



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2020
12
VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



数字浮雕建模 P2647



第25卷第12期 (总第296期)
2020年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院空天信息创新研究院

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District,
Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

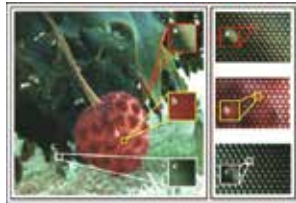
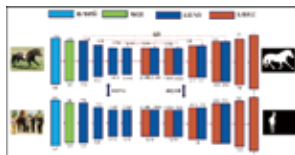
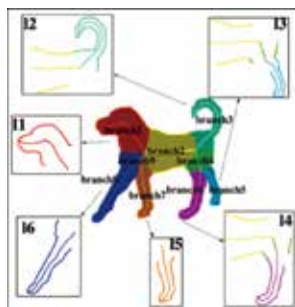
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 60.00元

光场显著性检测研究综述
(第2465页)融合注意力机制与知识蒸馏
的孪生网络压缩(第2563页)面向可解释性的物体拓扑结
构骨架表征方法(第2587页)

综述

光场显著性检测研究综述

刘亚美, 张骏, 张旭东, 孙锐, 高隽 2465

图像处理和编码

自适应卷积的残差修正单幅图像去雨

王美华, 何海君, 李超 2484

局部特定空间关系统计特征的RVIN噪声检测器

于海雯, 易昕炜, 徐少平, 林珍玉, 刘蕊蕊 2494

全局与局部属性一致的图像修复模型

孙劲光, 杨忠伟, 黄胜 2505

图像分析和识别

关键语义区域链提取的视频人体行为识别

马淼, 李贻斌, 武宪青, 高金凤, 潘海鹏 2517

针对形变与遮挡问题的行人再识别

史维东, 张云洲, 刘双伟, 朱尚栋, 暴吉宁 2530

多特征融合的行为识别模型

谭等泰, 李世超, 常文文, 李登楼 2541

结构特征下的可撤销人脸识别

孙浩浩, 邵珠宏, 尚媛园, 陈滨, 赵晓旭 2553

融合注意力机制与知识蒸馏的孪生网络压缩

耿增民, 余梦巧, 刘峡壁, 吕超 2563

联合聚焦度和传播机制的光场图像显著性检测

李爽, 邓慧萍, 朱磊, 张龙 2578

图像理解和计算机视觉

面向可解释性的物体拓扑结构骨架表征方法

危辉, 余莉萍 2587

自监督深度残差函数映射网络的3维模型对应关系计算

杨军, 马中昌 2603

融合自编码器和one-class SVM的异常事件检测

胡海洋, 张力, 李忠金 2614

抗高光的光场深度估计方法

王程, 张骏, 高隽 2630

计算机图形学

不同类型高度图控制浅浮雕模型生成方法

尚菁, 余文杰, 王美丽 2647

遥感图像处理

残差密集空间金字塔网络的城市遥感图像分割

韩彬彬, 张月婷, 潘宗序, 台宪青, 李芳芳 2656

结合判别相关分析与特征融合的遥感图像检索

葛芸, 马琳, 储珺 2665

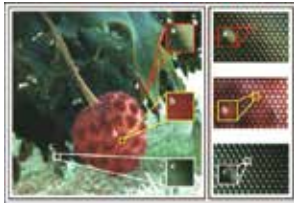
改进卷积网络的高分遥感图像城镇建成区提取

侯博文, 闫冬梅, 郝伟, 黄青青, 苏秀琴, 李青雯 2677

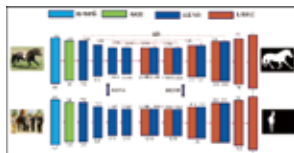
总目次 I

CONTENTS

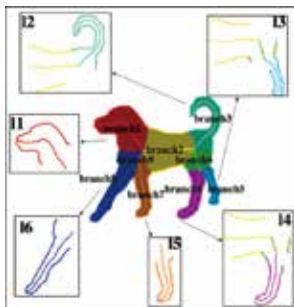
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Review of saliency detection on light fields(P2465)



Combining attention mechanism and knowledge distillation for Siamese network compression (P2563)



Skeleton characterization of object topology toward explainability (P2587)

Review

Review of saliency detection on light fields

Liu Yamei, Zhang Jun, Zhang Xudong, Sun Rui, Gao Jun 2465

Image Processing and Coding

Single image rain removal based on selective kernel convolution using a residual refine factor

Wang Meihua, He Haijun, Li Chao 2484

Random-valued impulse noise detector using local spatial structure statistics

Yu Haiwen, Yi Xinwei, Xu Shaoping, Lin Zhenyu, Liu Ruirui 2494

Image inpainting model with consistent global and local attributes

Sun Jinguang, Yang Zhongwei, Huang Sheng 2505

Image Analysis and Recognition

Human action recognition in videos utilizing key semantic region extraction and concatenation

Ma Miao, Li Yibin, Wu Xianqing, Gao Jinfeng, Pan Haipeng 2517

Person re-identification based on deformation and occlusion mechanisms

Shi Weidong, Zhang Yunzhou, Liu Shuangwei, Zhu Shangdong, Bao Jining 2530

Multi-feature fusion behavior recognition model

Tan Dengtai, Li Shichao, Chang Wenwen, Li Denglou 2541

Cancelable face recognition with fusion of structural features

Sun Haohao, Shao Zhuhong, Shang Yuanyuan, Chen Bin, Zhao Xiaoxu 2553

Combining attention mechanism and knowledge distillation for Siamese network compression

Geng Zengmin, Yu Mengqiao, Liu Xiabi, Lyu Chao 2563

Saliency detection on a light field via the focusness and propagation mechanism

Li Shuang, Deng Huiping, Zhu Lei, Zhang Long 2578

Image Understanding and Computer Vision

Skeleton characterization of object topology toward explainability

Wei Hui, Yu Liping 2587

Correspondence Calculation of 3D Models by a Self-Supervised Deep Residual Functional Maps Network

Yang Jun, Ma Zhongchang 2603

Anomaly detection with autoencoder and one-class SVM

Hu Haiyang, Zhang Li, Li Zhongjin 2614

Anti-specular light-field depth estimation algorithm

Wang Cheng, Zhang Jun, Gao Jun 2630

Computer Graphics

Bas-relief generation controlled by different height maps

Shang Jing, Yu Wenjie, Wang Meili 2647

Remote Sensing Image Processing

Residual dense spatial pyramid network for urbanremote sensing image segmentation

Han Binbin, Zhang Yueting, Pan Zongxu, Tai Xianqing, Li Fangfang 2656

Remote sensing image retrieval combining discriminant correlation analysis and feature fusion

Ge Yun, Ma Lin, Chu Jun 2665

Urban built-up area extraction using high-resolution remote sensing images with an improved convolutional neural network

Hou Bowen, Yan Dongmei, Hao Wei, Huang Qingqing, Su Xiuqin, Li Qingwen 2677

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)12-2494-11

论文引用格式: Yu H W, Yi X W, Xu S P, Lin Z Y and Liu R R. 2020. Random-valued impulse noise detector using local spatial structure statistics. *Journal of Image and Graphics*, 25(12): 2494-2504 [于海雯, 易昕炜, 徐少平, 林珍玉, 刘蕊蕊. 2020. 局部特定空间关系统计特征的 RVIN 噪声检测器. *中国图象图形学报*, 25(12): 2494-2504] [DOI: 10. 11834/jig. 190657]

局部特定空间关系统计特征的 RVIN 噪声检测器

于海雯, 易昕炜, 徐少平, 林珍玉, 刘蕊蕊

南昌大学信息工程学院, 南昌 330031

摘要: **目的** 随机脉冲噪声(random-valued impulse noise, RVIN)检测器将局部图像统计值(local image statistics, LIS)作为图块中心像素点是否为噪声的判断依据,但 LIS 的描述能力较弱,在不同程度上制约了 RVIN 检测器的检测正确率,影响了后续开关型降噪模块的修复效果。为此,提出了一种基于局部特定空间关系统计特征的 RVIN 噪声检测器。**方法** 以局部中心像素点的 8 个邻域像素对数差值排序值(rank-ordered logarithmic difference, ROLD)并结合 1 个最小方向对数差值(minimum orientation logarithmic difference, MOLD)共 9 个反映局部特定空间关系的 LIS 统计值构成描述中心像素点是否为 RVIN 的噪声感知特征矢量,并通过在大量样本图块数据上提取的 RVIN 噪声感知特征矢量及其对应的噪声标签作为训练对(training pairs),训练获得一个基于多层感知网络(multi-layer perception, MLP)的 RVIN 噪声检测器。**结果** 对比实验从检测正确率和实际应用效果 2 个方面检验所提出的 RVIN 检测器的有效性,分别在 10 幅常用图像和 50 幅 BSD(Berkeley segmentation data)纹理图像上进行测试,并与经典的脉冲噪声降噪算法中包含的噪声检测器以及 MLPNNC(MLP neural network classifier)噪声检测器相比较,以漏检数、误检数和错检总数作为评价噪声检测正确率的指标。在常用图像集上本文所提 RVIN 检测器的漏检数和误检数较为平衡,在错检总数上排名处于所有对比算法中的前 2 名,为后续的降噪模块打下了很好的基础。在 BSD 纹理图像集上,将本文提出的 RVIN 检测器和 GIRAF(generic iteratively reweighted annihilating filter)算法组合构成一种 RVIN 噪声降噪算法(proposed-GIRAF),proposed-GIRAF 算法在 50 幅 BSD 图像上的峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)均值在各个噪声比例下均取得了最优结果,与排名第 2 的对比算法相比,提升了 0.47 ~ 1.96 dB。实验数据表明,所提出的 RVIN 噪声检测器的检测正确率优于现有的检测器,与修复算法联用后即可获得一种降噪效果更佳的开关型 RVIN 降噪算法。**结论** 本文提出的 RVIN 噪声检测器在各个噪声比例下具有鲁棒的预测准确性,配合 GIRAF 算法使用后,与经典的 RVIN 降噪算法相比,降噪效果最佳,具有很强的实用性。

关键词: 图像降噪;随机脉冲噪声;局部空间结构关系;8 邻域对数差值排序值;最小方向对数差值;多层感知网络;检测正确率

Random-valued impulse noise detector using local spatial structure statistics

Yu Haiwen, Yi Xinwei, Xu Shaoping, Lin Zhenyu, Liu Ruirui

School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China

Abstract: **Objective** Random-valued impulse noise (RVIN) is a common cause of image degradation that is frequently observed in images captured by digital camera sensors. In addition to degrading image quality, this type of noise also leads

收稿日期: 2019-12-06;修回日期: 2020-05-13;预印本日期: 2020-05-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61662044, 61163023, 51765042);江西省自然科学基金项目(20171BAB202017)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61662044, 61163023, 51765042)

to pixel failure and inaccurate storage location or transmission. The presence of impulse noise may also introduce difficulties in feature extraction, target tracking, image classification, and subsequent image processing and analysis works. For RVIN, the noise value of a corrupted pixels uniformly distributed between 0 and 255. In this case, detecting the RVIN is very difficult. The available local image statistics for RVIN detection, which are used to determine whether the center pixel of an image patch is corrupted by RVIN noise or not, have a relatively weak description ability, thereby restricting their accuracy to some extent and affecting the restoration performance of subsequent switching RVIN denoising modules. **Method** Nine local image statistics, including eight neighbor rank-ordered logarithmic difference (ROLD) statistics and one minimum orientation logarithmic difference (MOLD) statistics, were used to construct a highly sensitive RVIN noise-aware feature vector that can describe the RVIN likeness of the center pixel of a given patch. Based on this vector, RVIN noise-aware feature vectors extracted from numerous noisy patches, their corresponding noise labels were formed as a set of training pairs for a multi-layer perception (MLP) network, and the MLP-based RVIN detector was trained. **Result** Comparative experiments were performed to test the estimation accuracy and denoising effect of the proposed RVIN detector. The proposed detector was compared with several state-of-the-art image denoising methods, including progressive switching median filter (PSMF), ROLD-edge preserving regularization (ROLD-EPR), adaptive switching median (ASWM), robust outlyingness ratio nonlocal means (ROR-NLM), MLP-edge preserving regularization (MLP-EPR), convolutional neural network based (CNN-based), blind convolutional neural network (BCNN), and MLP neural network classifier (MLPNNC), to demonstrate its estimation accuracy. Two image sets were used in the experiments. One image set included the "Lena", "House", "Peppers", "Couple", "Hill", "Barbara", "Boat", "Man", "Cameraman", and "Monarch" images, whereas the other set contained 50 textured images that were randomly selected from the BSD database (unlike the noise detection model training set). For a fair comparison, all competing algorithms were implemented in the MATLAB 2017b environment on the same hardware platform. To verify the estimation accuracy of the proposed RVIN detector, we applied different RVIN noise ratios to images taken from commonly used image sets, applied the proposed detector to count the instances of error, false, and missed detections for a noisy image, and compared its performance with that of existing classical RVIN noise reduction algorithms. Usually, a higher rate of error detection indicates that more noise has been left undetected in an image, and a false detection can reduce the noise of normal non-distorted pixels during the noise reduction stage, which can lead to blurry images. The total number of errors represents the number of missed and false detections, whereas a smaller number of these detections corresponds to a lower algorithm detection error rate and a better image quality after noise reduction. Experimental results show that the proposed algorithm has a relatively balanced number of missed and false detections and ranks second among all compared algorithms in this respect, thereby offering a solid foundation for the subsequent noise reduction module. In the second image set, we combined the proposed RVIN detector with the generic iteratively reweighted annihilating filter (GIRAF) algorithm to form a RVIN noise reduction algorithm. To verify the effectiveness of the proposed detector, we applied different ratios of RVIN noise (i. e., 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, and 60%) to 50 textured images and recorded the average peak signal-to-noise ratio (PSNR) of these images under each noise ratio. Experimental results show that the images restored by the proposed-GIRAF algorithm achieve the optimal PSNR under each noise ratio and that this algorithm greatly outperforms the Xu, Chen-GIRAF, and MLPNNC-GIRAF algorithms. The proposed-GIRAF algorithm also outperforms the second-best algorithm by 0.47 dB to 1.96 dB in terms of the average PSNR of its 50 images, thereby suggesting that the actual detection results of the proposed noise detector are the most effective for the subsequent noise reduction module. Experimental results also show that the proposed RVIN detector outperforms most of the existing detectors in terms of detection accuracy. As such, a switching RVIN removal method with an improved denoising performance can be obtained by combining the proposed RVIN detector with any inpainting algorithm. **Conclusion** Extensive experiments show that the estimation accuracy of the proposed MLP-based noise detector is robust across a wide range of noise ratios. When combined with the GIRAF algorithm, this detector significantly outperforms the traditional RVIN denoising algorithm in terms of denoising effect.

Key words; image denoising; random-valued impulse noise (RVIN); local spatial structure; eight neighbor rank-ordered logarithmic difference (EN-ROLD); minimum orientation logarithmic difference (MOLD); multi-layer perception (MLP); detection accuracy

0 引言

数字图像往往因摄像机传感器像素故障、存储位置错误或者在噪声信道中传输而引入脉冲噪声 (impulse noise, IN), 导致图像质量下降, 进而给特征提取 (Nie 等, 2019)、目标跟踪 (李康 等, 2018) 和图像分类 (Guo 等, 2018) 等后续图像处理和分析工作带来困难。一般脉冲噪声分为固定脉冲噪声 (fixed-valued impulse noise, FVIN) 和随机脉冲噪声 (random-valued impulse noise, RVIN) 两种 (Jin 和 Ye, 2018; Xu 等, 2018a), 本文主要研究检测难度相对更大的 RVIN 噪声的检测问题。

研究者在分析局部窗口中的所有像素点与中心像素点之间的统计规律后, 提出了一类基于局部图像统计值 (local image statistic, LIS) 的 RVIN 噪声检测方法 (Garnett 等, 2005; Dong 等, 2007; Xu 和 Tan, 2014; Liu 等, 2015)。Dong 等人 (2007) 对 ROAD (rank-ordered absolute difference) 统计值 (Garnett 等, 2005) 进行对数变换, 放大噪声像素与无噪声像素之间的差异, 提出了对数差值排序 (rank-ordered logarithmic difference, ROLD) 统计值; 并采用迭代方式提高检测正确率, 从而提高降噪性能。ROLD-EPR (ROLD-edge preserving regularization) 降噪算法的性能其实严重依赖于预设阈值的设置, 且在每次迭代过程中受制于 EPR (edge preserving regularization) 降噪算法性能, 需要优化调整的参数较多, 执行效率比较低。Xu 等人 (2018b) 在 ROLD 的基础上进行改进, 对中心像素点与其邻域像素点之间的绝对差值应用分段幂函数进行计算并排序, 将前 m 个最小值记为 ROPD (rank-ordered power difference) 统计值。ROPD 统计值更好地放大了噪声像素与无噪声像素之间的差异, 能够检测出更多 ROLD 检测器无法检测出的噪声点。总之, 上述 LIS 统计值在计算时仅考虑了局部窗口内的像素点亮度值之间的关系, 未对像素点在特定空间位置上的分布关系加以利用。基于这些 LIS 统计值构建的 RVIN 噪声检测器都需要设置合理阈值, 并通过多次迭代才能获得较高的噪声检测准确率。然而, 由于自然图像的内容非常丰富, 这些 LIS 统计值描述能力有限, 导致所构建的 RVIN 噪声检测器的执行效率比较低。

为了克服上述基于 LIS 统计值的 RVIN 噪声检测算法的缺陷, 采用机器学习方法构建噪声检测器 (noise detector), 这些噪声检测器直接利用从图块中提取的各种 LIS 特征值作为输入, 基于预训练获得的检测模型判定中心像素点是否为 RVIN 噪声。Turkmen (2016) 以 ROAD 和 ROLD 两个统计特征值作为多层感知 (multi-layer perception, MLP) 神经网络的输入, 对应的噪声标签作为输出训练噪声检测器。Roy 等人 (2016) 提出利用预测误差、局部窗口中心像素点亮度值、局部窗口内像素点亮度中值、局部窗口内像素点亮度均值以及中心像素点值亮度值与中值的绝对差值共 5 个特征值作为支持向量机 (support vector machine, SVM) 的输入构建 FVIN 噪声检测器。Soleimany 和 Hamghalam (2017) 从图块中提取 GD (gray-level difference)、ABD (average background difference)、ACD (accumulation complexity difference)、ROLD 和 ROAD 共 5 个特征, 利用多层感知网络实现了 RVIN 噪声的检测。Kumar 和 Nagaraju (2018) 将噪声图像中的预测误差、像素亮度中值等 10 个统计特征值构成输入矢量, 并利用支持向量机将其映射为噪声标签。这类基于机器学习 RVIN 噪声检测器的执行效率优于传统迭代型的统计值—阈值比较方法, 但 Kumar 和 Nagaraju (2018)、Roy 等人 (2016)、Soleimany 和 Hamghalam (2017) 以及 Turkmen (2016) 都只是将现有若干个 LIS 统计特征值简单组合作为网络模型的输入, 局部窗口内像素点之间的空间关系仍然未予以重视, 所构建的 RVIN 噪声检测器的检测正确率比传统迭代型统计值—阈值方法没有显著优势, 需要进一步提高。

对于基于训练策略实现的 RVIN 噪声检测器来说, 输入到检测网络模型的各种 LIS 统计特征的描述能力在很大程度上决定了检测正确率。所采用的 LIS 特征值描述 RVIN 噪声的能力越好, 则检测精度越高。为此, 本文提出了一种基于局部特定空间关系统计特征的 RVIN 噪声检测器。具体地, 在局部窗口内计算中心像素点的 8 个邻域像素点的 ROLD 值, 即 8 邻域 ROLD 统计值 (eight neighbor ROLD, EN-ROLD), 更精细地描述中心像素点与上、下、左、右、左上、右上、左下和右下的像素点之间的关系。此外, 为了提高对图像边缘上噪声像素点的检测正确性, 将描述水平、垂直、左斜对角线和右斜对角线

边缘特性的 MOLD (minimum orientation logarithmic difference) 统计特征值考虑进来, 8 邻域 ROLD 特征值与 MOLD 特征值相结合后构成 RVIN 噪声感知特征矢量。最后, 利用具有非线性映射能力强大的 MLP 神经网络快速实现从 RVIN 噪声感知特征矢量到噪声标签 (用 0 标记无失真像素, 1 标记噪声像素) 的映射。实验数据表明, 所提出的 RVIN 噪声检测器的检测能力优于参与对比的主流 RVIN 检测器, 配合修复 (inpainting) 算法使用后可获得更好的降噪性能。

1 ROLD 简介

1.1 ROLD 统计值

ROLD (Dong 等, 2007) 统计值的计算过程如下: 在大小为 $(2N+1) \times (2N+1)$ 的局部窗口中, 假设中心像素点的坐标为 (i, j) , 则该局部窗口所有像素点的坐标集合为

$$\Omega_{(i,j)}(N) = \{(i+s, j+t) \mid -N \leq s, t \leq N\} \quad (1)$$

记 $\Omega_{(i,j)}^0(N) = \{\Omega_{(i,j)}(N) \setminus (i, j)\}$ 为中心像素点的邻域像素坐标集合, “\” 表示去除集合中坐标为 (i, j) 的点。其各个像素点亮度值 $y_{i+s,j+t}$ 与中心像素点亮度值 $y_{i,j}$ 之间的对数绝对差值为

$$\tilde{D}_{s,t}(y_{i,j}) = \log_a |y_{i+s,j+t} - y_{i,j}| \quad \forall (s, t) \in \Omega_{(i,j)}^0(N) \quad (2)$$

对于任意 $a > 1$, 都有 $\tilde{D}_{s,t}(y_{i,j}) \in (-\infty, 0]$ 。为了使得 $\tilde{D}_{s,t}(y_{i,j})$ 的取值在 $[0, 1]$ 之间, 对其进行归一化处理, 具体为

$$D_{s,t}(y_{i,j}) = 1 + \max\{\log_a |y_{i+s,j+t} - y_{i,j}|, -b\} / b \quad \forall (s, t) \in \Omega_{(i,j)}^0(N) \quad (3)$$

式中, $a = 2$, $b = 5$ 为 Dong 等人 (2007) 方法中给定的最佳参数设置。将 $D_{s,t}(y_{i,j})$ 按从小到大的顺序排列, 记第 k 个最小的 $D_{s,t}(y_{i,j})$ 为 $R_k(y_{i,j})$, 那么 ROLD 统计值最终被定义为前 m 个最小对数绝对差值之和, 即

$$ROLD_m(y_{i,j}) = \sum_{k=1}^m R_k(y_{i,j}) \quad (4)$$

式中, m 的值通常设置为窗口内像素点个数的一半。ROLD 脉冲噪声检测器的基本原理是将图块中心像素点上提取的 ROLD 值与预设阈值 T 相比

较, 如果 $ROLD_m(y_{i,j}) > T$, 则该当前窗口中心像素点被判定为噪声, 否则为无失真像素点。

1.2 现有问题

为了说明 ROLD 统计值的局限性, 对无失真 Lena 图像施加 40% 的 RVIN 噪声, 从图像平滑区域选取一个大小为 5×5 的图块 PA , 从包含边缘细节的区域选取另一个大小为 5×5 的图块 PB , 为了更好地显示像素点亮度值之间的空间分布关系, 放大后的像素点以相应的亮度值填充, 如图 1 所示。

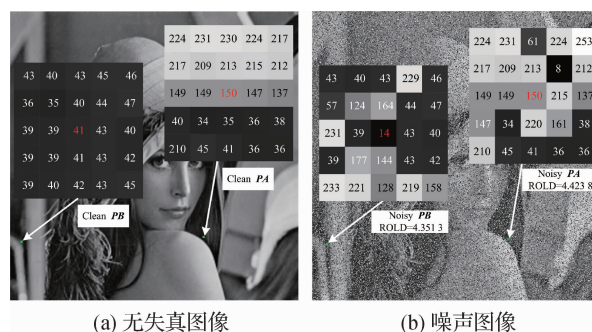


图 1 噪声图像中不同位置的两个图块中心像素点的 ROLD 统计值比较

Fig. 1 Comparison of the ROLD statistics of two pixels centered at two image patches ((a) clear image; (b) noisy image)

图 1(a) 显示了两个无失真图块的像素亮度值, 图 1(b) 则给出了两个图块受 RVIN 噪声污染后的像素值及图块中心像素点的 ROLD 统计值, 图中红色为中心像素点。对比图 1(a) 和图 1(b) 可以发现, 图块 PA 的中心像素点未受噪声干扰, 而图块 PB 中心像素点为噪声点, 但是这两个中心像素点的 ROLD 值非常接近且比较大 (分别为 4.4238 和 4.3513), 仅依赖 ROLD—阈值检测机制会将两个像素点均判定为噪声。因此, 利用 ROLD 统计值与阈值相比较来检测脉冲噪声的方法需要改进, 必须引入更多描述能力强的 LIS 统计值和更为复杂的检测机制。

2 改进噪声检测器

2.1 改进思路

由式 (4) 可知, ROLD 统计值仅考虑了局部窗口内像素点亮度值之间的关系, 未考虑这些亮度值的空间分布关系, 而这些亮度值在空间上的特定组合组成了丰富的图像纹理细节, 故经典 ROLD 统计值

的描述能力有限。为了提高 LIS 特征值的描述能力,进而提高脉冲噪声检测的正确率,本文利用中心像素点与其邻域像素点之间特定的空间关系改进现有 ROLD 统计值,以 8 个邻域像素的 ROLD 值(即 EN-ROLD)和 1 个边缘 MOLD 特征值共同构成描述中心像素点是否为噪声的 RVIN 噪声感知特征矢量。

2.2 EN-ROLD 统计值

为了提高 ROLD 统计值对中心像素点是否为 RVIN 噪声的描述能力,本文在当前大小为 5×5 的局部窗口(Dong 等(2007)获得最佳检测正确率的配置)内分别以中心像素点的 8 个邻域(上下左右和对角线共 8 个)像素点为中心选取大小为 3×3 的子窗口,计算每个邻域像素点对应的 ROLD 值(均包含中心像素点),以这 8 个 ROLD 值构成所谓的 8 邻域 EN-ROLD 统计特征值,具体如图 2 所示。在大小为 5×5 的窗口 Ω_0 中,中心像素点 (i, j) 的亮度值为 $x_{i,j}$,其邻域像素点对应的 8 个大小为 3×3 的子窗口记为 $\Omega_k (k = 1, 2, \dots, 8)$,依次计算每个子窗口中心像素点的 ROLD 值,记为 EN-ROLD_k,它们组合在一起的描述能力比单一的 ROLD 值更强。

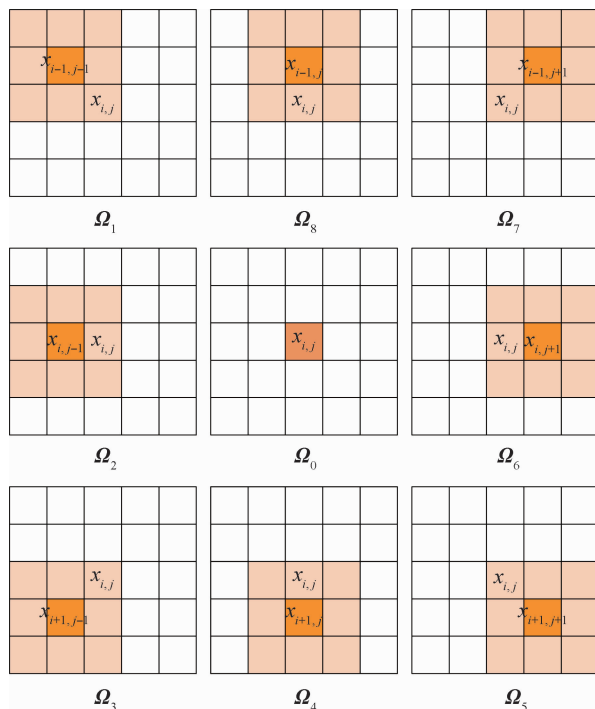


图 2 EN-ROLD 示意图

Fig. 2 Schematic diagram of EN-ROLD

仍以图 1 中的 2 个图块 PA 和 PB 为例,分别计

算它们各自 8 个子窗口中心像素点的 ROLD 值,结果如表 1 所示。从表 1 可知,图块 PA 中心像素点的 8 个邻域像素的 ROLD 值大部分在 1.0 以下,而图块 PB 的中心像素点的 8 个邻域像素的 ROLD 值都在 1.0 以上,区别非常显著。而使用单一的 ROLD 统计值(分别为 4.423 8 和 4.351 3)则无法对此进行有效区分。因此,考虑了空间位置的 EN-ROLD 统计值对 RVIN 噪声描述能力比 ROLD 统计值要强。

表 1 图块 PA 和 PB 的子窗口中心像素点的 ROLD 值

Table 1 ROLD values extracted from the eight subwindows of the patches PA and PB

EN-ROLD _k	PA	PB
$k = 1$	0.58	1.03
$k = 2$	1.17	1.03
$k = 3$	1.32	1.08
$k = 4$	0	1.13
$k = 5$	0.82	1.07
$k = 6$	0	1.42
$k = 7$	0.69	1.06
$k = 8$	0.83	1.06

2.3 MOLD 统计值

虽然提出的 EN-ROLD 统计特征值的描述能力比较强,但对图像纹理细节丰富区域的描述仍然不够理想。为了解决这一问题,引入描述图像边缘特征的统计值来进一步区分噪声点和边缘像素点。在一个大小为 $(2N + 1) \times (2N + 1)$ 的局部窗口中,首先分别计算中心像素点与其水平、垂直、左斜对角线和右斜对角线共 4 个方向上的邻域像素点之间的差值 $d_n^h, d_n^v, d_n^l, d_n^r$,具体为

$$d_n^h = |y_{i,j} - y_{i,(j-N+n)}| \quad (5)$$

$$d_n^v = |y_{i,j} - y_{(i-N+n),j}| \quad (6)$$

$$d_n^l = |y_{i,j} - y_{(i-N+n),(j-N+n)}| \quad (7)$$

$$d_n^r = |y_{i,j} - y_{(i-N+n),(j+N-n)}| \quad (8)$$

式中, $1 \leq n \leq 2N$ 。然后对每个方向上的差异进行累加求和,最后对 4 个方向上差值累积和的最小值作对数变换,以此作为描述图像边缘特性的统计特征值(minimum orientation logarithmic difference, MOLD),即

$$MOLD = \log_2 \left(\min \left(\sum_{n=1}^{2N} d_n^h, \sum_{n=1}^{2N} d_n^v, \sum_{n=1}^{2N} d_n^l, \sum_{n=1}^{2N} d_n^r \right) + 1 \right) \quad (9)$$

理论上,如果窗口中心像素点的 MOLD 统计值较小,那么就可以认为该像素点为正常的边缘像素点。仍以图 1 中的图块 PA 和 PB 为例,可以看出图块 PA 的中心像素属于边缘像素点,图块 PB 的中心像素点则位于平滑区域,这两个图块中心像素点的 MOLD 边缘统计特征值分别为 0.32 和 1.16,具有显著差别。因此,MOLD 特征值可以用来辅助判断局部窗口中心像素点是正常的图像边缘像素还是脉冲噪声。

2.4 噪声检测器

与 Turkmen(2016)的方法类似,本文利用 MLP 神经网络,将从图块上提取的 RVIN 噪声感知特征矢量直接映射为噪声标签。为了训练该检测模型,首先从 BSD (Berkeley segmentation data) 数据库 (Arbeláez 等,2011) 中选取若干幅原始无失真图像并对每幅图像施加不同比例(0~60%,间隔1%)的随机脉冲噪声,然后从每幅噪声图像上提取若干个图块,构成具有 m 个图块的训练图块集合,将第 i 个训练图块记为 P_i ,从每个图块中提取其中心像素点的 8 个 EN-ROLD 特征以及 MOLD 边缘特征,共 9 个 RVIN 噪声感知特征,构成能够准确描述中心像素

点是否为噪声的特征矢量,即

$$\mathbf{F}_i = (EN-ROLD_1, EN-ROLD_2, \dots, EN-ROLD_8, MOLD) \quad (10)$$

式中, $EN-ROLD_j$ ($j = 1, 2, \dots, 8$) 表示每个图块 P_i 中提取其中心像素点的 8 个 EN-ROLD 特征, $MOLD$ 为边缘特征。同时记录每个图块 P_i 中心像素点对应的噪声标签 $L_i \in \{0, 1\}$, 1 表示噪声像素点, 0 表示干净像素点,将所有图块的特征矢量和对应的噪声标签构成网络模型的输入输出对 $\{(\mathbf{F}_1, L_1), (\mathbf{F}_2, L_2), \dots, (\mathbf{F}_n, L_n)\} \subset \mathbf{F} \times L$ 。式中, $(\mathbf{F}_1, L_1)$, $(\mathbf{F}_2, L_2)$ 和 $(\mathbf{F}_n, L_n)$ 表示特征矢量与噪声标签构成的输入输出对。

用于训练噪声检测模型的 MLP 网络一共有 2 层隐含层,其输入层为特征矢量 $\mathbf{F}$, 输出层为噪声标签 L , 如图 3 所示, 图中每个圆圈代表一个神经元, 有“+1”标识的圆圈代表偏置节点。第 k 个网络层的第 i 个神经元 $Y_i^{(k)}$ 用数学语言描述为

$$Y_i^{(k)} = f(\mathbf{W}^{(k)} \mathbf{Y}^{(k-1)} + \mathbf{b}^{(k)}) \quad (11)$$

式中, $f(\cdot)$ 为激活函数, $\mathbf{W}^{(k)}$ 为连接第 $k-1$ 层和第 k 层神经元的权重, $\mathbf{Y}^{(k-1)}$ 为第 $k-1$ 个隐藏层的输出并作为第 k 个网络层的输入, $\mathbf{b}^{(k)}$ 为第 k 个网络层的偏置。本文使用随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SGD) 算法进行训练。

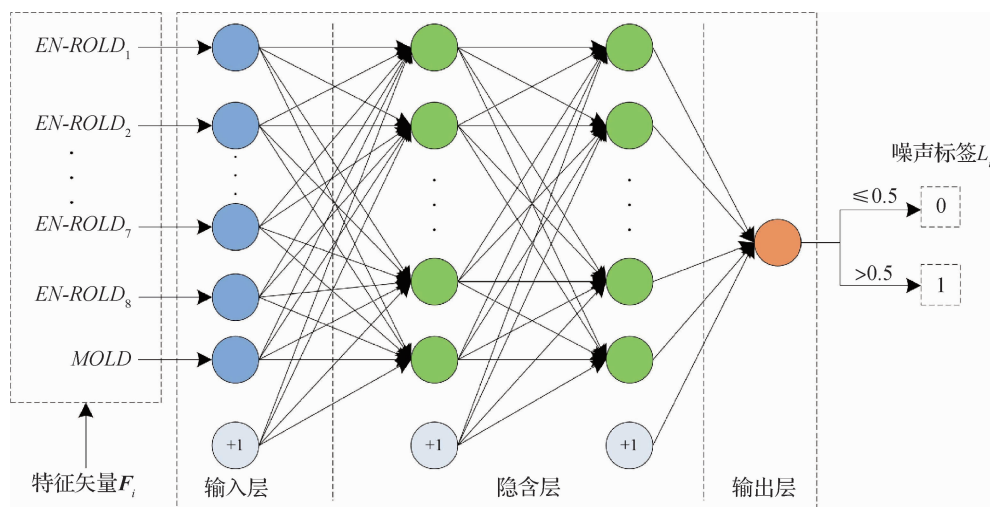


图3 基于 MLP 的噪声检测器结构

Fig. 3 The architecture of MLP-based RVIN detector

2.5 检测器工作流程

对于给定 $w \times h$ (w 为宽, h 为长) 的噪声图像 I , 首先以光栅扫描的方式从中提取 $n = w \times h$ 个大小为 5×5 的噪声图块(扩展图像边缘处像素点后,

可以获得与原图像素点个数相同的图块数)。其次,提取每个图块的 8 个 EN-ROLD 特征和 MOLD 特征构成特征矢量。本文提出的 RVIN 检测器通过使用训练好的 MLP 噪声检测模型,将所有的特

征矢量映射为对应的噪声标签,最终根据光栅提取的逆顺序还原生成与噪声图像大小一致的噪声标签矩阵。根据该标签矩阵,后续的修复算法可以很方便地决定是否对图像中的某个像素点启动修复过程。

ROLD 统计值的计算包括过程 P 操作、M 操作和 Q 操作。P 操作指计算中心像素点与窗口内其他各像素点之间的距离, M 操作指对所有距离值排序, Q 操作指对前若干个最小距离值的进行累加。且分别将完成一次 P 操作的执行时间记为 n_p , 完成一次 M 操作的执行时间记为 n_m , 完成一次 Q 操作的执行时间记为 n_q 。一个 ROLD 统计值(窗口大小为 5×5)的计算过程如下: 1) 计算中心像素点与窗口内其他所有像素点之间的距离, 共需完成 24 次 P 操作; 2) 对距离值排序, 共需完成 $24\log_2 24$ 次 M 操作; 3) 取前 12 个最小距离值进行累加, 共需完成 11 次 Q 操作。因此, ROLD 统计值的复杂度为 $O(24n_p + 24\log_2 24n_m + 11n_q)$ 。

另一方面, 计算 1 个 EN-ROLD 统计值时, 局部窗口大小为 3×3 , 所以共需要完成 8 次 P 操作、

$8\log_2 8$ 次 M 操作和 3 次 Q 操作, 则计算 8 个 EN-ROLD 特征值的复杂度为 $O(64n_p + 64\log_2 8n_m + 24n_q)$ 。计算 1 个 MOLD 特征值, 在一个方向上需要完成 4 次 P 操作和 3 次 Q 操作, MOLD 特征值的计算复杂度为 $O(16n_p + 12n_q)$ (4 个方向上的计算总量)。因此, 本文提出的特征矢量(8 个 EN-ROLD 特征值和 1 个 MOLD 特征值)的复杂度为 $O(80n_p + 64\log_2 8n_m + 36n_q)$, 其计算量约为经典 ROLD 统计值的 3 倍多。其实, Dong 等人(2007)提出的 ROLD-EPR 算法需要通过多次迭代的方式提高检测正确率从而提高降噪性能, 其噪声检测与降噪模块紧密结合在一起。在修复过程中需要对整幅图像中的噪声像素点进行反复(典型情况下达到 6~8 次)检测, 故 ROLD-EPR 算法在噪声检测部分所需的实际计算量大约是所提出方法的 2 倍多。另外, 与采用特征值 + 机器学习的噪声检测器相比(Roy 等, 2016; Kumar 和 Nagaraju, 2018), 所提出的 RVIN 噪声检测器的执行效率要高出很多, 因为在特征值提取的执行效率方面具有显著优势。基于 MLP 网络的 RVIN 噪声检测器的工作流程如图 4 所示。

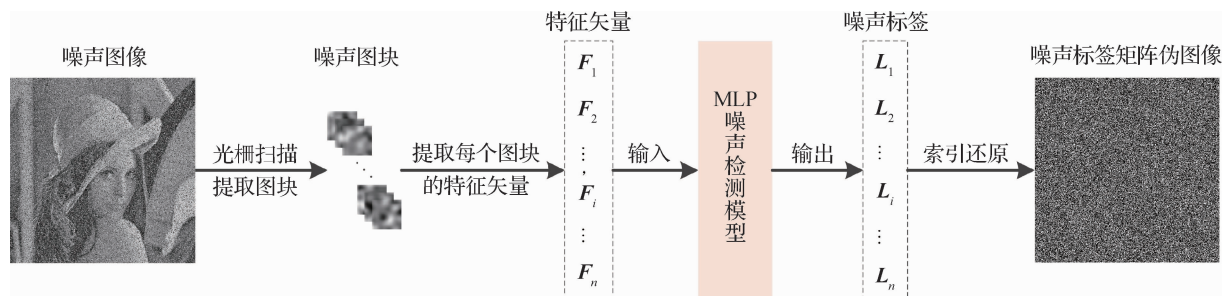


图4 基于 MLP 网络的 RVIN 噪声检测器的工作流程

Fig. 4 The pipeline of the proposed RVIN noise detector based on MLP network

3 实验与分析

3.1 测试环境

为了评估所提出的 RVIN 检测器的性能, 与经典的 PSMF (progressive switching median filter) (Zhou 和 David, 1999)、ROLD-EPR (Dong 等, 2007)、ASWM (adaptive switching median) (Akkoul 等, 2010)、ROR-NLM (robust outlyingness ratio nonlocal means) (Xiong 和 Yin, 2012)、MLP-EPR (multi-layer perception-edge preserving regularization) 算法 (Turkmen, 2016) 以及 CNN-based (convolutional neural net-

work based) (Xu 等, 2018a) 和 BCNN (blind convolutional neural network) (Chen 等, 2019) 提出的脉冲噪声降噪算法中包含的噪声检测器以及 MLPNNC (MLP neural network classifier) (Soleimany 和 Hamghalam, 2017) 噪声检测器相比较, 将漏检数、误检数和错检总数作为评价噪声检测正确率的指标, 从检测正确率和实际应用效果 2 个方面进行验证。实验在 10 幅各类文献常用的图像(图 5) 和 50 幅 BSD 纹理图像 (Arbeláez 等, 2011) 上进行, 在硬件为 Inter (R) Core (TM) i7-3770 CPU @ 3.40 GHz RAM 16 GB, 软件为 Windows 10.0 操作系统、MATLAB R2017b 的统一环境下完成。

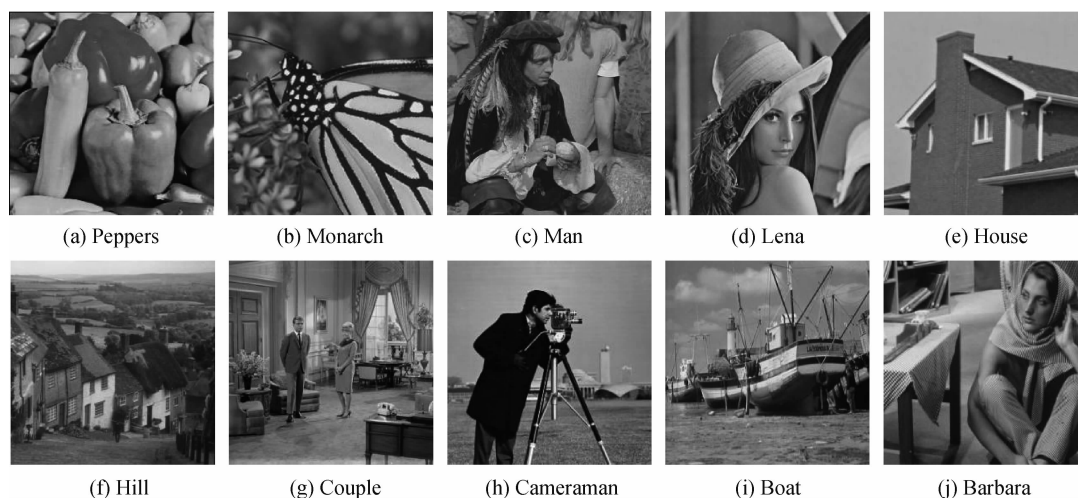


图5 各类文献中的常用图像

Fig. 5 Commonly used images in the literature

((a)Peppers; (b)Monarch; (c)Man; (d)Lena; (e)House; (f)Hill; (g)Couple; (h)Cameraman; (i)Boat; (j)Barbara)

3.2 检测准确性

为验证提出的 RVIN 噪声检测器的检测准确性,对原始无失真的图像均分别施加比例为 20%、40% 和 60% 的 RVIN 噪声,统计各个脉冲噪声检测器在每幅噪声图像上的漏检数、误检数和错检总数,对比数据(限于篇幅,仅给出了 Lena 图像(图 5(d))上的实验数据)如表 2 所示。通常情况下,漏检率高意味着图像中仍有较多的噪声未被检测出来,误检则会导致在降噪阶段对正常的无失真像素点执行降噪过程,使得图像模糊化。错检总数是漏检数和

误检数的和,该值越小意味着检测错误率越低,检测正确率越高,意味着降噪后的图像质量会更好。由表 2 可知,本文所提噪声检测器的漏检数和误检数较为平衡,在错检总数指标上与 CNN-based 的算法一起排名,处于所有算法中的前 2 名,为后续的降噪模块打下了很好的基础。需要说明的是,由于漏检数和误检数对后续图像降噪模块影响的方式不同,故本文所提出的检测算法和 CNN-based 的算法的 RVIN 噪声检测结果最终对降噪效果的影响还可进一步通过实际降噪效果的对比进行分析。

表2 各噪声检测器在 Lena 图像上的各项性能指标对比

Table 2 Comparison of performance indexes of each noise detector on Lena image

方法	20% RVIN 噪声			40% RVIN 噪声			60% RVIN 噪声		
	漏检数	误检数	错检总数	漏检数	误检数	错检总数	漏检数	误检数	错检总数
PSMF	16 383	1 181	17 564	33 635	2 005	35 640	55 607	4 565	60 172
ROLD-EPR	6 828	7 403	14 231	11 288	9 885	21 173	12 455	12 778	25 233
ASWM	<u>4 269</u>	7 049	11 318	9 161	7 741	16 902	17 991	8 839	26 830
ROR-NLM	6 336	4 924	11 260	15 558	5 554	21 112	31 701	10 984	42 685
MLP-EPR	10 791	1 441	12 232	17 470	4 274	21 744	20 784	9 505	30 289
CNN-based	5 285	<u>1 170</u>	6 455	<u>9 821</u>	4 215	14 036	<u>14 692</u>	8 830	23 522
BCNN	5 821	6 573	12 394	11 430	7 407	18 837	16 478	<u>8 620</u>	25 098
MLPNNC	10 344	528	10 872	18 699	<u>3 569</u>	22 268	20 375	16 174	36 549
proposed-GIRAF(本文)	2 560	5 498	<u>8 085</u>	11 062	4 848	<u>15 910</u>	15 146	9 650	<u>24 796</u>

注:加粗字体和下划线字体分别表示各列最优和次优结果。

3.3 实际应用效果

为了验证所提出的噪声检测器的实际应用效果,将其与 GIRAF (generic iteratively reweighted annihilating filter) 算法 (Ongie 和 Jacob, 2016) 组合构成一种 RVIN 噪声降噪算法 (称为 proposed-GIRAF), 并增加 ALOHA (annihilating filter-based low-rank Hankel matrix) (Jin 和 Ye, 2018) 算法参与对比测试。ALOHA 算法是基于矩阵补全技术实现的 RVIN 降噪算法,其噪声检测和降噪模块并未进行分离,故本文仅用其对比降噪效果。从 BSD 数据库 (Arbeláez 等, 2011) 中选取 50 幅纹理丰富的无失真

图像作为测试集,对纹理图像集中的每幅图像施加 10%~60%、间隔 10% 的 RVIN 噪声,使用所有参与对比的降噪算法对每幅噪声图像进行复原,记录在各个噪声比例下降噪后图像的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 值的均值,如表 3 所示。从表 3 可以看出,proposed-GIRAF 算法所复原图像的 PSNR 值在各个噪声比例下均取得了最优结果,比 CNN-based 的算法、BCNN-GIRAF 和 MLPNNC-GIRAF 算法高很多,这意味着所提出的 RVIN 噪声检测器实际的检测结果对后继降噪模块是最为有效的。

表 3 各降噪算法在纹理图像集的 50 幅噪声图像上的 PSNR 均值
Table 3 Average PSNR results of each denoising algorithm on 50 textured noisy images

方法	噪声比例					
	10%	20%	30%	40%	50%	60%
PSMF	28.84	26.75	24.66	22.42	20.11	17.88
ROLD-EPR	30.15	27.87	26.49	25.81	24.88	23.85
ASWM	28.25	27.37	26.43	25.33	23.75	21.36
ROR-NLM	26.79	26.57	25.63	24.72	22.97	20.76
MLP-EPR	30.01	27.63	26.31	25.23	24.14	23.19
ALOHA	31.63	29.02	26.92	24.52	22.48	20.41
CNN-based	31.31	28.85	27.22	25.78	24.66	23.68
BCNN-GIRAF	28.20	27.10	26.13	25.19	24.21	22.80
MLPNNC-GIRAF	32.99	30.05	28.44	25.90	23.83	21.98
proposed-GIRAF (本文)	33.89	31.06	28.91	27.25	25.64	23.94

注:加粗字体表示各列最优结果。

为了区分上述降噪实验中 RVIN 噪声检测模块和降噪模块在总体降噪效果中的贡献大小,本文在 10 幅常用图像上进行测试。使用所提出的 RVIN 检测器结合 inpainting 修复算法 (proposed-inpainting) (Chan 等, 2017)、真实噪声标签结合 GIRAF 算法 (truth-GIRAF) (Ongie 和 Jacob, 2016) 和使用所提出的 RVIN 检测器结合 GIRAF 算法 (proposed-GIRAF) 分别对添加了各噪声比例的测试集图像进行降噪,并记录 10 幅图像的 PSNR 均值,结果如表 4 所示。可以看出,proposed-GIRAF 仅在低噪声比例情况下比使用 proposed-inpainting 算法有一定优势,PSNR 指标提升了 1.47 dB,随着噪声比例增高,这种优势逐渐消失。inpainting 和 GIRAF 都是性能不错的修

复算法,它们之间的性能有差异,但不是很大。相对来说,GIRAF 更好一些,所以本文选用 GIRAF 算法完成对检测出的噪声进行降噪的任务。另一方面,通过对比 truth-GIRAF 和 proposed-GIRAF 可以看出,truth-GIRAF 算法在各个噪声比例条件下 10 幅图像的 PSNR 均值比 proposed-GIRA 高 6.5~7.4 dB,优势显著,主要因为 truth-GIRAF 算法使用的噪声标签是完全正确的缘故。说明噪声检测器的检测正确率越高,对降噪效果的提升越有帮助。在整个降噪效果的提升贡献中,噪声检测正确率的提高起到了更多的作用。结合表 2 可知,本文提出的 RVIN 检测器的检测正确率在各噪声比例下都相对较高,通过与 GIRAF 搭配使用后,降噪效果最终在所参与对

表4 在10幅常用图像上的PSNR均值
Table 4 Average PSNR performance on ten commonly used images

算法	噪声比例					
	10%	20%	30%	40%	50%	60%
proposed-inpainting	34.92	32.33	30.10	28.27	26.57	24.82
truth-GIRAF	43.76	40.04	37.53	35.40	33.35	31.27
proposed-GIRAF(本文)	36.39	33.30	30.64	28.66	26.68	24.76

注:加粗字体表示各列最优结果。

比的算法中是最好的。总之,proposed-GIRAF算法的优良降噪效果主要取决于噪声检测器的检测正确率,后续降噪算法(GIRAF)起次要作用。

4 结 论

本文充分利用中心像素点与其邻域像素点之间的局部特定空间关系,使用局部窗口内的8邻域ROLD统计值和1个MOLD边缘统计特征值构成的特征矢量,提高了传统LIS特征值对RVIN噪声的描述能力。然后基于非线性映射能力强大的MLP网络,通过训练得到了一种检测正确率更高的RVIN噪声器。实验数据表明,所提出的由9个LIS特征值构成的RVIN噪声感知特征矢量,充分利用了局部窗口内像素点之间特定的空间分布统计关系,能更加精细地描述中心像素点是否被RVIN噪声干扰。构建的RVIN噪声检测器的检测正确率得以提高,为后续开关型RVIN噪声降噪任务打下了很好的基础。

与经典的RVLN噪声监测器相比,本文方法在错检总数指标上排名第1,漏检数和误检数排名前三,同时在执行效率上也取得不错结果。未来将考虑从以下两方面入手:1)使用描述能力更强的统计特征值;2)构建映射能力更强的神经网络,进一步提高RVIN噪声检测器的预测准确性和执行效率。

参考文献(References)

Akkoul S, Ledee R, Leconge R and Harba R. 2010. A new adaptive switching median filter. *IEEE Signal Processing Letters*, 17(6): 587-590 [DOI: 10.1109/LSP.2010.2048646]
Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C and Malik J. 2011. Contour detection

and hierarchical image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33(5): 898-916 [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.161]
Chan S H, Wang X R and Elgandy O A. 2017. Plug-and-play ADMM for image restoration: fixed-point convergence and applications. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 3(1): 84-98 [DOI: 10.1109/TCI.2016.2629286]
Chen J Q, Zhang G Z, Xu S P and Yu H W. 2019. A blind CNN denoising model for random-valued impulse noise. *IEEE Access*, 7: 124647-124661 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2938799]
Dong Y Q, Chan R H and Xu S F. 2007. A detection statistic for random-valued impulse noise. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(4): 1112-1120 [DOI: 10.1109/TIP.2006.891348]
Garnett R, Huegerich T, Chui C and He W J. 2005. A universal noise removal algorithm with an impulse detector. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(11): 1747-1754 [DOI: 10.1109/TIP.2005.857261]
Guo Y Q, Jia X P and Paull D. 2018. Effective sequential classifier training for SVM-based multitemporal remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(6): 3036-3048 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2808767]
Jin K H and Ye J C. 2018. Sparse and low-rank decomposition of a Hankel structured matrix for impulse noise removal. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(3): 1448-1461 [DOI: 10.1109/TIP.2017.2771471]
Kumar S V and Nagaraju C. 2018. Support vector neural network based fuzzy hybrid filter for impulse noise identification and removal from gray-scale image. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*: 1-16 [DOI: 10.1016/j.jksuci.2018.05.011]
Li K, Li Y M, Hu X M and Shao F. 2018. A robust and accurate object tracking algorithm based on convolutional neural network. *Acta Electronica Sinica*, 46(9): 2087-2093 (李康, 李亚敏, 胡学敏, 邵芳. 2018. 基于卷积神经网络的鲁棒高精度目标跟踪算法. *电子学报*, 46(9): 2087-2093) [DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.09.007]
Liu L C, Chen C L P, Zhou Y C and You X G. 2015. A new weighted

- mean filter with a two-phase detector for removing impulse noise. *Information Sciences*, 315: 1-16 [DOI: 10.1016/j.ins.2015.03.067]
- Nie F P, Yang S, Zhang R and Li X L. 2019. A general framework for auto-weighted feature selection via global redundancy minimization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(5): 2428-2438 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2886761]
- Ongie G and Jacob M. 2016. A fast algorithm for structured low-rank matrix recovery with applications to undersampled MRI reconstruction//*Proceedings of the 13th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*. Prague, Czech Republic: IEEE: 522-525 [DOI: 10.1109/ISBI.2016.7493322]
- Roy A, Singha J, Devi S S and Laskar R H. 2016. Impulse noise removal using SVM classification based fuzzy filter from gray scale images. *Signal Processing*, 128: 262-273 [DOI: 10.1016/j.sigpro.2016.04.007]
- Soleimany and Hamghalam. 2017. A novel random-valued impulse noise detector based on MLP neural network classifier//*Proceedings of 2017 Artificial Intelligence and Robotics (IRANOPEN)*. Qazvin, Iran: IEEE: 165-169 [DOI: 10.1109/RIOS.2017.7956461]
- Turkmen I. 2016. The ANN based detector to remove random-valued impulse noise in images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 34: 28-36 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2015.10.011]
- Xiong B and Yin Z P. 2012. A universal denoising framework with a new impulse detector and nonlocal means. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4): 1663-1675 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2172804]
- Xu G Y and Tan J Q. 2014. A universal impulse noise filter with an impulse detector and nonlocal means. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 33(2): 421-435 [DOI: 10.1007/s00034-013-9640-1]
- Xu S P, Zhang G Z, Hu L Y and Liu T Y. 2018a. Convolutional neural network-based detector for random-valued impulse noise. *Journal of Electronic Imaging*, 27(5): #050501 [DOI: 10.1117/1.JEI.27.5.050501]
- Xu Q, Li Y H, Guo Y J, Wu S and Sbert M. 2018b. Random-valued impulse noise removal using adaptive ranked-ordered impulse detector. *Journal of Electronic Imaging*, 27(1): #013001 [DOI: 10.1117/1.JEI.27.1.013001]
- Zhou W and David Z. 1999. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 46(1): 78-80 [DOI:10.1109/82.749102]

作者简介



于海雯, 1972年生, 女, 讲师, 主要研究方向为图形图像处理技术和机器视觉。

E-mail: yuhaiwen@ncu.edu.cn



徐少平, 通信作者, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图形图像处理技术、机器视觉、虚拟手术仿真。

E-mail: xushaoping@ncu.edu.cn

易昕炜, 男, 本科生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: 6105117013@email.ncu.edu.cn

林珍玉, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和机器视觉。E-mail: 401030918076@email.ncu.edu.cn

刘蕊蕊, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和机器视觉。E-mail: 411014519042@email.ncu.edu.cn