

A Filtering Method for Images Based on Edge Detection

Gengdi Fei, Yueyang Li, Jun Sun

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

Email: lyueyang@jiangnan.edu.cn

Received: Feb. 20th, 2014; revised: Mar. 17th, 2014; accepted: Mar. 26th, 2014

Copyright © 2014 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

As to the gray scales images corrupted by impulse noise, a new noise filtering method is presented. The proposed filter is constructed by combining a median filter, an edge detector, and an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The proposed noise filter consists of two modes of operation, namely, training and testing (filtering). As demonstrated by the experimental results, 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, Edge Detector, Neuro-Fuzzy Inference System, Impulse Noise

基于边缘检测的噪声滤波

费赓砥, 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

Email: lyueyang@jiangnan.edu.cn

收稿日期: 2014年2月20日; 修回日期: 2014年3月17日; 录用日期: 2014年3月26日

摘 要

对于被椒盐脉冲噪声污染的灰度图像, 提出了一种新的图像滤波方法。新滤波方法将中值滤波器, 边缘

检测器和一个自适应神经模糊推理系统(ANFIS)相结合。在所提出的滤波方法中,首先对该系统进行优化训练,确定其参数,然后用优化后的系统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,与传统滤波方法相比,新滤波方法能有效地去除图像中椒盐脉冲噪声,并且更能够保留原有图像中的边缘和细节等信息。

关键词

图像滤波, 边缘检测器, 神经模糊推理系统, 脉冲噪声

1. 引言

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[1]。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,图像滤波的目的除了去除噪声外,还要尽可能地保留细节或边缘等信息。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。标准中值滤波[2](SMF)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[3](WMF),S. J. Ko 等提出了中心加权中值滤波器[4](CWMF),这两类滤波器给予滤波窗口内特定的像素更多的权值。

以上这三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,这就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[5],C. Tao 等提出了 MSMF 方法[6],E. Abreu 等提出了 SDRMF 方法[7],Z. Wang 等提出了 PSMF 方法[8]。这些滤波器能够较好地滤除图像中的脉冲噪声,但算法中需确定一些参数的值,而如何得到这些参数的最优值,这是一个比较困难的问题。

当图像被噪声污染后,使得滤波器很难精确地区分细节或边缘与噪声之间的区别,并且在滤波过程中会不可避免地出现信息的不确定性和不完整性,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[9]。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,逐渐应用在图像的滤波[10]-[17]中。

对于被椒盐脉冲噪声污染的灰度图像,在本文中,我们提出了一个新的图像滤波方法,该方法将中值滤波器,边缘检测器和一个自适应神经模糊推理系统(ANFIS)相结合。该 ANFIS 是一个三输入单输出的一阶 Sugeno 模糊推理系统[18]。我们所提出的滤波方法可分两步进行,在使用该系统对噪声图像进行

滤波前, 首先人工构造一个训练图像, 使用混合学习算法[18]对该 ANFIS 进行训练, 确定系统中的参数; 当训练完毕, 就可对含有噪声的测试图像进行滤波。

2. 脉冲噪声滤波器

图 1 是所提出的脉冲噪声滤波器结构图。新滤波器将中值滤波器, 边缘检测器和一个自适应神经模糊推理系统(ANFIS)相结合。该 ANFIS 是一个三输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。输入图像为要测试的含有脉冲噪声的灰度图像, 由输入图像得到中值滤波结果和边缘检测结果, 再和输入图像本身分别作为 ANFIS 的三个输入, 得到的系统输出图像, 该输出图像即为滤波后图像。本文所提出新滤波器将中值滤波、边缘检测和输入图像本身三方面的信息结合起来, 对含有脉冲噪声的图像有很好的去噪效果, 并能较好地保留图像中的边缘和细节等信息。

2.1. 自适应神经模糊推理系统

图 1 中的 ANFIS 是一个三输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。对于输入图像中的当前操作像素, 设该系统的三个输入分别为 x_1, x_2, x_3 , 其中 x_1 为当前操作像素的中值滤波结果, x_2 为当前操作像素的边缘检测结果, x_3 为当前操作像素本身。对于每个输入, 分别定义三个广义钟型隶属函数, 则该系统共包含 $27(3^3)$ 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})

then $y_1 = d_{11}x_1 + d_{12}x_2 + d_{13}x_3 + d_{14}$

规则 2: if (x_1 is M_{11}) and (x_2 is M_{21}) and (x_3 is M_{32})

then $y_2 = d_{21}x_1 + d_{22}x_2 + d_{23}x_3 + d_{24}$

规则 3: if (x_1 is M_{11}) and (x_2 is M_{21}) and (x_3 is M_{33})

then $y_3 = d_{31}x_1 + d_{32}x_2 + d_{33}x_3 + d_{34}$

规则 4: if (x_1 is M_{11}) and (x_2 is M_{22}) and (x_3 is M_{31})

then $y_4 = d_{41}x_1 + d_{42}x_2 + d_{43}x_3 + d_{44}$

⋮

规则 27: if (x_1 is M_{13}) and (x_2 is M_{23}) and (x_3 is M_{33})

then $y_{27} = d_{27,1}x_1 + d_{27,2}x_2 + d_{27,3}x_3 + d_{27,4}$

其中 M_{ij} 表示第 i 个输入的第 j 个隶属函数, d_{kl} 为真值参数, y_k 为系统根据第 k 个规则得到的输出, $i = 1, 2, 3$, $j = 1, 2, 3$, $k = 1, 2, \dots, 27$, $l = 1, 2, 3, 4$ 。对于输入 x_i , 定义的广义钟型隶属函数为:

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

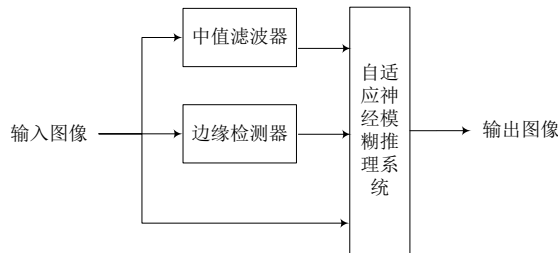


Figure 1. Structure of the proposed edge detector
图 1. 脉冲噪声滤波器结构图

该系统的输出 Y 等于各 y_k 的加权平均:

$$Y = \frac{\sum_{k=1}^{27} w_k y_k}{\sum_{k=1}^{27} w_k} \quad (2)$$

式中加权系数 w_k 包括了第 k 个规则作用于输入所取得的所有真值, 即表示第 k 条规则的激励强度, w_k 的计算公式如下:

$$\begin{aligned} w_1 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{31}(x_3) \\ w_2 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{32}(x_3) \\ w_3 &= M_{11}(x_1) \times M_{21}(x_2) \times M_{33}(x_3) \\ w_4 &= M_{11}(x_1) \times M_{22}(x_2) \times M_{31}(x_3) \\ &\vdots \\ w_{27} &= M_{13}(x_1) \times M_{23}(x_2) \times M_{33}(x_3) \end{aligned} \quad (3)$$

系统中的参数 a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} 和 d_{ki} 都需要通过训练确定其值, 系统进行训练时所使用的优化算法为混合学习算法[18], 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_{ki} 通过线性最小二乘法进行优化, 这样可大大提高优化速度, 提高学习效率。

2.2. 混合学习算法

在本文中, 我们采用混合学习算法[18]对 ANFIS 中的参数进行优化, 即前提参数 a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} 通过梯度法进行优化, 结论参数 d_{ki} 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 $\mathbf{x}_t = (x_1, x_2, x_3)^T$, 系统的实际输出和期望输出分别为 Y_t 和 Yd_t , $t = 1, 2, \dots, N$, T 表示矩阵转置, 定义代价函数:

$$E = \sum_{t=1}^N E_t = \sum_{t=1}^N \left(\frac{1}{2} (Yd_t - Y_t)^2 \right) \quad (4)$$

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

$$a_{ij}(n+1) = a_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad (5)$$

$$b_{ij}(n+1) = b_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \quad (6)$$

$$c_{ij}(n+1) = c_{ij}(n) - \alpha \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \quad (7)$$

其中 n 为迭代次数, α 为学习速率, $i = 1, 2, 3$, $j = 1, 2, 3$ 。训练时, 首先需确定前提参数 a_{ij} , b_{ij} 和 c_{ij} 的初始值, 这可以根据 N 组训练数据来得到。

对于结论参数 d_{ki} , 我们首先根据前提参数的值, 式(2)和 N 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(2)可得到 N 组训练数据的系统实际输出, 再根据式(4)的代价函数和式(5)、式(6)和式(7)更新前提参数 a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} , 并在更新前提参数的每一迭代之后, 采用线性最小二乘方法辨识结论参数 d_{ki} 。这样一直迭代下去, 直到式(4)的代价函数值小于预先设定的阈值时, 则系统训练结束。

2.3. 训练过程

在使用图 1 所示的滤波器对测试图像进行滤波前, 需对 ANFIS 进行训练, 确定前提参数和结论参数的值。图 2 是 ANFIS 训练优化过程图, 其中的训练图像可通过计算机人工构造得到。图 3(a)是人工构造的原始图像, 也是图 2 中 ANFIS 的期望输出的训练图像。该图像大小为 128×128 , 是由 1024 个 4×4 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, 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 3(b)是图 2 中的输入的训练图像, 是在图 3(a)原始图像上添加 30% 的椒盐脉冲噪声得到的噪声图像。

ANFIS 中的参数需要通过训练确定其值。训练之前, 首先根据输入的训练图像得到其中值滤波结果和边缘检测结果, 然后进行如下训练过程:

- 1) 以输入的训练图像中左上角的像素(该像素即为当前操作像素)开始, 在图像上以从上到下, 从左至右的方式, 遍取输入的训练图像中所有像素;
- 2) 对于当前操作像素, 将中值滤波结果、边缘检测结果和当前操作像素本身作为系统的三个输入, 由系统的三个输入可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;

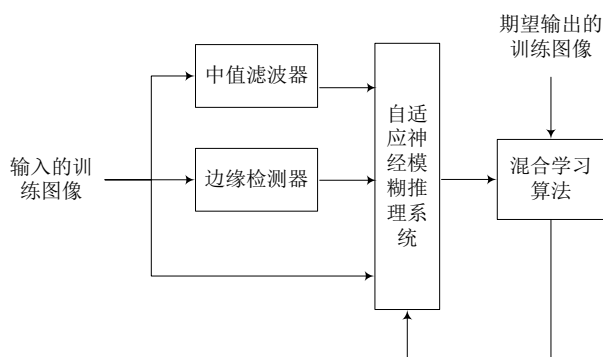


Figure 2. The training process of the ANFIS for the proposed noise filter

图 2. 用于噪声滤波的 ANFIS 训练优化过程图

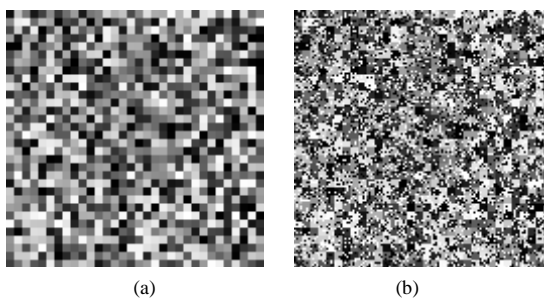


Figure 3. Artificial training images for the proposed noise filter. (a) Original image (Target training image in Figure 2); (b) Impulse noise image of 30% noise density (Input training image in Figure 2)

图 3. 用于噪声滤波的人工训练图像。(a) 原始图像(图 2 中期望输出的训练图像); (b) 30% 脉冲噪声图像(图 2 中输入的训练图像)

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和由期望输出的训练图像得到的期望输出的差值, 得到式(4)的代价函数值;

5) 当式(4)的代价函数值小于预先设定的阈值时, 则系统训练结束; 否则, 使用 2.2 节中混合学习算法对系统中的参数进行优化, 然后重复以上步骤, 进行下一次迭代训练。

2.4. 测试(滤波)过程

如图 1 所示, 当系统训练完毕, 就可对测试图像(输入图像)进行滤波。滤波之前, 首先根据输入图像得到其中值滤波结果和边缘检测结果, 然后进行如下测试(滤波)过程:

1) 以输入图像中左上角的像素(该像素即为当前操作像素)开始, 在图像上以从上到下, 从左至右的方式, 遍取输入图像中所有像素;

2) 对于当前操作像素, 将中值滤波结果、边缘检测结果和当前操作像素本身作为系统的三个输入, 由系统的三个输入可得到系统的一个实际输出, 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;

3) 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), 当输入图像中所有像素经过系统都得到输出后, 就能得到一个输出图像, 该输出图像即为滤波后图像。

2.5. 中值滤波器

图 1 中所提出的新滤波器, 需要根据输入图像得到相对应的中值滤波图像。以输入图像中每个像素依次作为当前操作像素, 以该像素为中心, 确定中值滤波窗口, 窗口内所有像素灰度值的中值即为当前操作像素滤波后的输出。在中值滤波过程中, 需确定滤波窗口的大小。通过对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两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, 根据脉冲噪声图像噪声强度的大小不同, 采用表 1 中方法确定操作窗口大小, 实验结果为最好。

2.6. 边缘检测器

图 1 中所提出的新滤波器, 需要根据输入图像得到相对应的边缘检测图像。近年来, 学者们已经提出了许多经典的边缘检测算法, 例如 Robert 算子[19]、Prewitt 算子[20]、Sobel 算子[21]、Laplacian of Gaussian(LOG)算子[22]和 Canny 算子[23]等。这些经典的算法在一定程度上能有效地提取出图像中的边缘, 但边缘检测的结果受噪声的影响比较大。因此, 采用这些经典算法进行图像边缘检测前, 一般需进行图像滤波预处理。这样, 不可避免地提高了算法的复杂度, 并且边缘检测的最终结果受滤波影响较大。本文中要处理的是受脉冲噪声污染的图像, 因此在本文滤波器的构造中, 这些容易受噪声影响的算法不适合作为系统中边缘检测器。对于被脉冲噪声污染的图像, 我们提出一种图像边缘检测算法作为图 1 中

Table 1. The size of the selecting data window

表 1. 操作窗口大小的选择

噪声强度	操作窗口大小
含噪率 10% 及以下	3 × 3
含噪率在 10% 和 40% 间	5 × 5
含噪率 40% 及以上	7 × 7

的边缘检测器。该图像边缘检测算法能有效地提取噪声图像中的边缘信息而无需进行图像滤波预处理过程。

图 4 是边缘检测器的结构图。该检测器包含四个 ANFIS 和一个后处理块，每个 ANFIS 都是一个四输入单输出一阶 Sugeno 模糊推理系统。每个 ANFIS 对应一个数据提取块，每个数据提取块为相应的 ANFIS 提供四个输入。对于输入图像中每个像素，操作数据提取的具体步骤如下：

1) 如图 5 所示，以当前操作像素 p_2 为中心，得到一个 3×3 滤波窗口，依照水平、垂直、左对角线和右对角线这四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如表 1 所示；

3) 令每个 ANFIS 的四个输入 x_1 、 x_2 、 x_3 和 x_4 分别为：

$$\begin{cases} x_1 = p_1 - m \\ x_2 = p_2 - m \\ x_3 = p_3 - m \\ x_4 = m \end{cases} \quad (8)$$

图 4 中四个 ANFIS 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，每个数据提取块为相应的 ANFIS 提供四个输入 x_1 、 x_2 、 x_3 和 x_4 。对于每个输入，分别定义三个广义钟型隶属函数，则每个 ANFIS 包含 81(即 3^4) 条规则。根据 2.1 节所描述的 ANFIS，四个 ANFIS 可分别得到四个输出，记为 Y_k ($k = 1, 2, 3, 4$)，这四个输出即为后处理块的输入。后处理块按

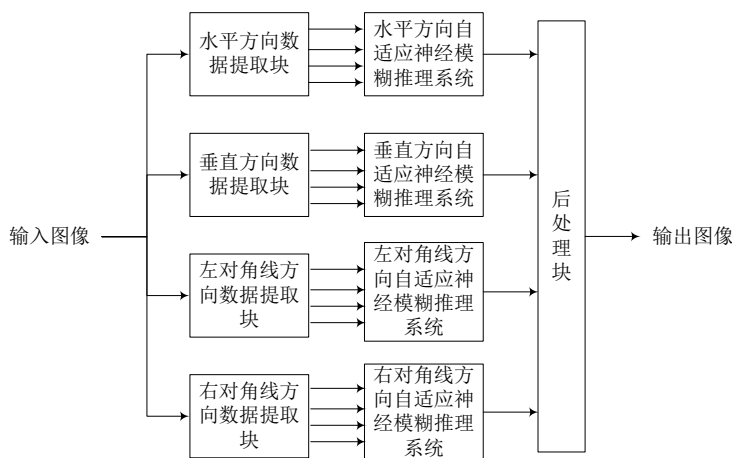


Figure 4. Structure of the edge detector

图 4. 边缘检测器结构图

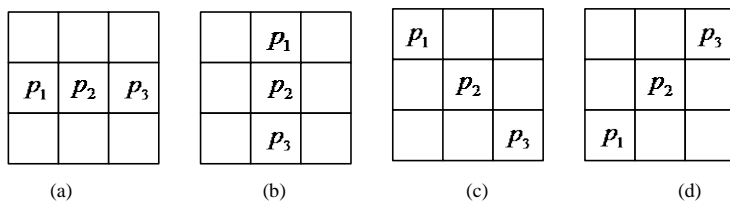


Figure 5. Four pixel neighborhood topologies. (a) Horizontal direction; (b) Vertical direction; (c) Left diagonal direction; (d) Right diagonal direction.

图 5. 四个数据提取块所对应的拓扑结构。(a) 水平方向；(b) 垂直方向；(c) 左对角线方向；(d) 右对角线方向

式(9)对这四个输入取平均值, 记为 Y_A 。再按式(10), 将 Y_A 与一个阈值相比较, 求得边缘检测器的最终输出 Y_F 。其中的阈值是像素灰度值的最小值与最大值之间的中间值, 本文中, 对于一个 8 位灰度图像, 该值设定为 128。最终输出 Y_F 的值为 0 表示当前操作像素是边缘像素, 显示为黑色, Y_F 的值为 255 表示当前操作像素不是边缘像素, 显示为白色。

$$Y_A = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 Y_k \tag{9}$$

$$Y_F = \begin{cases} 255, & \text{if } Y_A > 128 \\ 0, & \text{if } Y_A \leq 128 \end{cases} \tag{10}$$

在使用图 4 所示边缘检测器对输入图像进行边缘检测前, 每个 ANFIS 都需单独进行训练。图 6 是单个 ANFIS 训练优化过程图, 其中的训练图像可通过计算机人工构造得到, 每个 ANFIS 都采用相同的训练图像。图 7(a)是每个 ANFIS 的原始训练图像, 该图像与图 3(a)相同。图 7(b)是图 6 中的输入的训练图像, 该图像与图 3(b)相同。图 7(c)是根据图 7(a)原始图像得到的边缘标志图像, 也就是图 6 中期望输出的训练图像, 图中像素灰度值为 0 表示当前像素是边缘像素, 显示为黑色, 像素灰度值为 255 表示当前像素不是边缘像素, 显示为白色。

每个 ANFIS 中的前提参数和结论参数都需要通过训练确定其值, 系统进行训练时所使用的优化算法为混合学习算法[18] [24], 详见 2.2 节。

当四个 ANFIS 都训练完毕, 就可以和一个后处理块一起构成边缘检测器(如图 4 所示), 对输入图像进行边缘检测, 得到边缘标志图像。

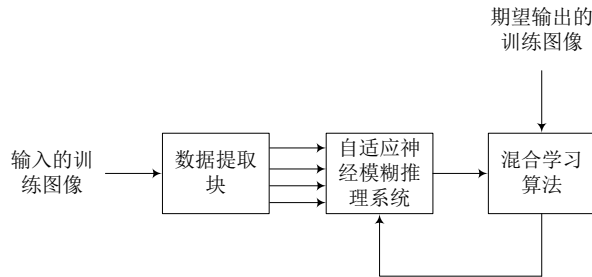


Figure 6. The training process for an individual neuro-fuzzy sub-detector

图 6. 用于边缘检测的 ANFIS 训练优化过程图

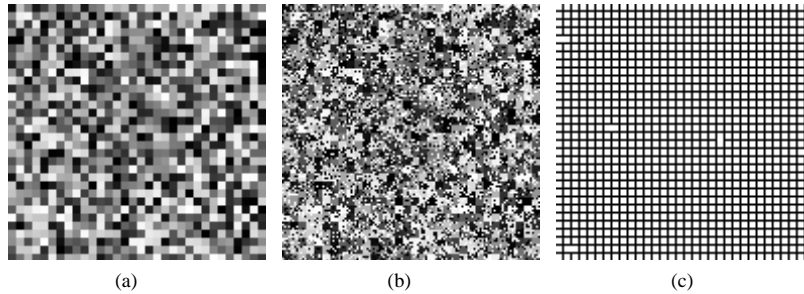


Figure 7. Artificial training images: (a) Original image; (b) Impulse noise image of 30% noise density (Input training image in Figure 6); (c) Edge detection image (Target training image in Figure 6)

图 7. 用于边缘检测的人工训练图像。(a) 原始图像; (b) 30%脉冲噪声图像(图 6 中输入的训练图像); (c) 边缘标志图像(图 6 中期望输出的训练图像)

3. 实验结果

为测试本文所提出的新滤波器的性能,将其与传统的滤波器相比较,对 *Cameraman* 图和 *Baboon* 图(图像大小都为 256×256)进行测试分析。在本文的实验中,传统的滤波方法包括: *SMF*、*EDMF*、*MSMF*、*SDROMF*、*PSMF* 和 *FF*。*Cameraman* 图和 *Baboon* 图分别被 3%~80%椒盐脉冲噪声污染。滤波窗口大小为 3×3 。

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。图 8 和图 9 分别给出了新滤波方法和传统的滤波方法

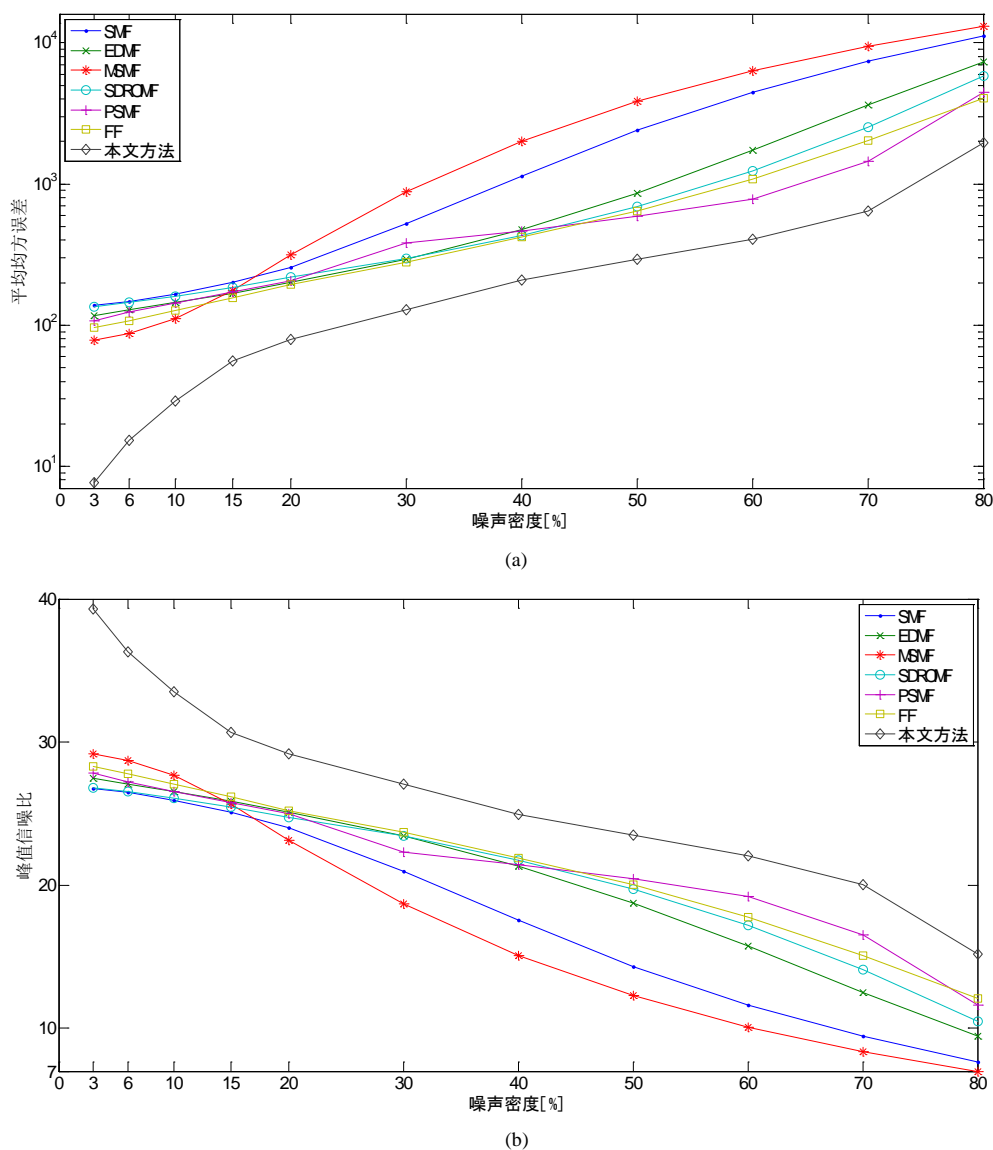


Figure 8. Filtering performance of the filters. The testing *Cameraman* images are corrupted by impulse noise ranging from 3% to 80%. (a) Mean squared error (MSE); (b) Peak signal-to-noise ratio (PSNR)

图 8. 滤波效果定量评价对比。测试图像 *Cameraman* 被概率为 3%~80%的椒盐脉冲噪声污染。(a) 平均均方误差 MSE; (b) 峰值信噪比 PSNR

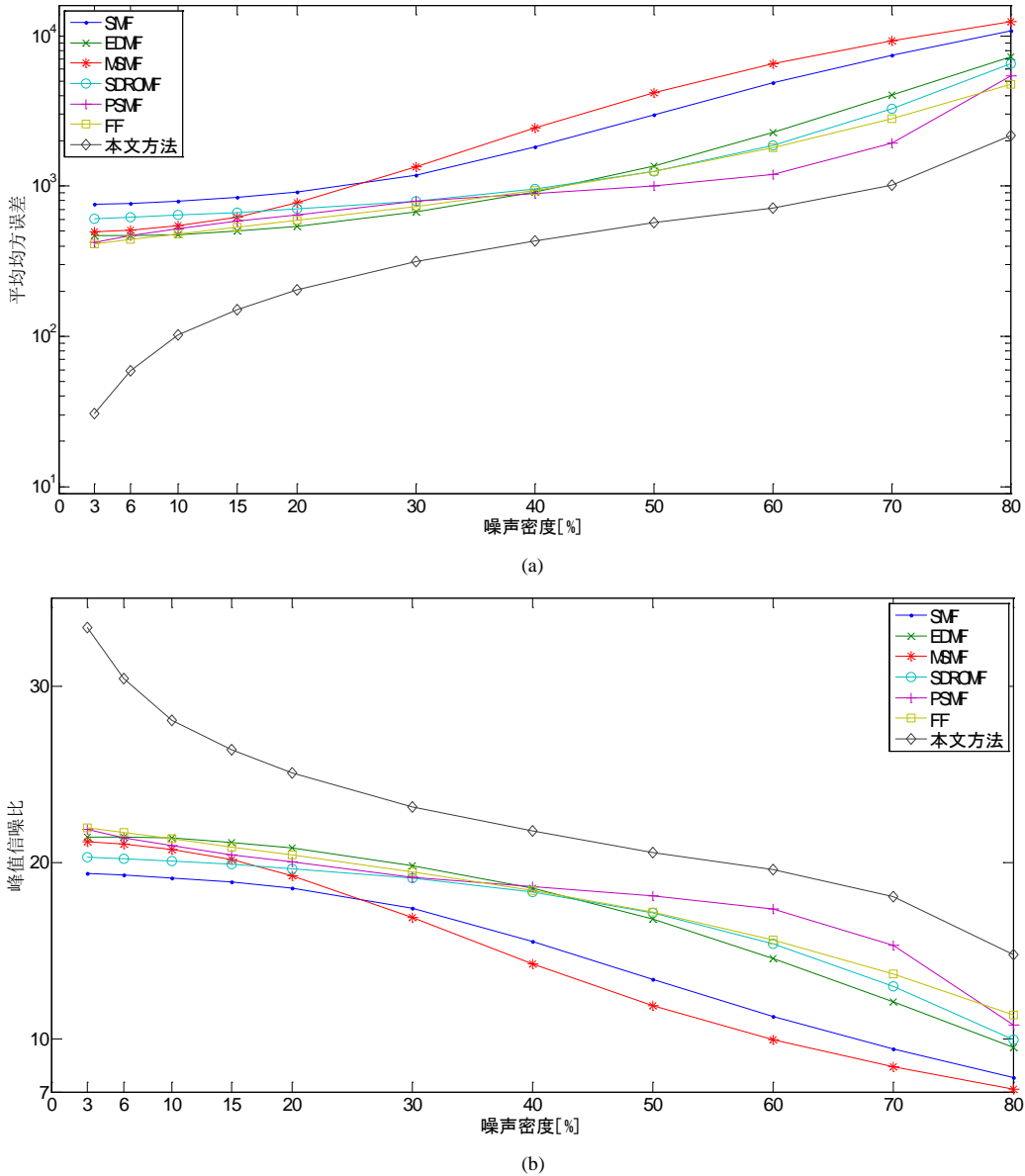


Figure 9. Filtering performance of the filters. The testing Baboon images are corrupted by impulse noise ranging from 3% to 80%. (a) Mean squared error (MSE); (b) Peak signal-to-noise ratio (PSNR)
图 9. 滤波效果定量评价对比。测试图像 Baboon 被概率为 3%~80%的椒盐脉冲噪声污染。(a)平均均方误差 MSE; (b)峰值信噪比 PSNR

对受不同强度椒盐脉冲噪声污染的 *Cameraman* 图和 *Baboon* 图去噪后的 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 *Cameraman* 图像和 *Baboon* 图像，新滤波方法得到的 MSE 都小而 PSNR 都大，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为好。

3.2. 定性评价

对于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 10 显示的是测试图像为 Baboon 图的滤波效果对比图。图 10(a)为原始图像(未被噪声污染图像)Baboon 图，图 10(b)为含 40%的椒盐脉冲噪声图，图 10(c)~(i)分别为

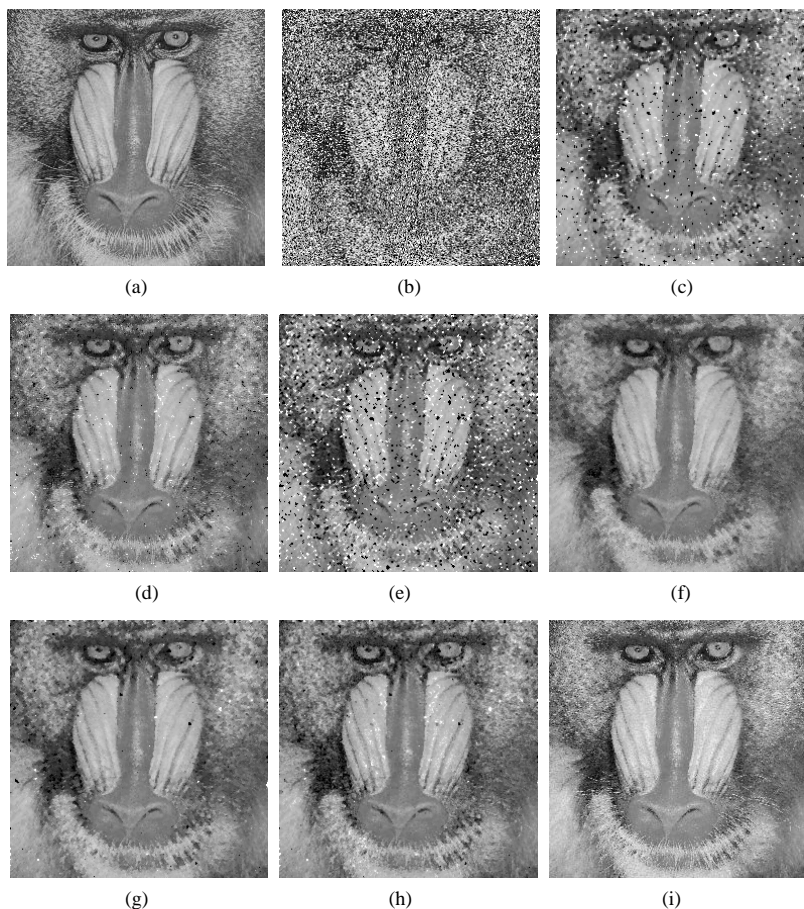


Figure 10. Filtering results for the testing image Baboon. (a) Original image; (b) Image corrupted by 40% impulse noise; (c) Restored image using SMF; (d) Restored image using EDMF; (e) Restored image using MSMF; (f) Restored image using PSMF; (g) Restored image using SDRMF; (h) Restored image using FF; (i) Restored image using proposed filter

图 10. 新滤波器和常用滤波器的滤波效果对比图。测试图像 Baboon 被 40% 的脉冲噪声污染。(a) 原始图；(b) 含 40% 椒盐脉冲噪声图；(c) SMF 滤波图；(d) EDMF 滤波图；(e) MSMF 滤波图；(f) PSMF 滤波图；(g) SDRMF 滤波图；(h) FF 滤波图；(i) 本文方法滤波图

各种滤波方法所输出的结果图像。由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*、*SDRMF* 和 *FF*)的输出图像中，有明显的没有被去除的噪声点，而在新滤波方法的输出图像中，噪声去除得非常干净，且与传统滤波方法的输出结果相比，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。图 10(f)是 *PSMF* 方法的滤波结果图，虽然图中没有明显的噪声点，但其保留原有图像细节的能力较新滤波方法(图 10(i))为差，其滤波后图像可以明显看出模糊效果。

4. 结论

在本文中，我们提出了一个基于边缘检测的图像滤波方法，该方法将中值滤波器，边缘检测器和一个自适应神经模糊推理系统(*ANFIS*)相结合。该 *ANFIS* 是一个三输入单输出一阶 *Sugeno* 模糊推理系统。由仿真实验结果可以看出，不论是定量评价和定性评价，新滤波方法的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。

需要说明的是,新滤波器的构成中,中值滤波器可以用其他脉冲噪声滤波方法所替代。本文选取中值滤波器是因为该滤波器简单,易于实现。边缘检测器也可用其他边缘检测方法取代,例如 Sobel 算子, Laplacian of Gaussian 算子, 和 Canny 算子等。但与这些经典的边缘检测方法相比较,文中所用的边缘检测方法更能有效地检测出含有噪声的图像中的边缘,进而在噪声滤除过程中更能保留图像中的边缘和细节信息。

基金项目

本文受国家自然科学基金(61170119)和中央高校基本科研业务费专项资金(JUSRP211A38)资助。

参考文献 (References)

- [1] 霍宏涛 (2002) 数字图像处理. 北京理工大学出版社, 北京.
- [2] Pratt, W.K. (1978) Digital image processing. Wiley Interscience, New York.
- [3] Yli-Harja, O., Astola, J. and Neuvo, Y. (1991) Analysis of the properties of median and weighted median filters using threshold logic and stack filter representation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **39**, 395-410.
- [4] Ko, S.J. and Lee, Y.H. (1991) Center weighted median filters and their applications to image enhancement. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, **38**, 984-993.
- [5] Shuqun, Z. and Karim, M.A. (2002) A new impulse detector for switching median filters. *IEEE Signal Processing Letters*, **9**, 360-363.
- [6] Chen, T. and Wu, H.R. (2001) Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, **48**, 784-789.
- [7] Abreu, E., Lightstone, M., Mitra, S.K., et al. (1996) A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Image Processing*, **5**, 1012-1025.
- [8] Zhou, W. and Zhang, D. (1999) Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, **46**, 78-80.
- [9] Russo, F. and Ramponi, G. (1996) A fuzzy filter for images corrupted by impulse noise. *IEEE Signal Processing Letter*, **3**, 168-170.
- [10] Li, Y., Chung, F.-L. and Wang, S. (2008) A robust neuro-fuzzy network approach to impulse noise filtering for color images. *Applied Soft Computing*, **8**, 872-884.
- [11] Yuksel, M.E. and Basturk, A. (2005) A simple generalized neuro-fuzzy operator for efficient removal of impulse noise from highly corrupted digital images. *AEU—International Journal of Electronics and Communications*, **59**, 1-7.
- [12] 李岳阳, 王士同, 胡德文, 等 (2004) 基于区间类型 2 模糊系统的高斯噪声新滤波器. *计算机研究与发展*, **9**, 1507-1513.
- [13] Yuksel, M.E. (2006) A hybrid neuro-fuzzy filter for edge preserving restoration of images corrupted by impulse noise. *IEEE Transactions on Image Processing*, **15**, 928-936.
- [14] Li, Y., Luo, H. and Sun, J. (2013) A new impulse noise filtering algorithm based on a neuro-fuzzy network. In: *Combinations of Intelligent Methods and Applications*, Springer, Berlin, Heidelberg, 41-56.
- [15] 王双双, 王士同, 李岳阳 (2011) 类型 2 模糊系统模型组合的噪声滤波器. *计算机工程与应用*, **25**, 182-185.
- [16] 李岳阳, 王士同 (2010) 基于鲁棒性神经模糊网络的脉冲噪声滤波算法. *山东大学学报(工学版)*, **5**, 164-170, 178.
- [17] Li, Y., Sun, J. and Luo, H. (2014) A neuro-fuzzy network based impulse noise filtering for gray scale images. *Neuro-computing*, **127**, 190-199.
- [18] Jang, J.-S.R. and Sun, C.-T. (1997) Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River.
- [19] Roberts, L.G. (1963) Machine perception of three-dimensional solids. Outstanding dissertations in the computer sciences. Garland Publishing, New York.
- [20] Prewitt, J.M.S. (1970) Object enhancement and extraction. Picture processing and psychopictorics. Academic Press, Waltham.
- [21] Sobel, I.E. (1970) Camera models and machine perception. Stanford University, Stanford, 99.

- [22] Marr, D. and Hildreth, E. (1980) Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B. Biological Sciences*, **207**, 187-217.
- [23] Canny, J. (1986) A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-8**, 679-698.
- [24] Hines, J.W. (1997) Fuzzy and neural approaches in engineering, MATLAB supplement. In: Haykin, S., Ed., *Adaptive and Learning Systems for Signal Processing, Communications and Control Series*, John Wiley and Sons, New York, 194-205.