

文章编号 1004-924X(2008)02-0345-07

应用小波神经网络处理 CCD 图像噪声

邓超^{1,2}, 张涛¹, 姚清华^{1,2}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:提出了一种用于数字图像中 CCD 噪声处理的小波神经网络滤波器。分析了 CCD 噪声模型, 找出了导致 CCD 噪声模型复杂的原因: CCD 相机响应功能的非线性。在对自适应噪声平滑(ANS)滤波器分析的基础上, 考虑了影响滤波效果的两大问题: 滤波窗口和图像强度。将小波神经网络非线性逼近 CCD 噪声曲线, 按照噪声参数对图像进行区域划分并分配相应的权值。然后, 结合相应的非线性滤波器进行针对性滤波, 综合输出。实验结果表明: 本文改进的滤波器滤波效果明显, 信噪比得到进一步提高(24.65)。利用小波神经网络良好的非线性函数逼近性, 结合 ANS 滤波器, 构造出了小波神经网络非线性 ANS(WNN-NANS)滤波器, 该滤波器在去除噪声的同时很好地保留了边缘细节, 同时提高了信噪比。

关键词:图像处理; CCD 噪声; 非线性滤波器; 小波神经网络; 自适应噪声平滑滤波器

中图分类号: TP391; TP183 **文献标识码:** A

Application of wavelet neural network in removing CCD noise of digital images

DENG Chao^{1,2}, ZHANG Tao¹, YAO Qing-hua^{1,2}

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China*; 2. *Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract: A wavelet neural network filter is proposed to remove CCD noise of digital images. By analyzing the CCD noise model, the reason of complexity for a CCD noise model, nonlinearity of Camera Response Function(CRF) in a CCD camera, is found out. On the basis of analyzing Adaptive Noise Smooth(ANS) filter, two factors affecting the filter: filter window and image intensity are presented. The Wavelet Neural Network(WNN) is used to approach the Photon Transfer Curve(PTC) to classify the image according to the noise parameters and to assign the corresponding weight. Finally, a practical nonlinear filter is used to remove noises, and all filters' outputs are combined into the final output. The experimental results indicate that WNN-NANS filter has a better filtering effect and a higher SNR(24.65). Because of good approach to nonlinearity, the WNN is combined with nonlinear ANS filter to creat a new Wavelet Neural Network-Nonlinear Adaptive Noise Smoothing(WNN-NANS) filter, which is more efficient in noise removal, edge reservation, and SNR improvement.

收稿日期: 2007-07-22; 修订日期: 2007-11-18.

基金项目: 空军预研资助项目(No. O6241sr060)

Key words: image process; CCD noise; nonlinear filter; wavelet neural network; Adaptive Noise Smooth(ANS) filter

1 引言

随着过去几十年图像采集技术的发展,数字相机已经在诸如航天、显微镜、生物工艺学、保安和家用等许多现代应用领域取代传统相机。CCD 噪声滤波是数字图像噪声处理中的一个重要部分,由于 CCD 相机响应功能的非线性,传统的线性滤波器滤波效果并不理想,非线性滤波已经成为 CCD 噪声处理的主要方式。T. K. Darwin 和 A. Alexander 提出了自适应噪声平滑(Adaptive Noise Smoothing, ANS)滤波器^[1],取得了较好的滤波效果,但在去噪的同时又会在图像边缘产生新的噪声。

本文在 ANS 滤波器的基础上,自适应调整滤波器窗口的大小,并利用小波神经网络具有良好非线性逼近的特点,对 CCD 光子迁移曲线按照噪声参数进行区域划分,通过为各个区域分配相应权值的方式,达到自适应调整噪声参数滤波的目的。实验证明,该方案可在去除 CCD 噪声的同时,很好地保存边缘细节,并提高信噪比。

2 CCD 噪声简介及模型分析

CCD 相机组成结构和噪声来源如图 1 所示,传感器把入射光子转化为电荷,然后通过 CCD 相机电荷转移电路进行非线性变化把电荷转化为电压,最后经过模-数转换输出。如图 1 所示,噪声主要包括:光子噪声,固定模式噪声(FPN),放大器噪声^[2]。图 1 中标示了两个空间:光空间(Light Space, LS)与图像空间(Image Space, IS)^[3]。LS 与 IS 之间(也就是 CCD 器件与 A/D 转换之间)对应于非线性的相机响应功能(Camera Response Function, CRF),如图 2 所示。通过一种标准测试模式可以精确地获得 CRF^[4],用公式表示为: $I = F(q_n)$ 。由于 IS 为非线性空间,这使得传感器噪声模型变得更加复杂,而 LS 为线性空间,故研究人员提出用函数 CRF 的逆变换 $q_n = F^{-1}(I)$ 来求出 q_n ,在线性空间 LS 内进行噪声处理,实验证明去噪效果显著^[4-5]。故本文的去

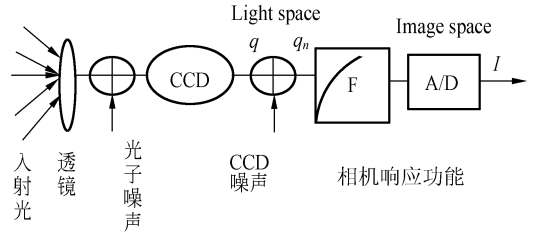


图 1 CCD 相机成像系统及噪声源

Fig. 1 CCD camera imaging system and noise sources

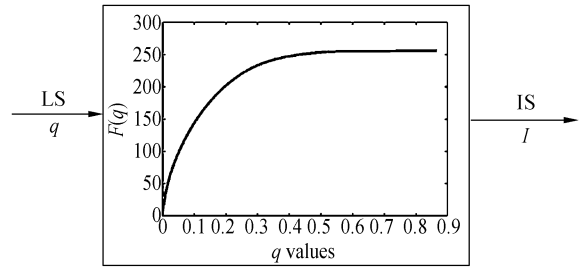


图 2 LS 和 IS 之间的非线性映射关系 CRF

Fig. 2 CRF—the nonlinear mapping between LS and IS

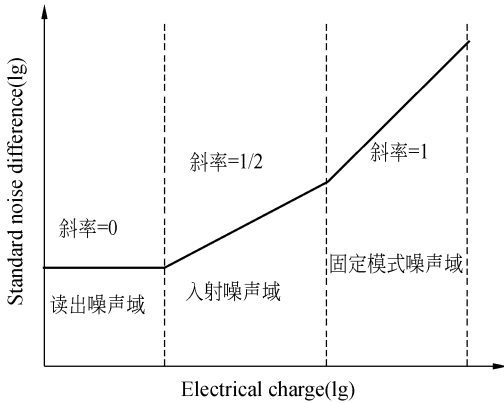
噪方案是在 LS 内进行的。

CCD 噪声模型对于去噪分析是非常重要的,一种光子迁移曲线(Photon Transfer Curve, PTC)用来作为 CCD 噪声模型电子化的一个标准^[2]。PTC 是由相对于 CCD 芯片输出(横轴-电荷量)的噪声标准差(纵轴)组成的图表,以对数形式作为参照,如图 3 所示。PTC 大致分为 3 类:(1)读出噪声域:独立于信号存在的低强度噪声,主要是放大器噪声;(2)入射噪声域:随着照度的增加使得噪声变为依赖于信号的噪声(Signal-Dependent Noise, SDN),主要是入射噪声;(3)固定模式噪声域:主要由固定模式噪声(FPN)组成,这种噪声与信号对应成比例,由于 FPN 可被一种称为“平域”法^[2]的预处理去除,故 CCD 噪声模型可假定为“两段式”PTC,即固定模式噪声域不做考虑。

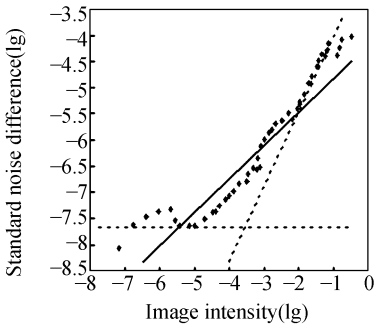
一个常用的信号相关噪声模型已被提出并应用于几种不同的信号处理系统,大部分的噪声模型可用如下参数模型来表示:

$$g(n) = f(n) + v(n) = f(n) + f(n)^\gamma \cdot u(n), \quad (1)$$

其中, n 为图像坐标, $g(n)$ 为目标噪声混合图像, $f(n)$ 为无噪声图像, $v(n)$ 为附加的 SDN, $u(n)$ 为独立于 $f(n)$ 的、均值为零、方差为 σ_u^2 的稳态、不相关随机噪声。通过真值参数 γ , 数字图像中由不同噪声模型引起的物理现象都可由这个模型描述。对于本文所研究的 CCD 噪声, $f(n)$ 就是 CCD 成像的无噪图像, $u(n)$ 就是成像过程中如上所述的随机噪声, 而 $g(n)$ 则是输出的噪声图像。



(a) 理想化的 PTC
(a) An ideal PTC



(b) 实验结果采集的 PTC(虚线代表了三个区域的线形近似)
(b) Actual PTC (Dotted lines denote the linear approximations in the three regions)

图 3 PTC 图

Fig. 3 PTC plot

3 ANS 滤波器分析

许多滤波器方案被用来恢复由 SDN 污染的数字图像, ANS 滤波器^[1]就是其中一种, 这种局部滤波器基于非固定均值、非固定变量图像模型, 应用于预先确定的邻域之上。ANS 滤波器公式

如下:

$$\hat{f}_{ANS}(n) = E[f(n)] + (g(n) - E[g(n)]) \sigma_f^2(n) / \sigma_g^2(n), \quad (2)$$

其中 n 代表图像坐标, \hat{f}_{ANS} 是无噪声估计, $g(n)$ 是噪声图像, $E[f(n)]$ 和 $E[g(n)]$ 分别代表无噪图像和噪声图像邻域内的局部均值, σ_f^2 和 σ_g^2 分别代表无噪图像和噪声图像邻域内的局部方差。

由于 $u(n)$ 是独立于 $f(n)$ 的零均值随机噪声, 所以 $E[g(n)] = E[f(n)]$, 信号的局部方差如下式:

$$\sigma_g^2(n) = E[g^2(n)] - E[g(n)]^2 = E[f^2(n) + f(n)^{2\gamma}u^2(n) + 2f(n)^{\gamma+1}u(n)] - E[f(n)]^2 = \sigma_f^2(n) + \sigma_u^2 E[f^{2\gamma}(n)]. \quad (3)$$

用泰勒级数将 $E[f^{2\gamma}(n)]$ 展开可得:

$$E[f^{2\gamma}(n)] = E[f(n)]^{2\gamma} + \gamma(2\gamma - 1)E[f(n)]^{2\gamma-2}\sigma_f^2, \quad (4)$$

则:

$$\sigma_f^2(n) = \frac{\sigma_g^2(n) - E[g(n)]^{2\gamma}\sigma_u^2}{1 + \gamma(2\gamma - 1)E[g(n)]^{2\gamma-2}\sigma_u^2}. \quad (5)$$

从而得到:

$$\hat{f}_{ANS}(n) = E[g(n)] + (g(n) - E[g(n)]) \times \frac{(1 - \sigma_u^2 E[g(n)]^{2\gamma} / \sigma_g^2(n))}{1 + \gamma(2\gamma - 1)E[g(n)]^{2\gamma-2}\sigma_u^2}. \quad (6)$$

从上式可以看出, $\hat{f}_{ANS}(n)$ 是关于噪声方差、均值以及噪声参数的函数式。 σ_u 和 γ 指代噪声区域内线性近似时的偏移量和斜率。由于 ANS 滤波器通过减少 $E[g(n)]$ 在不均匀区域的比重来防止“边缘开花”, 这在图像边缘细节附近又产生了人为噪声^[5], 并且这种边缘失真的宽度取决于滤波器窗口的大小, 窗口越大, 失真区域越宽。

4 小波神经网络 NANS 滤波器

4.1 小波神经网络简介

神经网络众多突出的优点使其在模式识别、信号处理等许多领域都得到了很大的发展^[6-9], 一种基于小波分析理论建立起来的分层的、多分辨率的新型人工神经网络—小波神经网络(Wavelet Neural Network, WNN)^[10-12]得到了研究人员的重视, 其用小波基函数代替传统的 Sigmoid 函数, 有机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, 克服了 BP 神经网络收敛速度慢和容易陷入到局部最小的不足, 并且已经证明小波神经网络在逼近单变量函数时是渐近最优

的逼近器^[13]。

4.2 本文滤波原理及滤波器分析

如前所述,ANS 滤波器会在图像边缘细节附近产生人为噪声,而且,CCD 噪声特征又与图像强度有关(如图 3 所示),不同的强度对应于不同的噪声标准差,这对滤波又是一个障碍。本文通过小波神经网络良好的非线性,将噪声按照参数进行区域划分,根据噪声参数,有针对性地结合 ANS 滤波器进行滤波,同时自适应调整滤波器窗口大小,可有效解决上述两个问题。

4.3 滤波方法

基于以上分析,本文从以下两个方面入手:

(1)噪声参数问题,用小波神经网络非线性逼近 PTC,按照噪声参数划分为 K 个区域,每个区域分配 K 个权值 $W_i (i \sim [1, K])$,并采用 K 个具有对应噪声参数的滤波器对图像进行滤波,通过权值的调整使得各个区域对应的滤波器输出占主要输出结果,最终组合输出。例如,在噪声参数为 γ_K 的区域,参数为 γ_K 和 σ_{uK} 的滤波器权值 W_K 相应取大,其他参数的滤波器权值相应取小,从而达到针对性滤波的目的。(2)窗口大小问题,采用两个不同大小窗口的滤波器分别对图像进行滤波,通过在不同区域分配不同的权值将两者组合,比如在图像均匀区域,对应于大窗口的滤波器权值 $C(n)$ 取大值,小窗口滤波器权值 $1-C(n)$ 取小值(其中 $C(n) \sim [0-1]$)。这样在有效滤波的同时也能较好地保留图像边缘细节。滤波器框架如图 4 所示。

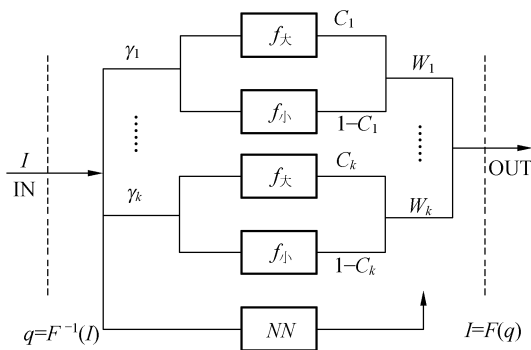


图 4 滤波器框图

Fig. 4 Block diagram of general filtering

通过上述分析,本文结合神经网络与非线性

滤波器,提出一种基于小波神经网络的非线性 ANS 滤波器,即 WNN-NANS 滤波器。公式如下所示:

$$\hat{f}_{\text{WNN-NANS}}(n) = \sum_{i=1}^K W_i(n) \hat{f}_i(n), \quad (7)$$

其中, K 为滤波器个数, $\hat{f}_i(n)$ 为非线性滤波器输出结果, $W_i(n)$ 为第 i 个滤波器权值, $\sum_{i=1}^K W_i(n) = 1$ 。接下来需要求出 $W_i(n)$ 和 $\hat{f}_i(n)$ 。

(1)求解 $W_i(n)$ 。本文采用的小波神经网络采用单隐层结构,网络采用常用的 BP 算法进行训练,自适应地调整小波系数和网络权重。小波神经网络模型如下式:

$$y_i(n) = \eta \left[\sum_{j=0}^n \omega_{ij} \psi_{a,b} \left[\sum_{k=0}^m \omega_{jk} x_k(t) \right] \right] \quad (i=1, 2, \dots, N), \quad (8)$$

其中, y_i 为输出层的第 i 个输出值, x_k 为输入层的第 k 个输入样本, η 为学习率, ω_{ij} 为连接输出层的结点 i 和隐层结点 j 的权重, ω_{jk} 为连接隐层的结点 j 和输出层结点 k 的权重, a 和 b 分别为隐层结点伸缩平移系数, m, n 和 N 分别为输入层、隐层和输出层结点个数。这里,把输出个数和学习率均设为 1, 设:

$$Z_j = \sum_{k=0}^m \omega_{jk} x_k, \quad \psi_{a,b}(Z_j) = \phi[(Z_j - b_j)/a_j],$$

则:

$$y_i(n) = \sum_{j=0}^n \omega_{ij} \psi_{a,b}(Z_j), \quad (i=1, \dots, N), \quad (9)$$

误差函数定义为:

$$E = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^N [d_i^p \ln y_i^p + (1 - d_i^p) \ln(1 - y_i^p)], \quad (10)$$

其中, y_i^p 为第 P 个模式的第 i 个实际网络输出, d_i^p 为第 P 个模式的第 i 个期望输出。

满足框架条件的小波函数:

$$\psi(n) = \cos(1.75t) \exp(-t^2/2). \quad (11)$$

网络各参数按照下式进行调整:

$$\omega_{jk}(t+1) = \omega_{jk}(t) - \eta(\partial E / \partial \omega_{jk}) + \mu \Delta \omega_{jk}(t), \quad (12)$$

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) - \eta(\partial E / \partial \omega_{ij}) + \mu \Delta \omega_{ij}(t), \quad (13)$$

$$a_j(t+1) = a_j(t) - \eta(\partial E / \partial a_j) + \mu \Delta a_j(t), \quad (14)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) - \eta(\partial E/\partial b_j) + \mu\Delta b_j(t). \quad (15)$$

经过训练后的网络,按照设定的精度要求,可以根据输入的像素亮度来判断其所属的噪声区域(也就是对应的 γ),从而输出对应的权值组合 $W_i(n)$ 。假设选 K 值为5,图像像素值从0到255,域值设定为50、100、150、200,当 >200 时,其属于 γ_1 区域, $W_1=1, W_2=\dots=W_5=0$,其它同理。对于 K 值和域值的选取,理论上 K 越大,滤波效果越好,但同时计算量也越大,故根据具体情况按照域值适当选取,域值则根据像素范围和 K 值进行选取。

(2)求解 $\hat{f}_i(n)$ 。如前文所述,这里将两个不同窗口大小的滤波器通过权值组合起来实现自适应滤波,大小滤波窗口分别为 (7×7) 和 (3×3) 。公式如下:

$$\hat{f}_i(n) = \hat{f}_{\text{NANS}}(n) = C(n)\hat{f}_s(n) + (1-C(n))\hat{f}_L(n), \quad (16)$$

其中, n 代表图像坐标, $\hat{f}_L(n)$ 和 $\hat{f}_s(n)$ 分别代表大、小窗口 ANS 滤波输出, $C(n)$ 代表比例系数, $C(n)\sim[0,1]$,大小由比值 $\sigma_f^2(n)/\sigma_g^2(n)$ 的估计值来决定,例如当 $\sigma_f^2(n)/\sigma_g^2(n)$ 为0时的局部图像区域为均匀区域,应采用大滤波窗口进行滤波;当比值为1时的区域为锐利的边缘区域,应采用小滤波窗口来保留图像的细节。 $\hat{f}(n)$ 的选择:对于SDN,可选择ANS滤波器;对于信号独立噪声(对应于图3所示的读出噪声域),采用相对应的自适应维纳滤波器,如下式所示,其中 σ_e^2 为读出噪声域近似噪声标准差, $\bar{g}(n)$ 为噪声图像均值,其它同上。

$$\hat{f}_{\text{Wiener}} = \bar{g}(n) + (1 - \sigma_e^2/\sigma_g^2(n)) \times (g(n) - \bar{g}(n)). \quad (17)$$

由式(6)和(8)可得出:

$$\hat{f}_{\text{WNN-NANS}}(n) = \sum_{i=1}^K W_i(n)\hat{f}_i(n) = \sum_{i=1}^K W_i(n)[C_i(n)\hat{f}_{s_i}(n) + (1 - C_i(n))\hat{f}_{L_i}(n)], \quad (18)$$

5 实验结果分析

为了使滤波效果对比明显并便于数值分析比较,本文先以加入模拟噪声的Lena图像(图5(a))作为实验对象,其中参数选取 $\sigma_u=0.05, \gamma=$

0.3,分别采用Wiener、 3×3 ANS、 7×7 ANS及本文滤波方法进行滤波比较,其输出图像如图5(b)~5(e)。

从图5可以看出,本文的滤波方法由于具有自适应调整滤波器噪声参数进行针对性滤波的特点,能适应性调整窗口大小,故在去除噪声、边缘



(a)加入噪声的Lena图像 (b)Wiener滤波后的图像
(a)Lena image added by noise (b)After Wiener filtering



(c)经 3×3 ANS滤波后的图像 (d)经过 7×7 ANS滤波后的图像
(c)After 3×3 ANS filtering (d)After 7×7 ANS filtering



(e)经过WNN-NANS滤波后的图像
(e)After WNN-NANS filter

图5 滤波器输出
Fig.5 Outputs of filters

细节保存方面效果优于Wiener和ANS滤波器。对比上述几幅图片可以看出,Wiener滤波器滤波效果不够清晰, 7×7 ANS滤波器由于滤波窗口大而导致图像边缘区域受到损伤, 3×3 ANS滤波器

由于窗口小而导致去噪效果不好,而 WNN-NANS 滤波器滤波效果具有较好的自适应能力,针对不同的区域采用不同大小的滤波窗口,根据不同的图像强度采取不同的噪声比重系数,在整体滤波效果及边缘细节保留方面均得到了明显的改善。

本文还采用真实 CCD 照片进行了实验,相机采用 Nikon D70 数码相机,无噪图像为图像的均值估计(图 6(a)),噪声图像通过设置相机来获取(ISO 1600,F4.5,快门 1/80 s)(图 6(b)),图中 6(c)、6(d)分别为 5×5ANS 及本文滤波方法的输出效果,可以看出本文滤波方法无论在噪声去除还是边缘保留方面均占优势。



(a)原图像 (b)噪声图像
(a)Original image (b)Noise image
(c)经过 5×5ANS 滤波的图像 (d)经过 WNN-NANS 滤波的图像
(c)After 5×5ANS filtering (d)After WNN-NANS filtering

图 6 滤波器输出
Fig.6 Outputs of filters

再通过计算信噪比(SNR)与均方差(MSE)的方式来定量分析,表达式如下:

$$SNR = 10\lg[\sum f^2(x) / \sum (f(x) - \hat{f}(x))^2], \tag{19}$$

$$MSE = E(f(x,y) - \hat{f}(x,y))^2 = \frac{1}{PQ} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q (f(x,y) - \hat{f}(x,y))^2, \tag{20}$$

其中 \hat{f} 代表滤波后图像, f 代表无噪图像, x 为像素参数。

SNR 如表 1 所示,本文滤波方法在 ANS 滤波器的基础上进一步提高了信噪比。MSE 如表 2 所示,在不同噪声参数下与其他几种进行比较可以看出,本文滤波方法去噪效果优于其他滤波器。

表 1 几种滤波方法的 SNR 值

Tab.1 SNR values of several kinds of filters

$\gamma=0.3$ $\sigma_n=0.05$	噪声图像	Wiener 滤波	ANS 滤波 3×3	ANS 滤波 7×7	本文滤波
SNR	16.25	19.39	22.04	20.17	24.65

表 2 三种噪声参数 γ 下的 MSE 值

Tab.2 MSE values of three values of γ

γ	噪声图像	Wiener 滤波	ANS 滤波	本文滤波
0.3	321.572	99.539	101.014	64.265
0.5	106.785	95.251	41.326	39.164
0.7	37.183	95.026	26.533	17.261

表 3 为小波算法与传统 BP 算法在实际应用中的运算比较,可以看出在计算精度与运算耗时方面,小波算法具有明显优势。精度函数 J 如下式:

$$J = \min \|Y - Z\|_F^2, \tag{21}$$

式中 $\|Y - Z\|_F$ 是 $Y - Z$ 的 Frobenius 范数, Y 为输出值, Z 为目标值。

表 3 小波算法与 BP 算法的比较

Tab.3 Wavelet method versus BP method

方法	隐层神经元个数	20	60	100
小波算法	精度 $J \times 10^{-30}$	25.2	496.7	1 702.3
	耗时(s)	1.7	27.3	90.1
BP 算法	精度 J	0.16	1.28	1.57
	耗时(s)	113.5	383.2	835.2

6 结 论

本文通过对 CCD 噪声模型的分析,在 ANS 滤波器的基础上,利用小波神经网络良好的非线性特点,提出了一种 WNN-NANS 滤波器。理论分析和实验结果证明了该滤波器在有效去除噪声

的同时可很好地保留图像边缘细节,同时 SNR 在原有基础上得到了提高,达到了 24.65。结合小波算法的滤波器在处理精度和耗时方面都明显优于传统 BP 算法,相信小波神经网络凭借良好的自适应性和非线性逼近等特点,在图像非线性滤波领域会得到进一步的发展。

参考文献:

- [1] DARWIN T K, ALEXANDER A. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1985, (2):165-177.
- [2] MANN S. Comparametric equations with practical applications in quantigraphic image processing [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2000, 9(8):1389-1406.
- [3] JANESICK J R. *Scientific Charge-Coupled Devices* [M]. Bellingham, WA: SPIE, 2001.
- [4] MANN S. *Intelligent Image Processing* [M]. New York: John Wiley and Sons, 2001.
- [5] FARAJI H, MACLEAN J. CCD noise removal in digital images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(9):2676-2685.
- [6] 牛丽红,倪国强,苏秉华. 基于 RBF 神经网络的图像融合复原方法研究[J]. *光子学报*, 2006, 2:316-320.
NIU L H, NI G Q, SU B H. RBF neural network based image fusion restoration approach[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, 2:316-320. (in Chinese)
- [7] 许廷发,韦岗,倪国强. 基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法及应用[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(2):247-250.
XU T F, WEI G, NI G Q. Gabor wavelet neural network algorithm based on parallel structure[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2):247-250. (in Chinese)
- [8] 方勇华,孔超,兰天鸽. 应用小波变换实现光谱的噪声去除和基线校正[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(6):1088-1092.
FANG Y H, KONG C, LAN T G. Denoising and baseline correcton of spectrum by wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(6):1088-1092. (in Chinese)
- [9] 史泽林,康娇,孙锐. 基于 BP 神经网络的大视场成像畸变校正方法[J]. *光学精密工程*, 2005, 13(3):348-353.
SHI Z L, KANG J, SUN R. BP NN-based method for lens distortion correction of large-field imaging[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(3):348-353. (in Chinese)
- [10] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet network [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1992, 3(6):889-898.
- [11] SZU H H, TELFER B. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification[J]. *Optical Engineering*, 1992, 31(9):1907-1916.
- [12] PATI Y C, KRISHNAPRASED P S. Analysis and synthesis of feed-forward neural networks using discrete affine wavelet transformations [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1992, 4:73-85.
- [13] KREINOVICH V, SIRISAENGTAKSIN O, CABREN S. Wavelet neural networks are asymptotically optimal approximators for functions of one variable[C]. *Florida, USA: Proceeding of IEEE ICNN'94*, 1994, 1: 299-304.

作者简介:邓超(1980—),男,博士研究生,主要从事图像处理、信号处理等方面的工作。E-mail: superdeng5@163.com

张涛(1964—),男,研究员,博士生导师。E-mail: zhangT@ciomp.ac.cn