

文章编号: 1001-0920(2004)01-0069-04

## 基于模糊神经网络的彩色图像滤波方法

杨延竹, 赵学增, 王伟杰, 吴 羨

(哈尔滨工业大学 机电控制及自动化系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 提出一种基于模糊神经网络的彩色图像滤波方法。该方法将滤波窗口内的像素矢量作为模糊神经网络的输入, 根据像素间的矢量距离进行模糊化, 通过模糊推理实现对各个像素加权求均值, 得到中心像素的输出。输入的模糊化和模糊推理参数由神经网络的自学习功能自动调整, 实现最优的滤波效果。对样本图像的处理结果表明, 该滤波方法对不同类型的噪声均有较好的滤波效果。

**关键词:** 彩色图像; 模糊神经网络; 图像滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

## Color image filtering method based on fuzzy neural network

YANG Yan-zhu, ZHAO Xue-zeng, WANG Wei-jie, WU Xian

(Department of Mechatronic Controlling and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Correspondent: YANG Yan-zhu, E-mail: yanzhuyang@0451.com)

**Abstract:** A new filter based on a fuzzy neural network (FNN) is proposed for color image processing. The input vectors of the filter are mapped into a fuzzy space by a membership function which is related with the distance criterion between the input vectors. And a fuzzy weighted averaging operation is performed on the vectors inside the filter window to replace the noisy vector at the center. The parameters of fuzzy reasoning, fuzzification and defuzzification are stored as neural elements, and are optimized by the training of the neural network automatically. The experimental results show that the filter is good at the detection of the noisy vectors and has a good performance for the filtering of mixing noises.

**Key words:** color image; fuzzy neural network; image filtering

### 1 引 言

对于彩色图像的滤波, 传统的标量方法是对图像的 3 个分量分别滤波, 然后将滤波后的 3 个分量重新合成新的图像。这种方法没有充分利用彩色图像 3 个分量之间的有机联系, 合成后的新图像将产生原有图像没有的颜色。通常, 矢量滤波方法比标量方法更适合于彩色图像的处理<sup>[1]</sup>。矢量方法是将彩色图像的每个像素作为一个三维矢量进行处理。结合有序统计方法, 矢量间的距离信息和方向信息能有效地应用于彩色图像的滤波和分析。其中有代表

性的有矢量中值滤波器<sup>[2]</sup>、矢量方向滤波器<sup>[3]</sup>和方向-距离滤波器<sup>[4]</sup>。然而, 非线性滤波器对高斯噪声滤除效果并不理想, 线性滤波器能较好地滤除高斯噪声, 但不适于脉冲噪声的滤除, 且易造成图像边缘的模糊和细节的丢失。

模糊技术为线性技术与非线性技术的结合提供了桥梁。模糊滤波器可根据噪声信号性质适当调整权值, 以达到自适应的滤波效果。模糊技术具备一定的智能推理功能, 模糊图像滤波更接近于人类视觉系统的处理机制; 而神经网络滤波器具备并行运算

收稿日期: 2002-09-26; 修回日期: 2003-01-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (39670607)。

作者简介: 杨延竹(1976—), 男, 山东海阳人, 博士生, 从事传感与测控技术等研究; 赵学增(1961—), 男, 黑龙江宾县人, 教授, 博士生导师, 从事传感与测控技术等研究。

能力,并能自组织和自学习<sup>[5]</sup>。模糊神经网络(FNN)滤波器结合了二者的特点,通过神经网络的自组织和自学习,对模糊系统的隶属函数和推理规则参数进行学习和优化。本文构造的基于模糊神经网络的彩色图像滤波器,通过对像素矢量进行模糊化和模糊推理,根据不同类型的噪声信号,由神经网络优化模糊参数,实现对彩色图像的滤波。实验结果表明,该滤波器在抑制图像中的噪声和细节保持方面具有良好的性能。

## 2 模糊神经网络滤波器的设计

### 2.1 模糊系统设计

对于图像中待处理的像素 $x$ ,设 $W = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 为其邻域窗口,窗口的中心像素为 $x$ 。滤波处理的一般做法是对窗口内的像素进行平滑,将窗口像素的加权均值作为中心像素的输出,以此来降低中心像素的噪声干扰。因此,窗口中心像素的估计为

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

其中权值 $w_i$ 的大小决定了所对应像素对窗口输出的影响。

利用模糊神经网络对彩色图像滤波,就是将滤波窗口内的像素矢量作为模糊系统的输入,通过对其模糊化和模糊推理,实现对各矢量的模糊加权;然后对模糊推理的结果去模糊化,得到中心像素的输出。因此,问题的关键在于对输入矢量的模糊化和输出的去模糊化。

输入矢量模糊化的过程是将其由三维矢量空间转换到模糊空间。对输入进行模糊化,首先要定义合适的模糊集。滤波是根据窗口内各个像素对中心像素的影响进行加权,得到中心像素的输出。模糊集的定义应能反映各个像素对中心像素的影响。为充分利用像素的矢量信息,在此定义输入的模糊集为各像素与中心像素的矢量距离。两个矢量之间的距离可通过二者间的欧氏距离 $D$ 和夹角 $A$ 来计算,即

$$D(i, j) = \|x_i - x_j\| = \left[ \sum_{k=1}^3 (x_i^k - x_j^k)^2 \right]^{1/2}, \quad (2)$$

$$A(i, j) = \cos^{-1} \left[ \frac{x_i^T x_j}{\|x_i\| \|x_j\|} \right]. \quad (3)$$

矢量距离 $d$ 定义为

$$d(i, j) = D(i, j)A(i, j). \quad (4)$$

模糊集隶属函数 $\mu_i$ 定义为

$$\mu_i = f(d(x_i, x)). \quad (5)$$

其中: $f(\bullet)$ 为关于 $d$ 的函数, $x$ 为中心像素矢量

模糊系统的输入经模糊推理得到中心像素的模糊值,通过对此值去模糊化得到网络的最终输出,即为滤波后的中心像素值。去模糊化的方法有多种,如重心法、最大平均法、面积等分法等。在此采用重心法对模糊系统的输出进行去模糊化,即

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\mu_i)}{\sum_{i=1}^n g(\mu_i)}. \quad (6)$$

其中 $g(\bullet)$ 为经模糊推理后得到的关于隶属度 $\mu$ 的函数。网络输入为矢量值,经去模糊化得到的输出仍为矢量值。

滤波窗口内的像素矢量值经模糊化后,用模糊规则来判断各像素与中心像素的关系,据此检测和滤除噪声。模糊化、模糊推理规则、去模糊化的参数等以神经元的方式存储,通过神经网络的自组织和自组织实现对这些参数的优化,并根据训练样本的噪声特性实现对不同性质噪声的滤除。

### 2.2 模糊神经网络滤波器结构

在模糊系统的应用研究中,Takagi等提出一种模糊逻辑推理模型——TSK模型。该模型在条件部分实行模糊化,而输出以输入的显函数的方式表示。其基本形式为

$$\begin{aligned} &\text{If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^i, \\ &\text{Then } y = f_j(X). \end{aligned}$$

其中 $f_j(X)$ 常取输入变量的线性组合,即

$$f_j(X) = c_j^1 x_1 + c_j^2 x_2 + \dots + c_j^n x_n + c_j^{n+1}. \quad (7)$$

TSK模型在去模糊化的环节中引入了输入参数,在多维信号的模糊滤波处理中是一种较为适用的模型。本文介绍的模糊神经网络滤波器,基于TSK模型从输入输出数据集合中系统地产生模糊规则,而模糊推理、模糊化、去模糊化等参数则利用神经网络来存储、学习和优化。FNN的结构如图1所示。其中:圆形节点表示需要学习的参数,方形节点为运算节点。

网络中输入信号为滤波窗口中非中心像素的矢量值,网络的第1层负责将输入信号模糊化,得到信号的隶属度。隶属函数的选择原则如式(5)所示,其中 $f(\bullet)$ 可采用各种函数形式,如钟型函数、梯型函数、Sigmoid函数、高斯函数等。在此采用高斯函数

$$\mu_i = f(d(x_i, x)) = \exp \left[ - \left( \frac{d_i - \beta}{\alpha} \right)^2 \right]. \quad (8)$$

其中: $x$ 为滤波窗口中心像素, $x_i$ 为滤波窗口中非中心像素, $d_i$ 为第 $i$ 个像素到中心像素的欧氏距离, $i = 1, 2, \dots, n$ , $\alpha$ 为函数的伸展度, $\beta$ 为偏移量。 $\alpha$ 和 $\beta$ 的

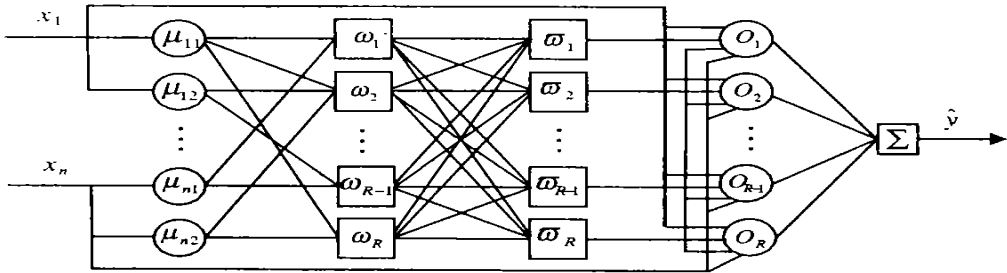


图 1 模糊神经网络结构

值决定了隶属函数的形状, 是需要学习的参数

网络的第 2 层计算各模糊推理规则的适用度  $w$ , 即

$$w_j = \prod_{i=1}^n \mu_{ij}, j = 1, 2, \dots, R. \quad (9)$$

网络的第 3 层将适用度归一化, 即

$$\tilde{\omega}_j = \omega_j / \sum_{i=1}^R \omega_i \quad (10)$$

适用度经归一化后, 与网络输入相结合, 在第 4 层计算各条规则的输出

$$O_i = \tilde{\omega}_i \left[ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j + b_i \right]. \quad (11)$$

网络的最后一层将各条规则的输出累加, 计算总的输出  $\hat{y}$ . 这里  $a$  和  $b$  是输入向量的修正量和偏移量, 都是需要学习的参数

### 2.3 神经网络的学习

网络参数  $\alpha, \beta, a, b$  等的优化最终决定了滤波器的滤波效果. 为实对这些参数的优化, 首先要选择合适的训练方法和训练样本. 这里对样本图像加入噪声为 5% 的脉冲噪声和标准方差为 20 的高斯噪声作为噪声图像. 由噪声图像滤波窗口内的像素集和原始图像对应区域的中心像素, 共同组成训练样本集. 滤波窗口的大小一般为  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$  像素, 因而网络的输入节点数目为 8 或 24. 一般说, 滤波窗口越大, 滤波器可利用的信息越丰富, 会得到相对好的滤波效果. 但网络输入节点增加, 待优化参数会成倍增长, 系统规模会急剧增大, 网络学习和训练的复杂程度将大大增加. 本文采用的滤波窗口大小为  $3 \times 3$  像素.

网络参数的寻优采用能获得全局解的遗传算法实现. 利用遗传算法寻优, 要对参数进行编码并选择合适的适用度函数. 为简化寻优过程, 本文对所有参数统一用 8 位二进制字符串编码, 即各参数的编码范围为 00000000 ~ 11111111. 参数的适用度函数可用归一化的均方差 NMSE 表示, 即

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (y(i, j) - \hat{y}(i, j))^2}{\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} y(i, j)^2} \quad (12)$$

其中:  $y$  为原始图像像素矢量,  $\hat{y}$  为噪声图像滤波后的输出

在寻优过程中, 首先随机选择一组字符串作为初始群体. 为缩短寻优过程, 可对参数进行预估计, 再进行编码, 设定初始群体. 解码后计算群体中各个体的适用度, 根据适用度选择繁殖的个体, 并根据选择的交换率  $\theta$  和变异率  $\zeta$  进行交换和变异, 形成新一代群体. 反复进行上述操作, 直至满足停机准则. 在最后一代中, 选取使 NMSE 最小的个体作为最优参数.

### 3 实验及结果

本文利用具有丰富图像细节的人物图像 Lena 图, 对经过训练的滤波器进行测试. 表 1 给出了 Lena 图在几种不同噪声影响下的滤波结果. 其中:  $p$  为脉冲噪声的百分比,  $\sigma$  为高斯噪声的标准方差. 图 2 对加入混合噪声的 Lena 图的滤波效果进行比较. 其中: VMF 为矢量中值滤波器, FNN 为本文提出的模糊神经网络滤波器, 其滤波窗口大小为  $3 \times 3$  像素.

表 1 Lena 图的滤波结果 (NMSE  $\times 0.01$ )

噪声类型	脉冲噪声	高斯噪声	混合噪声
	$p = 10\%$	$\sigma = 30$	$p = 10\%, \sigma = 30$
噪声图像	9.47	4.18	14.25
VMF 滤波	4.38	1.93	7.39
FNN 滤波	0.65	0.84	1.87

由表 1 和图 2 不难看出, 本文提出的 FNN 滤波器, 无论对单纯的脉冲噪声和高斯噪声, 还是对二者的混合噪声, 其滤除能力均优于矢量中值滤波器. 值得注意的是, 对单纯噪声而言, 不同的训练样本对处理结果影响不大, 滤波器具有较好的扩展性. 用单纯噪声样本训练的滤波器对混合噪声的滤除效果并不

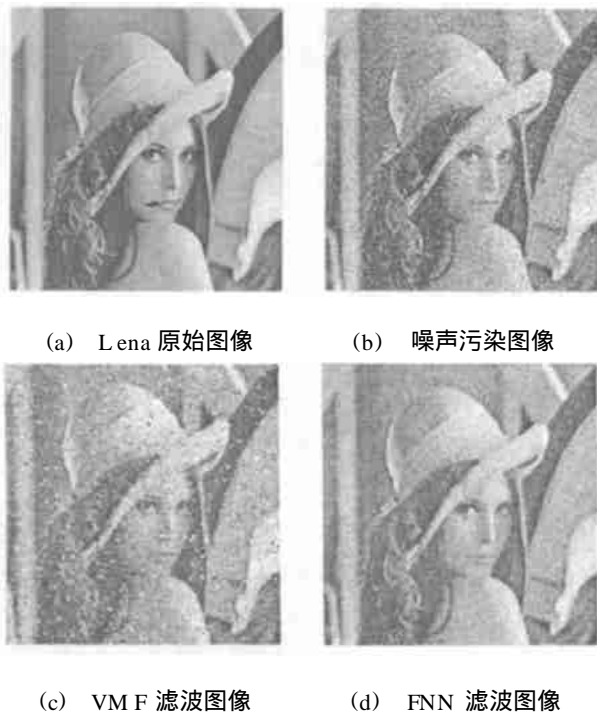


图 2 Lena 图像的滤波效果

理想, 用混合噪声样本训练的滤波器对单纯噪声的滤除效果可以接受, 但对于同类型噪声样本训练的滤波器却不理想, 因此滤波器的通用性受到一定的限制

### 4 结 语

本文利用模糊神经网络技术构建了新的彩色图像滤波器, 通过对滤波窗口内的彩色图像像素矢量模糊加权, 并利用神经网络的自组织和自学习功能

对权值进行自动选择和调整, 实现对彩色图像的滤波. 实验研究表明, 该滤波器能有效滤除图像中的噪声, 对混合噪声具有较好的滤除能力. 由于网络中需要优化的参数较多, 寻优过程较为复杂, 为得到具有良好滤波效果的滤波器, 网络训练将耗费大量时间. 对于  $256 \times 256$  像素的图像训练收敛时间一般为  $5 \sim 7$  min. 如何简化网络结构, 减少训练参数, 提高网络的学习效率, 将是今后研究的重要内容

### 参考文献(References):

[1] Astola J, Haavisto P, Neuvo Y. Vector median filter [J]. *Proc of the IEEE*, 1990, 78(4): 678-689

[2] Trahanias P E, Venetsanopoulos A N. Vector directional filters — A new class of multichannel image processing filters [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1993, 2(4): 528-534

[3] Karakos D G, Trahanias P E. Combining vector median and vector directional filters: The directional-distance filters[A]. *Proc of IEEE Int Conf on Image Processing* [C]. Washington, 1995. 1: 171-174

[4] Plataniotis K N, Androutsos D, Venetsanopoulos A N. Adaptive fuzzy systems for multichannel signal processing[J]. *Proc of the IEEE*, 1999, 87(9): 1601-1622

[5] 刘忠仁, 孙圣和. 基于模糊神经网络的脉冲噪声滤波器[J]. *中国图象图形学报*, 2000, 6(4): 343-347.  
(Liu Zhong-ren, Sun Sheng-he. Impulse noise filter based on fuzzy neural network [J]. *J of Image and Graphics*, 2000, 6(4): 343-347.)

## 下 期 要 目

微分对策理论及其应用研究的新进展 .....	年晓红, 黄琳
智能仿生腿的研究 .....	王斌锐, 徐心和
基于模糊故障树的磁浮列车悬浮系统故障诊断 .....	龙志强, 等
随机优化问题一类基于假设检验的模拟退火算法 .....	王凌, 郑大钟
一种改进的模糊 PD 控制器 .....	苏玉鑫, 等
复杂环境下基于蚁群优化算法的机器人路径规划 .....	樊晓平, 等
一种新的模糊约束满意优化控制算法 .....	冯 惕, 李少远
抗主动攻击的隐秘通信方案 .....	刘春庆, 等
网络控制系统的能控性和能观性 .....	朱其新, 胡寿松
一类不确定延迟系统的鲁棒自适应控制 .....	孟红霞, 贾英民
非线性系统在线执行器故障诊断.....	贾明兴, 王福利