

分类号: TP206.3

单位代码: 10422

密 级:

学 号: 200712367



山东大学

硕士学位论文

Shandong University Master's Thesis

论文题目: 基于小波神经网络的柴油机燃油系统故障
诊断的设计与实现

Design and Realization of Diesel Fuel System
Fault Diagnosis Based on Wavelet Neural Networks

作 者 李凤鸣
专 业 控制理论与控制工程
导 师 刘政
合作导师 _____

2010年5月23日

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的科研成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名：李凤鸣 日期：2010.5.23

关于学位论文使用授权的声明

本人完全了解山东大学有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权山东大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

（保密论文在解密后应遵守此规定）

论文作者签名：李凤鸣 导师签名：刘成 日期：2010.5.23

目 录

摘 要	I
ABSTRACT.....	III
缩略词注释表.....	1
第一章 绪 论.....	1
1.1 引言	1
1.2 设备故障诊断理论概述	2
1.2.1 故障诊断技术简介.....	2
1.2.2 柴油机故障诊断技术研究现状.....	3
1.2.3 小波神经网络研究现状.....	4
1.3 课题研究的目的与意义	5
1.3.1 课题研究的目的.....	5
1.3.2 课题研究的意义.....	5
1.4 本课题的主要工作及特点.....	6
第二章 基于小波变换的故障特征提取	9
2.1 小波分析基础.....	9
2.1.1 小波分析定义	9
2.1.2 连续小波变换	10
2.1.3 离散小波变换	12
2.1.4 多分辨率分析	12
2.1.5 小波包理论	14
2.1.6 小波和小波包分解的信号重构.....	15
2.2 利用小波模极大值法进行信号特征提取	16
2.2.1 小波系数模极大值法.....	16
2.2.2 应用小波系数模极大值法提取油压信号特征	17
2.3 利用小波包进行信号特征提取.....	19
2.3.1 小波包分解的改进算法	19
2.3.2 频带分析技术	20
2.3.3 应用小波包频带分析提取油压信号能量特征	21

2.4 小波系数模极大值法与小波包频带能量法分析比较	24
2.5 本章小结	24
第三章 柴油机燃油系统故障的小波神经网络智能诊断	27
3.1 小波分析与神经网络的结合途径	27
3.2 人工神经网络理论概述	27
3.2.1 神经网络智能诊断	28
3.2.2 人工神经网络在故障模式识别中的应用	28
3.3 神经网络模型	29
3.3.1 径向基函数 (RBF) 神经网络模型	29
3.3.2 自组织特征映射 (SOFM) 神经网络模型	31
3.4 网络模型的 MATLAB 实现	34
3.4.1 神经网络工具箱简介	34
3.4.2 RBF 网络的 MATLAB 实现	35
3.4.3 SOFM 网络的 MATLAB 实现	36
3.5 松散型小波神经网络	37
3.5.1 多分辨率分析和神经网络结合	37
3.5.2 小波包分析与神经网络结合	37
3.6 柴油机燃油系统及常见故障	38
3.6.1 柴油机燃油系统简介	38
3.6.2 燃油压力波及测量	40
3.6.3 燃油系统常见故障分析	41
3.7 小波神经网络应用于燃油系统诊断	46
3.7.1 基于 RBF 网络的故障诊断	47
3.7.2 RBF 网络与 BP 网络性能比较分析	53
3.7.3 基于 SOFM 网络的故障诊断	55
3.7.4 RBF 网络与 SOFM 网络算法比较	59
3.8 本章小结	60
第四章 柴油机故障诊断系统设计与实现	61
4.1 柴油机故障诊断系统概述	61
4.2 故障诊断系统硬件设计	62

4.2.1 信息采集模块	63
4.2.2 存储模块	63
4.2.3 通信模块	63
4.2.4 电源模块	64
4.2.5 复位模块	64
4.2.6 键盘	65
4.3 故障诊断系统软件设计	65
4.3.1 软件设计思想	65
4.3.2 程序语言选择与简介	66
4.3.3 VC++调用 MATLAB	67
4.3.4 软件设计结构图和程序设计流程图	68
4.4 系统功能实现及实验验证	70
4.5 本章小结	74
第五章 总结与展望	75
附 录	77
参考文献	79
致 谢	85
攻读学位期间发表的学术论文及获得的荣誉	87

CONTENTS

ABSTRACT	III
LIST OF ABBREVIATIONS	I
CHAPTER 1 INTRODUCTION	1
1.1 Foreword	1
1.2 Equipment Fault Diagnosis Theory	2
1.2.1 Fault Diagnosis Technology	2
1.2.2 Current Status of Fault Diagnosis Technology for Diesel Engines	3
1.2.3 Current Status of Wavelet Neural Networks	4
1.3 Purpose and Significance of the Research	5
1.3.1 Research Purpose	5
1.3.2 Research Significance	5
1.4 Main Work and Characteristic of the Subject.....	6
CHAPTER 2 FAULT FEATURE EXTRACTION BASED ON WAVELET TRANSFORM	9
2.1 Basic Concept of Wavelets Analysis	9
2.1.1 Definition of Wavelet Analysis.....	9
2.1.2 Continuous Wavelet Transform	10
2.1.3 Discrete Wavelet Transform.....	12
2.1.4 Multi-resolution Analysis.....	12
2.1.5 Wavelets Packages Theory	14
2.1.6 Signal Reconstruction by Wavelet and Wavelet Packages Analysis	15
2.2 Signal Feature Extraction Based on Modulus Maximum of Wavelet Coefficients.....	16
2.2.1 Modulus Maximum of Wavelet Coefficients.....	16
2.2.2 Hydraulic Feature Extraction Based on Modulus Maximum of Wavelet Coefficients.....	17

2.3 Signal Feature Extraction Based on Wavelets Packages Analysis...	19
2.3.1 Improved Algorithm of Wavelets Packages Analysis.....	19
2.3.2 Technology of Frequency-Band Analysis	20
2.3.3 Hydraulic Power Feature Extraction Based on Wavelets Packages Frequency Band Analysis.....	21
2.4 Comparison between Modulus Maximum of Wavelet Coefficients and Wavelet Packages Frequency-Band Analysis	24
2.5 Summary	24
CHAPTER 3 DIESEL FUEL SYSTEM INTELLIGENT FAULT DIAGNOSIS BASED ON WAVELET-NEURAL NETWORKS.	27
3.1 Combining Ways of Wavelet and Neural Networks.....	27
3.2 Introduction of Neural Networks	27
3.2.1 Neural Networks Formation of Intelligent Diagnosis.....	28
3.2.2 Application of Neural Networks in Intelligent Diagnosis.....	28
3.3 Models of Neural Networks	29
3.3.1 RBF Neural Networks Model.....	29
3.3.2 SOFM Neural Networks Model.....	31
3.4 Implementation of Network Models.....	34
3.4.1 Introduction of Neural Networks Toolbox	34
3.4.2 Implementation of RBF.....	35
3.4.3 Implementation of SOFM.....	36
3.5 Loose Combining of Wavelets and Netural Networks.....	37
3.5.1 Combining of Multi-resolution Analysis and Neural Networks	37
3.5.2 Combining of Wavelets Packages Analysis and Neural Networks	37
3.6 Diesel Fuel Systems and Common Faults	38
3.6.1 Introduction of Diesel Fuel Systems.....	38
3.6.2 Fuel Pressure Wave and its Measurement.....	40
3.6.3 Fuel System Fault Analysis	41

CONTENTS

3.7 Application of Wavelet-Neural Networks in Fuel System Diagnosis ..	46
3.7.1 Diagnosis Based on RBF Networks.....	47
3.7.2 Capability Comparison between RBF Networks and BP Networks.....	53
3.7.3 Diagnosis Based on SOFM Networks.....	55
3.7.4 Comparison between RBF Networks and SOFM Networks ...	59
3.8 Summary	60
CHAPTER 4 DESIGN OF DIESEL ENGINE FAULT DIAGNOSIS SYSTEM	61
4.1 Introduction of Diesel Engine Fault Diagnosis System.....	61
4.2 Hardware Design of Fault Diagnosis System.....	61
4.2.1 Information Acquisition Module.....	63
4.2.2 Memory Module	63
4.2.3 Communication Module	63
4.2.4 Power Module	64
4.2.5 Reduction Module	64
4.2.6 Keyboard	65
4.3 Software Design of Fault Diagnosis System	65
4.3.1 Software Design	65
4.3.2 Programming Language	66
4.3.3 The Calling of MATLAB Methods in Visual C++	67
4.3.4 Software Structure Diagrams and Programming Flow Charts	68
4.4 Implementation and Verification of the System Functions.....	70
4.5 Summary	74
CHAPTER 5 CONCLUSIONS AND OUTLOOK.....	75
APPENDIX	73
REFERENCES.....	75
ACKNOWLEDGEMENTS	79

PUBLISHED PAPERS DURING POST-GRADUATE CAREER	81
---	-----------

摘 要

目前,柴油机燃油系统故障诊断理论和方法已成为研究的热门课题。作为往复式机械的典型代表,柴油机燃油系统故障呈现出复杂性和多样性的特点,因而应用传统的故障诊断理论和方法很难达到预期的目的和要求。神经网络理论的不断成熟,为柴油机燃油系统故障诊断提供了新思路、新方法。特征提取是故障诊断的重要环节,是决定诊断成功与否的关键。小波变换,由于其具有空间局部化的性质,成为了特征提取的重要手段。因此,小波变换与神经网络的结合—小波神经网络在柴油机燃油系统故障诊断中备受关注。本论文以现代检测技术、小波变换和人工神经网络等理论为基础,设计了柴油机燃油系统的故障诊断系统,并将其应用于工程中,取得了很好的效果。本论文的主要工作体现在以下几个方面:

1、采用了新型的不解体安装的固态信号采集方法。采用夹持式传感器,间接得到高压油腔内的压力波形,实现柴油机油压波形的不解体在线采集。

2、研究了基于小波变换的特征提取方法。在分析和阐述小波变换的基本理论和方法的基础上,针对油压波形的特点,研究了以下提取油压波形特征的方法:

(1)小波系数模极大值法。柴油机油压信号在起喷点和最大喷油压力点往往包含着故障信号的重要特征。针对这一特点,本文应用小波系数模极大值法进行多尺度信号边缘检测,分析提取油压信号的故障特征。结果表明,小波系数模极大值法可较准确的提取油压信号的故障特征。

(2)小波包频带能量分析法。根据频带能量分析技术,提出“能量-故障”法,进行油压信号的故障特征提取。结果表明,采用频带能量分析法优于小波系数模极大值法,它提取的能量特征更适合作为神经网络故障诊断的输入向量。

3、研究了神经网络诊断柴油机燃油系统故障的方法。针对BP网络易陷入局部极小值和收敛速度慢的缺点,提出了以下诊断燃油系统故障的方法。

(1)研究了基于RBF网络的燃油系统故障诊断。充分利用RBF网络

具有唯一最佳逼近和没有局部极小点的重要特征,对柴油机燃油系统进行故障诊断。诊断结果表明,采用 RBF 这种新型的网络结构,进行柴油机燃油系统故障诊断,可以从根本上避免网络陷入局部极小点和收敛速度慢的问题,从而准确快速地诊断故障。

(2)探索了基于 SOFM 网络的燃油系统的故障诊断。根据 SOFM 理论构建网络模型,并用于诊断燃油系统故障。结果表明, SOFM 网络诊断模型对输入样本向量要求较高,但诊断结果较为准确。

4、提出了小波包神经网络应用于柴油机燃油系统故障诊断中的新方法。文中阐述了应用小波变换提取特征信息的方法和神经网络的基本结构与理论,将小波包能量与 RBF 网络相结合用于燃油系统故障诊断。小波变换与神经网络的松散型结合,大大提高了诊断的准确性。

5、以 165 型柴油机作为研究对象,设计了柴油机燃油系统的故障诊断系统,并进行了现场验证。上位机基于 VC++设计,下位机基于 89C52 单片机设计,二者通过 RS-232 进行串行通讯。现场验证了本系统的可行性,能实现柴油机燃油系统实时在线诊断。

最后,对本文所做的工作,以及获得的成果经验进行了简单总结,分析了本文的不足之处以及有待进一步解决的问题。

关键词: 柴油机; 燃油系统; 故障诊断; 小波分析; 神经网络

ABSTRACT

The research on fault diagnosis theories and methods for fuel system becomes not only popular but also challenging at present. As a representative of reciprocating machine, the faults of fuel system are bound to be complex and diverse, and traditional fault diagnosis theories and methods cannot meet actual requirements. With the maturity of Neural networks, new ideas and methods are provided for the fault diagnosis of diesel fuel system. Feature extraction is an important part of fault diagnosis, and determines whether or not the diagnosis would success. Fortunately, wavelet transform becomes an important method of feature extraction due to its space localization property. Therefore, the combination of wavelet transform and neural networks, so called the wavelet neural networks, becomes a focus in diesel fuel fault diagnosis. Based on modern measure technology, wavelet transform and neural networks, the system of diesel fuel fault diagnosis is designed in this thesis. The system is applied in practice and performs well. The main achievements can be summarized up as follows:

1. A new solid state signal acquisition method without disintegration is adopted. This method uses clamp-on sensors to get pressure waveforms of the high-pressure oil chamber indirectly, and realizes on-line acquisition of oil pressure waveforms without disintegration.

2. Feature extraction method based on wavelet transform is studied. The theories and methods based on wavelet transform are analyzed in detail. According to the characteristics of oil pressure waveforms, two methods of feature extraction are proposed.

- (1) Modulus maximum of wavelet coefficients. Diesel oil pressure signal often contains important fault features at the spray point and the maximum injection pressure point. In view of this characteristic, multi-scale signal edge detection is applied to extract fault features of oil pressure signal

by modulus maximum of wavelet coefficients. The results show that the method can obtain the fault feature of oil pressure signals accurately.

(2) Wavelet packet frequency-band power analysis. According to the power band analysis, the "power - fault" method is proposed, and features of oil pressure signal are extracted. The results show that frequency-band power analysis is better than modulus maximum of wavelet coefficients, and can get more suitable features which will be treated as the inputs of neural networks.

3. Diesel fuel system fault diagnosis based on neural networks is studied. To overcome the disadvantages of BP-NN, such as low convergence rate and easy convergence to local minimum, some fault diagnosis methods for diesel fuel system are proposed.

(1) The fuel system fault diagnosis based on RBF networks is studied in this thesis. The RBF networks have unique best approximation and have no local minimum. Using these important features, fault diagnosis of diesel fuel system is carried out. Diagnosis results show that RBF network can fundamentally overcome the problems of converge to the local minimum point and low convergence rate. Meanwhile, it can diagnose the fuel system faults more quickly and accurately.

(2) Fault diagnosis of fuel system based on SOFM network is explored. According to SOFM theory, the network model is built and applied in diesel fuel fault diagnosis. The results show that SOFM network diagnostic model is very strict with the input sample vectors, but can achieve more accurate diagnosis results.

4. A new method which adopts wavelet packet neural networks to fault diagnosis of diesel fuel is proposed. Methods of characteristics extraction using wavelet transform and the basic structure and theories of neural networks are expounded. Wavelet packet power and RBF networks are combined together to diagnose the system. The loose combination of wavelet analysis and neural networks largely improves the accuracy of diagnosis

results.

5. Taking 165-type diesel engine as the research object, the system of diesel fuel fault diagnosis is designed, and verified by experiments. The master system is developed with Visual C++ and the slave system is designed based on 89C52 . The two systems communicate via the RS-232 serial communication. Experimental results show that the system is feasible, and can diagnose the fuel system online.

At the last part of the thesis, the main contents are summarized and suggestions of the future work in this filed are given.

Key words: Diesel Engine, Oil System, Fault Diagnosis, Wavelet Analysis, Neural Networks

缩略词注释表

FFT	Fast Fourier Transform	快速傅里叶变换
CWT	Continue Wavelet Transform	连续小波变换
DWT	Discrete Wavelet Transform	离散小波变换
MRA	Multi-resolution Analysis	多分辨率分析
RBF	Radial Basis Function	径向基函数
SOFM	Self-Organizing Feature Map	自组织特征映射

第一章 绪 论

1.1 引言

设备的状态监测和故障诊断技术近年来得到了很大的发展,已经基本上形成一门既有理论基础、又有实际应用背景的交叉性学科,也是一门正在完善和发展的学科。从整个机械设备的故障诊断情况来看,旋转机械故障诊断技术的理论和方法已经日臻完善,而且在实际应用中取得了巨大的经济效益。而往复机械故障诊断技术虽然也经历了十几年的发展,但却因为往复机械拥有一组高速往复运动质量,运动学、动力学形态上更加复杂,从而加大了故障诊断的难度^[1]。柴油机是往复机械中最具代表性的设备,是最常用的动力机械设备,被广泛应用于石油矿场、固定发电、铁路牵引、工程机械和各种船舶的领域。由于其结构复杂,工作条件差,因而故障率极高。如果在柴油机不解体的情况下,可以及时准确的对当前情况进行识别,判明故障原因,无疑提高了设备的可靠性和工作安全性,同时也改善了维修的盲目性。燃油系统是柴油机的核心部件,各种资料表明,燃油系统的故障造成柴油机停机后果所占比例最大。因此实时的监测燃油系统的工作状态,及时发现故障尤为重要。燃油系统的状态信息主要体现在高压油管的油压波形中,当发生故障时,其压力等参数发生改变,导致波形形态和波形参数变化^{[2][3]}。于是,找到一种有效分析高压油管油压波形的方法,就显的尤为重要。

小波神经网络是小波分析和人工神经网络相结合的产物,是在小波分析研究获得突破的基础上构造的一种新的神经网络模型。它充分利用小波变换良好的时频特性,并结合神经网络的非线性映射及学习功能,使二者形成互补。将小波神经网络应用于柴油机燃油系统油压信号的分析与处理,使油压波形的特征参数较准确的反映故障的部位与类型,大大提高了诊断的准确性。对于柴油机的故障诊断,无论是理论上,还是实际应用中,都具有较为重要的意义^{[4]-[9]}。

1.2 设备故障诊断理论概述

所谓设备故障诊断技术,是指利用测取设备在运行中或相对静止的条件下的状态信息,通过对所测信号的分析 and 处理,并结合诊断对象的历史状况,来定量识别设备及其零部件的实时技术状态,并预测异常故障的未来技术状态,从而确定必要的对策的一种技术^{[1][10]}。

1.2.1 故障诊断技术简介

故障诊断本身具有很强的工程背景,且具有重要的使用价值,并以深厚的理论为基础,广泛包含像系统论、控制论、信息论、非线性科学等最新的技术^{[1][3]}。

国内外大量的文献资料表明,在实际需求的牵引下,故障诊断技术的应用领域越来越广泛,已从传统的机械系统和电子系统,渗透到机电一体化系统、工业自动化系统、计算机系统,以及各种广泛意义上的动态系统,包括目标识别系统、组合导航系统中^{[1][3][11][12]}。

从本质上讲,设备的诊断是模式分类问题,即把设备的运行状态分为正常和异常两类。进一步讲,异常的信号样本又属于哪种故障,本身又属于一个模式识别的问题^[1]。从设备诊断的流程来看,设备诊断分为信号采集,数据处理,特征提取,故障诊断 4 个阶段。

故障诊断技术的关键是信号的分析 and 处理,也就是特征提取部分。近年来出现的小波分析不仅适合平稳信号的分析,且非常适合分析非平稳信号,它将有可能取代传统的 Fourier 分析技术^{[14][15]}。诊断技术的核心内容是诊断方法的研究。由于设备结构以及运动的复杂性,导致设备故障也不是单一存在的,那么诊断故障有时需要多种方法相结合。

当前,通常把故障诊断方法分为传统故障诊断方法和智能故障诊断方法。传统的故障诊断方法是利用物理的和化学的原理和手段,通过伴随故障出现的物理和化学现象,直接检测故障。虽然这种方法形象且快速,但只能检测部分故障^{[5][15]}。随着人工智能的发展,使故障诊断方法有了一个全新的发展,诊断的自动化、智能化的要求逐渐变为现实。神经网络具有自学习功能、联想能力及强大的并行计算能力,很适合应用于故障分类和

模式识别^{[15]-[18]}。

1.2.2 柴油机故障诊断技术研究现状

20 世纪 60 年代, 美国军方开始主动预知并维修设备, 不仅大大避免了灾难性的设备故障, 而且避免了失修和过剩维修, 经济效益显著提高。于是, 设备诊断技术很快便发展起来。与此同时, 快速傅里叶变换的出现, 使设备的诊断技术发展产生了飞跃。近年来, 传感器技术的迅速发展, 信号处理的一系列技术, 如各种滤波技术、各种谱分析技术, 人工智能的系列技术, 如专家系统、神经网络, 以及其他技术在故障诊断中的应用, 使柴油机故障诊断技术逐步完善^{[2][10][19][20]}。

柴油机故障通常分为机械故障和性能故障两大类。相应的诊断研究也分为两类: 针对柴油机的性能故障, 主要采用的是性能参数诊断; 针对柴油机的机械故障, 主要采用油液检测技术和振动信号分析法^{[2][21][22]}。

20 世纪 70 年代, 国外应用振声诊断技术研究柴油机的故障, 已取得突破性的进展, 世界航运先进国家, 如瑞士、挪威、日本、丹麦、德国、英国和美国已逐步将此项技术应用到船舶柴油机。1987 年研制出柴油机状态评价系统 NEUCE, NEUCE 系统应用高级信号处理方法, 从气缸外部机体上的加速度传感器采集的振动信号中提取信息, 从而得到接近于振源发出的信号。该系统使用了快速傅里叶 (FFT) 变换技术, 能够分析燃烧压力和柴油机其他零部件的冲击^{[27]-[33]}。

目前国外的研究动向主要有: 通过机体表面振动信号来识别柴油机气缸内的压力示功图; 用瞬时转速推算缸内压力变化; 利用时频分析、小波分析等新的信号分析与处理方法来处理柴油机表面振动信号^{[2][25]}。

20 世纪 80 年代初, 我国开始对往复式柴油机故障诊断进行探索性的研究。首先是海军工程学院利用气阀在开启和关闭时产生的冲击振动信号对气阀间隙异常与漏气的故障进行试验研究。大约 1985 年, 武汉交通科技大学的周轶尘教授等主要研究了小型柴油机气缸套传递特征, 柴油机气缸套振动特性及激励分析, 利用表面振动信号诊断发动机气缸的状态, 提出了若干判断柴油机气缸套磨损及由于间隙过小造成拉缸的方法, 在柴油机

故障及振声诊断方法的研究领域工作突出。武汉交通科技大学研制出柴油机智能诊断仪 DCM-II, 可不解体的诊断出柴油机活塞一缸套磨损和气阀漏气等故障。西南交通大学谭达明等也对柴油机故障进行了一系列研究, 此外, 其他一些研究单位如天津大学、华中理工大学、吉林工业大学、浙江大学等也做过利用机体或缸盖振动信号恢复气缸压力等方面的研究^{[2][19][34][35]}。

1.2.3 小波神经网络研究现状

近几年来, 国内外小波神经网络的研究报告层出不穷。最早提出的是 Pati 和 Krisnaprasad 研究的离散仿射小波网络模型, 其思想是将离散小波变换引入神经网络, 通过对 Sigmoid 函数的伸缩平移构成了 $L^2(R)$ 中的仿射框架, 进而构造小波神经网络。明确提出小波神经网络概念和算法的是 Zhang Qinghua 和 Benveniste, 其思想是利用小波元代替神经元, 即用已定位的小波函数代 Sigmoid 函数作激活函数, 通过仿射变换建立起小波变换域网络系数之间的连接, 并应用于函数逼近。随后 Szu 等又提出了基于连续小波变换的两种自适应小波神经网络模型。一种用于信号表示, 偏重于函数逼近; 另一种偏重于选取合适的小波提取特征, 其实质是在小波特征空间中寻找一组最佳的小波基, 因不涉及重构问题, 小波的正交性要求不是很苛刻。Baskshi 和 Stephanopolous 采用正交小波函数作为神经元的激活函数, 在此基础上提出了正交多分辨分析小波神经网络^{[36]-[40]}。

在小波神经网络和算法提出后, 也引起了国内广大学者的兴趣和研究, 并改进了其模型和算法。针对神经元个数过多、网络学习收敛速度较慢的问题, 沈雪勤等在时频分析基础上引入了能量密度的概念, 提出了基于能量密度的小波神经网络模型。高协平和张钹针对小波网络高维映射学习的维数问题分析指出: 对定义在有限区间上能量有限信号的学习采用 $L^2(R)$ 上的小波多尺度结构是不理想的, 其重新定义 $L^2(R)$ 上的多尺度分析, 提出一种区间小波网络模型, 并通过理论与模拟实例证明区间小波网络性能有明显的优势。宋如顺等分析了多属性决策问题, 提出用小波神经网络建立权重分配模型, 从而改进了多属性决策的方法。杨玉峰等人将小波神经网络

用于雷达信号的滤噪,王洪刚等人将小波神经网络应用于 SP500 的短期走势预测上^{[1][2][4][5]}。

小波神经网络大部分还是在逼近理论的研究上,在预测方面应用比较多,而应用在信号的分类上较少。小波神经网络将信号的多分辨率分析与神经网络的结构模型有效的结合起来,充分利用小波变换和神经网络的优点并使两种方法之间形成互补,使其成为 ANN 领域具有发展前景的研究方向^{[2][5]}。

1.3 课题研究的目与意义

柴油机作为最常用的动力机械设备,被广泛应用于国民生产的各个部门,因此对其故障预测和诊断研究具有重要的现实意义。

1.3.1 课题研究的目

1、突破传统的基于 FFT 的故障诊断,结合具有时频域局部化特性的小波变换和以非线性并行分布处理为主流的神经网络理论,构造小波神经网络模型,提出“能量—故障”法诊断理论,对燃油系统压力波形分析处理,诊断柴油机当前的工作状况。

2、在小波神经网络理论研究的基础上,基于 VC++和 MATLAB 开发一套上位机系统,提供可视化界面,进行实验验证,实现对柴油机燃油系统各种故障的自动分类和诊断。

1.3.2 课题研究的意义

1、将小波技术与诊断领域的神经网络相结合,构造出新的小波神经网络模型,并应用于设备的故障诊断中,克服了传统故障诊断的诸多局限性,利于人工智能故障诊断的研究和推广。

2、利用夹持式传感器间接得到高压油管上的波形信号,在柴油机不解体的情况下即可对其进行状态的监测和故障的诊断,避免了定期维修的弊病,同时也减少了维修的盲目性,极大地节约了维修的人力物力。

3、根据监测的结果,确定柴油机的故障,预报燃油系统可能发生的故

障和部位，以便及时采取措施，加以排除，从而提高了柴油机使用的工作可靠性和安全性，获得更大的社会效益和经济效益。

1.4 本课题的主要工作及特点

本论文以现代检测技术、小波变换和人工神经网络等理论为基础，设计了柴油机燃油系统的故障诊断系统，并将其应用于工程中，取得了很好的效果。其主要工作及特点如下：

1、信号采集。本系统采用了新型的不解体安装的固态信号采集方法。现场应用时，不需要截断喷油管，采用直接夹在高压油管上的夹持式传感器，通过测量高压油管上的膨胀变形量来反映油压波形。根据间接得到的高压油腔内的压力波形，实现柴油机油压波形的不解体在线采集。

2、信号的特征提取。结合小波变换和频带分析技术，应用小波系数模极大值和小波包能量，对燃油系统常见的几种故障下的油压数据进行特征提取。将利用小波包提取的能量故障特征作为神经网络的输入向量。

3、燃油系统的故障诊断。在提取了故障特征的基础上，分别采用 RBF 网络和 SOFM 网络学习算法对网络进行训练和故障的模式识别。结果表明，两种不同的网络均可对燃油系统常见的几种故障进行有效的诊断识别。文中还对 RBF 网络和 BP 网络的性能进行比较分析，表明 RBF 网络的训练速度较快，其学习精度和均方根误差性能指标也明显优于 BP 网络；对 RBF 网络和 SOFM 网络进行了算法的比较，表明 RBF 网络具有良好的逼近特性，更加适合于故障诊断。

4、提出了小波包神经网络应用于柴油机燃油系统故障诊断中的新方法。将小波包能量与 RBF 网络相结合，进行油压信号的特征提取与燃油系统的故障诊断，使油压波形的特征参数较准确的反映故障的类型，大大提高了诊断的准确性。从而，实现了小波变换与神经网络的松散型结合。

5、系统实现及实验验证。基于 VC++ 和 MATLAB 完成了上位机系统的友好界面设计，设计了集数据采集，数据处理，特征提取，故障诊断为一体的系统，通过 VC++ 调用 MATLAB 引擎实现了在线检测诊断，并通过实验进行了验证。实验结果表明，基于小波分析和 RBF 网络的故障诊断方

法能够有效准确地进行模式识别，可方便诊断柴油机燃油系统故障。

第二章 基于小波变换的故障特征提取

小波分析是一种崭新的时频分析方法，是一个新的数学分支，具有良好的时频局部化特性和对信号的自适应变焦距以及多尺度分析功能，非常适合分析非平稳信号，它是泛函分析、Fourier 分析、样条分析、调和分析、数值分析的最完美的结合^{[7][9]}。柴油机燃油系统的各种故障信号是一种非平稳信号，其所对应的频率，无论从理论上，还是实际中都较难确定，另外时域平均要求信号严格按照周期采样，由于受到客观条件和运行工况的限制，将难以实现。小波分析能够把柴油机的油压信号映射到由一个小波伸缩而成的一组基函数上去，在通频范围内得到各个频带内的分解序列^{[11][27]}。因此，利用小波变换技术，可根据故障诊断的目的，将信号分解在独立的频带范围内，再进行深层次的信息处理。

2.1 小波分析基础

2.1.1 小波分析定义

小波 (wavelet)，也就是小区域的波，它是一种特殊的平均值为零、长度有限的波形。具有两个特征：一是在时域上都具有紧支集或近似紧支集；二是具有正负交替的“波动性”，也就是说，直流分量为零。把小波分析和傅里叶分析对比一下，傅里叶分析是将信号分解成一系列不同频率的正弦波的叠加，而小波分析是将信号分解成一系列小波函数的叠加，而这些小波函数都是由一个母小波函数经过平移与尺度伸缩得来的。傅里叶分析所用正弦波在时间上没有限制，从负无穷到正无穷，而小波倾向于不对称与不规则。把构成傅里叶分析和小波分析为基础的正弦波做一个比较，如图 2-1 所示。可以看出，若用不规则的小波函数来逼近尖锐变化的信号显然要比光滑的正弦曲线要好，同样，信号局部的特性用小波函数来逼近显然要比光滑的正弦函数来逼近要好^{[8]-[15]}。

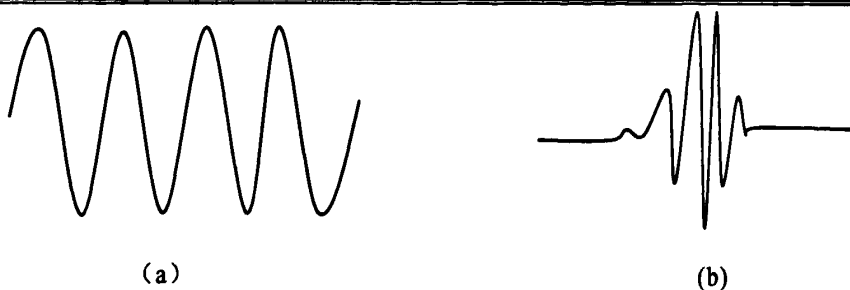


图 2-1 小波与傅里叶正弦波

(a) Sine Wave (b) wavelet (db10)

小波变换是指把某一被称为基本小波（也叫母小波）的函数 $\varphi(t)$ 做位移 τ 后，在不同的尺度 α 下与待分析的信号 $x(t)$ 做内积：

$$WT_x(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \varphi^* \left(\frac{t-\tau}{\alpha} \right) dt, \alpha > 0 \quad (2-1)$$

其等效的频域表示是：

$$WT_x(\alpha, \tau) = \frac{\sqrt{\alpha}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) \varphi^*(\alpha\omega) e^{+j\omega\tau} d\omega \quad (2-2)$$

式 (2-2) 中， $X(\omega)$ 和 $\varphi(\omega)$ 分别是 $x(t)$ 和 $\varphi(t)$ 的傅里叶变换。

可以这样理解式 (2-1) 和式 (2-2) 的意义：假设我们用镜头观察目标 $x(t)$ （即待分析信号）， $\varphi(t)$ 代表镜头所起的作用（例如卷积或滤波）。 τ 就相当于使镜头相对于目标平行移动，而 α 的作用就相当于镜头向目标推进或远离^{[8][9]}。

2.1.2 连续小波变换

我们把任意 $L^2(R)$ 空间中的函数 $f(t)$ 在小波基下进行的展开称为 $f(t)$ 的连续小波变换（Continue Wavelet Transform, 简记为 CWT），其表达式为：

$$WT_f(\alpha, \tau) = \langle f(t), \varphi_{\alpha, \tau}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\varphi \left(\frac{t-\tau}{\alpha} \right)} dt \quad (2-3)$$

由 (2-3) 式 CWT 的定义可知，同傅里叶变换一样，小波变换也是一种积分变换。在进行信号分析时，其一般思路就是分解与组合，寻找一组最能代表信号特征的函数形式，将信号用这些量来逼近或者写成这些量的

线性组合的形式, 连续小波变换的基本思想就是用同一簇同一空间的函数表示或逼近某一信号或函数, 同傅里叶变换相似, 称 $WT_f(\alpha, \tau)$ 为小波变换系数。

小波变换的思想来源于伸缩和平移, 它对波形的尺度伸缩就是在时间轴上对信号进行压缩与伸展, 时间平移就是小波函数在时间轴上的波形平行移动。与傅里叶基不同, 尺度和位移均连续变化的连续小波基函数形成了一组非正交的过度完全基。这就意味着其任意函数的小波展开系数之间有一个相关关系。如果我们用 $K_\phi(\alpha, \tau; \alpha', \tau')$ 描述两个基函数 $\phi_{\alpha, \tau}(t)$, $\phi_{\alpha', \tau'}(t)$ 的相关度大小, 则

$$K_\phi(\alpha, \tau; \alpha', \tau') = C_\phi^{-1} \int_R \phi_{\alpha, \tau}(t) \cdot \overline{\phi_{\alpha', \tau'}(t)} dt \quad (2-4)$$

式 (2-4) 中, K_ϕ 表征了连续尺度、时移半平面 (α, τ) 的两个不同点之间的 CWT 系数的相关关系。由此可以看出, CWT 系数具有很大的冗余量, 虽然不利于计算量的节约, 但是我们完全可以利用 CWT 的冗余性实现去噪和数据恢复的目的, 从而可以避开噪声影响大的 CWT 系数区域, 而且对提高抗噪声能力及进行数据恢复等非常有利^{[7]-[9]}。

下面将介绍进行直观连续小波运算的基本步骤:

- (1) 挑选一个小波函数, 将这个小波与要分析的信号起始点对齐;
- (2) 在这一时刻, 计算要分析的信号与小波函数的逼近程度, 也就是计算小波函数系数 $WT_f(\alpha, \tau)$, 如果 $WT_f(\alpha, \tau)$ 越大, 那么就意味着此刻信号与所选择的小波函数波形越相像;
- (3) 沿着时间轴把小波函数向右移动一个单位时间, 重复步骤 (1) (2), 求出小波变换系数 $WT_f(\alpha, \tau)$, 直到覆盖完整个信号长度;
- (4) 将所选择的小波函数尺度伸缩一个单位, 之后重复步骤 (1) (2) (3);
- (5) 对所有尺度重复步骤 (1) (2) (3) (4)。

完成之后, 将得到使用不同尺度评估信号在不同时间段内的大量的系数, 而这些系数表征了原始信号在这些小波函数上的投影大小^[8]。

2.1.3 离散小波变换

离散小波变换^{[7][13]} (Discrete Wavelet Transform, 简记为 DWT) 是建立在二进制小波变换基础上的, 利用 Mallat 分解^[10]与重构算法来完成。将小波基函数 $\varphi_{\alpha,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right)$ 的 α , τ 限定在一些离散点取值, 可把尺度按幂级数进行离散化, 也就是取 $\alpha_m = \alpha_0^m$ (m 为整数, $\alpha_0 \neq 1$, 一般取 $\alpha_0 = 2$)。

为了使采样信息完整, 采样间隔 τ 满足香农定理, 即采样频率大于该尺度下频率通带的 2 倍。当 m 增加 1, 尺度 α 就增加一倍, 对应的频带会减小一半, 由此采样频率可以降低一半。如果尺度 $m=0$, τ 间隔为 T_s , 当尺度为 2^m 时, 间隔可取为 $2^m T_s$, 这时 $\varphi_{\alpha,\tau}(t)$ 可表示为:

$$\frac{1}{\sqrt{2^m}} \varphi\left(\frac{t-n \bullet T_s}{2^m}\right) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \varphi\left(\frac{t}{2^m} - n \bullet T_s\right) \quad (2-5)$$

记作 $\varphi_{m,n}(t)$, 其中 $m, n \in Z$ 。为了方便计算, 我们把 t 轴用 T_s 归一化, 式 (2-5) 变为:

$$\varphi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \varphi(2^{-m}t - n) \quad (2-6)$$

则任意函数 $f(t)$ 的离散小波变换为

$$f(t) WT_{f(m,n)} = \int_R f(t) \bullet \overline{\varphi_{m,n}(t)} dt \quad (2-7)$$

2.1.4 多分辨率分析

多分辨率分析 (Multi-resolution Analysis, MRA), 又称为多尺度分析。它是建立在函数空间概念上的理论。具体的数字信号分解算法由 Mallat 给出如下:

信号 $f(t)$ 的离散采样序列 $f(n)$, $n=1,2,\dots,N$, 如果以 $f(n)$ 表示信号在尺度 $j=0$ 时的近似值, 记为 $c_0(n) = f(n)$, 于是 $f(t)$ 的离散二进小波变换由下式确定:

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k-2n)c_j(k) \\ d_{j+1}(n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k-2n)c_j(k) \end{cases} \quad (2-8)$$

式(2-8)中, $h(n)$ 和 $g(n)$ 为由小波函数 $\varphi(x)$ 确定的两列共轭滤波器系数。此时的尺度函数根据两尺度关系:

$$\varphi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)\varphi(2x-k) \quad (2-9)$$

完全确定, 其中

$$h(k) = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}}\varphi\left(\frac{x}{2}\right), \varphi(x-k) \right\rangle \quad (2-10)$$

$\sqrt{}$

其傅里叶变换

$$H(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k)e^{-ik\omega} \quad (2-11)$$

有如下特点:

$$\begin{cases} |H(\omega)|^2 + |H(\omega + \pi)|^2 = 1 \\ |H(0)|^2 = 1 \end{cases} \quad (2-12)$$

尺度函数 $\varphi(x)$ 的傅里叶变换如下给出:

$$\hat{\varphi}(x) = \prod_{p=1}^{\infty} H(2^{-p}\omega) \quad (2-13)$$

相应的小波函数由

$$\varphi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k)\varphi(2x-k) \quad (2-14)$$

完全确定, 其中

$$g(k) = (-1)^k h(1-k) \quad (2-15)$$

由此可知, 一个多分辨率分析决定了相应的尺度函数, 进而决定了相应的小波函数, 而滤波器系数序列则完全决定了多分辨率分析。如果我们找出满足要求的序列, 就可以构造相应的规范正交小波基。

式(2-8)中, c_j 和 d_j 分别成为信号在尺度 j 上的近似部分和细节部分。离散信号 c_0 经过尺度 $1, 2, \dots, J$ 的分解, 最终分解为 $d_1, d_2, \dots, d_J, c_J$, 他们分别包含了信号从高频到低频的不同频带的信息, 所以被称为多分辨率分析。

同时他们各自包含了原信号的时间信息，因而是信号的时频表示^{[1][7][9][10]}。

2.1.5 小波包理论

小波包分析是从小波分析延伸出来的一种对信号进行更加细致的分析与重构的方法，它是在多分辨率分析的基础上将频带进行多层次的划分^[1]。

虽然多分辨率分析是一种有效的时频分析方法，但它每次只对信号的低频部分进行分解，高频部分保留不动。多分辨率分析的基本思想是把信号投影到一组互相正交的小波函数构成的子空间上，形成信号在不同尺度上的展开，从而提高了信号在不同频带的特征，同时也保留了信号在各尺度上的时域特征。多分辨率分析的频率分辨率与 2^j 成正比，其高频部分频率分辨率差。小波包对其进行了改进，同时在低频和高频部分进行分解，自适应的确定信号在不同频段的分辨率^[2]。

因为尺度函数和小波函数存在两尺度关系：

$$\begin{cases} \mu_0(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) \mu_0(2x-k) \\ \mu_1(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) \mu_0(2x-k) \end{cases} \quad (2-16)$$

其中， $\mu_0(x) = \varphi(x)$, $\mu_1(x) = \varphi(x)$

所以：

$$\begin{cases} \mu_{2l}(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) \mu_l(2x-k) \\ \mu_{2l+1}(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) \mu_l(2x-k) \end{cases} \quad (2-17)$$

定义的 $\mu_n(x)$ ， $n=2l$ 或 $n=2l+1$ ， $l=0,1,\dots$ ，称为关于正交尺度函数 $\mu_0(x) = \varphi(x)$ 的小波包。

联系多分辨率分析，在式 (2-17) 中，我们将 c 和 d 统一用记号 c 表示，在求和公式中作变量代换并乘以归一化系数，得到：

$$\begin{cases} c_{2l}(n) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) c_l(2n-k) \\ c_{2l+1}(n) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) c_l(2n-k) \end{cases} \quad (2-18)$$

式 (2-18) 就是信号的小波包分解。小波包分解每次得到的结果都是

两个序列，而且这两个序列都要进行进一步的分解，也就是分解过程不仅仅对低频部分，高频部分同样也要进行，从而使信号的高频部分的频率分辨率也得到了提高。最终在尺度 $j = J$ 上的分解序列为：

$$j = J \{c_{2^{J-1}}, c_{2^{J-1}+1}, \dots, c_{2^{J-1}+2^{J-1}-1}\}$$

由此可以看出，小波包分解与正交小波分解非常相似，只是对信号的高频成分实施了与低频成分相同的进一步分解。每次分解相当于低通和高通滤波，进一步分解出低频和高频两部分，这样一直进行下去，使低频和高频成分都达到很精细的程度，以三层小波包分解为例，如图 2-2 所示。

信号的分解关系为： $d^1 = d^8 + d^9 + d^{10} + d^{11} + d^{12} + d^{13} + d^{14} + d^{15}$

d^1							
d^2				d^3			
d^4		d^5		d^6		d^7	
d^8	d^9	d^{10}	d^{11}	d^{12}	d^{13}	d^{14}	d^{15}

图 2-2 小波包分解图

对于数字信号，利用小波包技术将小波变换中停止分解的中高频段的小波系数继续分解，小波包更适用于那些主要信息集中在中高频段的信号分析。我们直接定义 $d^1 = \{d_k^1\}$ 为待分析的信号，使分解序列在整个时频域内都有较高的时频分辨率和相同带宽。需要注意的是不同的小波包具有不同的性质，小波包里有许多正交基，反映不同的信号特征，因此对于一个特定的信号，选择一个性质好的小波基尤其重要^{[2][9][13]}。

2.1.6 小波和小波包分解的信号重构

由小波或小波包分解后的序列重构信号，所用的算法也由 Mallat 给出。

在式(2-18)中，记 $H_{n,k} = h_{k-2n}$, $G_{n,k} = g_{k-2n}$ ，则有矩阵 $H = (H_{n,k})$, $G = (G_{n,k})$ 。

式(2-18)重新记为：

$$\begin{cases} c_{j+1}(n) = Hc_j(k) \\ d_{j+1}(n) = Gc_j(k) \end{cases} \quad (2-19)$$

则有

$$c_j(k) = H^* c_{j+1} + G^* d_{j+1} \quad (2-20)$$

其中, H^* 和 G^* 分别是 H 和 G 的对偶算子。式 (2-20) 即重构算法。小波包的重构算法同样由此得到。很显然, 根据分解后的序列可一步步恢复出原始信号^[14]。

2.2 利用小波模极大值法进行信号特征提取

在对信号进行分析时, 如何提取信号的特征是一个关键的技术难点。信号的特征提取就是将初始信号进行维数压缩、形式变换、去除干扰、保留和增强有用信号、精化故障特征信息的过程。在故障诊断中, 提取的样本特征应该满足如下基本条件^[2]:

特征完备性, 即必须提取样本的特征使之能表征特定的故障;

特征有效性, 即所提取的特征应对不同的故障进行有效的分类。

2.2.1 小波系数模极大值法

信号的突变点 (或边缘) 往往包含着重要的信息, 通常都是信号的重要特征, 所以信号的连续性或者是奇异性分析是必不可少的。比如, 机械故障、电力系统故障等, 都对应于测试信号的突变点, 所以在故障诊断中监测信号的突变点有着重要的意义。由于小波分析的空间局部化性质, 可采用小波分析来分析信号的奇异性及奇异性的位置和奇异度的大小^[8]。下面简单介绍一下应用小波系数模极大值法进行多尺度信号边缘检测方法的原理。

如果我们把小波函数看做某一平滑函数 (通常用高斯函数) 的一阶导数, 那么信号的小波变换模局部极值点对应于信号的突变点 (或边缘)。若把小波函数看作其二阶导数时, 小波变换模的过零点也对应于信号的突变点 (或边缘)。实际上, 当此平滑函数取为高斯函数时, 过零点检测就等效为 Marr-Hildreth 边缘检测, 而极值点检测就对应于 Canny 边缘检测^[27]。因此, 检测信号的边缘位置可采用小波变换的系数模的过零点和局部极值点。

但是, 由于函数的拐点既对应于它的一阶导数模的极大值点, 又对应

于极小值点，而一阶导数函数的极大值点是对应于信号快变化点的位置，而其极小值点对应变化最慢的点的位点，所以如果只检测二阶导数的过零点，很难区分是信号的突变点还是缓慢点。而且，过零点只给出拐点的位置信息却不能给出变化点变化的快慢信息。对于局部极大值来说，易确定该点一定对应信号的快变化点，同时通过记录模极大值点在各个尺度上的取值，还可以推测出拐点处的导数值，从而得到信号变化快慢的信息。由此看来，用局部极值点来检测信号更具有优势^{[7][25][27]}。

综上所述，以平滑函数的一阶导数为母小波作小波变换，其小波变换在各尺度下系数的模的极大值对应于信号突变点的位置。理论上，尺度越小，小波系数模极大值点与突变点位置的对应就越准确。但是，由于噪声的影响，小尺度下小波系数会产生许多伪极值点，如果只凭一个尺度不能定位突变点的位置；大尺度下由于对噪声的平滑作用使定位又产生偏差^[17]。同时，只有在适当尺度下各突变点引起的小波变换才能避免干扰。因此，我们把多尺度结合起来综合考虑。

2.2.2 应用小波系数模极大值法提取油压信号特征

柴油机燃油系统中，正常工作时油压波形如图 2-3 所示。

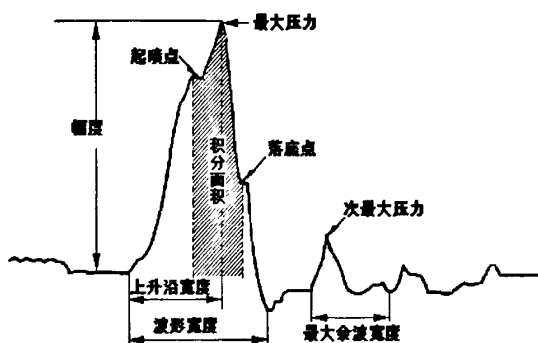


图 2-3 燃油压力波形图

进行油压信号的时域分析时，通常提取起喷点、最大喷油压力点、落座点等几个重要特征。起喷点对应的压力值及所处的位置反映了柴油机的针阀开启压力和角度等情况；最大喷油压力点对应于压力值最高的点；落座点是喷油系统针阀关闭、喷油结束的时刻对应的点，它与起喷点压力有

关系^{[2][11]}。

把采集的油压信号进行连续小波变换，其变换结果如图 2-4 所示。

图 2-4 中每个点代表各尺度下对应的小波系数，颜色的明暗代表小波系数绝对值的大小（由暗到亮表示由小到大）。从图 2-4 中可以看出，信号主峰处较亮，即小波系数模值普遍较大。其中在每个循环中，都有一条暗线始终贯穿所有的尺度，即为油压信号的最高点，在小波系数中对应一个过零点。在最高点的左右，各有一条暗线，对应起喷点和落座点，在尺度较小的时候可以看得较为明显。

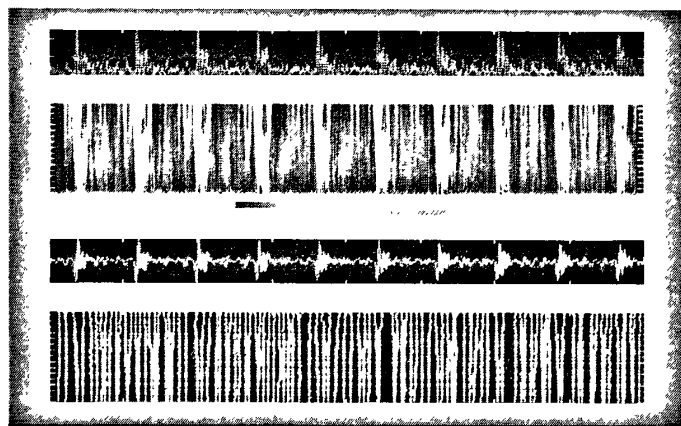


图 2-4 连续小波分解

应用小波系数模极大值分析油压波形时，要注意以下几点：

(1) 通常选择最大喷油压力点作为基准点。由于在每个循环中，最高点对应的是最大喷油压力点，其特征非常明显，很容易测得。但如果发生二次喷射，信号在经过最大喷油压力点后，会有很大的波动，甚至会超过最高点，所以这时要先确定最大喷油压力点。

(2) 尺度选择要适宜。油压信号在起喷点持续的时间相对较长，而且变化起伏极其不规则，宜选用相对较大尺度变换；而对于落座点，其附近的信号下降很快，通常会选择相对较小的尺度来分析。

(3) 起喷点与落座点确定。基准点（最大喷油压力点）确定以后，即小波系数中的过零点，依次向左和向右，当经过一个极大值之后对应的第一个极小值点分别为起喷点和落座点。

采用上述小波系数模极大值法分析油压信号，对采集的信号数据精确度要求较高，如果前期滤波等工作做得不够好，或者信号波形对应的特征不是极易判断的突变点时，找到故障特征的准确位置较为困难。

2.3 利用小波包进行信号特征提取

应用小波分析进行信号分解,可以描述信号中的非平稳成分,尤其利用小波包分析技术,可以把信号分解在任意精细的频带上,且在这些频带上可做能量统计,形成特征向量^[1],更充分的体现了小波分析的时频变换特性。

2.3.1 小波包分解的改进算法

信号在经小波包变换后被分解成若干大大小小的序列,每个序列对应原信号中某个频带的成分。按照原信号的频谱特性,可以选取其中的某些序列来进行重点分析,也可以采用某些准则来选择最佳小波包基。尽管如此,按照前述直接得到的小波包的分解结果存在严重的频率重叠现象,分解结果的自然排列顺序并不是与频带划分的高低顺序一一对应,而是显得杂乱无章^{[1][3]}。

小波包分解过程中的隔点采样是造成频率混叠现象的直接原因。小波包分解都是经过低频和高频滤波后再进行的隔点采样得到的。因而每进行一层小波包分解,采样频率将降低一半,对低频成分的继续分解是可行的,但是对高频成分的继续分解则必然造成频率混叠现象,而且每次频率混叠都将影响以后各层的继续分解,从而造成更严重的频率混叠现象。为了使分解结果的排列顺序与频带划分顺序相对应, Wickerhauser 提出了一种排序算法,能够消除各序列间混序现象,但是序列内的频率混叠现象依然存在^{[2][15][39][48]}。

为此,给出一种小波包分解的改进算法。假设待分析信号的采样频率为 f_s ,其最高频率为 $f_{\max} = f_s/2$ 。由于隔点采样,在进行第 j 层小波包分解时,采样频率降为 $f_s^j = 2^{-j} f_s$,为了防止频率混叠现象,各分解序列所含最高频率应不大于 $f_s^j/2 = 2^{-j-1} f_s$,于是高频分解序列应移频 $2^{-j-1} f_s$,也就是乘上 $e^{i2^{-j-1}\pi f_s t}$;考虑到高频分解序列的离散形式为 $d_k^{2^{m+1}}$,只需要把 $d_k^{2^{m+1}}$ 乘上 $e^{in^k} = (-1)^k$ 。从而得到了改进的小波包分解和重构算法^{[1][9][13][17]}。

$$\begin{cases} d_k^{2m} = \frac{1}{2} \sum_{l \in \mathbb{Z}} d_l^m h_{l-2k}^* \\ d_k^{2m+1} = \frac{1}{2} (-1)^k \sum_{l \in \mathbb{Z}} d_l^m g_{l-2k}^* \end{cases} \quad (2-21)$$

$$d_k^m = \sum_{l \in \mathbb{Z}} d_l^{2m} h_{k-2l} + \sum_{l \in \mathbb{Z}} (-1)^l d_l^{2m+1} g_{k-2l} \quad (2-22)$$

2.3.2 频带分析技术

频带分析技术是指应用多分辨率分析技术和小波包分析技术把信号分解在不同的频带之内，然后对各个频带内的信号进行分析。我们对每个频带内的信号进行统计分析，形成反映信号特征的特征向量，分析其各频带内的信号能量，称之为频带的能量分析^{[1][9][47]}。

设 $\{x_k; k=0,1,2,\dots,L-1\}$ 为待分析信号 $x(t)$ 的离散采样序列，采样的点数为 $L=2^M$ ，若按基本分解式进行 N 层小波包分解后，该层的分解结果会包括 2^N 个序列，每个序列将包含 2^{M-N} 个分解系数。把这些系数组成一个 2^N 行 2^{M-N} 列的二维矩阵，我们用 $a_{m,n}$ 表示矩阵中的元素，于是可以证明与原信号之间满足能量守恒关系^[2]：

$$\int_R x^2(t) dt = \frac{1}{2^M} \sum_{k=0}^{2^M-1} k^2 = \frac{1}{2^{M-N}} \sum_{m=0}^{2^M-N} \sum_{n=0}^{2^N-1} a_{m,n}^2 \quad (2-23)$$

式 (2-23) 表明了信号在不同小波包序列和不同小波包位置上的能量分布情况。

小波频带能量分析和基于 Fourier 频谱的能量统计机理是相同的，但实施手段不同。小波频带分析直接把信号的时域波形进行分解，形成不同频带内的信号。这些频带内的信号保留了其时间特征，仍然是时域信号，对这些频带内的能量统计是在时域波形上进行的，这与在信号的 Fourier 频谱上的能量统计是不同的^{[1][4][48]}。这种能量统计上的差异正是小波分析具有时频分析能力的重要体现。

2.3.3 应用小波包频带分析提取油压信号能量特征

柴油机燃油系统工作时,会对小波包分解的各频带内信号产生抑制和增强作用。当燃油系统发生故障时,这种抑制和增强作用会发生改变,所以对信号进行频带划分时,通常表现为对某些频带信号起着抑制作用,而对另外一些频带信号起着增强作用。与正常工作时相比,相同频带内对应信号能量会有较大差别,某些频带内信号的能量减少,而另一些频带内信号的能量增加。因此,在各频率成分信号的能量中,包含着丰富的故障信息,某种或某几种频率成分能量的改变即代表着某种系统的故障情况[48][25][27][41]。

本系统中,下位机采集的油压信号在上传至上位机前,经过信号调理板,进行了硬件滤波,采集的油压数据可以直接进行数据分析,可以不必重新滤波或降噪。

以提取油压信号的能量特征向量为例,简要介绍一下利用小波包变换提取特征向量的方法步骤[5][42][43][45]。

1、油压信号小波包分解。对待分析信号进行 N 层小波包分解,根据信号的复杂程度选择分解层次,提取最后分解层的从低频到高频成分的信号特征。设 S 代表原信号,用 (i,j) 表示小波包分解树中的第 i 层的第 j 个节点,其中 $i=0,1,2\dots N$, $j=0,1,\dots,2^N-1$, N 为分解层数,设小波包分解系数为 X_{ij} ,每个节点都代表一定的信号特征。在这里,对油压信号选用 $db3$ 小波进行三层小波包分解,分别提取第 3 层从低频到高频的 8 个频率成分的信号特征。如图 2-5,图 2-6 所示:

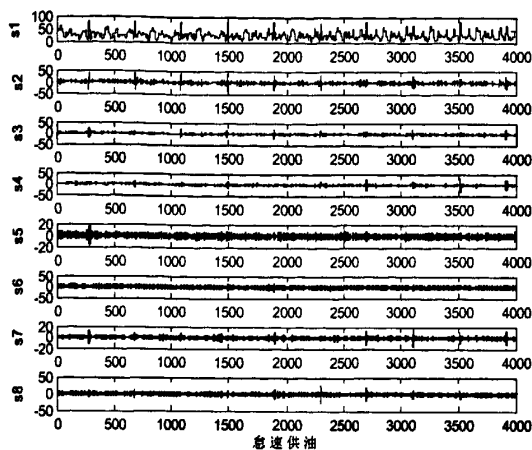


图 2-5 怠速供油故障时小波包分解

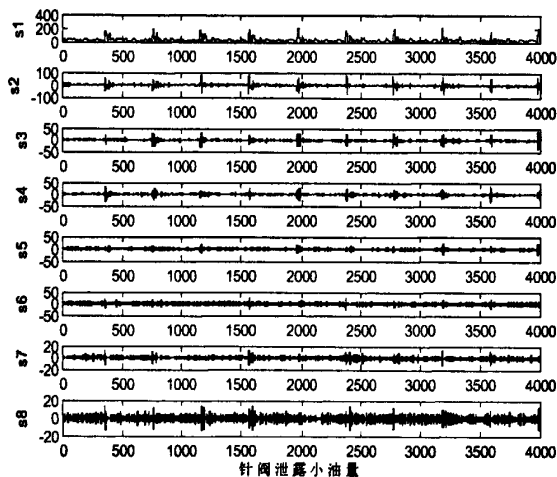


图 2-6 针阀泄露故障时小波包分解

从图 2-5 和图 2-6 可以看出，根据小波包分解各频带波形可知各频带信号保持了原始信号相同的长度，两种故障对应的小波包分解的各频带波形差异很大。

2、油压信号重构。对小波包分解系数进行重构，提取各频带范围内的信号 S_{ij} 。以 $S_{3j}(j=0,1,2,\dots,7)$ 表示第三层的重构信号，则油压信号可以表示：

$$S = S_{30} + S_{31} + S_{32} + S_{33} + S_{34} + S_{35} + S_{36} + S_{37} \tag{2-24}$$

假设油压信号最低频率成分为 0，最高频率成分为 1，则提取的 8 个频率成分所代表的频率范围如表 2-1 所示：

表 2-1 8 个频段对应的频率范围

信号	频率 HZ	信号	频率 HZ
S_{30}	0~0.125	S_{31}	0.125~0.250
S_{32}	0.250~0.375	S_{33}	0.375~0.500
S_{34}	0.500~0.625	S_{35}	0.625~0.750
S_{36}	0.750~0.875	S_{37}	0.875~1.000

3、各频段能量计算。利用下式求解各频段信号对应的总能量，设 S_{ij} 对应信号的总能量为 E_{ij} ：

$$E_{ij} = \int |S_{ij}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |X_{ij}|^2 \tag{2-25}$$

即

$$E_{3j} = \int |S_{3j}|^2 dt = \sum_{j=0}^{j=7} |S_{3j}|^2 \tag{2-26}$$

4、构造能量特征向量 T。

$$T = [E_{i0}, E_{i1}, E_{i2}, \dots, E_{i(2^N-1)}] \tag{2-27}$$

即

$$T = [E_{30}, E_{31}, E_{32}, E_{33}, E_{34}, E_{35}, E_{36}, E_{37}] \tag{2-28}$$

经分析处理后，可得到怠速供油和针阀泄露两种故障信号各频带的能量分布图，如图 2-7 所示。

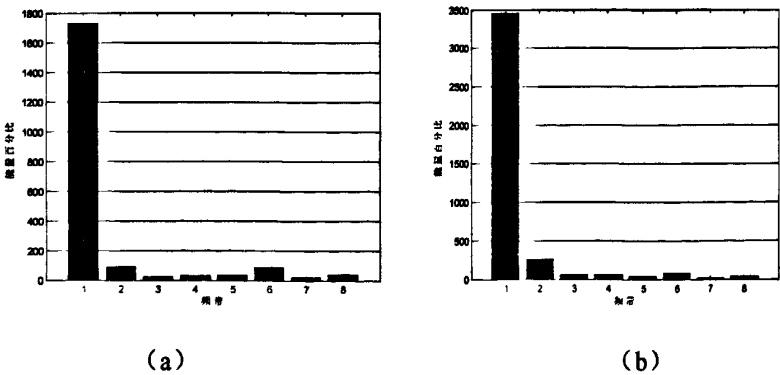


图 2-7 故障信号各频带能量分布图

(a) 怠速供油 (b) 针阀泄露

从图 2-7 (a) (b) 中明显可以看出，怠速供油故障和针阀泄露故障

时对应的能量都主要集中在 1、2、6 频段，但针阀泄露故障信号在 1、2 频段所占比例要比怠速供油信号在 1、2 频段所占的能量比例大，而怠速供油时第 6 个频段的能量比例就明显比针阀泄露时的能量比例大。由此可从小波包分解的各频带能量图中很好的区别这两种故障信号。

2.4 小波系数模极大值法与小波包频带能量法分析比较

应用连续小波变换即小波系数模极大值进行多尺度信号边缘检测方法分析提取燃油系统的故障特征，完全根据信号对应的突变点位置来检测，对采集的信号数据精确度要求较高，误差范围不好控制，且如果前期滤波效果不够好，或者信号的波形对应的特征不是极易判断的突变点时，准确提取信号的故障特征较为困难。

小波包理论分析提取信号的故障特征，其结果是一种时频表示方法，分解的各频段分能量即包含着丰富的故障信号特征，当某种或某几种频率成分能量改变时就代表着某种系统的故障情况。它比传统的傅里叶分析可提供更多的关于柴油机工作状态的信息，非常适合燃油系统油压信号这种非平稳时变信号的分析。

2.5 本章小结

特征向量的提取是故障诊断的一个重要环节，是保证诊断分类精确性的前提。本章简单介绍了小波分析的一些基本理论，重点讨论了小波变换在特征提取中的应用，为柴油机燃油系统的故障诊断进行了理论准备，主要得出以下结论：

1、对采样得到的信号进行小波分解，其实质就是把信号分成两个信号即高频部分和低频部分。通过小波变换把油压信号分解为若干个互不重叠的频带中的信号，采用小波系数模极大值法进行多尺度信号边缘检测，可有效提取油压信号的故障特征。

2、小波包分解的结果是时频表示方式，是对多分辨率分析的改进，它同时对分解结果的低频和低频部分进行再分解。当系统发生不同的故障时，油压信号的能量分布将会有不同的变化，即能量的改变包含着丰富的故障

特征信息。另外，小波包分解提取的多个能量特征元素，构成了特征向量，可以作为神经网络的输入向量，成为小波神经网络构建的前提。

第三章 柴油机燃油系统故障的小波神经网络智能诊断

机械设备故障诊断技术是在时域内识别被诊断对象的实时状态,智能诊断就是以计算机人工智能软件系统为载体实现设备的故障诊断。抽象到理论上来看,故障诊断就是系统识别,而系统识别的理论也就是故障诊断的机理。常用的识别方法有:统计识别法、函数识别法、逻辑识别法、模糊识别法、灰色识别法和神经网络识别法。但是,单一的方法已不能有效地识别故障,各种方法相互结合已成为大的趋势。一方面,各种方法之间可以形成互补,另一方面,不同方法通过结合可能形成另外更新的方法^{[1][45][50]}。其中,小波技术和诊断领域的已有方法相结合,逐渐成为研究的热点课题之一。本章节主要论述小波和神经网络相结合的智能诊断方法。

3.1 小波分析与神经网络的结合途径

神经网络具有很强的从输入信息到输出信息的非线性映射的特性,具有自学习和模式识别能力,适合于诊断自动化,因而获得了广泛的应用。小波分析由于其基函数的自动伸缩和平移特性,从而成为信号分析的重要工具^[44]。目前,小波分析和神经网络的结合有两种方法^[1]:

(1)小波分析作为神经网络的前置处理手段,为神经网络提供输入特征向量,即松散型结合。

(2)小波和神经网络的直接融合,用小波函数和尺度函数形成神经元,即紧致型结合。

小波和神经网络通过上述两种方法结合,形成广义的两种小波神经网络^[1]。本文只讨论松散型结合的小波神经网络,将其应用于柴油机燃油系统的故障诊断。

3.2 人工神经网络理论概述

人工神经网络(简称神经网络 Neural Network)是参照生物神经网络发展起来的,是人工智能的一个分支,主要应用技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能,是一种大规模并行的非线性动力学系统。从微观结构和功

能上来看,它是对人脑的一种抽象、简化,是模拟人类智慧的一条重要途径,反映了人脑功能的很多基本特征,且具有很强的知识获取能力、联想记忆能力、并行计算能力、良好的容错能力、自适应能力等,因此是一种很有应用前景的人工智能技术^[24]。

3.2.1 神经网络智能诊断

人工神经网络用于设备故障诊断起源于 80 年代末期。近几十年来,经过国内外学者不断努力,在故障诊断方面尤其是旋转机械故障,取得了一定的成就^[1]。

神经网络故障诊断问题通过对一系列过程参量进行测量,然后用神经网络从测量空间映射到故障空间来实现故障诊断。人工神经网络之所以适合于故障诊断,有以下 3 个原因:

(1) 训练过的神经网络能存储有关过程知识,能直接从定量的历史故障信息中学习,还可以根据对象的正常历史数据训练网络,然后将此信息与当前测量数据进行比较,以便确定故障。

(2) 网络具有滤除噪声以及在有噪声情况下得出正确结论的能力。可以通过训练人工神经网络来识别故障信息,使之能在噪声环境中有效地工作,这种滤除噪声能力使得人工神经网络适合在线故障检测和诊断。

(3) 网络具有分辨原因及故障类型的能力^{[1][22][30][51]}。

3.2.2 人工神经网络在故障模式识别中的应用

神经网络作为一种自适应模式识别技术,不需要预先给出有关模式的经验知识和判别函数,可通过自身的学习机制自动形成所要求的决策区域。网络特性由其拓扑结构、神经元特性、学习和训练规则所决定。而且它可以充分利用状态信息,对来自于不同状态的信息逐一进行训练而获得某种映射关系,并且可以连续学习,倘若环境发生改变,这种映射关系还可以自适应地进行调整^{[30]-[34]}。

利用神经网络进行故障诊断,方法就是:网络的输入结点对应着故障征兆,输出结点对应着故障原因。首先利用一组故障样本对网络进行训练,

以确定网络的结构和参数。当网络训练完毕后,故障的模式分类就是根据给定的一组征兆,实现征兆集到故障集之间的非线性映射过程。

人工神经网络用于故障模式识别具有以下特点:

(1) 可用于系统模型未知或系统模型较复杂时,以及非线性系统故障模式识别。

(2) 具有故障信号的模式变换和特征提取功能。

(3) 对系统含有的不确定因素、噪声以及输入模式不完备的情况下不太敏感。

(4) 可用于复杂的多模式的故障诊断。

(5) 可用于离线诊断,也能适应实时监测的要求^{[43][22][43][53]}。

3.3 神经网络模型

前馈型神经网络是众多神经网络模型中应用最为广泛的网络之一,具有较强的模式分类能力,在实现从 R^n 到 R^m 映射的同时可获得满意的收敛精度,是较理想的诊断模型。对于常规的BP模型存在收敛速度慢和容易陷入局部极小点等问题,因此,在这里选用径向基函数(RBF)神经网络作为故障诊断模型。SOFM网络属于无教师的竞争学习的自组织网络,它采用离线的方式进行学习,能够很好的进行特征提取,适用于做最邻近分类器。目前,此类网络在故障诊断中应用还比较少,但其具有的自组织和自适应特性为在复杂系统故障诊断中的应用奠定了基础^[18]。本课题也对SOFM网络用于故障诊断进行了一定的探讨研究。

3.3.1 径向基函数(RBF)神经网络模型

径向基(RBF)是以函数逼近理论为基础构造的一类前向网络,是由Powell M.J.D于1985年提出的。1988年,Broomhead和Lowe首先将RBF应用于神经网络设计,从而构成RBF神经网络。由于它具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的优良特性,在多位曲面拟合、自由曲面重构和大型设备故障诊断领域有着比较多的应用^{[33][53]}。

(1) RBF网络结构和工作原理

RBF 网络是一种前馈神经网络，一般为 3 层结构，如图 3-1 所示。图 3-1 所示为 n - h - m 结构的 RBF 网络，即网络具有 n 个输入， h 个隐节点， m 个输出。其中， $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R$ 为网络输入量， $W \in R^{h \times m}$ 为输出权矩阵， b_0, \dots, b_m 为输出单元偏移， $Y = (y_1, \dots, y_m)^T$ 为网络输出， $\varphi_i(\cdot)$ 为第 i 个隐节点的激活函数。图中输出层节点中的 Σ 表示输出层神经元采用线性激活函数（输出神经元也可以采用其他非线性激活函数，如 Sigmoidal 函数）。

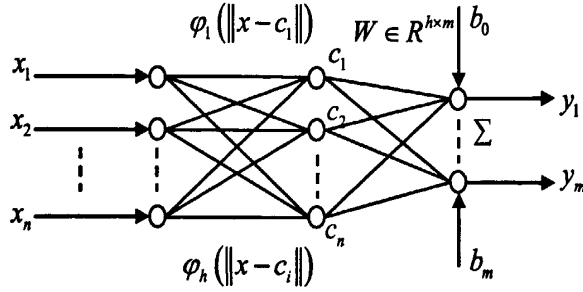


图 3-1 RBF 网络结构

RBF 网络最显著的特点是隐节点的基函数采用距离函数，并使用径向基函数作为激活函数。径向基函数关于 n 维空间的一个中心点具有径向对称性，而且神经元的输入离该中心点越远，神经元的激活程度就越低，即为局部特性，所以该网络具有良好的局部逼近能力。所以，RBF 网络每个隐节点都具有一个数据中心，如图 3-1 所示中， c_i 就是网络中第 i 个隐节点的数据中心值，整个网络有 h 个这样的中心； $\|\cdot\|$ 表示欧式范数^{[33][53][54]}。

我们可以从两方面来理解径向基网络的工作原理：一方面，从函数逼近的观点看，把网络看成是对未知函数的逼近，任何函数都可以表示成一组基函数的加权值；另一方面，从模式识别的观点看，总可以将低维空间非线性可分的问题映射到高维空间，使其在高维空间线性可分。只要隐层神经元的数目足够多，就可以使输入模式在高维空间线性可分^{[16][20][43]}。

(2) RBF 网络学习规则

在 RBF 网络中，从输入层到隐层的变换是非线性的，而从隐层到输出层的变换是线性的。取一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数作为隐节点变换函数，可选高斯函数：

$$\phi(\delta) = \exp(-\delta^2 / b^2) \quad (3-1)$$

设隐节点的中心向量： $C_k = [c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{kn}]^T$ $k=1, 2, \dots, h$ 。网络的隐层对

输入进行固定的非线性传递，输入向量的各个分量不被改变的传送到每一个隐节点。变换后隐节点的输出值为：

$$Z_k = \phi(\|X - C_k\|) = \exp\left[-\sum_{i=1}^n (x_i - C_{ki})^2 / b^2\right] \quad k=1, 2, \dots, h \quad (3-2)$$

各隐节点的输出 Z_k ，实际上代表着输入向量 X 离开隐节点中心向量 C_k 的程度，也就是说隐层的训练任务是为每个隐节点选择中心向量。网络的输出是隐节点输出的线性加权和，即

$$Y_j = \sum_{k=1}^h W_{jk} Z_k = W_j Z \quad j=1, 2, \dots, m \quad (3-3)$$

b 是实常数，可以改变高斯函数的宽度，控制 RBF 网络泛化能力，通常参数 b 取各向量距离的平均值^{[30]~[34]}。

由此可知，RBF 网络学习训练的任务：对隐层选取 RBF 的中心向量，对输出层进行线性权矩阵的调整。对于中心向量的求解是一个非线性优化的问题，可用无监督学习方法（即用 *k-means* 算法对样本进行输入聚类）确定 h 个隐节点的数据中心，并根据各数据中心之间的距离确定隐节点的扩展常数 b ；对于输出权矩阵的调整是一个线性优化问题，学习速度较快，且有惟一确定的解，可以使用最小二乘方法（LMS）直接计算，也可采用有监督学习（梯度法）训练各个隐节点的输出权值^{[2][28][29][55]}。

3.3.2 自组织特征映射（SOFM）神经网络模型

自组织映射网络是基于无监督学习方法的神经网络模型，其理论最早由芬兰赫尔辛基理工大学的 Kohonen 于 1981 年提出，它能够通过输入样本来检测规律性和输入样本之间的关系，且根据这些输入样本的信息自适应调整网络，使网络以后的响应与输入样本相适应^{[20][33][41]}。此网络的自组织、自适应能力进一步拓宽了神经网络在模式分类和识别方面的应用。

（1）SOFM 网络模型

SOFM 网络一般包括一维阵列和二维阵列，这里只讨论应用较多的二维阵列。其网络结构如图 3-2 所示。SOFM 网络模型与竞争型神经网络的结构很相似，但是没有阈值向量，它由以下四个部分组成：

① 处理单元阵列。用于接受事件输入，且形成对这些信号的“判别函数”。

② 比较选择机制。用于比较“判别函数”，并选择一个具有最大函数输出值的处理单元。

③ 局部互连作用。用于同时激励被选择处理单元及其最邻近处理单元。

④ 自适应过程。用于修正被激励处理单元的参数，以增加其对应于特定输入“判别函数”的输出值。

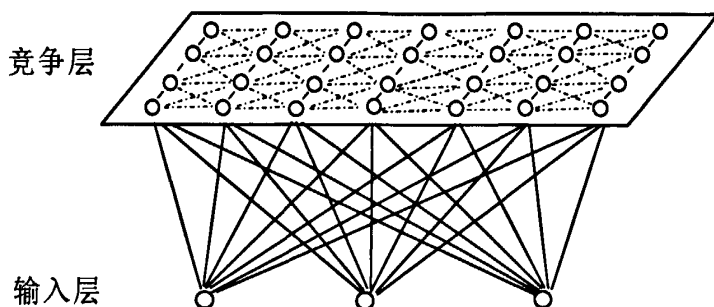


图 3-2 SOFM 网络结构

假设网络输入为 $X \in R^n$ ，输出神经元 i 与输入单元的连接权值 $W_i \in R^n$ ，则输出神经元 i 的输出 O_i 为：

$$O_i = W_i X \quad (3-4)$$

网络实际具有响应的输出单元 k ，该神经元确定是通过“赢者通吃”的竞争机制得到的，其输出为：

$$O_k = \max_i \{O_i\} \quad (3-5)$$

式 (3-4)、式 (3-5) 可修正为：

$$O_i = \sigma(\varphi_i + \sum_{t \in S_i} r_t O_t - O_k) \quad \varphi_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j \quad O_k = \max_i \{O_i\} - \varepsilon \quad (3-6)$$

式 (3-6) 中， w_{ij} 为输出神经元 i 和输入神经元 j 之间的连接权值； x_j 为输入神经元 j 输出； $\sigma(t)$ 为非线性函数，即

$$\sigma(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ \sigma(t) & 0 \leq t \leq A \\ A & t > A \end{cases} \quad (3-7)$$

其中, ε 是一个很小的正数, r_k 为系数, 它与权值及横向连接有关。 S_i 为与处理单元 i 相关处理单元集合, O_k 称为浮动阈值函数^[23]。

(2) SOFM 网络的学习算法

学习算法过程如下:

步骤 1: 网络权值的初始化。类似于 BP 网络, 对 N 个输入神经元到输出神经元的连接权值赋予较小的权值。选取输出神经元 j 个“邻接神经元”的集合 S_j 。其中, $S_j(0)$ 表示时刻 $t=0$ 的神经元 j 的“邻接神经元”的集合, $S_j(t)$ 表示时刻 t 的“邻接神经元”集合。区域 $S_j(t)$ 随着时间的增长而不断缩小。

步骤 2: 提供新的输入模式 X 。

步骤 3: 计算欧氏距离 d_j , 即输入样本与每个输出神经元 j 之间的距离:

$$d_j = \|X - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N [x_i(t) - w_{ij}(t)]^2} \quad (3-8)$$

并计算出一个具有最小距离的神经元 j^* , 即确定出某个单元 k , 使得对于任意的 j , 都有

$$d_k = \min_j (d_j) \quad (3-9)$$

步骤 4: 给出一个周围的邻域 $S_k(t)$ 。

步骤 5: 按照下式修正输出神经元 j^* 及其“邻接神经元”的权值:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)[x_i(t) - w_{ij}(t)] \quad (3-10)$$

其中, η 为一个增益项, 并随时间变化逐渐下降到零, 一般取

$$\eta(t) = \frac{1}{t} \quad \eta(t) = 0.2(1 - \frac{t}{10000}) \quad (3-11)$$

步骤 6: 计算输出 O_k :

$$O_k = f(\min_j \|X - W_j\|) \quad (3-12)$$

其中, $f(\cdot)$ 一般为 0-1 函数或其它线性函数。

步骤 7: 提供新的学习样本来重复上述学习过程^{[23][31][33][34]}。

在 SOFM 的学习算法中, 学习率 η 和邻域函数 S_k 的选择对学习效果影响很大, Kohonen 讲述了 SOFM 的权值自适应过程的自组织和收敛两个阶段, 并给出了这些参数的参考值。自组织阶段学习率应保持较高值, 当达到迭代训练次数后, 就大致确定了神经网络的神经元在输入空间的排序, 即输入模式的映射位置; 自组织阶段结束以后, 进入收敛阶段, 主要完成对特征映射的精调, 此时学习率应保持较小的值, 此阶段一直持续到网络的整个训练过程结束^{[21][41]}。

3.4 网络模型的 MATLAB 实现

神经网络虽然有着广泛的实用性和强大的解决问题的能力, 但是也存在一些缺陷。比如, 神经网络的建立实际上就是一个不断尝试的过程, 以 BP 网络为例, 网络的层数及每一层结点的个数都是需要不断地尝试来改进的。同样, 对于神经网络的学习过程来说, 固然已经有很多已经成形的学习算法, 但这些算法在数学计算上都比较复杂, 过程也比较繁琐, 容易出错。因此, 采用计算机辅助进行神经网络设计与分析就成了必然的选择, 目前应用最广泛的是 MATLAB 神经网络工具箱^{[16][33][58]}。

3.4.1 神经网络工具箱简介

神经网络工具箱是在 MATLAB 环境下开发出来的许多工具箱之一, 它以人工神经网络理论为基础, 利用 MATLAB 编程语言构造出许多典型神经网络函数, 如 S 型、线性、竞争层、饱和线性等激活函数, 使设计者对所选定网络输出的计算, 转变为对激活函数的调用。另外, 可以根据各种典型的修正网络的权值规则, 加上网络的训练过程, 利用 MATLAB 语言编写的各种网络的权值训练子程序^{[16][18]}。

对于各种网络模型, 神经网络工具箱提供了多种学习算法以及 170 余种相关的工具箱函数, 借助它们可直观、方便的进行神经网络的应用设计、分析、计算等。其中涉及的网络模型包括: 感知器、线性网络、BP 网络、径向基函数网络、竞争型神经网络、自组织网络和学习向量量化网络以及反馈网络^{[25][58][59]}。

神经网络工具箱中准备了丰富的工具函数，其中有一些是特别针对某一类型的神经网络，如感知器的创建函数、BP 网络的训练函数等；也有一些是通用的，几乎可以用于所有类型的神经网络，如仿真函数、初始化函数和训练函数等^{[58][59]}。

3.4.2 RBF 网络的 MATLAB 实现

在 MATLAB 工具箱中，径向基网络的设计函数为 *newrbe* 和 *newrb*。这两个函数在创建径向基网络的过程中，以不同的方式完成了权值和阈值的选取与修正，因此径向基网络没有专门的训练和学习函数。

(1) *newrbe* 创建径向基网络

径向基神经元数目等于输入样本数，其权值等于输入向量的转置：

$$IW = P^T \quad (3-13)$$

所有径向基神经元的阈值为

$$b = [-\log(.5)]^{1/2} / \text{spread} \quad (3-14)$$

式中，*spread* 为径向基函数的扩展系数，默认值为 1.0。*spread* 的值应该足够大，使径向基神经元能够对输入向量所覆盖的区间产生影响，但也不要大到所有神经元都如此，只要部分径向基神经元能够对输入向量所覆盖的区间产生影响就足够了。*spread* 的值越大，其输出结构越光滑；但太大的 *spread* 会导致计算困难。如果在设计网络时，出现 “Rank deficient” 警告时，应考虑减小 *spread* 的值，重新设计。

以径向基神经元的输出作为线性网络层神经元的输入，确定线性层神经元的权值和阈值，使之满足

$$[W\{2,1\}b\{2\}] \times [A\{1\};ones] = T \quad (3-15)$$

由此可看出，上述过程只要进行一次就可以得到一个零误差的径向基网络，所以以 *newrbe* 创建径向基网络速度很快。但是，由于其径向基神经元数等于输入样本数，当输入向量数目很大时，将导致网络的规模也很大，所以更有效的方法是采用 *newrb* 来创建径向基网络^{[18][20][58]}。

(2) *newrb* 创建径向基网络

用 *newrb* 创建径向基网络起初没有径向基神经元, 所以可通过以下方法步骤逐渐增加神经元的数目。

- ① 以所有的输入样本对网络进行仿真。
- ② 找到误差最大的一个输入样本。
- ③ 增加一个径向基神经元, 其权值等于该样本输入向量的转置, 阈值

$$b = [-\log(.5)]^{1/2} / \text{spread} \quad (3-16)$$

spread 的选择与 *newrbe* 一样。

④ 以径向基神经元输出的点积作为线性网络层神经元的输入, 重新设计线性网络层, 使其误差减小。

⑤ 当均方误差未达到规定的误差性能指标, 且神经元的数目未达到规定的上限值时, 重复以上步骤, 直至网络的均方误差达到规定的误差性能指标, 或神经元的数目达到规定的上限值时为止^{[16][18][58][59]}。

3.4.3 SOFM 网络的 MATLAB 实现

在 MATLAB 工具箱中, SOFM 特征映射图有三种, 栅格型的、六边型和随机型的, 神经元的位置可以分别由函数 *gridtop*, *hextop* 和 *randtop* 计算出来, 然后由 *plotsom* 画出特征映射图。工具箱中, 网络的创建函数是 *newsom*, 其格式:

$$\text{net} = \text{newsom}(\text{PR}, [\text{D1}, \text{D2}, \dots], \text{TFCN}, \text{DFCN}, \text{OLR}, \text{OSTEPS}, \text{TLR}, \text{TND})$$

网络的权值函数为 *negdist*, 输入函数为 *netsum*, 传输函数为 *compet*。权值向量初始化函数为 *midpoint*, 网络的调整与训练函数为 *trains* 和 *trainr*, 学习函数为 *learnsom*。

在 SOFM 网络创建中, 参数定义了用于学习阶段的变量的默认值, 排序阶段 (自组织阶段) 学习率默认值为 0.9, 训练次数默认为 1000, 微调阶段 (收敛阶段) 学习率默认为 0.2, 邻近距离默认为 1。

在 SOFM 网络的训练过程中, 首先找出获胜的神经元; 然后每一次的学习过程都采用 SOFM 学习函数 *learnsom*, 使获胜的神经元权值以及邻近的神经元的权向量向输入向量靠拢, 聚在一起。获胜的神经元权值的修正

量与学习率成比例关系，而与邻近的神经元权值的修正量与学习率的一半成比例关系^{[16][58][59]}。

3.5 松散型小波神经网络

3.5.1 多分辨率分析和神经网络结合

把小波分析中的多分辨率技术和 Fourier 频谱技术结合起来，可以为神经网络提供一种输入特征向量。Fourier 变换的频谱谱线非常丰富，但它们的谱线值的组合能够反映各种故障的特征，因此可以作为神经网络的输入特征向量。但是，有一个问题，就是谱线的数目往往很大，那么输入节点也会相应的很多，会造成网络的结构过于庞大^{[1][55][60][61]}。

运用小波分析中的多分辨率分析，把 Fourier 频谱在一定尺度上分解成一离散的逼近部分和若干离散细节部分。逼近部分的谱线数目大大减少，却仍保留了原频谱的主要特征^[1]。比如说，有 512 条谱线，经过 4 次分解，逼近部分谱线数成为原来的 1/16，即有 32 条。把 32 条作为网络输入特征向量，网络结构将大为简化。

此外，前边介绍的，根据小波分析的突变点检测提取出来的特征，也可作为神经网络的输入。

3.5.2 小波包分析与神经网络结合

小波包分解的结果是一种时频表示形式，对原信号信息损失最小的分解，把信号分解在互相独立的频带内，每个频带内的能量形成一个向量，它和故障之间的对应关系是一种复杂的非线性映射。因此，可以把小波包分解的能量向量作为神经网络的输入特征向量，但一定要做好大量的数据统计等工作。

神经网络是以样本在事件中的统计几率来进行训练的，当所有样本的输入信号都为正值时，与第一隐含层神经元相连的权值只能同时增加或减小，从而导致学习速度很慢。为了避免出现这种情况，加快网络学习速度，可以对输入信号进行归一化^{[24][55]}。

当柴油机燃油系统出现故障时，会对各频带内信号的能量产生较大的

影响,在以能量为元素构造特征向量时通常是一个较大的值。因此,作为神经网络输入向量时,首先进行归一化处理。在这里采取最基本的归一化方法:

设 x 为某组数据中的一个元素,对其做如下变化:

$$x' = \frac{0.1 + (x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})(0.9 - 0.1)} \quad (3-17)$$

将经过处理后 x' 的作为网络输入数据,这里采用最基本的归一化处理,将每组数据都变为 $[-1, 1]$ 之间的数,并对数据进行了无量纲化^[43]。

3.6 柴油机燃油系统及常见故障

柴油机的燃油系统是柴油机的重要组成部分,在柴油机工作过程中,供油质量的优劣直接影响柴油机的工作性能。燃油系统功能是根据柴油机的工作次序和负荷大小,定时、定量、定压地将雾化质量良好的清洁柴油按一定的喷油规律喷入气缸,与压缩空气混合,从而保证气缸内燃油正常燃烧^[13]。

柴油机燃油系统的状态信息主要体现在高压油管的压力波形中,在某处发生故障时,必然会使原有的供油状态发生变化,燃油流动的压力和流速等参数也会相应的改变,这时反映在压力波形上定会导致波形状态和波形参数值的变化^[2]。因此,通过对燃油压力波形的分析,提取足够的特征信息,便可以判断系统的工作状态,从而达到诊断系统故障的目的。

3.6.1 柴油机燃油系统简介

柴油机的燃油喷射系统由柴油箱、柴油滤清器、输油泵、高压油泵、喷油器、低压油管、高压油管和回油管组成。其主要组成部分的作用及性能要求如下:

(1) 喷油泵:作用是定时、定量地向喷油器输送高压燃油。在多缸柴油机中喷油泵应该保证:

- ① 各缸的供油次序应符合所要求发动机的工作次序。
- ② 各缸的供油量均匀,不均匀度在标定工况下不大于 3%~4%。由

于额定供油率是与发动机的额定功率和额定转速相匹配的,为了使转速平稳,对各缸的供油率要均匀。

③ 供油提前角需保持一致,相差不大于 0.5° 。喷油泵的供油提前角一方面要求与发动机的曲轴转速相同步(也就是第一缸喷油起始时间要对着上发动机曲轴转角零位标记),另一方面还要求各缸供油的时间间隔一致。供油提前角的准确性是正常喷油的保证,可以防止喷油时间过长而造成燃烧不良。为避免喷油滴漏的现象,喷油泵还应该保证供油停止迅速。

④ 燃油雾化良好。柴油的挥发性比较差,要使其在极短的时间内形成混合气,利于燃烧,要求喷出的油束要雾化良好、颗粒细小均匀、方向和形状与燃烧室的形状相适应。

(2) 喷油器:喷油器能够把喷油泵送来的高压燃油雾化成比较细的颗粒,并且以一定的设计角度往发动机燃烧室内喷射。柴油机为压燃式内燃机,为了能够适应发动机高速运转需要,从喷油器喷往气缸的燃油一定要尽快着火,并在最佳时刻迅速燃烧完毕,从而将燃油的化学能最大限度的转化为推动发动机运行的机械能。要求:

① 喷油器要具有一定的喷油压力和喷注贯穿距离。气缸中的空气在经压缩后,温度和压强都会大大地增加,喷油器的喷油压力如果不能超过这一高压就无法进行燃油喷射。

② 有良好的雾化性能。以便保证喷射的燃油能迅速与空气混合而获得充分燃烧。

③ 当喷油停止的时候,应该能够迅速完全的切断燃油供给,以免发生异常喷油现象。当气缸压力和气体温度因活塞下行而迅速下降后,异常喷油所引起的燃烧会造成燃烧不良、积炭增多、油耗增加和排气异常^[11]。

柴油机的每一个工作循环(例如 4135 型柴油机曲轴每转 720° 为一工作循环)会分别向各缸喷射一次燃油。根据四冲程柴油机的工作原理,每个工作循环都要经过进气、压缩、作功、排气四个行程。柴油机在进气行程中吸入的是纯空气,压缩行程接近终了时,柴油经喷油泵将油压提高到 10MPa 以上,通过喷油器来喷入气缸。当柴油机每转动两圈,就会喷油一次,喷油泵的供油时刻由凸轮的外廓曲线来控制,而曲轴和凸轮轴之间就会通过一对传动比为 $1:2$ 的齿轮来实现减速传动,也就是说,曲轴每转两

圈，凸轮转一圈^{[11][41]}。

在从柴油箱到喷油泵入口这段油路，油压是由输油泵建立的，输油泵的出油压力一般在 0.15-0.3MPa，因此这段油路称为低压油路，只用于向喷油泵供给滤清的柴油。而在从喷油泵到喷油器这段油路中，喷油泵建立的油压，通常在 10MPa 以上，因此称这段油路为高压油路。在燃油喷射的过程中，高压油管内的最高压力一般为 60MPa~70MPa 或更高，而喷射结束后油管内的剩余压力远不足它的 1/10。所以，燃油喷射过程是高压系统内压力剧变的过程^{[2][11][12][21]}。

3.6.2 燃油压力波及测量

柴油机的燃油系统实际上是燃油压力波的传播系统，在燃油供给直至最后喷射到气缸内整个过程中，在高压油管中燃油都是以压力波的形式传播。高压油管各处的压力随着时间和位置的变化而变化，并带有一定的随机性。但是，基本的变化规律（或称压力波形的模式）是由喷油泵总成、喷油器总成、高压油管、及供油角联动装置来决定的，反映燃油系统状态信息最多的就是高压油管中的压力信号^{[11][41]}。当某处发生故障时，必然会使原有的供油状态发生变化，燃油流动的压力和流速等参数也会有相应的改变，反映在压力波形上将导致波形形态和波形参数值的变化。如果我们抓住波形的局部形态畸变特征，并结合柴油机专业领域知识，对异常波形的状态进行诊断和分析^[63]，就可以将燃油系统的故障诊断任务转化为对燃油压力波形的模式识别问题。

柴油机中，对每一缸而言，喷油阶段仅对应曲轴转 30~40 度范围。所以喷油压力信号的主频较低，大约在 100Hz 内。喷油压力将会使高压油钢管壁产生径向膨胀。由于系统的特点，所提取的特征必须是反应整机各部位配合工作下的运行状态。发动机在运行的过程中，许多部件都是运动的，它们的状态无法直接测量，只能间接测量。而且要求对系统实时检测，就不允许在机器上打孔、钻眼来加装测试器件，但是状态信号提取的正确与否会直接影响分析结果，所以恰当的选择测试部位，合理的配置测试器件就显得十分关键^{[10][42][41][43]}。

测试部位选取的总原则是：

- (1) 要保证提取信号的真实性和完整性。如果测量某振动源的信号，测试应选择在尽量靠近振源、信号传递路径最短、传递界面最少的位置。
- (2) 要保证传感器的安装、调试是在不影响机器的正常运行的情况下。测试点应该在机器的外表，为了不影响测试精度和机器的正常工作，测试部件的质量与传感器的质量之比要在两个数量级以上。
- (3) 要保证机器的安全性。在重要部位和故障多发的部位应多设检测点^{[10][43]}。

本系统利用夹持式压力传感器检测油压波形，只需要方便地将其夹持在高压油管的外端，就可实现压力波形的不解体在线检测。系统测得的油压波形是通过测量高压油管的膨胀变形量来间接得到，测取的波形清晰、峰值突出、特征点明显，并有效地抑制了机体振动对波形的影响。

3.6.3 燃油系统常见故障分析

表 3-1 是柴油机工程师和用户协会出版的报告。从表 3-1 中可以看出：造成柴油机停机故障的各种原因中，燃油系统故障占 27%，所占比例最大，是柴油机的一个重要的故障源。所以，如何有效地诊断供油系统的故障，便成为当前柴油机维修领域的紧迫课题^[1]。

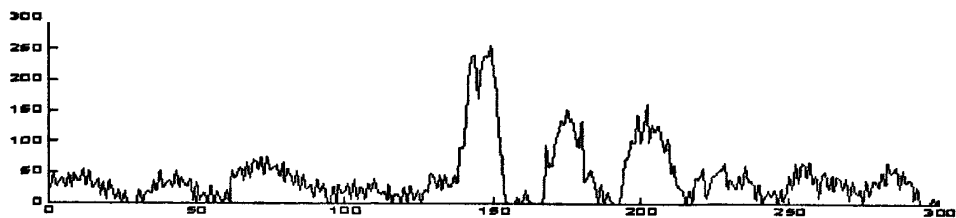
表 3-1 柴油机故障分类

故障的分类	故障出现率/%
喷油系统及燃油系统故障	27.0
漏水故障	17.3
阀门及阀座故障	11.9
轴承故障	7.0
活塞组件故障	6.6
漏油及润滑系统故障	5.2
涡轮增压系统故障（包括外来侵入造成的故障）	4.4
齿轮及驱动装置故障	3.9
调速器齿轮故障	3.9

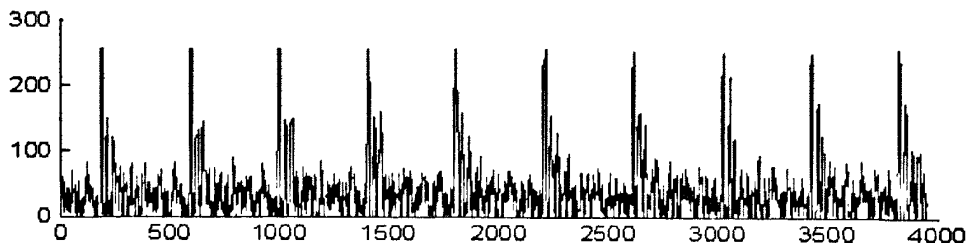
故障的分类	故障出现率/%
燃油泄漏	3.5
漏气	3.2
除下列专门标题外的其他破坏及破裂	2.5
其他故障	2.5
基座故障	0.9
曲轴故障	0.2

本系统的故障模拟实验是在某油泵试验台上进行的，分别在喷端和泵端采集不同油泵转速、不同油量和不同故障工况的实验样本共 400 多例。其中，油泵转速为 750r/min（发动机的转速为 1500 r/min），发火顺序为 1-5-3-6-2-4。实验台上模拟了燃油系统常见的 9 种故障（其中正常状态也作为故障的一种情况），正常工作情况（100%供油），供油量不足（包括 75%供油、50%供油、25%供油、怠速供油），针阀卡死至油孔堵塞（包括小油量和标定油量下），针阀泄露，出油阀失效，每种故障的油压波形显示如下所示：

1. 正常情况（100%）



(a)



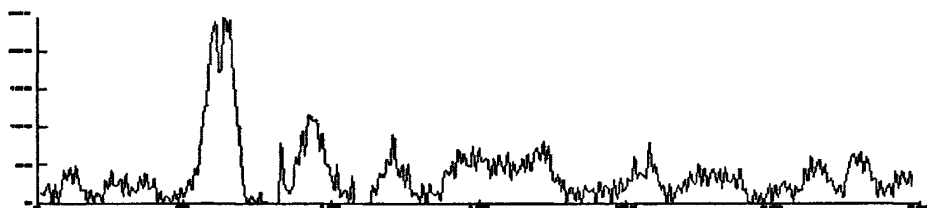
(b)

图 3-3 正常情况下的油压波形

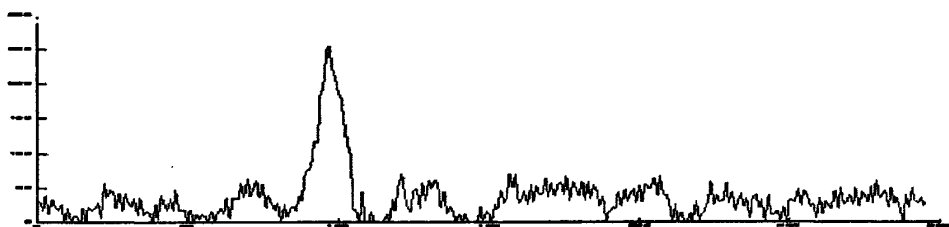
(a) 单峰显示 (b) 多循环显示

2、供油量不足

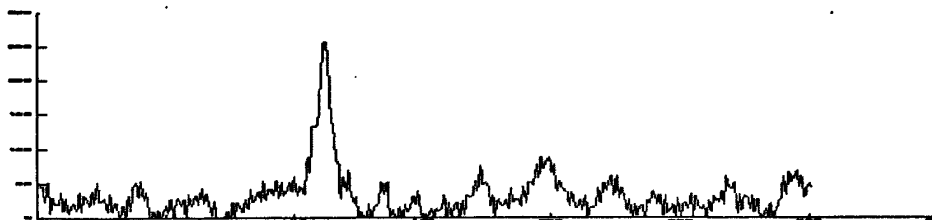
图 3-3 和图 3-4 是油泵转速为 750r/min 时测取的喷端油压波形，其中图 3-3 是正常油量为每 400 次 170ml，即 100% 供油量；图 3-4 为供油量不足情况，其中（1）供油量为每 400 次 130ml，即 75% 供油量；（2）供油量为每 400 次 96ml，即 50% 供油量；（3）供油量为每 400 次 64ml，即 25% 供油量；（3）供油量为每 800 次 36ml，即怠速油量。



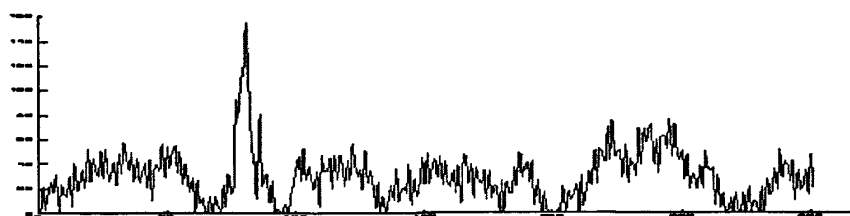
(a)



(b)



(c)



(d)

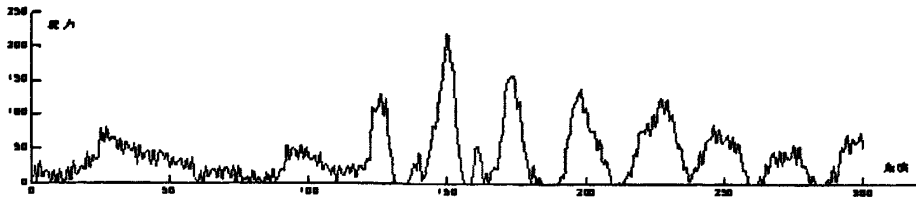
图 3-4 不同油量的喷端油压波形比较

(a) 75% 供油 (b) 50% 供油 (c) 25% 供油 (d) 怠速供油

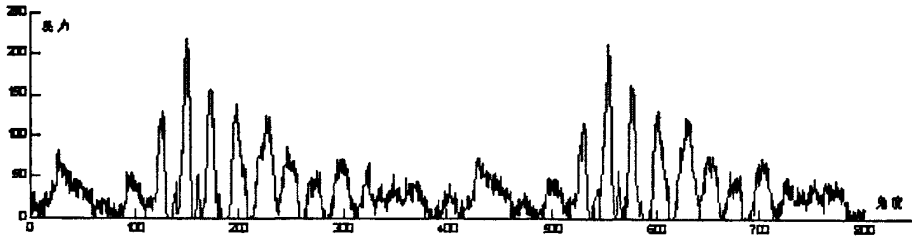
从图 3-3 和图 3-4 中可以看出随着供油量的减少，油压波形的面积减小，且波形均值也减小。

3. 针阀卡死至油孔堵塞

(1) 针阀卡死至油孔堵塞（小油量）



(a)

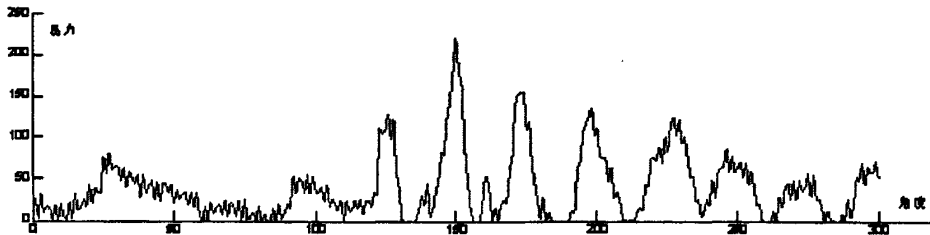


(b)

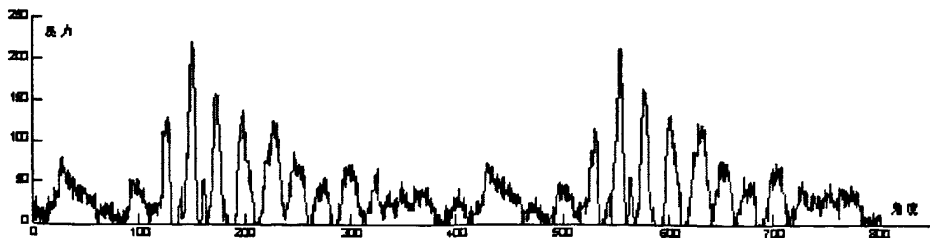
图 3-5 针阀卡死至油孔堵塞（小油量）油压波形

(a) 单峰显示 (b) 循环显示

(2) 针阀卡死至油孔堵塞（标定油量）



(a)



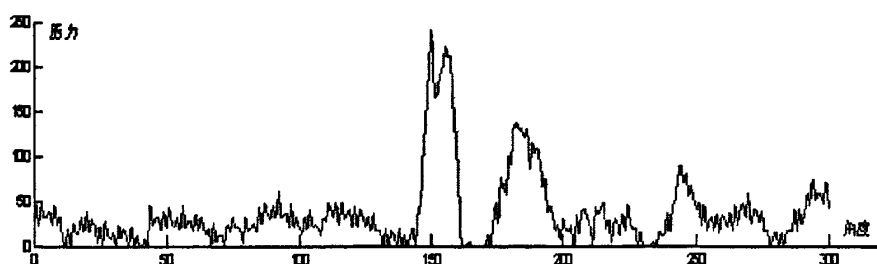
(b)

图 3-6 针阀卡死至油孔堵塞（标定油量）油压波形

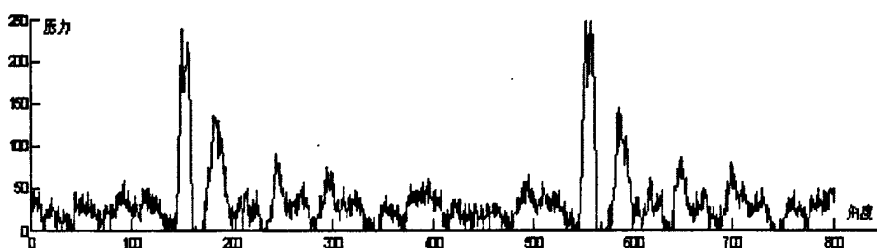
(a) 单波峰显示 (b) 循环显示

图 3-5 和图 3-6 是分别是小油量、标定油量时，针阀卡死故障对应的油压波形图。当针阀卡死时，压力波升高的非常快，压力波曲线相对尖锐，而且反射波在管内也十分剧烈，延续时间比较长，残余压力比正常压力波有较大升高。

4. 针阀泄漏



(a)

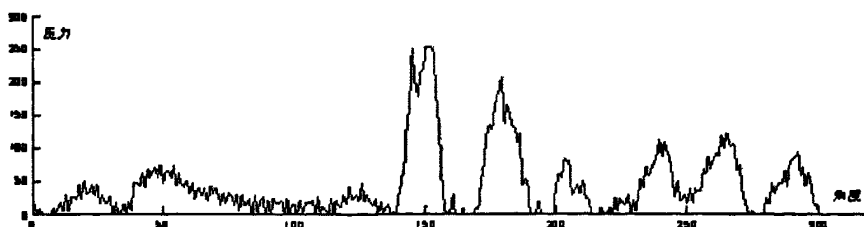


(b)

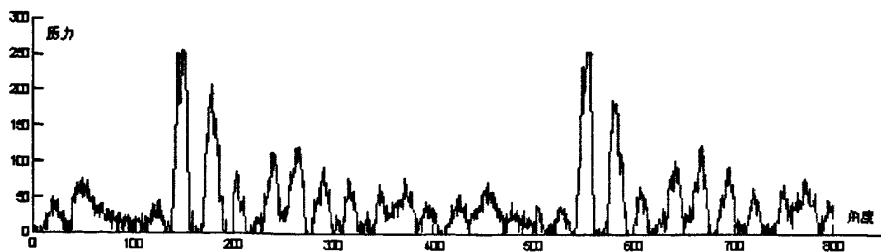
图 3-7 针阀泄漏油压波形显示

(a) 单波峰显示 (b) 循环显示

5. 出油阀失效



(a)



(b)

图 3-8 出油阀失效故障波形显示

(a) 单波峰显示 (b) 循环显示

图 3-8 是油泵转速为 750r/min 时，测取的喷端油压波形。燃油喷射系统中，出油阀是快速断油的关键部件，从图 3-8 中可看出，由于出油阀的失效，燃油残余压力很高，压力波动明显，衰减也相对缓慢。

3.7 小波神经网络应用于燃油系统诊断

本系统采用的是松散型的小波神经网络来实现故障诊断的。总体结构是：把小波变换作为神经网络的前置处理器，提取故障能量特征；设计网络结构，把故障能量特征作为神经网络的输入，通过神经网络进行故障的诊断。其诊断流程框图如图 3-9 所示。

利用 3.6.3 中提到的采集的 9 种故障，每种故障 9 组样本。采用第二章中的小波包变换，提取第三层从低频到高频 8 个频段内的小波包能量故障特征作为神经网络的训练和测试样本。把小波变换和神经网络有效的结合起来，具体的故障诊断框图如图 3-10 所示。

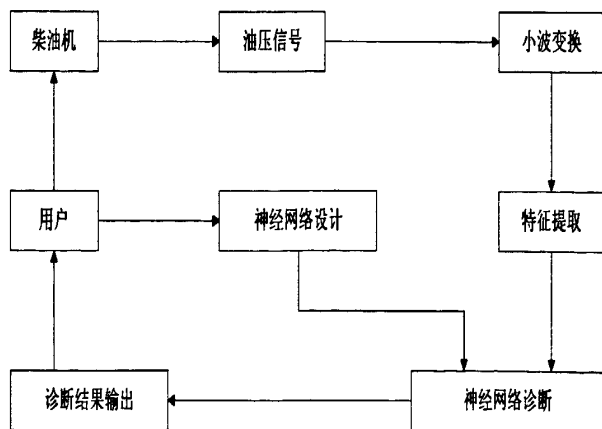


图 3-9 松散型小波神经网络故障诊断流程图

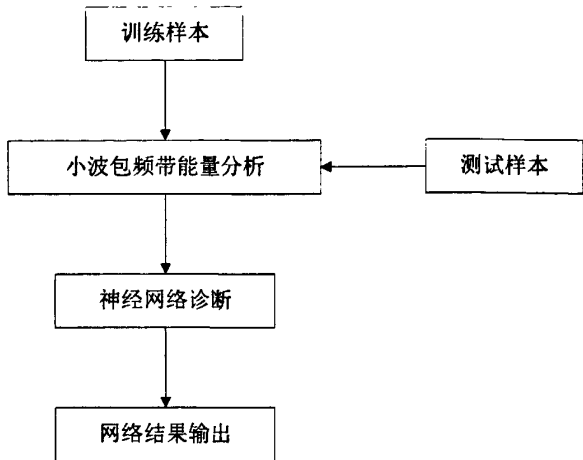


图 3-10 网络诊断框图

3.7.1 基于 RBF 网络的故障诊断

径向基（RBF）网络具有唯一最佳逼近特性，且没有局部极小点。它对于每个训练样本，只需要修正少量的权值和阈值，训练速度比较快^[16]。在这里，RBF 网络学习算法，采用 3.3.1 中的网络学习规则。

（1）网络输入向量和目标向量的确定

网络对输入向量的确定就是特征的提取。根据前述理论，对在实验台上模拟的柴油机燃油系统 9 种故障分别提取油压信号 8 个频段的能量特征。将油压信号的第三层小波包分解从低频到高频的 8 个频率的能量特征作为 RBF 网络的输入向量 $P=[E30,E31,E32,E33,E34,E35,E36,E37]$ ，并且利用(3-4)式进行数据的归一化。表 3-2 给出了 81 组输入向量，它们都是归一化之后的数据。

接下来确定网络输出的目标向量。燃油系统常见的故障有供油量不足，针阀卡死至油孔堵塞，针阀泄漏，出油阀失效等几种故障。本系统诊断的故障也是基于这几种故障，主要有 100%供油量（正常情况 T1），75%供油量(T2)，50%供油量（T3），25%供油量(T4)，怠速油量(T5)，针阀卡死 1（小油量 T6），针阀卡死 2（标定油量 T7），针阀泄漏(T8)，出油阀失效(T9)九种故障。于是，目标输出表示为如下形式：

100%油量 T1: (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)；

75%油量 T2: (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)；

50%油量 T3: (0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0) ;

25%油量 T4: (0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0) ;

怠速油量 T5: (0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0) ;

针阀卡死 1 (小油量) T6: (0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0) ;

针阀卡死 2 (标定油量) T7: (0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0) ;

针阀泄漏 T8: (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0) ;

出油阀失效 T9: (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1) ;

因此, 目标向量 T=[T1,T2,T3,T4,T5,T6,T7,T8,T9]

3-2 燃油系统故障样本数据

序	样本数据/故障特征数据								故
号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	障
1	0.7557	0.2281	0.15586	0.15471	0.1547	0.16109	0.12739	0.14335	正 常 喷 油
2	0.74378	0.27833	0.16303	0.14216	0.13223	0.17908	0.12458	0.13799	
3	0.7409	0.25091	0.16728	0.15815	0.14868	0.16707	0.11976	0.13723	
4	0.73224	0.23097	0.16936	0.14613	0.14371	0.16887	0.11523	0.1317	
5	0.73144	0.25232	0.16874	0.15266	0.1392	0.17303	0.11881	0.13966	
6	0.72911	0.23732	0.15872	0.15528	0.13195	0.17902	0.12094	0.13352	
7	0.72524	0.26616	0.17069	0.13656	0.15055	0.16867	0.1299	0.14379	
8	0.72113	0.27973	0.1643	0.14411	0.13204	0.16895	0.12301	0.13987	
9	0.7199	0.26779	0.16372	0.13804	0.14056	0.16546	0.12122	0.13104	
10	0.65915	0.22362	0.17094	0.1206	0.13678	0.17068	0.10899	0.13969	75% 油 量
11	0.65476	0.20755	0.15371	0.13923	0.13552	0.16192	0.10796	0.13522	
12	0.65435	0.23175	0.1607	0.134	0.13761	0.165	0.11131	0.13305	
13	0.65383	0.21006	0.15928	0.12955	0.13437	0.1608	0.11594	0.13722	
14	0.649	0.24696	0.15175	0.14132	0.13986	0.15836	0.11953	0.13676	
15	0.64525	0.2176	0.14548	0.13141	0.14362	0.16199	0.11669	0.12979	
16	0.63985	0.24984	0.13923	0.14583	0.13332	0.16815	0.11611	0.13562	
17	0.63945	0.22378	0.15052	0.13072	0.1395	0.16156	0.11221	0.14157	
18	0.63866	0.24583	0.16032	0.13619	0.14454	0.16335	0.12175	0.13013	

序	样本数据/故障特征数据								故
号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	障
19	0.63969	0.19848	0.13967	0.1501	0.13726	0.15942	0.11114	0.12769	50% 油 量
20	0.63601	0.20301	0.13059	0.13624	0.13365	0.17147	0.11153	0.1296	
21	0.63341	0.21267	0.12507	0.15017	0.13234	0.17239	0.11243	0.13088	
22	0.63303	0.2169	0.15614	0.13074	0.14562	0.16944	0.11076	0.12668	
23	0.63081	0.2534	0.15453	0.13511	0.12827	0.16339	0.10925	0.12936	
24	0.63026	0.22838	0.14968	0.12263	0.13745	0.16913	0.11182	0.1314	
25	0.63012	0.18489	0.15069	0.13565	0.13967	0.15574	0.11694	0.12756	
26	0.62716	0.24847	0.14083	0.14644	0.12596	0.16922	0.12227	0.13057	
27	0.6258	0.20312	0.14007	0.12774	0.12774	0.16223	0.12119	0.1359	
28	0.59651	0.1527	0.12573	0.16935	0.13109	0.16254	0.11023	0.12884	25% 油 量
29	0.59585	0.16801	0.12161	0.15593	0.13886	0.17724	0.11401	0.13236	
30	0.59107	0.1768	0.12974	0.15775	0.12655	0.17657	0.11766	0.13552	
31	0.59106	0.16276	0.12493	0.16816	0.1261	0.15913	0.11242	0.1225	
32	0.58964	0.16963	0.13721	0.17359	0.13188	0.16418	0.11257	0.13114	
33	0.58921	0.19515	0.13816	0.16046	0.13049	0.17993	0.11011	0.13759	
34	0.58549	0.21066	0.12431	0.14306	0.11699	0.16357	0.12468	0.13031	
35	0.58425	0.17945	0.1196	0.1562	0.137	0.16996	0.11467	0.13457	
36	0.58386	0.24012	0.14612	0.12278	0.14166	0.17095	0.11248	0.13388	
37	0.49771	0.17716	0.1154	0.10921	0.12592	0.1614	0.11492	0.13006	怠 速 油 量
38	0.4976	0.15437	0.12598	0.11538	0.12413	0.16705	0.10656	0.14112	
39	0.49516	0.14475	0.10971	0.13055	0.12924	0.16583	0.11556	0.12718	
40	0.48842	0.15474	0.11329	0.13325	0.12826	0.15826	0.12064	0.12546	
41	0.48668	0.15295	0.111	0.11897	0.12589	0.16169	0.11263	0.12821	
42	0.48644	0.17303	0.12527	0.12977	0.12542	0.15877	0.12227	0.13528	
43	0.48501	0.15383	0.1121	0.12587	0.13185	0.16194	0.12476	0.13107	
44	0.48422	0.17133	0.11847	0.12382	0.13013	0.15795	0.11015	0.12773	
45	0.48163	0.16928	0.11871	0.12261	0.12645	0.16429	0.11859	0.12671	

序	样本数据/故障特征数据								故
号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	障
46	0.67854	0.22976	0.15464	0.17939	0.13158	0.14428	0.1051	0.12154	针 阀 卡 死 1
47	0.67008	0.26384	0.17326	0.16429	0.10947	0.16584	0.11185	0.12091	
48	0.65998	0.20437	0.13257	0.16685	0.12162	0.1724	0.11943	0.12557	
49	0.64923	0.22569	0.14889	0.18055	0.13315	0.14265	0.10678	0.11557	
50	0.64851	0.22854	0.14177	0.15824	0.13375	0.17444	0.11711	0.12459	
51	0.64103	0.32548	0.18744	0.13053	0.14048	0.14895	0.10206	0.12834	
52	0.64038	0.32152	0.18154	0.13718	0.15908	0.14838	0.10717	0.13622	
53	0.63853	0.27977	0.16641	0.14078	0.14675	0.15808	0.11176	0.12886	
54	0.62966	0.31009	0.18241	0.13428	0.1375	0.15234	0.1	0.12354	针 阀 卡 死 2
55	0.9	0.29788	0.1904	0.16108	0.14358	0.15992	0.12018	0.127	
56	0.86874	0.29701	0.18691	0.16495	0.14632	0.14877	0.1169	0.12636	
57	0.86561	0.30018	0.1914	0.1633	0.14303	0.16268	0.12125	0.12507	
58	0.86156	0.32864	0.20148	0.18497	0.13756	0.16203	0.12158	0.13075	
59	0.86021	0.30849	0.19929	0.17966	0.13714	0.16386	0.12408	0.13268	
60	0.85837	0.38187	0.18893	0.16082	0.15434	0.14493	0.10045	0.13701	
61	0.85781	0.31088	0.20372	0.1874	0.14614	0.1502	0.11325	0.1349	
62	0.85069	0.34529	0.19014	0.17468	0.14273	0.15499	0.11341	0.13317	针 阀 泄 漏
63	0.84418	0.35251	0.1986	0.17765	0.15517	0.1577	0.11762	0.13701	
64	0.70786	0.2319	0.13993	0.14184	0.13266	0.14887	0.11745	0.13671	
65	0.69644	0.22654	0.15001	0.15022	0.13759	0.16145	0.11456	0.12451	
66	0.69128	0.26862	0.1506	0.13995	0.12654	0.15927	0.10652	0.12452	
67	0.6884	0.22367	0.15434	0.15514	0.14198	0.15405	0.11635	0.12645	
68	0.68592	0.23286	0.12923	0.15764	0.12569	0.15864	0.11518	0.13066	
69	0.68496	0.24594	0.16993	0.14384	0.12628	0.15579	0.11548	0.13391	
70	0.6845	0.22787	0.15609	0.13999	0.13234	0.1522	0.1171	0.12979	
71	0.68202	0.2496	0.15431	0.13532	0.13087	0.15811	0.1067	0.12397	
72	0.67888	0.21911	0.14028	0.16365	0.13674	0.16136	0.10575	0.11996	

序	样本数据/故障特征数据								故
号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	障
73	0.76067	0.21935	0.15168	0.16554	0.14553	0.15967	0.11545	0.13909	出 油 阀 失 效
74	0.76061	0.25103	0.15455	0.16977	0.15036	0.16779	0.1284	0.14224	
75	0.76042	0.22351	0.14963	0.17073	0.13551	0.17105	0.11886	0.1391	
76	0.75545	0.2457	0.14289	0.16287	0.12928	0.16842	0.12769	0.13402	
77	0.75269	0.24863	0.1751	0.14807	0.13969	0.16781	0.11634	0.13952	
78	0.75103	0.23735	0.1676	0.1615	0.14311	0.16944	0.12232	0.13836	
79	0.75035	0.24078	0.16833	0.15853	0.14357	0.16213	0.12113	0.14087	
80	0.74986	0.24547	0.16595	0.15154	0.14302	0.16982	0.12104	0.14655	
81	0.74851	0.29003	0.17448	0.1354	0.13377	0.17046	0.12993	0.13592	

(2) 网络训练与测试

调用 MATLAB 神经网络工具箱中的 *newrb* 函数，网络创建的过程就完成了权值和阈值的选取与修正，因此，RBF 网络没有专门的训练和学习函数。采用迭代的方法设计网络，每迭代一次就增加一个神经元，直到平方和误差下降到目标误差或者是隐含层的神经元达到最大值时停止。

以表 3-2 中的训练样本作为 RBF 网络的输入向量，分布常数设定为 1.0，训练目标误差为 0.001。经过迭代训练，网络最终误差达到 0.001，网络误差 SSE 随神经元数增加的情况如下（以每增加 10 个神经元列出）：

NEWRB, neurons = 0, SSE = 63.1573
NEWRB, neurons = 10, SSE = 20.9353
NEWRB, neurons = 20, SSE = 13.2437
NEWRB, neurons = 30, SSE = 8.43611
NEWRB, neurons = 40, SSE = 5.31461
NEWRB, neurons = 50, SSE = 3.14376
NEWRB, neurons = 60, SSE = 1.50938
NEWRB, neurons = 70, SSE = 0.448653
NEWRB, neurons = 79, SSE = 0.0122106
NEWRB, neurons = 80, SSE = 8.26228e-024

网络误差性能曲线如图 3-11 RBF 网络性能误差所示：

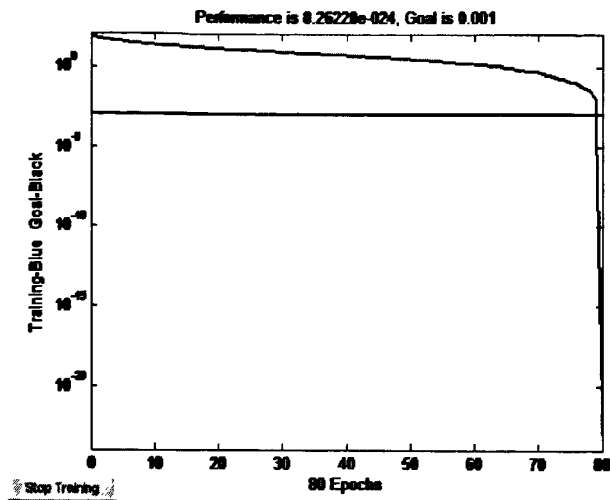


图 3-11 RBF 网络性能误差

在相同的柴油机工况下，对每种故障选取一组对应的新的特征数据对训练后的网络进行测试，测试样本输入 P_{test} 见表 3-3，测试样本输出 T_{test} 见表 3-4。

在表 3-3 中，各组数据作为检验样本，右边标明各组数据实际分别为 100%供油量（正常情况 T1），75%供油量(T2)，50%供油量（T3），25%供油量(T4)，怠速油量(T5)，针阀卡死 1（小油量 T6），针阀卡死 2（标定油量 T7），针阀泄漏(T8)，出油阀失效(T9)九种故障。

表 3-3 测试样本的输入向量 P_{test}

	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	故障
1	0.70688	0.24666	0.16896	0.15011	0.1429	0.16977	0.12036	0.13533	1
2	0.63637	0.23983	0.16792	0.13678	0.13843	0.15788	0.12225	0.1438	2
3	0.62492	0.24002	0.14299	0.13429	0.12727	0.15804	0.10821	0.13612	3
4	0.58041	0.21894	0.12215	0.13641	0.13465	0.16418	0.11164	0.13273	4
5	0.47916	0.15134	0.12447	0.1379	0.12364	0.16136	0.10811	0.12891	5
6	0.64851	0.2773	0.14889	0.15087	0.14675	0.1513	0.11943	0.12059	6
7	0.83608	0.36757	0.17888	0.16029	0.14391	0.15177	0.10507	0.13223	7
8	0.67888	0.23646	0.15997	0.15373	0.12928	0.15729	0.11573	0.12832	8
9	0.75428	0.23649	0.15839	0.1542	0.13987	0.1708	0.12174	0.13866	9

表 3-4 测试样本的输出向量 T_test

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
1	1.0663	-0.0945	0.1342	0.02981	-0.0787	-0.3227	0.3837	-0.1444	0.1096
2	0.3501	1.1745	0.0835	0.0708	-0.097	-1.2091	0.1869	0.0133	0.005
3	-0.3864	0.3639	0.9483	-0.2322	0.1238	0.6592	-0.0908	0.0363	0.0712
4	0.0642	-0.0161	0.0776	1.0699	0.0094	-0.0818	0.01439	0.002	-0.012
5	-0.0057	0.0064	-0.0038	0.0083	0.9734	0.0049	0.0012	-0.0037	0.0021
6	0.1223	-0.4138	-0.2655	0.0039	0.0584	1.0826	0.1286	0.3361	-0.002
7	0.1381	0.003	0.0025	-0.0027	0.0135	0.0077	0.9296	-0.0012	-0.005
8	0.1255	0.065	0.0794	-0.0054	-0.0013	0.5523	-0.1279	0.646	-0.101
9	-0.35	-0.0884	-0.05628	0.0576	-0.0014	0.3069	-0.4256	0.1154	0.9324

表 3-4 中，每一行分别代表一个测试样本的输出，再分别对照 T1~T9 各种故障。例如表 3-3 中，序号为 7 的样本个特征参量为(0.83608 0.36757 0.17888 0.16029 0.14391 0.15177 0.10507 0.13223)，经过网络训练后，测试结果在表 3-4 样本输出结果中，序号为 7 的样本输出为(0.1381 0.0030 0.0025 -0.0027 0.0135 0.0077 0.9296 -0.0012 -0.0048)，只有 0.9296 接近于 1，因此我们判定该样本故障为标定油量下针阀卡死的故障 T7，与实际结果吻合。由表 3-4 可以看出，其他故障网络测试输出的结果也与实际结果一致。故障点输出接近于 1，非故障点输出接近于 0，从而能够根据输出的将各种故障进行分类，说明诊断结果具有较高的准确性和可靠性，完全能够满足诊断要求。

3.7.2 RBF 网络与 BP 网络性能比较分析

对同属于前馈型网络的 RBF 网络和 BP 网络进行性能上的分析，主要体现在学习速度和网络的泛化能力上。学习速度通过学习次数来衡量，而其泛化能力采用误差性能指标来体现。

(1) BP 网络用于燃油系统故障诊断

BP 网络结构为 3 层。网络的输入向量同样采用表 3-2 中燃油系统故障样本数据，目标向量的设计同 RBF 网络目标向量：

$T=[T1,T2,T3,T4,T5,T6,T7,T8,T9]$

隐含层神经元个通过经验公式数 $n_1=\sqrt{n+m}+a$ 来选择，其中， n_1 为隐含层神经元个数， n 为输入神经元数， m 为输出神经元数， a 为[1，10]之间的常数。相同条件下，根据训练误差最小得出隐含层神经元个数为 13。

应用 MATLAB 神经网络工具箱进行仿真，经过 479 次迭代，网络性能误差达到 0.001，其收敛曲线如图 3-12 BP 网络训练收敛曲线所示：

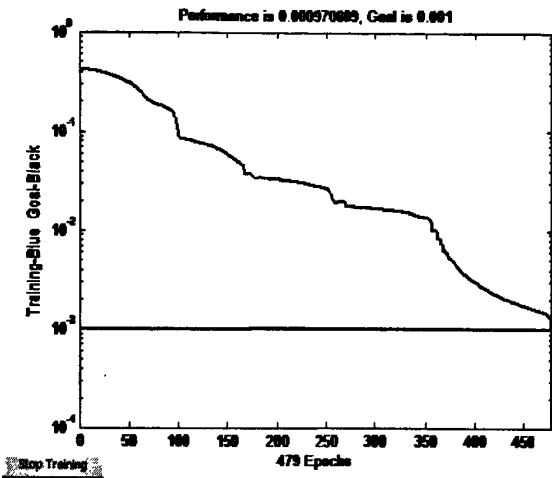


图 3-12 BP 网络训练收敛曲线

用表 3-3 的测试样本对训练好的 BP 网络进行测试，其样本的输出如表 3-5 所示：

表 3-5 BP 网络测试样本输出

	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9
1	0.9663	0.0901	0.2431	0.0124	0.0058	0.2112	0.1578	0.0404	0.0953
2	0.1568	0.7526	0.0901	0.0687	0.0888	0.1031	0.2821	0.02	0.0142
3	0.4356	0.2571	1.0012	0.3214	0.1032	0.5923	0.0702	0.1001	0.1023
4	0.1001	0.0201	0.0673	0.8898	0.0154	0.0789	0.01023	0.0045	0.0101
5	0.0234	0.0002	0.011	0.1012	0.8256	0.0141	0.0102	0.00087	0.0113
6	0.2109	0.3925	0.1928	0.0001	0.1058	0.9013	0.2134	0.1326	0.0134
7	0.1583	0.0132	0.0121	0.0015	0.0154	0.0012	0.9421	0.1235	0.1724
8	0.2001	0.1064	0.1231	0.0123	0.0003	0.4321	0.2139	0.5136	0.0941
9	0.3004	0.0673	0.07845	0.0257	0.0104	0.2101	0.3691	0.0123	1.102

表 3-5 中，序号为 7 的样本输出为（0.1583 0.0132 0.0121 0.0015 0.0154 0.0012 0.9421 0.1235 0.1724），只有 0.9296 接近于 1，因此我们判定该样本故障为标定油量下针阀卡死的故障 T7，与实际结果吻合。其余的也与结果吻合。此训练的 BP 网络也满足了故障的诊断。

(2) 对比分析

根据以上两种网络的应用，我们可得性能如表 3-6。

表 3-6 BP 网络与 RBF 网络性能比较

网络类型	学习次数（训练步数）	训练结束网络误差	均方根
BP 网络	479	0.001	0.5369
RBF 网络	80	0	0.4214

通过表 3-6 可知，RBF 网络的学习次数(80)明显小于 BP 网络(479)，也就是说 RBF 网络的训练速度较快；学习精度和均方根误差性能指标 RBF 网络也明显优于 BP 网络。在网络设计中，BP 网络隐含层神经元个数的确定通过经验公式多次试凑出来，没有一定的规律，太少的隐层神经元会导致网络“欠适配”，太多的神经元导致“过适配”，较难把握；而 RBF 网络可随时根据样本的改变而变化隐含层的神经元个数，在网络适应性能上也优于 BP 网络。RBF 网络采用新型的网络结构，从根本上避免 BP 网络陷入局部极小点和收敛速度慢的问题。

径向基（RBF）网络以任意精度逼近非线性连续函数，通过大量的实验证明，网络创建和训练网络的速度快，特别适合于类似于实时控制等对时间要求高的场合，其不足之处主要集中在构造网络及训练算法的设计和优化上。

3.7.3 基于 SOFM 网络的故障诊断

自组织特征映射人工神经网络（SOFM）采用无教师学习的自学习方式，不需要在训练或者是学习过程中预先知晓这个训练输入向量的所属类别。当输入某一类别的矢量时，神经网络中的一个神经元将会在其输出端产生最大值，其他的神经元具有最小的输出值。因此，该网络可根据最大值的神经元位置来判断输入适量所代表的故障。SOFM 网络不但可以学习

输入向量的分布情况，对输入向量的拓扑结构也可学习^[36]。但是，SOFM网络对样本的建立要求相对较高，也就是不同类之间的样本必须要有明显的区别。

(1) 网络输入向量设计

由于 SOFM 神经网络对样本建立的要求较高，通过实验，采用表 3-2 的样本输入特征，其输出结果相对欠缺。经过对采集样本多次实验，在这里只对其中的 6 种故障进行诊断，即供油量不足 T1，怠速供油 T2，针阀卡死 1（小油量）T3，针阀卡死 2（标定油量）T4，针阀泄露 T5，出油阀失效 T6。重新选择 30 组样本故障特征，其特征也是经过小波包变换的能量特征，提取了第三层从低频到高频 8 个频段内的特征，每种故障对应 5 组样本特征，且也是归一化后的数据，如表 3-5 所示。燃油系统压力波形的 30 个样本，同样每个样本含有 8 个特征指标，则输入矩阵 P 的维数为 8×30 。

(2) 网络结构设计

选择输入神经元数等于特征指标的个数 8，而对于 9 种不同的故障类型，网络的竞争层选为 2×3 的结构，此处的样本量不是很大，而且网络的结构是可以调整的，故可选择这样的竞争层。

(3) 网络的训练与测试

利用 MATLAB 神经网络工具箱中的 *newsom* 函数来创建一个自组织特征映射网络，其参数选择为：TFCN='gridtop'; DFCN='linkdist'; OLR=0.9; OSTEPS=1000; TLR=0.02; TND=0.9。应用 *train(net, P)* 函数来训练神经网络，本诊断系统中，*net* 即是创建的自组织特征映射网络，输入矢量矩阵 P 即是表 3-7 列出的 6 种故障中的征兆矩阵。表 3-8 是训练完成后的网络输出，图中输出编号即映射故障相应的故障。

从表 3-7 和表 3-8 中可以看出，序号为 10 的故障样本，其对应的自组织网络的输出编号为 6，表示怠速供油故障 T2 在网络映射图中占据 6 号神经元。因此，所有输出编号为 6 的样本数据均来自怠速供油故障。同理，我们可以得到，供油不足故障 T1 占据 5 号神经元，针阀卡死（小油量）故障 T3 占据 3 号神经元，针阀卡死（标定油量）T4 占据 1 号神经元，针阀泄露故障 T5 占据 4 号神经元，出油阀失效故障 T6 对应 2 号神经元。

表 3-7 SOFM 故障样本数据

样本	样本数据/故障特征数据									故障
序号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37		类型
1	0.59651	0.15270	0.12573	0.16935	0.13109	0.16254	0.11023	0.12884		供 油 不 足
2	0.59585	0.16801	0.12161	0.15593	0.13886	0.17724	0.11401	0.13236		
3	0.59106	0.16276	0.12493	0.16816	0.12610	0.15913	0.11242	0.12250		
4	0.58921	0.19515	0.13816	0.16046	0.13049	0.17993	0.11011	0.13759		
5	0.58425	0.17945	0.11960	0.15620	0.13700	0.16996	0.11467	0.13457		
6	0.49771	0.17716	0.1154	0.10921	0.12592	0.1614	0.11492	0.13006		怠 速 供 油
7	0.49760	0.15437	0.12598	0.11538	0.12413	0.16705	0.10656	0.14112		
8	0.49516	0.14475	0.10971	0.13055	0.12924	0.16583	0.11556	0.12718		
9	0.48842	0.15474	0.11329	0.13325	0.12826	0.15826	0.12064	0.12546		
10	0.48668	0.15295	0.11100	0.11897	0.12589	0.16169	0.11263	0.12821		
11	0.67008	0.26384	0.17326	0.16429	0.10947	0.16584	0.11185	0.12091		针 阀 卡 死 1
12	0.62966	0.31009	0.18241	0.13428	0.1375	0.15234	0.10000	0.12354		
13	0.62783	0.27899	0.16297	0.17224	0.11870	0.15744	0.11355	0.11445		
14	0.64038	0.32152	0.18154	0.13718	0.15908	0.14838	0.10717	0.13622		
15	0.62783	0.27899	0.16297	0.17224	0.11870	0.15744	0.11355	0.11445		
16	0.90000	0.29788	0.19040	0.16108	0.14358	0.15992	0.12018	0.12700		针 阀 卡 死 2
17	0.86561	0.30018	0.19140	0.16300	0.14303	0.16268	0.12125	0.12507		
18	0.85837	0.38187	0.18893	0.16082	0.15434	0.14493	0.10045	0.13701		
19	0.85069	0.34529	0.19014	0.17468	0.14273	0.15499	0.11341	0.13317		
20	0.83608	0.36757	0.17888	0.16029	0.14391	0.15177	0.10507	0.13223		
21	0.68840	0.22367	0.15434	0.15514	0.14198	0.15405	0.11635	0.12645		针 阀 泄 露
22	0.68592	0.23286	0.12923	0.15764	0.12569	0.15864	0.11518	0.13066		
23	0.68450	0.22787	0.15609	0.13999	0.13234	0.1522	0.11710	0.12979		
24	0.65476	0.20755	0.15371	0.13923	0.13552	0.16192	0.10796	0.13522		
25	0.65383	0.21006	0.15928	0.12955	0.13437	0.1608	0.11594	0.13722		

样本	样本数据/故障特征数据								故障
序号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	类型
26	0.76061	0.25103	0.15455	0.16977	0.15036	0.16779	0.12840	0.14224	出油阀失效
27	0.75545	0.2457	0.14289	0.16287	0.12928	0.16842	0.12769	0.13402	
28	0.75103	0.23735	0.16760	0.16150	0.14311	0.16944	0.12232	0.13836	
29	0.74986	0.24547	0.16595	0.15154	0.14302	0.16982	0.12104	0.14655	
30	0.74593	0.23649	0.15839	0.14324	0.14146	0.16410	0.11054	0.14131	

表 3-8 训练后的自组织网络图

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
输出	5	5	5	5	5	6	6	6	6	6	3	3	3	3	3
序号	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
输出	1	1	1	1	1	4	4	4	4	4	2	2	2	2	2

之后，利用训练好的网络进行测试，判别故障的类型。把经过分析处理后的诊断数据输入自组织神经阵列，然后就可根据网络神经元输出与标记的贴近度对燃油系统进行诊断，给出结果。

表 3-9 SOFM 网络测试样本

样本	样本数据/故障特征数据								故障
序号	E30	E31	E32	E33	E34	E35	E36	E37	类型
1	0.59651	0.15270	0.12573	0.16935	0.13109	0.16254	0.11023	0.12884	T1
2	0.49516	0.14475	0.10971	0.13055	0.12924	0.16583	0.11556	0.12718	T2
3	0.62966	0.31009	0.18241	0.13428	0.13750	0.15234	0.10000	0.12354	T3
4	0.86561	0.30018	0.19140	0.16330	0.14303	0.16268	0.12125	0.12507	T4
5	0.68840	0.22367	0.15434	0.15514	0.14198	0.15405	0.11635	0.12645	T5
6	0.76061	0.25103	0.15455	0.16977	0.15036	0.16779	0.12840	0.14224	T6

本系统中，表 3-9 中的数据为检验神经网络诊断模型的样本输入数据。这些数据是某油泵实验台的故障模拟并经处理后得到的。利用 MATLAB 神经网络工具箱的 $sim(net,P)$ 函数进行仿真， net 为训练好的网络， P 即为检验矩阵。输入之后网络的分类结果为：

yc_test =
5 6 3 1 4 2

从自组织分类结果来看，诊断输出的结果与实际故障结果一致，准确率高。例如，表 3-9 中，序号为 2 的样本数据输出对应的 6 号神经元，属于怠速供油故障 T2，与实际故障吻合。但是这种结果是在训练样本差别较大的情况下得到的，而且对网络的竞争层结构要不断的调整，从而提高网络的性能。

3.7.4 RBF网络与SOFM网络算法比较

前馈型神经网络是众多神经网络模型中应用最广泛的网络之一，并且具有较强的模式分类能力，实现了从 R^n 到 R^m 的映射，同时也获得了满意的收敛精度，是比较理想的诊断模型。对于常规的 BP 算法存在收敛速度慢的问题，且容易陷入局部极小点，所以本诊断系统中选用了径向基(RBF)神经网络作为系统的诊断模型。SOFM 网络采用了离线的学习方法，非常适合做邻近的分类器，但此类网络在故障诊断中的应用极少。为了更好的应用神经网络进行问题研究，下面讨论这两种网络的特点。

径向基网络具有局部响应特性，网络逼近函数为局部逼近形式，对输入的局部样本只需调整少量的参数值就可以满足精度的要求。RBF 网络的难点在于网络构造及训练算法的设计与优化上。可用 K-均值聚类法确定隐节点的中心，采用试凑法或估计法确定宽度，以及结合最小二乘法或简单的 δ 规则确定连接权。而对于 SOFM 网络来讲，应用时，训练前不需要给定期望的输出就能对样本进行自组织并将其分类，且有较好的聚类能力，但是竞争层神经元的数量和排列结构对网络的性能影响比较大，个别参数需要根据实际情况来定，比较难把握。在学习次数上也较难控制，过学习或者学习次数过少都会影响效果。

本文中应用 RBF 网络和 SOFM 网络都是在建立大量的实验基础之上的，给定的柴油机燃油系统故障样本集分布具有代表性，特别是 SOFM 网络对故障样本数据的要求。

3.8 本章小结

本章介绍了小波神经网络的基本理论,简单阐述了 RBF 网络模型和 SOFM 网络模型的结构及学习规则算法,以及两种模型的 MATLAB 实现。将小波包分解重构后提取的小波包能量,作为神经网络的输入向量,进行了柴油机燃油系统的故障诊断,取得了较好的效果。从而,实现了小波变换和神经网络在广义上的结合。在此过程中,首先采用了 RBF 网络和 BP 网络对燃油系统常见的几种故障进行识别,实验结果表明:无论是网络的训练速度,还是学习精度和均方根误差性能指标,RBF 网络明显优于 BP 网络。其次,探索性的应用 SOFM 网络模型进行故障识别,并对 RBF 网络和 SOFM 网络两种不同的网络算法进行了比较分析,实验结果表明:RBF 网络因其良好的局部响应特性,更适合于燃油系统的故障诊断;SOFM 网络对输入样本向量要求较高,但诊断结果较为准确。小波神经网络应用在柴油机燃油系统故障诊断中,能够有效、准确的诊断故障。

第四章 柴油机故障诊断系统设计与实现

柴油机作为动力机械设备，被广泛应用于各种设备和工况中，对其进行状态检测和故障诊断是保证其良好运行的关键技术。柴油机本身结构复杂，其故障形式也多种多样。柴油机故障诊断技术是在柴油机不解体的情况下，依靠先进的传感技术和检测技术，采集柴油机的各种具有某些特征的动态信息，并对这些信息进行各种分析和处理，区分、识别并确认故障产生原因、发生部位和严重程度，并提出针对性的维修措施和处理方法的一种技术^{[37]-[38]}。

4.1 柴油机故障诊断系统概述

在研究柴油机燃油系统几种常见故障的机理的前提下，本系统以信号检测和处理作为基本技术，以频带能量分析和人工智能为基本理论，建立了一套以小波神经网络智能诊断法为基础的柴油机故障诊断系统。系统分为下位机采集和上位机分析处理故障信号两部分结构。整个故障诊断系统的设计框图如图 4-1 所示。

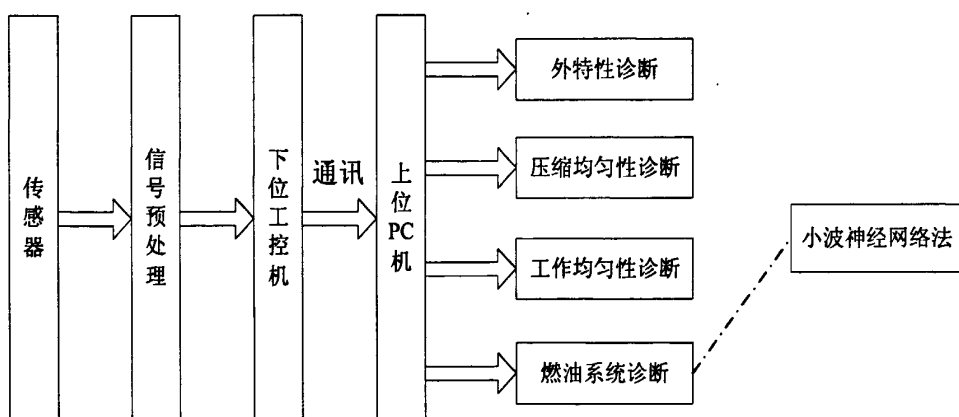


图 4-1 柴油机故障诊断框图

系统的下位机采用工控机系统，利用磁电式传感器和夹持式传感器检测柴油机的转速和油压信号，将采集的信号储存在不掉电的 RAM(DS1230)中。上位机采用 PC 机，基于功能强大的 VC++和 MATLAB 语言进行编程设计。上下位机的通讯采用串口通讯(RS-232)，把下位机采集的数据传送到上位机。柴油机故障诊断系统较为复杂，由图 4-1 可知，包括外特性、

压缩均匀性、工作均匀性和燃油系统的诊断。其中，压缩均匀性和工作均匀性采用瞬时转速法来进行故障诊断，燃油系统故障诊断部分采用小波神经网络法。本课题重点针对燃油系统故障诊断进行了研究。

4.2 故障诊断系统硬件设计

故障诊断系统下位机采用工控机系统，硬件结构框图如图 4-2 所示，故障诊断系统的硬件实际电路板见附录：附图-1。

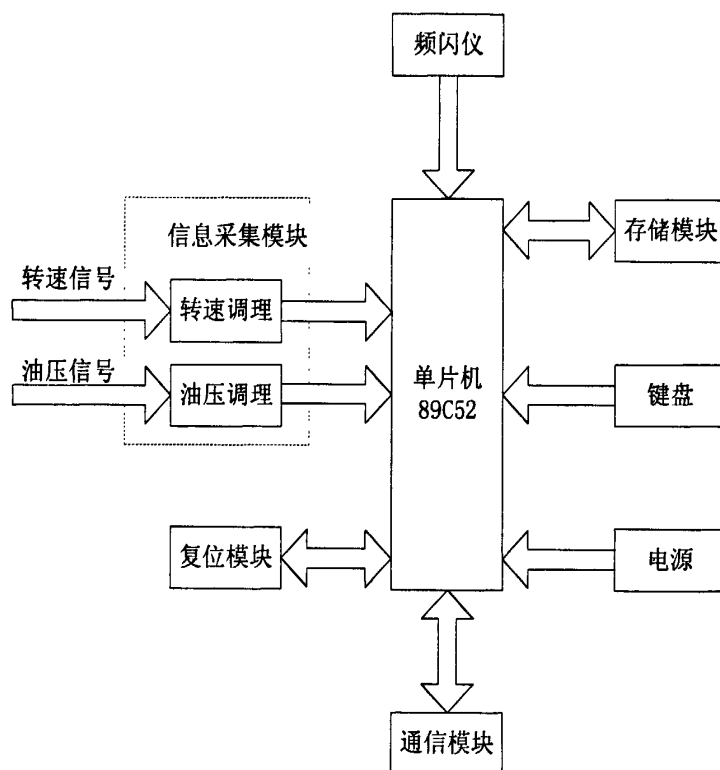


图 4-2 柴油机故障诊断系统硬件结构框图

本诊断系统下位机主要工作是信号的采集。

系统采用单片机 89C52 作为微处理器。图 4-2 中，系统主要有信息采集、存储、通信等模块组成。其中，需要采集的信号是转速信号和油压信号，分别通过磁电式传感器和夹持式传感器进行采集。检测供油特性部分的供油提前角 θ 通过频闪仪获取，同时键盘上有“+”“-”两个按键，通过按“+”或“-”来确定实际的供油提前角 θ 。另外，系统中还预留了开关量和模拟量通道，方便日后扩展使用。

4.2.1 信息采集模块

柴油机曲轴的瞬时转速波动信号反映了机器各缸的工作状态和工作质量,通过对瞬时转速的采集和分析可以诊断柴油机的工作均匀性和压缩均匀性。转速信号通过磁电式传感器采集,经放大电路和电压比较器转换成开关量信号后,输入至 89C52 的 P1.0 口。其电路原理图如图 4-3 所示。燃油系统故障主要通过高压油管上的压力波形来反映。本系统不需要截断喷油管,直接采用夹持式传感器测量高压油管上的膨胀变形量,以此来反映油压波形。油压信号经调理电路硬件滤波后进行 A/D 转换,最后将数据送给 89C52 单片机。

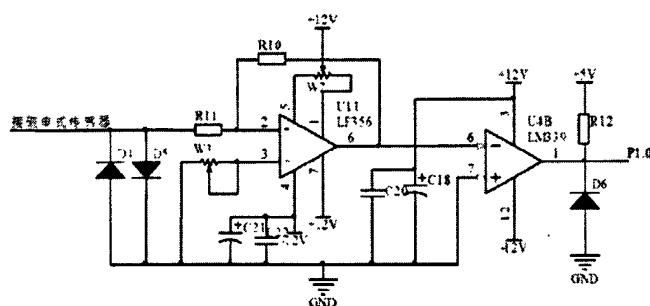


图 4-3 转速信号采集电路原理图

4.2.2 存储模块

系统存储模块采用不掉电 RAM DS1230。DS1230 是 256K 全静态非易失 SRAM,可直接与微处理器 89C52 接口,不需要额外的支持电路。该器件没有写次数限制,在没有外部电源的情况下最少可以保存数据 10 年,且掉电期间数据被自动保护^[65]。现场采集的转速和油压数据都可存于 DS1230 中,以备将来在 PC 机上处理研究。

4.2.3 通信模块

柴油机的工作环境相对来说比较复杂,造成现场各种震动和电场磁场的干扰比较大。为了提高系统的可靠性,本系统采用 MAX232 芯片设计了 RS-232 串行通讯电路,如图 4-4 所示。串行通讯实现简单,性价比高。但是,串口通讯的传输速度慢,在以后的实验研究中,可以考虑改为 USB 接

口通讯。

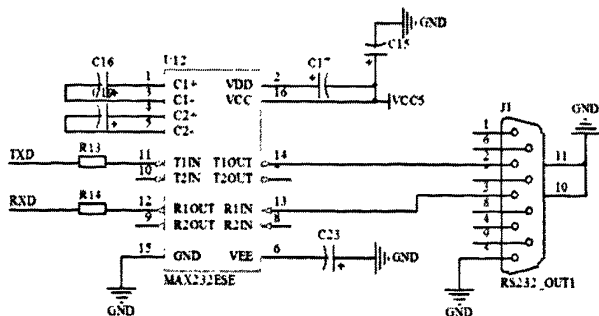


图 4-4 串口通讯电路原理图

4.2.4 电源模块

故障诊断系统采用便携式 9V 直流电源作为供电电源。9V 直流电源经过 LM7805 稳压至 5V，经由 5D12/150 转换得到 $\pm 12V$ ，分别给相应的芯片供电。电路原理图如图 4-5 所示。

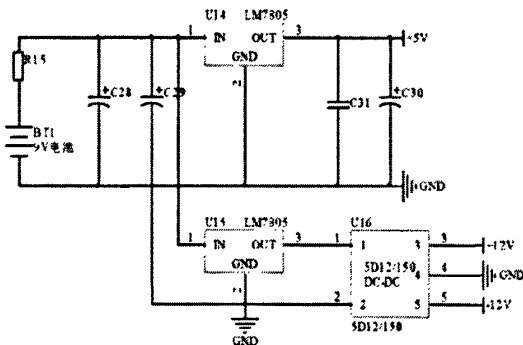


图 4-5 电源模块电路原理图

4.2.5 复位模块

系统复位是任何微机系统执行的第一步，使整个芯片回到默认的硬件状态下。单片机本身不能自动进行复位，必须配合相应的外部电路才能实现复位。89C52 的复位是由 RST 引脚来控制的，此引脚与高电平相接超过 24 个振荡周期后，单片机即进入芯片内部复位状态，而且一直在此状态下等待，直到 RST 引脚转为低电平后，才检查 EA 引脚是高电平或低电平，若为高电平则执行芯片内部的程序代码，若为低电平便会执行外部程序。系统复位电路原理图如图 4-6 所示。

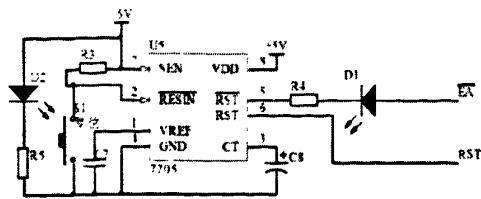


图 4-6 复位模块电路原理图

4.2.6 键盘

图 4-7 是键盘电路原理图。键盘主要控制系统的启动和参数的调整，本系统中考虑使用三个按键：启动/停止 (*Start/Stop*)、加 (*up*)、减 (*down*)。启动/停止按键用来启动或停止运行；通过 “+” “-” 两个按键的调整来检测供油提前角的值。图中，P1.5、P1.6、P1.7 的状态（按键按下，状态为 0）传给或门 74LS30。键按下时，74LS30 输出为高电平，加反相器 74LS04 保证 INT0 低电平触发。

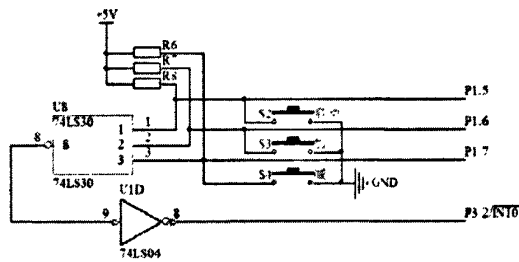


图 4-7 键盘电路原理图

4.3 故障诊断系统软件设计

把小波神经网络应用于实际中，需要进行软件的程序设计，其设计程序的好坏直接关系到系统诊断结果的准确性。所以，程序设计过程中，程序语言的选择和程序算法的确定至关重要，决定了系统的运行效率和诊断结果的准确性。本系统上位机采用 VC++ 和 MATLAB 相结合进行程序设计。

4.3.1 软件设计思想

对系统进行软件设计，要解决三方面的问题：明确软件设计要解决的问题；软件设计的内容和步骤；软件设计的程序语言和程序算法^[57]。本课

题设计的故障诊断系统包括：

(1) 软件要解决的问题

软件设计结束后，能够对下位机采集的信号进行准确的分析处理，可准确诊断出柴油机燃油系统的常见故障。

(2) 软件设计的内容和步骤

本系统软件内容主要包括小波包变换的特征提取和神经网络的智能诊断。目前，大部分的软件设计已经模块化，对编写的顺序没有太大的要求。具体的步骤如下：

① 确定故障样本，确定故障对应的样本文件。

② 界面设计，良好的软件一定要有友好的界面，美观大方是一方面，而且要求使用者操作简单方便。

③ 特征提取。

④ 故障诊断。

这四个部分既相互独立又相互关联，独立是因为它们可以单独编制程序，互不影响，但是各部分又可以相互调用，之间存在接口，所以又相互关联。

(3) 软件设计的程序语言和程序算法

本系统主要包括特征提取算法和故障诊断算法，采用小波包“能量—故障”特征提取法，RBF 网络故障诊断法。

4.3.2 程序语言选择与简介

程序语言的选择影响着系统的运行效率和使用的效果^[57]，本系统界面设计部分选择应用较为广泛且功能强大的 VC++，小波神经网络诊断算法选择 MATLAB，特别是神经网络工具箱为程序的编制提供了极大的方便，而且 MATLAB 与 VC++之间有很好的接口，易被连接和调用。

VC++用于面向对象的可视化编程，可以完成从底层软件直到面向用户软件的等各种应用程序开发，方便形成应用软件中各种用户界面和工具，可与系统及底层硬件直接交换数据。VC++开发的程序软件界面友好、代码执行效率高、执行速度快，已成为业界公认的 Windows 环境下的主要开发

工具。但是,由于 VC++ 本身没有提供对图形、图像相关类的封装,因此编程人员需自己动手编写图形、图像处理的底层函数,这样大大增加了编程的难度和复杂度^{[57][64][66]}。

MATLAB 是一款优秀的数学应用软件,它以向量数组和矩阵运算为基础,集数值分析、矩阵运算、信号处理和图形显示于一体。且具有强大的数据处理能力和丰富的工具箱处理函数,使得编程简单、易学。图形显示方便,不用编写大量的代码,仅用一个函数即可完成对不同格式的图像的显示工作;图像处理工具箱提供了丰富的图形、图像处理函数,极大地方便了对图形、图像的处理工作,提高了工作效率^[58]。

VC++ 和 MATLAB 各具所长,我们可将两者综合运用,混合编程,实现优势互补,给许多复杂程序的编写带来极大地方便。

4.3.3 VC++调用 MATLAB

VC++调用 MATLAB 大致分为两种方法:代码转换法和调用引擎法。代码转化法主要是通过把 MATLAB 程序转化为 VC++ 环境下可执行的 C++ 代码来实现 VC++调用 MATLAB 的目的。该方法在具体的实现当中又可以分为 MCC 编译器法和使用 Matcom 转化两种方法。调用引擎法的主要思想是通过建立 VC++与 MATLAB 两者之间的通信机制来实现 VC++ 程序对 MATLAB 函数的调用^[58]。本系统中采用调用引擎法。下面简要介绍一下 VC++调用 MATLAB 引擎的方法。

MATLAB 引擎采用客户机/服务器的体系结构,通过 Windows 的 ActiveX 通道或 UNIX 的管道和 MATLAB 进行连接,在具体应用中,VC++ 编写的应用程序作为客户机工作在前端,通过 MATLAB 计算引擎向后台 MATLAB 服务器传送数据,计算的结果再由 MATLAB 计算引擎返回给应用程序。

MATLAB 引擎法的调用一般步骤为:

- (1) 定义引擎指针、结构体变量和数组;
- (2) 判定 MATLAB 引擎是否启动;
- (3) 构造矩阵进行赋值;

- (4) 通过 MATLAB 引擎库函数向 MATLAB 工作区间传送构造矩阵,同时调用 MATLAB 命令,完成相应的计算任务;
- (5) 释放内存,关闭引擎^[58]。

4.3.4 软件设计结构图和程序设计流程图

图 4-8 是柴油机燃油系统软件设计结构图。

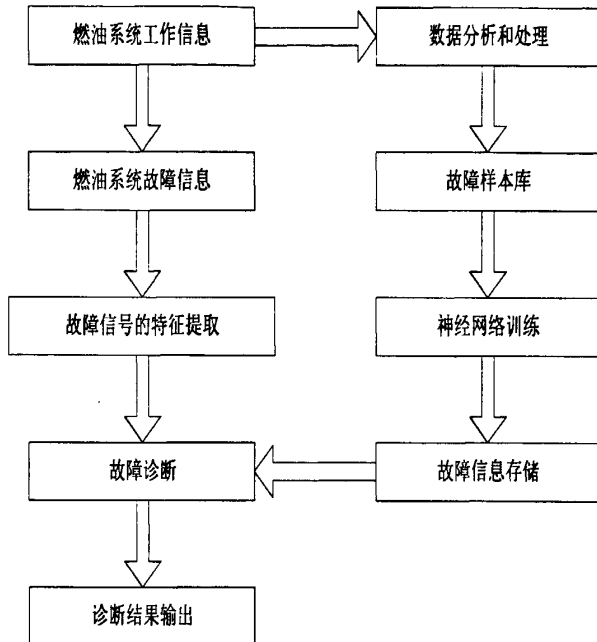


图 4-8 燃油系统软件设计结构图

设计结构图中各框图说明:

(1) 燃油系统工作信息

下位机通过夹持式传感器采集的高压油管上的油压信号,上传至上位机保存在特定的文件夹中。

(2) 数据分析和处理

系统中的对油压信号的分析主要是应用小波变换提取油压信号的能量故障特征,为下一步的神经网络训练提供更具有代表性的输入向量。

(3) 故障样本库

将处理后的数据按照故障类型进行分类存储,以供神经网络训练应用。

(4) 神经网络训练

完成故障样本的训练和学习。

(5) 故障信息存储

主要存储经过训练后的网络信息。

(6) 燃油系统故障信息

柴油机工作时,采集的需要检测其故障的数据信息,依然是油压信号。

(7) 故障信号的特征提取

此部分数据处理同(2),提取故障特征。

(8) 故障诊断系统

输入(7)处理后的故障特征,调用(5)故障信息来进行新的故障诊断。

(9) 诊断结果输出

输出或显示故障诊断结果,给出具体的维修建议。本系统仅仅只能显示故障诊断结果,还不能完全的给出维修建议,需要进一步补充和完善。

图 4-9 是燃油系统故障诊断程序设计流程图。

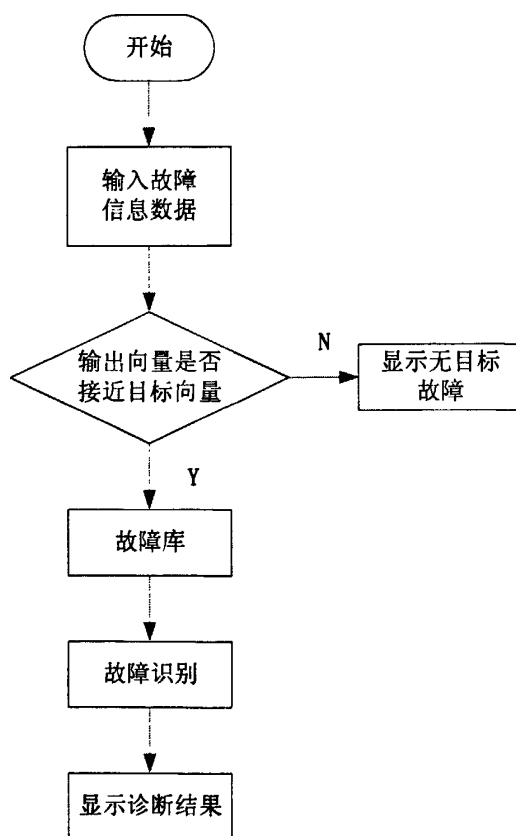


图 4-9 故障诊断程序设计流程图

4.4 系统功能实现及实验验证

针对燃油系统部分，下位机把采集的油压信号进行放大、滤波、A/D 转换后送入单片机，通过 RS-232 上传给上位机，数据保存后，既可以在现场处理和诊断，指出可能发生的部位和故障，也可以将数据带回实验室进行进一步的研究。

本系统编制的界面使用非常简单方便，下面简要做一下说明：

点击系统运行程序，可看到系统初始化界面，如图 4-10 所示，在界面上输入密码，点击“进入系统”，即可进入柴油机燃油系统智能故障诊断界面，如图 4-11 所示。

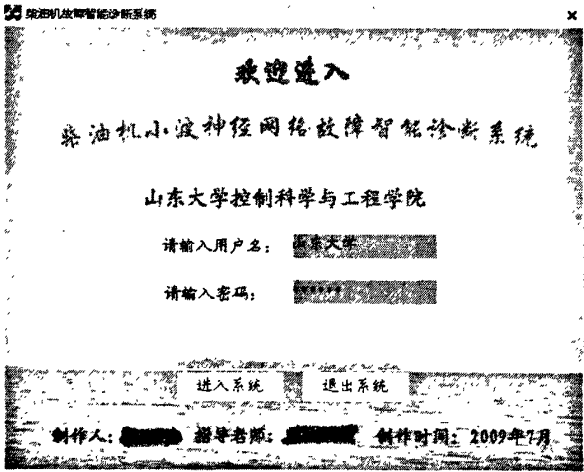


图 4-10 系统初始化界面

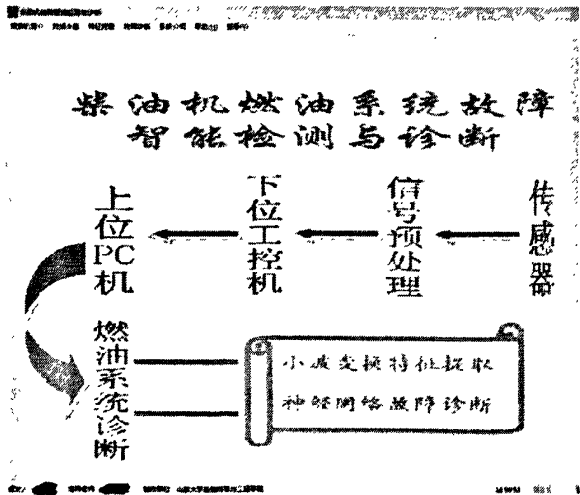


图 4-11 柴油机燃油系统智能故障诊断界面

图 4-11 柴油机智燃油系统能故障诊断界面中，包含柴油机简介、数据采集、特征提取、故障诊断等 7 个下拉菜单。

点击菜单“柴油机简介”，显示如图 4-12 所示界面。

点击菜单“数据采集”，显示如图 4-13 所示界面。

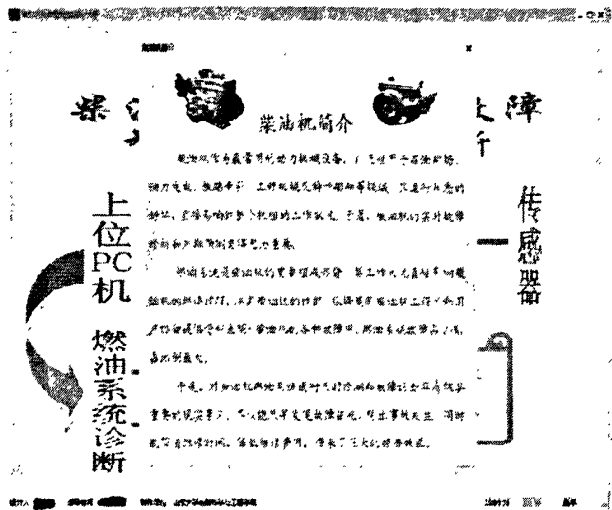


图 4-12 柴油机简介

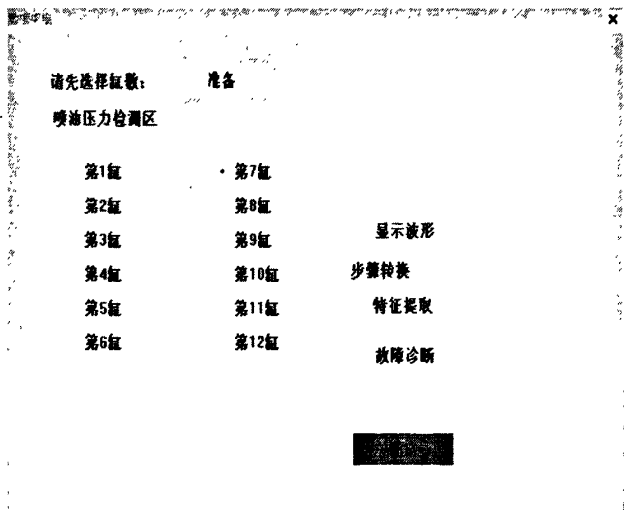


图 4-13 数据采集界面

图 4-13 所示界面中，“准备”表示上位机系统准备和下位机进行通讯，同时选择要检测的某缸。之后点击“确定”，按钮会由原来的灰色变成绿色。数据采集完毕，所采集信号会自动保存至某个系统设定的文件夹，点击“特征提取”和“故障诊断”，相应的转到“特征提取”和“故障诊断”界面，然后对所采集油压信号进行处理。如图 4-14 和图 4-15 所示。

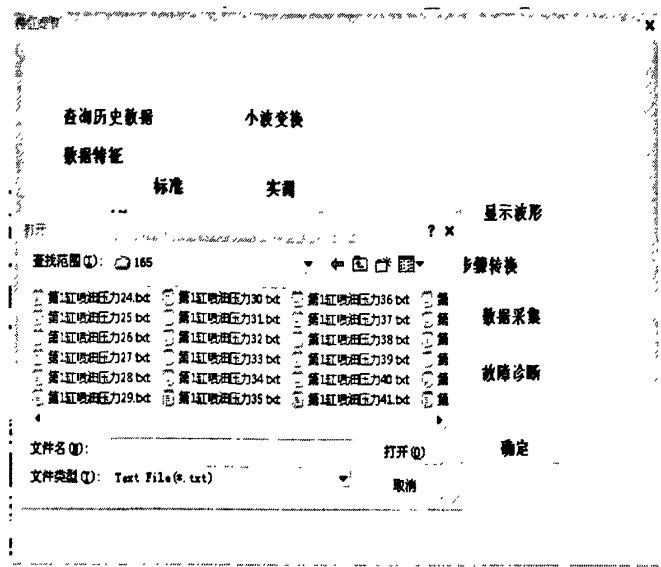


图 4-14 特征提取界面

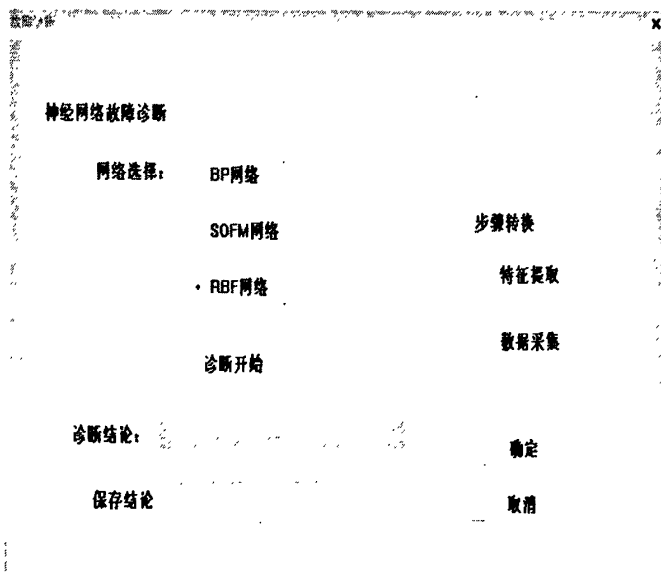


图 4-15 故障诊断界面

点击图 4-14 界面中，“查询历史数据”，便会调出刚刚数据采集中保存信号的文件夹，之后选择其中一组“打开”，点击“小波变换”，此时系统会调用 MATLAB 引擎，进入数据处理界面，如图 4-16 所示。在图 4-15 故障诊断界面中，选择某种神经网络，点击“诊断开始”，出现神经网络诊断界面，如图 4-17 所示。

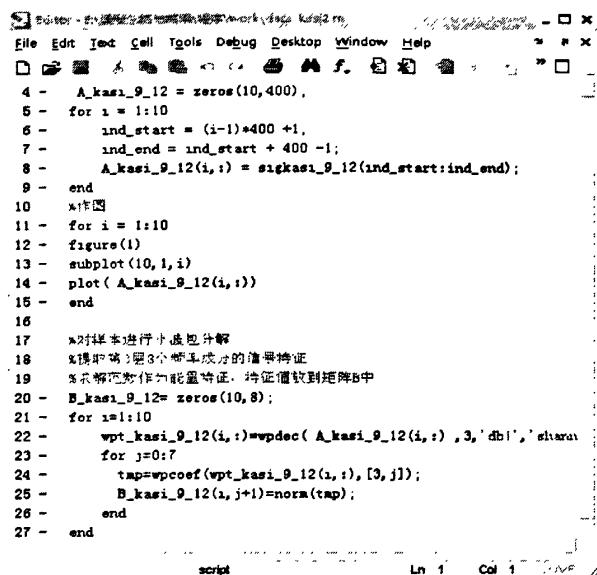


图 4-16 小波变换界面

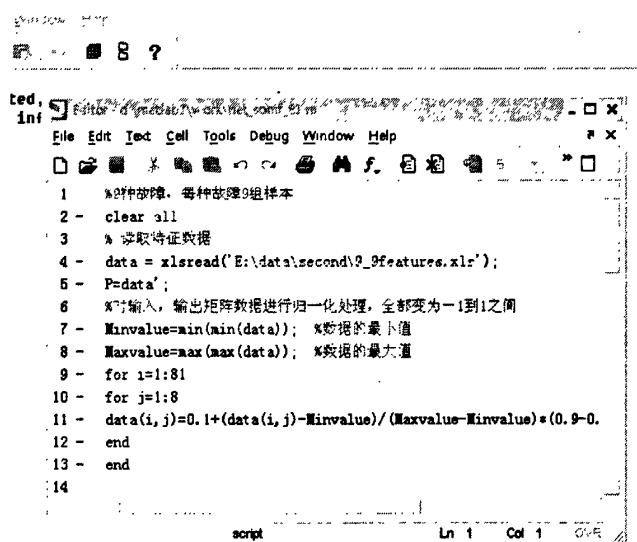


图 4-17 神经网络诊断界面

运行编制的 RBF 网络程序，出现结果如图 4-18 所示。

当训练完成后，达到网络性能误差就可进行下一步的仿真和故障诊断。在输入新的故障样本特征时，就可应用训练好的网络进行故障诊断。从图 4-14 中的查询历史数据，选择一组新的样本经特征提取后，应用刚才训练好的网络，点击图 4-15 中的“保存结论”，可看到诊断结论，如图 4-19 所示，并保存至诊断结论文件夹，文件夹中文档以“txt”形式存在。可供查阅与打印。

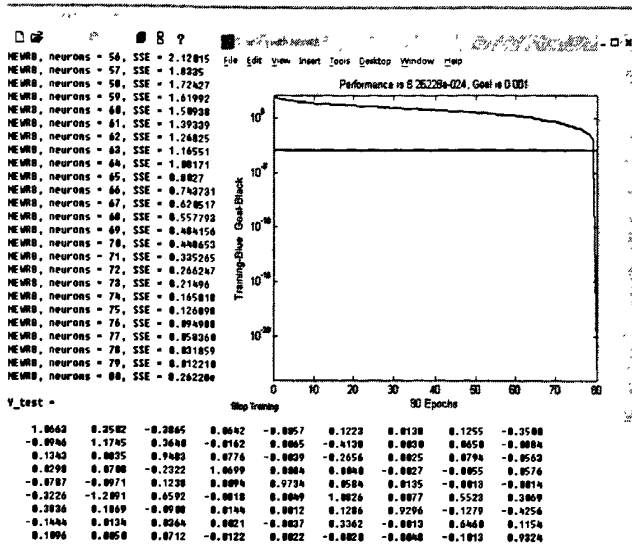


图 4-18 RBF 网络结果

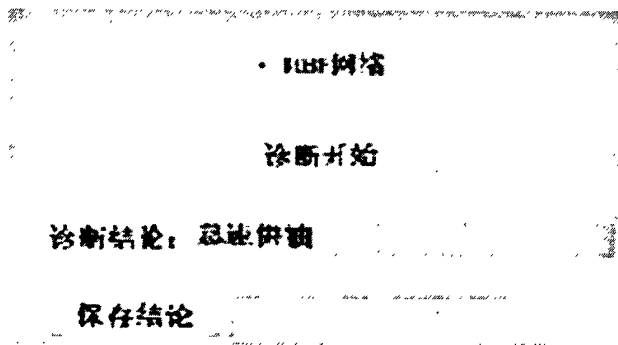


图 4-19 诊断结论显示

4.5 本章小结

本章主要介绍了柴油机故障诊断系统的整体设计思路与系统的软硬件设计，验证了系统功能的实现。实验结果表明：采用新型的不解体安装的固态信号采集方法，下位机系统可有效的采集油压信号，将数据储存在不掉电 RAM 中；上位机系统使用简单方便，真正的将小波神经网络用于实时故障诊断。因此，小波包神经网络应用于柴油机燃油系统故障诊断，具有可行性和实用性；但是，由于采用 VC++调用 MATLAB 引擎的方法，系统的响应不够快，而且此系统只是对 RBF 网络诊断进行了程序设计，基于 SOFM 网络的故障诊断系统还没有实现，需要进一步完善。

第五章 总结与展望

本文将小波变换和神经网络结合构建小波神经网络,设计与实现了柴油机燃油系统的故障诊断系统。论文中,系统地研究了基于小波变换的故障特征提取方法;详细探讨了基于 RBF 网络的网络设计和学习算法;探索性研究了 SOFM 网络的算法;深入说明了小波神经网络故障诊断方法以及如何应用小波神经网络进行柴油机故障诊断;实际设计了基于 89C52 的下位机和基于 VC++ 的上位机;设计了基于 RBF 网络的实时在线诊断系统,并进行了实验验证。

总结本论文的工作,可以得到以下结论:

1、采用了新型的不解体安装的固态信号采集方法。采用夹持式传感器,间接得到高压油腔内的压力波形,实现柴油机油压波形的不解体在线采集。

2、通过对小波变换基本理论的研究,重点研究了特征提取中的小波系数模极大值法和小波包频带能量分析法,并分别应用这两种方法有效地提取了油压信号的故障特征。尤其是提取的能量特征,更加适合作为神经网络故障诊断的输入样本向量。

3、在小波变换特征提取的基础上,讨论了 RBF 网络和 SOFM 网络的网络设计和学习算法,对神经网络在故障诊断中的应用进行了系统地研究。针对 BP 网络易陷入局部极小值和收敛速度慢的缺点,分别提出了基于 RBF 网络和 SOFM 网络诊断燃油系统故障的方法。

4、充分利用小波变换良好的时频特性,并结合神经网络的非线性映射及学习功能,实现了小波变换和神经网络的松散型结合。将小波包能量与 RBF 网络相结合,应用于柴油机燃油系统的油压信号的分析与处理,使油压波形的特征参数较准确的反映故障的类型,大大提高了诊断的准确性。小波神经网络克服了传统故障诊断的诸多局限性,利于人工智能故障诊断的研究和推广,对于其他机械设备的故障诊断有一定的借鉴意义。

5、根据系统实时诊断的要求,设计了柴油机燃油系统的故障诊断系统。下位机基于 89C52 设计,上位机基于 VC++ 设计,设计了数据采集、数据处理、特征提取、故障诊断多位一体的系统。现场实验验证了本系统的可

行性,能够实现柴油机燃油系统的实时在线故障诊断。

由于实时在线状态检测和故障诊断是一个新的研究方向,融合的门类也比较多,再加上时间有限,本课题还存在一些不足以及尚待研究的问题。

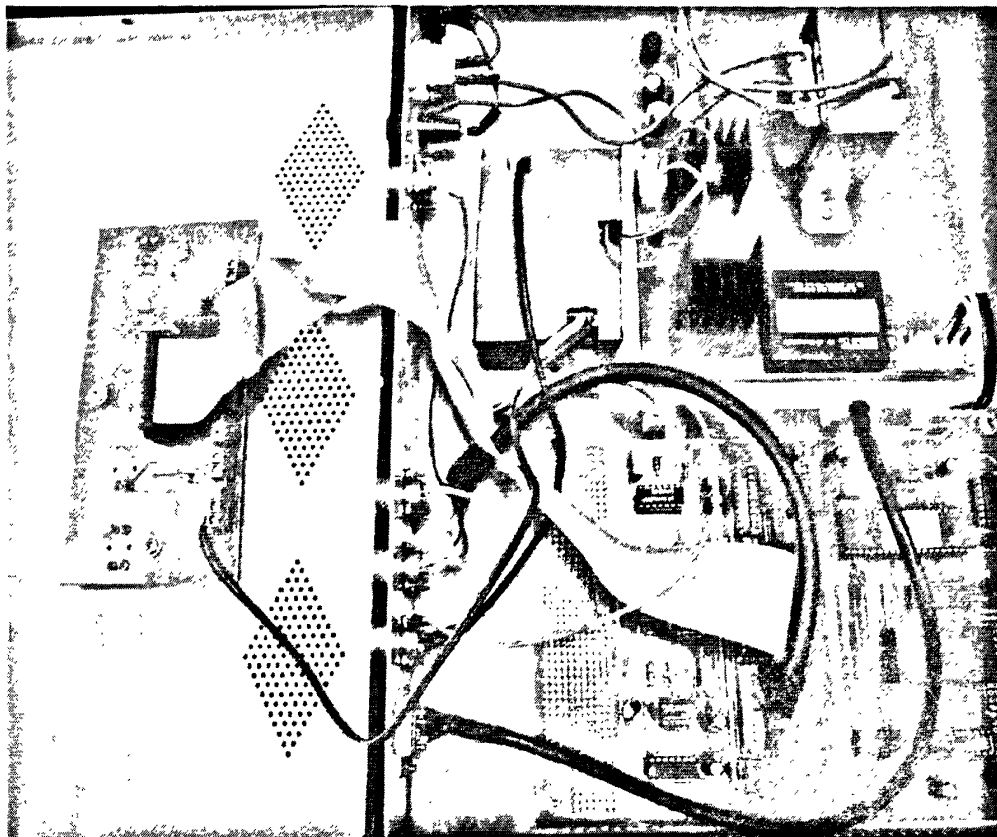
主要有:

1、理论算法有待深入研究。本论文只针对松散型小波神经网络进行研究,进一步需要研究紧致型小波神经网络,并对 RBF 网络中心向量进一步进行优化。

2、故障诊断系统有待进一步完善。本论文上位机系统只实现了小波变换和 RBF 网络模型相结合的燃油系统故障诊断,其他网络模型没有实现,需要进一步的完善并产品化。另外,系统虽然实现了实时在线故障诊断,但响应速度有待提高,需要进一步探索其他实时在线诊断方法。

附 录

故障诊断系统硬件电路:



附图-1 故障诊断系统硬件实际电路板

参考文献

- [1] 虞和济, 陈长征. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
- [2] 曹龙汉. 柴油机智能化故障诊断技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [3] GEN-TING YAN, GUANG-FU MA. Fault Diagnosis of Diesel Engine Combustion System Based on Neural Networks [C]. Proceeding of the Third Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 26-29 August 2004.
- [4] 李书磊. 基于小波神经网络的齿轮故障诊断[D]. 湖北: 武汉科技大学硕士论文, 2007.
- [5] 康元福. 基于小波神经网络的汽车发动机故障诊断的研究[D]. 黑龙江: 哈尔滨工业大学硕士论文, 2003.
- [6] 黄宜军. 小波神经网络及其在飞控系统中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学博士学位论文, 2006.
- [7] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [8] 飞思科技产品研发中心. 小波分析理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [9] 李弼成, 罗建书等. 小波分析及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [10] 赵芳. 基于模糊模式识别的船用柴油机状态监测和故障诊断[D]. 山东: 山东大学硕士学位论文, 2005.
- [11] 张连方. 柴油机原理[M]. 上海: 上海交通大学出版社 1987.
- [12] Qingwen Song, Karolos M. Grigoriadis. Diesel Engine Speed Regulation Using Linear Parameter Varying Control [J]. Proceeding of the American Conference Denver, Colorado June 4-6, 2003.
- [13] 周龙保. 内燃机学[M]. 北京: 机械工业出版社 2005.
- [14] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安交通大学出版社, 1998.
- [15] 张定会. 基于小波分析的故障诊断[J]. 上海理工大学学报, 2000, 22

(2): 137-140.

- [16] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [17] 姜巍, 张卫宁. 基于小波变换的柴油机故障智能检测新方法[J]. 控制工程, 2005.5, 12(3): 277-280.
- [18] 飞思科技产品研发中心. 神经网络与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [19] Francis E. H. Tay, Lixiang Shen. Fault diagnosis based on Rough set Theory[J]. Engineering applications of Artificial Intellingence 2003, 16:39-43.
- [20] 黄强. 神经网络技术在柴油机故障诊断与控制中应用的研究[D]. 湖北: 华中科技大学博士学位论文, 2003.
- [21] Donoho D. De-noising by soft-thresholding[J], IEEE Trans Information Theroy, 1995, 41(3):613-627.
- [22] Liu Baoling, Shih-fu, Meng Qingfeng. Machinery diagnosis based on packets[J], Journal Vibration and Control, 1997, 1(3):5-17.
- [23] 闻新. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [24] 董长虹. 神经网络与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [25] Ding Hong, Gui XiuWen and Yang Shuzi. An approach to state recognition and knowledge-based diagnose for engines. Mechanical System and Signal Processing, 1991: 5(4).
- [26] 刘政凯, 李葆馨. Kohonen 自组织特征映射模型的推广[J]. 自动化学报, 1994, 5 第 20 卷第 3 期 338~341.
- [27] 王立国, 吴猛, 韩光信. 基于连续小波变换极值点进行故障检测的研究[J]. 吉林化工学院学报, 2002. 6, 19(2): 51-53.
- [28] 李录平, 邹新元. 小波变换在振动故障奇异信号检测中的应用[J]. 汽轮机技术, 2000.
- [29] 郭黎利, 刘微, 叶桂林. 小波分析在信号奇异性检测中的应用[J]. 信息技术, 2008, 5: 58-60.
- [30] 从爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国

科技大学出版社, 1998.

- [31] 白雷石. 基于模式识别的柴油机故障智能诊断系统[D]. 山东: 山东大学硕士论文, 2002.
- [32] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 1991.
- [33] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [34] Simon Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd Edition[M] Pearson Education, Inc, 1999.
- [35] 刘建敏等. 检测柴油机燃油喷射系统的卡持式传感器[J]. 装甲兵工程学院学报, 1996, 第 10 卷第 1 期, 46~50.
- [36] 李宴, 石来德. 自组织神经网络在故障诊断中的应用[J]. 现代机械, 2000, 第 4 期, 15~16.
- [37] 曹龙汉等. 柴油机故障诊断技术的现状及展望[J]. 重庆大学学报, 2001, 第 24 卷第 6 期, 134~138.
- [38] 乔新勇, 刘东利等. 基于压力波的柴油机喷油器故障诊断研究[J]. 无损检测, 2004, 第 26 卷第 4 期, 180~183.
- [39] 楼顺天, 施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.
- [40] JIANGUO YANG, LIJUN PU, ZHIHUA WANG. Fault detection in a diesel engine by analyzing the instantaneous angular speed[J]. Mechanical Systems and signal processing 2001, 15(3):549-564.
- [41] 李彦凤. 基于模糊模式识别的柴油机故障诊断系统[D]. 山东: 山东大学硕士论文, 2004.
- [42] 赵文仓. 基于模式识别的柴油机故障诊断系统的研究[D]. 山东: 山东大学硕士论文, 2002.
- [43] 李玉峰. 基于神经网络的柴油机燃油系统故障诊断的研究和实现[D]. 山东: 山东大学硕士论文, 2007.
- [44] 熊萌立, 颜斯泰. 基于 MATLAB 小波分析的奇异信号检测的研究[J]. 信息科技, 92-94.
- [45] 曾芸, 武和雷. 基于小波包的能量特征提取及智能诊断[J]. 计算机技

- 术与自动化, 2008, 4: 115-11.
- [46] 衣文凤. 基于瞬时转速法分析柴油机各缸工作均匀性的数据处理和故障诊断[D]. 山东: 山东大学硕士论文, 2009.
- [47] Smith D J. Monitoring/diagnostic systems enhance plant asset management. Power Engineering, 1992, 96(6).
- [48] Yen, Gary G, Lin Kuo-Chung. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring[J]. IEEE Transactions on Industria Electronics, 2000, 47(3):650-667.
- [49] 殷博超. 基于模式识别的发动机状态检测与故障诊断系统的研究[D]. 山东: 山东大学硕士学位论文, 2001.
- [50] 徐敏等主编. 设备故障诊断手册. 西安交通大学出版社. 1998.
- [51] 黄险峰, 冯庆东, 王芝茗. 基于小波分析的高压输电线故障信号压缩[J]. 东北电力技术, 2001, 4: 10-13.
- [52] 李宴, 石来德. 自组织神经网络在故障诊断中的应用[J]. 现代机械, 2000, 第 4 期, 15~16.
- [53] 石灵丹, 槐博超. RBF 神经网络在柴油机燃油系统故障诊断中的应用研究[J]. 船电技术, 2009, 8: 18-22.
- [54] 冯楠, 李文海. 小波神经网络在故障诊断中的应用[J], 现代电子技术, 2009, 11: 129-131.
- [55] 赵龙庆, 王裕鹏. 基于小波包分析和神经网络柴油机故障诊断研究[J]. 小型内燃机与摩托车, 2009, 6: 9-11.
- [56] 曾芸, 武和雷. 基于小波包的能量特征提取及智能诊断[J]. 计算机技术与自动化, 2008, 4: 115-11.
- [57] 魏全坤. Z12V190B 柴油机神经网络故障诊断应用研究[D]. 沈阳: 东北大学硕士论文, 2005.
- [58] 董长虹. MATLAB 接口技术与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- [59] 刘金琨. 智能控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [60] Lee Yunwoo. Wavelet based multi-reslution edge detection for noise images. Melbourne: Florida Institute of technology, 1999.

- [61] 刘美容. 基于遗传算法、小波与神经网络的模拟电路故障诊断方法[D]. 湖南: 湖南大学博士学位论文, 2009.
- [62] J.B.Jones. et al. A Review on Condition Monitoring and Fault Diagnosis for Diesel Engines. Condition Monitoring'97/Xi'an
- [63] 张兴华等. 表征内燃机不同特征的检测技术研究[J]. 山东内燃机, 1998, 3.
- [64] 潘金凤. 一种柴油机智能故障诊断系统的信号的滤波[D]. 山东: 山东大学硕士学位论文, 2005.
- [65] DS1230Y/AB 256K Nonvolatile SRAM. www.dalsemi.com
- [66] 孙鑫, 余安萍等. VC++深入详解[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

致 谢

在论文即将完成之际，谨向给予我无私支持、帮助和关怀的老师、同学以及朋友们表达我最诚挚的谢意。

首先要感谢我的导师刘玫教授三年来对我的悉心指导。无论是论文选题、撰写和成文后的修改，还是课题的研究进展等方面，都倾注了刘老师大量的心血。三年来，刘老师在工作、学习和生活方面给予了我极大的关心、支持和帮助，导师渊博的学识、严谨的治学态度、高尚的令人尊重的科研态度和人格作风，给我留下了深刻的印象，并使我受益终生。谨此向刘老师致以崇高的敬意和衷心的感谢！

感谢柴油机厂的张兴华高级工程师，在课题研究过程中给予我很大的帮助。

感谢实验室曾毅老师对我的关心，在平时的学习生活中，给了我很多的帮助。

感谢实验室的各位师兄弟、师姐妹们。感谢所有关心、支持、帮助过我的师长、同学和朋友们！

感谢我的家人对我的无微不至的关心和支持！

最后，衷心感谢各位在百忙之中为论文审阅付出辛勤劳动的专家学者。

攻读学位期间发表的学术论文及获得的荣誉

(1) 发表的学术论文:

- [1] 李凤鸣, 刘玫等. 基于 PIC30F4012 的电控系统的设计与仿真.
机电一体化 (录用待刊).

(2) 参加的工程项目:

- [1] 柴油机故障诊断仪的研究与开发.
[2] 可变喷嘴涡轮增压器的电控系统设计.

(3) 所获荣誉情况:

- [1] 2009. 11, 荣获光华奖学金.
[2] 2010. 01, 荣获山东大学优秀研究生.

学位论文评阅及答辩情况表

论文评阅人	姓 名		专业技术 职 务	是否博导 (硕导)	所 在 单 位		总体评价 ※
	匿名						A
	匿名						A
答辩委员会成员	姓 名		专业技术 职 务	是否博导 (硕导)	所 在 单 位		
	主席	蔡星光	教授	是	山东轻工业学院		
	委 员	王王振	教授	是	山东大学		
		王划一	教授	是	山东大学		
		李现明	教授	是	山东大学		
		杨西使	副教授	是	山东大学		
	员						
答辩委员会对论文的 总体评价※			A	答辩秘书	杨西使	答辩日期	2010.5.23
备注							

※优秀为“A”；良好为“B”；合格为“C”；不合格为“D”。

