

基于脉冲耦合神经网络的椒盐噪声滤波

聂仁灿¹,姚绍文²,周冬明¹,李翔¹

(1. 云南大学信息学院, 云南 昆明 650091; 2. 云南大学软件学院, 云南 昆明 650091)

摘要:基于脉冲耦合神经网络,提出了一种有效的椒盐噪声图像滤波算法。首先利用 PCNN 相似群神经元同步发放脉冲的特性检测噪声,并给出了神经元参数的估计方法。然后考虑到噪声点应和最近的非噪声点最相似,提出了一种扩展窗口中值滤波算法对噪声点进行滤波。仿真表明,本文提出的方法对不同强度的噪声图像均体现了优异的滤波性能,和相关的中值滤波算法相比也体现了相当明显的优势。

关键词:椒盐噪声;滤波;脉冲耦合神经网络;扩展窗口中值滤波

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2013.06.020

Salt and pepper noise image filtering method using PCNN

NIE Ren-can¹, YAO Shao-wen², ZHOU Dong-ming¹, LI Xiang¹

(1. Information College, Yunnan University, Kunming 650091, China;

2. Software College, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract:Based on Pulse Coupled Neural networks, an effective salt and pepper noise image filtering method is proposed. Synchronous pulses were burst by using the similar groups of neurons in a PCNN, whereby the noise pixels are detected; and the neuron parameter-estimation method was given. Then it is considered that a noise pixel has the most similar with neighbor non-noise pixels, a filtering method called extended window median filter was put forward, which filtered the noise in a noise image. Simulation results show that the proposed method has excellent filtering performance for the noise images of different noise intensity, and has the more obvious advantage than the corresponding median filters method.

Key words: salt and pepper noise; filter; pulsed coupled neural network; extended window median filter

1 引言

椒盐噪声是一种典型的随机噪声,这种噪声的灰度处于图像灰度范围的高低两端,在图像中表现为明暗分明的特性,会极大地破坏图像的特征信息。中值滤波 MF^[1]作为一种非线性滤波方法,是椒盐噪声滤波的一种典型方法^[2]。然而, MF 将噪声点和非噪声点不加区分地进行统一处理,从而会破坏非噪声点信息,而且它的滤波性能随着噪声强度的变大会急剧下降。因此,一种基于噪声点检测基础上的滤波思想被广泛用于它的改进,如极值中值滤波 EMF^[3]、开关中值滤波 SMF^[4]和自适应中值滤波 AMF^[5]。

脉冲耦合神经网络(pulsed coupled neural net-

work, PCNN)是根据猫的大脑视觉皮层发放同步振荡脉冲现象建模得到的一种新型人工神经网络^[6],它已被广泛应用于图像分割^[7]、图像融合^[8-9]和图像去噪^[10-11]等方面。对噪声图像中,噪声点和非噪声点对应的神经元将进行异步振荡,PCNN 从而具有很好的噪声点检测特性。据此,本文提出了一种新颖的椒盐噪声滤波方法,首先利用 PCNN 进

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61065008);云南省应用基础研究计划项目(No. 2012FD003);云南省教育厅科学研究基金项目(No. 2010Y247)资助。

作者简介:聂仁灿(1982-),男,博士研究生,主要研究方向是神经网络和图像处理。E-mai: huomu_ren@163.com

收稿日期:2012-11-24

行噪声点的检测,再利用提出的一种扩展冲口中值滤波方法对噪声进行滤波。仿真表明,该方法能有效地滤除图像中的椒盐噪声,特别在高强度噪声图像处理中,它比相关滤波算法体现了明显的优势。

2 PCNN 模型

Eckhorn 模型首先描述了猫的视觉皮层神经元同步发放脉冲现象^[6],Johnson 在该模型基础上提出了 PCNN 模型^[12]。此后,许多研究者对 PCNN 模型进一步进行了改进,一种目前较为流行的 PCNN 模型由式(1)~式(5)描述。

$$F_j(n) = S_j \quad (1)$$

$$L_j(n) = V_j^L \sum_k W_k^j Y_k(n-1) \quad (2)$$

$$U_j(n) = F_j(n) [1 + \beta_j L_j(n)] \quad (3)$$

$$\theta_j(n) = \theta_j(n-1) e^{-\alpha^T} + Y_j(n-1) V_j^T \quad (4)$$

$$Y_j(n) = \begin{cases} 1, & U_j(n) > \theta_j(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

PCNN 模型包括三部分:接收域、调制域和脉冲产生器。在接收域,神经元 j 接收邻域神经元的输入脉冲,并通过反馈输入通道 L 和链接输入通道 F 传输。 W 代表邻域神经元的突触链接权矩阵, S_j 为神经元的外部激励输入(图像处理中为像素灰度值)。 L 通道值以指数形式衰减, α^L 和 V^L 分别为它的衰减指数和幅值。在调制域, $U_j(n)$ 为神经元的内部状态值, β 代表链接强度。在脉冲器中,当内部状态值 $U_j(n)$ 大于阈值 $\theta_j(n)$,神经元将发放脉冲,其阈值以指数方式变衰减, α^T 和 V^T 分别代表阈值的衰减指数和幅度。

3 基于 PCNN 的椒盐噪声滤波

3.1 噪声检测

在 PCNN 网络中,相似的神经元群将同步发放脉冲;另外,受脉冲噪声污染的像素和其领域中未污染的像素在灰度值上差异较大。所以,把图像送入 PCNN 后,受噪声污染像素对应神经元将和领域神经元异步振荡。

因此,根据神经元 (i, j) 和领域神经元同步/异步振荡的情况,就可判断该神经元是否被椒盐噪声污染。具体实现时,在 5×5 的窗口中设定阈值 $N_0 = 22$,若神经元 (i, j) 点火,而它的领域神经元点火的数目小于 N_0 ,那么神经元 (i, j) 即被噪声污染,否则未被污染;噪声位置确定后,就可依据一定的滤波算法(如 MF)进行具体的滤波处理。

3.2 模型参数设置

3.2.1 阈值初值 $\theta(0)$

对于 256 级灰度图像,为了使神经元不会全部点火,并依次点火,阈值初值 $\theta(0)$ 要求:

$$\theta(0) > 255 \quad (6)$$

同时为了不浪费计算,也没有必要设得过大,所以不妨设 $\theta(0) = 256$ 。

3.2.2 阈值衰减参数 V^T

设神经元经过 N 次迭代后,亮点噪声(灰度值为 255)对应的神经元已点火,同时假设神经元不接受外部脉冲,则:

$$\theta(N) = \theta(0) e^{-N\alpha^T} \quad (7)$$

$$F(N) = 255 \quad (8)$$

由于 $U(N) = F(N) > \theta(N)$,所以:

$$255 > \theta(0) e^{-N\alpha^T} \quad (9)$$

此时应要求像素灰度值小于 255 的神经元不能点火,所以:

$$254 < \theta(0) e^{-N\alpha^T} \quad (10)$$

根据式(9)和式(10)有:

$$\frac{1}{N} \lg \frac{\theta(0)}{255} < \alpha^T < \frac{1}{N} \lg \frac{\theta(0)}{254}$$

所以,参数 α^T 可由式(11)确定:

$$\alpha^T = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{N} \lg \frac{\theta(0)}{255} + \frac{1}{N} \lg \frac{\theta(0)}{254} \right] \quad (11)$$

3.2.3 阈值幅度系数 V^T

设灰度值为 255 的像素对应的神经元在 n_1 时点火,则:

$$255 > \theta(0) e^{-n_1 \alpha^T} \quad (12)$$

$$n_1 = \left\lceil \frac{1}{\alpha^T} \lg \frac{\theta(0)}{255} \right\rceil$$

$$\theta(n_1 + 1) = \theta(n_1) e^{-\alpha^T} + V^T$$

$$\theta(N) = \theta(0) e^{-N\alpha^T} + V^T e^{-(N-n_1-1)\alpha^T} > 255$$

$$V^T > \frac{255 - \theta(0) e^{-N\alpha^T}}{e^{-(N-n_1-1)\alpha^T}} \quad (13)$$

显然有 $1 \leq n_1 < N$,所以要求:

$$V^T > \frac{255 - \theta(0) e^{-N\alpha^T}}{e^{-(N-2)\alpha^T}} \quad (14)$$

所以,参数 V^T 可由式(15)确定:

$$V^T = \frac{255 - \theta(0)e^{-N\alpha^T}}{e^{-(N-2)\alpha^T}} + 10 \quad (15)$$

实际中可将 V^T 设为较大的数,如 1000。

3.2.4 其他模型参数

阈值的指数衰减有一定的量化效应,即对于像素 p_1 ,若它对应的神经元已点火,那么在下次迭代中,点火的像素范围是:

$$p \in [\lceil p_1 e^{-\alpha^T} \rceil, p_1] \quad (16)$$

所以,为了分析与实现方便,可以让神经元独立点火(不接受外部脉冲输入),以实现一定程度上的相似群神经元点火。这时可设 $\beta = 0$,突触连接矩阵也就可以任意设定。

3.3 滤波算法

对于噪声点像素 (i, j) ,一个自然的认识是:以它为中心向外扩展,离它越近的未被污染的像素应该越能代表它本身的灰度值。同时为了有效地保护图像边缘,可使用领域中未被污染的像素集的中值来表示像素 (i, j) 。所以,这里提出一种新的滤波算法:以噪声点 (i, j) 为中心向外扩展,当在领域中发现非噪声点像素时,扩展结束;然后将这些像素按大小排序,取中值为噪声点 (i, j) 的滤波值。该方法和 MF 相似,但不固定窗口,可称为扩展窗口中值滤波(extended window median filter, EWMF)。

在图 1 中,EWMF 的最大窗口 $W_{\max} = 7$,首先在大小为 3 的窗口 1 中看是否有未被污染的像素,若有,停止窗口扩展,以这些未被污染的像素做中值滤波,否则转到窗口 2 中查找,依此类推。

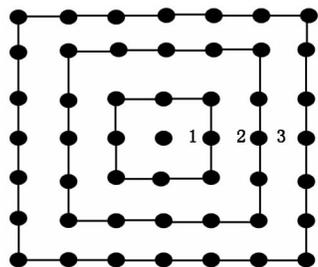


图 1 EWMF 窗口扩展示意图

Fig. 1 an example of extending window in EWMF

扩展宽度应该受到限制,如果未被污染的像素离开污染像素 (i, j) 过远,用它来估计像素 (i, j) 是不合适的。对于污染像素 (i, j) ,若在 EMF 滤波的最大窗口 W_{\max} 内得不到滤波,那么就用传统的 MF 对其实施滤波。

3.4 滤波步骤

据式(1)~式(5),在 PCNN 中,灰度值较小的噪声像素将需要一个较大的迭代次数才能发放脉

冲,计算量较大;更严重的是,灰度值为 0 的噪声点对应神经元将不可能发出脉冲,也就不能确定该类噪声的位置。鉴于此,噪声点的检测分两步:首先确定高亮度的噪声点位置;然后将图像反转,再确定暗亮度的噪声点位置。所以,基于 PCNN 的脉冲噪声滤波的大体步骤是:

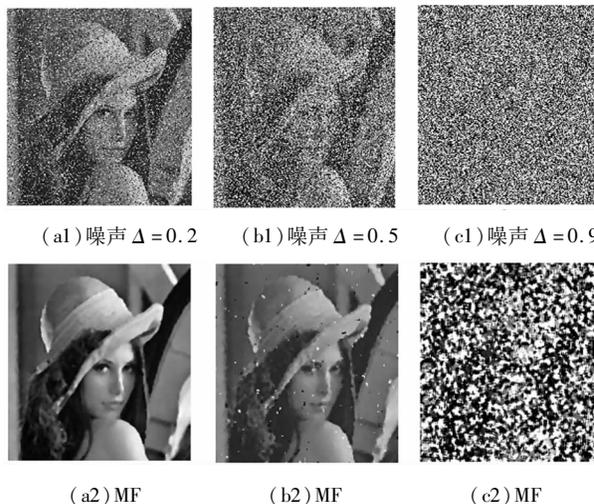
第一步:噪声检测。首先利用 PCNN 确定高亮度的 salt 噪声点位置;再将图像反转,确定暗亮度的 pepper 噪声点位置;

第二步:滤波。首先使用 EWMS 算法进行滤波,若成功则结束,否则使用大小为 5×5 的窗口对其进行 MF 滤波。

4 实验仿真及分析

为了验证并评估本文所提出的滤波方法的有效性,对 256×256 的 256 级灰度图像 Lena 加入噪声强度从 0.01 ~ 0.9 的椒盐噪声,采用 5×5 MF, 5×5 EMF, 5×5 SMF、最大窗口为 13 的 AMF 和本文方法分别对噪声图像进行处理。根据第 3.2 节所述的模型参数估计方法,神经元的参数为: $\beta = 0, V^T = 10000, \alpha^T = 0.00059, \theta(0) = 256, W$ 和 V^L 任意。PCNN 的迭代次数 $N = 10$,EWMS 的最大扩展窗口 $W_{\max} = 11$ 。

在噪声强度 Δ 分别为 0.2, 0.5 和 0.9 时,图 2 显示了不同滤波方法对噪声图像的处理结果。显然,本文方法所得到的滤波图像在主观的视觉效果上要明显好于 MF 等方法得到的滤波图像。对于 MF, EMF, SMF 和 AMF 方法,AMF 的滤波效果最好,但随着 Δ 的增加,这些方法的滤波图像出现越来越多的噪声点,特别是在 $\Delta = 0.9$ 时, MF, EMF, SMF 的滤波图像结果已不能反映原始图像的基本轮廓信息;然而,对于不同的噪声图像,本文方法得到的滤波图像始终未出现噪声点,即使在 $\Delta = 0.9$ 时,滤波图像也体现了很好的视觉效果。



(a1) 噪声 $\Delta = 0.2$ (b1) 噪声 $\Delta = 0.5$ (c1) 噪声 $\Delta = 0.9$

(a2) MF (b2) MF (c2) MF

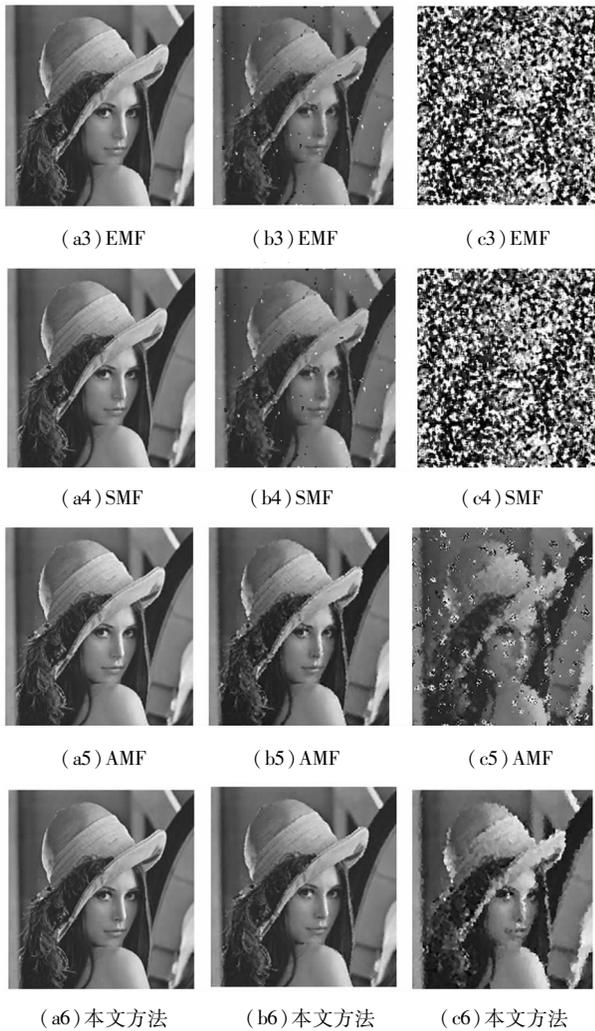


图2 不同滤波方法对不同噪声图像的处理结果

Fig. 2 filtered images using different filtering methods for the images with different noise intensity

为了从客观上评价本文方法与其他方法的滤波性能,以滤波图像的峰值信噪比 PSNR 和均方根误差 MSE 为评价指标,图3和图4分别显示了随噪声强度 Δ 增大时,各种方法滤波图像的 PSNR 和 MSE 的变化情况,而图5则显示了 $\Delta \in [0.01, 0.5]$ 时的 MSE 的变化情况。

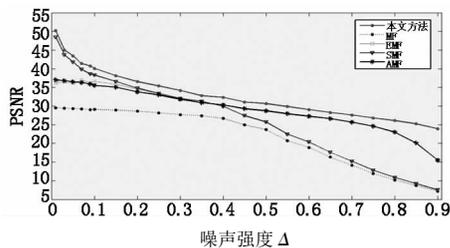


图3 不同噪声强度下各种滤波方法的 PSNR

Fig. 3 PSNR of several filtering methods for images with different noise intensity

从图3可看出,在相同的噪声强度下,本文方法对应的 PSNR 最高,这种优势在 Δ 较大时表现得尤

为明显,而 MF 方法对应的 PSNR 最低;在噪声强度 Δ 较小时,SMF 方法的 PSNR 和本文方法的 PSNR 最接近,但当 Δ 较大时,SMF 的 PSNR 接近于 MF 的 PSNR,而和本文方法的 PSNR 则相差较大;当 Δ 较大时,AMF 方法的 PSNR 和本文方法的 PSNR 最接近,但本文方法的 PSNR 也有明显的优势。

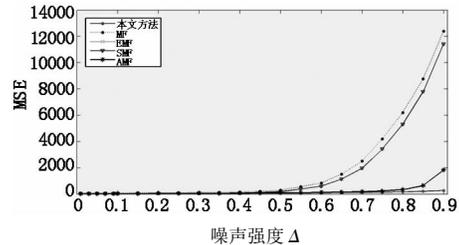


图4 不同噪声强度下各种滤波方法的 MSE

Fig. 4 MSE of several filtering methods for images with different noise intensity

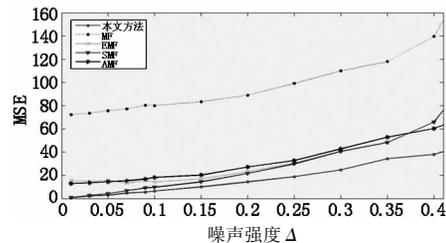


图5 不同噪声强度下各种滤波方法的 MSE

Fig. 5 MSE of several filtering methods for images with noise intensity $\Delta \in [0.01, 0.4]$

从图4、图5可以看出,在相同的噪声强度下,在所有方法中,本文方法对应的 MSE 最低,而 MF 方法的 MSE 最高,本文方法的优势在 Δ 较大时体现得尤明显;和 PSNR 比较时类似,在 Δ 较小时,SMF 的 MSE 和本文方法的 MSE 最接近,而在 Δ 较大时,AMF 的 MSE 和本文方法的 MSE 则最接近,但本文方法依然比 AMF 有着明显的优势。

总的说来,在主观的视觉评价中,本文方法的滤波效果要明显好于 MF 等方法,这在噪声强度较大时体现得最为明显。而在客观评价方法中的 PSNR 和 MSE 方面,本文方法也比 MF 等滤波方法体现了明显的优势。所以说,本文的椒盐噪声滤波方法是一种高效的方法。

5 结论

本文基于 PCNN 神经网络具有相似群神经元同步发放脉冲的特性,在椒盐噪声图像中实现了噪声点的准确检测;同时考虑到噪声点应和最近的非噪声点最相似,提出了扩展窗口中值滤波 EWMF 算法,最终实现了图像中椒盐噪声滤波。实验仿真表明,在不同的噪声强度下,本文方法均体现了优异的滤波性能,与 MF 等滤波算法相比,它在主观视觉评

价和客观评价方面都体现了明显的优势。

参考文献:

- [1] Ko S J, Lee S J. Center weighted median filters and their applications to image enhancement [J]. IEEE Trans on Circuits System, 1991, 38(9): 984 - 993.
- [2] Guo Ming, Zhu Min, Zhou Xiaodong. A symmetrical orientation weighted mean filter for salt and pepper noise removing [J]. Laser & Infrared, 2011, 41(11): 1267 - 1272. (in Chinese)
郭明, 朱敏, 周晓东. 去除椒盐噪声的非对称有向窗加权均值滤波 [J]. 激光与红外, 2011, 41(11): 1267 - 1272.
- [3] Xing Cangju, Wang Shoujue, Deng Haojiang, et al. A new filtering algorithm based on extreme and median value [J]. Journal of Image and Graphic, 2001, 6(6): 533 - 536. (in Chinese)
邢藏菊, 王守觉, 邓浩江, 等. 一种基于极值中值的新型滤波算法 [J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(6): 533 - 536.
- [4] Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft switching median filter [J]. IEEE Transaction Image Processing, 2001, 10(2): 242 - 251.
- [5] Raymond H Chan, Chungwa Ho. Salt and pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization [J]. IEEE Trans. Image Proc. (S1057 - 7149), 2005, 14(10): 1479 - 1485.
- [6] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of result from cat visual cortex [J]. Neural Comput, 1990, 2(3): 293 - 307.
- [7] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 591 - 598.
- [8] Zhaobin Wang, Yide Ma, Jason Gu. Multi-focus image fusion using PCNN [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2003 - 2016.
- [9] Chai Y, Li H F, Guo M Y. Multi-focus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Optics Communications, 2011, 284(5): 1146 - 1158.
- [10] Luping Ji, Zhang Yi. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNNs [J]. Neurocomputing, 2008, 71(13 - 15): 2986 - 3000.
- [11] Liu Yuanming, Qin Shiyin. Novel adaptive denoising method for extreme noise based on PCNN [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(1): 108 - 112. (in Chinese)
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.
- [12] John J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse coupled neural network [J]. Opt Lett, 1993, 18(15): 1253 - 1255.