

## 灰度极限脉冲耦合神经网络混合噪声滤波

程园园<sup>1</sup>, 李海燕<sup>1\*</sup>, 陈海涛<sup>2</sup>, 施心陵<sup>1</sup>

(1. 云南大学 信息学院, 昆明 650091; 2. 昆明医学院第三附属医院 超声科, 昆明 650118)

(\* 通信作者电子邮箱 li\_cannie@hotmail.com)

**摘要:** 针对图像中同时存在椒盐噪声和高斯噪声, 提出一种基于灰度极限和脉冲耦合神经网络(PCNN)滤除混合噪声的新方法。首先, 根据灰度极值定位出椒盐噪声点; 其次, 在滤波窗口中对椒盐噪声点进行均值滤波; 然后, 利用PCNN赋时矩阵定位出高斯噪声点; 最后, 自适应调整可变灰度步长, 选择不同滤波方法滤除高斯噪声。实验结果表明提出的算法较常见的混合噪声滤波方法在主观滤波效果和客观评价指标峰值信噪比(PSNR)及信噪比改善因子(ISNR)两方面均有明显的优势。

**关键词:** 椒盐噪声; 高斯噪声; 灰度极限; 脉冲耦合神经网络; 均值滤波; 可变步长

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A

### Mixed noise filtering via limited grayscale pulse coupled neural network

CHENG Yuan-yuan<sup>1</sup>, LI Hai-yan<sup>1\*</sup>, CHEN Hai-tao<sup>2</sup>, SHI Xin-ling<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming Yunnan 650091, China;

2. Ultrasound Department, The Third Affiliated Hospital, Medical University of Yunnan, Kunming Yunnan 650118, China)

**Abstract:** A new method of filtering mixed noise based on limited grayscale and Pulse Coupled Neural Network (PCNN) was proposed for an image contaminated by salt and pepper noise and Gaussian noise. First, salt and pepper noise was identified according to the limited grayscale in a detecting window. Then the noise was filtered via mean filter in a filtering window. Subsequently, Gaussian noise was identified by using the time matrix of PCNN. Finally the Gaussian noise was filtered by some different filters based on variable step. The experimental results show that the proposed method has more advantages not only in filtering effects but also in objective evaluation indexes of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Improved Signal-to-Noise Ratio (ISNR) compared to some traditional methods.

**Key words:** salt and pepper noise; Gaussian noise; limited grayscale; Pulse Coupled Neural Network (PCNN); mean filtering; variable step

## 0 引言

在实际的图像通信系统和图像处理系统中, 由于外界的干扰和破坏, 图像在获取、传输过程中不可避免地受到噪声污染, 这些噪声对图像的后续处理产生很大影响, 所以滤波一直是图像研究领域的热点。图像中混合噪声常常包含椒盐噪声和高斯噪声。传统中值滤波和均值滤波对混合噪声的去噪效果较差, 现有研究较多是针对其中一种噪声进行滤波<sup>[1-7]</sup>, 而针对混合噪声的研究<sup>[8-10]</sup>较少。文献[8]结合多级中值滤波、均值滤波和脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)对混合噪声滤波, 文献[9]提出自适应中值滤波和自适应压缩加权均值混合噪声滤波方法, 文献[10]提出利用局部阈值将高斯噪声和椒盐噪声区分之后单独对其滤波, 这些方法对图像的混合噪声滤波效果均优于传统滤波方法, 但在噪声强度较大时, 主观去噪效果与客观评价指标均明显下降。

因此, 本文提出一种灰度极限脉冲耦合神经网络(Limited Grayscale-Pulse Coupled Neural Network, LG-PCNN)的新方法来滤除图像混合噪声。首先, 根据椒盐噪声极值特

性, 利用图像灰度极值来判断椒盐噪声点; 然后, 利用均值滤波器滤除椒盐噪声, 这样有效地保留了图像的细节信息; 最后, 利用PCNN赋时矩阵, 选择不同滤波方法滤除高斯噪声。实验结果证实, 本文算法对混合噪声的滤波效果显著, 优于传统滤波方法和文献[8-10]提出的滤波算法。

## 1 滤波算法

### 1.1 椒盐噪声滤除

图像含有的椒盐噪声表现为一些极暗或极亮点, 趋于极值特性, 所以提出算法先对含噪图像的灰度值进行极值检测, 把检测出的极值点作为椒盐噪声点, 再利用均值滤波滤除椒盐噪声。

设图像中某一点为 $I_{xy}$ , 在以 $I_{xy}$ 为中心、大小为 $5 \times 5$ 的检测窗口中, 判定图像灰度最大值 $I_{\max}$ 和最小值 $I_{\min}$ 的像素为椒盐噪声点, 介于最大值和最小值之间的像素点为非椒盐噪声点。若判断出 $I_{ek}$ 是一个椒盐噪声点, 则以 $I_{ek}$ 为滤波窗口的中心, 噪声点的灰度值变为滤波窗口中所有非椒盐噪声点灰度值的均值。若在滤波窗口中不存在非椒盐噪声点, 则扩大滤波窗口, 重复检测, 直到窗口中含有非椒盐噪声点。本文经过大

**收稿日期:** 2011-09-19; **修回日期:** 2011-12-05。 **基金项目:** 云南大学第二批中青年骨干教师基金及在职培养博士启动基金资助项目(21132014); 第三届云南大学研究生科研课题资助基金资助项目(YNUY201046)。

**作者简介:** 程园园(1985-), 女, 山东菏泽人, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工神经网络图像去噪; 李海燕(1976-), 女, 云南红河人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 人工神经网络图像去噪、特征提取; 陈海涛(1980-), 男, 陕西扶风人, 医师, 硕士, 主要研究方向: 超声医学诊断与介入治疗; 施心陵(1956-), 男, 云南昆明人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 智能信号检测与处理。

量实验,最终选定滤波窗口为  $5 \times 5$ 。由于该方法只利用窗口中的非椒盐噪声点进行噪声滤波处理,排除了椒盐噪声点的影响,所以对椒盐噪声点的滤除达到较好的效果。

## 1.2 高斯噪声滤除

滤除椒盐噪声后,再对图像进行高斯噪声滤波。由于高斯噪声符合高斯分布,所以本文利用 PCNN 点火特性和时间矩阵对其滤除。

### 1.2.1 PCNN 模型

Eckhorn 等在 20 世纪 90 年代通过研究猫等哺乳动物的视觉皮层神经元脉冲串同步振荡现象,提出 PCNN 模型<sup>[7]</sup>,其中 PCNN 的单个神经元  $I_{ij}$  可用以下离散方程式描述:

$$F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_f)F_{ij}(n-1) + I_{ij} + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_l)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)[1 + \beta L_{ij}(n)] \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n)) \quad (4)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \quad (5)$$

其中: $F_{ij}$ 、 $\alpha_f$ 、 $V_F$  是馈送域  $F$  的输入、衰减指数、放大系数; $L_{ij}$ 、 $\alpha_l$ 、 $V_L$  是联接域  $L$  的输入、衰减指数、放大系数; $W_{ijkl}$ 、 $M_{ijkl}$  分别为联接域  $L$  和馈送域  $F$  的联接权重系数矩阵; $\beta$  是神经元的联接强度; $I_{ij}$  是外部输入刺激; $Y_{ij}$  是脉冲输出; $U_{ij}$  是动态门限; $\theta_{ij}$ 、 $\alpha_\theta$ 、 $V_\theta$  是动态阈值、阈值的衰减指数、初始幅度。通过动态阈值  $\theta_{ij}$  和内部电压  $U_{ij}$  的比较来激励或抑制神经元的输入。由于图像的像素具有区域连续性及相关性,而噪声像素则是随机的,图像像素被噪声污染就会产生像素间的灰度差,因此可利用 PCNN 的捕获和同步脉冲发放特性对图像进行滤波处理。

### 1.2.2 PCNN 高斯噪声滤波

记录每个神经元的初次点火时刻即可得到 PCNN 神经元的时间矩阵  $T$ 。噪声对图像的污染使得神经元的灰度值产生变化从而引起点火时刻发生改变,所以可在时间矩阵中根据中心点与邻域点的点火时刻关系确定噪声点,然后灵活改变噪声点的灰度值达到去噪效果。具体分为如下情况:

1) 在时间矩阵中,若滤波窗口中心像素的点火时刻为窗口中的最小值,说明噪声造成中心像素的灰度值增高,使该像素最先点火,则就将中心像素判断为噪声,然后通过减少该像素的灰度值达到去噪效果。减少的灰度值为  $\Delta$ ,  $\Delta = I_N * S_N$ ,其中  $I_N$  为窗口中未点火神经元的灰度均值,  $S_N$  为补偿加权因子。

$$S_N = \frac{\sum E_N * A_N}{SUM1} \quad (6)$$

其中  $E_N$  的值由窗口内像素点的灰度差决定。例如在  $5 \times 5$  的滤波窗口中,若中心神经元为  $I_{ij}$  及其周围神经元为  $I_{i+k, j+k}$  ( $k = -2, -1, 1, 2$ ),  $I_{ij}$  点火,但  $I_{i+k, j+k}$  未点火,则  $E_{Ni+k, j+k} = ((I_{i+k, j+k} - I_{ij})/PI)^2$ , 若神经元  $I_{i+k, j+k}$  已点火,则  $E_{Ni+k, j+k} = 0$ 。其中  $PI$  是窗口中所有像素灰度的平均值,  $A_N$  是未点火神经元矩阵,  $SUM1$  是邻域中未点火神经元的个数。

2) 若滤波窗口中心像素的点火时间为窗口中的最大值,说明噪声使得中心像素的灰度值降低,造成该神经元最后点

火,则将其判断为噪声点,滤波时应增加该像素的灰度值  $\Delta$ , 此时  $\Delta = I_Y * S_Y$ ,  $I_Y$  为神经元邻域中点火神经元的灰度均值,  $S_Y$  为:

$$S_Y = \frac{\sum E_Y * A_Y}{SUM2} \quad (7)$$

其中:可用类似求  $E_N$  的方法求得  $E_Y$ ,  $A_Y$  是点火神经元矩阵,  $SUM2$  是邻域中点火神经元的个数。

3) 若中心神经元的点火时刻与窗口中其他神经元的点火时刻一致,说明窗口中所有像素的亮度强度相似,用非线性维纳滤波器平滑窗口内的小灰度差噪声点,同时保持图像信号的高频细节。

4) 其余情况下使用中值滤波器对窗口内像素滤波。

由灰度补偿函数  $\Delta$  的定义可知,当  $E$  越大,补偿函数  $\Delta$  越大,对灰度差值大的噪声调节作用越强;反之,  $E$  越小,  $\Delta$  越小,对灰度差值小的噪声调节作用就越弱。在不同情况下点火像素与未点火像素对步长的调节影响也不同,这样既可自适应调节噪声像素又可很好地保护图像的边缘细节,使得灰度的补偿具有自适应性和灵活性。

## 2 结果仿真

为验证该算法的有效性,主观上对文献[8-10]中原图像分别进行中值滤波、均值滤波和本文算法滤波,客观上对上述三种方法和文献[8-10]中峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)或信噪比改善因子(Improved Signal-to-Noise Ratio, ISNR)进行比较。选用的参数为  $\alpha_l = 0.05$ ,  $V_L = 0.2$ ,  $\beta = 0.06$ ,  $\alpha_\theta = 0.25$ ,  $V_\theta = 256$ ,  $\alpha_f = 0.1$ ,  $V_F = 0.5$ ,  $n = 10$ ,  $W = M = [1, 1, 1; 1, 0, 1; 1, 1, 1]$ , 滤波窗口为  $5 \times 5$ 。文中加的高斯噪声均值均为 0。

$$ISNR = 10 \times \lg \frac{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (A(i, j) - C(i, j))^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (B(i, j) - C(i, j))^2} \quad (8)$$

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{255^2}{\frac{1}{HN} \sum_{i=0}^{H-1} \sum_{j=0}^{N-1} (C(i, j) - A(i, j))^2} \quad (9)$$

其中: $H$ 、 $N$  分别为图像的高和宽,  $A(i, j)$  为滤波后图像,  $B(i, j)$  为含噪图像,  $C(i, j)$  为原图像。  $ISNR$  表示噪声的抑制程度, 值为负数, 其值越低表示对噪声的抑制程度越高。  $PSNR$  反映了对原图像的保真度, 其值愈大越好。

图 1 为对文献[8]中图像加方差为 0.002 的高斯噪声和噪声密度为 5% 的椒盐噪声后的噪声图像和经过中值滤波、均值滤波及本文算法滤波后的图像。由图 1 可知中值滤波较均值滤波能更多地除去噪声, 而本文算法比中值滤波得到的滤波后图像效果更好, 图像更显平滑且细节保持也较清晰。

图 2 为对文献[9-10]中图像加标准差为 20 的高斯噪声和密度为 10% 的椒盐噪声后的噪声图像及经过中值滤波、均值滤波和本文算法滤波后的图像, 从图中可看到中值滤波能够一定程度地滤除噪声, 但是细节缺失较多而且剩余噪声也较多, 本文算法不仅能很好地滤除噪声而且细节边缘部分保持的也较好。

表 1~3 为对传统滤波方法和文献[8-10]以及本文算法的比较。表中文献[8-10]的  $PSNR$  值或文献[9-10]的

$ISNR$  值均为原文原始数据,均值滤波、中值滤波和本文算法的数据均经过30次实验后取得的平均值。表1为文献[8]中图像经中值滤波、均值滤波、文献提出的滤波方法及本文算法滤波后的  $PSNR$  的比较。从表中可看出,本文算法的  $PSNR$  值比上述3种滤波方法得到的都高,表明滤波后图像效果最好,保真度最高。

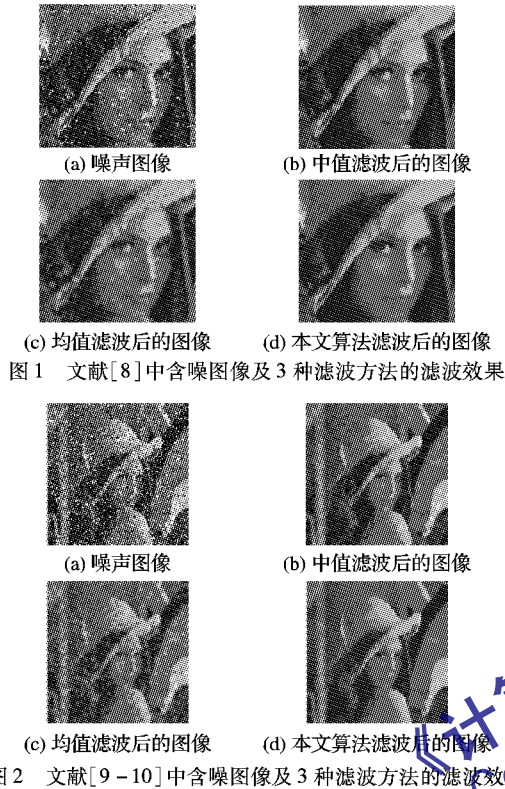


图2 文献[9-10]中含噪图像及3种滤波方法的滤波效果

表1 文献[8]中图像的4种滤波方法  $PSNR$  的比较 dB

高斯噪声方差	椒盐噪声密度	中值滤波	均值滤波	文献[8]算法	本文算法
0.0040	0.2000	24.3174	19.3966	20.2415	25.9782
0.0008	0.1000	28.8041	22.5004	22.1047	29.7435
0.0020	0.0500	28.0721	24.3432	24.2752	29.2068
0.0010	0.0300	29.0936	25.5828	25.7228	30.9295
0.0080	0.0500	25.4081	23.6873	23.7889	26.5221
0.0040	0.0500	26.9247	24.2042	24.1120	28.1130
0.0008	0.0500	28.9222	24.6566	25.3380	30.9327

表2为文献[9]中图像经均值滤波、文献[9]的滤波方法及本文算法滤波后的  $PSNR$  和  $ISNR$  的比较,从表中可看出,本文算法的  $PSNR$  比上述两种滤波方法得到的都大,表明对含噪图像的滤波效果最好; $ISNR$  最低,表明滤波后图像对噪声的抑制程度最高。

表3~4为文献[9]的滤波方法及本文算法对图像进行单独的高斯噪声滤波和椒盐噪声滤波后的  $PSNR$  和  $ISNR$  的比较,从表中可看出,本文算法的  $PSNR$  更大, $ISNR$  更低,表明本文算法比文献[9]更有效。

表5列出了原始滤波算法、均值滤波、中值滤波及本文算法对文献[10]中图像滤波后的  $ISNR$ 。通过表5的  $ISNR$  比较可看出,本文算法的  $ISNR$  在各种不同比例混合噪声滤波后的结果中是最低的,证明了本文所提算法的有效性。

从上述主观及客观因子比较分析可知,本文算法比均值滤波、中值滤波及文献[8-10]中提出的滤波算法更有效。

表2 文献[9]中图像的3种滤波方法  $ISNR$  和  $PSNR$  的比较

混合噪声	算法	$ISNR/dB$	$PSNR/dB$
$\sigma = 20$ $P = 10\%$	均值滤波	-7.0108	21.5709
	文献[9]算法	-11.1211	25.5997
	本文算法	-18.5683	26.2864
$\sigma = 20$ $P = 20\%$	均值滤波	-7.3905	19.2486
	文献[9]算法	-12.8379	24.9137
	本文算法	-16.9884	25.7152
$\sigma = 15$ $P = 10\%$	均值滤波	-6.9569	21.7431
	文献[9]算法	-11.1179	25.6214
	本文算法	-19.4609	27.1790
$\sigma = 15$ $P = 20\%$	均值滤波	-7.3709	19.3706
	文献[9]算法	-13.0698	25.1440
	本文算法	-17.7152	25.4322
$\sigma = 10$ $P = 10\%$	均值滤波	-6.8505	21.8064
	文献[9]算法	-11.0810	25.5770
	本文算法	-20.0186	27.7366
$\sigma = 10$ $P = 20\%$	均值滤波	-7.3557	19.4743
	文献[9]算法	-12.9793	25.0763
	本文算法	-18.0909	25.8079
$\sigma = 5$ $P = 10\%$	均值滤波	-6.7452	21.9329
	文献[9]算法	-11.0850	25.5096
	本文算法	-21.8252	29.5433
$\sigma = 5$ $P = 20\%$	均值滤波	-7.3397	19.5386
	文献[9]算法	-12.9646	25.0794
	本文算法	-18.3056	26.0225

表3 高斯噪声滤波后  $ISNR$  和  $PSNR$  比较

高斯噪声方差 $\sigma$	算法	$ISNR/dB$	$PSNR/dB$
5	文献[9]算法	-5.6570	26.0273
	本文算法	-22.4116	30.1300
10	文献[9]算法	-5.7749	-21.1808
	本文算法	26.0125	28.8992
15	文献[9]算法	-5.8621	-19.4421
	本文算法	26.0716	27.1606
20	文献[9]算法	-5.7983	-18.9181
	本文算法	25.9613	26.6365

表4 椒盐噪声滤波后结果  $ISNR$  和  $PSNR$  比较

椒盐噪声密度 $P/\%$	算法	$ISNR/dB$	$PSNR/dB$
5	文献[9]算法	-10.7440	29.0511
	本文算法	-23.2020	30.9204
10	文献[9]算法	-13.5507	28.7588
	本文算法	-22.1058	29.8239
15	文献[9]算法	-14.8923	28.3985
	本文算法	-20.4778	28.5994
20	文献[9]算法	-15.8614	-18.5786
	本文算法	28.0015	28.2955

表5 混合噪声各种滤波算法  $ISNR$  的比较 dB

高斯噪声方差	椒盐噪声密度	中值滤波	均值滤波	文献[10]算法	本文算法
0.0080	0.0100	-5.0671	-4.6534	-6.3826	-18.2437
0.0090	0.0100	-5.2562	-4.9578	-6.7965	-17.6814
0.0100	0.0100	-5.2520	-5.0818	-6.9843	-17.4992

### 3 结语

本文根据混合噪声的特点提出一种基于灰度极限脉冲耦合神经网络的滤波新方法。该算法利用滤波窗口中的非椒盐

(下转第735页)



图像。可以看到,本文算法所恢复的图像在 Lena 的眼睫毛比较清晰,帽子的纹理也比较丰富。在图 5 中,本文算法所恢复的图像还能分辨出 Barbara 的右眼的眼珠,但是 SPIHT 算法所恢复的图像却分辨不出。



(a) 本文算法恢复的图像 (b) SPIHT算法恢复的图像

图4 使用 Lena 图像时两种算法在 0.25 bpp 时的压缩效果对比



(a) 本文算法恢复的图像 (b) SPIHT算法恢复的图像

图5 使用 Barbara 图像时两种算法在 0.25 bpp 时的压缩效果对比

#### 4 结语

本文主要改进了 SPIHT 算法的扫描次序,即优先扫描重要系数或集合的邻域,从而对图像的边缘及其附近给予了更多的关注,满足了人类视觉对边缘的失真比较敏感的需求,从而提高了主观视觉感受。而这种改进非常容易实现,不需要任何额外的存储空间,对算法的执行速度几乎不受影响。实验结果表明,本文算法是快速而有效的。此外,本文算法还可以结合算术编码进一步提高性能。

#### 参考文献:

- [1] SHAPIRO J. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445–3462.
- [2] SAIDA, PERLMAN W A. A new, fast, and efficient image codec

based on set partitioning in hierarchical trees[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(3): 243–250.

- [3] PEARLMAN W A, ISLAM A, NAGARAJ N, *et al.* Efficient low-complexity image coding with a set-partitioning embedded block coder[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(11): 1219–1235.
- [4] 宋春林,冯瑞,金炜,等. 一种简单误码检错多分辨率 SPIHT 算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(4): 972–975.
- [5] 罗明凤,滕奇志,何小海. 基于 SPIHT 算法的改进 ROI 图像编码[J]. 计算机应用, 2006, 26(3): 624–626.
- [6] ZHAO D, CHAN Y, GAO W. Low-complexity and low-memory entropy coder for image compression[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(10): 1140–1145.
- [7] 朱华亮,修春娣,韦志棉. 基于系数块的改进 SPIHT 算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(6): 206–208.
- [8] 潘波,杨根庆,孙宁. 无链表图像感兴趣区域编码算法[J]. 西南交通大学学报, 2010, 45(1): 82–87.
- [9] 郑煜颖. 针对熵编码的自适应可逆图像预处理方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(4): 1033–1036.
- [10] CHANGHE S, YUNSONG L, BORMIN H. A GPU-accelerated wavelet decompression system with SPIHT and reed-solomon decoding for satellite images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4(3): 683–690.
- [11] XIEHONG L, FUHENG L, GUIJUAN K, *et al.* Improved image coding algorithm based on embedded zerotree[C]// IEEE International Conferences on ACIS. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 189–192.
- [12] 王向阳,杨红颖. 基于高频子带自适应扫描的改进零树图像编码算法[J]. 计算机研究与发展, 2003, 30(3): 469–475.
- [13] 邓宸伟,赵保军. 一种快速改进型 SPIHT 算法[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(4): 478–482.
- [14] 李玲,王向阳. 基于视觉敏感特性的小波域图像编码算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(4): 780–783.
- [15] SENAPATI R K, PATI U C, MAHAPATRA K K. A novel hybrid HVS based embedded image coding algorithm using DIT and SPIHT[C]// IEEE International Conference on Devices and Communications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1–5.

(上接第 731 页)

噪声点的均值替换噪声点以滤除椒盐噪声,又利用 PCNN 时间矩阵和自适应调整步长等不同滤波方法滤除高斯噪声,使其更具针对性和灵活性。实验结果的主观及客观评价指标表明,本文提出的 LG-PCNN 混合噪声滤波算法优于中值滤波、均值滤波和文献[8–10]所提出的混合噪声滤波算法,是一种有效的滤除混合噪声的新方法。但随着噪声强度过大,滤波后主观效果有所下降,如何在更大噪声强度下仍具有很好的滤波效果是下一步研究的内容。

#### 参考文献:

- [1] MA Y D, LIN D M, ZHANG B D, *et al.* A novel algorithm of image Gaussian noise filtering based on PCNN time matrix [C]// Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Signal Processing and Communication. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1499–1502.
- [2] 何骥明,李强,明艳. 改进型中值滤波器的实现和性能测试[J]. 计算机系统应用, 2009, 18(8): 172–174.
- [3] ZHANG J Y, LU Z J, SHI L, *et al.* Filtering images contaminated with pep and salt type noise with pulse-coupled neural networks type

noise with pulse-coupled neural networks[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2005, 48(3): 322–334.

- [4] DHIRAJ K, KUMAR E A, BARPANDA S S, *et al.* A novel hybrid approach for suppression of high density of impulsive noise [J]. International Journal of Recent Trends in Engineering, 2009, 1(3): 87–91.
- [5] 刘远民,秦世引. 一种新的基于 PCNN 的自适应强去噪方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(1): 108–112.
- [6] 邹文洁. 基于 PCNN 神经网络的图像去噪算法研究[J]. 计算机仿真, 2008, 25(8): 234–237.
- [7] 刘勍,马义德. 一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1869–1873.
- [8] 李慧娜,平源. 有效去除图像混合噪声的方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(13): 3536–3541.
- [9] 武英,吴海勇. 一种自适应图像去噪混合滤波方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(7): 168–170.
- [10] 关新平,赵立兴,唐英干. 图像去噪混合滤波方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3): 332–337.