

基于小波神经网络的图像去噪算法

蔡念, 胡匡祐, 李防震, 苏万芳

(中国科学院生物物理研究所, 系统生物学研究中心, 北京 100101)

摘要: 生物医学图像在成像时不可避免地受到噪声影响, 因此噪声去除是生物医学图像处理的一项重要研究课题。将小波神经网络引入图像去噪领域中, 通过多种技术优化网络学习过程, 最终建立一种图像去噪新算法。实验结果表明, 该算法在去除噪声上优于传统的均值滤波等方法, 并具有较强的鲁棒性; 同时能够最大限度地保护图像的细节信息, 具有很好的保真度。

关键词: 小波神经网络; 图像去噪; 均值滤波; 椒盐噪声; 保真度

中图分类号: Q617

1 引言

生物医学图像在成像时不可避免地受到噪声污染, 从而影响图像分析的精度与结果。因此, 去噪算法研究是生物医学图像处理的一个重要领域。生物医学图像中的噪声多数为脉冲噪声, 其噪声去除技术可分为空域方法和频域方法两大类, 如自适应滤波器、均值滤波、统计方法、小波分析和神经网络等方法^[1-5]。传统方法在去除噪声的同时, 往往也造成了细节信息损失, 使得图像模糊。因此, 如何既能去除图像中的噪声, 又能尽量保护图像细节, 是图像去噪研究的主要问题之一。

小波神经网络 (wavelet neural network, WNN)^[6-8] 是基于小波分析理论建立起来的一种分层的、多分辨率的新型人工神经网络, 有机地融合了小波分析的良好时-频域特性和神经网络的自适应优点。因此, WNN 越来越受到重视, 并被广泛研究和应用于许多领域。本文将 WNN 引入图像去噪研究中, 并提出一种基于 WNN 的图像去噪新算法。首先基于传统均值滤波法提取噪声图像特征; 然后将图像特征输入 WNN 中进行网络参数学习, 同时采用多种技术优化网络学习过程; 最后将 WNN 应用于生物医学图像去噪。

2 图像特征提取

均值滤波能有效地滤除脉冲噪声, 并较好地保全图像细节信息^[9]。在二维形式下, 均值滤波器是某种形式的含有奇数像素点的二维滑动窗口, 将窗

口内的像素点按照灰度值大小进行排序, 取序号为中心点的灰度值作为滤波输出, 即

$$f(x,y)=\text{Med}_A\{f(x,y)\} \quad (1)$$

公式 (1) 中, A 为窗口, $\{f(x,y)\}$ 为二维灰度图像所有像素点的灰度值集合。

为了尽可能地减少模糊失真, 采用部分均值滤波, 即

$$f(x,y)=\begin{cases} \text{Med}_A\{f(x,y)\} & \text{若 } |f(x,y)-\text{Med}_A\{f(x,y)\}| > T \\ f(x,y) & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

公式 (2) 表明, 如果某像素点的灰度值与窗口中值相差超过 T , 则该点作为噪声处理, 其灰度值用窗口中值替代; 否则为非噪声点, 仍然保留原灰度值。

一幅 $M \times N$ 的灰度图像, 任意像素点 (x,y) 的特征值定义为

$$g_{x,y} = |f(x,y) - \text{Med}_A\{f(x,y)\}| / 255 \quad (3)$$

3 基于小波神经网络的图像去噪算法

设学习图像为 $M \times N$ 的灰度图像, 则学习样本总数为 $M \times N$ 。对于某个特征点 $g_{x,y}$, 相应的网络输

收稿日期: 2004-06-04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (39970217)

通讯作者: 胡匡祐, 电话: (010)64888589

E-mail: hukh@sun5.ibp.ac.cn

出为

$$O_{x,y} = \sum_{k=1}^K w_k h\left(\frac{g_{x,y} - b_k}{a_k}\right) \quad (4)$$

公式 (4) 中, w_k 、 b_k 、 a_k 分别为权重参数、小波基平移参数和伸缩参数, $h(x)$ 为小波函数, K 为小波基函数个数。采用高斯推导式小波函数 $h(x) = -x \exp(-x^2/2)$, 利用均方差误差函数进行网络参数优化

$$E = \frac{1}{2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (d_{x,y} - O_{x,y})^2 \quad (5)$$

公式 (5) 中, $d_{x,y}$ 为期望输出。若像素点为噪声点, 则 $d_{x,y} = 1$; 否则 $d_{x,y} = 0$ 。

采用共轭梯度法^[10]优化 WNN, 令 $g'_{x,y} = (g_{x,y} - b_k) / a_k$, 则 E 的梯度为,

$$g(w)_k = \frac{\partial E}{\partial w_k} = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (d_{x,y} - O_{x,y}) [-g'_{x,y} \exp(-g'^2_{x,y}/2)] \quad (6)$$

$$g(b)_k = \frac{\partial E}{\partial b_k} = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (d_{x,y} - O_{x,y}) w_k (1 - g'^2_{x,y}) \exp(-g'^2_{x,y}/2) / a_k \quad (7)$$

$$g(a)_k = \frac{\partial E}{\partial a_k} = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (d_{x,y} - O_{x,y}) w_k g'_{x,y} (1 - g'^2_{x,y}) \exp(-g'^2_{x,y}/2) / a_k \quad (8)$$

由此构成列向量 $\mathbf{g}(\mathbf{w})$ 和 \mathbf{w} , 当网络处于第 i 次迭代时,

$$\mathbf{s}(\mathbf{w})^i = \begin{cases} -\mathbf{g}(\mathbf{w})^i & i=1 \\ -\mathbf{g}(\mathbf{w})^i + \frac{\mathbf{g}(\mathbf{w})^T \mathbf{g}(\mathbf{w})^i}{\mathbf{g}(\mathbf{w})^{(i-1)T} \mathbf{g}(\mathbf{w})^{(i-1)}} \mathbf{s}(\mathbf{w})^{i-1} & i>1 \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{w}^{i+1} = \mathbf{w}^i + \alpha^i \mathbf{s}(\mathbf{w})^i \quad (10)$$

公式 (9) 中 $\mathbf{s}(\mathbf{w})$ 为权值参数的搜索方向, α^i 为第 i 次迭代的权值学习步长。同理, 对于平移参数和伸缩参数亦有类似 (6) ~ (10) 的公式。按照公式 (9) 和公式 (10) 逐次迭代学习, 直至满足误差条件, 完成网络参数学习。

隐层节点数的选择对人工神经网络性能影响非常大。根据 WNN 结构模型, 网络隐层节点数目的确定问题可归结于小波基个数的选择问题。因此, 提出一种简单易行的自适应搜索方法来确定小波基个数: 首先确定一个初始小波基个数 (例如 $K=1$), 然后进行网络学习。若满足网络收敛条件, 则停止迭代并完成网络学习; 若达到最大迭代次数而网络仍未收敛, 则小波基个数增加 1 ($K=K+1$), 再进

行网络学习。

由于 WNN 的学习步长极大地影响网络收敛效率和收敛速度, 因此在自适应确定步长的基础上, 提出一种根据网络参数对输出的贡献来确定其学习步长的初始值方法。如果某个参数的微小变化能够造成误差函数的较大变化, 那么该参数的学习率应该较小, 相应的步长初始值也应该较小; 反之, 则该参数的学习率应该较大, 相应的步长初始值也应该较大。

4 结果与讨论

评价图像去噪效果主要有主观和客观统计两种评价方法。主观评价即通过视觉直接观察图像, 主观上评价图像去噪效果。客观统计评价即通过比较图像统计参数, 客观上评价图像去噪效果, 这些参数定义为,

归一化均方误差 (normalized mean square errors, NMSE):

$$NMSE = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [F(x,y) - f(x,y)]^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [F(x,y) - f(x,y)]^2} \quad (11)$$

信噪比 (signal noise ratio, SNR) (单位 dB):

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x,y) - \bar{f})^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x,y) - f(x,y)]^2} \quad (12)$$

峰值信噪比 (peak signal noise ratio, PSNR) (单位 dB):

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x,y) - f(x,y)]^2} \quad (13)$$

公式 (11) ~ (13) 中, $F(x,y)$ 为理想图像的像素点灰度值, $f(x,y)$ 为受到噪声污染的图像像素点灰度值, \bar{f} 为图像去噪后的像素点灰度值, \bar{f} 为整幅噪声图像的灰度均值, $\bar{f} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x,y)$ 。

SNR 和 PSNR 主要反映了对噪声图像的保真度, 其数值越大保真度越好, 细节保护越好。NMSE 主要反映了与理想图像的逼近程度, 亦即噪声抑制程度, 其数值越小噪声抑制越好, 越接近理想去噪效果。

图 1 (A~D) 为 Lena 图像及其去噪结果。显然, 虽然传统中值滤波法也较好地去除了噪声, 但是亦造成了一定的模糊失真。而本文算法不仅很好地去除了椒盐噪声, 而且最大限度地保全了图像细节信息, 具有良好的保真度。

图 2 (A~F) 为生物、医学器官组织 (肝脏)、细胞 (肺小细胞癌) 和亚细胞 (染色体 G 带) 水平的噪声图像及其去噪效果。由图 2 可以直观地看

出, 虽然受到噪声污染的生物医学图像大相径庭, 但是本文算法都能很好地去除噪声并保全图像细节信息, 显示了该算法具有较强的鲁棒性。客观统计评价结果亦表明本文算法优于传统中值滤波法 (表 1)。尤其 NMSE 评价参数差异极为显著, 这表明经本文算法去噪后的实际图像更加接近理想真实图像。

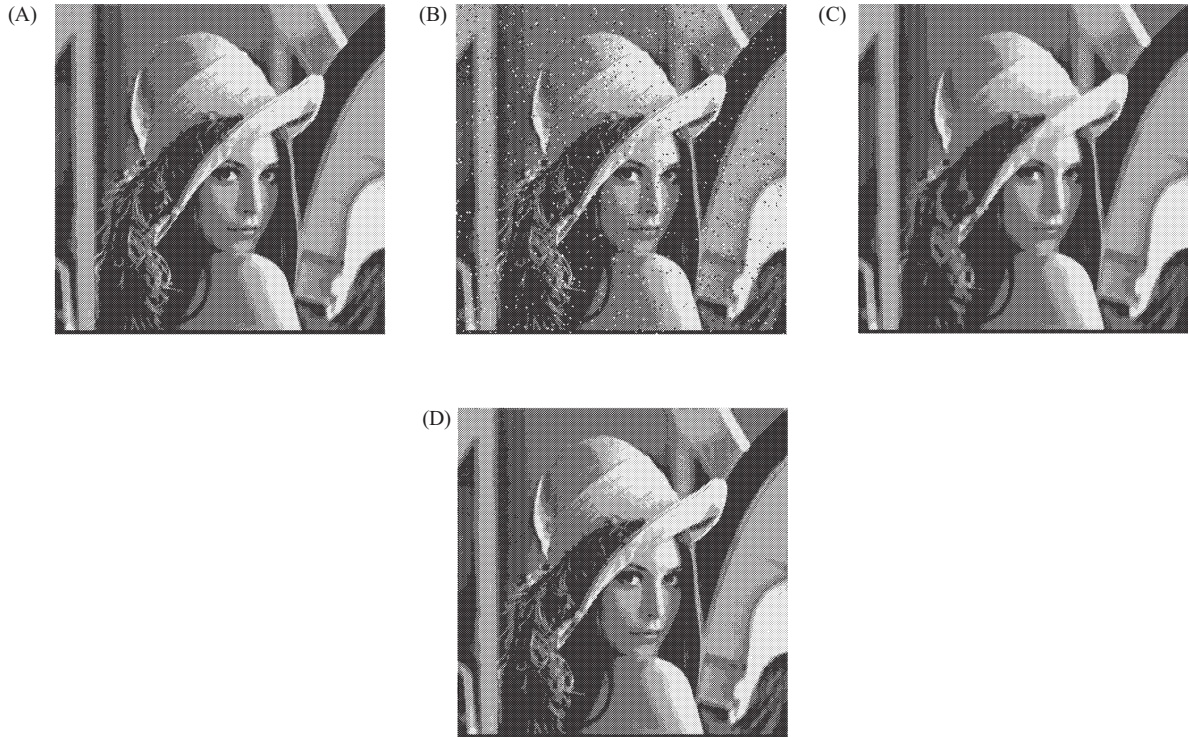


Fig.1 Lena images. (A) Original uncorrupted image; (B) Corrupted image, noise density equals to 0.02; (C) Reconstruction by the median filter; (D) Reconstructed by the proposed algorithm. All image sizes equal to $256 \times 256 \times 8$ bit

Table 1 Performance comparison of the two denoising methods (5×5 cross-shaped window)

Image (Size)	Methods	SNR (dB)	PSNR (dB)	NMSE
Liver (256×256)	Proposed method	10.170	21.492	0.0116
	Median filtering	10.011	21.332	0.0468
SCC (128×128)	Proposed method	3.147	22.307	0.000800
	Median filtering	3.089	22.249	0.0139
Chromosome (512×496)	Proposed method	3.652	20.462	0.0631
	Median filtering	3.240	20.051	0.837

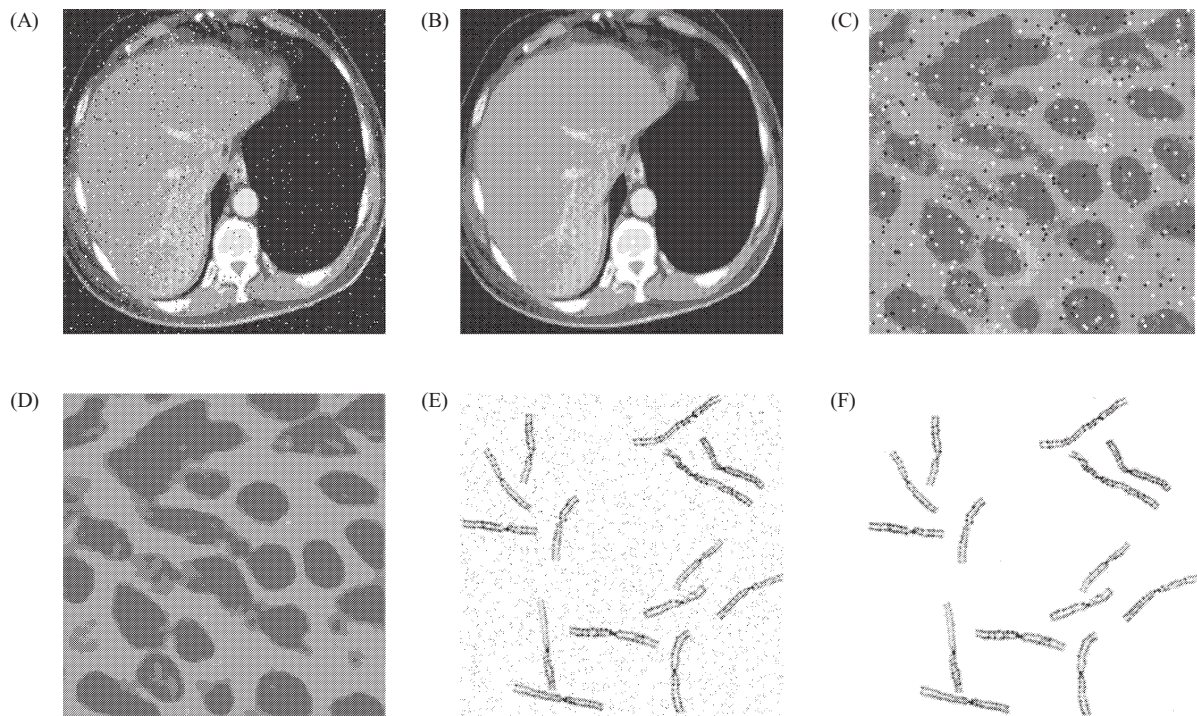


Fig.2 Noise removal of biomedical images by using the proposed algorithm. (A) corrupted liver CT image; (B) reconstructed liver CT image; (C) corrupted image of small cell carcinoma (SCC); (D) reconstructed SCC image; (E) corrupted chromosome image; (F) reconstructed chromosome image. Noise density equals to 0.02 in each corrupted image.

5 小 结

小波神经网络具有良好的局部化特性和自组织、自学习能力，是当今国内外神经网络研究的热点之一。本文将 WNN 引入图像去噪领域中，结合传统中值滤波法，提出了一种图像去噪新算法，并将其应用于生物医学图像去噪。实验结果表明，该算法在去除噪声上优于传统中值滤波法，具有较强的鲁棒性。同时能够最大限度地保护图像的细节信息，具有很好的保真度。实验结果亦预示了本文算法在生物医学图像噪声去除上具有良好的应用价值。

参考文献：

- [1] Kuan DT, Sawchuk AA, Strand TC, Chavel P. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell*, 1985,7: 165~177
- [2] Justusson BI. Median filtering: statistical properties. In: Huang TS, ed. Two-dimensional digital Signal Processing II. New York: Spinger-Verlag, 1981
- [3] Achim A, Bezerianos A, Tsakalides P. Novel Bayesian multi-scale method for speckle removal in medical ultrasound images. *IEEE Trans on Medical Imaging*, 2001,20:772~783
- [4] Portilla J, Strela V, Wainwright MJ, Simoncelli EP. Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain. *IEEE Trans Image Processing*, 2003,12(3):1338~1351
- [5] Kong H, Guan L. A neural network adaptive filter for the removal of impulse noise in digital images. *Neural Networks Letter*, 1996,9(3):373~378
- [6] Zhang Q, Benveniste A. Wavelet networks. *IEEE Trans Neural Networks*, 1992,3(6):889~898
- [7] Szu HH, Telfer B. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification. *Optical Engineering*, 1992,31(9):1907~1916
- [8] Pati YC, Krishnaprasad PS. Analysis and synthesis of feed-forward neural networks using discrete affine wavelet transformations. *IEEE Trans Neural Networks*, 1992,4:73~85
- [9] Tukey JW. Exploratory data analysis. Reading, MA: Addison-Wesley, 1971
- [10] Fletcher R. Practical methods of optimization. New York: John Wiley and Sons, 1987

NOISE REMOVAL IN DIGITAL IMAGES BASED ON A WAVELET NEURAL NETWORK

CAI Nian, HU Kuang-hu, LI Fang-zhen, SU Wan-fang

(Center for System Biology, Institute of Biophysics, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Noise is inevitably involved in biomedical images when imaging. It is an important issue to remove the noise. Due to the excellent local feature and the adaptive self-learning ability, a wavelet neural network was introduced in the field of noise removal in biomedical images. Several techniques were used to optimize the learning process of the network and a novel denoising algorithm was proposed. The experimental results showed that the algorithm was superior to traditional median filtering in the field of noise removal in biomedical images. The results also indicated the robustness of the proposed approach. The proposed algorithm can preserve fine details of the images and has excellent fidelity.

Key Words: Wavelet neural network; Noise removal; Median filtering;
Salt & pepper noise; Fidelity