

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106965

基于广义全变分的自适应 BM3D 算法*

万东东¹ 周先春^{1,2,3} 詹明远^{1,4} 汪志飞^{1,4} 王新晔¹ 殷豪¹

(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; 4.南京信息工程大学 长望学院 南京 210044)

摘要: 为了解决三维块匹配算法在处理图像边缘上产生的高频伪像和抑制阶梯效应,提出了一种基于广义全变分的自适应 BM3D 算法。首先,经过预分类得到两个具有不同结构信息的块子集。在具有复杂变化的子集中,考虑到自适应算法可以显著减小 BM3D 算法用于匹配的遍历范围,对该区域采用自适应参考块匹配;在具有均匀变化的子集中,应用原始大小固定的参考块。针对图像处理产生的阶梯效应,提出一种新型的广义全变分(CTGV),二阶总广义变分能自动平衡图像的一阶和二阶偏导的特性,引入变异系数,可调节广义全变分的扩散效果。通过实验数据对比,该算法相比较于 BM3D 算法及其他算法,图像的 PSNR 值提升 1~2 dB,SSIM 值也有显著提升,同时对视觉效果,该算法有效地去除了高频伪像和抑制阶梯效应。

关键词: 三维块匹配;变异系数;自适应;广义全变分

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

Adaptive BM3D algorithm based on generalized total variation

Wan Dongdong¹ Zhou Xianchun^{1,2,3} Zan Mingyuan^{1,4} Wang Zhifei^{1,4} Wang Xinye¹ Yin Hao¹

(1. School of Electronic 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;
4. Changwang School of Honors, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to solve the three dimensional block matching algorithm on the processing image edge of high-frequency pseudo like ladder and inhibition effect, proposes a adaptive BM3D algorithm based on generalized variational all. First, after a preliminary classification get two blocks with different structure information subset. In a complex change of subset, considering the adaptive algorithm can significantly reduce the BM3D algorithm used to match the traversal, to adopt adaptive reference block matching the area, in a uniform variation of subset, application of the original fixed reference block size. The staircase effect in view of the image processing, puts forward a new kind of generalized variational (CTGV), second order total generalized variational can automatic balance of first and second order partial derivative of the image features, introduced the variation coefficient, the adjustable generalized variational diffusion effect. By comparison with the experimental data, the algorithm compared with BM3D algorithm and other algorithms, image PSNR improvement more than 1~2 dB, SSIM values also have a significant boost, contrast visual effects, this algorithm is effective in addition to the high frequency artifacts and the effect of the inhibition of ladder.

Keywords: 3D block matching; coefficient of variation; self adaptation; total generalized variation

0 引言

图像是目前信息传播的主要方法之一,因此图像去噪显得尤为重要。许多去噪方法,包括空间域去噪方法和变换域去噪方法,已经得到了广泛的应用。对于加性高斯白

噪声的情况,目前最好的传统算法是三维块匹配算法(BM3D)。2005年,非局部均值(NLM)方法由 Buades 等提出,该方法对需处理的噪声能量要求严格。而在文献[1]中利用整幅图像的冗余信息,避免了传统 NLM 滤波方法受噪声能量影响的问题。NL-Means 算法对于冗余度不

收稿日期:2021-06-17

* 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项目、江苏省大学生创新创业训练计划项目(202010300128P,202110300050Z)资助

高、重复模式不多的图像所能够匹配的相似块不多,对这些相似区域取平均,导致图像纹理细节过度平滑。文献[2]通过对原非局部均值(NLM)图像去噪算法进行改进,提出一种利用马氏距离作为衡量图像像素点相似性的非局部均值图像去噪算法。之后,Dabov等^[3]在2007年提出了一种基于NLM改进了算法一块匹配三维滤波,新的图像去噪方法使用非局部自相似模型,该模型试图利用图像的自相似性来恢复原始图像。由于BM3D算法良好的去噪性能,基于它提出了许多改进的去噪算法,其中一些算法使用其他去噪方法来改进BM3D算法。例如,刘向乐等^[4]利用小波方法对BM3D算法进行了改进。Zhong等^[5]提出了一种利用非局部中心化先验的改进BM3D算法。韩玉兰等^[6]利用积分图改进了BM3D算法。但BM3D算法在处理图像的细节、纹理和边缘部分时,效果不佳,且容易产生边缘振铃现象。然而相比之下,其他一些改进的算法将神经网络与BM3D算法相结合。例如,文献[7]提出了一种将神经网络与BM3D算法相结合的基于学习的算法。在图像处理方面,文献[8]加入了深度学习能够使一些算法即使在复杂的环境下也能有着不错的识别效果,通过增加神经网络的网络层数,能够有效地提取出待识别图像的相关特征。其中,逐层设置由浅至深的网络层数就能够提高目标检测的效果。此外针对传统BM3D算法容易模糊图像边缘/纹理等细节问题,文献[9]提出一种基于边缘保护的改进多项式匹配滤波的算法。该方法在常规多项式匹配算法基础上,改进滤波窗口的选择方式,沿着图像纹理走向方向提取自适应滑动滤波窗口,选择具有最小匹配误差的窗口进行匹配滤波并作为最终输出结果。文献[10]针对噪声污染区域面积大的图像,结合了语义损失函数和感知损失函数,并通过改进激活函数 Sigmoid 函数扩大了不饱和区域,解决了梯度易消失的问题。这些改进算法均具有良好的去噪性能,然而,它们的计算成本仍然相当高。文献[11]针对当前图像去噪算法缺乏对整体结构的分析以及运算量过大的不足,提出了一种利用波域调和滤波扩散模型改进。此外,传统BM3D算法使用大小固定的参考块进行匹配。噪声图像中各个区域之间的差异被忽略,这可能导致参考块的三维阵列不准确,并造成对整个图像的不准确估计。基于此,Song等^[12]提出了一种基于变异系数预分类的自适应算法。文献[13]基于数字图像处理技术,提出一种具备全局阈值自适应调整的高亮表面缺陷识别新方法。由于噪声结构差异,BM3D给图像去噪后仍可能出现伪影。而TGV算法可以很好地去除伪影以及抑制阶梯效应,刘巧红等^[14]提出了提出了一种改进的二阶总广义变分(TGV)的图像去噪方法。文献[15]针对传统全变分进行扩展,提出了一种高阶全变分结合交叠组合稀疏的新算法,将像素级别梯度信息推广为高阶交叠组合稀疏梯度信息,更好地抑制了因全变分产生的阶梯效应并保存了图像边缘等细节信息。

本文算法在BM3D中使用自适应参考块,根据上述参

考文献,提出了一种新型的二阶全变分算法(CTGV),并通过该二阶全变分(CTGV)后处理,抑制阶梯效应的产生,保护图像的重要结构信息。

1 相关算法理论

1.1 BM3D 算法

BM3D算法主要分成两大部分:基础估计和最终估计,每一个部分又可以分成3个小步骤^[16]。

基础估计将图像分成若干个相同大小的图像参考块,对每个参考块执行块匹配分组和3D变换域滤波操作。由于在处理参考块会发生重叠,因此在滤波处理之后,将估计值加权平均得到基础估计后的图像。首先对图像进行分块,得到尺寸形状相同的邻域参考块,寻找搜索邻域内的相似块,并将这些邻域块组合起来形成三维矩阵。判断邻域图像块相似是由这些图像块之间的欧式距离决定的。选取阈值 τ ,将满足 $d < \tau$ 的相似块分为一组,形成集合A,将集合A中的块按照 d 值排序,形成三维矩阵 T_P 。在生成三维数组后,进行协同滤波,将三维等距线性变换应用到新生成的三维块上,进行硬阈值滤波,得到新的集合B,如式(1)所示。

$$B = \tau_{3D}^{-1}(R(\tau_{3D}T_P)) \quad (1)$$

三维变换滤波后,利用大小不一样的权值,使用加权平均得到每个参考邻域块的近似值,然后将所有的邻域图像块聚合起来得到图像的基础估计 $R_{basic}(i)$ 。

在通过基础估计后,去除了一部分噪声,也保留了图像的边缘细节信息。最终估计与基础估计的步骤相似,即分组、滤波和重新构建。首先对基础估计中得到的 $R_{basic}(i)$ 进行块匹配分组,得到两个三维数组,一个来自估计的图像 T_{p1} ,另一个来自噪声图像 T_{p2} 。对上述得到的两个三维数组进行三维变换(二维DCT变换和一维变换),后对基础估计图像对应的三维矩阵 T_{p1} 进行维纳滤波。

最后,对得到的邻域块实现聚合,由于重叠,导致有些区域权重较大,故需要对于重叠区域,用相似块的加权平均值作为最终估计。

1.2 广义全变分(TGV)

TGV是Bredies等^[17]在2009年提出的一个新型变分正则项—广义全变分。相比于TV,TGV作为一种高阶的变分模型,TGV能够逼近任意阶的分段多项式函数,有效地克服了TV模型易于产生阶梯效应的缺陷。TGV定义为:

$$TGV_{\alpha}^k(u) = \sup \left\{ \int_{\Omega} u \operatorname{div}^2 v dx \mid v \in C_c^k(\Omega, \operatorname{Sym}^k(R^d)), \right. \\ \left. \int_{\Omega} \|\operatorname{div}^j v\|_{\infty} \leq \alpha_j, j = 0, 1, \dots, k-1 \right\} \quad (2)$$

其中, $\operatorname{Sym}^k(R^d)$ 为 k 阶对称张量空间, Ω 是 R^d 中的一个开区域, α 为权重参数, div 为对称散度算子。令 $k=2$,则上式变成常用的二阶TGV正则项,再利用Legendre-Fenchel对偶方法,可得到二阶TGV正则项的等价离散形

式(3),公式如下:

$$TGV_{\alpha}^2(u) = \min_v \{ \alpha_1 \| \nabla(u-v) \|_1 + \alpha_2 \| \nabla(v) \|_1 \} \quad (3)$$

其中, $v \in C_2^2(\Omega, Sym^2(R^d))$ 为图像 Ω 域上相关的二阶对称张量函数,即 $v(x) \in Sym^2(R^d), x \in \Omega$ 。

2 基于广义全变分的自适应 BM3D 算法

2.1 参考块自适应

图像的纹理区域中包含的类似信息相对复杂。为了避免噪声对同质区域的干扰,有必要将图像分成获得纹理区域和同质区域,用于后续的去噪处理。变异系数是图像均匀性的指标。图像中以大小为 $n \times n$ 的点 I 为中心的块的变异系数(CV)^[18]定义为:

$$CV(i, n) = \sqrt{\frac{Var(N_i)}{Ave^2(N_i)}} = \sqrt{\frac{\frac{1}{n^2} \sum_{j \in N_j} (v(j) - Ave(N_j))^2}{Ave^2(N_i)}} \quad (4)$$

其中, N_i 是以点 I 为中心的正方形邻域中像素的索引集,即参考块,大小为 $n \times n$; $v(j)$ 是邻域中点 j 的像素值; $Ave(N_i)$ 是邻域内所有像素的平均值, $Var(N_i)$ 是相关方差。

为了对有噪声的图像进行预分类,首先将其分割成大小为 $n \times n$ 的较小块。将分割块的索引集表示为 j 。然后,图像预分类后的同质区域 R^{flat} 和纹理区域 R^{struc} 可以写成:

$$\begin{cases} R^{flat} = \{j \in J: CV(j, n) \leq \mu\} \\ R^{struc} = \{j \in K: CV(j, n) > \mu\} \end{cases} \quad (5)$$

其中, μ 是预分类的阈值。在同质区域中,图像信息不像在纹理区域中那样突然变化。因此,块的方差较小。那么 CV 值较小,所以使用固定大小的参考块。在纹理区域,对于变化较小的子区域,可以使用较大尺寸的参考块进行搜索相似块。这是因为较大尺寸的参考块可以容纳更多相似的细节信息。对于变化较大的子区域,需要使用较小尺寸的参考块,使得目标块和参考块之间的相似性尽可能大。如果在快速变化的子区域中使用不适当大小的参考块,块之间的相似性将会降低,使后续三维矩阵将具有更多的干扰信息。

假设纹理区域新图像的块的左上角在 (x, y) 处协调,将向右和向下的方向表示为正方向,向左和向上的行程表示为负方向。从 (x, y) 开始,向正方向走,得到一个大小为 $n \times n$ 的邻域,假设它在遍历的索引区域是 j^{adap} ,那么这个区域的中心坐标为 $((2x+n)/2, (2y+n)/2)$,这个区域的 CV 值为:

$$CV(j^{adap}, n) = \sqrt{\frac{Var(N_{j^{adap}})}{Ave^2(N_{j^{adap}})}} \quad (6)$$

由此,可以确定结构区域中 j^{adap} 块的自适应参考块大

小的标准为:

$$\hat{s} = \operatorname{argmin}_{s \in u} CV(j^{adap}, s) \quad (7)$$

其中, \hat{s} 是自适应确定的结构区域 j^{adap} 中块的参考块大小; s 是在集合 u 中自适应选择的参考块大小。

2.2 TGV 图像后处理

针对图像去噪过程中易产生阶梯效应的缺陷,本文采用 TGV 正则项^[19]进而得到一种新的二阶变分 CTGV 算法。

为了简化最小化过程,通过直接计算二阶导数来消除辅助变量 v ,得到:

$$TGV_{\alpha}^2(u) = (\alpha_1 \| \nabla u \|_1 + \alpha_2 \| \nabla(\nabla v) \|_1) \quad (8)$$

普通导数只会在一个方向上计算,这会导致结果各向异性,本文提出了一种各向同性的双边总变分函数,能有效的针对多个方向进行计算:

$$|\nabla z|_{i,j} = \sum_{s,t=-p}^p \frac{1}{\sqrt{s^2+t^2}} |z_{i+s,j+t} - z_{i,j}|, |s|+|t| > 0 \quad (9)$$

p 控制窗口大小,本文 p 值取 1。二阶导数表现为张量,使用与一阶导数计算方式相同的方法计算二阶导数:

$$|\nabla u|_{i,j} = \sum_{s,t=-p}^p \frac{1}{p \sqrt{s^2-t^2}} |u_{i+s,j+t} - 2u_{i,j} + u_{i-s,j-t}|, |s|+|t| > 0 \quad (10)$$

本文根据前面提出的变异系数算法,调节 TGV 的扩散效果,得到本文所用的 CTGV 公式,公式如下:

$$TGV_{\alpha}^2(u) = \frac{1}{1+CV} (\alpha_1 \| \nabla u \|_1 + \alpha_2 \| \nabla(\nabla v) \|_1) \quad (11)$$

图像的纹理区域对应着较大的 CV 值,需要使其扩散能力变得较弱,能较好地保留纹理特征;图像的同质区域对应着较小的 CV 值,能够有较好的扩散效果,抑制阶梯效应。

3 实验结果与分析

为了验证本算法的可靠性,本文采用峰值信噪比 (PSNR)^[20]和结构相似性(SSIM)^[21]指标来评价去噪效果,与传统 BM3D、NLM 算法以及 BM3D+TGV 组合算法对比,测试图像采用从测试图像库里选择的 3 幅图像: Lena、House、Barbara。PSNR 的定义分别如下:

$$PSNR = 10 \cdot \lg\left(\frac{255^2}{\sqrt{MSE}}\right) \quad (12)$$

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2 \quad (13)$$

SSIM 的定义为:

$$SSIM = \frac{(2\mu_1\mu_2 + C_1)(2\sigma_{12} + C_2)}{(\mu_1^2 + \mu_2^2 + C_1)(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + C_2)} \quad (14)$$

其中, μ_1 和 μ_2 分别是原始图像 \hat{u} 和去噪后的图像 u 的均值, σ_1 和 σ_2 分别是 \hat{u} 和 u 的方差,SSIM 是用来衡量两幅图像相似度的指标,通常其值越接近 1,表示两幅图像的结

构越相似。

本文选取了图像 House、Barbara、Lena 作为代表图像进行实验对比。图 1~3 是各种去噪方法针对添加了标准差为 20 的高斯噪声的 House、Barbara、Lena 图像的处理结果,图 1~3 中(b)和(c)分别是传统的 NLM 去噪和 BM3D 算法去噪结果,图 1~3 中(d)是 BM3D 和 TGV 组合算法的去噪结果,图 1~3 中(e)是本文提出的基于广义全变分的自适应 BM3D 算法的去噪结果。

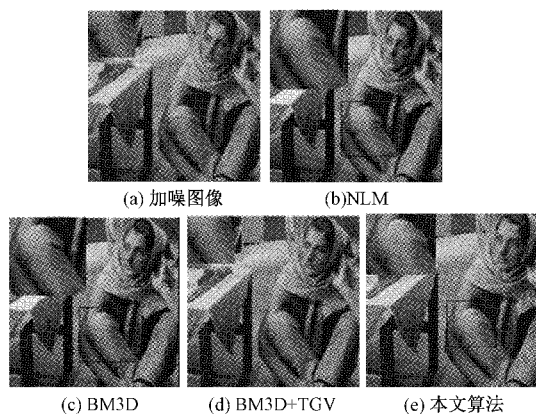


图 1 Barbara 去噪效果对比

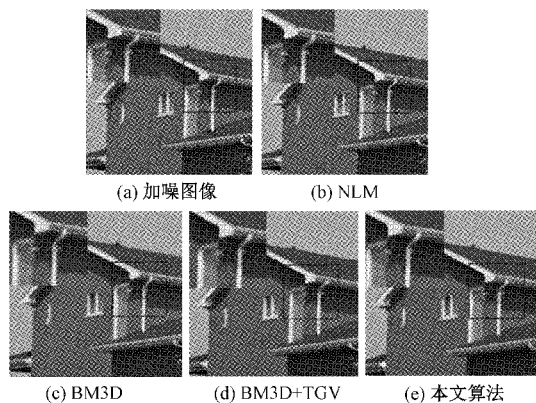


图 2 House 去噪效果对比

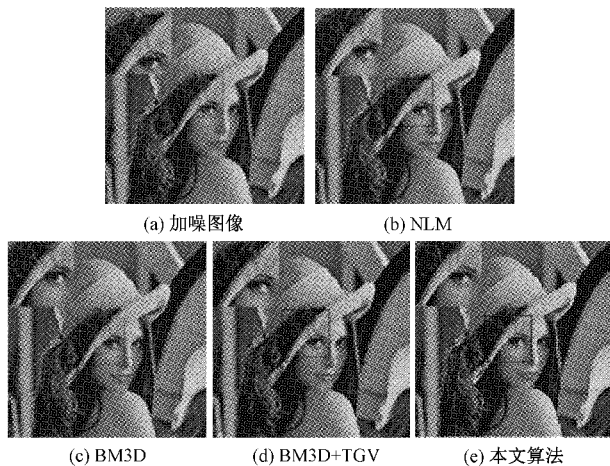


图 3 Lena 去噪效果对比

表 1 和 2 为对本文算法和传统算法对图像去噪结果作出了评价,原始图像噪声参数分别为标准差 $\sigma = 15, 20, 25$ 的高斯噪声。

表 1 采用不同算法处理不同图片的 PSNR 对比

PSNR/dB	σ_n	NLM	BM3D	BM3D+TGV	本文算法
Barbara	15	27.34	29.87	30.28	32.41
	20	26.56	28.68	29.54	32.07
	25	26.47	28.07	29.09	31.89
House	15	28.06	30.45	30.53	33.76
	20	27.39	29.07	30.24	31.59
	25	26.86	29.74	30.06	31.38
Lena	15	27.58	30.79	31.51	33.68
	20	25.97	28.34	31.33	32.16
	25	25.65	28.18	30.77	32.13

表 2 采用不同算法处理不同图片的 SSIM 对比

SSIM	σ_n	NLM	BM3D	BM3D+TGV	本文算法
Barbara	15	0.652 8	0.864 9	0.877 2	0.928 5
	20	0.586 5	0.752 8	0.796 2	0.873 1
	25	0.557 8	0.723 7	0.754 7	0.864 8
House	15	0.673 2	0.839 4	0.913 2	0.934 6
	20	0.602 9	0.761 7	0.854 8	0.863 5
	25	0.597 3	0.751 6	0.791 5	0.843 8
Lena	15	0.696 7	0.893 7	0.903 7	0.923 4
	20	0.571 6	0.784 7	0.846 3	0.882 9
	25	0.553 6	0.774 6	0.797 2	0.853 9

如表 1、2 中数据表明, BM3D 算法基于 NLM 算法基础确实有改进,而在 BM3D 算法后应用 TGV 去噪 SSIM 和 PSNR 值均有显著增加,验证了 TGV 算法对图像的阶梯效应有抑制作用,本文采用变异系数来调节 TGV 正则化的效果,使有效抑制噪声同时仅损失少量细节。

待去噪图像为图 1、2 和图 3(a),从各种方法的去噪结果可以看出,传统算法采用了大小相同的参考块,如图 1、2 和图 3(b)和(c),可以看出对边缘细节有一定影响,图像清晰度有所下降,产生了阶梯效应;而将 TGV 作为正则项,去噪的结果虽然超越了 TV 去噪,避免了阶梯效应,但是标准的 TGV 模型没有考虑图像本身的结构特征,从图 1、2 和图 3(d)可以看出,图像的重要特征的边缘、纹理丰富处等在去噪后易模糊化,不够尖锐,效果不够理想。本文提出了一种各向同性的双边总变分函数,并在 TGV 正则项上引入了一个图像变异系数。由图像本身的特征可知,图像的边缘部分通常具有较大的变异系数值,而图像的平坦区域通常具有较小的变异系数值。针对大梯度的边缘处,实行较弱的平滑,以保持边缘信息;而较大的扩散系数能使得图像平坦处有着较强的平滑。

本文算法从视觉效果上较其他算法更加自然,将图 1、2 和图 3(e)与其他算法去噪结果对比,可以看出,图像的边缘和结构细节部分更为自然清晰,尤其是 Barbara 的裤子纹理、House 的屋檐和水管、Lena 的头发和帽子装饰等边缘的部分,本文方法处理的更好。由此进一步证明了本文提出的基于广义全变分的自适应 BM3D 算法具有更加良好的边缘保持性和结构增强性。

4 结 论

本文提出了一种基于广义全变分的自适应 BM3D 去噪的效果。本文采用了自适应参考块,通过变异系数在同质区域和纹理区域使用不同的参考块,减少了运行成本,较好地保护了图像边缘特征。在广义总变分的理论基础之上,本文提出的二阶总广义变分能自动平衡图像的一阶和二阶偏导的特性,有效地抑制了阶梯效应,根据变异系数,可自适应的调节广义全变分的扩散效果。

通过对比试验,本文较传统算法有较大的改进。但本文算法相较于原始的 TGV 去噪,本文算法避免了过度平滑,相较于原始 BM3D 算法,本文算法对边缘特征有更好的保护作用。但该方法对彩色图像的去噪效果不是很好,希望后续将该算法改进以应用于不同的图像去噪的问题研究中。

参考文献

- [1] HE L, TAN J, HUO X, et al. A novel super-resolution image and video reconstruction approach based on Newton-Thiele's rational kernel in sparse principal component analysis[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2017, 76(7):1-21.
- [2] 阴盼强, 路东明, 袁渊. 基于马氏距离的改进非局部均值图像去噪算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(3):404-410.
- [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] 刘向乐, 冯象初. 小波域三维块匹配图像去噪[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(16):185-187.
- [5] ZHONG H, MA K, ZHOU Y, et al. Modified BM3D algorithm for image denoising using nonlocal centralization prior[J]. *Signal Processing the Official Publication of the European Association for Signal Processing*, 2015, 106:342-347.
- [6] 韩玉兰, 宣士斌, 刘香品. 一种快速的三维块匹配图像去噪方法[J]. *广西民族大学学报(自然科学版)*, 2015, 21(2):73-80.
- [7] YANG D, SUN J. BM3D-Net: A convolutional neural network for transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 25(1):55-59.
- [8] 张培培, 王昭, 王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(8):34-39.
- [9] 陈波, 鄢爱兰. 改进型多项式匹配图像去噪算法的研究与应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4):177-186.
- [10] 李雪瑾, 李昕, 徐艳杰. 基于生成对抗网络的数字图像修复技术[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(1):45-51.
- [11] 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.
- [12] SONG B, DUAN Z, GAO Y, et al. Adaptive BM3D algorithm for image denoising using coefficient of variation[C]. *2019 22th International Conference on Information Fusion*, 2019:1-8.
- [13] 郭皓然, 邵伟, 周阿维, 等. 全局阈值自适应的高亮金属表面缺陷识别新方法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(11):2797-2804.
- [14] 刘巧红, 孙丽萍, 林敏. 改进的二阶总广义变分图像去噪算法[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(19):198-203.
- [15] 范梦佳, 周先春. 基于交叠组合稀疏高阶全变分的图像复原[J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(10):3159-3163, 3174.
- [16] LEBRUN M. An analysis and implementation of the BM3D image denoising method[J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2(25):175-213.
- [17] BREDIES K, KUNISCH K, POCK T. Total generalized variation[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2010, 3(3):492-526.
- [18] XING R. The application of coefficient of variation estimation in reliability study of existing structure[C]. *2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference(IMCEC)*, 2018:2652-2657.
- [19] NASONOV A, KRYLOV A. An improvement of BM3D image denoising and deblurring algorithm by generalized total variation [C]. *2018 7th European Workshop on Visual Information Processing(EUVIP)*, 2018:1-4.
- [20] JOSHI K, YADAV R, ALLWADHI S. PSNR and MSE based investigation of LSB[C]. *2016 International Conference on Computational Techniques in Information and Communication Technologies (ICCTICT)*, IEEE, 2016:280-285.
- [21] BRUNI V, PANELLA D, VITULANO D. Non local means image denoising using noise-adaptive SSIM[C]. *2015 23rd European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, IEEE, 2015:2326-2330.

作者简介

万东东, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: wandd1999@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