

BP神经网络与形态学融合的边缘检测算法

岳欣华, 邓彩霞, 张兆茹
(哈尔滨理工大学 理学院, 哈尔滨 150080)

摘要:为了获得较好的图像边缘信息,提出了一种将BP神经网络与形态学融合的边缘检测算法。在BP神经网络中常用Sigmoid函数作为激励函数,但传统的Sigmoid函数形式单一、缺少灵活性,因此给出具有可调节性的Sigmoid函数是至关重要的。首先,给出一类充分光滑的Sigmoid函数构造方法,将其作为BP神经网络中的激励函数对图像的边缘进行初步有效的检测。然后,采用多尺度多结构的思想,提出了一种改进的形态学边缘检测算法,应用该算法得到噪声小且连续的边缘图像。最后,利用小波分析将BP神经网络与改进的形态学算法进行融合,进而得到一种边缘检测融合算法。仿真结果表明,融合算法的评价指标优于单一的边缘检测算法且检测的图像边缘线条完整并清晰。

关键词:Back Propagation神经网络;Sigmoid函数;数学形态学;边缘检测;融合算法

DOI:10.15938/j.jhust.2021.05.011

中图分类号:TP751.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1007-2683(2021)05-0083-08

BP Neural Network Fuse with Morphology Edge Detection Method

YUE Xin-hua, DENG Cai-xia, ZHANG Zhao-ru

(School of Applied Sciences, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: In order to obtain better image edge information, an edge detection algorithm combining BP (Back Propagation) neural network and morphology is proposed. The Sigmoid function is commonly used as the excitation function in BP neural networks, but the traditional Sigmoid function is single in form and lacks flexibility. Therefore, it is very important to provide an adjustable Sigmoid function. First, a fully smooth Sigmoid function construction method is given, which is used as the excitation function in the BP neural network to detect the edge of the image effectively. Then, using the idea of multi-scale and multi-structure, an improved morphological edge detection algorithm is proposed, and the edge image with small noise and continuous is obtained by applying this algorithm. Finally, the wavelet analysis is used to fuse the BP neural network and the improved morphological algorithm, and then an edge detection fusion algorithm is obtained. The simulation results show that the evaluation index of the fusion algorithm is better than a single edge detection algorithm and the detected image edge lines are complete and clear.

Keywords: Back Propagation neural network; Sigmoid function; mathematical morphology; edge detection; fusion algorithm

收稿日期: 2020-08-08

基金项目: 国家自然科学基金(11871181).

作者简介: 邓彩霞(1965—),女,博士,教授,硕士研究生导师;

张兆茹(1996—),女,硕士研究生.

通信作者: 岳欣华(1994—),女,硕士研究生, E-mail: yue04151221@163.com.

0 引言

图像的边缘检测是图像处理的基础内容,在应用中有着重要的作用^[1-2]。由于图像在采集时常受到噪声干扰,而噪声和图像的边缘都属于高频信号,在去噪的同时也会破坏图像的边缘信息。因此,为了平衡边缘检测中去噪能力和细节保留之间的矛盾,人们致力于这方面的研究^[3-6]。

传统的边缘检测算子,如 Canny, Sobel 和 Prewitt 等^[7-9],它们对含噪图像抗噪性差,不能得到真实的边缘图像。近年来,神经网络迎来了研究热潮^[10],由于它强大的自学习、自适应与非线性映射能力,被逐步应用于图像的边缘检测^[11-12]。

由于 BP 神经网络中需要利用激励函数对数据进行非线性转化,因此,激励函数的选取直接影响 BP 神经网络的学习能力。常用的激励函数是 Sigmoid 函数^[13],因其表达式是固定的,所以它的位置、陡度和在网络中的映射范围也是固定不变的。为了提高 BP 神经网络边缘检测效果,本文在传统的 Sigmoid 函数的基础上,给出一类充分光滑的 Sigmoid 函数构造方法,将其作为 BP 神经网络的激励函数对图像进行边缘检测,使其在抑制噪声的同时保留更多的图像细节信息。

虽然应用本文给出的 Sigmoid 函数构造的 BP 神经网络边缘检测效果好于传统的 Sigmoid 函数构造的 BP 神经网络边缘检测效果,但还存在着一些不足,例如部分边缘不够光滑。而采用数学形态学检测边缘,可以提取光滑且完整的边缘^[14-15],但常选用的形态学算子结构元素少,抗噪性较差。故本文利用多尺度多结构的思想,给出一种改进的数学形态学边缘检测算法。为了能在有效滤除噪声的同时获得更多连续、清晰的边缘细节,将本文的 BP 神经网络边缘检测和改进的数学形态学算法进行融合,得到了噪声小、细节较为丰富的图像边缘。

1 BP 神经网络边缘检测算法

BP(Back Propagation)神经网络是一种将误差反向逐层传播的前馈神经网络^[16-18],它通过训练集的样本输入输出反复作用于网络,使网络根据自身的学习规则调整和修正神经元之间的权值,当网络

的实际输出满足期望要求时,则学习训练结束^[19-20]。BP 神经网络结构包括输入层、隐含层和输出层。设三层 BP 神经网络输入层有 k 个神经元 $t_i (i=1, 2, \dots, k)$; 设隐含层有 m 个神经元, $b_j (j=1, 2, \dots, m)$ 是隐含层第 j 个神经元的单元阈值, w_{ij} 是输入层第 i 个神经元到隐含层第 j 个神经元的权值, x_j 为隐含层输出量; 设输出层有 q 个神经元, $d_p (p=1, 2, \dots, q)$ 是输出层第 p 个神经元的单元阈值, v_{jp} 是隐含层第 j 个神经元到输出层第 p 个神经元的权值, y_p 为输出层输出量。则有 $x_j = f(\sum_{i=1}^k w_{ij} t_i + b_j)$, $y_p = f(\sum_{j=1}^m v_{jp} x_j + d_p)$, 其中激励函数 f 选择常用的 Sigmoid 函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

反向传播的误差函数为 $E = \frac{1}{2} \sum_{g=1}^G \sum_{p=1}^q (t_{gp} - y_{gp})^2$, 其中 G 为输入样本总数; t_{gp} 和 y_{gp} 分别为输出层第 g 个样本, 第 p 个神经元的理想输出和实际输出。根据误差梯度下降法依次修正输出层神经元权值 Δv_{jp} 和隐含层神经元权值 Δw_{ij} , 它们的表达式为 $\Delta v_{jp} = \eta \sum_{g=1}^G \delta_{gp} x_{gj}$, $\Delta w_{ij} = \eta \sum_{g=1}^G (\sum_{p=1}^q \delta_{gp} v_{jp}) x_{gj} (1 - x_{gj}) t_{gi}$ 其中 η 为学习率, $\delta_{gp} = y_{gp} (t_{gp} - y_{gp}) (1 - y_{gp})$, x_{gj} 为隐含层第 g 个样本, 第 j 个神经元的输出, t_{gi} 为输入层第 g 个样本, 第 i 个神经元的输入。

BP 神经网络中常用的激励函数为 Sigmoid 函数式(1), 在网络学习训练时可以利用其调节权值, 但自身不能调节, 因此本文给出一类充分光滑的可调节的 Sigmoid 函数构造方法。

2 充分光滑 Sigmoid 函数的构造

定义 1 若连续函数 $v(x)$ 在实数集 R 上满足 $v(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ 1 & x \geq 1 \end{cases}$, $v(x) + v(1-x) = 1 (0 < x < 1)$, 则称 $v(x)$ 为 Sigmoid 函数。

$C^\infty(R)$ 表示实数集 R 上具有无穷阶导数的函数全体。

定理 1 设 $g_i(x) \in C^\infty(R) (i=1, 2, 3, \dots)$ 满足条件:

1) $g_i(x)$ 在 $(-\infty, 0]$ 上为零, 在 $(0, +\infty)$ 上为正;

2) 对于 $a_i \in R (i = 1, 2, \dots, m)$ 使 $\sum_{i=1}^m a_i g_i(x)$ 在 $(0, +\infty)$ 上为正, m 为正整数, 则

$$v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) = \frac{\sum_{i=1}^m a_i g_i(x)}{\sum_{i=1}^m a_i [g_i(x) + g_i(1-x)]} \quad (2)$$

是定义在 R 上的一个 Sigmoid 函数且 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) \in C^\infty(R)$ 。

证明: 对于满足条件 2) 的 $a_i \in R (i = 1, 2, \dots, m)$, 注意到条件 1) 可知, 当 $x \leq 0$ 时, $\sum_{i=1}^m a_i g_i(x) = 0$, $\sum_{i=1}^m a_i g_i(1-x) > 0$, 此时 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) = 0$; 当 $0 < x < 1$ 时, 显然有 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) + v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(1-x) = 1$; 当 $x \geq 1$ 时, $\sum_{i=1}^m a_i g_i(x) > 0$, $\sum_{i=1}^m a_i g_i(1-x) = 0$, 此时 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) = 1$ 。由定义 1 知 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x)$ 为定义域 R 上的一个 Sigmoid 函数。

由于 $g_i(x) \in C^\infty(R) (i = 1, 2, 3 \dots)$, 则对于 $a_i \in R (i = 1, 2, \dots, m)$, 有

$$\sum_{i=1}^m a_i g_i(x), \sum_{i=1}^m a_i [g_i(x) + g_i(1-x)] \in C^\infty(R)$$

注意到 $\sum_{i=1}^m a_i [g_i(x) + g_i(1-x)] > 0 (x \in R)$, 故有

$$v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x) \in C^\infty(R)。$$

定理 2 定义在 R 上的函数 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x)$ 图像关于点 $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ 对称。

证明: 设 $P(x, y)$ 为 $y = \tilde{v}(x) = v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x)$ 的图像上的任一点, 则点 $P(x, y)$ 关于点 $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ 的对称点为 $P_1(1-x, 1-y)$ 。利用 (2) 式可得, 对 $\forall x \in R$, 有 $\tilde{v}(x) + \tilde{v}(1-x) = 1$, 于是 $\tilde{v}(1-x) = 1 - \tilde{v}(x) = 1 - y$, 即对称点 $P_1(1-x, 1-y)$ 也在图像 $y = \tilde{v}(x)$ 上, 故函数 $v_{a_1, a_2, \dots, a_m}(x)$ 的图像关于点 $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ 对称。

为便于用 BP 神经网络检测图像边缘, 可选取

$$g_i(x) = \begin{cases} e^{-\frac{1}{x^2}}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} (i = 1, 2, 3 \dots) \quad (3)$$

则 $g_i(x) \in C^\infty(R)$ 且 $g_i^{(n)}(0) = 0 (n = 1, 2, 3 \dots)$ 。由定理 1 可得一类具体的充分光滑 Sigmoid 函数, 这类充分光滑的 Sigmoid 函数具有可调节性, 使其在

网络学习训练过程中有更多的选择性。如 $v_{0.1, 1}(x)$, $v_{3, 11}(x)$, $v_{0.01, 1, 7}(x)$, $v_{3, 2, 3}(x)$ 的图像, 见图 1。

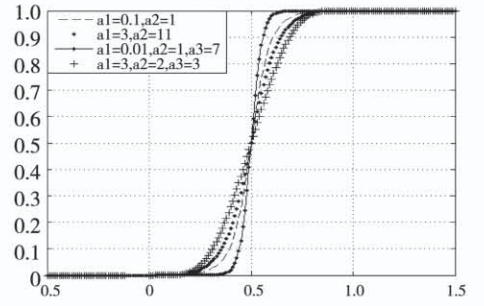


图 1 四组 Sigmoid 函数图像

Fig. 1 Four groups of sigmoid function images

3 应用 BP 神经网络边缘检测

首先对 Lena, House, Cameranman 和 Bottle 四幅图片分别加入均值为 0.01 的椒盐噪声, 选取充分光滑的函数式 (3), 分别取 $a_1 = 1, a_2 = 1$; $a_1 = 3, a_2 = 11$; $a_1 = 3, a_2 = 2, a_3 = 3$, 由 (2) 式可得充分光滑的 Sigmoid 函数 $v_{1, 1}(x)$, $v_{3, 11}(x)$ 和 $v_{3, 2, 3}(x)$ 。将其与传统 Sigmoid 函数式 (1) 分别作为 BP 神经网络的激励函数检测图像边缘, 结果如图 2~5 所示。

其中, 方法一是用传统的 Sigmoid 函数式 (1) 作为激励函数的 BP 神经网络边缘检测方法。方法二、三和四是选取充分光滑的函数式 (3), 分别利用充分光滑的 Sigmoid 函数 $v_{1, 1}(x)$, $v_{3, 11}(x)$ 和 $v_{3, 2, 3}(x)$ 作为激励函数, 得到的 BP 神经网络边缘检测方法。选用均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度等评价指标来验证本文方法的有效性。均方误差越小、峰值信噪比越大, 则图像边缘细节越精确。信息熵越大, 说明图像中信息量越多。平均梯度越大, 则图像清晰度越高。Lena, House, Cameranman 和 Bottle 4 幅图片的客观评价见表 1 所示。

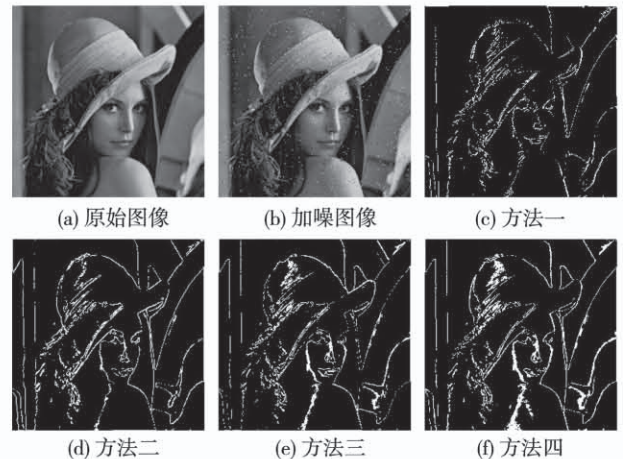


图 2 BP 神经网络对 Lena 边缘检测结果

Fig. 2 BP neural network edge detection results of Lena image

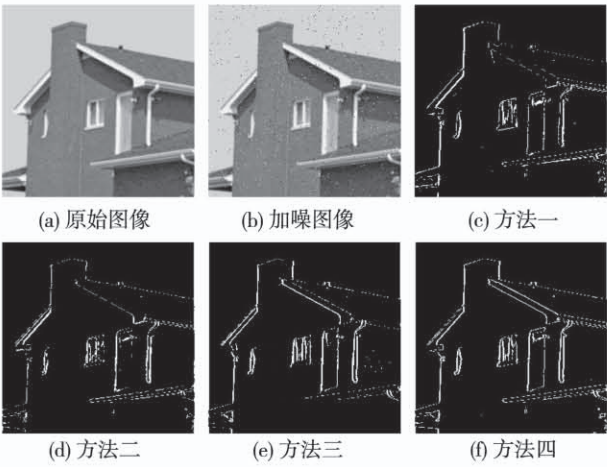


图 3 BP 神经网络对 House 边缘检测结果
Fig. 3 BP neural network edge detection results of House image



图 4 BP 神经网络对 Cameraman 边缘检测结果
Fig. 4 BP neural network edge detection results of Cameraman image

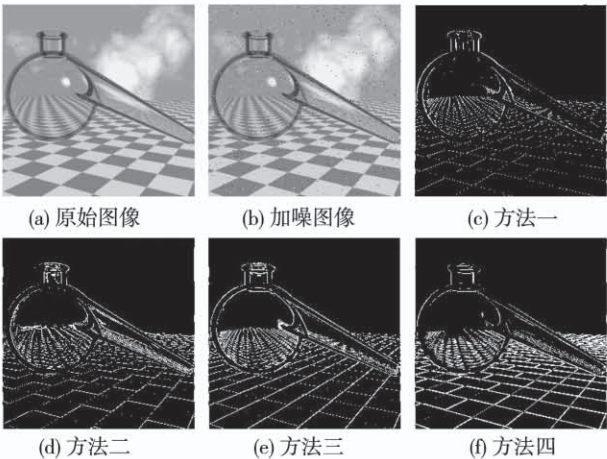


图 5 BP 神经网络对 Bottle 边缘检测结果
Fig. 5 BP neural network edge detection results of Bottle image

表 1 4 幅图像的客观评价
Tab. 1 The objective evaluation of four images

图像	方法	客观评价标准			
		均方误差 /dB	峰值信噪比 /dB	信息熵	平均 梯度
Lena	一	5.845 6	40.462 5	0.267 3	18.324 7
	二	5.756 6	40.529 1	0.371 1	23.154 2
	三	5.749 0	40.534 9	0.383 0	22.073 7
	四	5.111 2	41.045 6	0.442 1	23.657 2
House	一	4.978 1	41.160 2	0.198 4	9.910 8
	二	4.856 2	41.267 8	0.208 6	10.008 0
	三	4.876 9	41.249 4	0.261 8	10.718 7
	四	4.871 1	41.254 5	0.263 3	13.034 5
Cameranman	一	5.755 1	40.530 3	0.436 9	27.928 6
	二	5.743 9	40.538 7	0.477 1	29.603 7
	三	5.750 5	40.533 7	0.437 8	29.241 7
	四	5.752 9	40.531 9	0.535 8	28.187 5
Bottle	一	4.437 1	41.659 8	0.251 6	17.953 5
	二	4.201 5	41.896 8	0.474 0	28.041 4
	三	4.210 0	41.888 0	0.423 5	29.712 8
	四	4.359 6	41.736 3	0.484 7	33.819 8

通过对 4 幅图像的仿真实验可见,应用方法一检测的边缘呈现断裂和锯齿状,例如 Lena 的帽子、House 的屋顶、Bottle 的瓶颈和 Cameraman 的肩膀都出现了不连续的边缘。而方法二、三和四检测出的边缘细节较连续且完整,通过评价指标可知,方法二、三和四的均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度都优于方法一的结果。因此,本文的方法在主观视觉和客观评价方面都有成效,这为 BP 神经网络中激励函数的选取提供了更多的选择方法。

4 改进的形态学边缘检测算法

数学形态学是一门以数学理论为基础的学科,其常用的基本运算包括膨胀、腐蚀、开运算和闭运算。设 $f(x,y)$ 是输入图形, $s(x,y)$ 是结构元素, D_f 和 D_s 分别是函数 $f(x,y)$ 和 $s(x,y)$ 的定义域。则灰度膨胀的定义为 $f\oplus s(x,y)=\max\{f(x-x',y-y')+s(x',y')|x-x',y-y'\in D_f,x',y'\in D_s\}$ 。灰度腐蚀的定义为 $f\ominus s(x,y)=\min\{f(x+x',y+y')+s(x',y')|x+x',y+y'\in D_f,x',y'\in D_s\}$ 。灰度开启、闭合的定义分别为 $f\circ s=(f\ominus s)\oplus s$ 和 $f\bullet s=(f\oplus s)\ominus s$ 。

数学形态学边缘检测算法是通过具有一定形状

的结构元素与图像进行逻辑运算,进而找到图像边缘。文[19]中的数学形态学边缘检测算子为

$$\begin{aligned} G_d &= Y \oplus S_2 - Y \\ G_e &= Y - Y \ominus S_2 \\ G &= G_d + G_e + \min \{ G_d, G_e \} \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $Y = ((f \circ S_1) \circ S_2) \bullet S_2$, S_1 是 5×5 的矩形结构元素, S_2 是 5×5 的圆盘结构元素。

从仿真实验可见,运用2个相同尺度的结构元素提取边缘细节容易丢失,并且会出现小的锯齿状或者不连续。为使检测出的图像边缘更加连续,改进式(4)。由于形态学闭运算能填充图像边缘的小孔、弥补小裂缝,所以在膨胀运算后加入闭运算,使得图像边缘更加光滑;又因开启运算具有去除图像毛刺的作用,故对经过腐蚀后的图像加入开启运算,便得到改进的数学形态学边缘检测算子:

$$\begin{aligned} Y_{1i} &= (f \ominus B_1 \oplus B_2) \oplus b_i - (f \ominus B_1 \oplus B_2) \circ b_i \\ Y_{2i} &= (f \oplus B_1 \ominus B_2) \bullet b_i - (f \oplus B_1 \ominus B_2) \ominus b_i \end{aligned}$$

其中 B_1, B_2 是不同的结构元素, $b_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 是大小为 3×3 的结构元素, $b_i (i = 5, 6, 7, 8)$ 是大小为 5×5 的结构元素。

为了获得图像的细节边缘,需要对上述得到的边缘 Y_{1i}, Y_{2i} 做最小值运算,即 $Y_{\min}^i = \min \{ Y_{1i}, Y_{2i} \}$, 得到最终的改进算子为

$$Y_i = Y_{1i} + Y_{2i} + Y_{\min}^i \quad (5)$$

根据改进的算子式(5),本文提出一种新的边缘检测算法。首先用不同取向的 3×3 结构元素利用式(5)进行边缘检测,然后融合此检测结果,得到图像边缘 $E_{3 \times 3}$;再用不同取向的 5×5 结构元素提取边缘,融合后得到图像边缘 $E_{5 \times 5}$;最后将两个边缘 $E_{3 \times 3}, E_{5 \times 5}$ 根据信息熵进行融合,获得最终的边缘。

5 BP神经网络和形态学融合的边缘检测算法

通过把BP神经网络和数学形态学2种算法相融合,结合两者的优势可以克服传统算法去噪效果差、边缘不连续的缺点。本文融合算法具体流程图如图6所示,该算法应用MATLAB 2012a编程实现。

为检测融合算法的有效性,将均值为0.01的椒盐噪声分别加入Lena, House, Cameraman和Bottle 4幅图像中,应用经典的Canny算法、文[21]、文[22]的算法和本文的融合算法分别对含噪图像进行边缘提取。为减少主观性误差影响,利用均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度客观评价各算法的检测结果。仿真结果如图7~10及表2。

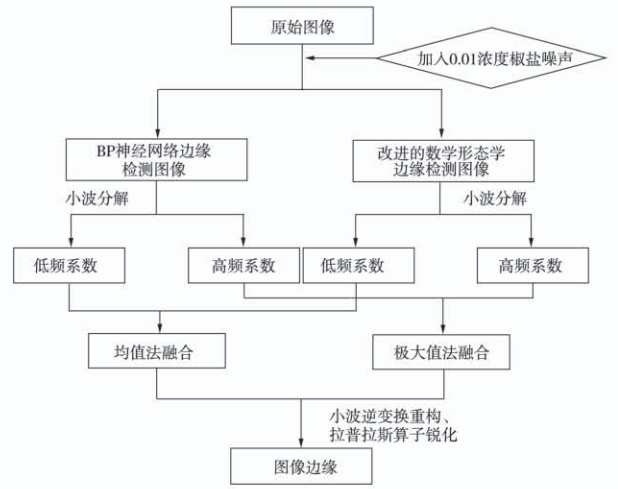


图6 融合算法流程图

Fig. 6 Basic steps of the fusion algorithm

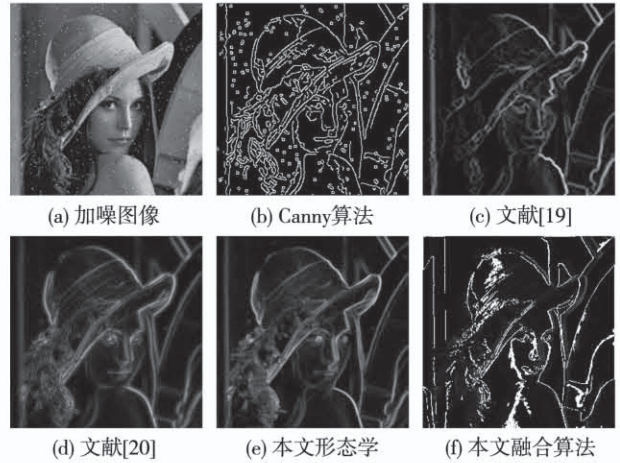


图7 各种算法对Lena边缘检测结果

Fig. 7 The results ofLena image by using the five algorithms

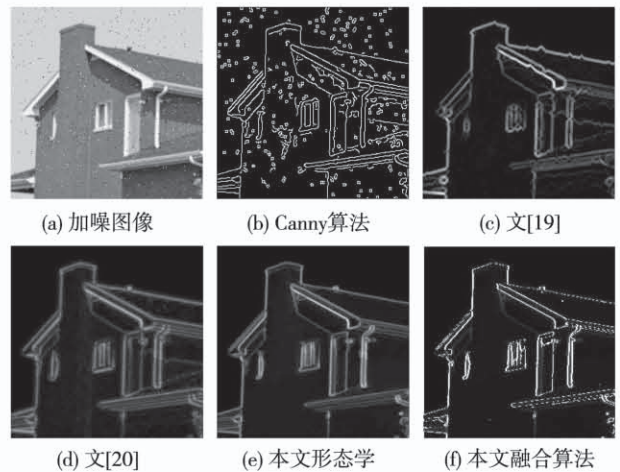


图8 各种算法对House边缘检测结果

Fig. 8 The results of House image by using the five algorithms

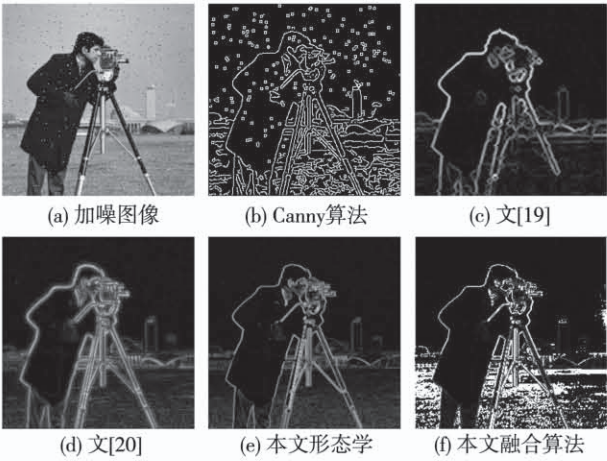


图 9 各种算法对 Cameraman 边缘检测结果
Fig. 9 The results of Cameraman image by using the five algorithms

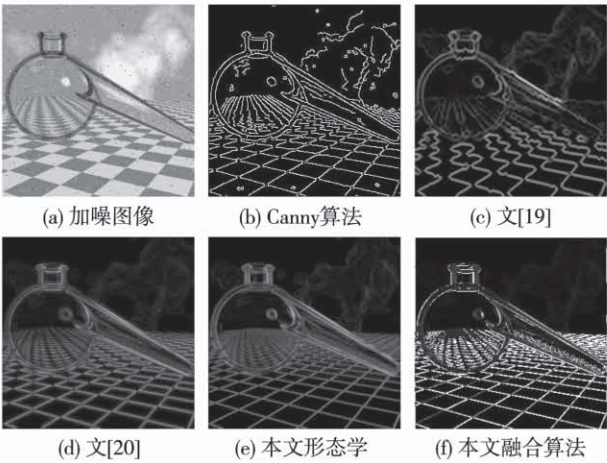


图 10 各种算法对 Bottle 边缘检测结果
Fig. 10 The results of Bottle image by using the five algorithms

表 2 4 幅图的客观评价
Tab. 2 The objective evaluation of Lena image

图像	算法	客观评价标准			
		均方误差 /dB	峰值信噪比 /dB	信息熵	平均梯度
Lena	一	6.391 6	40.074 7	0.552 0	0.182 6
	二	5.889 7	40.429 9	5.396 8	6.894 6
	三	5.678 5	40.588 5	5.984 2	6.700 5
	四	5.111 2	41.045 6	0.442 1	23.657 2
	五	5.143 7	41.018 0	6.068 5	7.176 5
	六	4.733 0	41.379 4	6.087 4	25.441 9

图像	算法	客观评价标准			
		均方误差 /dB	峰值信噪比 /dB	信息熵	平均梯度
House	一	6.716 4	39.859 4	0.467 4	0.142 4
	二	5.283 1	40.901 9	4.388 3	6.126 2
	三	5.443 8	40.771 8	5.267 8	5.096 4
	四	4.871 1	41.254 5	0.263 3	13.034 5
	五	5.169 4	40.996 4	5.896 3	6.181 2
	六	4.800 7	41.317 8	6.034 3	13.125 6
Cameraman	一	6.632 8	39.913 8	0.551 4	0.184 9
	二	6.122 8	40.261 3	4.605 7	6.945 3
	三	6.344 4	40.106 9	5.917 6	7.931 0
	四	5.752 9	40.531 9	0.535 8	28.187 5
	五	5.391 6	40.813 6	5.968 1	6.966 2
	六	5.083 8	41.068 9	5.983 9	28.703 0
Bottle	一	6.122 7	40.261 4	0.500 3	0.161 6
	二	4.994 9	41.145 5	5.032 7	8.659 0
	三	5.213 6	40.959 4	5.044 8	9.076 5
	四	4.359 6	41.736 3	0.484 7	33.819 8
	五	4.812 6	41.307 0	5.680 8	9.195 7
	六	4.273 9	41.822 6	5.724 0	34.736 7

其中,算法一至六依次为 Canny 算法、文[21]的算法、文[22]的算法、选择本文构造的函数式 $v_{3,2,3}(x)$ 作为激励函数的 BP 神经网络边缘检测算法、本文形态学算法和本文融合算法。截取图 7 ~ 10 的局部图像并放大,得到图 11 ~ 14。

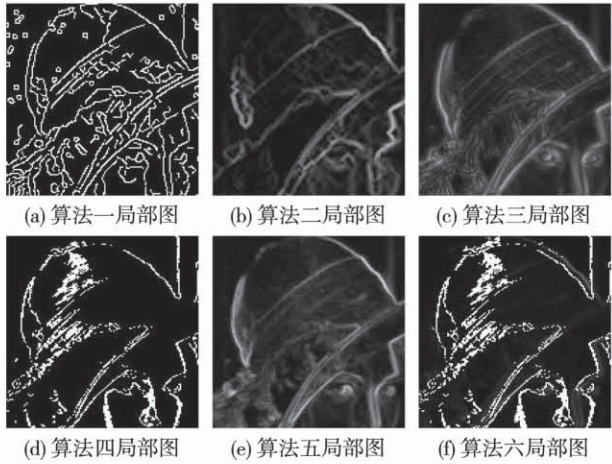


图 11 各种算法对 Lena 边缘检测的局部图像
Fig. 11 Local images of Lena edge detection by various algorithms

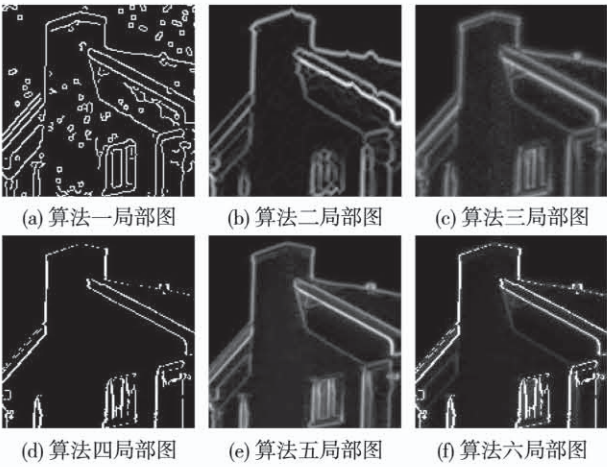


图 12 各种算法对 House 边缘检测的局部图像

Fig. 12 Local images of House edge detection by various algorithms

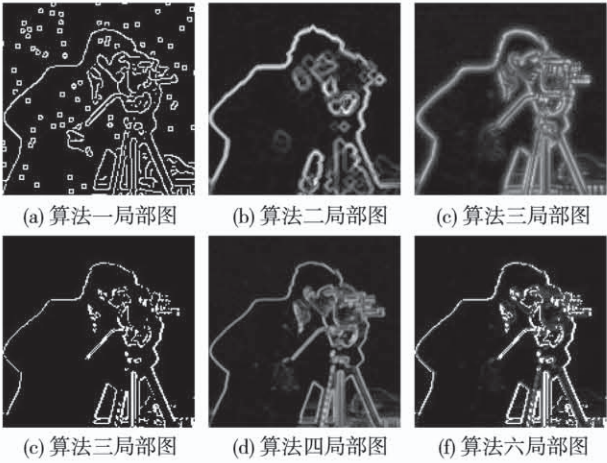


图 13 各种算法对 Cameraman 边缘检测的局部图像

Fig. 13 Local images of Man edge detection by various algorithms

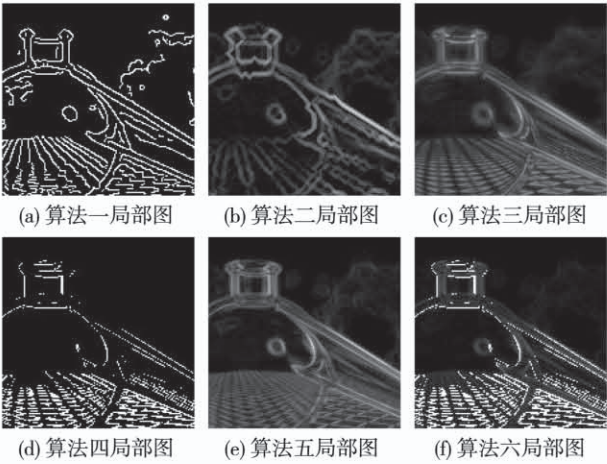


图 14 各种算法对 Bottle 边缘检测的局部图像

Fig. 14 Local images of Bottle edge detection by various algorithms

由图 7~10 及表 2 可知,对含有相同浓度的噪声图像,本文的融合算法六得到的边缘线条含噪声少,清晰且连续,同时在均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度 4 个指标上均优于前五种算法。并且由其局部放大图像(见图 11~14)可以看出,算法一的抗噪性较差,算法二中 Lena 的帽子边缘和 House 的屋顶有锯齿状、Cameranman 的面部和 Bottle 的边缘模糊不清,算法三检测的图像边缘没有算法四清晰,而且本文给出的算法五能够检测出 Cameranman 大衣的扣子。最后将 BP 神经网络边缘检测算法四与形态学边缘检测算法五融合得到边缘噪声小,细节清晰、连续的图像。因此,本文的融合算法是一种有效的边缘检测方法。

6 结 语

本文在传统的 Sigmoid 函数基础上,给出了一类充分光滑的 Sigmoid 函数的构造方法,这使得在选取 Sigmoid 函数作为 BP 神经网络中激励函数时的选择性增加。利用本文构造的 Sigmoid 函数进行 BP 网络边缘检测时,可以改善传统 Sigmoid 函数陡度和映射范围不能调节导致的边缘不连续、部分边缘提取不出来的缺点,并结合改进的数学形态学边缘检测算法,进而提出了一种边缘检测融合算法。仿真结果表明,本文的融合算法对含噪图像检测的边缘细节更丰富、线条更清晰,这为图像的目标识别与分析提供了新思路。

参 考 文 献:

[1] MARMANIS D, SCHINDLER K, WEGNER J D. Classification with An Edge: Improving Semantic Image Segmentation with Boundary Detection[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 135: 158.

[2] CAO T, WANG W X, TIGHE S, et al. Crack Image Detection Based on Fractional Differential and Fractal Dimension[J]. IET Computer Vision, 2019, 13(1): 79.

[3] 薛萍,姚娟,邹学洲,等. 基于法矢修正的点云数据去噪平滑算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(5): 86.

XUE Ping, YAO Juan, ZOU Xuezhou, et al. Smoothing Algorithm of Point Cloud Based on Normal Vector Correction[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(5): 86.

[4] CHEN B Q, CUI J G, XU Q, et al. Coupling Denoising Algorithm Based on Discrete Wavelet Transform and Modified Median Filter for Medical Image[J]. Journal of Central South University, 2019, 26(1): 120.

[5] 李世超,王忠孝,戚燕杰. BP 神经网络技术在金刚石检测中的应用[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2019, 39(2): 17.

- LI Shichao, WANG Zhongxiao, QI Yanjie. Application of Hack Propagation Neural Network Technology on Diamond Test[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2019, 39(2): 17.
- [6] 潘秉锁, 潘文超, 刘子玉. 基于空洞卷积神经网络的金刚石图像语义分割[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2019, 39(6): 20.
- PAN Bingsuo, PAN Wenchao, LIU Ziyu. Semantic Segmentation of Diamond Image Using Dilated Convolutional Neural Network[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2019, 39(6): 20.
- [7] 段锁林, 殷聪聪, 李大伟. 改进的自适应 Canny 边缘检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(6): 1645.
- DUAN Suolin, YIN Congcong, LI Dawei. Improved Adaptive Canny Edge Detection Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(6): 1645.
- [8] ZHOU R G, LIU D Q. Quantum Image Edge Extraction Based on Improved Sobel Operator[J]. International Journal of Theoretical Physics, 2019, 58(9): 1.
- [9] 刘丽霞, 李宝文, 王阳萍, 等. 改进 Canny 边缘检测的遥感影像分割[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 54.
- LIU Lixia, LI Baowen, WANG Yangping, et al. Remote Sensing Image Segmentation Based on Improved Canny Edge Detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 54.
- [10] 丁博, 伊明. 基于卷积神经网络的三维 CAD 模型分类[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(1): 66.
- DING Bo, YI Ming. 3D CAD Model Classification Based on Convolutional Neural Network[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2020, 25(1): 66.
- [11] WANG X, MA H, CHEN X, et al. Edge Preserving and Multi-Scale Contextual Neural Network for Salient Object Detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 121.
- [12] ZHOU F, CHEN Q, LIU B Z, et al. Structure and Texture-Aware Image Decomposition via Training a Neural Network[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 3458.
- [13] LU Q D, YANG R, ZHONG M Y, et al. An Improved Fault Diagnosis Method of Rotating Machinery Using Sensitive Features and RLS-BP Neural Network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019 (99): 1.
- [14] 余小庆, 陈仁文, 唐杰. 融合小波变换和新形态学的含噪图像边缘检测[J]. 计算机科学, 2018, 45(2): 194.
- YU Xiaoqing, CHEN Renwen, TANG Jie. Edge Detection for Noisy Image Based on Wavelet Transform and New Mathematical Morphology, 2018, 45(2): 194.
- [15] 刘千, 葛阿雷, 史伟. 形态学与 RCF 相结合的唐卡图像边缘检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2019 (6): 196.
- LIU Qian, GE Alei, SHI Wei. Thang Ka Image Edge Detection Algorithm Based on Morphology and RCF[J]. Computer Applications and Software, 2019 (6): 196.
- [16] ZHANG J P, GAO P F, FANG F. An ATPSO-BP Neural Network Modeling and its Application in Mechanical Property Prediction[J]. Computational Materials Science, 2019, 163: 262.
- [17] LUO K, WANG S B, XIE G Q, et al. Read Channel Modeling and Neural Network Block Predictor for Two-Dimensional Magnetic Recording[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2019, 56(1): 1.
- [18] WANG H L, ZHOU G B. State of Charge Prediction of Supercapacitors Via Combination of Kalman Filtering and Backpropagation Neural Network[J]. IET Electric Power Applications, 2018, 12(4): 588.
- [19] 姜艳姝, 吴迪, 王伟亮. 基于 BP 神经网络的整流电路的故障诊断[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(2): 35.
- JIANG Yanshu, WU Di, WANG Weiliang. The Rectifier Circuit Fault Diagnosis Based on The BP Neural Network[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2018, 23(2): 35.
- [20] 范伟, 林瑜阳, 李钟慎. 遗传算法优化的 BP 神经网络压电陶瓷蠕变预测[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(7): 91.
- FAN Wei, LIN Yuyang, LI Zhongshen. Prediction Model of The Creep of Piezoceramic Based on BP Neural Network Optimized by Genetic Algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(7): 91.
- [21] HE Y B, ZENG Y J, CHEN H X, et al. Research on Improved Edge Extraction Algorithm of Rectangular Piece[J]. International Journal of Modern Physics C, 2018, 29(1): 1.
- [22] WANG X F, ZHANG X Y, GAO R N. Research of Image Edge Detection Based on Mathematical Morphology[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2013, 6(5): 227.

(编辑: 温泽宇)