

基于模糊粗神经网络的图像脉冲噪声滤除

张东波^{1,2}, 王耀南¹

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)
(zhadonbo@sina.com)

摘 要: 为了获得在图像噪声滤除和细节保留两方面更好的兼顾与平衡, 提出了一种兼有模糊化神经元和不可微粗神经元的模糊粗神经网络。采用融合了爬山法的遗传学习算法, 增强了网络在学习过程中, 特别是进化后期阶段对最优解的局部搜索能力。仿真表明, 融合了模糊信息和粗糙集信息处理能力的模糊粗神经网络在图像融合滤波方面比 BP 网络和粗集神经网络具有更好的性能, 是一种性能很好的混合智能神经网络。

关键词: 模糊粗神经网络; 图像融合; 遗传算法; 滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Filtering image impulse noise based on fuzzy rough neural network

ZHANG Dong-bo^{1,2}, WANG Yao-nan¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China;
2. Institute of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China)

Abstract: A FRNN(Fuzzy Rough Neural Network) was introduced to keep up trade-off between noise attenuation and detail preservation in image processing. The FRNN is composed of fuzzy neurons and indifferentiable rough neurons. GA (Genetic Algorithm) which integrate mountain climbing is applied to tune the weight of the FRNN. The local search ability for optimum solution is improved in the later period of the learning process. The result of simulation indicates that the FRNN which integrate the ability to deal with fuzzy information and rough set information has better performance than BP network and RNN(Rough Neural Network) in image fusion for filtering. The FRNN is a sort of hybrid intelligent neural network which has good performance.

Key words: Fuzzy Rough Neural Network(FRNN); image fusion; genetic algorithm; filtering

0 引言

在图像进行后续处理之前通常要进行滤波处理, 而图像的滤波处理往往涉及到噪声的滤除和图像细节的保留这两方面的兼顾与平衡。传统的均值滤波器在有效滤除噪声的同时也易使图像的细节受损, 为此, 研究人员提出了很多既能保留图像细节又能有效滤除噪声的改进型均值滤波方法, 如加权均值滤波器 WMF(Weighted Median Filter)^[1]、自适应多级均值滤波器 AMMF(Adaptive Multistage Median Filter)^[2]、自适应长度均值滤波器 ALMF(Adaptive-Length Median Filter)^[3]、自适应中心加权均值滤波器 ACWMF(Adaptive Center-Weighted Median Filter)^[4], 上述方法在性能上优于传统均值滤波器, 尽管如此, 仍然很难在噪声的滤除和图像细节的保留两者之间获得最佳解决方案。

图像融合技术利用同一目标或场景的多幅图像间存在的冗余性和互补性, 融合以后可以获得关于原始目标或场景的更精确细致的描述。鉴于此, 本文考虑到采用神经网络图像融合技术来融合多级 FIR 均值混合滤波器 MFMHF(Multilevel FIR-Median Hybrid Filter)^[5] 和传统 5×5 均值滤波器, 以便获得更好的滤波性能和效果, 在噪声滤除和图像细节保留之间能够获得较好的折衷与平衡。

文献[6]提出的粗集神经网络 RNN(Rough Neural

Network)完全由粗神经元构成, 由于其输入既可以是定量数据也可以是定性的语义信息, 因此提高了神经网络的信息处理能力, 已应用于数据融合^[6]、股市预测^[7]等领域。在图像滤波领域, 模糊滤波器已经成为一种新的非线性图像滤波方法^[8,9]。这也表明, 在图像滤波处理过程中, 往往存在模糊信息的处理。为进一步增强粗集神经网络对模糊信息的处理能力, 本文提出了一种模糊粗神经网络 FRNN(Fuzzy Rough Neural Network), 通过在粗集神经网络的输入层和隐含层之间加入一个模糊化层来构成混合智能神经网络系统, 进一步增强网络的综合信息处理能力。

1 基本理论

1.1 粗神经元及粗集神经网络

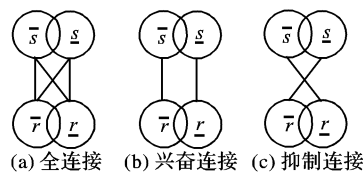


图1 粗神经元连接类型

粗神经元的概念最早是由 Lingras 在 1996 年提出来的^[10], 每一个粗神经元由一对交叠的普通上神经元 \bar{r} (upper neuron) 和下神经元 \underline{r} (lower neuron) 组成, 和粗集中的上、下

收稿日期: 2005-04-21 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60375001); 高等学校博士点基金资助项目(20030532004)

作者简介: 张东波(1973-), 男, 湖南邵阳人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 粗糙集、神经网络、信息融合等; 王耀南(1957-), 男, 云南昆明人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 人工智能、智能控制、图像处理和模式识别等。

近似集的概念相对应。图 1 为两个粗神经元之间三种常见连接形式,上、下神经元的交叠表示两者之间存在信息交换。

粗神经元的输入: $in_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} out_j$, w_{ij} 为神经元 j 到神经元 i 之间的连接权值, $i = \bar{r}, \underline{r}$ 分别表示上、下神经元的输入,若 f 为神经元激励函数,则上、下神经元输出:

$$out_{\bar{r}} = \max(f(in_{\bar{r}}), f(in_{\underline{r}})) \quad (1)$$

$$out_{\underline{r}} = \min(f(in_{\bar{r}}), f(in_{\underline{r}})) \quad (2)$$

文献[6]提出了全部由粗神经元构成的粗神经网络,在全连接的情况下,其一般结构如图 2。

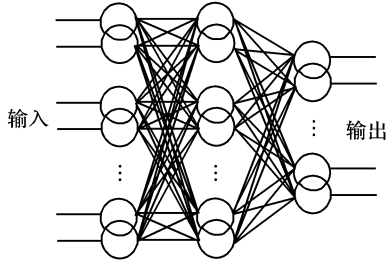


图 2 粗神经网络

1.2 MFMHF 滤波器

MFMHF 滤波器是文献[5]提出的一种改进型多级中值滤波器,在保留图像细节方面比较有效。

$i-2j-2$	$i-2j-1$	$i-2j$	$i-2j+1$	$i-2j+2$
$i-1j-2$	$i-1j-1$	$i-1j$	$i-1j+1$	$i-1j+2$
$ij-2$	$ij-1$	ij	$ij+1$	$ij+2$
$i+1j-2$	$i+1j-1$	$i+1j$	$i+1j+1$	$i+1j+2$
$i+2j-2$	$i+2j-1$	$i+2j$	$i+2j+1$	$i+2j+2$

图 3 5×5 滤波窗口

图 3 是以像素点 (i, j) 为中心的 5×5 滤波窗口,本文采用的三级 MFMHF 滤波器原理如下:

第一级滤波:

$$\phi_1(i, j) = \text{med}(x_{i,j+h}), h = -2, \dots, 2 \quad (3)$$

$$\phi_2(i, j) = \text{med}(x_{i+k,j}), k = -2, \dots, 2 \quad (4)$$

$$\phi_3(i, j) = \text{med}(x_{i+k,j+h}), k = h = -2, \dots, 2 \quad (5)$$

$$\phi_4(i, j) = \text{med}(x_{i+k,j+h}), k = -h = -2, \dots, 2 \quad (6)$$

第二级滤波:

$$\phi_{12}(i, j) = \text{med}(\phi_1(i, j), \phi_2(i, j), x(i, j)) \quad (7)$$

$$\phi_{34}(i, j) = \text{med}(\phi_3(i, j), \phi_4(i, j), x(i, j)) \quad (8)$$

第三级滤波:

$$y(i, j) = \text{med}(\phi_{12}(i, j), \phi_{34}(i, j), x(i, j)) \quad (9)$$

med 是取中值运算, $y(i, j)$ 和 $x(i, j)$ 分别为滤波后图像和原图像中像素点 (i, j) 的灰度值,由后续对“Lena”图像的仿真数据表 1 可知, MFMHF 滤波器的平均绝对误差 $MAE = 2.09$, 相较其他滤波器而言较小,也说明了 MFMHF 滤波器在保留图像细节上是非常有效的。

2 用于融合滤波的模糊粗神经网络

2.1 模糊粗神经网络结构

文献[11]针对普通 BP 神经网络在对高度复杂非线性系统建模时存在训练效率低、泛化能力差的缺陷,提出了一种基于模糊神经元的神经网络,该网络通过在输入层和隐含层之间加入一个模糊化层,将原来的低维输入特征空间映射到高

维的模糊特征空间,从而有利于降低待解问题的非线性程度,有可能将低维输入空间的非线性复杂问题转化为高维特征空间的线性化问题,从而简化问题。通过对混沌现象的仿真表明,这种模糊神经网络在训练效率和泛化能力上都要大大优于普通 BP 神经网络。基于这种思想,本文设计的模糊粗神经网络结构见图 4。在输入层和隐含层之间加入的模糊化层将每一个输入变量扩展为五个模糊变量。

输入层 模糊化层 隐含层1 隐含层2 输出层

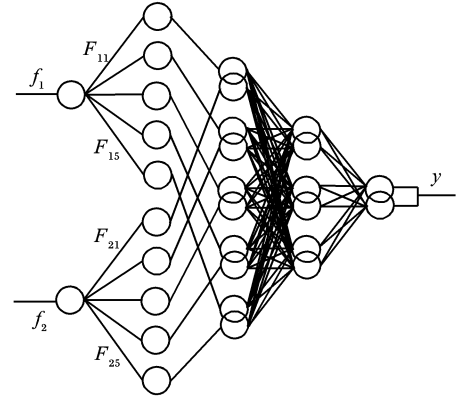


图 4 模糊粗神经网络结构

整个网络由五层构成,分别为输入层、模糊化层、隐含层 1、隐含层 2、输出层。输入层有两个神经元,分别为待处理图像相应像素点 MFMHF 滤波器和 5×5 中值滤波器的输出。每一个输入神经元利用铃型隶属函数将输入非线性转化为五个对应的模糊神经元:

$$F_{ij} = \exp\left(-\left(\frac{f_i - m_j}{s_j}\right)^2\right), (i = 1, 2, j = 1, 2, 3, 4, 5) \quad (10)$$

f_i 是第 i 个神经元的输入, F_{ij} 是第 j 个模糊化神经元对第 i 个输入进行模糊化的结果, m_j 和 s_j 是控制模糊化的参数,在所有输入输出样本归一到 $[0, 1]$ 区间情况下,分别取为:

$$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5 = 0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0 \quad (11)$$

$$s_1, s_2, s_3, s_4, s_5 = 0.20, 0.20, 0.20, 0.20, 0.20$$

隐含层 1 有 5 个粗神经元,分别和输入变量相应的模糊化单元相连。隐含层 2 有 3 个粗神经元,传递函数均为双曲正切 S 型函数 tansig 。输出为 1 个粗神经元,传递函数为对数 S 型函数 logsig ,其上、下神经元输出的平均值为 y ,是融合后的图像对应像素点值。各粗神经元之间为全连接形式。

整个网络结构为 $2:10:5:3:1$,除输入层到模糊化层、模糊化层到隐含层 1 之间连接权值为定值 1 外,其余各层之间的连接权值均可调节。去掉模糊化层,可以得到相应的粗集神经网络(结构为 $2:5:3:1$),为进行比较,本文同时对粗集神经网络和模糊神经网络的融合性能进行了实验仿真研究。

2.2 融合爬山法的遗传学习算法

由于模糊粗神经网络中,粗神经元的上、下近似神经元的输出涉及不可微的取大、取小非线性运算,因此通常的 BP 算法在这里不适用,本文采用了基于实数编码的遗传算法 GA 来进行权值的调节。

在 GA 群体进化的不同阶段,当前最优解质量提高的程度不同。在早期阶段,由于群体多样性的存在,当前最优解质量改善的速度较快;随着群体进化,群体多样性的降低,导致当前最优解改善的速度下降。本文根据实际问题的需要,将具有局部搜索能力的爬山法与 GA 结合起来,可以有效改进进化后期的计算效率。其算法过程如下:

1) 执行 GA 算法的一代进化计算,即依次进行选择、交叉、变异操作产生新的群体;

2) 计算最优个体 a^* 的适应值: $f^* = f(a^*)$;

3) 若当前最优解 $a^* = (a_1, a_2, \dots, a_L)$ 的适应值改善大于设定的阈值 f_σ , 转 1);

4) 依序对最优个体 a^* 的各基因位 $a_l, l = 1, 2, \dots, L$ 进行变异操作得到新个体集 $\{b'_i = (a_1, \dots, a_{l-1}, a'_l, a_{l+1}, \dots, a_L)\}, i = 1, 2, \dots, L$, 个体 b'_i 的基因位由 a_l 变异为 a'_l , 其余各基因位不变;

5) 计算新个体集的适应值 $\{f(b'_i)\}, i = 1, 2, \dots, L$;

6) 比较新个体适应值: 若 $\max_{i=1, \dots, L} \{f(b'_i)\} = f(b'_j)$, 且 $f(b'_j) > f^*$, 则 $f^* = f(b'_j), a^* = b'_j$;

7) 满足终止条件则终止计算, 否则转 1)。

融合了爬山法的 GA 算法, 在前期进化阶段由具有全局搜索性能的 GA 算法找到较优解的基础上, 通过爬山算法继续加强最优解的局部搜索过程, 有效改进了计算效率。

算法参数设置: 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.1$, 适应值改善阈值 $f_\sigma = 0.5$, 模糊粗神经网络群体规模 $n = 60$, 粗集神经网络的群体规模 $n = 80$ 。

3 实验仿真

选取一幅 512×512 的“Lena”灰度图像, 加入 10 % 的脉冲噪声后, 分别采用 MFMHF 滤波器和 5×5 中值滤波器进行滤波处理。通过在原图像及滤波处理后图像中选取的一小块图像(图中白框所含区域)来获得训练样本数据, 白框对应图像区域的 MFMHF 滤波器和 5×5 中值滤波器的输出作为神经网络的输入, 原图像作为期望输出。为加快训练速度, 所有样本都进行了归一化处理。训练结束后, 由训练好的模糊粗神经网络对整幅图像进行融合处理。

为验证模糊粗神经网络 FRNN 的性能, 本文分别还采用 BP 神经网络(结构为 2:20:1)、粗集神经网络 RNN 在同样的训练样本数据下进行了仿真比较研究。峰值信号噪声比 PSNR, 均方误差 MSE、平均绝对误差 MAE 作为滤波性能的综合评价指标。

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [y(i, j) - x(i, j)]^2} \quad (12)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [y(i, j) - x(i, j)]^2}{mn} \quad (13)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |y(i, j) - x(i, j)|}{mn} \quad (14)$$

其中 $y(i, j)$ 和 $x(i, j)$ 分别为处理后图像和原图像中像素点 (i, j) 的灰度值, m 和 n 是以像素点为单位的图像的长度和宽度。

仿真实验结果性能指标比较见表 1, 显然 FRNN 融合性能比 BP 网络及粗神经网络 RNN 有较大的提高。

表 1 “Lena”图像滤波性能指标比较

	5×5 中值 滤波	MFMHF 滤波	BP 融合 滤波	RNN 融合 滤波	FRNN 融合 滤波
PSNR	30.49	26.53	32.41	34.25	35.14
MSE	58.06	144.49	37.43	24.44	19.90
MAE	3.99	2.09	3.21	1.64	1.83

训练好的神经网络也可用于其他图像的融合滤波。但是, 如果待处理图像和训练图像特性差异较大的话, 为保证融合性能, 需要预先以训练图像为参照进行直方图的规定化变

换^[12], 使得待处理图像在一定程度上和训练图像有相近的直方图分布。等 FRNN 网络处理完后, 再进行直方图的规定化逆变换, 得到最终的融合图像, 以保证融合性能。

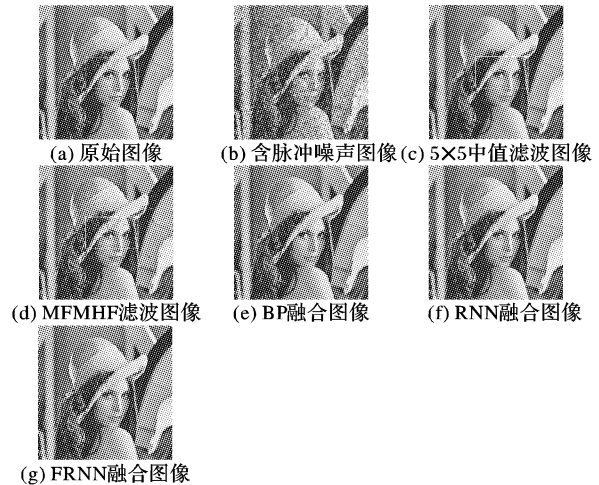


图 5 对比图像

4 结语

本文提出了一种模糊粗神经网络, 并将其用于图像的融合滤波, 在融合了中值滤波器和 MFMHF 滤波器的基础上获得了在噪声滤除和图像细节保留上性能更好的滤波效果。通过对 BP 网络、粗集神经网络和模糊粗神经网络在图像融合方面的性能比较, 表明融合了模糊信息和粗糙集信息的模糊粗神经网络在数据融合领域是一种性能很好的智能神经网络。

参考文献:

- [1] RUIKANG Y, YIN L, GABBOUJ M, *et al.* Performance of Detail-Preserving Weighted Median Filters for Image Processing[A]. Non-linear Digital Signal Processing, 1993. IEEE Winter Workshop on [C], 1993. 17-20.
- [2] WANG X. Adaptive Multistage Median Filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(4): 1015-1017.
- [3] LIN HM, WILLSON AN. Adaptive - Length Median Filters for Image Processing[A]. Circuits and Systems, IEEE International Symposium on [C], 1988. 2557-2560.
- [4] CHEN T, HONG RW. Adaptive Impulse Detection Using Center-Weighted Median Filters [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001, 8(1): 1-3.
- [5] NIEMINEN A, HEINONEN P, NEUVO Y. 2-D Multilevel FIR - Median Hybrid Filters[A]. Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'86 [C]. Apr 1986, 11: 1025-1028.
- [6] 张兆礼, 孙圣和. 粗神经网络及其在数据融合中的应用[J]. 控制与决策, 2001, 16(1): 76-78.
- [7] 谢海燕, 赵连昌, 王德强. 粗神经网络及其在股市预测中的应用[J]. 大连海事大学学报, 2002, 28(3): 77-80.
- [8] RUSSO F, RAMPOINI G. A Fuzzy Filter for image corrupted by Impulse Noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1996, 3(6): 168-170.
- [9] ZHANG D, WANG Z. Impulse Noise Detection and Removal Using Fuzzy Techniques[J]. Electronic Letters, 1997, 33(5): 378-379.
- [10] LINGRAS PL. Rough Neural Networks[A]. Proc. of the 6th Int Conf on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems(IPMU'96) [C]. Granada, Spain, 1996. 1445-1450.
- [11] YE H I-C. Modeling Chaotic Two-Dimensional Mapping with Fuzzy-Neuron Networks[J]. Fuzzy sets and Systems, 1999, 105(3): 421-427.
- [12] 王耀南, 李树涛, 毛建旭. 计算机图像处理与识别技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.