

# 一种基于自适应神经模糊推理系统的图像滤波方法

罗海驰 李岳阳 孙俊

(江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室 无锡 214122)

**摘要** 提出了一个包含 4 个自适应神经模糊推理系统和一个后处理块的网络,该网络可用于灰度图像滤波。网络中每个自适应神经模糊推理系统都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。所提出的滤波方法分两步进行,首先对该网络进行优化训练,确定其参数,然后用优化后的网络对被椒盐脉冲噪声污染的图像进行噪声滤波。实验结果表明,所提出的方法在有效去除图像中椒盐脉冲噪声的同时,能够较好地保留原有图像中的边缘和细节,其滤波性能优于传统的滤波方法。

**关键词** 图像滤波,神经模糊推理系统,脉冲噪声

**中图分类号** TP751 **文献标识码** A

## Filtering Method for Images Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

LUO Hai-chi LI Yue-yang SUN Jun

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry (Ministry of Education), Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract** A neuro-fuzzy network approach to impulse noise filtering for gray scale images was presented. The network is constructed by combining four neuro-fuzzy filters with a postprocessor. Each neuro-fuzzy filter is a first order Sugeno type fuzzy inference system with 4-inputs and 1-output. The proposed impulse noise filter consists of two modes of operation, namely, training and testing (filtering). The experimental results demonstrate that the proposed filter not only has the ability of noise attenuation but also possesses desirable capability of details preservation. It significantly outperforms other conventional filters.

**Keywords** Image filtering, Neuro-fuzzy inference system, Impulse noise

## 1 引言

数字图像是由以有限数值表示的像素构成的二维图像,与传统的模拟图像相比,数字图像具有易存储、可加密、处理速度快、复制成本低、传输效率高等优势。目前,数字图像处理技术在地球资源遥感、医学成像、空间探测、刑事侦察、媒体传播等领域均有广泛应用<sup>[1]</sup>。

数字图像在其获取、传输过程中因种种原因可能导致在正常的图像数据中混入噪声信号。这些噪声信号降低了数字图像的质量,也影响了后续应用的开发<sup>[2]</sup>。为解决这一问题,相关领域研究人员已提出了许多图像去噪的方法。

图像中一般既有较为平滑的区域,也有丰富的细节或边缘,这些细节或边缘通常包含重要的视觉感知信息。因此,图像滤波的目的是除了去除噪声外,还要尽可能地保留细节或边缘等信息<sup>[3]</sup>。在针对被脉冲噪声污染的图像滤波技术中,非线性滤波的效果要优于线性滤波,因为线性滤波会造成图像的细节和边缘模糊,影响图像的视觉效果<sup>[4]</sup>。标准中值滤波(SMF)<sup>[5]</sup>方法是一种经典的非线性滤波方法,它用预先定

义的滤波窗口中所有像素的灰度值的中值来替换该窗口中心点像素的灰度值。该方法简洁有效,能很好地滤除图像中的脉冲噪声。为进一步提高 SMF 的滤波性能,O. Yli-Harja 等提出了加权中值滤波器(WMF)<sup>[6]</sup>,S. J. Ko 等提出了中心加权中值滤波器(CWMF)<sup>[7]</sup>,这两类滤波器给予滤波窗口内特定的像素更多的权值。

以上这 3 种滤波器对于噪声图像中所有的像素都采用相同的滤波处理,使得在滤波的同时不可避免地破坏未被噪声污染的像素。因为对于脉冲噪声图像,只是图像中的部分像素会被噪声污染,所以在实际应用中,我们希望滤波方法仅对噪声像素进行处理,而对非噪声像素则保持不变。因此,在滤波前,可采用一个噪声检测器把图像中的噪声像素和非噪声像素区分开来。如果一个像素被检测出是噪声像素,它将被中值滤波器的输出替代;反之,该像素保持不变。对于这类开关型中值滤波器,脉冲噪声检测器的性能好坏是至关重要的。基于这一思想,Z. Shuqun 等提出了 EDMF 方法<sup>[8]</sup>,C. Tao 等提出了 MSMF 方法<sup>[9]</sup>,E. Abreu 等提出了 SDRMF 方法<sup>[10]</sup>。这些滤波器能较好地滤除图像中的脉冲噪声,但在算

到稿日期:2012-09-12 返修日期:2012-12-24 本文受国家自然科学基金(61170119),中央高校基本科研业务费专项资金(JUSRP211A38)资助。

罗海驰(1973-),女,硕士,讲师,主要研究方向为人工智能、图像处理,E-mail:jnamandaluo@gmail.com;李岳阳(1973-),男,博士,副教授,主要研究方向为人工智能、图像处理;孙俊(1971-),男,博士,副教授,主要研究方向为人工智能、智能控制。

法中需确定一些参数的值,而这些参数的最优值的确定,是一个比较困难的问题。

在噪声图像中,细节或边缘与噪声之间的区别并不明显。这种信息的不确定性和不完整性给滤波操作带来了困难,而模糊理论正好能适应这些非确定性,因此在图像滤波过程中应用模糊理论可以取得较好的噪声去除效果。F. Russo 等将模糊系统理论应用于图像滤波,提出了 FF 方法<sup>[11]</sup>。人工神经网络方法与传统方法相比表现出很大的优越性,人工神经网络具有高度并行处理能力,具有自学习、自组织能力,能够根据学习样本找出输入与输出数据之间的内在联系,具有非线性映射功能,特别适合图像处理中许多非线性问题。近年来,神经模糊理论综合了模糊理论模拟滤波过程中的不确定性的能力和人工神经网络强大的学习能力,逐渐被应用在图像的滤波<sup>[12-15]</sup>中。其中文献[12,15]将神经模糊理论应用在彩色图像的噪声滤波中。Yuksel 提出了基于神经模糊理论的一系列算法,算法将多个内部结构相同的基于神经模糊的操作块结合在一起,每个操作块都是一个三输入单输出的一阶 Sugeno 模糊推理系统<sup>[16]</sup>;此算法已应用在灰度图像的噪声滤波(NF 方法)<sup>[13]</sup>、噪声检测<sup>[17]</sup>和边缘检测<sup>[18]</sup>中。文献[14]通过对区间类型 2 模糊系统和高斯类型 2 模糊系统进行组合,提出了适合图像脉冲噪声滤波的 TFLS 滤波器。

对于被椒盐脉冲噪声污染的灰度图像,本文提出了一个包含 4 个自适应神经模糊推理系统和一个后处理块的网络。网络中每个自适应神经模糊推理系统都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统<sup>[16]</sup>。我们所提出的滤波方法分两步进行,在使用该网络对噪声图像进行滤波前,首先人工构造一个训练图像,使用混合学习算法<sup>[16]</sup>对 4 个自适应神经模糊推理系统分别单独进行训练,确定系统中的参数;当 4 个自适应神经模糊推理系统都训练完毕,就可以和一个后处理块一起构成网络,对测试图像进行滤波。

## 2 算法

### 2.1 神经模糊网络

图 1 是包含 4 个自适应神经模糊推理系统和一个后处理块的网络结构图。每个自适应神经模糊推理系统都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。每个自适应神经模糊推理系统对应一个数据提取块。每个数据提取块为相应的自适应神经模糊推理系统提供 4 个输入。数据提取的具体步骤如下:

(1)如图 2 所示,以当前操作像素  $p_2$  为中心,得到一个  $3 \times 3$  滤波窗口,依照水平、垂直、左对角线和右对角线这 4 种不同的拓扑结构得到像素灰度值  $p_1$ 、 $p_2$  和  $p_3$ ;

(2)仍以当前操作像素  $p_2$  为中心,另外得到一个预先定义的中值提取操作窗口,由该窗口内所有像素点的灰度值得到中值  $m$ ,中值提取操作窗口大小的确定将在第 3 节中详细介绍;

(3)令每个自适应神经模糊推理系统的 4 个输入  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  和  $x_4$  分别为:

$$\begin{cases} x_1 = p_1 - m \\ x_2 = p_2 - m \\ x_3 = p_3 - m \\ x_4 = m \end{cases} \quad (1)$$

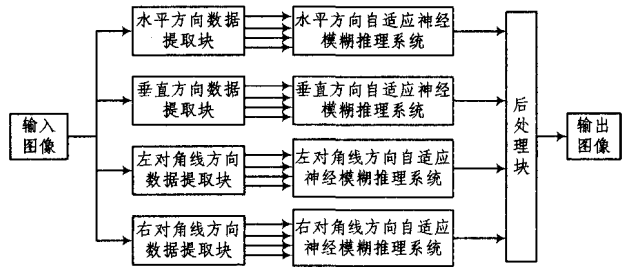


图 1 自适应神经模糊推理系统网络结构图

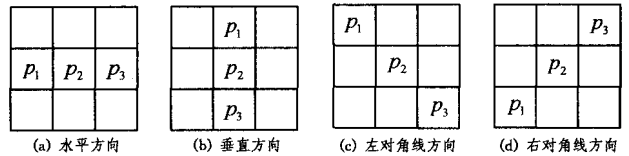


图 2 4 个数据提取块所对应的拓扑结构

### 2.2 自适应神经模糊推理系统

图 1 中 4 个自适应神经模糊推理系统的内部结构都相同,都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。对于输入图像中的当前操作像素,根据 2.1 节,每个数据提取块为相应的自适应神经模糊推理系统提供 4 个输入  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  和  $x_4$ 。对于每个输入,分别定义 3 个广义钟型隶属函数,则每个自适应神经模糊推理系统包含 81(即  $3^4$ )条规则,其模糊规则集如下:

规则 1: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{31}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{41}$ )

$$\text{then } y_1 = d_{11}x_1 + d_{12}x_2 + d_{13}x_3 + d_{14}x_4 + d_{15}$$

规则 2: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{31}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{42}$ )

$$\text{then } y_2 = d_{21}x_1 + d_{22}x_2 + d_{23}x_3 + d_{24}x_4 + d_{25}$$

规则 3: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{31}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{43}$ )

$$\text{then } y_3 = d_{31}x_1 + d_{32}x_2 + d_{33}x_3 + d_{34}x_4 + d_{35}$$

规则 4: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{32}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{41}$ )

$$\text{then } y_4 = d_{41}x_1 + d_{42}x_2 + d_{43}x_3 + d_{44}x_4 + d_{45}$$

规则 5: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{32}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{42}$ )

$$\text{then } y_5 = d_{51}x_1 + d_{52}x_2 + d_{53}x_3 + d_{54}x_4 + d_{55}$$

规则 6: if ( $x_1$  is  $M_{11}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{21}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{32}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{43}$ )

$$\text{then } y_6 = d_{61}x_1 + d_{62}x_2 + d_{63}x_3 + d_{64}x_4 + d_{65}$$

⋮

规则 81: if ( $x_1$  is  $M_{13}$ ) and ( $x_2$  is  $M_{23}$ ) and ( $x_3$  is  $M_{33}$ ) and ( $x_4$  is  $M_{43}$ )

$$\text{then } y_{81} = d_{81,1}x_1 + d_{81,2}x_2 + d_{81,3}x_3 + d_{81,4}x_4 + d_{81,5}$$

其中,  $M_{ij}$  表示第  $i$  个输入的第  $j$  个隶属函数,  $d_k$  为结论参数,  $y_k$  为系统根据第  $k$  个规则得到的输出,  $i=1, 2, 3, 4, j=1, 2, 3, k=1, \dots, 81, l=1, 2, 3, 4, 5$ 。对于输入  $x_i$ , 定义的广义钟型隶属函数为:

$$M_{ij}(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c_{ij}}{a_{ij}} \right|^{2b_{ij}}} \quad (2)$$

式中,  $a_{ij}, b_{ij}$  和  $c_{ij}$  为前提参数,  $i=1, 2, 3, 4, j=1, 2, 3$ 。

自适应神经模糊推理系统的输出  $Y$  等于各  $y_k$  的加权平均:

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^{81} w_k y_k}{\sum_{k=1}^{81} w_k} \quad (3)$$

式中, 加权系数  $w_k$  表示第  $k$  条规则的激励强度,  $w_k$  的计算公式如下:

$$\begin{aligned} w_1 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{31}(x_3) \times M_{41}(x_4) \\ w_2 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{31}(x_3) \times M_{42}(x_4) \\ w_3 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{31}(x_3) \times M_{43}(x_4) \\ w_4 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{32}(x_3) \times M_{41}(x_4) \\ w_5 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{32}(x_3) \times M_{42}(x_4) \\ w_6 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{32}(x_3) \times M_{43}(x_4) \\ &\vdots \\ w_{81} &= M_{13}(x_1) \times M_{23}(x_2) \times M_{33}(x_3) \times M_{43}(x_4) \end{aligned} \quad (4)$$

每个自适应神经模糊推理系统中的前提参数  $a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}$  和结论  $d_k$  的值都需要通过训练确定, 系统进行训练时所使用的优化算法为混合学习算法<sup>[16]</sup>, 即前提参数  $a_{ij}, b_{ij}$  和  $c_{ij}$  通过梯度法进行优化, 结论参数  $d_k$  通过线性最小二乘法进行优化, 这样可大大提高优化速度和学习效率。

图 1 中由 4 个自适应神经模糊推理系统可分别得到 4 个输出, 记为  $Y_k (k=1, 2, 3, 4)$ 。这 4 个输出即为后处理块的输入。由于文中所处理的图像均为 8 位灰度图像, 后处理块首先按式(5)对这 4 个输入分别进行修正, 得到  $Y_k' (k=1, 2, 3, 4)$ :

$$Y_k' = \begin{cases} 0, & \text{if } Y_k < 0 \\ 255, & \text{if } Y_k > 255 \end{cases} \quad (5)$$

然后, 按式(6)对 4 个修正后的输入  $Y_k'$  取平均值:

$$Y_F = \text{round}\left(\frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 Y_k'\right) \quad (6)$$

式中, 函数  $\text{round}(\quad)$  表示四舍五入取整, 所得的  $Y_F$  即为神经模糊网络的最终输出, 在滤波过程中, 它将替换当前操作像素。

### 2.3 混合学习算法

在本文中, 采用混合学习算法<sup>[16]</sup>对自适应神经模糊推理系统中的参数进行优化, 即前提参数  $a_{ij}, b_{ij}$  和  $c_{ij}$  通过梯度法进行优化, 结论参数  $d_k$  用线性最小二乘法进行优化, 采用的学习策略为离线(批量)学习法。

假设有  $N$  组训练数据, 对于每一组输入  $x_t = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T$ , 系统的实际输出和期望输出分别为  $Y_t$  和  $Y_d$ ,  $t=1, 2, \dots, N, T$  表示矩阵转置, 定义代价函数:

$$E = \sum_{t=1}^N E_t = \sum_{t=1}^N \left( \frac{1}{2} (Y_d - Y_t)^2 \right) \quad (7)$$

对于前提参数  $a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}$ , 根据梯度法有:

$$a_{ij}(n+1) = a_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad (8)$$

$$b_{ij}(n+1) = b_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \quad (9)$$

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \quad (10)$$

式中,  $n$  为迭代次数,  $\alpha$  为学习速率,  $i=1, 2, 3, 4, j=1, 2, 3$ 。训练时, 可以根据组训练数据来确定前提参数  $a_{ij}, b_{ij}$  和  $c_{ij}$  的初始值。

对于结论参数  $d_k$ , 我们首先根据前提参数的初始值、式(3)和组训练数据(包括输入和期望输出), 采用线性最小二乘方法来确定其初始值; 然后由式(3)求得组训练数据的系统实际输出; 再根据式(7)的代价函数以及式(8)~式(10)来更新前提参数  $a_{ij}, b_{ij}$  和  $c_{ij}$ , 并在每次更新前提参数之后采用线性最小二乘方法更新结论参数  $d_k$ 。这样一直迭代下去, 直到式(7)的代价函数值小于预先设定的阈值或者迭代次数达到预先设定的上限, 系统训练就结束。

### 2.4 训练过程

在使用图 1 所示网络对测试图像进行滤波前, 每个自适应神经模糊推理系统都需单独进行训练, 图 3 是单个自适应神经模糊推理系统训练优化过程图。训练图像可通过计算机人工构造得到, 每个自适应神经模糊推理系统都采用相同的训练图像。

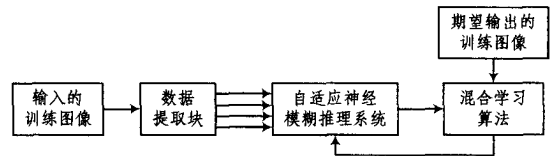


图 3 自适应神经模糊推理系统训练优化过程图

图 4(a) 是每个自适应神经模糊推理系统的期望输出的训练图像, 该图像大小为  $64 \times 64$ , 由 256 个  $4 \times 4$  色块组成, 每个色块中的 16 个像素具有相同的灰度值, 不同色块的灰度值各不相同, 256 个色块的灰度值遍取 0 到 255 中的所有值, 不同灰度值的色块在图像中的位置是随机的。图 4(b) 是系统的输入的训练图像, 是在图 4(a) 上添加 30% 的椒盐脉冲噪声得到的噪声图像。在仿真实验中, 为测试我们所提出的网络的滤波效果, 分别对 8 张原始图像添加 3%~80% 的椒盐脉冲噪声。由仿真实验可知, 采用计算机人工构造的图像训练后的网络, 对于噪声图像滤波具有鲁棒性, 即测试图像与训练图像可完全不同, 且训练图像中的噪声密度也无需与测试图像中的噪声密度相同, 也就是说, 进行该训练后的网络对受不同噪声密度污染的各类图像的滤波效果都较好。

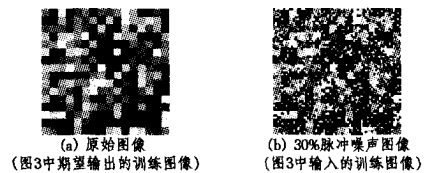


图 4 人工训练图像

每个自适应神经模糊推理系统中的参数都需要通过训练确定其值, 训练过程如下:

(1)对输入的训练图像中的所有像素,按从上到下、从左到右的顺序,逐个进行操作;

(2)对当前操作像素,数据提取块按 2.1 节中所述方式得到系统的 4 个输入,再由这 4 个输入得到系统的一个实际输出;

(3)选取输入的训练图像中下一个像素作为当前操作像素,重复步骤(2),通过这样的方式可得到输入的训练图像中所有像素灰度值的系统实际输出;

(4)根据输入的训练图像中所有像素灰度值的系统实际输出与由期望输出的训练图像得到的期望输出的差值,得到式(7)的代价函数值,使用 2.3 节中混合学习算法对系统中的前提参数和结论参数进行更新;

(5)当式(7)的代价函数值小于预先设定的阈值或者迭代次数达到预先设定的上限时,系统训练结束;否则,重复上述步骤,进行下一次迭代训练。

### 2.5 测试(滤波)过程

如图 1 所示,4 个自适应神经模糊推理系统都训练完毕,就可以和一个后处理块一起构成一个网络,对测试图像进行滤波。测试(滤波)过程如下:

(1)以测试图像为输入图像,对其中所有像素,按从上到下、从左到右的顺序,逐个进行操作;

(2)对当前操作像素,4 个数据提取块分别按 2.1 节中所述方式得到相应系统的 4 个输入;

(3)每个自适应神经模糊推理系统都会得到一个输出,这 4 个输出即为后处理块的 4 个输入,后处理块按 2.2 节中所述方式对这 4 个输入进行相应处理,得到一最终输出,该输出即为与输入图像当前操作像素相对应的滤波后图像(图 1 中的输出图像)像素的灰度值;

(4)选取输入图像中下一个像素作为当前操作像素,重复步骤(2)~(4);

(5)当输入图像中所有像素经过网络都得到输出后,就能得到一个输出图像,该输出图像即为滤波后图像。

## 3 实验结果

为测试基于自适应神经模糊推理系统噪声滤波方法的性能,将其与传统的滤波方法相比较,对图 5 中的 8 张图(图像大小都为  $256 \times 256$ )进行测试分析。在本文的实验中,图 5 中 8 张图分别被 3%~80%椒盐脉冲噪声污染。为了将文中所提方法的滤波效果与传统方法的进行比较,选择以下滤波方法:SMF<sup>[5]</sup>、EDMF<sup>[8]</sup>、MSMF<sup>[9]</sup>、SDROMF<sup>[10]</sup>、FF<sup>[11]</sup>和 NF<sup>[13]</sup>。

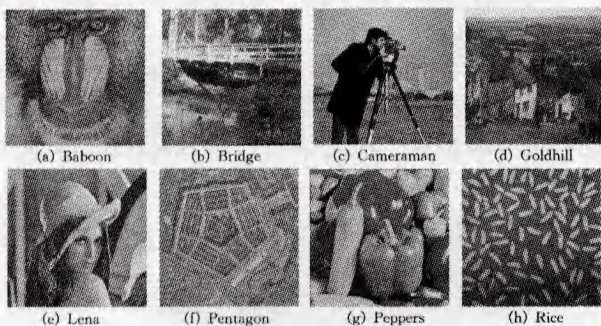


图 5 测试图像

在 2.1 节中,数据提取块为相应的自适应神经模糊推理系统提供 4 个输入,在选取中值  $m$  时,需确定中值提取操作窗口大小。通过对常规中值滤波器的性能分析可知,中值的选取受滤波窗口尺寸的影响较大,它在抑制图像噪声和保护细节这两个方面存在一定的矛盾;若选取的滤波窗口较小,则有利于保护图像中某些细节,但会限制滤噪能力;反之,若选取的滤波窗口较大,则可加强抑噪能力,但对细节的保护能力会减弱。这种矛盾在图像中噪声干扰较大时表现得尤为明显。在本文中,通过仿真实验证明,根据脉冲噪声强度的大小不同,采用表 1 中方法确定的提取操作窗口大小,实验结果为最好。

表 1 提取操作窗口大小的选择

噪声强度	提取操作窗口大小
含噪率 10% 及以下	$3 \times 3$
含噪率在 10% 和 40% 间	$5 \times 5$
含噪率 40% 及以上	$7 \times 7$

### 3.1 定量评价

在实验中,我们采用平均均方误差 MSE、峰值信噪比 PSNR 评价标准定量评价滤波器的性能。MSE 值越小或 PSNR 值越大,表明滤波器滤波效果越好。实验过程描述如下:对于被同一种噪声密度污染的 8 张图像,选用其中一种滤波方法进行滤波,得到使用该种方法滤波后的 8 个不同的 MSE 值和 PSNR 值,取平均值作为该方法在该种噪声密度下的 MSE 和 PSNR 的代表值。对于被其它噪声密度污染的图像,采用同样的方法得到该方法在这些噪声密度下的 MSE 和 PSNR 的代表值。最后,对其它滤波方法进行相同的实验过程,得到所有滤波方法在所有噪声密度下的 MSE 和 PSNR 的代表值。

图 6(a)和图 6(b)分别给出了新滤波方法和传统的滤波方法对受 3%~80%强度椒盐脉冲噪声污染的图像滤波后的 MSE 和 PSNR 比较曲线。从图中可以明显地看出,对受不同强度椒盐脉冲噪声污染的图像,新滤波方法得到的 MSE 都小而 PSNR 都大(除了对于 80%强度的椒盐脉冲噪声图像,NF 方法的滤波结果比本文方法好),这说明了本文所提出的新滤波方法的滤波效果较传统的滤波方法好。

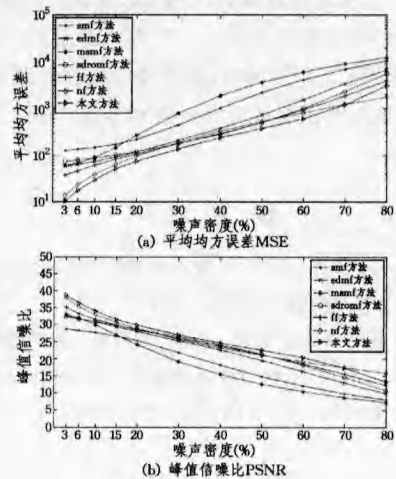
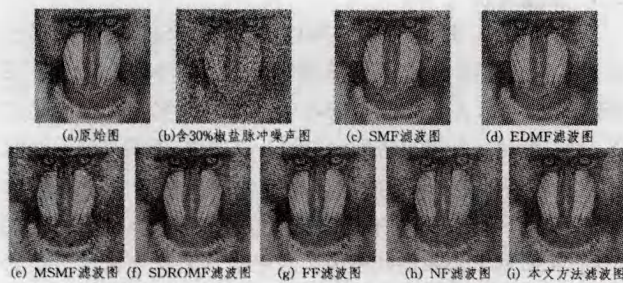


图 6 滤波效果定量评价对比

### 3.2 定性评价

评价一个滤波器的滤波性能,除了上述的定量评价之外,

还需进行定性评价。主观的定性评价就是从视觉上观察各种滤波器的滤波效果。图7显示的是测试图像为 Baboon 图的滤波效果对比图。图7(a)为原始图像(未被噪声污染图像) Baboon 图,图7(b)为含30%的椒盐脉冲噪声图,图7(c)~(h)分别为各传统滤波方法所输出的结果图像,图7(i)为新滤波方法所输出的结果图像。从新滤波方法与传统的滤波方法的滤波效果图中可以看出,常用的传统滤波方法(SMF、EDMF、MSMF和SDROMF)的输出图像中,有明显的没有被去除的噪声点,特别是SMF和MSMF方法的输出图像中,没有被去除的噪声点很多。FF和NF方法中,没有明显的噪声点,这说明这两种算法去除噪声的能力较强。在新滤波方法的输出图像中,噪声去除得比较干净,这说明,我们所提出的新滤波方法去除脉冲噪声的能力较传统滤波方法强。另外,与传统滤波方法的输出结果相比,NF方法和新滤波方法更能保留原有图像的细节或边缘,这可以从 Baboon 的眼睛周围和胡须部位明显看出。



测试图像 Baboon 被 30% 的脉冲噪声污染

图7 新滤波器和常用滤波器的滤波效果对比图

**结束语** 本文提出了一个基于自适应神经模糊推理系统的网络,该网络包含4个自适应神经模糊推理系统和一个后处理块,每个自适应神经模糊推理系统都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。该网络可作为一种新的滤波方法,用于被椒盐脉冲噪声污染的灰度图像滤波。我们提出的新滤波方法,不需要确定一些可调参数的值;在网络的训练过程中,采用混合学习算法来提高网络中前提参数和结论参数的更新速度;训练图像可以很容易由计算机人工构造,并由仿真实验可知,采用这样的方法构造的图像训练后的网络,对于噪声图像滤波具有鲁棒性。由仿真实验结果可以看出,不论是定量评价还是定性评价,新滤波方法滤除图像中脉冲噪声的能力和保留图像原有边缘和细节的能力都明显优于传统的滤波方法。

### 参考文献

[1] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理(第二版)[M]. 阮秋琦,译. 北京:电子工业出版社,2003  
 [2] 霍宏涛. 数字图像处理[M]. 北京:北京理工大学出版社,2002  
 [3] Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Color image processing and applications[M]. Berlin: Springer, 2000

[4] Pitas I, Venetsanopoulos A N. Order statistics in digital image processing[J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12): 1893-1921  
 [5] Pratt W K. Digital Image Processing[M]. New York: Wiley Interscience, 1978  
 [6] Yli-Harja O, Astola J, Neuvo Y. Analysis of the properties of median and weighted median filters using threshold logic and stack filter representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(2): 395-410  
 [7] Ko S J, Lee Y H. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(9): 984-993  
 [8] Shuqun Z, Karim M A. A new impulse detector for switching median filters [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2002, 9(11): 360-363  
 [9] Tao C, Hong Ren W. Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 2001, 48(8): 784-789  
 [10] Abreu E, Lightstone M, Mitra S K, et al. A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 1012-1025  
 [11] Russo F, Ramponi G. A fuzzy filter for images corrupted by impulse noise[J]. Signal Processing Letters, IEEE, 1996, 3(6): 168-170  
 [12] Li Y, Chung F-L, Wang S. A robust neuro-fuzzy network approach to impulse noise filtering for color images[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 872-884  
 [13] Yuksel M E, Basturk A. A simple generalized neuro-fuzzy operator for efficient removal of impulse noise from highly corrupted digital images[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2005, 59(1): 1-7  
 [14] 王双双, 王士同, 李岳阳. 类型2模糊系统模型组合的噪声滤波器[J]. 计算机工程与应用, 2011(25): 182-185  
 [15] 李岳阳, 王士同. 基于鲁棒性神经模糊网络的脉冲噪声滤波算法[J]. 山东大学学报:工学版, 2010(05): 164-170, 178  
 [16] Jang J-S R, Sun C-T. Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence[M]. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 1997  
 [17] Yuksel M E, Besdok E. A simple neuro-fuzzy impulse detector for efficient blur reduction of impulse noise removal operators for digital images[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(6): 854-865  
 [18] Yuksel M E, Yildirim M T. A Simple Neuro-Fuzzy Edge Detector for Digital Images Corrupted by Impulse Noise[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2004, 58(1): 72-75