

基于遗传算法优化的神经网络自适应开关加权滤波研究

窦艳艳¹, 杜 警²

(1.南京高等职业技术学校, 江苏南京 210019;
2.中车南京浦镇车辆有限公司, 江苏南京 210031)

【摘要】针对传统滤波算法对高噪声密度椒盐噪声污染的图像去噪效果不佳的劣势,采用遗传算法优化 BP 神经网络后对图像中的椒盐噪声进行自适应开关加权滤波处理。与几种相关方法的对比实验表明,本方法神经网络泛化性能强、椒盐噪声检测的准确率高、经过滤波处理后图像还原度高、图像细节信息保护效果较理想。

【关键词】遗传算法;BP 神经网络;椒盐噪声检测;自适应开关加权滤波

【doi:10.3969/j.issn.2095-7661.2021.02.011】

【中图分类号】TP391.4

【文献标识码】A

【文章编号】2095-7661(2021)02-0040-04

Neural Network Adaptive Switch Weighted Filter Based on Genetic Algorithm Optimization

DOU Yan-yan¹, DU Jing²

(1.Nanjing Technical Vocational College, Nanjing, Jiangsu, China 210019; 2.CRRC Nanjing Puzhen Co., Ltd., Nanjing, Jiangsu, China 210031)

Abstract: For the poor performance of conventional filtering algorithms in removing salt and pepper noise from digital images under high noise density, an adaptive switching weighted mean filter algorithm based on BP neural network optimized by genetic algorithm (GA) is proposed to detect and remove salt and pepper noise from images. The contrastive experiments of several related methods show that the proposed algorithm significantly outperforms the others and efficiently removes salt and pepper noise from digital images without distorting image details and texture.

Keywords: genetic algorithm; BP neural network; salt and pepper noise detection; adaptive switching weighted filter

椒盐噪声又名脉冲噪声,它是一种随机出现的黑点或白点,在图像中较为常见。常用去除此类噪声的方法为中值滤波器^[1],原理比较简单,但图像处理质量水平不高。为了提高滤波效果,多种改进的滤除椒盐噪声的算法应运而生^[2]。近年,自适应中值滤波(AMF)^[3]方法比较常用效果也比较理想,但图像噪声密度比较高时用此方法处理的图像容易出现斑块。基于决策的高效滤波算法(EDBA)^[4]使用 3×3 大小的窗口中值或相邻像素来取代被噪声污染的中心像素以达到高效细腻的处理效果,但在处理线条纹理相对丰富的图像时质量不佳。改进的自适应开关加权中值滤波算法

(MNASM)^[5]对被低噪声密度污染的图像滤波质量好,但是随着噪声密度的增高,图像清晰度越来越低。基于方向的自适应开关加权中值滤波算法(DAWSM)^[6]同时使用边界和定向信息进行噪声检测,并根据选定的四个方向上非噪声点来确定窗口的大小,适应于去除高密度噪声。类似的方法还有改进的定向加权中值滤波算法(MDWM)^[7],它使用 12 个方向用于噪声检测以此来增加噪声检测的准确率,滤波效果也较理想。但这些现有的滤波方法很难保证噪声检测完全准确。

1 噪声检测模型

1.1 BP 神经网络结构

【收稿日期】2021-04-14

【作者简介】窦艳艳(1988-),女,江苏连云港人,南京高等职业技术学校讲师,硕士,研究方向:电气控制技术、机器人应用技术。

【基金项目】第四期江苏省职业教育教学改革研究课题“互联网+时代综合课程数字化教学资源开发与实践——以《工业机器人技术应用》课程为例”(课题编号:ZZZ6)。

训练图像的择取对噪声检测器的适应性有着很大的关系^[8]。为了使网络的泛化性能更强,本文将图像分成等大的八部分,并分别加入不一样等级的椒盐噪声,将原始图像与噪声图像进行比较,当结果不相等时,代表噪声像素,将噪声分布矩阵对应的位置置为1,结果相等时,则该点置为0,从而得出图像噪声位置分布矩阵,并把它设置为训练网络时的目标图像。

本文BP神经网络的输入选用图像的像素值、中值和ROAD(Rank Ordered Absolute Difference)值,采用结构简单的单隐含层BP神经网络结构,隐含层节点数为5,最大训练迭代次数控制在200,传递函数选择“tansig”和“purelin”,训练函数选取“trainlm”,网络训练允许误差设置成“0.02”。

1.2 遗传算法优化

遗传算法是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法^[9]。BP神经网络的初始权值和阈值是随机赋予的,遗传算法全局搜索这些参数,满足相应的条件后,再通过BP神经网络在局部范围内实行最优搜索,直到满足设置的精度^[10]。

1)编码:把经过遗传算法优化过后的BP神经网络的阈值、权值序列化成一串,为了避免由于编码串太长太复杂而造成遗传算法的效率低下,本文采用实数编码。

2)个体适应度评价函数:遗传算法中当前群体的每个个体能够遗传到下一代群体中的概率大小取决于同个体适应度成正比例关系的概率,本文的适应度函数为期望输出与实际输出的误差平方和的倒数,即

$$F = \frac{1}{\sum_{n=1}^n (A-T)^2} \quad (1)$$

其中A表示实际输出,T表示期望输出,n是输入样本的个数。

3)遗传算子:选择算子采用normGeomSelect;交叉算子采用arithXover;变异算子采用nonUnifMutation。

1.3 决策规则

将GA-BP神经网络的输出y与阈值0.5进行比较,其定义为:

$$y(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } y(i, j) \geq 0.5 \\ 0 & \text{if } y(i, j) < 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

经过决策器后,如果输出值为1表示当前像素为噪声点,反之亦然,从而获取噪声分布图。

2 噪声滤除

本文运用训练好的网络对图像椒盐噪声检测完得到精确的检测结果后,仅对噪声点进行滤除。针对图像中的噪声点,本文根据滤波窗口中没有受到椒盐噪声污染的像素的数量对窗口的尺寸进行自动调整,其加权定义为:

$$L_{(i+s, j+t)} = \frac{\sum_{n=1}^M We(s, t) I_{(i, j)}(i+s, j+t)}{\sum_{n=1}^M We(s, t)} \quad (3)$$

其中 $I_{(i, j)}(i+s, j+t)$ 代表以(i,j)为中心的滤波窗口里(i+s,j+t)位置上没有被噪声污染的像素灰度值, $We(s, t)$ 为 $I_{(i, j)}(i+s, j+t)$ 的权值,定义为:

$$We(s, t) = \frac{1}{|s|+|t|} \quad (4)$$

自适应开关加权滤波算法的步骤为:

1)设窗口大小为 $W * W$ ($W \geq 2k+1$, k为非零自然数),最大滤波窗口大小限制为 15×15 ,如果检测结果 $y(i, j) = 0$,表示该像素尚未被噪声污染,则无需进行任何处理,按原值直接输出,如果 $y(i, j) = 1$,则跳转到步骤2;

2)计算窗口中没有被噪声污染的像素的数量m,若 $W \leq 15$,进入步骤3,反之跳至步骤4;

3)如果 $m \geq 2$,则输出窗口中一切没有被噪声污染的像素灰度值的加权 $L_{(i+s, j+t)}$;否则 $W = W+2$,跳转到步骤2;

4)如果 $W > 15$,窗口不再扩张,输出窗口中所有信号点的像素灰度值的加权 $L_{(i+s, j+t)}$;如果所有像素均被污染,则输出窗口内全部像素的中值。

3 实验结果与分析

为了避免偶然性造成测试误差,确保获取数据的可靠性,本文所得数据均为从12组仿真结果中去掉最大值和最小值后剩余10组数据取平均值。将峰值信噪比(PSNR)作为客观评价尺度,公式及相应参数如公式(5)所示,其中A代表加入噪声滤波后的图像,O为原始图像,像素点坐标为(i,j),图像尺寸为 $M \times N$ 。

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N (A(i, j) - O(i, j))^2} \quad (5)$$

为了检测本文所提出的基于GA-BP神经网络自适应开关加权滤波算法的有效性,在不同噪声密度下,采用大量标准测试图像进行试验。表1列举了5幅具有代表性的图像在不同噪声密度下的PSNR值,图像尺寸均为 512×512 。

表1 各图像经本滤波算法处理后的PSNR值

噪声密度	Baboon	Boats	Bridge	Lena	Peppers
10%	32.53	38.98	35.51	42.99	40.99
20%	29.37	35.74	32.30	39.61	37.74
30%	27.37	33.67	30.28	37.44	35.64
40%	25.87	31.97	28.69	35.57	33.89
50%	24.57	30.46	27.30	33.88	32.35
60%	23.37	29.00	26.00	32.21	30.93
70%	22.23	27.49	24.71	30.54	29.53
80%	21.10	25.95	23.35	28.76	27.96
90%	19.84	23.88	21.57	26.51	25.82

将本文算法与近年比较经典的方法进行比较。表 2 列举了各种滤波算法对图像 Lena 和 Baboon 分别在噪声密度为 30%、60%和 90%的情况下的 PSNR 值,包括 AMF、EDBA、MNASM、DAWSM、MDWM 几种^[3-7],由表 2 的客观数据可以看出本文算法 (Proposed) 所得 PSNR 值在同一标准下是最高的,优势明显。

表 2 各种算法的 PSNR 值

	Lena			Baboon		
	30%	60%	90%	30%	60%	90%
AMF	33.84	27.44	10.46	30.41	25.03	10.32
EDBA	34.72	27.79	19.51	31.36	25.36	18.37
MNASM	36.01	29.47	25.03	31.90	26.00	22.41
DAWSM	36.68	31.16	26.08	33.16	28.15	23.55
MDWM	35.97	31.21	25.50	33.05	28.32	22.77
Proposed	37.44	32.21	26.51	33.67	29.00	23.88

为了从主观视觉效果上观察各算法的滤波效果,本文测试图像选用以纹理丰富著称的图像 Baboon,分别展示了 50%以及 90%噪声密度下的滤波效果。Baboon 原图以及噪声图像如图 1 所示,当噪声密度达到 50%的时候,图像质量严重毁坏,当噪声密度高达 90%时,图像几乎不可见。

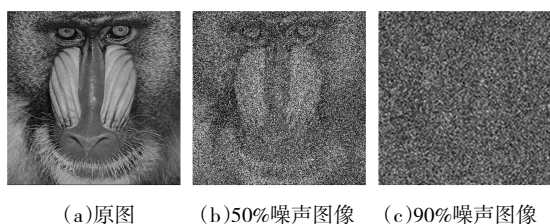


图 1 Baboon 原图以及噪声图像

图 2 为各种算法在 50%噪声密度下对 Baboon 图像的处理结果,由图 2 可见各种算法在 50%噪声密度下均能有效滤除图像中的椒盐噪声,整体效果都不错。为了更好地观察各算法的细节处理能力,将 Baboon 胡须部分进行细节特写,如图 3 所示。由图 3 中 Baboon 胡须部分的细节特写可见,与其它算法相比,本文算法处理后的胡须部分细微处看起来更为细腻,AMF、EDBA 和 MNASM 几种算法的胡须部分明显模糊的比较厉害。

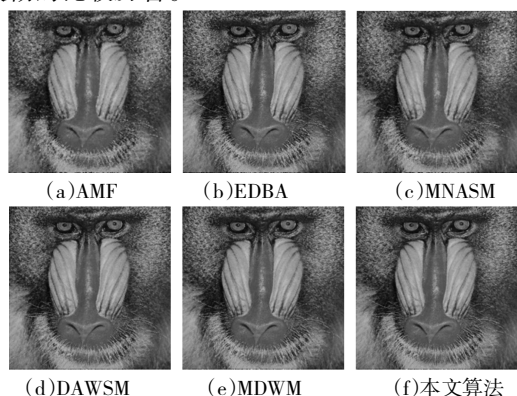


图 2 50%噪声密度下各种算法的滤波效果图

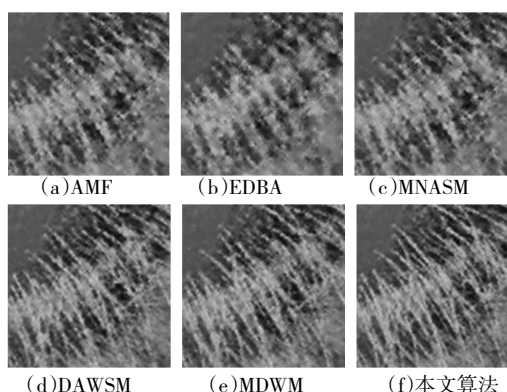


图 3 图 2 中胡须部分细节特写图

图 4 为各种算法对含有 90%噪声密度的 Baboon 图像的去噪效果,显而易见,当噪声密度高达 90%时本文算法相对于其他几种算法具有绝对优势。AMF 算法处理后的图像有大量斑块产生,严重影响视觉效果,其它几种方法处理后的图片都存在不同程度的模糊,为了更加清楚地观察细节信息,将图 4 中各图像的右眼部分进行细节特写,如图 5 所示。

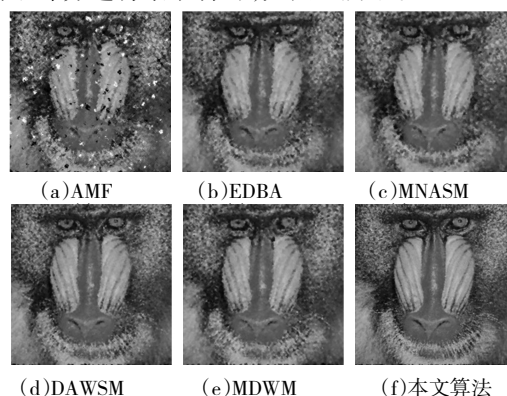


图 4 90%噪声密度下各种算法的滤波效果图

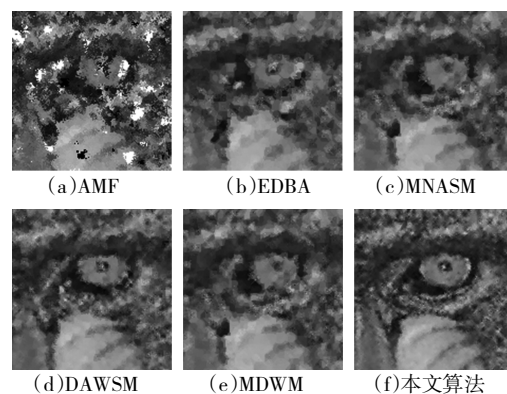


图 5 图 4 中右眼部分细节特写图

由图 5 所示的右眼部分的细节特写清晰可见本文算法处理后的图像眼睛部分炯炯有神、线条清晰,即使在如此之高的噪声密度下细节信息仍然能够得到很好保护。

4 结束语

本文用遗传算法优化的 BP 神经网络对图像中

的椒盐噪声进行检测,提高了网络的泛化能力,而且噪声检测的准确率高。然后利用自适应开关加权滤波方法对检测出的噪声点进行滤波,非噪声点则保持不变,高效滤波的同时保护了图像的细节。通过与近年一些较常用的和先进的算法进行对比实验,证明了本文算法滤波性能的优越性,本文提出的算法无论是从客观数据上还是从主观视觉效果上均优于其它算法,能够更好地抑制噪声并保护图像的细节。

【参考文献】

- [1]G Kaliraj,S Baskar. An efficient approach for the removal of impulse noise from the corrupted image using neural network based impulse detector[J].Image and Vision Computing,2010(3):458-466.
- [2]叶小岭,窦艳艳.神经网络噪声检测的自适应加权均值滤波算法[J].计算机工程与设计,2013(8):2821-2825.
- [3]R H Chan, C-W Ho, M Nikolova. Salt-and-Pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization [J]. IEEE Trans. Image Process (S1057-7149), 2005(10): 1479-1485.

- [4]Srinivasan KS, Ebenezer D. A new fast and efficient decision based algorithm for removal of high-density impulse noises[J]. IEEE Signal Proc Lett, 2007(3):189-192.
- [5]Ng P-E, Ma K-K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images[J]. IEEE Trans Image Process ,2006(6):1506-1516.
- [6]Madhu S. Nair,P.M.Ameera Mol.Direction based adaptive weighted switching median filter for removing high density impulse noise[J].Computers and Electrical Engineering,2012(4):1-27.
- [7]Chingta Lu,Tzuchun Chou. Denoising of salt-and-pepper noise corrupted image using modified directional-weighted-median filter [J]. Pattern Recognition Letters,2012(10):1287-1295.
- [8]刘静,柳成,曲永印.基于遗传算法优化 BP 神经网络的电解除电源[J].北华大学学报,2020(2):257-262.
- [9]刘媛,付巍.基于 GA-BP 的广播电视图像内容识别研究[J].西部广播电视,2019(3):186-187.
- [10]姜鸿羽.基于遗传小波神经网络的变电站内变压器噪声自适应抑制[J].电力科学与工程,2020(4):25-31.

(上接第 39 页)

在学校建立“高校数据交互共享信息化平台”^[10],通过此平台,中心信息系统与智慧校园的教务管理系统、资产管理系统、人事管理系统、学生管理系统等互通信息。例如实验室门禁系统运行,教务管理系统实时变动课表提交到高校数据交互共享信息化平台,平台通过审核、分发处理将生成的标准化数据自动与实验室门禁系统对接,门禁系统根据平台提供的课表数据对实验室进行自动控制。

5 小结

本文分析了高校实验教学中心信息系统的现状及构建一个全方位统一信息系统的必要性。信息系统能有效节约资源,迅速提高中心的工作效率,快速提升中心各部门的管理能力,便利实验室资源开放共享,以提高学生的综合素质和创新创业能力。中心信息系统包括三个子系统,是个复杂性较大的软件,本文构建了实验教学中心信息系统功能模块,并对其进行较详细地阐释,为中心信息系统开发提供了重要依据。

【参考文献】

- [1]林关成,张西宁,李智勇.实验教学中心管理信息化的探索与实践[J].教育与职业,2013(8):179-180.
- [2]陈守宽.智慧云实验室在高校实验教学中的应用[J].实验科学与技术,2018(3):178-182.
- [3]高志杨.高校实验室设备报修管理系统的开发与应用研究[J].中国管理信息化,2018(2):109-110.
- [4]黄兴禄.基于 B/S 与 C/S 混合模式的高校实验室报修系统设计与实现[J].信息与电脑(理论版),2017(16):118-120.
- [5]张涛.高校机房的智能化管理系统设计及实现[J].信息系统工程,2020(7):34-35.
- [6]陈爽.高校现代教育技术中心服务管理策略研究[J].智库时代,2019(35):157,159.
- [7]张琳,党杰,朱耀产.高职院校实验实训室建设与管理探析[J].微型电脑应用,2020(3):38-40.
- [8]马涛.基于绩效管理的高校固定资产优化配置研究[J].国际商务财会,2020(10):46-49.
- [9]王长鹏,季鹏,赵雪.大数据时代背景下高校固定资产管理研究[J].行政事业资产与财务,2020(19):12-13.
- [10]孙维成.基于生产环境的高校财务数据共享交互信息化平台构建[J].中国管理信息化,2020(2):62-64.