

文章编号 1004-924X(2002)01-0025-06

基于神经网络算法的故障检测技术

卢秋红¹, 颜国正¹, 韩焱²

(1. 上海交通大学 电子信息学院, 上海 200030;

2. 华北工学院 电子信息工程系, 山西 太原 030051)

摘要: 针对复杂的机电产品内部构件状态检测这一工程难题, 本文介绍了一种自动在线检测系统。该系统采用 X 射线对产品成像, 运用数字图像处理技术对射线图像进行预处理, 由神经网络算法进行故障诊断。故障识别模型采用了改进的 BP 神经网络算法, 以正常装配状态时的多幅图像经预处理后作为学习样本训练 BP 神经网络。检测时一般只需拍摄两幅不同方位的图像, 经预处理后输入神经网络与样本图像进行比较判断, 即可识别出关键元器件的状态。该系统将数字射线成像技术和图像处理技术相结合, 并在故障识别算法中采用了神经网络算法, 提高了产品故障的检测速度和可靠性, 在工业无损检测领域具有一定的实用性。

关键词: 无损检测; 故障诊断; 神经网络; 图像处理

中图分类号: TG115.28 **文献标识码:** A

1 引言

对机械产品内部构件状态实施有效检测, 可以保证生产质量, 预防事故的发生。大多机械产品由较多的零部件组成, 它们在空间位置上层叠交错。一般的机械产品是非透明外壳封装, 内部构件状态非直观可见, 给检测造成很大困难。常规的检测方法是采用人工抽样检验或破坏性试验等方法。这些方法不仅费用高、耗时费力, 而且属于事后分析, 由于人为因素造成的漏检或误判会大大降低检测识别的准确率, 难以满足实时生产的需要。若环境恶劣或产品本身具有一定危险性, 这些常规方法也是不安全的。针对复杂机械产品内部构件状态检测这一工程难题, 本文介绍了一种数字射线成像检测技术和图像处理技术相结合在线产品检测系统。系统采用 X 射线对产品成像, 运用数字图像处理技术对射线图像进行预处理, 建立反向传播神经网络模型对预处理后的射线图像进行分类识别, 实现产品内部构件状态的故障检测。以正常装配状态时的多幅图像为学习样本训练 BP 网络, 检测时一般只需两幅不

同方位的图像, 即可识别出关键元器件的状态, 进而判断出产品系统的质量。

2 检测系统结构及工作原理

整个检测系统由硬件和软件两大部分组成。硬件部分主要包括 X 射线源、旋转检测工作台、射线—可见光转换屏、数字化设备、检测系统机电控制器、计算机以及图像存储、显示、输出外围设备等。软件部分是基于操作系统的图像处理和模式识别应用程序。

2.1 系统结构

系统组成如图 1 所示。整个系统分为成像和识别两个主要部分。系统检测时, X 射线源发出的射线穿透工作台上的被检产品打到射线转换屏上, 转换为可见光图像, 再由 CCD 数字相机获取该图像, 经数字化后输入计算机。检测系统机电控制器控制步进电机带动工作台旋转, 以获取被检产品不同方位上的原始射线图像, 计算机通过图像预处理、特征提取和对构件的分析、处理及识别, 实现对产品内部构件状态的自动检测, 由输出设备输出检测结果。

2.2 故障识别原理

常用的模式识别方法有模板匹配法、统计模式识别法、句法结构识别法、模糊模式识别法、基于知识的模式识别法、基于模型的模式识别法和神经网络方法等。

基于大脑神经系统结构和功能模拟基础上的神经网络,具有自适应、自组织和自学习能力,可以通过对标准样本的不断学习而提高神经网络中所存储知识的数量和质量,特别是它可以提取类似样本之间的相似性和不同类别样本之间的差异,并体现在神经网络中神经元之间连接权值的调整之中。即使环境信息不十分完全时,它仍然可以通过计算而得出一个较令人满意的答案,从而为故障诊断系统的设计和研制开辟了一条新途径。国内外文献表明,目前已有不少的研究者将神经网络模型用于故障检测和诊断领域,并取得较好的效果^[1-6,10]。

本文采用常用的 BP 神经网络实现故障模式的识别。首先拍摄待检测的正常产品的多幅样本图像,提取关键零部件特征训练 BP 网络。检测时拍摄实测产品的一幅或两幅图像,利用训练好的 BP 网络的分类与推广能力,确定与实际图像最接近的样本图像,进行图像特征之间的比较,判断待检测的内部构件状态。如图 2 所示,可以分为训练和识别两个过程。

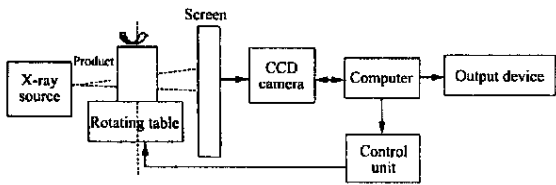


图 1 无损检测系统结构

Fig. 1 Configuration of NDT system.

Fig. 1 Configuration of NDT system.

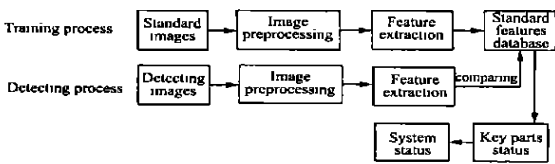


图 2 神经网络训练和识别过程

Fig. 2 NN training process and detecting process.

神经网络模型的学习过程分两步操作:

(1) 工作台绕旋转轴旋转,每隔一定角度获取一幅图像,旋转一周获取产品各个方位的原始图

像。比如角度间隔为 10° ,则共可得到 19 幅图像。由计算机控制的步进电机可以调整角度间隔,满足不同的检测要求。

(2) 对原始图像进行预处理后,提取关键零部件的灰度特征,建立标准样本特征库。

首先对获取到的样本图像进行预处理。图像的预处理包括滤波去噪、背景分割、图像增强。根据产品的特点,定位关键零部件,提取相应的灰度特征。建立特征库,训练神经网络。

识别过程如下:

对待检产品拍一幅图像,经预处理后提取出相应零部件的灰度特征,与标准样本图像进行匹配,找到与之最接近的一幅样本图像。

(1) 给定一个误差范围,与标准样本图像进行特征比较,得出比较结果,利用图像分析的理论判断元件的有无和错位。

(2) 若某些关键零部件无法判断,将产品旋转一个角度(一般是 90°),转第(1)步。

(3) 当所有关键零部件的状态确定后,利用可靠性理论计算出系统的状态。

(4) 计算机输出检测结果,显示产品系统的状态(正常或故障)。若系统发生故障,则要输出引起系统故障的零部件状态,可将每一产品的状态记载到数据库中,以备返修。这样就实现了产品的自动检测和诊断。

一般情况下,两幅相差 90° 的图像即可判断产品的状态。

3 图像预处理

在识别前要对标准图像和检测图像进行预处理。图像预处理的目的是去除噪声,突出产品构件结构信息。本文采用的预处理方法主要有滤波、目标背景分割和图像增强等几个环节。

3.1 滤波降噪

除了存在量子起伏噪声外,X射线图像中还有许多椒盐噪声。为了在去除噪声的同时不使边缘模糊,本文采用中值滤波器。

3.2 背景分割

实际检测中,待检测目标往往只占整个图像的一部分,其余部分为背景。由于射线图像不均匀以及噪声的影响,背景因素常常降低特征提取的准确性。因此有必要对目标与背景进行分割,排除背景

对目标特征提取的不利影响。图 3(a) 是原始图像的直方图, 可以看出属于双峰分布, 而且波谷较宽, 采用迭代式阈值选择算法, 既可以很好地将背景和物体分开, 又简单快速。具体步骤如下^[5]:

- (1) 选择初始阈值 T 为图像强度均值;
- (2) 利用阈值 T 把图像分割为两组, R_1 和 R_2 ;
- (3) 计算区域 R_1 和 R_2 的均值 μ_1 和 μ_2 ;
- (4) 选择新的阈值

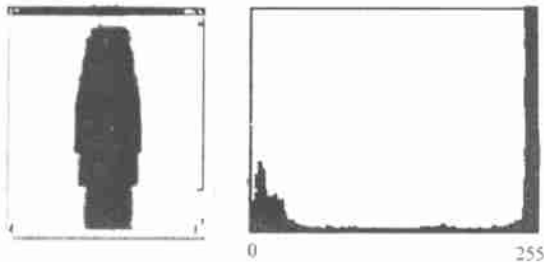
$$T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2), \quad (1)$$

(5) 重复(2) —(4)步, 直到 μ_1 和 μ_2 不再变化。

3.3 图像增强

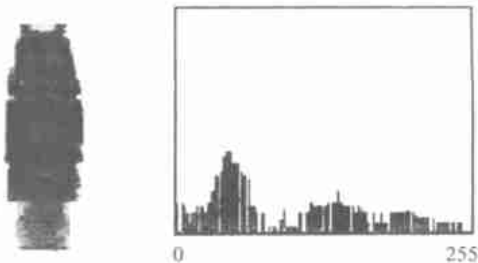
在射线成像中, 射线图像的动态范围受成像工艺条件限制, 所获取射线图像的动态范围常常较小, 图像对比度不高。本文通过直方图修正方法进行图像增强, 突出了图像的特征信息。

图 3 中(a) 是原始的产品图像及其直方图, (b) 图是预处理后的图像及其直方图。



(a) 原始图像及其直方图

(a) Original image and its histogram.



(b) 预处理后的图像及其直方图

(b) Preprocessed image and its histogram.

图 3 图像预处理

Fig. 3 Image preprocessing.

3.4 特征提取

射线图像噪声大, 产品结构复杂, 内部构件重

叠, 交错, 如果仅仅依据图像结构进行识别, 由于成像后的构件位置至少在一维方向上是不确定的, 因此, 特征提取和识别比较困难^[8, 11]。提取的特征要求最大可能地反映元件位置, 同时必须容易提取并便于处理。图 4 所示为实验中某产品的特征提取界面。图中较亮线段包含了该机械产品几个重要零件的信息。提取的特征为两条水平方向线段上的共 175 个像点的灰度值。



图 4 特征提取界面

Fig. 4 Interface of feature extraction.

4 神经网络模型

反向传播网(BP 网) 是人们认识最为清楚, 应用最广泛的一类神经网络。正向传播时, 输入模式从输入层经隐单元层逐层处理, 并传向输出层, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各神经元的权值, 使得误差信号最小。BP 网络的性能优势主要表现在模式匹配、模式分类、模式识别与模式分析方面。在这些方面, BP 网络具有相当强的输入—输出映射能力, 具有很强的信息处理能力, 并且具有很强的鲁棒性。

4.1 网络拓扑结构

多层的 BP 网由一个输入层, 一个输出层和至少一个隐层组成。图 5 是具有一个隐层的 BP 网模型。

4.2 BP 学习算法

BP 网络的学习是典型的有教师的学习, 其学习算法是对简单的 δ 学习规则的推广和发展。

(1) 正向传播时的神经元输出:

$$V_i^k = f(U_i^k), \quad (2)$$

$$U_i^k = \sum_j w_{ij} V_j^{k-1}, \quad (3)$$

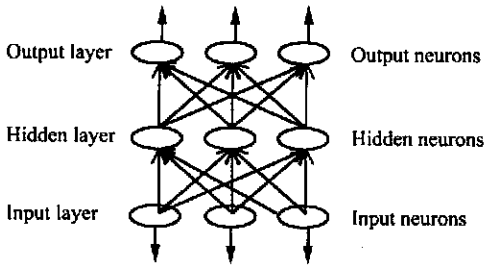


图 5 含三层的典型反向传播网

Fig. 5 Typical back propagation network composed of three layers.

式中, k ——层数, $k = 1, 2, \dots, m$

U_i^k ——第 k 层上第 i 个神经元输入的总和

V_i^k ——第 k 层上第 i 个神经元输出

f ——各个神经元的输入与输出之间的传递函数

w_{ij} ——第 $k-1$ 层第 j 个处理单元到 k 层第 i 个处理单元的连接权值

设输出层的每个神经元实际输出为 V_j^m , 期望输出为 y_j , 利用最小二乘法定义误差函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (V_j^m - y_j)^2, \quad (4)$$

(2) 反向传播时的权值改变公式

利用梯度最快下降法求误差函数的极小值, 可得权值改变量为:

$$\Delta w_{ij} = -\eta d_j^k V_j^{k-1}, \quad (5)$$

其中, $d_j^k = V_j^k (1 - V_j^k) \sum w_{ij} d_j^{k+1}$

(当 $k = 1, 2, \dots, m-1$ 时, 对于隐层)

$d_j^m = V_j^m (1 - V_j^m) (V_j^m - y_j)$

(当 $k = m$ 时, 对于输出层)

d_j ——误差信号

η ——学习步长

4.3 关于模型的进一步说明

模型设计中考虑了以下几点:

(1) 用三层 BP 网络

研究表明, 对于任何闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐层的 BP 网络来逼近, 因而一个三层的 BP 网络可以完成任意的 N 维到 M 维的映射。采用多个隐层会使梯度值更加不稳定, 收敛速度急剧下降^[9], 所以本文模型采用具有一个隐层的三层网络结构。

(2) 选用 Sigmoid 型非线性传递函数

$$f(\xi) = \frac{1}{1 + \exp(-\xi - \theta)}, \quad (6)$$

式中, θ ——阈值偏差^[6]

(3) 误差函数的改进

采用交叉熵函数可以减少大约一半的学习时间^[9]

$$E = \sum_j [-y_j \ln(V_j^m) - (1 - y_j) \ln(1 - V_j^m)], \quad (7)$$

(4) 隐层单元数的选择

隐层单元数的选择是一个十分复杂的问题。目前还没有很好的解析式来表示, 可以说隐单元数与问题的要求、输入输出单元的多少都有直接的关系。一般来说, 网络隐层单元数太少, 可能不能训练好网络, 或网络不“强壮”, 不能识别以前没有学过的样本, 容错性差; 但隐单元数太多又使学习时间过长, 误差也不一定最小, 因此存在一个最佳的隐单元数。实验中参照下式确定隐单元数:

$$h = \sqrt{(N + M)} + \beta, \quad (8)$$

式中 M 为输出单元数, N 为输入单元数, β 为 1~10 之间的常数。

(5) 改进算法

BP 算法存在收敛速度慢和局部极小值等问题。为了改善其收敛特性, 模型采用变步长算法, 步长采用动态方式调整。当一次训练后如果误差增大, 下一次步长适当减少; 当一次训练后如果误差减小, 那么下一次步长适当增大。该方法是一种自动进行训练学习的方法, 能减少训练次数。修正公式如下:

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -\eta d_j^k V_j^{k-1} + \alpha \Delta w_{ij}(t), \quad (9)$$

式中, α ——调整参数

5 结 论

试验产品有两个直径 3mm~4mm 的钢珠, 是关键零件。图 6 为所建立的标准样本钢珠特征拟合曲线, 小圆点为样本特征。横坐标对应不同角度, 纵坐标为归一化的特征量。在一定误差的容许范围内, 当图像的相关特征超出所匹配的样本的特征值范围时, 判别为钢珠漏装, 图中的星号为缺失一个钢珠的两幅相隔 90° 的产品图像的特征值。取 0.03 的容许误差时识别的结果是钢珠漏装, 对于其他关键件的检测结果类似。系统

可以正确地判断出正常产品,对内部零件漏装和脱落的故障产品能快速识别。根据试验结果选取

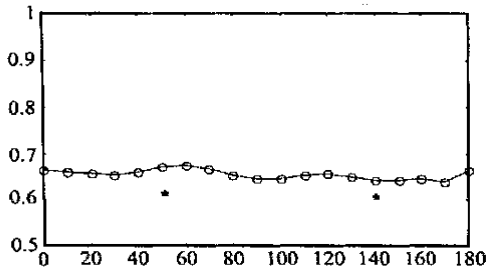


图 6 检测实例

Fig. 6 Detecting example.

合理的容许误差可以使总的误判率达到最小。

本文提出的检测方法将射线成像无损检测技术与数字图像处理技术相结合,将神经网络算法用在图像的特征匹配和识别当中。识别过程采用了改进的 BP 神经网络算法,以正常装配状态时的多幅图像为学习样本进行网络的训练。特征空间压缩为一维分布的简单灰度信息,具有良好的检测性能。训练时间和检测时间短(19 个样本的神经网络训练时间在 30min 之内,每件产品的平均检测时间不超过 3min),训练好的网络能识别出元器件漏装及错位等故障,适合复杂产品内部构件的在线检测。

参考文献:

- [1] Leger R P, Garland Wm J, Poehlman W F S. Fault detection and diagnosis using statistical control charts and artificial neural networks[J]. *Artificial Intelligence in Engineering*, 1998, 12: 35- 47.
- [2] Gomm J B, Weerasinghe M, Williams D. Diagnosis of process faults with neural networks and principal component analysis [J]. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part E*, 2000, 21(2): 131- 143.
- [3] Simani S, Fantuzzi C. Fault diagnosis in power plant using neural networks[J]. *Information Sciences*, 2000, 127: 125- 136.
- [4] Weerasinghe M, Barry G J, Willams David. Neural networks for fault diagnosis of a nuclear fuel processing plant at different operating points[J]. *Control Engineering Practice*, 1998, 6: 281- 289.
- [5] 庄哲民. 基于神经网络的滚动轴承检测[J]. *仪器仪表学报*, 2000, (2): 73-74.
- [6] 刘隆社. 神经网络在核供热堆冷却剂系统故障诊断的可行性研究[J]. *自动化仪表*, 1999, (2): 4-7.
- [7] 贾云得. 机械视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [8] 李文艳, 韩焱, 王明泉. 产品内部构件状态的自动检测方法[J]. *华北工学院学报*, 1999, 20(1): 67-70.
- [9] Daniel S, Vladimir K, Pospichal J. Introduction to multi-layer feed-forward neural networks[J]. *Chemom Intell. Lab Syst*, 1997, 39: 48- 51.
- [10] 李兴华, 翟林培. 神经网络用于凸轮机构稳速控制[J]. *光学精密工程*, 2000, 8(2): 165- 168.
- [11] 陈晓钟, 孙华燕. 一种自然纹理背景下的图像目标检测方法[J]. *光学精密工程*, 2000, 8(5): 421- 424.

Fault detecting technology based on neural network algorithm

LU Qiu_hong¹, YAN Guo_zheng¹, HAN Yan²

(1. Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;

2. North China Institute of Technology, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The paper describes an automatic on_line detecting system which can detect inner parts of complex electromechanical products. In the system, digital image processing technology is used to preprocess X-ray images of the products, and neural network algorithm is applied to diagnose faults. The fault recognition model adopts an improved back_propagating neural network, which is trained by a series of standard X-ray images of correctly assembled products. During the process of detection, two images of objects in differ-

ent directions are capable of acquiring the status of the key parts. After comparing the features of the two preprocessed images and standard images, the network can estimate different types of faults of the key parts. The detecting system combines digital radiography technology with digital image processing, and applies the back_propagating neural network algorithm in the fault recognition process. The system improves the speed and reliability of fault detection and has practicability in the field of industrial nondestructive detection.

Key words: nondestructive detection; fault diagnosis; neural networks; image processing

作者简介: 卢秋红(1973-), 女, 山西人, 上海交通大学电子信息学院博士研究生, 研究方向: 多机器人协调, 机械视觉, E-mail: qiu honglu@263.net;

颜国正(1961-), 男, 湖南人, 上海交通大学电子信息学院博士生导师, 国家 863 计划自动化领域智能机器人主题专业专家, 电子信息学院副院长;

韩 焱(1957-), 男, 山西人, 华北工学院电子信息工程系博士生导师, 系主任, 院长助理, 研究方向: 无损检测, 图像处理。

《发光学报》(双月刊)

——物理学类核心期刊

《发光学报》是中国物理学会发光分科学会主办的学术会刊, 由中国科学院长春光学精密机械与物理研究所承办。该刊以发光学、凝聚态物质中的激发过程为专业方向的综合性学术刊物。

《发光学报》于 1980 年创刊, 曾于 1992 年, 1996 年和 2000 年连续三次被“中文核心期刊要目总览”评为物理学类核心期刊。2000 年被评为中国科学院优秀期刊二等奖。现已被《中国学术期刊(光盘版)》、《中国期刊网》和“万方数据资源系统”等列为源期刊。英国《科学文摘》(SA)自 1999 年始; 美国《化学文摘》(CA)和俄罗斯《文摘杂志》(PЖ)自 2000 年始已定期收录检索该刊论文。本刊内容丰富、信息量大主要反映本学科专业领域的科研和技术成就, 及时报道国内外的学术动态, 开展学术讨论和交流, 为提高我国该学科的学术水平服务。

《发光学报》为季刊, 大 16 开本, 100 页, 国内外公开发行。国内定价: 每册 9.00 元。全国各地邮局均可订阅。《发光学报》欢迎广大作者、读者广为利用, 踊跃投稿。

地 址: 长春市人民大街 140 号

《发光学报》编辑部

邮 编: 130022

电 话: (0431)5684692-2534

E-mail: fgxb@ciomp.ac.cn

国内统一刊号: CN-1116/04

国际标准刊号: ISSN 1000-7032

国内邮发代号: 8-173

国外发行代号: 4863Q

http://www.ciomp.ac.cn