

基于 BP 神经网络的管道缺陷识别

文/刘恩东

摘要

为了能够自适应地识别管道内部缺陷,针对目前管道内部图像须有人工实时检测的弊端,提出了一种以机器学习完成缺陷分类的方法。该方法通过训练好的 BP 神经网络智能识别管道内缺陷及其种类,通过图像处理技术提取管道内各参数,最后利用管道内边缘周长、面积、辉度等参数识别缺陷类型。实例应用结果表明:该方法能够有效地识别异物、裂纹、堵塞。

【关键词】BP 神经网络 管道缺陷 缺陷分类

目前,通过图像处理的方式进行模式识别已成为新的研究热点,并广泛应用于识别汽车车牌、手写汉字、水位线、水稻品质及各种工业产品等领域。在城市管道检测技术方面,现多采用由管道机器人对待测管道进行内部信息采集,再由人工进行实时的观测并进行判断。但是,由人工对管道内部问题进行判断,其判断的主观性与遗漏的可能性都是难以避免的。针对这一情况,通过人工智能算法—BP 神经网络对已获取的图像信息进行处理,从而得到管道内部的缺陷类型,不仅降低了系统操作人员的劳动强度,而且从整体上提高了缺陷分类软件的易用性和可移植性。

监控中视频处理的过程如图 1 所示,本项目将在图像处理技术的基础上通过 BP 神经网络着重对分类识别的部分进行研究,以达到机器智能检测的目的。

1 图像的预处理

1.1 管道内部缺陷样本的采集

建立管道内部缺陷库,是进行管道内部缺陷识别的必要条件。同时也是对识别方法进行客观测试,估计其性能,评价其优缺点的根本依据。采集样本时应符合大多数管道问题的实际情况,反映各种管道材料、直径、形状的特征等。

较差的学习样本不但会导致网络的错误映射关系,而且还可能会使该网络的学习过程不收敛,因此采集学习样本对于 BP 神经网络系统的学习和训练尤为重要。本实验采集学习样本的原则为:

1.1.1 代表性

所用样本需要起到以点带面的作用,应当体现出输入输出关系,如选用特征突出的样本,只有通过具有代表性的学习样本所训练出来的 BP 神经网络才能很好的映射输入输出的关系。

1.1.2 广泛性

所用样本应能提供该 BP 网络各种情况下

的输入,广泛的样本可使训练出来的 BP 网络具有良好的适应力,这对于管道内部缺陷识别与分类来说是非常重要的。

1.1.3 紧凑性

若学习样本含有较多的无效成分会导致学习过程难以收敛,从而导致训练出来的网络会产生错误的映射,使网络输出过多偏向无效学习成分所形成的错误的映射关系。

1.2 归一化处理

管道缺陷种类繁多,缺陷特征各不相同,即使是常见缺陷也会因大小和分布的不同而有所差异,所以在进行缺陷识别前需要对其进行归一化处理。缺陷的归一化处理可分为线性和非线性两种。进行归一化处理是为了消除由于管道自身缺陷而带来的识别问题,从而进一步的为提取特征和分类器识别打下良好的基础。

通过线性归一化的方式将其归一化为统一大小的图像,归一化后的图像可以表示为:

$$f(x,y) = f' \left(\frac{\text{width} \times x}{W} + \delta x, \frac{\text{height} \times y}{H} + \delta y \right)$$

其中, width 和 height 分别表示未归一化时原图像的宽与高, W 与 H 则表示归一化后图像所对应的宽和高, A (水平)、B (垂直) 分别表示原图像的左上角与归一化后矩形框左上角的距离。

线性归一化算法较为简单,即将图像按一定比例线性调整为同一尺寸,可以保有原图像的形状与特征(几乎无失真),但是无法改变图像的亮度与清晰度等属性;非线性归一化是按照管道内部的特征分布来处理、调整清晰度,削弱那些偏亮、偏暗的区域,或是像素密集的区域,压缩像素分散的区域。

1.3 平滑去噪处理

各种噪声可能存在于样本图像中,如高斯噪声、白噪声等。图像的平滑化,即消除样本图像中的噪声成分,是图像增强技术中的一种。该操作可达到两个目的:

(1) 按特定的需要突出图像中的特定信息;

(2) 消除视频图像在输入时混入的噪声,以适应计算机的处理。

图像平滑化处理的要求有:

(1) 不能损坏图像的边缘轮廓及线条等重要信息;

(2) 使图像清晰。

平滑处理的方法分为:

(1) 空间域法(时域),其中空间域法又分为线性和非线性滤波器;

(2) 频域法一般需要对图像进行一次正向的数学变换(通常离散傅立叶变换,也可以为拉氏变换或 Z 变换)和一次反向的数学逆变换。

2 BP神经网络的运用

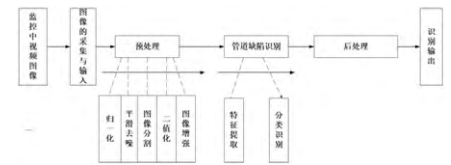


图 1: 实验流程图

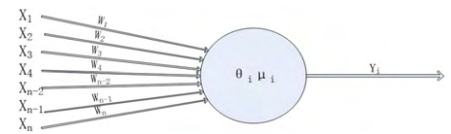


图 2: 单个神经元

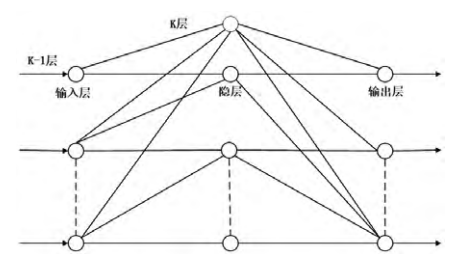


图 3: 神经网络模型

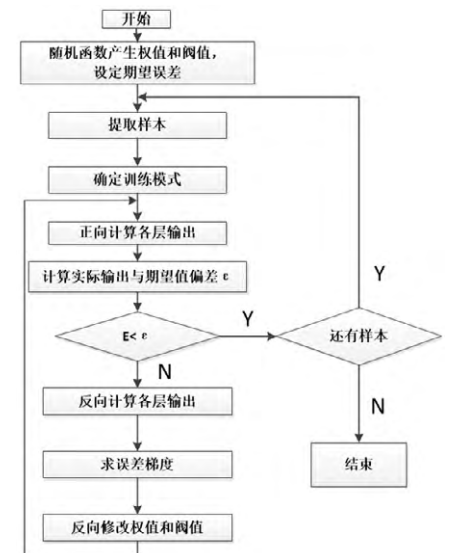


图 4: 学习过程图解

许多学者对 BP 神经网络的算法及结构进行过优化,有人提出:神经网络好比是一种自适应机器,神经网络是一个由若干简单处理单元所共同组成的大型分布式处理器,因此具有存储经验知识(记忆性)和使之可用(有用性)的特性。神经网络与人脑的相似之处有两个:

(1) 所获取的知识都由外界环境学习而来;

(2) 突触权值(神经元间的相互连接强度)用于储存所获取的知识。

2.1 BP神经网络的简介

人工神经网络是根据模仿动物神经网络

的行为特征,进行分布式并行处理算法的一种数学模型。这种网络在处理信息时是通过调整内部大量节点之间相互连接的关系所实现的。而 BP(Back Propagation) 神经网络模型是由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。其凭借着强大的联想能力、容错能力以及自组织能力,成为现阶段应用最为广泛的神经网络之一。BP 神经网络最大特点仅依靠样本输入、输出数据,不借助系统的基本物理定律,就能实现由 R_n 空间 (n 个输入节点) 到 R_m 空间 (m 个输出节点) 的高度非线性映射。

2.2 BP 网络模型

BP 神经网络是一种反馈前向型的神经网络,也是一种典型的多层前向型网络,通过网络内各层之间的权值与结构表示出复杂的非线性 1/0 映射关系, BP 神经网络同时具有较好的自我学习功能,能够通过误差的反馈算法,比照已有的样本进行重复训练,调整网络内各层间的权值,直到该网络的 1/0 关系在某个训练指标下与样本最为接近。一个典型的 BP 神经网络应包含输入层、中间层(也称隐层)和输出层,不同层之间相互连接,层内神经元之间无连接。其中隐含层可以为一层或多层。每一层都由互不连接的若干个神经元组成。相邻两层的每一个神经元之间的关系由权值所决定,权值的大小直观地反映了两个神经元间的连接强弱,整个 BP 网络的计算流程是由输入层-中间层-输出层单向前进,因而属于前向型网络。

2.3 BP 网络原理

典型的 BP 网络分为三层,即输入层、隐含层和输出层。其算法主要由以下四部分组成,即模式顺传播——误差逆传播——记忆训练——学习收敛。

2.3.1 模式顺传播

设样本输入为 $\vec{A}_k = (a_1, \dots, a_n)$, 输出为 $Y_k = (y_1, \dots, y_q)$

中间单元的输入为 $S_k = (s_1, \dots, s_p)$, 输出为 $B_k = (b_1, \dots, b_p)$

输出层的输入为 $L_k = (l_1, \dots, l_q)$, 输出为 $C_k = (c_1, \dots, c_q)$

$k = 1, 2, \dots, m$, 为样本总数。

输入层与中间层之间的权值 $\{w_{ij}\}$, $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, p$

中间层与输出层之间的权值 $\{v_{ij}\}$, $j=1, 2, \dots, p, t=1, 2, \dots, q$

阈值(中间层) $\{\theta_j\}$, $j=1, 2, \dots, p$

阈值(输出层) $\{\gamma_j\}$, $t=1, 2, \dots, q$

中间层输入: $S_j^k = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i - \theta_j$, 输出: $b_j^k = f(S_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-S_j^k}}$, $j=1, 2, \dots, p$

输出层输入: $L_j^k = \sum_{j=1}^p v_{jt} b_j - \gamma_t$, 输出: $c_t^k = f(L_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-L_j^k}}$, $t=1, 2, \dots, q$

2.3.2 误差的逆传播

根据输出层产生的误差,经中间层向输入层传播,在这个过程中,按照梯度下降原则对各层的权值和阈值进行误差校正。

输出层计算:

权值调整量计算:

第 k 模式(样本)下,网络的输出误差的均方值为,

$$E_k = \sum_{t=1}^q (y_t^k - C_t^k)^2 / 2$$

因为, $\frac{\partial E_k}{\partial C_t} = -(y_t^k - C_t^k) = -\delta_t^k$,

$$\frac{\partial C_k}{\partial v_{jt}} = \frac{\partial C_k}{\partial L_t} \frac{\partial L_t}{\partial v_{jt}} = f'(L_t) b_j = C_t(1 - C_t) b_j$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial v_{jt}} = \frac{\partial E_k}{\partial C_t} \frac{\partial C_k}{\partial v_{jt}} = -\delta_t^k C_t(1 - C_t) b_j$$

所以,上述即为权值变化对均方值误差的影响程度,按梯度下降原则应使权值调整量 Δv_{jt} 与

$\frac{\partial E_k}{\partial v_{jt}}$ 的负值成比例变化,即

$$\Delta v_{jt} = -\alpha \left(\frac{\partial E_k}{\partial v_{jt}} \right) = -\alpha \delta_t^k C_t(1 - C_t) b_j = \alpha d_t^k b_j$$

其中, $\alpha \in (0, 1)$, $t=1, 2, \dots, q, j=1, 2, \dots, p$ 。

阈值调整量计算:

因为,

$$\frac{\partial E_k}{\partial \gamma_t} = \frac{\partial E_k}{\partial C_t} \frac{\partial C_t}{\partial \gamma_t} = -\delta_t^k f'(L_t)(-1) = -\delta_t^k C_t(1 - C_t)(-1) = d_t^k$$

所以,按照梯度下降原则,可得到输出层各单元的阈值调整量为:

$$\Delta \gamma_t = -\alpha \left(\frac{\partial E_k}{\partial \gamma_t} \right) = -\alpha d_t^k$$

(1) 中间层到输入层计算:

权值调整量计算:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} &= \left(\sum_{t=1}^q \frac{\partial E_k}{\partial C_t} \frac{\partial C_t}{\partial L_t} \frac{\partial L_t}{\partial b_j} \right) \frac{\partial b_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \\ &= \sum_{t=1}^q (-\delta_t^k C_t(1 - C_t) v_{jt} b_j(1 - b_j) a_i) \\ &= \sum_{t=1}^q (-d_t^k v_{jt} b_j(1 - b_j) a_i) \\ &= -e_j a_i \end{aligned}$$

按照梯度下降原则,可得到连接权值的调整量为:

$$\Delta w_{ij} = -\beta \left(\frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} \right) = \beta e_j a_i$$

阈值调整量计算:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k}{\partial \theta_j} &= \left(\sum_{t=1}^q \frac{\partial E_k}{\partial C_t} \frac{\partial C_t}{\partial L_t} \frac{\partial L_t}{\partial b_j} \right) \frac{\partial b_j}{\partial S_j} \frac{\partial S_j}{\partial \theta_j} \\ &= \sum_{t=1}^q (-\delta_t^k C_t(1 - C_t) v_{jt} b_j(1 - b_j)(-1)) \\ &= \sum_{t=1}^q (-d_t^k v_{jt} b_j(1 - b_j)(-1)) \\ &= e_j \end{aligned}$$

按照梯度下降原则,可得到输出层各单元的阈值调整量为:

$$\Delta \theta_j = -\beta \left(\frac{\partial E_k}{\partial \theta_j} \right) = -\beta e_j$$

以上的推导为标准差逆传递的算法,其中各连接权值的改变量分别与各个学习模式所对应的误差 E_k 成比例变化。而相对于全局误差 $E_k = \sum_{t=1}^m E_k$ 的连接权调整,需要在完成 m 个学习模式后统一进行,这是累积误差逆传递的算法。一般来讲,当样本较少时,累积误差逆传递算法要比标准误差逆传递算法速度快。

2.3.3 记忆训练

给出一组样板反复进行学习,调整权值和阈值的大小以使输出值满足一定的精度要求。

2.3.4 网络收敛

经由多次训练, BP 神经网络的整体误差趋向于最小值。

由于 BP 算法采用了按误差函数梯度下降的方向进行收敛,因此,可能使迭代陷入局部极小点, BP 网络收敛依赖于样本的初始位置,适当改变隐层单元个数,或给每个权值加上一个很小的随机数,都可使收敛过程避免局部极小点。

3 结语

本文提出的基于图像处理和 BP 神经网络技术的管道缺陷识别方法,可以通过 BP 神经网络完成机器视觉的学习,使管道机器人能够自主判断出管道内部是否存在缺陷,并进一步区分出管道接口渗漏、错口、管道腐蚀、管身穿孔、支管、淤积、结垢、障碍物等缺陷类型,完成整个智能检测。同时,该方法也存在一定的误识别率,这与训练样本的丰富程度与待测管道的内部环境密切相关。

参考文献

- [1] 张小伟,解智强,侯至群,等.一种基于 BP 神经网络耦合排水管线信息的城市河道风险评价研究[J].测绘通报,2014(12):93-96.
- [2] 彭向前.产品表面缺陷在线检测方法研究及系统实现[D].华中科技大学,2008.
- [3] 王雪梅.基于神经网络的冷轧带钢表面缺陷识别分类技术研究[D].电子科技大学,2006.
- [4] 吴斌,齐文博,何存富,等.基于神经网络的超声导波钢杆缺陷识别[J].工程力学,2013(02):470-476.
- [5] 童文俊.BP 神经网络在板形缺陷识别中的应用[D].江南大学,2008.
- [6] 刘彩红.BP 神经网络学习算法的研究[J].西安工业大学学报,2012,32(09):723-727.
- [7] 张弦.基于数据并行的 BP 神经网络训练算法[D].华中科技大学,2008.
- [8] 黄良炯.供水管道表面损伤特征提取及其评价技术研究[D].哈尔滨工业大学,2008.
- [9] 王康.基于 BP 神经网络的脱机手写汉字识别研究[D].天津师范大学,2009.
- [10] 余本国.BP 神经网络局限性及其改进的研究[J].山西农业大学学报:自然科学版,2009,29(01):89-93.
- [11] 李炯城,黄汉雄.一种新的快速 BP 神经网络算法——QLMBP[J].华南理工大学学报:自然科学版,2006,34(06):49-54.
- [12] 吴凌云.BP 神经网络学习算法的改进及其应用[J].信息技术,2003,27(07):42-44.
- [13] 彭松,方祖祥.BP 神经网络学习算法的联合优化[J].电路与系统学报,2000,5(03):26-30.

作者单位

江汉大学物理与信息工程学院 湖北省武汉市 430056