

基于网格搜索的特定类别图像去噪算法



曹义亲 谢舒慧

华东交通大学软件学院 南昌 330013

(yqcao@ecjtu.edu.cn)

摘要 针对特定类别图像去噪算法存在部分区域纹理丢失以及相似块搜索较为耗时的问题,文中提出了新的基于网格搜索的特定类别图像去噪算法。使用 SSIM 在特定类别数据集中选取与噪声图像相似的候选数据集;为加快相似块的搜索速度,通过网格状粗尺度搜索框遍历候选图像集,使用 kNN 算法寻找网格中与噪声块接近的候选块;为寻找与噪声块更接近的候选块,依据候选块中心位置构造细尺度搜索框,遍历细尺度搜索框筛选候选块与噪声块之间欧氏距离最接近的相似块;结合相似块与全局稀疏结构正则化中的残差分量来恢复噪声图像的潜影。实验结果表明,网格搜索策略能加快相似块的选择速度,使用残差分量不仅能去除图像噪声,还能更好地保留图像边缘处的信息。

关键词: 图像去噪;全局稀疏结构正则化;残差分量;网格搜索;特定类别图像

中图分类号 TP391.41

Category-specific Image Denoising Algorithm Based on Grid Search

CAO Yi-qin and XIE Shu-hui

School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

Abstract Aiming at the problems of partial region texture loss and time-consuming in similar block search of the category-specific image denoising algorithm, a new denoising algorithm for category-specific image based on grid search is proposed. Firstly, the SSIM is used to select candidate data set similar to the noise image in category-specific data sets. In order to speed up the search of similar blocks, the candidate image set is traversed by a coarse-scale grid search box, and the kNN algorithm is used to find the candidate block in the grid that is close to the noise block. Next, in order to find a candidate block that is closer to the noise block, a fine-scale search box is constructed according to the central position of the candidate block, and the fine-scale search box is traversed to screen the similar block with the closest Euclidean distance between the candidate block and the noise block. Finally, the similar block and the residual component in the regularization of global sparse structure are combined to recover the latent image of the noise image. Experimental results show that the grid search strategy can speed up the selection of similar block, and the residual component can not only remove the image noise, but also better preserve the information at the edge of the image.

Keywords Image denoising, Global sparse structure regularization, Residual component, Grid Search, Category-specific image

1 引言

在图像采集和传输的过程中,图像总是不可避免地受到噪声污染,因此各种计算机视觉和图像处理算法常将图像去噪作为其基础模块^[1]。图像去噪主要用于纠正现实世界采集过程中产生的缺陷,完成在显示器上再现的任务^[2]。

多年来,众多学者致力于研究在去除噪声的同时最大限度地保留图像的主要特征(如边缘、纹理、颜色、对比度等)。文献[3-6]利用自然图像中包含的冗余信息,通过选择和分组

相似块的方式进行协作去噪。非局部均值去噪(Non-Local Means Denoising, NLM)^[3]使用非局部相似块的加权平均值来去除噪声,权重设置为像素值之间的欧氏距离,尽管 NLM 的去噪效果较佳,但对原图像结构信息的保护存在不足。不同于 NLM 中使用的欧氏距离,文献[4]提出的三维块匹配滤波(Block-Matching and 3D Filtering, BM3D)方法通过引入硬阈值线性变换来降低欧氏距离的复杂度。该方法主要通过块匹配找到相似块,然后将相似块叠成三维数组,通过三维转换对每个三维阵列执行协作过滤。但 BM3D 方法在噪声标准

到稿日期:2019-09-01 返修日期:2020-01-06 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:江西省科技支撑计划重点项目(20161BBE50081);国家自然科学基金项目(61663009)

This work was supported by the Key Technology Research and Development Program of the Ministry of Science and Technology of Jiangxi Province, China (20161BBE50081) and National Natural Science Foundation of China (61663009).

通信作者:谢舒慧(15970626527@163.com)

差较高的情况下去噪性能急剧下降。与 BM3D 类似,非局部贝叶斯方法(Non-Local Bayes, NLB)^[5]使用相似块的平均值和协方差矩阵来估计原始图像块。文献[6]使用新的范数约束来提高邻近块的相似性,并通过空间自适应迭代奇异阈值分割法得到去噪解。虽然上述方法都具有较好的去噪效果,但只是针对单图进行操作,并未考虑同种类型数据集对去噪效果的影响。

为了有效融合外部数据集,文献[7-9]使用最大似然框架来学习自然图像块的高斯混合模型,以达到图像去噪的效果。文献[7]通过期望最大化算法从相同类别图像数据集中捕获自然图像块的统计数据,并重建特定类别噪声图像的统计先验。为了使文献[7]中的高斯混合模型适应每个自然图像块,文献[8]提出对同类图像中出现的多个类别图像块进行增强。文献[9]提出的块组先验去噪(Patch Group Prior Based Denoising, PGPD)是一种基于邻近块组的非局部自相似(Nonlocal Self-similarity, NSS)先验学习方法,其从自然图像中学习显式 NSS 模型,以实现高性能的去噪。类似的外部去噪方法包括目标图像去噪(Targeted Image Denoising, TID)^[10]和联合图像去噪(Combined Image Denoising, CID)^[11],均针对非特定类别图像进行去噪。

从自然图像中学习到的先验知识并不适用于所有类别,常常导致性能下降。而特定类别图像去噪方法通过提取扩展数据集与噪声图像的部分相似信息来对图像进行去噪,与其他先验方法相比性能得到明显提升^[12]。文献[13]提出了一种在卷积过程中利用特定类别训练实例的方法,以达到恢复衰减图像频率的效果。为了解决运动图像去模糊问题,文献[14]提出基于带通滤波器的特定类别图像先验方法,解决了先验知识难以恢复图像频率的问题。针对复杂的大规模特定类别数据集,文献[15]提出自归一化重要性采样方法。文献[16]提出特定类别图像去噪(Category-Specific Object Image Denoising, CSID)算法,该算法能对特定类别图像进行去噪,能充分利用图像部分与整体之间的相似性,去噪性能得到一定的提升。但是该方法存在两个问题:1)相似块搜索过程中存在较多的冗余块遍历,无形中增加了算法的运行时间;2)使用该算法去噪后的图像会存在部分区域纹理信息丢失的问题。

为了加速相似块的选择,本文使用网格状搜索框代替 CSID 中的滑动窗口,并使用 k 最近邻(k-Nearest Neighbor, kNN)^[17]算法寻找与噪声块接近的候选块;同时为了避免候选块周围存在与噪声块更为接近的相似块,引入细尺度搜索框来进一步筛选相似块。针对 CSID 算法部分区域纹理丢失的问题,本文融入全局稀疏结构正则化中的残差分量^[18-19]来更好地保留边缘信息。

2 相关理论

图像去噪是图像处理的关键问题,在图形设计、计算机视觉、医学成像、遥感等领域有着广泛的应用,其模型的定义如式(1)所示:

$$Y = \phi X + \Omega \quad (1)$$

其中,噪声图像 $Y \in R^M$ 由原始图像 $X \in R^N$ 和高斯噪声 Ω 组成。对于去噪问题, $\phi \in R^{M \times N}$ 设置为单位矩阵^[20-21]。

2.1 CSID 算法

假设图像中的每个像素相互独立,那么给定原始图像,噪声图像的条件似然如式(2)所示:

$$p(Y|X) \propto \exp\left(-\frac{\|Y-X\|_2^2}{\sigma_n^2}\right) \quad (2)$$

其中, $\|\cdot\|_2^2$ 为 L_2 范式, σ_n^2 为高斯噪声方差。复原 X 需要极大化式(2),将式(2)简化为求 $\|Y-X\|_2^2$ 最小化问题。使用滑动窗口将噪声图像划分为 M 个重叠块,每个重叠块包含 N 个像素,用式(3)来近似表示最小化问题。

$$\|Y-X\|_2^2 \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \|y_i - x_i\|_2^2 \quad (3)$$

其中, y_i 为第 i 个噪声块, x_i 为复原图像块。为了将特定类别数据集中寻找的相似块融入式(3),文献[16]将最小化问题转换为式(4):

$$L = \sum_{i=1}^M L_i \quad (4)$$

其中, L_i 代表每个重叠块的最小化问题,如式(5)所示:

$$L_i = \frac{1}{N} \|y_i - x_i\|_2^2 + \lambda_1 (x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i) + \lambda_2 \| [x_i, \gamma_{i,1}, \dots, \gamma_{i,T_i}] \| \quad (5)$$

其中,相似块为 $\{\gamma_{i,j}; j=1, \dots, T_i\}$, T_i 为相似块数量; μ_i 和 Σ_i^{-1} 分别为变换系数向量估计的均值和协方差矩阵; $\|\cdot\|$ 为核范数矩阵; λ_1 和 λ_2 分别是相似块权重和核范数权重。

2.2 全局稀疏结构正则化

文献[19]提出的全局稀疏结构正则化策略是在图像复原模型中引入残差分量 X_R 和低频特征图 X_L ,整体结构如式(6)所示:

$$R_{\text{struct}}(x) = \|x_R\|_1 + z \sum_{d=1}^2 \|g_d \otimes x_L\|_2^2 \quad (6)$$

其中,参数 z 用来控制 X_L 的平滑性; g_d 是沿着 $d \in \{1 = \text{“水平”}, 2 = \text{“垂直”}\}$ 方向的梯度算子; \otimes 为卷积操作; X_R 的展开式如式(7)所示:

$$x_R = X - f_L \otimes x_L \quad (7)$$

其中, f_L 为 3×3 的低通滤波。图像的边缘与细节信息通常只占图像的小部分,但会影响图像的整体去噪效果,而 X_R 能够更好地保留图像的细节信息,如图 1 所示。



(a) X

(b) X_R 图 1 原图与 X_R 处理的图像Fig. 1 Original image and image processed by X_R

图 1(a) 为包含文字的原始图像 X ,用式(7)处理文字图像得到图 1(b)。可以看出, X_R 处理的图像中的文本内容更加突出,边缘信息更丰富。为使图像稀疏化,需要对 X_R 进行 L_1 正则。

3 本文算法

3.1 网格搜索策略

CSID 算法耗费大量时间遍历搜索框,且相似块搜索策略需要人为设定阈值 τ ,不同数据集中 τ 的取值也会发生变化,这必然会增加算法的复杂度。为了减少算法遍历的次数,同时减少参数的设定,本文提出新的网格搜索策略,相似块的选择策略如下:

(1) 准备与噪声图像类似并且不包含噪声的原始数据集,使用结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM) 方法^[22] 从数据集中选取与噪声图像相似的候选图像集。

(2) 假设噪声图像的宽和高分别为 W 和 H , 候选图像的宽和高分别为 W_l 和 H_l 。使用滑动窗口遍历噪声图像,并选取某个重叠块 y_i , 依据 y_i 的中心位置 $[r_i, c_i]$ 得到粗尺度搜索框的中心位置 $[r_{i,l}, c_{i,l}] = [r_i \frac{H_l}{H}, c_i \frac{W_l}{W}]$, 粗尺度搜索框的大小为 51×51 ^[16]。依据粗尺度搜索框遍历候选数据集中的所有样本。

(3) 为加快相似块的选择,对于候选数据集中的每个样本,将粗尺度搜索框划分为 $\frac{51}{N} \times \frac{51}{N}$ 的网格,使用 kNN 搜索网格中与 y_i 最接近的图像块 Z_j 。

(4) 由于 Z_j 附近可能存在与 y_i 更接近的相似块,为此设计细尺度搜索框来进一步筛选相似块。假设细尺度搜索框的大小为 $\frac{3}{2}N \times \frac{3}{2}N$, 依据 Z_j 的中心位置确定细尺度搜索框的中心位置。细尺度搜索框比粗尺度搜索框的范围更小,更贴近重叠块 y_i 的大小,因此本文使用滑动窗口从左到右遍历整个细尺度搜索框并选取候选块 $p_{i,j}$ 与 y_i 之间欧氏距离最小的相似块。

(5) 不断重复步骤(4),直到候选数据集遍历完为止,对所有 $d_{i,j}$ 进行排序,选取距离最小的前 T_i 个相似块 S_i 。

网格搜索策略的具体过程如图 2 所示。

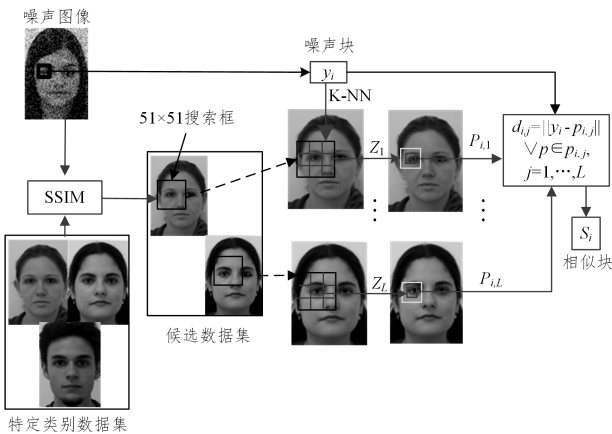


图 2 网格搜索策略

Fig. 2 Grid search strategy

3.2 融合残差分量

通常图像中的细节信息容易被忽略,对于细节丰富的图像,舍弃细节信息会影响图像去噪效果,而全局稀疏结构正则化中的残差分量能保留较多的细节信息。为了弥补 CSID 算

法部分区域纹理和边缘丢失的不足,本文在最小化问题中融入残差分量来更好地保留图像中的边缘信息,如式(8)所示:

$$L_i = \frac{1}{N} \|y_i - x_i\|_2^2 + \lambda_2 \| [x_i, S_i] \|_* + \lambda_1 (x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i) + \|x_R\|_1 \quad (8)$$

其中, $S_i = \gamma_{i,1}, \dots, \gamma_{i,T_i}$, T_i 为筛选出的相似块总数, γ_{i,T_i} 为满足条件的第 T_i 个相似块。相似块与噪声图像接近,同时又是原始图像集中的组成部分,因此能较好地去除噪声块中多余的噪声。

为进一步求解 x_i , 使用包含噪声信息和相似块总数的拉格朗日乘数 $\frac{1}{(T_i+1)\sigma_n^2}$ 来规范化式(8), 并依据辅助变量 $M_i^* = [x_i, S_i]$ 来最小化 L_i , 得到 x_i 的优化结果如式(9)所示:

$$x_i = \min_{x_i} \frac{\|y_i - x_i\|_2^2}{\sigma_n^2} + \frac{\|x_i - M_i^*\|_2^2}{(T_i+1)\sigma_n^2} + \lambda_1 (x_i - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - \mu_i) + \|x_R\|_1 \quad (9)$$

对第 i 个噪声块进行去噪并没有解决整张图像的去噪问题,为了进一步处理整张图像,需要将 x_i 转换到噪声图像的原始位置并计算同一位置下重叠块的平均值,如式(10)所示:

$$X^* = \min_X \lambda_0 \|X - Y\|_2^2 + \sum_{i=1}^M \|Q_i X - x_i\|_2^2 \quad (10)$$

其中, λ_0 是非负常数, Q_i 为第 i 个像素处的重叠块平均值。使用最小二乘法求解式(10), 得到去噪的最终结果 X , 如式(11)所示:

$$X = (\lambda_0 \mathbf{I} + \sum_{i=1}^M Q_i^T Q_i)^{-1} (\lambda_0 Y + \sum_{i=1}^M Q_i^T x_i) \quad (11)$$

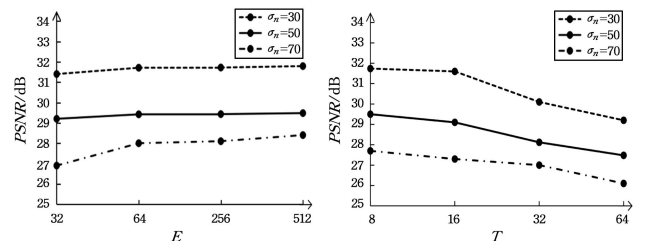
其中, \mathbf{I} 为单位矩阵。

4 实验结果与分析

4.1 参数设置

本文算法中,数据集大小 E 和网格搜索策略选取的相似块数量 T 对图像去噪效果的影响很大,实验开始前需要分析参数 E 和 T 的选取。

由于大部分真实噪声与高斯白噪声非常接近,本文将原始图像加入高斯白噪声。高斯白噪声的标准差为 σ_n , 取值范围为 $\sigma_n = 30, 50, 70$ 。为了找到最佳参数 E 和 T , 需要先固定其他参数值,然后在人脸数据集中测试不同的高斯白噪声标准差下的平均峰值信噪比 (Peak Signal-to-noise Ratio, PSNR) 的变化趋势。因单张图像具有偶然性,这里选取人脸数据集中所有样本的 PSNR 平均值。其中, E 的取值分别为 32, 64, 256 和 512, T 的取值分别为 8, 16, 32 和 64。不同 E 和 T 取值下平均 PSNR 值的变化如图 3 所示。



(a) E 与平均 PSNR 值的关系

(b) T 与平均 PSNR 值的关系

图 3 不同 E 和 T 取值下平均 PSNR 值的变化

Fig. 3 Average PSNR under different values of E and T

从图 3(a)可以看出,当 $E=64$ 时,平均 $PSNR$ 值开始趋于平缓;当 E 增加时,平均 $PSNR$ 值增加得越来越缓慢。数据集中包含的图像数量越多,去噪时遍历的图像就越多,为提高算法的运行效率,这里将 E 取值为 64。从图 3(b)可以看出,随着 T 的增加,平均 $PSNR$ 值不断减少。这种现象的主要原因是:随着相似块数量的增加,相似块之间的外观变形可

能会加剧,那么相似块与噪声块的聚合将会导致图像局部细节的丢失。因此,相似块数量不能过高,这里取值为 $T=8$ 。

除上述参数外,kNN 算法中 k 值的选定、重叠块包含的 N 个像素以及相似块选取所用的距离公式均会影响算法的性能。因此,本文在人脸数据集下计算不同参数的平均 $PSNR$ 值,结果如表 1 所列。

表 1 人脸数据集中不同参数下的 $PSNR$ 平均值

Table 1 Average $PSNR$ under different parameters in face dataset

	k					N					距离			
	8	10	12	14	16	4	8	12	16	20	欧氏距离	曼哈顿距离	马氏距离	Cosine 距离
$PSNR$	25.43	25.47	25.50	25.50	25.49	22.13	24.66	25.49	26.02	25.85	26.02	23.04	25.84	25.97

由表 1 可以看出,当 k 值超过 12 时, $PSNR$ 平均值开始缓慢下降;当 N 取 16 时, $PSNR$ 平均值取值最高;与其他常用距离公式相比,选取相似块所用的欧氏距离的 $PSNR$ 平均值效果最佳。因此,本文实验中, $k=12$, $N=16$,距离公式为欧氏距离。

4.2 去噪效果定性分析

选取相关图像去噪算法与本文算法进行实验对比,对比算法包括 BM3D、NLM、TID、PGPD、块似然对数期望 (the Expected Patch Log Likelihood, EPLL)^[23]、PCLR (External Patch Prior Guided Internal Clustering)^[24]、加权核范数最小化 (weighted nuclear norm minimization, WNNM)^[25] 和 CSID

算法。为保证实验的公正性,所有算法都在相同的实验环境下进行,即 CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) i7-6700, CPU 频率为 3.4GHz,编程环境为 MATLABR 2014a,操作系统 Windows 7 64 位,8GB 内存。

为分析不同算法在非单一数据集下的表现,本文选取 3 类数据集进行对比,分别是人脸数据集、纹理数据集和雕塑数据集,关于数据集大小的选择,已在 4.1 节中详细阐述。为更好地区分不同算法的去噪效果,需要从数据集中选取相同的原始图片,并设置一致的高斯白噪声标准差 $\sigma_n=30$ 。同时,为与 CSID 算法中的参数保持一致,部分权重参数和相似块数量均设为 $\lambda_0=1$, $\lambda_1=0.5$, $\lambda_2=10$, $T=8$ 。实验结果如图 4 所示。

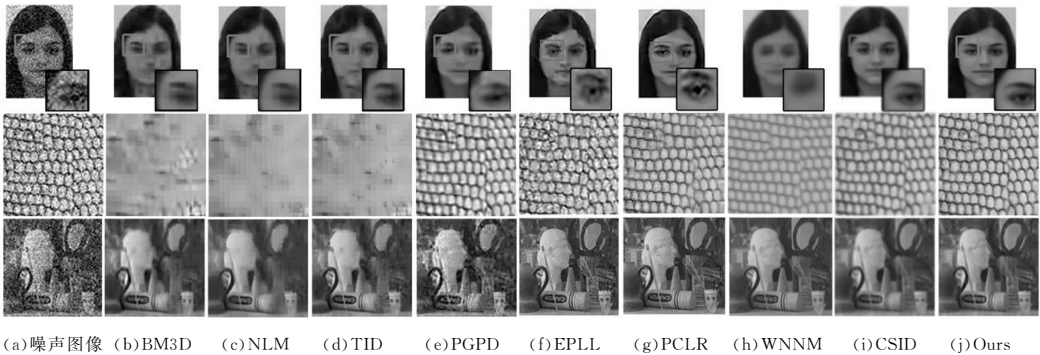


图 4 不同数据集下不同算法的结果对比

Fig. 4 Comparison of different algorithms under different dataset

从图 4 可以看出,BM3D 算法、NLM 算法和 TID 算法在 3 种数据集下的表现不佳,得到的去噪图像较为模糊;而 CSID 算法与本文算法处理后的图像清晰度明显得到提升。从人脸数据集和雕塑数据集可以看出,BM3D 算法、NLM 算法和 TID 算法得到的去噪图与原始图像相差甚远,基本不能辨识;而与 BM3D 算法、NLM 算法和 TID 算法相比,PGPD 算法能够较好地复原原始图像,但是在图像左半部分和右半部分均较为模糊。在纹理数据集下 CSID 算法的表现比 PGPD 算法更好,但由于纹理图像包含较多的边缘信息,CSID 算法在右下角和左上角小部分地区开始变得模糊。EPLL 算法在人脸数据集和纹理数据集下较为模糊。PCLR 算法在雕塑数据集下较为清晰,但在人脸数据集下较为模糊。WNNM 算法在纹理数据集和人脸数据集下均很模糊,但在雕塑数据集下较为清晰。而本文算法在 3 种数据集下的去噪效

果更佳。因此,综合不同数据集的比较结果,与其他算法相比,本文算法的去噪效果最佳,且能更好地保留图像的边缘信息。

4.3 去噪效果定量分析

为进一步消除高斯白噪声标准差对各种算法的影响,本文选取 3 种数据集中所有样本的平均 $PSNR$ 和平均 $FSIM$ 指标对算法进行验证,并将 σ_n 设为 30, 50 和 70,结果如表 2、表 3 所列。从表 2 可以看出,在人脸数据集和纹理数据集中,本文算法的平均 $PSNR$ 值一直保持最高值,去噪效果均优于对比算法。在雕塑数据集中,当 $\sigma_n=30$ 时,PCLR 算法的平均 $PSNR$ 值高于其他算法。其主要原因是雕塑数据集包含的信息较为丰富,本文算法将复杂的信息平滑化,影响了部分内容的信息,因此平均 $PSNR$ 值略低于 PCLR 算法,但在整体上本文算法的平均 $PSNR$ 值表现最佳。

表 2 不同数据集下各类算法的平均 PSRN 值

Table 2 Average PSRN of different algorithms under different datasets

	σ_n	BM3D	NLM	TID	PGPD	EPLL	PCLR	WNNM	CSID	Ours
人脸数据集	30	29.83	28.97	31.15	30.30	29.47	23.82	22.77	31.14	31.71
	50	27.25	27.31	28.28	27.48	26.70	19.37	21.76	29.03	29.42
	70	24.71	25.34	25.62	25.29	24.78	21.32	27.78	27.56	28.00
纹理数据集	30	13.54	13.11	13.24	21.54	21.04	21.74	22.30	23.59	23.96
	50	13.63	13.13	13.28	18.69	19.47	18.34	21.73	22.03	22.45
	70	13.51	13.11	13.21	16.68	16.66	16.16	20.92	20.60	21.08
雕塑数据集	30	24.52	22.88	24.50	24.06	27.37	28.92	25.43	28.18	28.21
	50	22.64	21.76	23.06	20.60	25.98	25.04	24.02	25.79	26.16
	70	21.45	20.89	21.88	18.38	26.34	22.39	22.74	24.25	24.77

表 3 不同数据集下各类算法的平均 FSIM 值

Table 3 Average FSIM of different algorithms under different datasets

	σ_n	BM3D	NLM	TID	PGPD	EPLL	PCLR	WNNM	CSID	Ours
人脸数据集	30	0.877	0.939	0.960	0.961	0.952	0.923	0.940	0.956	0.967
	50	0.891	0.902	0.934	0.932	0.930	0.881	0.904	0.931	0.935
	70	0.893	0.891	0.902	0.910	0.907	0.844	0.873	0.911	0.913
纹理数据集	30	0.902	0.894	0.995	0.945	0.876	0.939	0.995	0.992	0.996
	50	0.910	0.892	0.993	0.921	0.846	0.870	0.994	0.991	0.993
	70	0.934	0.891	0.991	0.918	0.824	0.823	0.990	0.990	0.992
雕塑数据集	30	0.945	0.929	0.937	0.940	0.924	0.865	0.883	0.990	0.992
	50	0.890	0.892	0.901	0.925	0.881	0.275	0.866	0.893	0.991
	70	0.896	0.890	0.883	0.910	0.866	0.685	0.857	0.892	0.990

从表 3 可以看出,在纹理数据集中 $\sigma_n=50$ 时,WNNM 算法的结果略优于本文算法,但在其他情况下该算法的表现均劣于本文算法。整体上无论高斯白噪声标准差大小如何变化,本文算法的平均 FSIM 值保持最高值,去噪效果优于其他对比算法。

为分析不同算法间保留边缘信息的能力,同时排除单图存在的偶然性,本文选取数据集中所有样本的边缘保持数 (Edge Preserve Index,EPI)^[26] 平均值来进行对比,其中 σ_n 为 30,结果如表 4 所列。

表 4 不同数据集下各类算法的平均 EPI 值

Table 4 Average EPI of different algorithms under different dataset

算法	人脸数据集	纹理数据集	雕塑数据集
BM3D	0.2346	0.0913	0.2661
NLM	0.2662	0.0545	0.2112
TID	0.4376	0.0711	0.2865
PGPD	0.4895	0.5343	0.4081
EPLL	0.4178	0.4775	0.3870
PCLR	0.4574	0.4718	0.4679
WNNM	0.3410	0.2324	0.3141
CSID	0.4240	0.5453	0.5076
Ours	0.5502	0.5574	0.5284

从表 4 可以看出,在不同数据集下,本文算法的平均 EPI 均高于其他算法,说明本文算法能更好地保留图像的边缘信息。

为对比不同算法运行时间的差异,本文选取 σ_n 为 30 的人脸数据集进行验证,结果如表 5 所列。由于 NLM 算法、PGPD 算法和 BM3D 算法只是针对单图进行处理,并没有使用数据集,因此运行时间与其他算法没有可比性。从表 5 可以看出,TID 算法耗时最长,CSID 算法次之,本文算法耗时最短。这是因为相比 CSID 算法,本文算法在搜索相似块时使

用了网格搜索策略,减少了部分冗余候选块的搜索。

表 5 不同数据集下各类算法的运行时间

Table 5 Running time of different algorithms under different datasets

算法	TID	CSID	Ours
时间/s	146.69	134.23	129.12

结束语 本文提出了一种基于网格搜索的特定类别图像去噪算法,该算法使用 SSIM 从特定类别数据集中寻找与噪声图像接近的候选数据集,依据网格状粗尺度搜索框遍历候选数据集,通过 kNN 算法选出与噪声块最接近的候选块并确定网格中细尺度搜索框的位置,遍历细尺度搜索框,寻找候选数据集中与噪声块欧氏距离最接近的相似块。本文算法与其他外部去噪方法的区别是变换域去噪问题的公式化。此外,其在模型中融入了全局结构正则化的残差分量,从而更好地保留了图像的纹理信息。通过与相关算法的对比可知,网格搜索特定类别图像去噪算法在去噪性能和时间效率上有所提升,在保留图像细节信息的同时,提升了算法的去噪效果和算法的运行效率。但本文并未研究数据集中图像的角度、大小、亮度等特性对算法的影响,选择不同类型的数据集进行研究将是下一步的工作。

参考文献

- [1] QIANG G,ZHANG C,ZHANG Y,et al. An efficient SVD-based method for image denoising [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2016, 26(5): 868-880.
- [2] GHIMPETEANU G,BATARD T,BERTALMIO M,et al. A decomposition framework for image denoising algorithms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 25(1): 388-399.
- [3] BUADES A,COLL B,MOREL J M. A non-local algorithm for

- image denoising [C]//CVPR 2005:2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego;IEEE,2005:60-65.
- [4] DABOV K,FOI R,KATKOVNIK V,et al. Image denoising with block-matching and 3D filtering [C]// Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks and Machine Learning, United States;SPIE,2006:354-365.
- [5] LEBRUN M,BUADES A,MOREL J M. A nonlocal Bayesian image denoising algorithm [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences,2013,6(3):1665-1688.
- [6] DONG W,SHI G,LI X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation;a low-rank approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2013,22(2):700-711.
- [7] ZORAN D,WEISS Y. From learning models of natural image patches to whole image restoration [C]//ICCV 2011:2011 International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain: IEEE,2011:479-486.
- [8] TEODORO A M,BIOUCAS-DIAS J M,FIGUEIREDO M A. Image restoration with locally selected class-adapted models [C]// 2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing, Italy;IEEE,2016:13-16.
- [9] XU J,ZHANG L,ZUO W,et al. Patch group based nonlocal self-similarity prior learning for image denoising [C] // ICCV 2015:2015 IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago,Chile;IEEE Computer Society,2015:2380-7504.
- [10] LUO E,CHAN S H,NGUYEN T Q. Adaptive image denoising by targeted databases [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2015,24(7):2167-2181.
- [11] YUE H,SUN X,YANG J,et al. Image denoising by exploring external and internal correlations [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2015,24(6):1967-1982.
- [12] MADAM N T,KUMAR S,RAJAGOPALAN A N. Unsupervised class-specific deblurring [C]// The European Conference on Computer Vision(ECCV 2018). Munich;Springer,2018:353-369.
- [13] ANWAR S,HUYNH C P,PORIKLI F. Class-specific image deblurring [C]//IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV 2015). 2015:495-503.
- [14] ANWAR S,HUYNH C P,PORIKLI F. Image deblurring with a class-specific prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2018,41(9):2112-2130.
- [15] NIKNEJAD M,BIOUCAS-DIAS J M,FIGUEIREDO M A T. External patch-based image restoration using importance sampling [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2019,28(9):4460-4470.
- [16] ANWAR S,PORIKLI F,HUYNH C P. Category-Specific object image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2017,26(11):5506-5518.
- [17] DUDANI S A. The distance-weighted k-nearest-neighbor rule [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics,1976,6(4):325-327.
- [18] ZHANG M,DESROSIERS C. Image completion with global structure and weighted nuclear norm regularization[C]// 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2017). Anchorage;IEEE,2017:2161-4407.
- [19] ZHANG M,CHRISTIAN D. High-quality image restoration using low-rank patch regularization and global structure sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2019,28(2):868-879.
- [20] CHERCHIA G,PUSTELNIK N,PESQUET B,et al. A nonlocal structure tensor-based approach for multicomponent image recovery problems [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2014,23(12):5531-5544.
- [21] GU S,XIE Q,MENG D,et al. Weighted nuclear norm minimization and its applications to low level vision [J]. International Journal of Computer Vision,2017,121(2):183-208.
- [22] WANG Z,BOVIK A C,SHEIKH H R,et al. Image quality assessment;from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2004,13(4):600-612.
- [23] ZORAN D,WEISS Y. From learning models of natural image patches to whole image restoration [C] // Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, Piscataway NJ;IEEE,2011:479-486.
- [24] CHEN F,ZHANG L,YU H. External patch prior guided internal clustering for image denoising[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE,2015:603-611.
- [25] GU S,ZHANG L,ZUO W,et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]//2014 the 27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, Piscataway; IEEE, 2014: 2862-2869.
- [26] WU Y Q,WU C. Denoising of Hyperspectral remote sensing images using NSCT and KPCA [J]. Journal of Remote Sensing,2012,16(3):533-544.



CAO Yi-qin, born in 1964, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include image processing, and pattern recognition.



XIE Shu-hui, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include image processing, and pattern recognition.