

doi: 10.7690/bgzdh.2015.04.025

# 基于 BP 神经网络的弹壳表面缺陷分类方法

苟文韬

(中国兵器工业第五八研究所弹药自动装药研究应用中心, 四川 绵阳 621000)

**摘要:** 为了对弹壳表面缺陷进行分类, 提出一种基于 BP (back propagation) 神经网络的弹壳表面缺陷分类方法。针对弹壳缺陷的特点, 提取了各类缺陷的灰度特征、形状特征、几何特征, 建立缺陷特征数据库, 并采用改进的 BP 神经网络算法设计了缺陷分类器。实验结果表明, 该方法在枪弹缺陷识别方面具有很好可行性和有效性。

**关键词:** 弹壳; 表面缺陷; 特征提取; BP 神经网络

**中图分类号:** TJ410.6 **文献标志码:** A

## Cartridge Case Surface Defect Classification Based on BP Neural Network

Gou Wentao

(Research & Application Center for Ammunition Automatic Charging & Assembly,  
No. 58 Research Institute of China Ordnance Industry, Mianyang 621000, China)

**Abstract:** In order to classify the cartridge case surface defects, a method based on BP neural network was proposed for classification of cartridge case defects. According to the defects characters, extracted the information of gray feature, shape feature and geometric features, established the characteristic database, a defect classifier was designed base on an improved BP neural network algorithm. The experiment results show the method is feasible and effective in bullet defect detect.

**Keywords:** cartridge case; surface defects; feature extraction; BP neural network

### 0 引言

在弹壳的加工过程中, 由于外观检选之后的工艺处理会消除部分微小缺陷对弹壳质量造成的影响, 所以对弹壳表面检测的判废标准是根据其缺陷种类来决定的, 例如线痕长度是否超标, 油污和擦伤面积是否超标, 而一旦有穿孔就判为废品, 所以需要缺陷进行分类。

当通过图像分割算法得到图像中的各个缺陷图像目标后, 就需要对缺陷目标进行分类。一般分为: 提取缺陷的特征建立特征向量, 采用模式识别算法设计分类器<sup>[1]</sup>。BP (back propagation) 网络是包含输入层、一层或多层隐层及输出层的按误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络。神经网络实质上实现了一个从输入到输出的非线性映射过程, 具有记忆和学习功能, 在复杂系统识别中能得到非常准确的识别结果。基于此, 笔者采用改进的 BP 神经网络算法, 对弹壳表面缺陷分类方法进行研究。

### 1 特征描述

图像特征提取和选择的目的是为了保证分类的准确性和快速性, 需要选择在特征向量空间中类间距离大而类内方差小的特征, 即不同类别的特征值距离较远, 而同一类内的特征值致密聚集。从图 1 可以看出: 弹壳表面缺陷具有灰度差异、形状差异、几何差异等特点, 笔者选择灰度特征、形状特征、

几何特征<sup>[2-3]</sup>来建立特征数据库, 作为模式分类系统的输入特征向量。

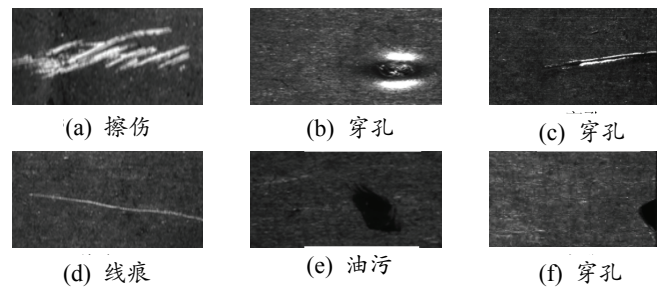


图 1 缺陷样本图像

最小外接矩形 (minimum enclosing rectangle, MER): 已知目标物体的边界时最简单的方法是用最小外接矩形来刻画它的基本形状。笔者取最小外接矩形的长宽比值作为特征值, 对区分细长型的缺陷种类特别有效。方向是最小外接矩形的最长边的方向, 类似线痕类的缺陷方向变化范围较小, 而油污可以在任何方向。矩形度: 用物体的面积与最小外接矩形的面积比来刻画, 反映物体对外接矩形的充满程度。缺口的矩形度值明显与其他种类缺陷差异较大。形心坐标反映了缺陷的位置信息, 横坐标对于区分口部缺陷有很好的效果, 而纵坐标对于区分缺陷类型作用不大, 不需要采用。平均灰度值和灰度均方差反映缺陷的灰度特征, 可以反映缺陷的亮暗特点。缺陷的特征描述见表 1, 其中  $W_{MER}$  和  $L_{MER}$  分别为 MER 的短边和长边,  $(x_0, y_0)$  和  $(x_1, y_1)$  是一条

收稿日期: 2014-12-16; 修回日期: 2015-02-05

基金项目: 国防基础科研 (C1020110001)

作者简介: 苟文韬 (1989—), 男, 四川人, 在读硕士, 从事图像处理及模式识别研究。

长边上的 2 个点,  $A_0$  和  $A_{MER}$  为缺陷和 MER 的面积,  $f(i, j)$  是缺陷在像素点  $(i, j)$  的灰度值。

表 1 缺陷特征描述

特征	计算公式	备注
宽长比	$r = \frac{W_{MER}}{L_{MER}}$	几何特征
方向	$\theta = \arctan(\frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0})$	几何特征
形心位置	$\bar{x} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} x_i, \bar{y} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} y_i$	几何特征
矩形度	$\bar{y} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} y_i$	形状特征
致密度	$C = \frac{P^2}{A}$	形状特征
平均灰度值	$\bar{f} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} f(i, j)$	灰度特征
灰度均方差	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} [f(i, j) - \bar{f}]^2}{n \times m}}$	灰度特征

## 2 BP 神经网络分类器设计

分类器设计就是通过输入训练样本到神经网络进行训练, 确定各层的权值矩阵和偏置向量, 利用得到的网络结构对待识别缺陷进行识别。

### 2.1 输入层与输出层设计

BP 神经网络的输入输出层根据使用者的要求来设计。为了避免大值特征比小值特征对分类的影响程度更大, 应尽量让所有的特征值都处在一个数量级。笔者对上述提取的特征进行处理, 选择 7 个特征值作为弹壳表面缺陷的分类指标, 包括宽长比、方向偏移量、横坐标占全长比值、矩形度、致密度的对数、平均灰度值占灰度等级比值、灰度均方差, 将其组成特征向量作为神经网络的输入, 则输入神经元个数为 7 个。

将待识别的 6 个缺陷: 油污、擦伤、线痕、口部裂痕、缺口和穿孔作为神经网络的输出, 输出神经元个数为 6 个。在训练集样本中, 若某一类属于第  $k$  类, 目标输出设为  $y = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ , 其中第  $k$  列置为 1。

### 2.2 隐层的设计

隐层决定了 BP 神经网络的非线性映射能力, 需要确定的主要是隐层的层数和节点(神经元)。一般情况下, 增加隐层数可以降低网络误差、提高性能, 但也会使网络复杂化, 容易出现“过拟合”的倾向。BP 神经网络至少有一个隐层, 而 2 个隐层的神经网络可以满足任何的分类要求<sup>[4-5]</sup>。考虑到该网络输入层和输出层神经元数都不是很多, 这里采用单隐层, 结构如图 2。隐层单元数太少可能不能训练出网络来, 或者不能提取出样本的准确特征, 识别

不出以前未看到的样本, 容错性差; 但隐层单元数太多会导致网络结构过于复杂, 增加训练时间, 还会使特征空间划分过细, 失去泛化能力。一般实际应用中可参考以下经验公式:

$$N = \sqrt{n+m+a} \quad (1)$$

其中:  $m$  为输出层神经元数目;  $n$  为输入层神经元数目;  $a$  为 [1,10] 之间的常数, 经实验节点数取 9 时分类效果较好。

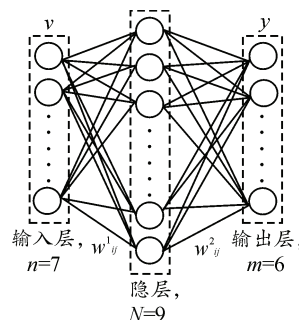


图 2 三层神经网络结构

### 2.3 激活函数选择

为了推导出迭代训练算法, 计算神经网络的突触权, 使选择的代价函数最小, 激活函数必须能进行微分, 这里选择连续微分函数中最常用的 sigmoid 函数作为激活函数, 函数如下:

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

### 2.4 网络学习算法

BP 算法将网络的输出与希望值比较, 并计算某种基于方差和的误差测度, 然后利用梯度下降法调整网络权重, 使得误差最小化。标准的神经网络算法收敛过程非常缓慢, 通过引入动量项改进的 BP 神经网络算法<sup>[6]</sup>, 可以使收敛过程更快地通过损失曲面的平稳部分。用  $v^i$  表示弹壳缺陷的一个训练模式,  $y^i$  表示该缺陷对应的实际输出,  $w^i$  为希望得到的输出, 学习算法如下:

1) 用小随机数给权重  $w_{ij}$  赋值, 并令  $k = 0$ 。

2) 输入缺陷训练集合中的一个向量  $v$ , 计算神经网络的输出  $y$ 。

3) 若输出缺陷类型向量  $y$  与期望的输出向量  $w$  不符, 则按下式调整权值

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \varepsilon \delta_j z_i(k) + a[w_{ij}(k) - w_{ij}(k-1)]$$

其中:  $\varepsilon$  为学习率;  $z_i(k)$  为节点  $i$  的输出;  $k$  为迭代次数;  $\delta_j$  为与相邻上一层中节点  $j$  相关的误差:  $\delta_j = y_j(1-y_j)(w_j - y_j)$  对输出节点  $j$ ;  $\delta_j = z_j(1-z_j)(\sum_l \delta_l w_{jl})$  对隐藏节点  $j$ 。