

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.014

# 管道腐蚀视觉测量图像边缘检测算法研究\*

李忠虎 张琳 闫俊红

(内蒙古科技大学 信息工程学院 包头 014010)

**摘要:**为实现管道内表面腐蚀图像的边缘检测,分析了经典的边缘检测方法,针对其存在检测精度低和抗噪声性能差等缺点,研究了一种基于BP神经网络的图像边缘检测算法。利用标准图像和经传统边缘检测算法检测得到的边缘图像作为输入输出数据,并用大量数据进行训练,构建了可实现图像边缘检测的BP神经网络。用训练好的神经网络实现管道内表面腐蚀图像边缘检测,并与传统的边缘检测算法检测结果进行了对比,实验结果表明,该算法可明显提高检测精度及抗噪声能力,具有广泛的适用性。

**关键词:**管道腐蚀;边缘检测;图像处理;BP神经网络

**中图分类号:** TP391.41; TN957.52      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Research on image edge detection algorithm for pipeline corrosion visual measurement

Li Zhonghu Zhang Lin Yan Junhong

(Department of Information Engineering College, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

**Abstract:** In order to detect the edge of pipeline inner corroded image, the classic edge detection method is analyzed. And it is found that the detection precision is not high and the anti-noise performance is poor. On this basis, an image edge detection algorithm based on BP neural network is researched. To build the BP neural network, standard image is made as input data, and the edge image of standard image detected by traditional edge detection operator is made as output data. And a large amount of data is used for training. Finally, the experimental result of the edge detection of the corroded image inside the pipeline detected with the BP neural network method is given, and it is compared with the result of traditional edge detection algorithm. The results show that the proposed algorithm can improve the detection precision and anti-noise ability significantly, and it is a kind of algorithm with extensive adaptability.

**Keywords:** pipeline corrosion; edge detection; image processing; BP neural network

## 0 引言

管道运输在国民经济中发挥着重要作用。近年来,随着我国管道保有量的快速增加和使用时间的逐步延长,管道运输系统的安全运行问题已受到业界的广泛关注。据国内外大量调查显示,因管道腐蚀而导致的管道泄漏已成为管道工业中发生率最高的事故。管道腐蚀可分为内壁腐蚀和外壁腐蚀。其中,内壁腐蚀具有一定的

隐蔽性,在不破坏管道的情况下很难直观检测出管壁的损伤程度。目前,管道内壁检测方法大多基于电、磁技术,如激光法、涡流法、漏磁通法及超声波法等,这些方法检测效率较低,而且对检测部位的形貌不具有可见性。基于此,本文对采用双目视觉系统的管道内表面腐蚀缺陷检测及三维形貌可视化方法进行研究,该方法具有方便、快捷及准确的优势,并可实现对管道内表面腐蚀缺陷的视觉定位以及对腐蚀形貌特征的定性或定量分析,是管道缺陷检测的重要发展方向。

收稿日期:2017-04      Received Date: 2017-04

\* 基金项目:国家自然科学基金(61362023)资助项目

图像边缘检测是管道内表面缺陷视觉三维测量与三维重建的重要研究内容。图像边缘作为视觉图像的主要特征信息之一,蕴含着图像区域内许多重要的信息,对图像的分析与理解具有重要意义。图像边缘检测在很多关于图像处理的文章中已有详细介绍,有很多算法可以直接应用<sup>[1]</sup>。经典的边缘检测算子通常利用数学算子来检测符合边缘特征的边缘像素,一般有以一阶导数与二阶导数为基础的两种类型<sup>[2]</sup>。一阶算子实现方式是计算图像的梯度,主要有 Roberts 算子、Sobel 算子和 Prewitt 算子等。而二阶算子实现方法则是求取二阶导数中的过零点,主要有 Laplacian 算子、LoG 算子和 Canny 算子等。事实上,边缘检测是一个非良态问题,经典算法都不尽完善,很难兼顾检测精度与抗噪性能。在国内外关于图像处理的研究中,一个重要的研究方向就是如何精准、快速地实现图像边缘检测。

近年来,人工智能蓬勃发展,很多专家学者创造性地将神经网络、遗传算法等智能计算方法引入到图像处理当中。与此同时,机器视觉技术也日趋完善,并跨学科应用于管道内表面检测的研究中,使管道内部环境的可视化已成为可能。而且,对管道内表面缺陷实现精确三维测量,也是管道缺陷检测的重要发展方向。在此背景下,针对基于机器视觉的管道内表面腐蚀检测问题,本文研究了一种基于 BP 神经网络的图像边缘检测算法,并进行了相应改进,旨在解决此应用背景下的边缘检测问题,以便能够更加快速、精准地在图像处理过程中找到腐蚀边界,满足后续管道内表面三维测量及三维重建的要求<sup>[3]</sup>。

## 1 经典边缘检测算法

### 1.1 一阶导数边缘检测

最基本的边缘检测算法基础是估算一个像素的灰度梯度,可用一阶导数近似表示为:

$$\begin{aligned} g_x(x,y) &\approx f(x+1,y) - f(x-1,y) \\ g_y(x,y) &\approx f(x,y+1) - f(x,y-1) \end{aligned} \quad (1)$$

Roberts 算子是最早提出的边缘检测算子之一,主要思想是利用局部差分算子寻找边缘的算子。该算子是在  $2 \times 2$  邻域上计算对角导数,在实际应用中表示为:

$$g_x = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}; g_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Sobel 算子和 Prewitt 算子同样是计算梯度值的近似方法。与 Roberts 不同的是,在  $3 \times 3$  大小邻域范围内做梯度卷积计算,关系式如下:

$$\begin{aligned} g_x(x,y) &= h_x * f(x,y) \\ g_y(x,y) &= h_y * f(x,y) \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $h_x$  和  $h_y$  表示算子选用的卷积模板。

Sobel 算子的模板如下:

$$h_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; h_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

图像中每个点都用这两个模板做卷积。 $h_x$  对垂直边缘响应最大,而  $h_y$  对水平边缘响应最大。从卷积模板可知,这一算子把重点放在接近于模板中心的像素点。

与 Sobel 算子不同,Prewitt 算子并没有把重点放在接近于模板中心的像素点,卷积模板如下:

$$h_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; h_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 1.2 二阶导数边缘检测

在二维图像中,拉普拉斯(Laplacian)算子是常用的二阶微分边缘检测算子,是对亮度二阶导数的直接数字近似。但是由于它对噪声异常敏感,且检测结果丢失方向信息,容易产生“双边缘”,所以很少单独用于图像的边缘检测中。

高斯-拉普拉斯(LoG)算子是在拉普拉斯算子基础上改进实现的,主要是多了一步高斯低通滤波器(LPF)平滑图像的步骤。利用二阶导数算子过零点的性质,可确定阶跃状边缘的位置,得到的转移函数又被称作“墨西哥草帽”。数学上已经证明,LoG 算子是按零交叉检测阶跃边缘的最佳算子。但在实际图像中,高斯滤波的零交叉点不一定全部是边缘点,还需要进一步对其真伪进行检验。LoG 算法的转移函数与典型模板如图 1 所示。

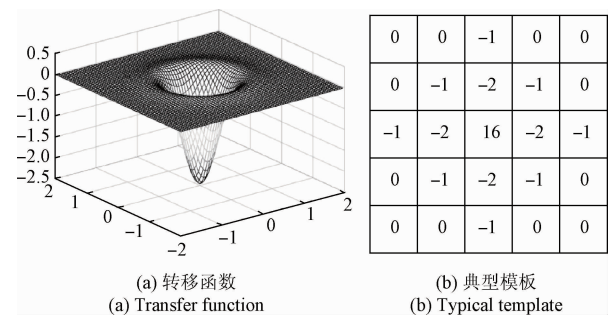


图 1 LoG 算子转移函数与典型模板  
Fig. 1 LoG operator transfer function and typical template

Canny 算子因为性能优良,目前很受研究人员欢迎,也经常被用作标准算子来比对其他算子的处理效果。Canny 根据检测的要求,定义了如下 3 个最优准则<sup>[4,7]</sup>。

- 1) 最优检测。对真实边缘不漏检,非边缘点不错检,即要求输出信噪比最大。
- 2) 最优检测精度。检测的边缘点的位置距离实际的边缘点的位置最近。
- 3) 最小响应。每一个实际存在的边缘点和检测的边缘点是一一对应关系。

为满足上述准则, Canny 算子在原一阶微分算子基础上增加了非极大值抑制与双阈值两项改进<sup>[4-7]</sup>。非极大值抑制在抑制多响应边缘的同时, 还提高了边缘定位精度; 而双阈值则有效降低了边缘的漏检率。具体步骤有: 高斯滤波平滑图像、利用一阶偏导的有限差分计算梯度的幅值与方向、非极大值抑制梯度幅值、双阈值算法检测并连接边缘。

## 2 基于 BP 神经网络的边缘检测算法

BP 神经网络即多层前馈神经网络, 它具有构造简单、仿真能力强和易于实现等诸多优点, 是应用普及度最高的神经网络模型之一。神经网络是从样本中学习, 进而从网络本身形成关于所求解问题的模型。针对数字图像, 神经网络进行大量的样本集训练, 达到求解图像中局部变化与场景对应关系的目的。复杂的  $N$  维空间(输入结点个数为  $N$ )到  $M$  维空间(输出结点个数为  $M$ )的非线性映射都可以由神经网络很好地完成。所以, 利用神经网络进行图像边缘检测的关键是训练样本图像的选取和神经网络模型的建立<sup>[5]</sup>。典型的 BP 神经网络的算法流程如图 2 所示。

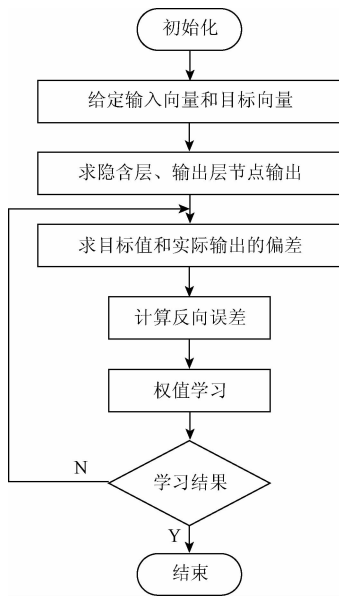


图 2 典型 BP 神经网络的算法流程

Fig. 2 Algorithm flow of typical BP neural network

### 2.1 训练样本的选取

如何选取合适的训练样本对于 BP 神经网络的学习训练过程来说非常重要, 因为这对网络学习训练的时间、权值矩阵与学习训练效果等都有着直接而重要的影响。国内外的研究人员都曾将神经网络应用到数字图像的边缘检测实验研究中, 但如何选取样本仍然没有合适的解

决方法<sup>[8]</sup>。本文采取的方法是选取 MATLAB 2015a 图像处理工具箱中  $256 \times 256$  大小的 Lena 经典灰度图像作为训练的初始样本, 因为 Lena 图像边缘清晰并且有足够的复杂程度, 具有代表性。

对 Lena 图像分别用 Roberts 算子、Sobel 算子和 Prewitt 算子进行边缘检测, 并将检测出来的 3 幅边缘图像经过比例加权, 经对比发现 1:1:1 比例和 3:4:3 比例效果较好, 这样可以得到五幅边缘图像, 具体如图 3 所示。将原始图像作为网络中的训练样本, 加工处理过的边缘图像作为导师信号, 对应得到 5 组输入输出图像数据, 存储于数据库中。

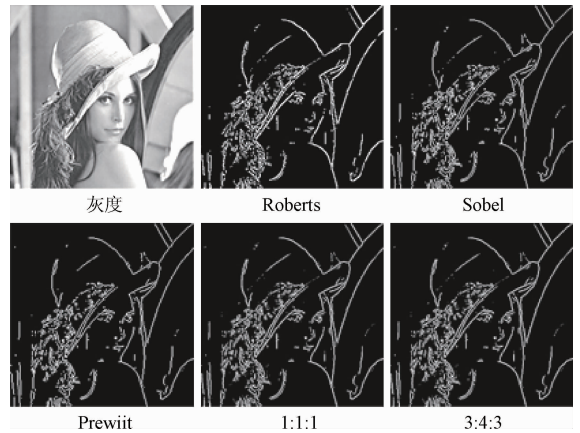


图 3 Lena 图像以及边缘图像

Fig. 3 Lena image and edge image

训练数据的多少对神经网络预测的准确性有很大的影响, 特别是多输入多输出的网络, 如果网络训练过程缺乏数据支持, 最后得到的网络预测值将会有较大的误差。随机抽取 1 000 组训练数据训练网络, 100 组测试数据用于测试网络拟合性能。这样样本信息更接近待处理的图片信息, 虽然学习过程的速度比较慢, 但是训练后得到的神经网络模型能检测更为复杂的边缘信息。

### 2.2 网络结构的确定

本文采用 3 层神经网络模型, 分别是输入层、隐含层和输出层。隐含层的选取是一个较为复杂的过程, 到目前为止, 隐含层数目的选取还没有一个明确的规定, 但对于大多数实际问题来说, 一层隐含层已经足够了<sup>[9-12]</sup>。采用的隐含层数目过多, 反而会导致学习时间的急剧增加。

以  $256 \times 256$  样本灰度图像的灰度值作为输入值, 将原图进行分块平均的边缘检测, 检测窗口大小采用 Sobel 算子和 Prewitt 算子使用的  $3 \times 3$  窗口, 如图 4 所示, 所以神经网络的输入层神经元个数确定为  $3 \times 3$ 。输入层的神经元为  $3 \times 3$  个, 输入特征矢量为像素的  $3 \times 3$  邻域中

的各个像素灰度值,输出层仅有 1 个神经元,输出值为处理 3 × 3 邻域中心像素得到的灰度值。若输出值大于给定的阈值 0.9,即可判定该检测点是一个边缘点,若输出值小于 0.1,则判定该检测点不是边缘点。该检测点像素的输出值决定是否为边缘点。

(x-1, y-1)	(x, y-1)	(x+1, y-1)
(x-1, y)	(x, y)	(x+1, y)
(x-1, y+1)	(x, y+1)	(x+1, y+1)

图 4 3 × 3 窗口像素值

Fig. 4 3 × 3 window pixels

经过归一化处理,结果是在 [0, 1] 区间内,网络学习的输入样本为一个 9 维的序列向量,即:

$$In = [in_1, in_2, \dots, in_i, \dots, in_9]$$

$$ini \in \{0, 1\} \tag{6}$$

待确定参数除了隐含层的数目和输入输出层的神经元个数,还包括隐含层的神经元个数。为寻找最优隐含层神经元的个数,研究人员做了大量的工作,得到的经验公式如下:

$$p = \sqrt{m + n + a} \tag{7}$$

式中:  $m$  表示输入层神经元个数,  $n$  表示输出层神经元个数,  $a$  为 0 ~ 10 的常数。

输入层有 9 个神经元,输出层为 1 个神经元,根据上述经验公式,对隐含层的节点数进行试凑,并用同一样本集来训练网络,发现当隐含层的神经元数目为 8 时,网络训练的效果最好,误差最小。

为了达到网络的要求,实现网络输出目的,网络隐含层的激励函数选择 S (sigmoid) 型函数,即:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{8}$$

S 型函数具有非线性 and 处处连续可导性的特点,对信号有一个较好的增益控制,因此得到了广泛应用<sup>[13]</sup>。

综上所述,本文确定了一个 9-8-1 的 3 层神经网络,具体拓扑结构如图 5 所示。

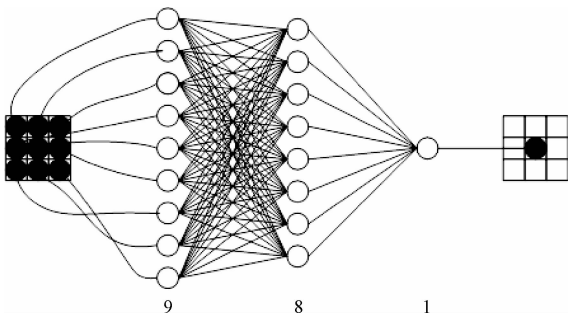


图 5 用于图像边缘检测的 BP 神经网络

Fig. 5 BP neural network for image edge detection

### 2.3 BP 神经网络的学习训练

对于任何一个神经网络模型,其应用过程中的学习训练都是关键的环节,只有通过学习训练,网络才能够具有联想、记忆和预测的能力。通常,某些参数的确定对于学习训练过程至关重要。网络的初始参数包括网络初始结构、连接的权值、阈值及学习率等,不同的设置都会在一定程度上影响网络的收敛速度。初始参数的选择非常重要却也非常困难。除去必要的技术处理,网络构建主要靠的是观察与经验。

#### 1) 初始值的确定

网络的初始权值和阈值一般都是从 [-1, 1] 或 [0, 1] 随机选取,某些改进算法会对区间做适当的更改。

#### 2) 向量的归一化处理

在学习训练过程中,结点输入不宜过大,过小的权值调节将不利于网络学习训练。训练图像是基于灰度的,因此图像矩阵均为介于 [0, 255] 的整形数值,并且特征向量维数比较高,为了提高网络训练速度,将会对特征向量统一做归一化处理。把特征向量看作是行向量,表示为:

$$X = (x_0, x_1, \dots, x_9) \tag{9}$$

8 位灰度图像的灰度值范围是 [0, 255], 因此,实际处理中归一化公式为:

$$X' = \frac{x_i}{255} \quad i = 1, 2, \dots, 9 \tag{10}$$

归一化处理保证了输出层的计算结果会在 [0, 1] 之间,再将输出层的计算结果反归一化,得到的便是输出图像像素的实际灰度值。

#### 3) 权值的修改

当神经网络实际输出值与期望输出值不统一时,求取误差信号,并将该信号从输出端反向传播,同时在传播过程中不断修正加权系数,以使误差函数最小,通常网络误差采用均方差,调整公式为:

$$w_{ij}(k + 1) = w_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} \tag{11}$$

式中:  $w_{ij}(k)$  表示第  $k$  步训练时的权值;  $\eta$  表示学习速率,  $\eta > 0$ ;  $-\eta \partial E(k) / \partial w_{ij}(k)$  表示第  $k$  步时的负梯度。

#### 4) 网络训练过程

由于处理的对象是图像,样本集比较庞大,故采用分块操作的思想。神经网络中每次输入一个样本,并对这个像素周围的模板像素即包括以其为中心的周围 9 个像素进行学习训练,把这些像素的灰度值以从上至下、从左至右的顺序依次送入输入层。在输出层,“导师”提供的期望输出像素的灰度值与实际输出层的输出像素灰度值之间存在一定的误差,误差沿反向传播,进而使每个神经元的阈值以及神经元之间的连接权值发生改变,因此网络可以有效记忆更多的边缘信息。反复进行上述过程,

直至误差缩小到规定的范围内,或者训练次数达到目标次数,训练任务完成。训练的要求规定可以随时停止网络的训练,同时为了方便日后利用神经网络进行检测,训练出来的权值和阈值全部存储在后端数据库中,最后保存训练好的网络<sup>[14]</sup>。

## 2.4 BP神经网络的改进

BP神经网络的训练过程具有不确定性,容易陷入局部最优解,并且,过多的训练次数也会使得学习效率降低,收敛速度减慢。为此,很多学者提出了合理的改进方法,包括自适应学习速率、附加动量项、参数自动优选等等。针对图像边缘检测的具体问题,引入自适应学习速率与附加动量项改进网络。

### 1) 自适应学习速率

算法中,学习速率是随误差变化而变化的。误差减小时,学习速率会增加;反之,当误差增大一定倍数时,学习速率则会下降。如此可以保证网络始终具有高效的学习速率。该方法占用存储空间较小,适用于可以“提前停止”的网络训练,有助于提高网络的推广能力。根据经验,给出一组公式,学习速率按此规律自适应调整,公式如下:

$$\eta(k) = \begin{cases} 1.05\eta(k-1), & E(k) < E(k-1) \\ 0.75\eta(k-1), & E(k) > 1.05E(k-1) \\ \eta(k-1), & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $k$ 表示训练次数; $E(k)$ 表示误差; $\eta(k)$ 表示学习速率,初始时 $\eta(0)$ 的选择具有随机性。

### 2) 附加动量项

为防止算法陷入局部最小值,在网络训练中引入动量项,即动量BP算法。算法加入的动量项在调整权值时会综合考虑本次训练与上次训练梯度的变化方向,使得学习训练过程顺利滑过局部最小值。同时,动量项反映的是以前积累的调整经验,相当于给系统增加了阻尼项,可以使学习过程中的震荡趋势明显减小,进而改变算法的收敛性<sup>[14]</sup>。带有附加动量项的权值调节公式为:

$$\Delta w_{ij}(k+1) = (1-mc)\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}(k)} + mc\Delta w_{ij}(k)$$

$$\Delta b_i(k+1) = (1-mc)\eta\delta_i + mc\Delta b_i(k) \quad (13)$$

式中: $k$ 表示第 $k$ 次训练, $mc$ 表示动量因子, $E(k)$ 表示第 $k$ 次训练时的误差平方总和, $b_i$ 表示第 $i$ 个神经元的偏置值。

### 3) 改进后的网络训练

结合自适应学习速率与附加动量项这两种改进,在MATLAB 2015a软件的神经网络工具箱中利用traingdx训练函数,完成BP神经网络的训练<sup>[15]</sup>。训练过程中的误差曲线如图6所示,可以看出,在训练次数达到300之

前,误差变化剧烈,说明收敛速度比较快;300次之后,曲线变化平缓,误差值逐渐接近训练目标值,且无明显震荡。

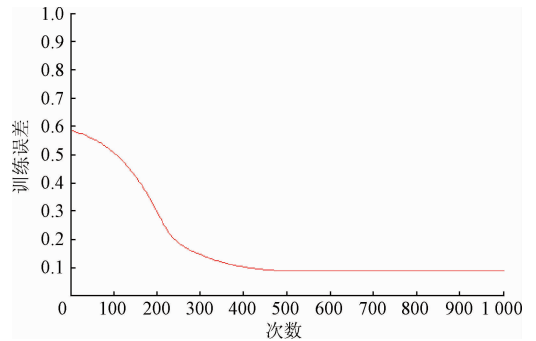
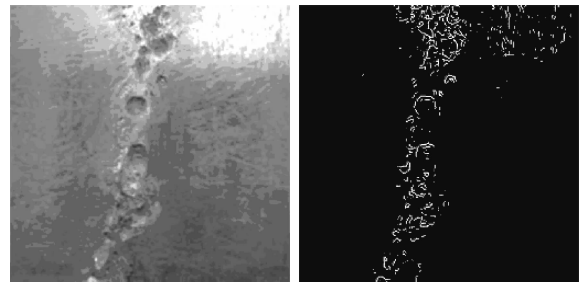


图6 误差曲线

Fig. 6 Error curve

根据训练的误差曲线变化情况将网络的训练次数定为1000次;又依据经验公式和实验结果,确定学习速率 $\eta=0.02$ ,动量因子为0.3;考虑到网络的稳定性,设定目标误差为0.1。用训练好的BP神经网络预测函数输出,并从采集到的管道内表面腐蚀图像中选取一幅腐蚀面积小且轮廓比较清晰的图像作为测试图像,得到了明显的边缘检测图像,测试结果如图7所示,这说明训练好的神经网络对图像边缘检测具有较好的泛化能力,可以实现不同图像的边缘检测。



(a) 灰度  
(a) Grayscale

(b) BP神经网络检测  
(b) BP neural network detection

图7 测试图像检测结果

Fig. 7 Detection results of test images

## 3 实验过程及结果分析

利用高清摄像机采集管道内表面腐蚀图像,为方便对比经典边缘检测算子与BP神经网络边缘检测算法的检测结果,特选取边缘清晰且纹理特征比较丰富的图像,经过滤波、增强等预处理后作为检测对象。与训练样本集一致,图像大小仍取 $256 \times 256$ ,在MATLAB 2015a平台利用edge()函数实现经典边缘检测算子对图像的边缘检测<sup>[16]</sup>。经过多次实验,确定合适的阈值,最终得到检测结果如图8所示。

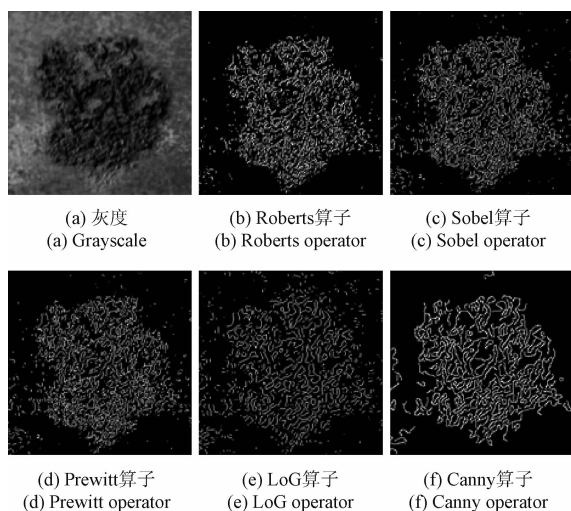


图 8 经典边缘检测算子处理效果

Fig. 8 Results of classical edge detection operator processing

由图 8 可以看出,经典的边缘检测算子都可以将腐蚀的轮廓和边缘检测出来,但是都有各自的优缺点。图 8(b)是采用 Roberts 算子的检测结果,整体上可以反映腐蚀轮廓的边缘,但是边缘数据量少,且不连续,精度不是很高。图 8(c)和(d)分别是采用 Sobel 算子和 Prewitt 算子的检测结果,相对于 Roberts 算子来说,边缘细节增多,但是没有严格区分主体与背景,存在漏检与误检现象。图 8(e)是采用 LoG 算子的检测结果,图像边缘漏检现象明显,轮廓也不够清晰。经过阈值调整,已经尽力避免出现冗杂的边缘信息。图 8(f)是采用 Canny 算子的检测结果。考虑到算法本身的特点,检测过程受噪声干扰微弱,能够检测到真正的弱边缘信息,但检测出的图像细节太多,会存在有些边缘细节检测失真的情况。适度调整阈值,可以有不同的弱边缘输出效果。

总体而言,一阶算子定位精准,但是边缘有断裂,连续性较差,且对噪声敏感;二阶算子因受模糊和噪声干扰,会存在一定的伪边缘,如果提高阈值,则又会遗失很多细节。

用 BP 神经网络进行该图像边缘检测,首先对图像进行归一化处理,然后将其送入已经训练好的 BP 神经网络,边缘检测结果如图 9 所示。

改进后的 BP 神经网络的学习时间大幅缩短,训练效率也有效提升。网络训练时的导师信号是基于二阶边缘检测算子的,由图 9 可以看出,该网络综合了 3 个一阶算子的优点,图像边缘定位精准,线条连续清晰,噪声也得到了有效抑制,对管道内表面腐蚀灰度图像有更好的边缘检测效果。与二阶边缘检测算子的检测结果相比,依然表现出良好的稳定性与抗噪性,并且不需要对阈值进

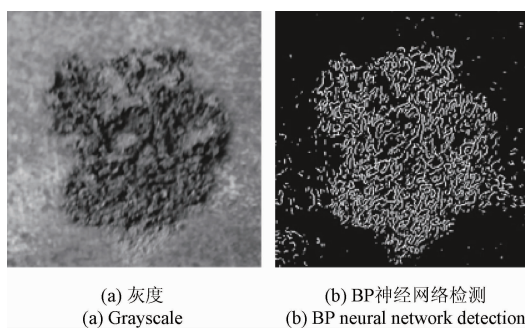


图 9 BP 神经网络边缘检测效果

Fig. 9 Results of BP neural network edge detection

行适时调整,网络一经训练完成,可以循环使用,精度也会随使用次数增多而提升,使用简单,泛化能力好,并能有效协调检测精度与抗噪性能。

## 4 结 论

本文针对管道内表面腐蚀图像处理问题,介绍了一种基于 BP 神经网络的改进型图像边缘检测方法,设计了一个结构为 3 层的 BP 神经网络模型,并将其运用到管道内表面腐蚀图像边缘检测中。选取小块图像作为取值空间,以目标图像作为“导师信号”构建边缘检测网络模型,训练好的网络包含了关于边缘特征的先验知识,这正是神经网络优于传统方法之处。

比较 BP 神经网络算法与传统的边缘检测算法的实验结果可知,BP 神经网络算法能够较其它方法检测出更多的边缘细节,而且边缘线条连续性较好,能突显出图像中的主要边缘,且准确率更高,自适应性更好,具有较好的检测效果,但不足之处是检测出的边缘较比其他方法要宽,所以还有待于对算法进行进一步改进,使之具有更优的边缘提取效果,并适用于彩色图像的边缘检测,真正的具有实际应用价值。

## 参考文献

- [1] 武维胜,黄小美,臧子璇,等. 埋地管道腐蚀检测与评价技术[J]. 煤气与热力,2012,32(10):B37-B41.  
WU W SH, HUANG X M, ZANG Z X, et al. Corrosion detection and evaluation technology of buried pipeline[J]. Gas & Heat,2012,32(10):B37-B41.
- [2] YUE, CHEN W, WANG J, et al. Combining color and depth for edge detection [C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2013:928-933.
- [3] 任思璟,董金波. 模糊边缘检测在机器视觉图像系统仿真研究[J]. 计算机仿真,2011,28(6):280-283.  
REN S J, DONG J B. Simulation research on fuzzy edge

- detection method in machine vision imaging system [J]. Computer Simulation, 2011, 28(6): 280-283.
- [4] 彭明星. 基于遗传神经网络的图像边缘检测[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.  
PENG M X. Image edge detection based on Genetic Neural Network [D]. WuHan: Wuhan University of Technology, 2011.
- [5] 冯辉宗, 陈叶, 徐洋. 基于 FPGA 的实时图像采集与 Sobel 边缘检测[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(6): 116-118.  
FENG H Z, CHEN Y, XU Y. Real time image acquisition and Sobel edge detection based on FPGA [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(6): 116-118.
- [6] 张习民, 贾克斌, 卓东风. BP 神经网络在图像边缘检测中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(6): 2146-2149.  
ZHANG X M, JIA K B, ZHUO D F. Application of BP neural network for image edge detection [J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(6): 2146-2149.
- [7] 李国宁, 李沛奇, 王燕芬. 基于改进蚁群算法的轨道图像边缘检测方法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(6): 130-133.  
LI G N, LI P Q, WANG Y Q. An improved ant colony algorithm for image edge detection [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(6): 130-133.
- [8] 闫钧华, 朱可, 张婉怡, 等. 基于显著性图像边缘的全参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2140-2148.  
YAN J H, ZHU K, ZHANG W Y, et al. Full reference image quality assessment based on saliency image edge [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 2140-2148.
- [9] 汪婷, 方帅, 于磊. 基于立体视觉分析的显著性区域检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(3): 399-407.  
WANG T, FANG SH, YU L. Saliency region detection algorithm based on stereo vision analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(3): 399-407.
- [10] 赵亚利, 章为川, 李云红. 图像边缘轮廓自适应阈值的角点检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2016(11): 1502-1514.  
ZHAO Y L, ZHANG W CH, LI Y H. Corner detection algorithm based on adaptive threshold of image edge contour [J]. Journal of Image and Graphics, 2016(11): 1502-1514.
- [11] 陈鑫元, 李筠, 杨海马, 等. 自适应阈值图像二值化及形态学处理的 FPGA 实现[J]. 电子测量技术, 2016, 39(7): 67-71.  
CHEN X Y, LI Y, YANG H M, et al. FPGA implementation of adaptive threshold image two value and morphological processing [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(7): 67-71.
- [12] 刘坚, 路恩会, 易怀安, 等. 基于图像质量的磨削表面粗糙度检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3): 374-381.  
LIU J, LU E H, YI H A, et al. Detection of grinding surface roughness based on image quality [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3): 374-381.
- [13] 朱艳芹. 在线自动光学外观检测系统的设计[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(7): 62-65.  
ZHU Y Q. Design of on line automatic optical inspection system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(7): 62-65.
- [14] 黄善春, 方贤勇, 周健, 等. 基于 BP 神经网络的图像局部模糊测量[J]. 中国图象图形学报, 2015(1): 20-28.  
HUANG SH CH, FANG X Y, ZHOU J, et al. Image local fuzzy measurement based on BP neural network [J]. Journal of Image and Graphics, 2015(1): 20-28.
- [15] 焦敬品, 李勇强, 吴斌, 等. 基于 BP 神经网络的管道泄漏声信号识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(11): 2588-2596.  
JIAO J P, LI Y Q, WU B, et al. Research on acoustic signal recognition method for pipeline leakage based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(11): 2588-2596.
- [16] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images [C]. Proceedings of Computer Vision-ECCV 2012. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 847-870.

## 作者简介



李忠虎, 1993 年于武汉大学获得学士学位, 2008 年于北京科技大学获得硕士学位, 现为内蒙古科技大学教授, 主要研究方向为视觉测量、传感信息获取与处理、微弱信号检测。

E-mail: lizhonghu@imust.edu.cn

**Li Zhonghu** received B. Sc. from Wuhan University in 1993, and M. Sc. from University of Science and Technology Beijing in 2008, respectively. And now he is professor in Inner Mongolia University of Science and Technology. His main research interest includes visual measurement, sensor information acquisition and processing, and weak signal detection.



张琳,2013 年于内蒙古科技大学获得学士学位,现为内蒙古科技大学在读研究生,主要研究方向为图像处理和视觉测量。

E-mail:alien\_zhang@163.com

**Zhang Lin** received B. Sc. from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2013. And she is a M. Sc. candidate in Inner Mongolia University of Science and Technology now. Her main research includes image processing and visual measurement.



闫俊红,2003 年于重庆大学获得学士学位,2006 年于内蒙古工业大学获得硕士学位,现为内蒙古科技大学讲师,主要研究方向为光电检测与图像处理。

E-mail:27009235@qq.com

**Yan Junhong** received B. Sc. from Chongqing University in 2003 and M. Sc. from Inner Mongolia University of Technology in 2006, respectively. Now she is a lecturer in Inner Mongolia University of Science and Technology. Her main research includes photoelectric detection and image processing.