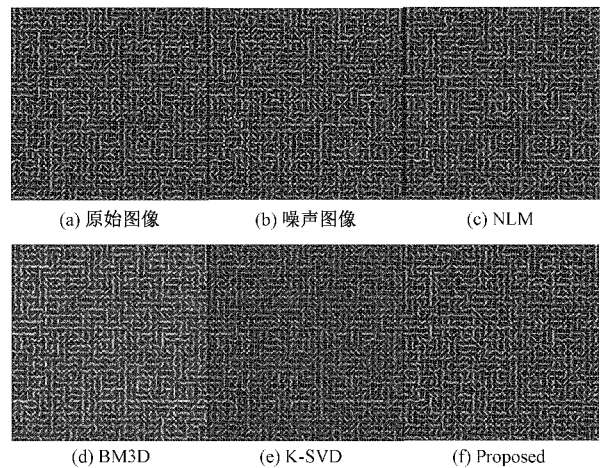


图 9 Test 图去噪效果对比

在视觉质量方面, 从图中可以看出, 新算法去噪后的图像在视觉效果上均优于对比算法。图 10 噪声图像中, 窗户

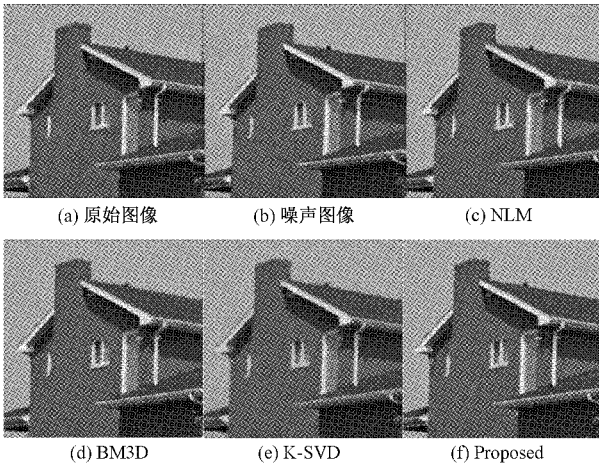


图 10 House 图去噪效果对比

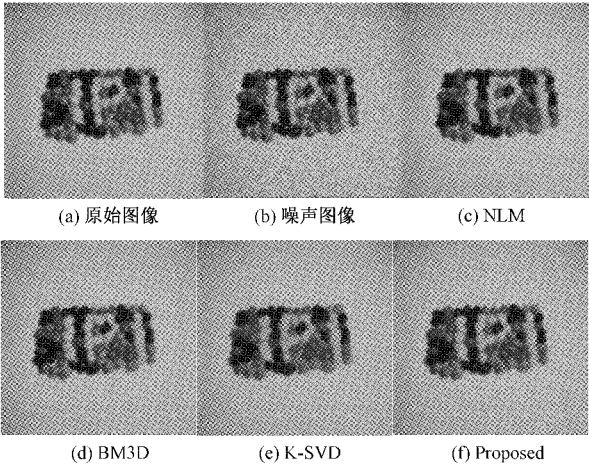


图 11 Jellybeans 图去噪效果对比

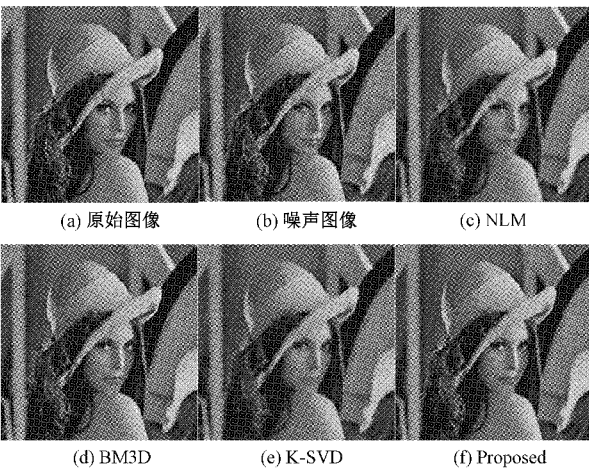


图 12 Lena 图去噪效果对比

上沿与噪声难以区分,对比去噪图像,本算法的去噪图像能够清晰地分辨显著特征,其他算法对图像细节没有完整的保留。图 12 中,头发部分 NLM 算法引入了明显的阴影, BM3D 和 K-SVD 算法整体视觉效果很模糊,去噪效果不理

想;本文的算法更好的保留了头发的纹理和细节;图 11 中, NLM 和 BM3D 算法中颜色相近部分难以区分,去噪后的图像质量略差。图 9 中, BM3D 算法保留了较多噪声信息,整体亮度过亮; NLM 和 K-SVD 算法缺乏对原图像条纹纹理的保护,纹理边缘处较模糊;本文算法在视觉效果上最接近原图像,可以更好地保留纹理和细节,同时抑制了视觉伪影的产生。

3.4 指标评价

相对于视觉感知质量,客观指标评价才是更重要的评价方式。表 1~4 为本文算法和传统算法对图像去噪的性能做出了客观指标评价,本文选用了五种噪声水平( $\sigma=5, 10, 15, 20, 25$ )对去噪性能进行综合对比,选用广泛认可的 PSNR 指标参数,图像大小为  $256 \times 256$ 。

表 1 不同去噪模型对 Test 图像去噪的 PSNR 比较

噪声	模型				
	Noisy	NLM	BM3D	K-SVD	Proposed
$\sigma=5$	34.12	28.26	35.88	38.83	38.95
$\sigma=10$	28.07	27.11	30.42	34.01	34.13
$\sigma=15$	24.54	25.66	27.64	31.21	31.45
$\sigma=20$	22.18	24.03	25.87	29.55	29.68
$\sigma=25$	20.26	22.47	24.49	28.12	28.17

表 2 不同去噪模型对 House 图像去噪的 PSNR 比较

噪声	模型				
	Noisy	NLM	BM3D	K-SVD	Proposed
$\sigma=5$	34.15	36.36	39.81	37.22	39.88
$\sigma=10$	28.15	35.26	36.65	36.66	36.75
$\sigma=15$	24.63	32.97	34.97	34.76	34.95
$\sigma=20$	22.15	29.49	33.70	33.46	33.62
$\sigma=25$	20.22	26.08	32.94	32.19	32.79

表 3 不同去噪模型对 Jellybeans 图像去噪的 PSNR 比较

噪声	模型				
	Noisy	NLM	BM3D	K-SVD	Proposed
$\sigma=5$	34.16	39.95	43.24	43.86	44.14
$\sigma=10$	28.12	37.86	39.30	39.56	40.24
$\sigma=15$	24.64	34.46	37.18	36.76	37.86
$\sigma=20$	22.16	30.24	35.55	34.65	36.12
$\sigma=25$	20.24	26.58	34.39	32.92	34.91

表 4 不同去噪模型对 Lena 图像去噪的 PSNR 比较

噪声	模型				
	Noisy	NLM	BM3D	K-SVD	Proposed
$\sigma=5$	34.15	35.87	38.75	38.69	38.93
$\sigma=10$	28.14	34.92	35.87	35.83	36.12
$\sigma=15$	24.64	32.86	34.25	34.03	34.39
$\sigma=20$	22.17	29.58	32.98	32.85	33.03
$\sigma=25$	20.25	26.17	32.06	31.43	32.12



客观指标如表1~4所示。新算法在所有测试场景下均优于传统NLM算法。特别是在理想测试图像上,PSNR提升了36%。在包含大量直结构的“House”图像上,新算法相较于经典BM3D算法性能的提升可以忽略不计。但在包含大量不同旋转角度匹配块的图像上可以得到显著提升,例如在真实图像“Jellybeans”上,新算法在各种场景下均处于绝对领先地位,平均增益超过了0.5 dB。对于K-SVD算法,新算法在噪声较小时,性能有明显提升,如在“House”图像低噪声时,增益达到了2 dB。在其他场景下,性能均有不同程度的提升。实验数据验证了本算法的有效性,达到了最先进的性能。

#### 4 结 论

本文提出了改进的BM3D去噪算法。该算法通过从不同旋转角度的图像块完成相似块匹配过程提高性能。还使用低秩正则化来代替传统算法中的硬阈值滤波,以及一种自适应混合低秩和基于变换的正则化结果的方法。本文的算法显著提高了某些类型图像的重建性能,即那些包含许多可以在许多旋转角度成功匹配的小特征的图像。这种性能的提高是以计算成本的增加为代价的,计算成本与所使用的旋转角度数量大致成线性关系。在所有测试图像上,其性能与BM3D相当或略好。实验结果表明,对于BM3D匹配算法没有很好利用的特定结构的图像,在BM3D上仍然可以进行改进。

#### 参考文献

- [1] 周先春,张浩瑀,吴婷,等.拟合扩散的自适应图像去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):97-106.
- [2] XIA J M, LU Y, TAN L. Research of multimodal medical image fusion based on parameter-adaptive pulse-coupled neural network and convolutional sparse representation [J]. Comput. Math. Methods Med., 2020:1-13.
- [3] 郭玥,于希明,王少军.遥感图像云检测的多尺度融合分割网络方法[J].仪器仪表学报,2019,40(6):31-38.
- [4] 吴睿曦,肖秦琨,基于深度网络和数据增强的多物体图像识别[J].国外电子测量技术,2019,38(5):86-90.
- [5] CHEN J W, JIAO L C, MA W P. Unsupervised high-level feature extraction of SAR imagery with structured sparsity priors and incremental dictionary learning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(10):1467-1471.
- [6] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [7] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-639.
- [8] BUADES A, COLLB, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [J]. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2005(1):60-65.
- [9] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative reduction based on applying adaptive thresholding onto PDEs methods[J]. The Journal of Engineering, 2017(6): 246-253.
- [10] ZHANG Y, SUN J. An improved BM3D algorithm based on anisotropic diffusion equation [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2020, 17(5):4970-4989.
- [11] 崔程程,周先春,曾明远,等.基于自适应滤波的BM3D降噪算法[J].电子测量技术,2021,44(6):97-101.
- [12] CHEN X L. Research on denoising of brain MRI of alzheimer's disease based on BM3D algorithm [J]. International Journal of Health Systems and Translational Medicine (IJHSTM), 2021, 1(2): 33-43.
- [13] 吴静,周先春,徐新菊,等.三维块匹配波域调和滤波图像去噪[J].计算机科学,2020,47(7):130-134.
- [14] ZIMMER S, DIDAS S, WEICKERT J. A rotationally invariant block matching strategy improving image denoising with non-local means [J]. Inla, 2008, 33(11):2176-2181.
- [15] YAN R, SHAO L, CVETKOVIC S D, et al. Improved nonlocal means based on pre-classification and invariant block matching [J]. Journal of Display Technology, 2012, 8(4):212-218.
- [16] GREWENIG S, ZIMMER S, WEICKERT J. Rotationally invariant similarity measures for nonlocal image denoising [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2011, 22(2):117-130.

#### 作者简介

杨良健,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

E-mail: yanglj2631@163.com

周先春,博士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理和图像处理。

E-mail: zhoux2008@163.com