

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2010.21.008

基于神经网络和形态学的钢表面缺陷识别

金艳, 杨长辉, 张建勋

(重庆理工大学计算机学院, 重庆 400050)

摘要: 钢表面图像的信噪比很低, 探测目标很小, 形状也不规则, 因此钢材表面缺陷难于识别。引进基于神经网络和形态学的图像识别方法检测钢表面的各种缺陷, 简述图像的预处理和 BP神经网络建立的基本过程。通过对比 BP神经网络和 RGB阈值方法对钢表面图像的分割结果, 表明 BP神经网络方法优于 RGB阈值方法。利用形态学处理方法过滤噪声, 使结果更清晰。此方法能检测出不同类型的缺陷, 且具有很强的鲁棒性。

关键词: 神经网络; 形态学; 钢表面缺陷; 图像识别

中图分类号: TP183 TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3881 (2010) 21-026-3

Defect Recognition of Steel Surface Based on Neural Networks and Morphology

JIN Yan, YANG Changhui, ZHANG Jianxun

(College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China)

Abstract: Steel surface defects are difficult to be recognized because signal to noise ratio of steel surface image is very low and defect targets are small and their shapes are irregular. A hybrid image recognition approach based on neural networks and morphology was presented to detect various defects in steel surface image. The preprocess of image and building process of neural networks were discussed. The segmentation results of steel surface image under BP neural networks and RGB threshold value method were compared. The conclusion is that BP neural network is better than RGB threshold value method. Noise was filtered by morphological processing and the quality of the processed image is better. This method can detect different defections and has strong robustness.

Keywords: Neural networks; Morphology; Steel surface defects; Image recognition

诸如划痕、裂缝、铁锈和蚀损斑等缺陷很容易出现在暴露于空气中的钢表面, 钢的表面缺陷可能带来非常严重的后果, 直接危害人民的生命财产安全, 如 2001 年的四川省宜宾市南门大桥发生桥面局部跨塌事故, 和拉索的表面缺陷有直接的关系, 因此, 钢表面的缺陷图像识别具有重要的意义。

在目前环境因素影响材料腐蚀的研究中, 主要采取的方法是, 人工检查实验数据和观察钢表面腐蚀特征。这种方式会导致检测标准不一致, 检测速度慢, 并且检测数据不准确^[1]。

图像识别和分割的方法很多, 常用的有阈值法和边缘检测方法^[2], 但不能精确地分割不同缺陷。很多学者采用遗传算法和统计模型去完成图像的最优化、识别和分割, 但实现起来太复杂, 而且确定参数相当困难。作者提出一种基于 BP神经网络和形态学的方法去检测和分割缺陷^[3]。

1 图像的预处理

一般情况下, 各类图像系统中的传送与转换 (如成像、复制、扫描、传输以及显示) 总会造成图

像的某种程度的降质。因此, 在对图像进行处理前需要对图像进行灰度校正、噪声过滤等图像预先改善处理。图像的处理工艺如图 1。

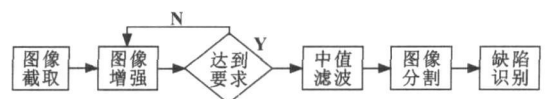


图 1 图像的处理工艺

图像截取主要是对利用光学仪器获取的图像进行选择, 在这个过程中可以是和人交互作用的, 也可以是系统智能完成的。如图 2 为获取的带有蚀损斑和刻痕的钢表面图像。

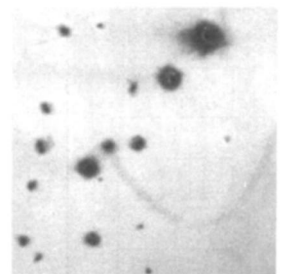


图 2 带蚀损斑和划痕的钢表面图像

亮度不好或者不连续造成对比不完善, 为了方便观察, 钢表面的图像必须要加强, 在实验中, 一般是通过变换灰度或增加基本值来加强图像。检测过程中, 噪声产生于抖动的传感器、

收稿日期: 2009-10-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50775229)

作者简介: 金艳 (1973—), 女, 工学硕士, 讲师, 主要研究方向为图形图像、智能工程。电话: 15922622611, E-mail: jinyan@cqu.edu.cn

采样和图像的量化, 并且被测材料的配置彼此不同。中值过滤是一种消除随机噪声和零散噪声好方法, 同时它能很好地保存图像边缘, 便于图像的分割。图像分割过程是将缺陷沿其边缘进行切割, 将其转呈给缺陷识别工序。缺陷识别工艺中, 由于实际缺陷可能为集中分布, 也可能为弥散斑纹, 对于形态学操作后的二值图像, 缺陷区域已从背景中独立出来。下面主要介绍缺陷的具体识别过程^[4]。

2 基于人工神经网络的缺陷识别

2.1 人工神经网络

人工神经网络是在人类对自身的大脑神经细胞认识的基础上, 人工构造的物理可实现的并能完成某种特定任务的神经网络。人工神经网络是一个并行和分布式的信息处理网络结构, 它由许多个神经元组成, 每个神经元只有一个输出, 可以连接到许多其他的神经元, 每个神经元输出有多个通道, 每个连接通道对应于一个连接权系数, 神经网络处理结果就是以权形式分布存储在矩阵中。人工神经网络具有自组织、自学习、自适应和非线性动态处理等特点。可以实现类似人脑的概括、类比和推广能力, 因而可以直接从大量数据中提取规则, 通过联想记忆和推广等能力来获取所需要的数据。

目前使用较多的人工神经网络模型有: 多层前向 (BP) 网、Hopfield 网和自组织特征映射 (SOM) 网。其中, 多层前向 (BP) 网

居于主导地位。人工神经网络结构模型见图 3。神经元的结构神经元模型作为生物神经元的简化和抽象, 是一个多输入单输出的非线性元件。以 x_1, x_2, \dots, x_n 表示神经元的输入, y_1, y_2, \dots, y_n 表示神经元的输出^[5]。

除了输入层的节点, 其他层的所有节点都是非线性输入和输出。因此, 特征函数应该区别于函数的每一个部分。作者选择正切微分函数作为特征函数, 因为它用梯度法方便寻找和解决。

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} \quad (1)$$

正切函数的输出介于 0 和 1 之间, 随着输入单调增加。因为它映射一个非常大的输入域到内输出的一个小范围, 因此它通常被称为挤压函数。在有输出干预的情况下, 输出层与隐含层应采用正切函数, 例如输出在 0 和 1 之间。

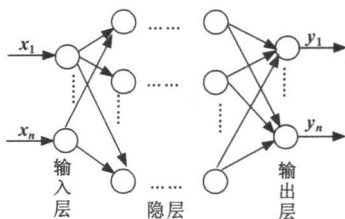


图 3 BP网络结构示意图

2.2 BP神经网络的反向传导函数

连接权值应该在 BP 网络反向传播的过程中多次修改。每次连接权值的变化都要通过梯度下降解决。由于隐藏层没有客观的输出, 隐藏层中连接权值的变化只有借助于输出层的误差反向传播。如果有很多隐藏层, 这种方法可以从第一层开始类推。

(1) 输出层连接权值的变化

计算连接权值从输入 k 到输出 i 的变化:

$$\Delta w_{ik} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ik}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial w_{ik}} = \eta (t_k - O_k) f'_i O'_i = \eta \delta_{ik} O'_i \quad (2)$$

$$\delta_{ik} = (t_k - O_k) f'_i \quad (3)$$

$$\Delta b_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial b_{ki}} = \eta (t_k - O_k) f'_i = \eta \delta_{ik} \quad (4)$$

(2) 隐藏层联合重量的变化

计算联合重量从输入 k 到输出 i 的变化如下:

$$\Delta w'_{ij} = -\eta \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial w'_{ij}} = -\eta \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial O'_i} \frac{\partial O'_i}{\partial w'_{ij}} = \eta \sum_{k=1}^n (t_k - O_k) f'_i w_{ik} f'_j p_j = \eta \delta_{ij} p_j \quad (5)$$

$$\text{此处 } \delta_{ij} = e_i f'_j, \quad e_i = \sum_{k=1}^n \delta_{ik} w_{ik} \quad (6)$$

$$\Delta b'_{ki} = \eta \delta_{ij} \quad (7)$$

2.3 基于 BP神经网络的蚀损斑缺陷分割

神经网络样本数据是从钢表面的图像获得的 RGB 三原色。因此输入水平节点的数目是 3 因而隐藏层的神经节点数目是 6 将正交码作为输出, 输出层 3 个神经节点, 因此模型的结构是 $3 \times 6 \times 1$, 差别训练精度是 0.1 由于通常使用的 BP 神经网络算法有一些缺点, 比如收敛率较低、容易陷入局部最小化等, 这里采用它的改进算法——Levenberg-Marquardt 算法。

通过训练和测试上述的 BP 神经网络, 得到网络的训练误差曲线。如图 4 所示, 网络的误差精度达到 10^{-4} , 且收敛速率很快, 完全可以满足实际应用需求。

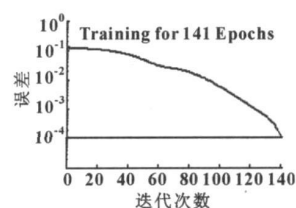


图 4 BP神经网络误差曲线

通过 BP 神经网络进行的蚀损斑缺陷分割的结果, 见图 5。与图 6 中的 RGB 阈值的分割结果相比, 显然 BP 网络优于 RGB 阈值方法, 因为在表达相同颜色时 R、G 和 B 的变化较大, 难以控制。

可以通过改变抽样数据, 再次训练 BP 神经网络来识别其他类型的缺陷。

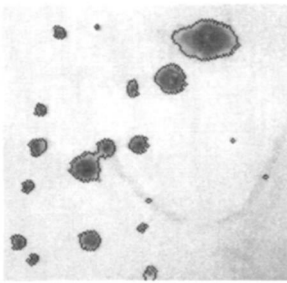


图 5 BP 神经网络的
蚀损斑分割

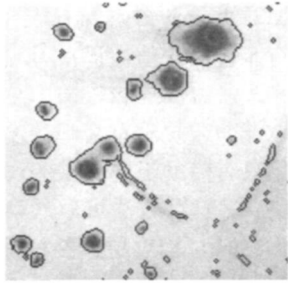


图 6 RGB 阈值的
蚀损斑分割

3 形态学上的图像处理

BP神经网络分割后的图像仍然存在一些噪声和小的特征，需要进一步的过滤处理。形态学方法用于过滤小的特征和融合图像的离散点。

形态学图像处理技术依赖于图像的像素，并多次应用于二进制和灰度图像。通过诸如侵蚀、扩大、开张 (Opening)、缩小 (Closing) 等处理过程，二进制图像可以修改到满足用户的需求。

(1) 膨胀 (Dilation) 和侵蚀 (Erosion)

首先，定义 A 为参考图像，B 为处理 A 的结构元素。

膨胀由下面的方程来定义

$$A \oplus B = \{ z | [(\hat{B})_z \cap A \subseteq A] \}$$
 (8)

式中： \hat{B} 是 B 在原点旋转得到的。使用膨胀可以基于 B 扩展 A 的特征。膨胀有很多用途，一个主要的用途是缩小图像中的差距。

在另一方面，膨胀可以缩小一个图像的特征 (Features)。再次定义 A 为参考图像，B 为结构化元素：

$$A \ominus B = \{ z | (B)_z \subseteq A \}$$
 (9)

多次的膨胀可以用来移除一个图像中的不相关数据。

(2) 开运算和闭运算

在使用侵蚀和膨胀的过程中，开运算和闭运算作为这些应用的补充。对图像进行开运算将会润滑边缘，去除尖角以及小的凸起。

开运算

$$A \oslash B = (A \ominus B) \oplus B$$
 (10)

闭运算

$$A \oslash B = (A \oplus B) \ominus B$$
 (11)

对于这些定义，A 的开运算等于 A 对 B 的侵蚀，结果由 B 进行膨胀。A 的闭运算等于 B 对 A 进行膨胀，然后 B 对处理后的图像进行侵蚀。

确定结构元素的形状和大小是一个经验性的过程。然而，从图像元素提取的几何形状决定一个结构元素的综合选择。由于分割结果包含一些直线或者尖角，采用交叉结构元素。此外，由于噪声的宽度小于空的缺陷，结构元素的大小小于所有的蚀损斑缺陷，

并且大于噪声的宽度。根据图 4 采用图 7 显示的交叉结构元素，对图像进行闭运算处理，接着进行开运算处理，结果见图 8 所示。

0	1	0
1	1	1
0	1	0

图 7 交叉结构元素

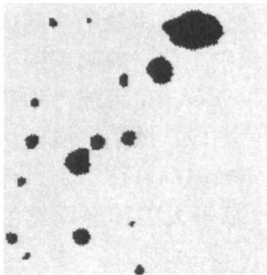


图 8 形态学处理结果

经过形态学处理后的缺陷的数目、总面积可以计算出来。表 1 显示蚀损斑缺陷数量识别的结果。

表 1 蚀损斑缺陷数量识别的结果

缺陷类型	数量	面积 /mm²	百分比 /%
蚀损斑	16	15.53	5.5

4 结论

提出了一种基于神经网络和形态学的图像识别方法。设计 BP 神经网络，获得不同缺陷和背景的颜色作为神经网络训练数据，使用样本数据训练神经网络，以获得相应的连接权重，并利用神经网络来认识和分割特定的缺陷。实验表明，就钢铁表面图像分割结果而言，作者设计的 BP 神经网络比 RGB 阈值方法要好。此外，可以利用不同的样本数据，对不同类型的缺陷进行识别。最后，利用形态学图像处理技术，使得结果更加清晰。显然，文中的方法能够满足实际的应用需求。

参考文献:

【1】高潮, 郭永彩, 任可, 等. 基于嵌入式系统和图像识别的拉索表面缺陷检测技术[J]. 光电工程, 2008, 35(2): 40—44

【2】Xu Chengyang, Prince Jerry L. Snake shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359—369

【3】Bosworth J, Acron S T. The Morphological km o filter for multiscale image processing[J]. // IEEE International Conference on Image Processing, Kobe, 1999, 24—28

【4】韩英莉, 颜云辉. 基于 BP 神经网络的带钢表面缺陷的识别与分类[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(12): 1692—1694

【5】Morjeira J, Da Fontoura Costa Luciano, Raji et al. Neural based color image segmentation and classification using self organizing maps[J]. Anais do IX SIBGRAPI, 1996, 12(6): 47—54

【6】Yang Changhui, Zhang Jinxun, Ji Gang. Recognition of defects in steel surface image based on neural networks and morphology[J]. // Proceedings of the Second Workshop on Digital Media and its Application in Museum & Heritage, 2007, 72—77.