

一种基于聚类的 GRBF 网络机械缺陷识别方法

刘 涛

(西安科技大学 通信学院, 陕西 西安 710054)

摘 要: 针对煤矿机械缺陷超声信号的非平稳特性, 利用小波包和基于聚类的广义 RBF 神经网络进行缺陷的智能识别. 重点研究了利用小波包方法提取反映不同缺陷性质的特征值和 GRBF 神经网络分类方法. 并以机械焊接缺陷为研究对象, 进行了实验研究. 结果表明该方法与其他方法相比, 具有较高的缺陷分类准确率.

关键词: 小波包变换; 机械缺陷; 神经网络; 分类识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2012)04—0162—03

A Method of Mining Machinery Flaw Identification Based on Clustering Algorithm Optimized GRBF

LIU Tao

(School of Communication Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: According to the nonstationarity of mining machinery flaw signals in ultrasonic testing, the method used for defect identification based on WPT and Clustering Algorithm optimized GRBF. Focus on WPT extract the different defects characteristics and GRBF Algorithm classify the different flaws. Experimental study the mining machinery Welding flaws. Compared with the BP, experimental results shows that this algorithm has high accuracy of flaw classification.

Key words: WPT; mechanical flaw; neural network; classification identification

1 引言

近年来, 人工神经网络技术发展迅速, 是一种有效的模式识别方法, 在机械缺陷识别中得到了广泛的应用. 目前机械缺陷识别中, 采用的人工神经网络多为成熟的 BP 网络^[1-2]. 但是 BP 神经网络分类方法存在网络学习收敛速度慢, 容易陷入局部极小等问题. 而 RBF 网络在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络, 但由于 RBF 网络性能的好坏关键在于中心的选择. 针对这一问题, 本文采用基于聚类的 GRBF 神经网络方法对缺陷信号进行分类识别. 该方法避免了中心点和隐层节点等参数的随机选取, 保证了分类结果的准确性, 目的在于提高机械缺陷识别的精度.

2 基于聚类的 GRBF 网络的机械缺陷识别方法

2.1 基于小波包变换(WPT)的缺陷能量特征提取

WPT 具有时频分辨率高和高分辨率分析的特点, 适用于对瞬态非平稳信号的分析处理, 机械缺陷超声信号是一种典型的非平稳信号, 因此适合采用 WPT 进行特征提取. 当信号回波中包含缺陷信号时, 不同缺陷信号能量的空间分布会发生相应变化, 即输出能量的改变包含着丰富的缺陷特征信息. 利用 WPT 在多层分解后的不同频带内分析信号, 使信号频率特征在不同分辨率的子空间中以显著的能量形式表现出来, 即可提取出缺陷信号的特征信息.

按照能量方式表示的小波包分解结果称为小波包能量表示^[3], 设有缺陷超声信号 $f(x)$, 在小波变

换中,原始信号 $f(x)$ 在 $L^2(R)$ 上的 2 范数定义为

$$\|f\|_2^2 = \int_R |f(x)|^2 dt \tag{1}$$

在小波包能量谱中,对于子空间的小波包变换结果用序列 $\{W_i(k) | k=1,2,\dots,m\}$ 表示,其中 m 为该子空间的样本长度,则 $W_i(k)$ 的能量定义为:

$$E_i = \sum_{k=1}^m |W_i(k)|^2 \tag{2}$$

由于缺陷信号会对各频带内信号能量有较大的影响,不同的缺陷对各频带内信号能量的影响也不相同.因此,将缺陷信号进行小波包分解后计算出的各频带能量分布特征作为缺陷特征提取,为缺陷分类提供了前提条件.本文利用小波包提取机械缺陷信号能量特征.利用 db6 小波作为母函数对机械缺陷信号进行 5 层小波包分解,分别提取第 5 层 32 个频率成份的信号特征.文献[4-5]认为小波包分解后各个尺度上均有缺陷信息存在,故选取分布于不同尺度上的各频带能量共 10 维作为该信号的特征值.提取的 10 维能量信号如图 1 中阴影所示.由此提取出的不同缺陷的能量谱图如图 2 所示.

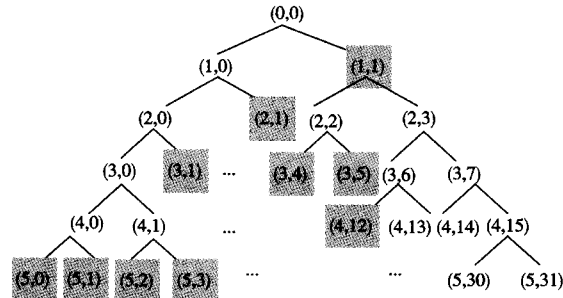


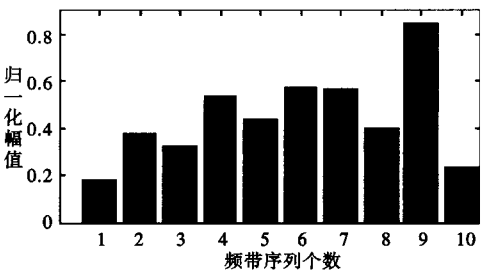
图 1 超声检测五层小波包分解树及频带能量选取

2.2 基于聚类的 GRBF 网络的煤矿机械缺陷识别方法

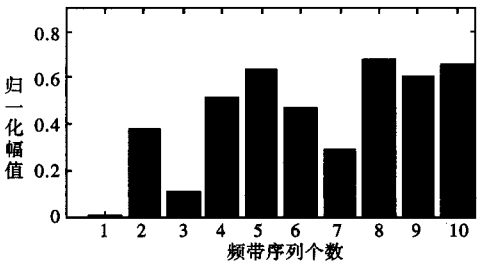
径向基函数神经网络(RBF)是一种将输入矢量扩展或者预处理到高维空间中的神经网络学习方法.近年来,RBF 网络已经成功地用于处理非线性函数逼近和数据分类问题^[6-7].它是一种三层的前向网络,如图 3 所示.输入层由信号源节点组成,从输入空间到隐含层空间的变换是非线性的,从隐含层空间到输出空间的变换是线性的.隐层节点选取函数为核函数,输出节点是一个线性组合器,第 j 个输出节点的输出为

$$y_j(W,x) = \sum W_{ij} \phi_i(\|x - C_h\|, \rho_h) \tag{3}$$

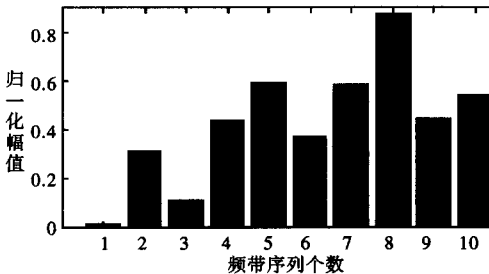
RBF 神经网络具有 N 个输入节点, P 个隐节点, l 个输出节点;网络的隐节点数等于输入样本数,将所有输入样本设为径向基函数的中心,各径向



(a) 裂纹的能量谱



(b) 夹杂的能量谱



(c) 气孔的能量谱

图 2 五层小波包分解抽取的能量谱

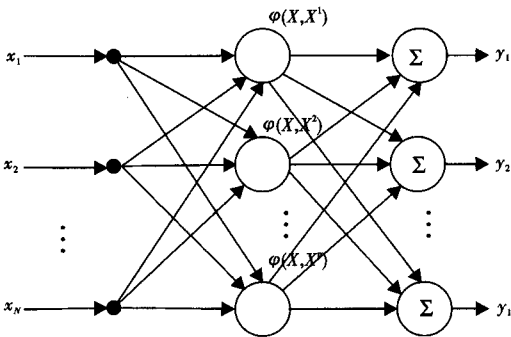


图 3 RBF 网络结构

基函数取统一的扩展常数.由于 RBF 网络的训练样本与“基函数”是一一对应的.当样本数 P 很大时,实现网络的计算量将大的惊人,此外 P 很大则权值矩阵也很大,求解网络的权值时容易产生“病态问题”.为解决这一问题,可减少隐节点的个数,即 $N < M < P$, N 为样本维数, P 为样本个数,从而得到广义 RBF (GRBF) 网络^[8].

GRBF 网络是用径向基函数作为隐单元的“基”,构成隐含层空间. 隐含层对输入向量进行变换,将低维空间的模式变换到高维空间内,使得在低维空间内的线性不可分问题在高维空间内线性可分. GRBF 网络的设计包括结构设计和参数设计^[8],结构设计主要解决如何确定网络隐节点数的问题,GRBF 神经网络中待确定的参数有二类:基函数中心点、宽度以及网络的权值. 因此,网络的学习过程分为二步:首先确定基函数的中心点和宽度,其次是权值的学习. RBF 网络的中心选择是关键,如果 RBF 中心的数量过多,将使网络的计算量显著增加,而且也会导致网络泛化能力的降低. 本章采用聚类算法确定中心点,它不需要事先确定隐层神经元个数即可构建出理想的网络,更加适应根据实时样本数据自动构建网络的要求. 本文采用聚类算法确定中心点等参数流程框图如图 4 所示.

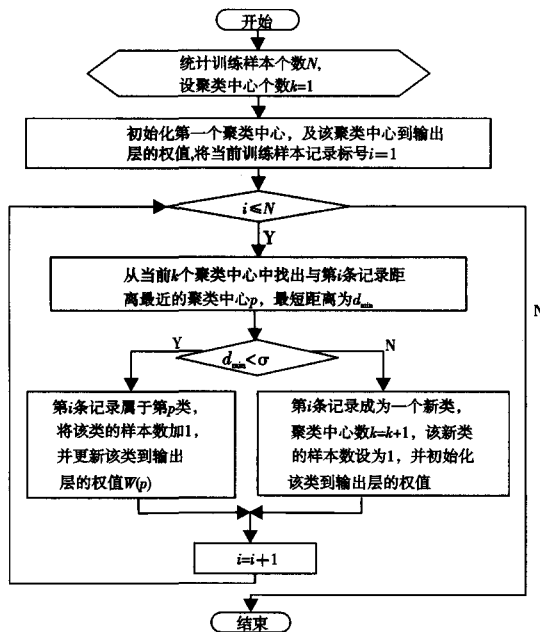


图 4 聚类算法流程图

在用聚类算法得到网络的基函数中心等参数及初始权值后,再用有监督学习算法调整隐层到输出层的权重. 因此,下面将该算法用于机械缺陷分类的研究中.

3 实验研究和结果分析

3.1 IRIS 数据集分类实验

本文采用的基函数是高斯函数,即对于任意的输入向量 $X \in R^N$ (R^N 为输入样本集),它定义为

$$R_i(x) = \exp[-\|X - C_i\|^2 / (2\sigma_i^2)] \quad i = 1, 2, \dots, N_r \quad (4)$$

本实验采用 Matlab 编程环境,利用 GRBF 算法对 IRIS 数据集和机械焊接缺陷超声检测数据集进行了分类实验. IRIS 数据集共有 150 条记录,实验中取前一半数据集作为训练样本,后一半数据集作为测试样本. 将实验结果与 BP 算法比较,结果表 1 所示.

表 1 不同分类算法对 IRIS 数据集分类结果比较

分类 算法	隐层 节点数	迭代 次数	分类 时间/s	分类 准确率/%
BP	8	201	6.247	94.7
GRBF	7	1	0.21	96

实验结果显示,利用基于聚类的 GRBF 网络对 IRIS 数据集进行分类,分类正确率 96%. 确定的聚类中心数为 7,因此隐层节点数为 7 个. 与 BP 网络相比,算法的精度得到了提高,而且算法分类所需时间大为减少.

3.2 机械焊接缺陷分类实验研究

本文实验中对焊接缺陷裂纹、气孔和夹杂三种典型缺陷进行分类实验研究,实验对缺陷数据集超声信号的获得是利用 CTS-4020 数字式超声探伤仪采集. 特征提取分别采用小波包三层分解得到 8 维特征向量,五层分解得到的 10 维能量特征. 实验结果如表 2 所示.

表 2 不同特征提取方法采用 GRBF 分类结果对比

特征提 取方法	隐层 节点数	正确 样本数	分类 时间/s	分类 准确率/%
5L_WPT	68	68	0.711	90.7
3L_WPT	63	66	0.621	88

实验结果表明,利用小波包三层分解,提取全部能量特征对机械缺陷进行特征提取,与小波包五层分解去除冗余缺陷特征进行分类相比,利用 WPT 五层分解结果进行分类准确率高. 另外,利用小波包三层分解提取特征进行分类,分类结果受扩展系数,学习步长影响较大.

4 结束语

本文利用 WPT 提取机械缺陷信号特征,根据不同缺陷信号能量的空间分布不同的特点,有效地提取出了缺陷的特征. 并利用基于聚类的 GRBF 网络对不同缺陷信号进行分类,与 BP 神经网络相比,实验结果表明,该算法对机械缺陷超声检测信号进

(下转第 168 页)

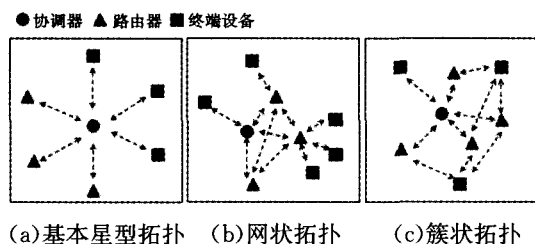


图4 ZigBee 网络拓扑结构

据或命令,供电方式为电池,该结构总体功耗较小,但节点与中心协调器间传输距离有限,因此只适用于小范围的室内应用,无法满足井下要求。

这种多跳系统传输距离远,自愈性好,但其构建较为复杂,节点所要维护的信息较多,由于一直处于“监听”状态,功耗很大,一般适用于野外大规模环境等参数监测。

簇状结构实际是复杂的星型结构。在簇状拓扑中,网络协调器、路由器、终端设备功能清晰,构建简单,所需资源相对较少,并可实现网络的路由转发功能,从而扩大网络通信范围,适宜于井下无线定位系统组网。当然,借用簇状网的拓扑思想,也可以构建其它混合网。

4 结束语

本文针对目前定位系统中存在的诸多问题,从系统整体架构的探讨出发,对人员无线定位系统中

的几个关键技术进行了较为深入的研究,提出具有一定可行性的改进策略,提升或优化现有系统的综合性能及指标,以推动矿业安全的智能化。

参考文献:

- [1] 黄迎辉,李新. 基于 ZigBee 无线网络技术的矿井监测系统[J]. 自动化与仪表,2010(07):21-23,31.
- [2] 朱斌,谭勇. 基于 ZigBee 无线定位技术的安全监测系统[J]. 计算机测量与控制,2010,18(06):1247-1249.
- [3] 安威鹏,沈志广. 基于 ZigBee 矿井人员跟踪定位的方法研究[J]. 微计算机信息,2009,25(10/2):79-81.
- [4] 钟晓玲,徐昌彪. 矿井下基于无线传感器网络的定位机制[J]. 传感技术学报,2009,22(08):1159-1162.
- [5] 黄成玉,李思敏. 基于 ZigBee 技术的矿井人员定位算法研究[J]. 通信技术,2010,43(8):195-198.
- [6] 王森,白文乐. 基于无线传感器网络的 TDOA-CTLS 定位算法研究[J]. 微电子学与计算机,2010,27(04):149-152.
- [7] Pichlet M, Sshwarzer S, Stelzer A, et al. Multi-channel distance measurement with IEEE 802.15.4 (ZigBee) devices[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,2009,3(05):845-859.

作者简介:

程文波 男,(1979—),博士生,讲师. 研究方向为现代信号与信息处理。

(上接第 164 页)

行分类,分类的速度和准确率均得到了提高。从而证实了该方法进行机械缺陷分类的有效性。

参考文献:

- [1] Hossein Ravanbod. Application of neuro-fuzzy techniques in oil pipeline ultrasonic nondestructive testing [J]. NDT&E International, 2005(38): 643-653.
- [2] 李雪,朱杰. 超声探伤信号的神经网络识别[J]. 电子测量技术,2006,29(2):23-25.
- [3] Li Meng, Lu Shuang, Chen Daimin, et al. Application of wavelet-neural network in rolling bearings fault diagnosis[C]// Conference Proceedings of the Seventh International Conference on Electronic Measurement&Instruments. [s.l.]: IEEE,2005: 604-608.
- [4] 邸新杰,李午申,白世武,等. 焊接裂纹金属记忆信号的神经网络识别[J]. 焊接学报,2008,29(3):13-16.
- [5] 李功,黄民. 基于小波包变换的超声回波信号特征提取[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版,2006,29(2):246-249.
- [6] 杨俊,陈贤富. 基于 KPCA 和 RBF 网络的文本分类研究[J]. 微电子学与计算机,2010,27(3):122-125.
- [7] 朱颖东,李红婵. 结合类内集中度和优化 RBF 神经网络的特征选择[J]. 微电子学与计算机,2011,28(2):145-148.
- [8] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用(第二版)[M]. 北京:化学工业出版社,2007. 172-181.

作者简介:

刘涛 男,(1972—),博士. 研究方向为智能信息处理、网络安全。