

基于模糊神经网络的脉冲噪声滤波器

刘忠仁 孙圣和

(哈尔滨工业大学自动化测试与控制系, 哈尔滨 150001)

摘要 针对一般模糊神经网络结构复杂、不利于硬件实现的问题,提出了一种基于 Sugeno 型模糊神经网络的新型脉冲噪声滤波器。该滤波器采用神经网络的结构设计,有利于噪声模式的检测,其内含于神经网络中的模糊推理机制不仅能够有效地滤除脉冲噪声,而且又不破坏图象的细节。该滤波器还采用能够获得全局解的遗传算法来对网络参数进行调整。初步研究表明,该模糊神经滤波器在滤除景物图象中的脉冲噪声方面,优于标准中值滤波器。

关键词 图象滤波 模糊神经网络 模糊系统

中图法分类号: TN713 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)04-0343-05

Impulse Noise Filter Based on Fuzzy Neural Network

LIU Zhong-ren, SUN Sheng-he

(Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract A new filter based on a Fuzzy Neural Network(FNN) of Sugeno type is presented for images corrupted by impulse noise. Impulse noise results in the quality decline of image and can be reduced by nonlinear image filters, such as FNN image filter. FNN image filter does better than other kind of filters when judged of subjective vision quality because its way of working is even close to that of mankind's eyes. The network structure of filter is good at detecting different patterns of noisy pixel while the fuzzy mechanism embedded in the network can remove impulse and keep details and textures. Sugeno type NN have simple structure and other merit, which makes it suit for constructing FNN filter. A learning method based on the genetic algorithm is adopted to adjust the network parameters from a set of training data. The preliminary experimental result shows that the Fuzzy Neural Network filter performs better than the Median Filter when used to cancel impulse noise from scene image.

Keywords Image filtering, Fuzzy Neural Network, Fuzzy system

0 引言

脉冲噪声是一种由摄象系统的物理缺陷或传输中的解码错误而生成的黑白相间的点噪声,其特征是噪声点亮度与其邻域的亮度明显不同。一般线性滤波器对脉冲噪声的滤除效果不佳,而非线性滤波器则由于其具有可消减噪声而不降低图象质量的能力,已日益受到人们的重视^[1]。

当前,重点研究的非线性滤波器除了秩排序滤波器外,还有模糊滤波器和神经网络滤波器两大类,而且模糊技术的引入还使图象滤波器具备了一些智能推理功能,即它能够根据图象及噪声的性质来选

择相应的滤波机制。由于模糊图象滤波更接近人类视觉系统的处理机制,因而能够获得更好的主观评价效果^[2]。另外,由于神经网络滤波器具备本质上的并行运算能力,因此它能够自组织和自学习^[3]。经验表明,简单的神经网络系统,如 BP 网络,难以有效地滤波。

模糊神经网络(FNN)图象滤波器是利用神经网络所具有的学习能力和自组织能力来对模糊网络的隶属度和推理规则进行学习和优化^[4]。如文献[4]采用基于 MaxMin 模糊运算的模糊神经网络系统,能够对受到脉冲噪声高度污染的较为平坦的图象进行有效平滑,但其构建的滤波器结构复杂,不利于硬件实

现.因而本文构造了一种基于 Sugeno 型的模糊神经网络的图象滤波器.实验表明,该滤波器在抑制景物图象中的脉冲噪声和细节保持方面有较好的性能.

1 模糊逻辑滤波器的推理机制

对于待处理图象中的每一点,滤波操作描述如下.设 $x(n)$ 为输入图象中位于坐标 $n=(n_1, n_2)$ 处的象素亮度值, $H=\{x_i(n); i=1, \dots, h\}$ 为其邻域所组成的象素集.滤波器的输入变量为由下式定义的亮度差.

$$\Delta x_i(n) = x_i(n) - x(n); i = 1, \dots, h \quad (1)$$

$$\Delta y(n) = f(\Delta x_i(n), i = 1, \dots, h) \quad (2)$$

$$y(n) = x(n) + \Delta y(n) \quad (3)$$

式(2)中, $f(\cdot)$ 为由模糊逻辑算子生成的非线性映射, $y(n)$ 为滤波器在坐标 $n(n_1, n_2)$ 处的输出.

这里,假设处理的是 L 级灰度图象,则输入和输出的值域为 $[-L+1, L-1]$,然后通过模糊规则来判断象素集的模式,以便从中检测和滤除噪声.现以如图1所示的 3×3 邻域为例.

x_1	x_2	x_3
x_8	x	x_4
x_7	x_6	x_5

图1 象素邻域图

一个简单的脉冲噪声滤波器可以考虑通过一组象素集合的组合模式来构造:

$$I_1 = \{2, 4, 6\} \quad I_2 = \{4, 6, 8\}$$

$$I_3 = \{6, 8, 2\} \quad I_4 = \{8, 2, 4\}$$

与之相对应的规则集表述如下:

IF ($\Delta x_2, LP$) AND ($\Delta x_4, LP$) AND ($\Delta x_6, LP$) THEN ($\Delta y, PO$)

IF ($\Delta x_4, LP$) AND ($\Delta x_6, LP$) AND ($\Delta x_8, LP$) THEN ($\Delta y, PO$)

IF ($\Delta x_6, LP$) AND ($\Delta x_8, LP$) AND ($\Delta x_2, LP$) THEN ($\Delta y, PO$)

IF ($\Delta x_8, LP$) AND ($\Delta x_2, LP$) AND ($\Delta x_4, LP$) THEN ($\Delta y, PO$)

IF ($\Delta x_2, LN$) AND ($\Delta x_4, LN$) AND ($\Delta x_6, LN$) THEN ($\Delta y, NE$)

IF ($\Delta x_4, LN$) AND ($\Delta x_6, LN$) AND ($\Delta x_8, LN$) THEN ($\Delta y, NE$)

IF ($\Delta x_6, LN$) AND ($\Delta x_8, LN$) AND ($\Delta x_2, LN$) THEN ($\Delta y, NE$)

NE)

IF ($\Delta x_8, LN$) AND ($\Delta x_2, LN$) AND ($\Delta x_4, LN$) THEN ($\Delta y, NE$)

ELSE ($\Delta y, ZE$)

其中,包括两个对称的规则集和一个 Else 规则,并可以认为正值 PO ,零值 ZE ,负值 NE 分别是在 $c_1 = L - 1, c_0 = 0, c_2 = -L + 1$ 处的单元集.这里,模糊集合 LP 和 LN 可以取不同的隶属度函数(图2中取的是高斯型函数),只要求它们对称即可,即

$$m_{LN}(u) = m_{LP}(-u) \quad (4)$$

其中, $m_{LN}(u)$ 和 $m_{LP}(-u)$ 分别为模糊集 LP 、 LN 的隶属度函数.

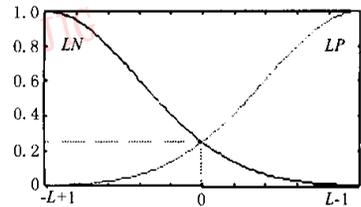


图2 模糊集 LP 和 LN

由此可见,规则集中的对称规则子集可分别处理正的和负的脉冲噪声,例如,第一条规则处理是利用亮度差 $\Delta x_2, \Delta x_4, \Delta x_6$ 来检查负的脉冲噪声,如果检查到一个负的脉冲噪声,这条规则就试图减小它的绝对值,因此其修正量 Δy 为正值,由此可见,采用合适的模糊规则集,就可以滤除掉图象中的脉冲噪声.

2 模糊神经滤波器的结构和参数的优化

2.1 Sugeno 型模糊神经网络滤波器的结构

Sugeno 模型(又称 TSK 模型)是 Takagi, Sugeno 和 Kang 首先提出的一种模糊逻辑推理模型^[5],它引入了解模糊环节,即仅在条件部分实行模糊化,而输出则以输入变量的显函数形式表示出来,以形成一种从输入、输出数据集合中系统地产生模糊规则的新方法.本文主要介绍一种基于 Sugeno 模型的 FNN^[6],它的结构模块类似于模糊推理器,但推理规则、模糊、解模糊参数却以神经元方式存储,这就给优化带来了方便.为简化分析,图3给出了一个两输入、单输出结构的神经网络,其每个输入均划分为两个模糊集.该网络中的第1层负责将输入信号模糊化,以得到信号的隶属度.这里隶属度函数可以采用高斯函数来实现,也可以取其他形式的函数,如钟形

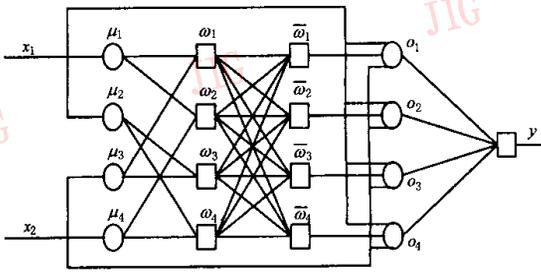


图 3 Sugeno 型的模糊神经网络结构

(圆形节点表示有参数需要学习,方形节点是运算节点)

函数、Sigmoid 函数、三角形、梯形等函数,其中,高斯隶属度函数的表达式为

$$\mu = \exp(-((x - c_i) / a_i)^2) \quad (5)$$

式中, c 代表输入的偏离量, a 决定了函数的伸展度,该 a, c 均为需要学习的参数.

该网络中的第 2 层是把模糊化的结果相乘,其得到的是每条模糊推理规则的可信度.

$$\left. \begin{aligned} \omega_1 &= \mu_1 \mu_3 \\ \omega_3 &= \mu_2 \mu_3 \\ \omega_2 &= \mu_1 \mu_4 \\ \omega_4 &= \mu_2 \mu_4 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

而网络中的第 3 层则计算规则的归一化可信度.

$$\left. \begin{aligned} \bar{\omega}_1 &= \omega_1 / \sum_{i=1}^4 \omega_i \\ \bar{\omega}_3 &= \omega_3 / \sum_{i=1}^4 \omega_i \\ \bar{\omega}_2 &= \omega_2 / \sum_{i=1}^4 \omega_i \\ \bar{\omega}_4 &= \omega_4 / \sum_{i=1}^4 \omega_i \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

网络的第 4 层则计算每条规则的输出,这种把输入信号 x_1, x_2 引入解模糊的做法是 Sugeno 模糊的特点.这里一阶 Sugeno 模型解模糊采用以下通式

$$\left. \begin{aligned} O_1 &= \bar{\omega}_1 (P_1 x_1 + Q_1 x_2 + R_1) \\ O_3 &= \bar{\omega}_3 (P_3 x_1 + Q_3 x_2 + R_3) \\ O_2 &= \bar{\omega}_2 (P_2 x_1 + Q_2 x_2 + R_2) \\ O_4 &= \bar{\omega}_4 (P_4 x_1 + Q_4 x_2 + R_4) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

网络的第 5 层是计算总的输出,而且它是各条规则输出的累加,即 $y = \sum_{i=1}^4 O_i$.其中, P, Q, R 为需要学习的参数.

2.2 网络参数的优化

为了优化网络参数 a, c, P, Q, R 等,则需要确定网络的规模、训练样本、训练方法等.

对于二维图象处理,由于滤波窗口一般取 $3 \times 3, 5 \times 5$ 大小,因而,网络的输入层节点数目应为 9 或 25.一般来说,若窗口取得大,则滤波器可以利用的信息越多,越可能获得良好的滤波效果.然而,由于网络系统规模增大时,待优化参数的数目将呈指数上升,这样训练速度较慢,故硬件实现时需要较多的空间.本文取输入层为 9 个节点,输出层为 1 个节点,中间层每层含有 18 个节点的模糊网络.在模糊化层中采用高斯隶属度函数,将输入信号归类到亮和暗两个模糊集.

这里,训练样本应该包含所有的信号输入模式,如标准测试人物图象 Lena 既包含大量的平滑区域,又包含大量的细节信息,是很好的训练样本.为了得到适中的训练数据量,本文采用大小为 80×80 的 Lena 图,并使该图象受到 10% 的脉冲噪声污染,并将这种受污图象的滤波窗内象素集与原始图象中对应区域的中心点象素共同组成一个训练样本矢量集,这样的矢量共有为 4 096 个.

网络的参数采用能够获得全局解的遗传算法^[7],其中,指导算法寻优指标的可以取 MAE、MSE、PSNR 等.本文选用 MAE 最小准则.

3 仿真结果

按照上述原理和方法,本文对包括“桥溪图”、“云图”、“Lena 图”等多幅大小为 $256 \times 256, 8\text{bit}$ 灰度图象进行了测试.限于篇幅,这里仅给出部分结果.

表 1 给出了“桥溪图”的滤波结果.

表 2 给出了“云图”和“Lena 图”的滤波结果.

表中, Noisy 为噪声污染图象, Median 为标准中值滤波器, OmniMedian 为全方位结构元层叠滤波器^[8], FNN 为本文提出的模糊神经网络滤波器.

其中,归一化均方误差 NMSE、平均绝对误差 MAE 的定义如下

$$NMSE = \frac{\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M (\hat{x}(k, j) - \tilde{x}(k, j))^2}{\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M (\tilde{x}(k, j))^2} \quad (9)$$

表1 桥溪图滤波结果

	P = 0.05		P = 0.10		P = 0.15		P = 0.20	
	NMSE	MAE	NMSE	MAE	NMSE	MAE	NMSE	MAE
Noisy	16.22	8.22	8.25	8.95	5.41	5.88	4.15	4.51
Median	47.46	10.18	43.66	9.78	40.37	9.42	33.67	8.83
OmniMedian	40.94	8.99	38.41	8.74	37.10	8.55	34.04	8.30
FNN	96.68	18.40	66.35	17.33	42.48	14.68	35.33	12.21

表2 云图和 Lena 图滤波结果

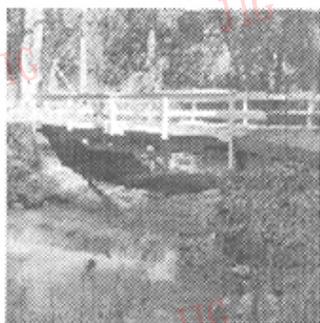
	P = 0.05		P = 0.10		P = 0.05		P = 0.10	
	NMSE	MAE	NMSE	MAE	NMSE	MAE	NMSE	MAE
Noisy	25.94	23.44	25.94	23.44	13.62	15.49	6.39	7.97
Median	138.10	26.66	138.10	26.66	189.32	27.68	151.12	25.56
OmniMedian	122.67	22.30	122.67	22.30	138.24	20.79	123.18	19.90
FNN	392.28	57.40	392.28	57.40	135.07	21.60	120.02	18.44

$$MAE = \frac{\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M \text{abs}(i(k, j) - \hat{i}(k, j))}{\sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M (i(k, j))^2} \quad (10)$$

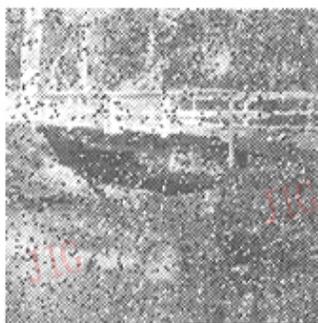
式中, $i(k, j)$ 为原始图象中的象素值, $\hat{i}(k, j)$ 为处理过的图象中的象素值.

图4为“桥溪图”图象的滤波效果, 其中, 图4(a)为原始图象, 图4(b)为受到脉冲噪声(10%)污染的

图象, 图4(c)为用本文 FNN 滤波器进行滤波的结果图象, 图4(d)为用邻域 3×3 的标准中值滤波器进行滤波的结果图象, 图4(e)为用邻域为 3×3 的全方位结构元约束二维层叠滤波器进行滤波的结果图象, 图4(f)则为作者采用结构为 $9 \times 36 \times 26 \times 1$ 的普通 BP 神经网络滤波器实现的滤波结果(具体实现另文介绍).



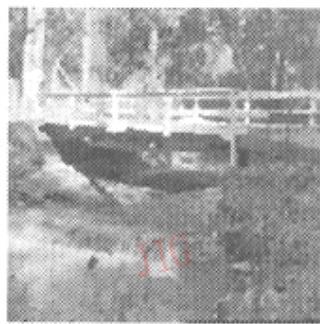
(a) Bridge 原始图象



(b) 噪声污染图象



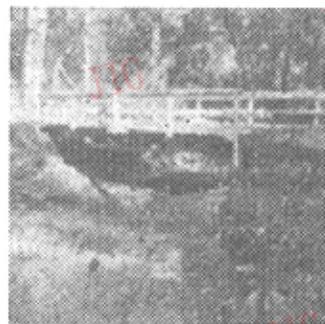
(c) FNN 滤波图象



(d) 标准中值滤波效果



(e) 全方位结构元层叠滤波器滤波效果



(f) BPNN 滤波效果

图4 Bridge 图象的滤波效果

由此不难看出,对含有大量平坦区域的人物图象模糊神经滤波器其消除脉冲噪声的能力优于均值滤波器和普通 BP 网络滤波器,而接近中值滤波器,而在细节保持方面,FNN 滤波器甚至优于中值滤波器,这一点可以从两者对于含有较多细节的“桥溪图”“云图”的滤波效果中看出来。这里,值得注意得是,采用噪声密度为 0.1 的样本训练过的 FNN 滤波器,对噪声密度为 0.2 的受污染图象仍有较好的滤波效果,这说明该滤波器具有较好的扩展性。另外,采用人物图象样本训练过的模糊神经网络滤波器对于自然图象也有很好的滤波效果,这说明该滤波器具有一定的通用性。

4 结 论

本文利用 Sugeno 模糊神经网络技术构建了一种新型的 FNN 滤波器,并进行了对比实验研究。研究表明,这种滤波器具有较强的模型自组建功能,它不仅能够有效地滤除脉冲噪声,而且在细节保持方面甚至优于中值滤波器。该 FNN 滤波器由于可以并行计算,且易于用 VLSI 实现,因此具有良好的发展前途,但如何优化模糊神经网络的结构,减少节点数目和训练参数,以提高训练速度,以及对模糊神经网络滤波器的工作机制的深入分析,将是以后工作的重要内容。

参 考 文 献

1 Pitas I, Venersanopoulos A N. Nonlinear digital filter: Principle and Applications, Kluwer, Dordrecht, 1990.

- 2 Vassilios Chatzis, Ionnis Pitas. Fuzzy scalar and vector median filters based on fuzzy distances. IEEE Trans. On Image Processing, 1999, 8 (5):731739.
- 3 Mahmood R, Azimi-Sadiadi, Rongrui Xiao *et al.* Neural network decision directed edge-adaptive kalman filter for image estimation. IEEE Trans. On Image Processing, 1999, 8(4):589592.
- 4 Fabrizio Russo. Hybrid neuro-fuzzy filter for impulse noise removal, Pattern Recognition, 1999, 32(3):18431855.
- 5 Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Trans. on Syst. Man and Cybern, 1985, SMC-15(1):116132.
- 6 Jang, J.-S. R., ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1993, 23(3):665685.
- 7 杨旭东, 胡恒章, 李士勇. 带有成长算子的遗传算法. 哈尔滨工业大学学报, 1999, 31(5):4447.
- 8 王伟, 孙圣和, 赵春晖. 最优全方位结构元约束二维层叠滤波器. 中国图象图形学报. 1999, 4(6):445449.

刘忠仁 1973 年生, 1996 年获北京工业大学学士学位, 1999 年获装甲兵工程学院硕士学位, 现为哈尔滨工业大学自动化测试与控制系博士研究生. 研究方向为模糊神经网络、非线性图象滤波、计算机测控。

孙圣和 哈尔滨工业大学自动化测试与控制系教授, 博士生导师. 中国电子学会会员, 电子学报编委. 获多项国家级和省部级科技成果奖. 研究领域包括计算机测试与控制、信号处理与系统辨识、数据压缩编码. 已发表著作 5 部, 论文 150 余篇。